

République de Côte d'Ivoire

UNION-DISCIPLINE-TRAVAIL

~~~~~

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la  
Recherche Scientifique



Université FELIX HOUPHOUËT-BOIGNY  
de Cocody

N° d'ordre : 2526/2022

Année Universitaire : 2021-2022



UFR des Sciences de la Terre  
et des Ressources Minières

Laboratoire de Télédétection et SIG (LaTSIG)

## THÈSE

Pour obtenir le titre de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ FÉLIX  
HOUPHOUËT-BOIGNY DE COCODY**

**EN TÉLÉDÉTECTION ET SIG**

Option : Aménagement, Gestion des Terres et des Écosystèmes (AGTE)

Par

**OUATTARA Tiodionwa Abdoulaye**

**Thème :**

**SUIVI DES TERRES ET DE LA DÉFORESTATION PAR  
TÉLÉDÉTECTION SPATIALE ET AÉRIENNE A L'EST ET AU SUD-EST  
DE LA CÔTE D'IVOIRE**

**Soutenue publiquement le 26 Mars 2022, devant le jury composé de :**

|                             |                                                                         |                    |
|-----------------------------|-------------------------------------------------------------------------|--------------------|
| M. AFFIAN KOUADIO           | Professeur Titulaire, Université Félix Houphouët-Boigny                 | Président du Jury  |
| M. KOUAME KOFFI FERNAND     | Professeur Titulaire, Université Félix Houphouët-Boigny                 | Directeur de thèse |
| M. BARIMA YAO SADAIOU SABAS | Professeur Titulaire, Université Jean Lorougnon Guédé                   | Rapporteur         |
| M. ZO-BI IRIÉ CASIMIR       | Maître de Conférences, Institut National Polytechnique Houphouët-Boigny | Rapporteur         |
| M. KONAN KOUADIO EUGÈNE     | Maître de Conférences, Université Félix Houphouët-Boigny                | Examineur          |

République de Côte d'Ivoire

UNION-DISCIPLINE-TRAVAIL

~~~~~

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la  
Recherche Scientifique



Université FELIX HOUPHOUËT-BOIGNY  
de Cocody

N° d'ordre : 2526/2022

Année Universitaire : 2021-2022



UFR des Sciences de la Terre  
et des Ressources Minières

**Laboratoire de Télédétection et SIG (LaTSIG)**

# **THÈSE**

Pour obtenir le titre de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ FÉLIX  
HOUPHOUËT-BOIGNY DE COCODY**

**EN TÉLÉDÉTECTION ET SIG**

Option : Aménagement, Gestion des Terres et des Écosystèmes (AGTE)

Par

**OUATTARA Tiodionwa Abdoulaye**

**Thème :**

**SUIVI DES TERRES ET DE LA DÉFORESTATION PAR  
TÉLÉDÉTECTION SPATIALE ET AÉRIENNE A L'EST ET AU SUD-EST  
DE LA CÔTE D'IVOIRE**

**Soutenue publiquement le 26 Mars 2022, devant le jury composé de :**

M. AFFIAN KOUADIO	Professeur Titulaire, Université Félix Houphouët-Boigny	Président du Jury
M. KOUAME KOFFI FERNAND	Professeur Titulaire, Université Félix Houphouët-Boigny	Directeur de thèse
M. BARIMA YAO SADAIYOU SABAS	Professeur Titulaire, Université Jean Lorougnon Guédé	Rapporteur
M. ZO-BI IRIÉ CASIMIR	Maître de Conférences, Institut National Polytechnique Houphouët-Boigny	Rapporteur
M. KONAN KOUADIO EUGÈNE	Maître de Conférences, Université Félix Houphouët-Boigny	Examineur

## DÉDICACES

*Au Seigneur Tout Puissant*

*A mon père Nanzaraga OUATTARA*

*A mes mères Sita YEO et Mariam DIARRASSOUBA*

*QUE LE TOUT PUISSANT DANS SA GRANDE MISERICORDE LES BÉNISSE  
ET QUE SA VOLONTÉ SE FASSE TOUJOURS DANS NOS VIES*



## REMERCIEMENTS

Cette thèse a été réalisée grâce au soutien, à l'encadrement et à l'appui de plusieurs personnes. A toutes ces personnes, je tiens à leur traduire tous mes remerciements et mes sincères reconnaissances. Je m'excuse d'avance d'oublier certains, car nombreux sont ceux qui ont facilité la réalisation de cette thèse.

Je remercie l'UEMOA pour son soutien financier qui a permis de prendre en charge ma scolarité et mes frais de formation au CURAT. Enfin, j'adresse mes vifs remerciements à l'Agence Française pour le Développement (AFD) pour le financement du Projet REDD+ de la Mé à travers lequel ces travaux se sont réalisés.

Je voudrais traduire par ces quelques mots mon infini remerciement aux Professeurs des Universités BALLO Zié et AFFIAN Kouadio, respectivement Président et Vice-président de l'Université Félix Houphouët-Boigny pour mon admission dans cette Université afin d'y réaliser le Master et la Thèse.

Je puis trouver ici l'opportunité de remercier le Professeur SORO Nagnin, Doyen de l'Unité de Formation et de Recherche des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (UFR-STRM), le Professeur COULIBALY Yacouba et le Docteur KOUADIO Konan Emmanuel, respectivement Vice-Doyen chargée de la Recherche et Vice-Doyen chargé de la Pédagogie, ainsi qu'à toute l'instance directionnelle de l'UFR-STRM pour mon admission dans cette UFR afin d'y réaliser le Master et la Thèse.

J'adresse mes vifs remerciements au Docteur KONAN Honoré, responsable de la commission Scientifique de l'UFR-STRM, qui m'a donné l'opportunité de présenter mes travaux devant un jury et à tout l'ensemble des membres du Jury que sont : le Professeur AFFIAN Kouadio, en qualité de Président du Jury, ensuite le Professeur BARIMA Yao Sabas et le Docteur ZO-BI Irié Casimir, pour avoir accepté de rapporter ce travail de thèse et pour toutes leurs remarques constructives ; puis, le Docteur KONAN Kouadio Eugène en tant qu'examineur. Je ne s'aurai omettre le Professeur DIGBEHI Zeli Bruno responsable du 3<sup>e</sup> Cycle de l'UFR-STRM.

Je remercie le Docteur KOUAME KAN Jean, Maîtres de conférence et Directeur du CURAT, ainsi que Docteur MOBIO Brice, Docteur YOUAN TA Marc et Docteur N'DA Dibi Hyppolite, respectivement Responsable du laboratoire de Télédétection et SIG (LaTSIG), Vice-

Directeur chargé de la pédagogie et Vice-Directeur chargé de la recherche au CURAT, pour leurs conseils et leur accompagnement sur le plan administratif et de la recherche.

Je tiens à exprimer ma gratitude à mon Directeur de thèse, le Professeur KOUAMÉ Koffi Fernand, Professeur Titulaire à l'UFR STRM, Directeur des affaires académiques et pédagogiques à l'Université Virtuelle de Côte d'Ivoire (UVCI), Sous-Directeur de l'information et du patrimoine à la Direction des ressources en eau du Ministère des Eaux et Forêts. Il a bien voulu m'accueillir au CURAT et a accepté d'encadrer d'abord mes travaux de Master qu'il a suscité puis ceux de ma thèse. Je voudrais le remercier du fond du cœur pour son esprit d'ouverture et pour toute la sympathie dont il a fait preuve à mon égard lors des difficultés rencontrées dans l'accomplissement de ce travail. Ses critiques, ses conseils avisés et son expérience scientifique m'ont été très précieux.

Je témoigne également toute ma gratitude au Docteur GRINAND Clovis, responsable de NITIDAE Lab. (France), qui a assuré l'encadrement technique de cette thèse. Je voudrais le remercier pour ses conseils avisés, son encadrement et sa rigueur scientifique. Cela m'a été très précieux dans ma carrière de géomaticien et dans la recherche de financement pour mes travaux.

J'exprime mes vifs remerciements au Docteur Casimir Irié ZO-BI, Maître de Conférences à l'Institut National Polytechnique Houphouët-Boigny de Yamoussoukro (INP-HB), pour ses conseils et son accompagnement.

Je tiens à remercier l'ONG NITIDAE dont particulièrement VAUDRY Romuald, GARNIER Benjamin, RABANY Cédric et TIBERGHIE Mathieu, respectivement ex-représentant au Sénégal (aujourd'hui à la facilité REDD+ de l'Union Européenne), représentant en Côte d'Ivoire et Co-directeurs de l'ONG qui m'ont offert l'opportunité d'emploi et de travail de recherche.

Je tiens à traduire mes reconnaissances aux personnels Enseignants-Chercheurs de l'UFR STRM et du CURAT en particulier : Professeur DJAGOVA Valère Eric M'Moi, Professeur JOURDA Patrice, Professeur SALEY Bachir Mahamane, Docteur OUATTARA Adama, Docteur KOUADIO Hélène, Docteur KASSI Jean-Baptiste, Docteur KOUAME Adonis, Docteur ASSOMA Vincent, Docteur YAO Noëllie, Docteur JOFACK-SOKENG Valère, Docteur KOUASSI-KAN et Docteur YOU Lucette, pour leur soutien et leurs conseils constructifs.

Mes remerciements vont aussi à l'endroit de Monsieur N'GONIAN Victor, Monsieur HOUPHOUËT Paul et Madame ADON Marie-Jeanne, responsables Administratifs du CURAT, pour leur collaboration et leur amitié.

J'ai rencontré de merveilleuses personnes au sein de l'ONG NITIDAE qui m'ont apporté conseils et soutien dont KONATE Alimata, M'BAHIA Joseph, CAMALEONTE Caroline, RULLIER Noémie, ALLE Ulrich, GOMEU Dorgelès, AHOUAKE Romaric, SOUMAHORO Youssouf, YAPOGA Maurice, OUEDRAOGO Seydou, KEDJA Serge et ABDOU Oum.

Je me fais un devoir et un plaisir de remercier ceux qui, à Montpellier et à Paris, ont contribué à faciliter mon séjour et à surmonter mes difficultés, par leur hospitalité, leur accueil et leur assistance. Mention spéciale à la Maison de la Télédétection, regroupant les UMR TETIS et Espace-Dev ainsi que le bureau de NITIDAE Lab, qui m'a accueilli pendant un séjour scientifique d'un mois. Merci également à l'équipe de NITIDAE à Montpellier dont Docteur NOURTIER Marie, Docteur MONTFORT Frédérique et KNOPLUCH Corentin. Merci à la Directrice Administrative et financière de NITIDAE, ROGEZ Virginie, pour son soutien, son accueil et sa disponibilité à Paris. Enfin merci à mes amis d'enfance KOUACOUTIE Jean-Yves et CISSE Habib, vivant à Paris, pour leur accueil et les bons moments de retrouvaille qu'on a eu à passer ensemble.

Je ne saurai oublier Monsieur YEO Tchohogo (Chef de la cellule d'aménagement de la société INPROBOIS), Monsieur ETTOUEU Victor et Monsieur KOUAKOU Pascal (Tous deux techniciens et Ecogardes de la Société SITBAI à Bossématié), ainsi que le Capitaine KOUAKOU Barthélémié (qui était le Chef de l'Unité de Gestion forestière de la Bossématié), pour leur accompagnement dans le cadre des activités de terrain dans la forêt classée de Bossématié, en espérant que ce travail puisse leur être utile à la gestion des forêts classées.

J'exprime mes chaleureux remerciements à tous les membres de la famille OUATTARA qui ont cru en moi ainsi qu'à mon épouse COULIBALY Kango, qui n'a cessé de me réserver un meilleur accompagnement quand parfois le stress rendait mes journées difficiles.

A tous ceux dont les noms n'ont pas pu être cités ; que le Seigneur vous bénisse !

## TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACES .....	i
REMERCIEMENTS.....	ii
LISTE DES FIGURES.....	x
LISTE DES TABLEAUX .....	xiv
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS.....	xvi
RÉSUMÉ.....	xviii
ABSTRACT .....	xix
GLOSSAIRES .....	xx
INTRODUCTION GÉNÉRALE .....	1
<b>PREMIÈRE PARTIE : GÉNÉRALITÉS .....</b>	<b>6</b>
<b>CHAPITRE 1 : CADRE GÉOGRAPHIQUE, ENVIRONNEMENTAL ET SOCIO-ÉCONOMIQUE .....</b>	<b>7</b>
<b>1-1 SITUATION GÉOGRAPHIQUE ET ADMINISTRATIVE.....</b>	<b>7</b>
<b>1-2 VÉGÉTATION ET FAUNE.....</b>	<b>8</b>
1-2-1 Végétation climacique .....	8
1-2-2 Caractéristiques du peuplement actuel.....	10
1-2-3 Faune.....	12
<b>1-3 DONNÉES PHYSIQUES .....</b>	<b>14</b>
1-3-1 Climat.....	14
1-3-2 Hydrographie .....	16
1-3-3 Relief.....	17
1-3-4 Géologie.....	18
1-3-5 Pédologie.....	19
<b>1-4 DONNÉES SOCIO-DEMOGRAPHIQUES ET ÉCONOMIQUES.....</b>	<b>20</b>
1-4-1 Données socio-démographiques de la Région de la Mé .....	21
1-4-1-1 Population .....	21
1-4-1-2 Organisation sociale .....	22
1-4-1-3 Mode de gestion du foncier rural .....	23
1-4-2 Données socio-démographiques de la Région de l'Indénié-Djuablin.....	24
1-4-2-1 Population .....	24
1-4-2-2 Organisation sociale .....	24
1-4-2-3 Mode de gestion du foncier rural .....	25
1-4-3 Données socio-démographiques de la Région du Sud-Comoé.....	25
1-4-3-1 Population .....	25
1-4-3-2 Organisation sociale .....	26
1-4-3-3 Mode de gestion du foncier rural .....	27
1-4-4 Données économiques .....	27
1-4-4-1 Agriculture .....	27
1-4-4-2 Commerce .....	27
1-4-4-3 Industrie.....	28
1-4-4-4 Elevage et Pêche .....	28
1-4-4-5 Artisanat et Tourisme.....	29

<b>CONCLUSION PARTIELLE.....</b>	<b>30</b>
<b>CHAPITRE 2 : CADRE THÉORIQUE DE L'ÉTUDE .....</b>	<b>31</b>
<b>2-1 NOTION DE FORÊT .....</b>	<b>31</b>
2-1-1 La forêt : puits de carbone .....	31
2-1-2 Déforestation et dégradation des forêts.....	32
2-1-2-1 Dans le monde.....	32
2-1-2-2 En Côte d'Ivoire.....	34
<b>2-2 NOTION D'EFFET DE SERRE ET DE CHANGEMENT CLIMATIQUE .....</b>	<b>37</b>
2-2-1 Définitions.....	37
2-2-2 Efforts d'atténuation des effets du changement climatique.....	37
2-2-2-1 La REDD+ dans le monde .....	39
2-2-2-2 La REDD+ en Côte d'Ivoire .....	41
<b>2-3 SYSTÈMES DE SURVEILLANCE DE LA FORÊT EN CÔTE D'IVOIRE .....</b>	<b>42</b>
2-3-1 Système National de Surveillance des Forêts .....	43
2-3-2 Système Starling .....	44
2-3-3 Système IMAGES.....	44
<b>2-4 APPORTS ET LIMITES DE LA TÉLÉDÉTECTION POUR LA</b>	
<b>CARTOGRAPHIE.....</b>	<b>45</b>
2-4-1 Système Optique .....	46
2-4-2 Système RADAR.....	47
2-4-3 Systèmes LiDAR .....	49
<b>2-5 VERS UN OUTIL DE TÉLÉDÉTECTION ACCÉSSIBLE A TOUS : LES DRONES</b>	
<b>.....</b>	<b>51</b>
2-5-1 Typologie des drones .....	51
2-5-2 Spécificité des drones .....	52
2-5-3 Technologie de capteurs embarqués .....	54
<b>2-6 TRAITEMENTS D'IMAGES : L'USAGE DE PLUS EN PLUS DES MÉTHODES</b>	
<b>D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE.....</b>	<b>54</b>
2-6-1 Segmentation d'images .....	55
2-6-2 Extraction de caractéristiques .....	56
2-6-3 Classification.....	57
2-6-3-1 Classification par maximum de vraisemblance.....	57
2-6-3-2 Réseaux de neurones artificiels .....	58
2-6-3-3 Machines à vecteurs de support .....	59
2-6-3-4 Classification par arbres de décision.....	60
2-6-3-5 Classification par Random Forests.....	62
2-6-4 Post-traitement .....	64
<b>CONCLUSION PARTIELLE.....</b>	<b>65</b>
<b>DEUXIÈME PARTIE : MATÉRIEL ET MÉTHODES .....</b>	<b>66</b>
<b>CHAPITRE 3 : MATÉRIEL DE L'ÉTUDE .....</b>	<b>67</b>
<b>3-1 OUTILS DE TÉLÉDÉTECTION .....</b>	<b>67</b>
3-1-1 Satellite Sentinel-2 .....	67
3-1-2 Satellite Sentinel-1 .....	69
3-1-3 Drone.....	70

<b>3-2 MATERIEL DE TERRAIN</b> .....	<b>71</b>
<b>3-3 MATERIEL INFORMATIQUE</b> .....	<b>71</b>
<b>3-4 LES DONNÉES CARTOGRAPHIQUES</b> .....	<b>71</b>
<b>3-5 OUTILS DE TRAITEMENTS DES DONNÉES</b> .....	<b>72</b>
3-5-1 R et RStudio .....	72
3-5-2 QGIS .....	72
3-5-3 SNAP .....	72
3-5-4 Agisoft PhotoScan .....	72
3-5-5 Application Smartphone .....	73
<b>CONCLUSION PARTIELLE</b> .....	<b>74</b>
<b>CHAPITRE 4 : MÉTHODES</b> .....	<b>75</b>
<b>4-1 CADRE CONCEPTUEL DE L’APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE</b> .....	<b>75</b>
<b>4-2 SUIVI RÉGIONAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET</b>	
<b>AGROFORESTIÈRE</b> .....	<b>75</b>
4-2-1 Prétraitement des images Sentinel-2 .....	76
4-2-2 Typologie des classes d’occupation et d’usage des terres .....	78
4-2-3 Délimitation des données d’apprentissages .....	80
4-2-4 Classification Random Forests .....	82
4-2-5 Evaluation de la qualité des cartographies .....	83
4-2-6 Retro-ajustement des données d’apprentissages .....	85
4-2-7 Post-traitement .....	85
4-2-8 Analyse des changements d’occupation et d’usage des terres .....	85
<b>4-3 SUIVI LOCAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE..</b>	<b>86</b>
4-3-1 Plan et protocole d’échantillonnage .....	86
4-3-1-1 Processus de défrichement en forêt classée .....	86
4-3-1-2 Caractéristiques des sites de l’étude et répartition spatio-temporelle des campagnes d’acquisition .....	88
4-3-2 Acquisition des images aériennes par drone .....	90
4-3-3 Production des Orthomosaïques et Modèles Numériques de Surface .....	91
4-3-3-1 Alignement des images aériennes .....	92
4-3-3-2 Nuage de points denses .....	92
4-3-3-3 Maillage.....	92
4-3-3-4 Texturisation .....	92
4-3-3-5 Orthomosaïque et MNS.....	93
4-3-4 Corrections géométriques .....	93
4-3-5 Délimitation et extraction des portions de sites d’étude .....	93
4-3-6 Production de modèles photogrammétriques .....	94
4-3-6-1 Modèle Numérique de Terrain .....	94
4-3-6-2 Modèle Numérique de Hauteur et de Canopée .....	94
4-3-7 Estimation de la surface des houppiers d’arbres .....	95
4-3-8 Détection des pertes d’arbres et validation .....	96
<b>4-4 SUIVI SATELLITAIRE</b> .....	<b>96</b>
4-4-1 Calcul d’indice spectral.....	97
4-4-1-1 Indice de végétation .....	97

4-4-1-2 Indice de stress hydrique .....	98
4-4-1-3 Inverted Red Edge Chlorophyll Index .....	99
4-4-1-4 Indice de brillance des sols .....	99
4-4-2 Prétraitement des images Sentinel-1 .....	99
4-4-2-1 Apply Orbit File .....	100
4-4-2-2 Subset .....	100
4-4-2-3 Calibration .....	100
4-4-2-4 Orthorectification .....	101
4-4-2-5 Multilooking .....	101
4-4-2-6 Filtrage spatial .....	101
4-4-3 Classification Random Forests et validation .....	101
<b>CONCLUSION PARTIELLE .....</b>	<b>103</b>
<b>TROISIÈME PARTIE : RÉSULTATS ET DISCUSSION .....</b>	<b>104</b>
<b>CHAPITRE 5 : RÉSULTATS .....</b>	<b>105</b>
<b>5-1 SUIVI RÉGIONAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE .....</b>	<b>105</b>
5-1-1 Qualité des cartes d'occupation et d'usage des terres .....	105
5-1-2 Occupation et usage des terres en 2016 et 2019 .....	108
5-1-3 Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 .....	110
5-1-3-1 Changements d'occupation et d'usage des terres dans les trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire .....	110
5-1-3-2 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé.....	111
5-1-3-3 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indénié-Djuablin .....	113
5-1-3-4 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé	115
5-1-3-5 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la Réserve naturelle de Mabi-Yaya .....	117
5-1-3-6 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié .....	119
5-1-3-7 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié .....	121
5-1-4 Conversions des formations forestières denses .....	123
5-1-5 Conversions des forêts dégradées ou secondaires .....	124
5-1-6 Usages des terres post-déforestation .....	125
<b>5-2 SUIVI LOCAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE</b>	<b>127</b>
5-2-1 Qualité du traitement photogrammétrique .....	127
5-2-2 Orthomosaïques et modèles numériques de surface .....	128
5-2-2-1 Au niveau du site 1 .....	128
5-2-2-2 Au niveau du site 6 .....	129
5-2-2-3 Au niveau du site 8 .....	129
5-2-2-4 Au niveau du site 9 .....	130
5-2-2-5 Au niveau du site 11 .....	131
5-2-3 Modèle Numérique de Terrain .....	132
5-2-4 Distribution des hauteurs de la végétation dans la forêt classée de Bossématié .....	134

5-2-4-1 Au niveau du site 1 .....	134
5-2-4-2 Au niveau du site 6.....	135
5-2-4-3 Au niveau du site 8.....	136
5-2-4-4 Au niveau du site 9.....	137
5-2-4-5 Au niveau du site 11.....	138
5-2-5 Distribution des hauteurs d'arbres dans la forêt classée de Bossématié.....	140
5-2-5-1 Au niveau du site 1 .....	140
5-2-5-2 Au niveau du site 6.....	141
5-2-5-3 Au niveau du site 8.....	142
5-2-5-4 Au niveau du site 9.....	143
5-2-5-5 Au niveau du site 11.....	144
5-2-6 Estimation de la surface des houppiers d'arbres.....	145
5-2-7 Détection des pertes d'arbres par différence de hauteurs de végétation.....	146
5-2-7-1 Pertes d'arbres sur le site 1.....	147
5-2-7-2 Pertes d'arbres sur le site 6.....	148
5-2-7-3 Pertes d'arbres sur le site 8.....	148
5-2-7-4 Pertes d'arbres sur le site 9.....	149
5-2-7-5 Pertes d'arbres sur le site 11.....	150
5-2-8 Qualité des cartes de distribution des pertes d'arbres.....	151
<b>5-3 SUIVI SATELLITAIRE .....</b>	<b>153</b>
5-3-1 Variables en entrée du modèle.....	153
5-3-2 Importance des variables.....	155
5-3-3 Résultat cartographique .....	156
5-3-3 Validation.....	157
<b>CONCLUSION PARTIELLE.....</b>	<b>158</b>
<b>CHAPITRE 6 : DISCUSSION .....</b>	<b>159</b>
<b>6-1 SUIVI RÉGIONAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE .....</b>	<b>159</b>
6-1-1 Qualité des cartographies.....	159
6-1-2 Utilisation du modèle Random Forests.....	160
6-1-3 Analyse des confusions.....	160
6-1-4 Dynamique de déforestation et de dégradation forestière.....	162
6-1-5 Facteurs directs de déforestation et de dégradation forestière.....	162
6-1-6 Vers un système de suivi des terres en Côte d'Ivoire .....	163
<b>6-2 SUIVI LOCAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE</b>	<b>164</b>
6-2-1 Précision des cartes.....	164
6-2-2 Suivi satellitaire de la couverture forestière.....	164
6-2-3 Approche d'estimation du houppier d'arbre et du suivi des pertes d'arbres .....	165
6-2-4 Drone versus capteurs Sentinel.....	165
<b>CONCLUSION PARTIELLE.....</b>	<b>167</b>
<b>CONCLUSION GÉNÉRALE, PERSPECTIVES ET RECOMMANDATIONS.....</b>	<b>168</b>
<b>RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....</b>	<b>171</b>

## LISTE DES FIGURES

<b>Figure 1</b> : Situation géographique et administrative de la zone d'étude .....	8
<b>Figure 2</b> : Carte phytogéographique, des forêts classées et aires protégées de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire.....	10
<b>Figure 3</b> : Photos <b>A/</b> <i>Ceiba pentandra</i> (L.) Gaertn. (Malvaceae) <b>B/</b> <i>Friesodielsia hirsuta</i> (Benth.) Steenis (Annonaceae) <b>C/</b> <i>Cola chlamydantha</i> K. chum. (Malvaceae). Photo prise lors d'une mission de terrain dans la forêt classée de la Bossématié en 2018 <b>D/</b> <i>Phallus Indusiatus</i> (Phallaceae) .....	12
<b>Figure 4</b> : Photos <b>A/</b> <i>Phrynobatrachus annulatus</i> (Phrynobatrachidae) <b>B/</b> <i>Natriciteres variegata</i> Loveridge (Natricidae). Photo prise lors d'une mission de terrain dans la forêt classée de la Bossématié en 2018 <b>C/</b> <i>Loxodonta africana cyclotis</i> (Eléphantidae). <b>D/</b> Crotte fraîche de <i>Loxodonta africana cyclotis</i> .....	14
<b>Figure 5</b> : Diagramme ombro-thermique du Sud-Est de la Côte d'Ivoire sur la période 1901-2016.....	15
<b>Figure 6</b> : Carte du réseau hydrographique de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire .....	17
<b>Figure 7</b> : Carte géomorphologique de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire .....	18
<b>Figure 8</b> : Carte géologique de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire.....	19
<b>Figure 9</b> : Carte de la répartition de la densité de la population à l'Est et au Sud-Est de la Côte d'Ivoire .....	21
<b>Figure 10</b> : Proportion et distribution de la superficie forestière mondiale par domaine climatique .....	31
<b>Figure 11</b> : Variation nette annuelle de la superficie forestière par décennie et par continent sur la période 1990-2020.....	34
<b>Figure 12</b> : Dynamique de la couverture forestière en Côte d'Ivoire durant la période 1990-2000-2015.....	36
<b>Figure 13</b> : Illustration synthétique de la place du changement climatique et du développement durable dans les négociations internationales .....	39
<b>Figure 14</b> : Résumé des décisions internationales sur la REDD+.....	40
<b>Figure 15</b> : Schéma chronologique des activités relatives à la mise en œuvre de la REDD+ en Côte d'Ivoire .....	42
<b>Figure 16</b> : Schéma et rôle des composantes d'un Système National de Surveillance des Forêts .....	43
<b>Figure 17</b> : Principe d'acquisition des systèmes Optiques dans le cadre du suivi des affectations des terres.....	47
<b>Figure 18</b> : Principe d'acquisition des systèmes Radars dans le cadre du suivi des affectations des terres.....	49
<b>Figure 19</b> : Principe d'acquisition Lidar par scanner laser aéroporté .....	51
<b>Figure 20</b> : Exemple de drones multirotors et de drone à voilure fixe.....	52
<b>Figure 21</b> : Emprise des scènes représentant 8 références d'images Sentinel-2 sur la zone d'étude et répartition des proportions par scène.....	68
<b>Figure 22</b> : Le drone DJI Mavic Pro et ses accessoires.....	70
<b>Figure 23</b> : Matériel d'inventaire de terrain .....	71

<b>Figure 24</b> : Illustration du cadre conceptuel de l'approche méthodologique .....	75
<b>Figure 25</b> : Présentation synthétique de l'approche méthodologique adoptée pour le suivi régional de la dynamique forestière et agroforestière .....	76
<b>Figure 26</b> : Bandes spectrales Sentinel-2 de 2016 prétraitées et prêts à être utilisé dans le modèle de prédiction Random Forests .....	77
<b>Figure 27</b> : Illustration de la typologie d'occupation et d'usage des terres retenue dans cette étude à partir de la composition colorée fausses couleurs, de la mosaïque Sentinel-2 de 2019 et de photos de terrain .....	79
<b>Figure 28</b> : Photo-interprétation et délimitation des données d'apprentissages.....	81
<b>Figure 29</b> : Illustration de la méthode Random Forest dans la prédiction des cartes d'occupation et d'usage des terres .....	83
<b>Figure 30</b> : Organigramme synthétique de l'approche méthodologique pour le suivi local de la dynamique forestière et agroforestière .....	86
<b>Figure 31</b> : Illustration du processus de défrichement dans les forêts classées de Côte de d'Ivoire.....	88
<b>Figure 32</b> : Répartition spatiale des sites de l'étude dans la forêt classée de Bossématié .....	90
<b>Figure 33</b> : Illustration d'un plan de vol sur la forêt classée de Bossématié.....	91
<b>Figure 34</b> : Délimitation et extraction d'une portion du site d'étude n°1 à partir du MNS et de l'orthomosaïque du 01 Novembre 2018.....	94
<b>Figure 35</b> : Illustration du principe de création du MNH à partir des MNS et MNT .....	95
<b>Figure 36</b> : Illustration du principe d'estimation de la surface du houppier d'arbre.....	96
<b>Figure 37</b> : Organigramme synthétique de l'approche méthodologique pour le suivi satellitaire des pertes d'arbres .....	97
<b>Figure 38</b> : Procédure de prétraitement des images Sentinel-1 sur SNAP.....	99
<b>Figure 39</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire .....	109
<b>Figure 40</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé .....	112
<b>Figure 41</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indénié-Djuablin .....	114
<b>Figure 42</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé .....	116
<b>Figure 43</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Mabi-Yaya .....	118
<b>Figure 44</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié .....	120
<b>Figure 45</b> : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié .....	122
<b>Figure 46</b> : Conversions des formations forestières denses dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019 .....	124
<b>Figure 47</b> : Conversions des formations forestières dégradées / secondaires dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019.....	125
<b>Figure 48</b> : Diagramme de répartition présentant les usages des terres post-déforestation dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019.....	126
<b>Figure 49</b> : Illustration des orthomosaïques, des MNS en 3D et en 2D correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 1 en Novembre 2018 et en Avril 2019 .....	128

<b>Figure 50 :</b> Illustration des orthomosaïques, des MNS en 3D et en 2D correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 6 en Novembre 2018 et en Avril 2019 .....	129
<b>Figure 51 :</b> Illustration des orthomosaïques, des MNS en 3D et en 2D correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 8 en Novembre 2018 et en Avril 2019 .....	130
<b>Figure 52 :</b> Illustration des orthomosaïques, des MNS en 3D et en 2D correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 9 en Novembre 2018 et en Avril 2019 .....	131
<b>Figure 53 :</b> Illustration des orthomosaïques, des MNS en 3D et en 2D correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 11 en Novembre 2018 et en Avril 2019 .....	132
<b>Figure 54 :</b> MNT obtenus sur chacun des sites de l'étude retenus pour les analyses .....	133
<b>Figure 55 :</b> Modèles Numériques de Hauteur et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 1 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	135
<b>Figure 56 :</b> Modèles Numériques de Hauteur et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 6 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	136
<b>Figure 57 :</b> Modèles Numériques de Hauteur et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 8 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	137
<b>Figure 58 :</b> Modèles Numériques de Hauteur et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 9 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	138
<b>Figure 59 :</b> Modèles Numériques de Hauteur et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 11 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	139
<b>Figure 60 :</b> Modèles Numériques de Canopée et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 1 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	141
<b>Figure 61 :</b> Modèles Numériques de Canopée et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 6 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	142
<b>Figure 62 :</b> Modèles Numériques de Canopée et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 8 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	143
<b>Figure 63 :</b> Modèles Numériques de Canopée et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 9 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	144
<b>Figure 64 :</b> Modèles Numériques de Canopée et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 11 en Novembre 2019 et en Avril 2019 .....	145
<b>Figure 65 :</b> Processus d'estimation de la surface du houppier des arbres à partir d'images aériennes acquises par drone dans la forêt classée de Bossématié.....	146
<b>Figure 66 :</b> Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 1 .....	147
<b>Figure 67 :</b> Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 6 .....	148
<b>Figure 68 :</b> Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 8 .....	149
<b>Figure 69 :</b> Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 9 .....	150

<b>Figure 70 :</b> Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 11 .....	151
<b>Figure 71 :</b> Illustration de l'identification des pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié sur les orthomosaïques de Novembre 2018 et de Avril 2019 .....	153
<b>Figure 72 :</b> Variables spectrales des images Sentinel-2 du 31 Décembre 2019 et retrodiffusionelles des images Sentinel-1 du 09 Avril 2019 .....	154
<b>Figure 73 :</b> Importance des variables explicatives du modèle de prédiction des catégories de pertes d'arbres, de surface stable de forêt et non forêt au niveau de la forêt classée de Bossématié .....	155
<b>Figure 74 :</b> Carte de distribution spatiales des pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié du 31 décembre 2019 .....	156
<b>Figure 75 :</b> Paysage de forêt fortement dégradé et mosaïque de culture dans la forêt classée de Bossématié. ....	161
<b>Figure 76 :</b> Illustration des potentialités en matière de suivi des défrichements à partir du drone et des capteurs Sentinel.....	166

## LISTE DES TABLEAUX

<b>Tableau I</b> : Population de la région de la Mé.....	22
<b>Tableau II</b> : Population de la région de l'Indénié-Djuablin.....	24
<b>Tableau III</b> : Population de la région du Sud-Comoé.....	26
<b>Tableau IV</b> : Evolution de la couverture forestière dense humide en Côte d'Ivoire .....	35
<b>Tableau V</b> : Synthèse de la comparaison des drones multirotors et à ailes volantes pour leur usage en agriculture et en foresterie .....	53
<b>Tableau VI</b> : Caractéristiques générales des bandes spectrales des images Sentinel-2 utilisées .....	67
<b>Tableau VII</b> : Principales caractéristiques du mode d'acquisition Interférométrique du satellite Sentinel-1 .....	69
<b>Tableau VIII</b> : Typologie des classes d'occupation et d'usage des terres avec les codes associés .....	78
<b>Tableau IX</b> : Caractéristiques des données d'apprentissages .....	81
<b>Tableau X</b> : Matrice de confusion.....	84
<b>Tableau XI</b> : Caractéristiques des sites de l'étude dans la forêt classée de Bossématié .....	89
<b>Tableau XII</b> : Matrice de confusion et précisions de la carte d'occupation et d'usage des terres de 2016. ....	106
<b>Tableau XIII</b> : Matrice de confusion et précisions de la carte d'occupation et d'usage des terres de 2019. ....	107
<b>Tableau XIV</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire en 2016 et en 2019 .....	110
<b>Tableau XV</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé entre 2016 et 2019 .....	111
<b>Tableau XVI</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indénié-Djuablin entre 2016 et 2019 .....	113
<b>Tableau XVII</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé entre 2016 et 2019 .....	115
<b>Tableau XVIII</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la Réserve naturelle de Mabi-Yaya entre 2016 et 2019.....	117
<b>Tableau XIX</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié entre 2016 et 2019 .....	119
<b>Tableau XX</b> : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié entre 2016 et 2019.....	121
<b>Tableau XXI</b> : Matrice de transition des formations forestières denses dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019 .....	123
<b>Tableau XXII</b> : Matrice de transition des formations forestières dégradées / secondaires dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019.....	124
<b>Tableau XXIII</b> : Evaluation du traitement photogrammétrique. ....	127
<b>Tableau XXIV</b> : Distribution statistique des hauteurs de végétation sur chacun sites étudiés de la forêt classée de la Bossématié entre Novembre 2018 et Avril 2019.....	134

<b>Tableau XXV</b> : Distribution statistique des hauteurs d’arbres sur chacun sites étudiés de la forêt classée de Bossématié entre Novembre 2018 et Avril 2019.....	140
<b>Tableau XXVI</b> : Statistiques des surfaces des houppiers d’arbres sur l’ensemble des sites de l’étude.....	146
<b>Tableau XXVII</b> : Matrice de confusion et précisions de l’ensemble des cartes de distribution des hauteurs d’arbres en Avril 2019 et des pertes d’arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 .....	152
<b>Tableau XXVIII</b> : Superficie occupée et proportion des catégories de pertes d’arbres, de forêt stable et non forêt stable dans la forêt classée de Bossématié à la date du 31 Décembre 2019 .....	157
<b>Tableau XXIX</b> : Matrice de confusion et précisions de la carte de distribution spatiale des pertes d’arbres dans la forêt classée de Bossématié du 31 Décembre 2019 .....	157

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

<b>AFD</b>	: Agence Française pour le Développement
<b>CIRAD</b>	: Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement
<b>CIGN</b>	: Centre de l'Information Géographique et du Numérique
<b>CNTIG</b>	: Comité National de Télédétection et de l'Information Géographique
<b>COP</b>	: Conférence des Parties
<b>CSRS</b>	: Centre Suisse de Recherche Scientifique
<b>CURAT</b>	: Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection
<b>BNETD</b>	: Bureau National d'Etude Technique et de Développement
<b>FAO</b>	: Food and Agriculture Organization (Organisation des Nations Unies pour l'Alimentation et l'Agriculture)
<b>GES</b>	: Gaz à Effet de Serre
<b>GFW</b>	: Global Forest Watch (Surveillance Mondiale des Forêts)
<b>GIEC</b>	: Groupe d'Experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat
<b>GPS</b>	: Global Positioning System (Système de Positionnement Global)
<b>IFN</b>	: Institut National de la Statistique
<b>INS</b>	: Institut National de la Statistique
<b>INPROBOIS</b>	: Industrie et Promotion du Bois
<b>IRD</b>	: Institut de Recherche pour le Développement
<b>Landsat</b>	: Land Satellite
<b>LCCS</b>	: Land Cover Classification System
<b>LiDAR</b>	: Light Detection And Ranging
<b>MINEDD</b>	: Ministère de l'Environnement et du Développement Durable
<b>MINEF</b>	: Ministère des Eaux et Forêts
<b>MNC</b>	: Modèle Numérique de Canopée
<b>MNS</b>	: Modèle Numérique de Surface
<b>MNT</b>	: Modèle Numérique de Terrain
<b>MNV</b>	: Mesure, Notification et Vérification
<b>NDCs</b>	: Nationally Determined Contributions
<b>NDVI</b>	: Normalised Difference Vegetation Index
<b>NDWI</b>	: Normalized Difference Water Index
<b>NERF</b>	: Niveau d'Emission de Référence pour les Forêts
<b>OIPR</b>	: Office Ivoirien des Parcs et Réserves

<b>PNUE</b>	: Programme des Nations Unies pour l'Environnement
<b>PIF</b>	: Programme d'Investissement Forestier
<b>PRM</b>	: Projet REDD+ de la Mé
<b>ORSTOM</b>	: Office de la Recherche Scientifique et Technique Outre-Mer
<b>RADAR</b>	: Radio Detection And Ranging
<b>REDD+</b>	: Réduction des Emissions de gaz à effet de serre issues de la Déforestation et de la Dégradation des forêts
<b>SIG</b>	: Système d'Information Géographique
<b>SIS</b>	: Système d'information sur les Sauvegardes
<b>SEP-REDD+</b>	: Secrétariat Exécutif Permanent de la REDD+ en Côte d'Ivoire
<b>SNSF</b>	: Système National de Surveillance des Forêts
<b>SODEFOR</b>	: Société de Développement des Forêts
<b>SPS</b>	: Site Prioritaire de Surveillance
<b>SST</b>	: Site Prioritaire de Surveillance
<b>SSTS</b>	: Système de Surveillance des Terres par Satellites
<b>UAV</b>	: Unmanned Aerial Vehicle
<b>UICN</b>	: Union Internationale pour la Conservation de la Nature
<b>UMC</b>	: Unité Minimale de Cartographie
<b>UNESCO</b>	: United Nations Educational Scientific and Cultural Organization
<b>UNFCCC</b>	: United Nations Framework Convention on Climate Change
<b>RNMY</b>	: Réserve Naturelle de Mabi-Yaya
<b>SITBAI</b>	: Société Ivoirienne de Transformation de Bois et d'Agro-Industrie
<b>SODEMI</b>	: Société pour le Développement Minier de la Côte d'Ivoire
<b>SPOT</b>	: Satellite pour l'Observation de la Terre
<b>THRS</b>	: Très Haute Résolution Spatiale
<b>SENACC</b>	: Séminaire National d'Adaptation au Changement Climatique
<b>SEPAL</b>	: System for Earth observation, data acces, Processing, Analysis for Land monitoring

## RÉSUMÉ

En Côte d'Ivoire, pour appuyer les politiques de réduction de la déforestation et mieux comprendre les dynamiques en cours, des cartographies fines et régulières des changements d'occupation et d'usage des terres sont nécessaires. Cependant, ces études sont rarement conduites sur de grands territoires ou elles sont parfois obsolètes à cause de la rapidité des processus anthropiques sous-jacents. L'objectif de cette thèse est d'évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres, en particulier les dynamiques de déforestation et de dégradation forestières à l'échelle régionale et locale. La méthodologie est basée dans un premier temps sur l'utilisation d'images satellites Sentinel-2 à 10 et 20 mètres de résolution spatiale sur une zone d'étude de 22014 km<sup>2</sup>. Après prétraitements, ces images Sentinel-2 ont été soumises à une analyse automatisée sous R en plusieurs étapes dont la classification supervisée avec l'algorithme Random Forests et l'évaluation de la qualité du modèle de classification. Cette classification s'est appuyée sur une délimitation de données d'apprentissages décrivant la zone d'étude en quinze (15) catégories d'occupation et d'usage des terres et a permis de produire des cartes d'occupation et d'usage des terres en 2016 et en 2019. Dans un deuxième temps, une série temporelle d'images aériennes acquises par drone de Novembre 2018 à Avril 2019 sur cinq (5) sites identifiés dans la forêt classée de Bossématié a permis d'estimer les hauteurs d'arbres ainsi que la taille des houppiers d'arbres sur la base de modèles photogrammétriques. Les pertes d'arbres sont ensuite détectées par la variation des hauteurs d'arbres sur la période considérée et ont été évaluées par photo-interprétation. Enfin, des indices spectraux et retrodiffusionelles ont été calculées à partir des images satellites Sentinel-1 et 2 de 2019 et ont ensuite été utilisés avec l'algorithme Random Forests pour produire la carte de pertes d'arbres de 2019 sur l'ensemble de la forêt classée de Bossématié. Les cartes issues de l'analyse des images Sentinel-2 présentant des précisions globales satisfaisantes (92% pour la carte de 2016 et 87% pour celle de 2019) ont été croisées pour décrire les transitions forestières de la zone étudiée. Les résultats soulignent que l'extension des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile), des cultures et jachères non différenciées ainsi que des infrastructures (habitations et routes), ont conduit à un taux de déforestation de 4,95% par an sur la période étudiée. L'analyse de la distribution des hauteurs d'arbres dans la forêt classée de Bossématié a révélé que la hauteur maximum des arbres est de 65,06 m en Novembre 2018 et de 64,07 m en Avril 2019 avec une moyenne de la hauteur des arbres qui varie de  $34,29 \pm 6,27$  m à  $37,00 \pm 7,14$  m en Novembre 2018 et de  $34,63 \pm 6,40$  m à  $36,88 \pm 7,05$  m en Avril 2019. La surface moyenne du houppier d'arbre a quant à elle été estimée à 152 m<sup>2</sup>. Ces données structurales des arbres ont permis de détecter un minimum de 107 pertes d'arbres correspondant à une surface de défrichage de 2 ha sur l'ensemble des sites étudiées au cours de la période Novembre 2018 à Avril 2019 avec une précision globale satisfaisante de 97%. Cependant, la détection des pertes d'arbres à l'aide des indices calculés sur la base des images satellites Sentinel-1 et 2 a présenté de faibles niveaux de précisions. Cette étude fournit ainsi une compréhension détaillée et actualisée des changements d'occupation et d'usage des terres et contribue aux réflexions sur la mise en place d'un système national de surveillance des terres.

**Mots clés :** *Téledétection, Sentinel-1&2, Drone, Random Forests, Déforestation, Dégradation des forêts, Cacaoculture, Forêt classée, Côte d'Ivoire.*

## ABSTRACT

In Côte d'Ivoire, in order to support policies to reduce deforestation and better understand current dynamics, fine and regular mapping of changes in land occupation and use is necessary. However, these studies are rarely conducted over large areas or are sometimes obsolete due to the rapidity of the underlying anthropogenic processes. The aim of this thesis is to assess changes in land occupation and use, in particular the dynamics of deforestation and forest degradation at regional and local scales. The methodology is based initially on the use of Sentinel-2 satellite images at 10 and 20 meters spatial resolution over a study area of 22014 km<sup>2</sup>. After pre-processing, these Sentinel-2 images were subjected to an automated analysis under R in several steps including supervised classification with the Random Forests algorithm and evaluation of the quality of the classification model. This classification was based on a delineation of learning data describing the study area into sixteen (16) land use and occupancy categories and resulted in the production of land use and occupancy maps in 2016 and 2019. In a second step, a time series of aerial images acquired by drone from November 2018 to April 2019 on five (5) identified sites in the classified forest of Bossématié made it possible to estimate tree heights as well as the size of tree crowns on the basis of photogrammetric models. Tree losses are then detected by the variation of tree heights over the period considered and were evaluated by photo-interpretation. Finally, spectral and backscatter indices were computed from the 2019 Sentinel-1 and 2 satellite images and then used with the Random Forests algorithm to produce the 2019 tree loss map over the entire classified forest of Bossématié.

The maps resulting from the analysis of the Sentinel-2 images with satisfactory overall precision (92% for the 2016 map and 87% for the 2019 map) were cross-referenced to describe the forest transitions in the study area. The results underline that the extension of cash crops (cocoa-coffee, rubber and oil palm), undifferentiated crops and fallows as well as infrastructure (housing and roads), led to a deforestation rate of 4.95% per year over the period studied. The analysis of the tree height distribution in this classified forest revealed that the maximum tree height is 65.06 m in November 2018 and 64.07 m in April 2019 with an average tree height ranging from  $34,29 \pm 6,27$  m to  $37,00 \pm 7,14$  m in November 2018 and  $34,63 \pm 6,40$  m to  $36,88 \pm 7,05$  m in April 2019. The average tree crown area was estimated at 152 m<sup>2</sup>. These tree structural data allowed the detection of a minimum of 107 trees corresponding to a clearing area of 2 ha on all the sites studied during the period November 2018 to April 2019 with a satisfactory overall accuracy of 97%. However, the detection of tree losses using indices calculated on the basis of Sentinel-1 and 2 satellite images showed low levels of accuracy.

This study thus provides a detailed and updated understanding of land cover and land use changes and contributes to the reflections on the implementation of a national land monitoring system.

**Keywords:** *Remote sensing, Sentinel-1&2, Drone, Random Forests, Deforestation, Forest degradation, Cocoa farming, Classified forest, Côte d'Ivoire.*

## GLOSSAIRES

**Forêt :** La définition exacte de la forêt varie selon les sources. Il s'agit d'une surface avec un minimum de couvert végétal atteignant la strate arborée. Pour la FAO la superficie minimale d'une forêt est 0,5 ha, dont 10 % minimum de la surface est couvert d'arbre. Les arbres sont définis comme des éléments de végétation boisée, hauts de plus de 5 mètres à maturité. Certains Etats et de nombreuses associations et ONG ont des définitions plus strictes. Le programme REDD+ donne le choix aux Etats de définir la forêt comme des surfaces ayant un couvert arboré minimal entre 10 % et 30 %.

En Côte d'Ivoire, le code forestier de 2019 définit la forêt comme étant tout espace, d'une superficie minimale de 0,1 ha d'un seul tenant, comportant des arbres forestiers dont le houppier couvre au moins 30% de la surface et qui atteignent à maturité une hauteur minimale de 5 mètres, constituant un milieu dynamique et hétérogène, exerçant un effet direct ou indirect sur le sol, le climat et le régime des eaux (Ministère des eaux et forêts, 2019).

**Agro-forêt :** Une agro-forêt est définie selon le code forestier Ivoirien de 2019 comme étant un espace défini et délimité comme tel, par un texte réglementaire, situé dans le domaine forestier privé de l'Etat et dans lequel coexistent des plantations agricoles et des arbres forestiers (Ministère des eaux et forêts, 2019).

**Forêt primaire :** Une forêt primaire est une forêt composée d'espèces indigènes où aucune trace d'activité humaine passée ou présente n'est clairement visible. Ce sont des forêts intactes, ou des forêts à haut degré de naturalité n'ayant jamais été détruites ni très exploitées, ni fragmentée, ni directement ou manifestement influencée par l'homme.

**Forêt secondaire :** La forêt secondaire, par opposition à la forêt primaire, est une forêt (biomasse ligneuse) qui a repoussé, en une ou plusieurs phases après avoir été détruite (par exemple par l'agriculture sur brûlis) ou exploitée par l'homme par des coupes rases ou avec des impacts plus discrets mais significatifs pour les essences ou la structure forestières

**Défrichement :** Le défrichement est la destruction naturelle ou humaine d'espaces boisés, de forêts de friche, quand il s'agit de mettre fin à l'état boisé, généralement pour mettre le sol en culture ou le transformer en pâturage ou l'urbaniser.

**Déforestation :** La déforestation est considérée comme un processus de conversion d'une terre forestière au profit d'autres usages comme l'agriculture, l'urbanisation ou les

activités minières qui entraîne la perte des surfaces forestières (FAO, 2006 ; Kanninen *et al.*, 2007). C'est donc un phénomène de régression durable des surfaces couvertes de forêts, qu'il soit d'origine anthropique ou naturelle. Le phénomène de déforestation est souvent évoqué en lien avec celui de dégradation (fonctionnelle ou biologique) de la forêt. La perte de couvert forestier fait référence à la perte de surface forestière brute, elle est souvent observée par satellite.

**Dégradation des forêts :** Même si la forêt ne disparaît pas, d'après les critères développés plus haut, sa qualité peut diminuer en conséquence de son exploitation. Elle peut abriter moins de biodiversité et voir sa capacité à réguler le cycle de l'eau ou le climat restreinte. Ainsi même l'exploitation sélective des essences forestières a un impact sur l'écosystème forestier, via la fragmentation du milieu notamment.

**Aménagement des forêts :** Exécution de l'ensemble des opérations d'ordre technique et socio-économique ainsi que des mesures d'ordre juridique et administratif visant à assurer la pérennité de la forêt tout en permettant d'en tirer le meilleur avantage.

**Occupation des terres/sols ou "land cover" :** L'occupation des terres/sols est généralement définie comme la végétation (naturelle ou plantée) ou les constructions artificielles (bâtiments, etc.) qui se produisent à la surface de la terre. L'eau, la glace, la roche nue, le sable et les surfaces similaires comptent également comme couverture terrestre. On parle aussi de couverture des terres/sols.

**Usage des terres/sols ou "land use" :** L'usage des terres/sols ou utilisation des terres/sols ou encore affectation des terres/sols est communément définie comme une série d'opérations sur terre, effectuées par l'homme, avec l'intention d'obtenir des produits et / ou des avantages en utilisant les ressources de la terre.

**Houppier :** Ensemble des ramifications hautes d'un arbre. Le houppier se situe au-dessus du fût et comprends les branches, les différents rameaux et le feuillage de l'arbre (Brice, 2011).

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

## *Contexte général*

Depuis la seconde moitié du 20<sup>e</sup> siècle, la déforestation en milieu tropical est au centre des débats internationaux (Brou *et al.*, 2005 ; Oszwald, 2005 ; Nakouma *et al.*, 2013). En Afrique de l'Ouest, les conversions des surfaces forestières en terres agricoles sur la période allant de 2000 à 2010 ont été estimées par la FAO à 19%, ce qui correspond à une perte de surfaces forestières d'environ 870000 ha par an (FAO, 2010). En Côte d'Ivoire plus de 40% des forêts ont disparu en 25 ans (entre 1990 et 2015). En effet, la couverture forestière étant ainsi passée de 7,8 millions d'hectares en 1990, à 5,1 millions d'hectares en 2000, puis à 3,4 millions d'hectares en 2015 soit environ 11% du territoire national (BNETD, 2016 ; FAO et SEP-REDD+, 2017). Les rares forêts rémanentes se trouvent dans le Sud-Ouest du pays notamment dans le parc national de Taï (réserve de biosphère et patrimoine mondial de l'UNESCO) et dans la forêt classée du Cavally ainsi que dans le Sud-Est du pays. Malheureusement, ces dernières forêts primaires font de plus en plus l'objet de fortes pressions anthropiques qu'il convient d'endiguer rapidement (Oszwald *et al.*, 2007). En effet, depuis les années 2000, alors que la déforestation régresse globalement sur l'ensemble du territoire national, elle continue de s'accroître dans les forêts classées avec un taux de déforestation passé de 2,9% entre 1990 et 2000 à 4,2% entre 2000 et 2015 (BNETD, 2016). Les conclusions de l'analyse qualitative des moteurs de la déforestation en Côte d'Ivoire révèlent que l'agriculture (62%), l'exploitation forestière (18%) et l'extension des infrastructures (10%) sont les principaux facteurs directs de la déforestation (Vaudry *et al.*, 2016).

Face à cette situation, l'Etat Ivoirien a élaboré une nouvelle stratégie de préservation, de réhabilitation et d'extension de ses forêts et en a profité pour se doter d'un nouveau Code Forestier en juillet 2019 (Ministère des Eaux et Forêts, 2019). La mise en œuvre de cette stratégie passe notamment par un suivi de la dynamique d'occupation et d'usage des terres et plus spécifiquement des défrichements afin de proposer des projets de restauration du couvert forestier dans le cadre de la mise en œuvre du mécanisme REDD+ (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). Ces nouvelles connaissances constituent en effet une donnée essentielle pour de nombreuses applications scientifiques et opérationnelles, favorisées par l'avènement de nouveaux capteurs et nouvelles méthodes d'analyse spatiale (Oszwald, 2005 ; Zhang, 2008 ; Grinand *et al.*, 2013 ; Rakotomalala *et al.*, 2015 ; Grinand *et al.*, 2019 ; Jofack Sokeng *et al.*, 2019). L'étude de la dynamique d'occupation et d'usage des terres constitue un outil majeur dans l'analyse des pressions exercées par les activités humaines sur les écosystèmes (Longaretti *et al.*, 2016). Elle

doit donc permettre d'aboutir à une meilleure gestion des forêts et à un meilleur rapportage relatif aux divers engagements internationaux pris par le pays, notamment vis à vis du processus de Réduction des Emissions issues de la Déforestation et de la Dégradation des forêts (REDD+) et plus largement de la Contribution Nationale Déterminée (CND) soumise à la Convention Cadre des Nations-Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) par la Côte d'Ivoire. Dans ce cadre, la télédétection reste l'outil indiqué pour effectuer des évaluations forestières nationales.

### ***Justification de l'étude et du choix du site***

En Côte d'Ivoire, le suivi de la dynamique d'occupation et d'usage des terres par télédétection fait face à de nombreux défis. Les défrichements commencent de manière très discrète sur de petites surfaces pour s'étendre progressivement à l'ensemble de la forêt classée ou de l'aire protégée (Nakouma *et al.*, 2013 ; Barima *et al.*, 2016). Dans ce contexte, le recours classique aux images satellites de type Landsat (Dibi *et al.*, 2008 ; Barima *et al.*, 2009) est justifié par la forte disponibilité des archives d'images (sur plus de trente ans) mais peuvent être limitées pour des suivis annuels à cause de leur faible fréquence d'acquisition et résolution spatiale (30 mètres). La constellation de satellites Sentinel-2 en opération depuis 2015 (Sentinel-2A) et 2017 (Sentinel-2B) permet de fournir gratuitement des images à 10, 20 et 60 mètres de résolution. Cela représente un fort intérêt pour les institutions du Sud qui ne disposent toujours pas des moyens financiers suffisants pour l'acquisition d'images. L'utilisation de ces capteurs permet d'envisager une plus forte discrimination des modes d'occupation et d'usage des terres et une disponibilité d'images sans nuage. En effet, la zone intertropicale et en particulier la Côte d'Ivoire est sujette à de fortes couvertures nuageuses qui limitent l'application de la télédétection optique (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). A l'instar de Phiri *et al.* (2020), plusieurs travaux montrent le potentiel des capteurs Sentinel-2 de contribuer de manière significative à la surveillance terrestre. En Amazonie, des performances supérieures des images Sentinel-2 comparées aux images Landsat-8 ont été enregistrées dans le cadre du suivi de l'exploitation forestière (Lima *et al.*, 2019). En Côte d'Ivoire, ces images ont été utilisées par le BNETD pour cartographier l'occupation du sol en 2016 dans le cadre du projet de Surveillance Spatiale des Terres (SST) (BNETD, 2019).

Cependant, il n'existe pas d'évaluation des changements d'usage des terres permettant de documenter les dynamiques des paysages, notamment les usages des terres post-déforestation. La seule étude disponible qui s'apparente au sujet traité (BNETD, 2016) s'intéresse uniquement aux pertes de couvert forestier dense humide, à l'aide de données Landsat et l'algorithme

Maximum de Vraisemblance, sans traiter des modes d'usages des terres post-déforestation. Comme indiqué plus haut, en Côte d'Ivoire les conversions des forêts sont très rapides, il semble urgent d'explorer de nouvelles techniques de cartographie (données, outils et méthodes) permettant de cartographier les usages des terres annuellement ou à intervalle de temps réduit. Les techniques de traitements d'images satellites ont beaucoup évoluées ces dernières années avec l'usage des données Sentinel-2 et l'usage de plus en plus fréquent d'algorithme de fouille de données, à l'instar de l'algorithme Random Forests (Breiman *et al.*, 2001 ; Gislason *et al.*, 2006). Cet algorithme a gagné en popularité dans le domaine de la télédétection et a été utilisé pour la cartographie de nombreux indicateurs environnementaux, par exemple la biomasse (Mutanga *et al.*, 2012), le couvert forestier (Niculescu *et al.*, 2018), l'indice LAI (Vuolo et Atzberger, 2014) et l'azote du couvert végétal (Li *et al.*, 2014). Ces études démontrent la supériorité de la qualité des résultats obtenus par cette méthode par rapport aux méthodes conventionnelles, paramétriques et non paramétriques (Verrelst *et al.*, 2015).

En outre, les systèmes Radars (satellite Sentinel-1 lancé en 2014) avec l'avènement des drones depuis quelques années permet de s'affranchir des contraintes liées à la couverture nuageuse et de fournir des informations fiables sur les ressources forestières. De plus, les drones sont de plus en plus utilisés dans le domaine de la gestion des ressources naturelles (Shahbazi *et al.*, 2014), y compris la gestion et la surveillance des pâturages (Rango *et al.*, 2009 ; Laliberte *et al.*, 2010), l'évaluation de la biodiversité en forêt (Getzin *et al.*, 2012), la surveillance des incendies (Merino *et al.*, 2012) et de la structure des écosystèmes (Faye *et al.*, 2015 ; Puttock *et al.*, 2015), l'agriculture de précision (Torres-Sánchez *et al.*, 2015), et les comptages de faune (Linchant *et al.*, 2015). L'utilisation des drones pour la détection d'activités illégales a déjà été abordée (Koh et Wich, 2012 ; Paneque-Galvez *et al.*, 2014 ; Semeki *et al.*, 2016). Cependant, les applications de cette technologie pour la conservation, notamment la détection des changements d'occupation et d'usage des terres, sont encore à explorer (Kakaes *et al.*, 2015 ; Semeki *et al.*, 2016) particulièrement en Côte d'Ivoire où elles sont peu testées. La détection des changements en forêt et la compréhension des facteurs qui influencent ces états de changement constituent un enjeu majeur à la lutte contre la déforestation. L'étude sur la dynamique forestière et agroforestière à l'aide de ces systèmes de télédétection récents est indispensable afin de repousser ces limites dans un contexte où les méthodes de suivi forestier ou agroforestier ne sont pas toujours adaptées au contexte ivoirien (culture sous ombrage, forte nébulosité, nouvelles méthodes de défrichements difficiles à suivre).

Le choix de la zone Est et Sud-Est de la Côte d'Ivoire pour la réalisation de cette étude se justifie par le fait qu'elle fait partie de la zone aussi appelée ancienne boucle du cacao en raison

des fortes productions cacaoyères enregistrées dans les années 1980. Aujourd'hui cette culture s'est fortement développée dans le Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire constituant ainsi la nouvelle boucle du cacao. Malgré ce statut, elle abrite encore quelques rares forêts primaires menacées de disparition du fait des pressions de plus en plus grandissantes liées à l'agriculture. En outre, cette zone marque le démarrage de la mise en œuvre du tout premier projet pilote REDD+ initié par l'Etat Ivoirien afin de préserver son patrimoine forestier et environnemental.

### ***Objectifs de l'étude***

L'objectif général de cette thèse est d'évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres à l'Est et au Sud-Est de la Côte d'Ivoire, en particulier les dynamiques de déforestation et de dégradation forestières à l'échelle régionale et locale afin de contribuer à la gestion durable des terres et la lutte contre les défrichements illégaux dans les forêts classées et les aires protégées de la Côte d'Ivoire. Ce travail se fera sur la base de données satellitaires, de données aériennes via la technologie drone et d'une base de données terrain considérable sur la zone d'étude.

La réalisation de cet objectif passe nécessairement par l'élaboration d'objectifs spécifiques à savoir :

- évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres en particulier les usages post-déforestation dans trois régions de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire, entre 2016 et 2019 à l'aide d'images Sentinel-2 et l'algorithme Random Forests ;
- évaluer la dynamique de déforestation et de dégradation forestière, en particulier les pertes d'arbres intra-annuelles dans la forêt classée de Bossématié à l'aide des images aériennes acquises par drone et d'images Sentinel entre 2018 et 2019.

### ***Questions de recherche***

La question principale de recherche est : « Comment évaluer la dynamique de déforestation et de dégradation forestière ainsi que les modes d'usages des terres en particulier les usages post-déforestation annuellement ? ». Les questions spécifiques identifiées sont :

- les images optiques Sentinel-2 permettent-elles d'évaluer avec une bonne précision les modes d'usages des terres en particulier les usages post-déforestation annuellement en Côte d'Ivoire ?
- le drone permet-il d'évaluer avec une bonne précision les pertes d'arbres intra-annuelles (arbre individuel morts sur pied ou couché) issues d'activités illégales dans les forêts classées et aires protégées de Côte d'Ivoire?

- les images optiques et Radars Sentinel-1 et 2 permettent-elles d'évaluer avec de bonnes précisions les pertes d'arbres intra-annuelles issues d'activités illégales dans les forêts classées et aires protégées de Côte d'Ivoire?

### ***Hypothèses de recherche***

L'hypothèse principale de cette étude est : « la dynamique de déforestation et de dégradation forestière ainsi que les modes d'usages des terres en particulier les usages post-déforestation peuvent être évalués annuellement par les images satellites Sentinel et le drone avec des précisions satisfaisantes ». Ainsi, les hypothèses secondaires identifiées sont :

- les images optiques Sentinel-2 permettent d'évaluer avec une bonne précision les modes d'usages des terres en particulier les usages post-déforestation annuellement en Côte d'Ivoire;
- le drone permet d'évaluer avec une bonne précision les pertes d'arbres intra-annuelles (arbre individuel morts sur pied ou couché) issues d'activités illégales dans les forêt classées et aires protégées de Côte d'Ivoire;
- les images optiques et Radars Sentinel-1 et 2 permettent d'évaluer avec de bonnes précisions les pertes d'arbres intra-annuelles issues d'activités illégales dans les forêt classées et aires protégées de Côte d'Ivoire.

### ***Présentation du manuscrit de Thèse***

Ce travail de recherche est organisé en six (6) chapitres regroupés en trois grandes parties.

**La première partie** (chapitres 1 et 2) de cette étude sera avant tout introductive et consistera en une présentation du cadre géographique, environnemental et socio-économique ainsi que du cadre théorique de l'étude. Elle décrira l'étude dans son contexte naturel, environnemental et socio-économique. Les caractéristiques physiques propres à la zone seront évoquées.

**La deuxième partie** (chapitre 3 et 4) présentera le cadre méthodologique de l'étude. Elle décrira le matériel, les outils, les données de base et les méthodes qui ont été mis en jeu pour aborder la problématique.

**La troisième partie** (chapitre 5 et 6) présentera les résultats issus des différentes méthodes de travail. Ces résultats seront par la suite discutés.

Ce mémoire comprend également une conclusion générale qui présente la synthèse des principaux résultats acquis, ouvrant sur les perspectives de recherches et des recommandations. Les références bibliographiques et des annexes sont listées à la fin du mémoire.

**PREMIÈRE PARTIE**

---

# **GÉNÉRALITÉS**

---

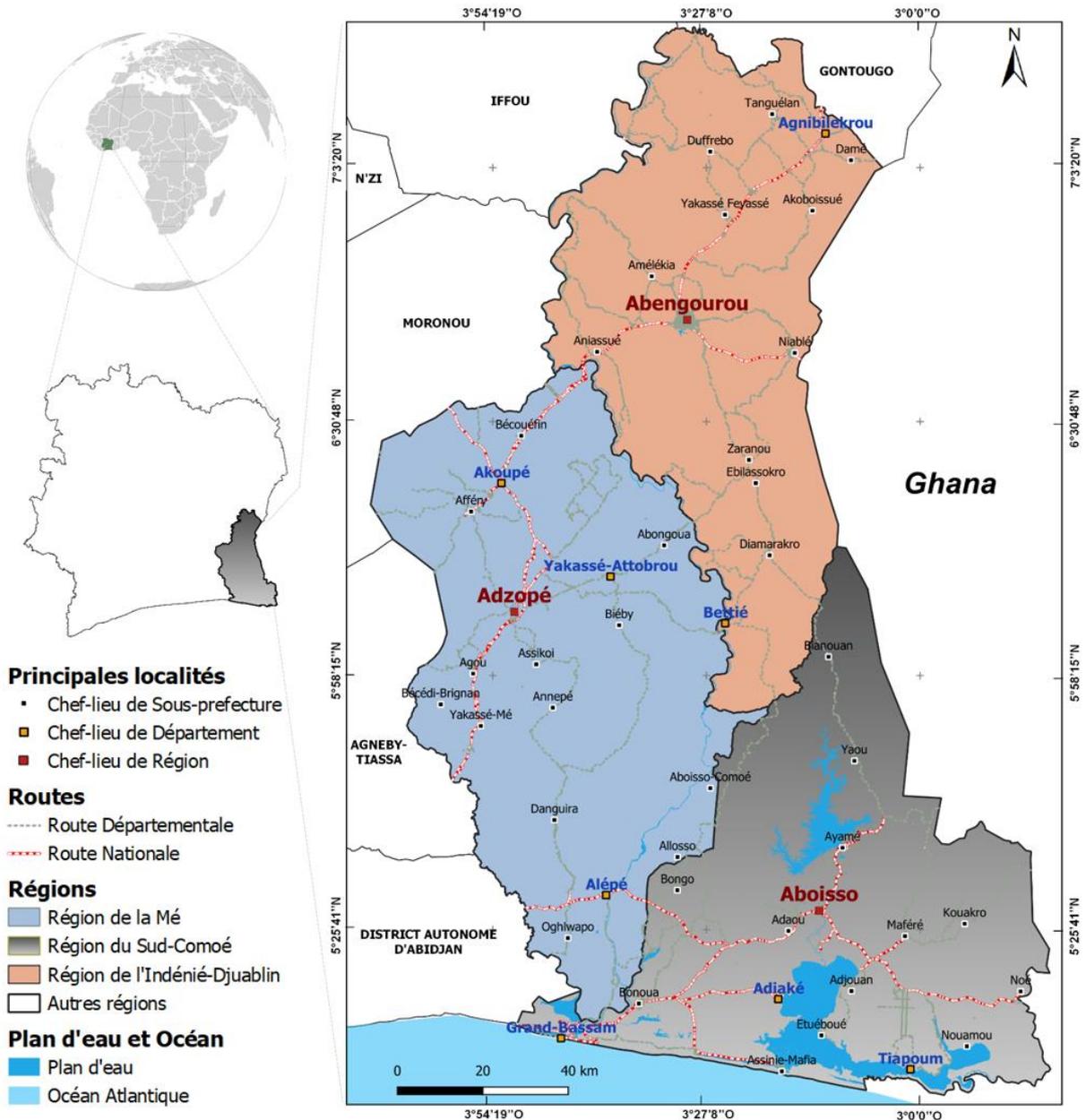
**Chapitre 1** : Cadre géographique, environnemental et socio-économique..... 7

**Chapitre 2** : Cadre théorique de l'étude..... 31

# **CHAPITRE 1 : CADRE GÉOGRAPHIQUE, ENVIRONNEMENTAL ET SOCIO-ÉCONOMIQUE**

## **1-1 SITUATION GÉOGRAPHIQUE ET ADMINISTRATIVE**

La zone d'étude (**Figure 1**) est localisée en Afrique de l'Ouest et correspond à l'Est et au Sud-Est de la Côte d'Ivoire. Elle couvre une superficie d'environ 22 014 Km<sup>2</sup>, ce qui représente 7% du territoire national. Elle est située entre 05°06'00'' et 07°21'00'' de latitude Nord et entre 02°43'00'' et 04°11'00'' de longitude Ouest. Elle est composée des régions de la Mé dont le Chef-lieu est Adzopé, du Sud-Comoé dont le Chef-lieu est Aboisso et de l'Indénié-Djuablin dont le Chef-lieu est Abengourou. La région de la Mé est composée des départements d'Adzopé, d'Akoupé, de Yakassé-Attobrou et d'Alépé. La région du Sud-Comoé est composée des départements d'Aboisso, de Grand-Bassam, d'Adiaké et de Tiapoum. Enfin, la région de l'Indénié-Djuablin est composée des départements d'Abengourou, de Bétié et d'Agnibilékrou. Cette partie du pays est limitée à l'Est par le Ghana, au Sud par le district autonome d'Abidjan et l'Océan atlantique, à l'ouest par les régions de l'Agnéby-Tiassa et du Moronou et au Nord par les régions de l'Iffou et du Gontougo.



**Figure 1** : Situation géographique et administrative de la zone d'étude (Est et Sud-Est de la Côte d'Ivoire)

## 1-2 VÉGÉTATION ET FAUNE

### 1-2-1 Végétation climacique

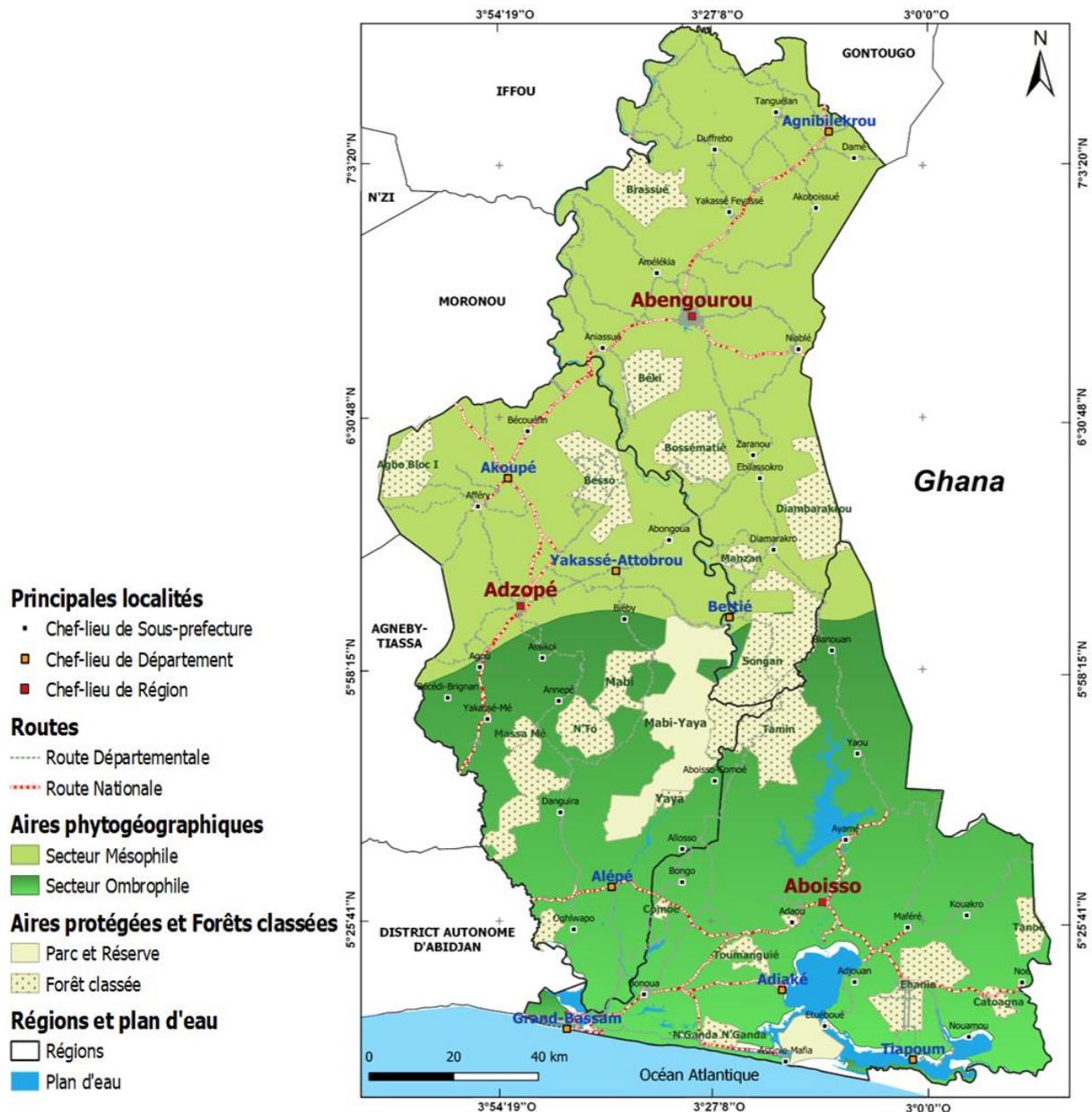
La végétation de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire appartient au domaine Guinéen. Elle est située dans le secteur ombrophile caractérisé par la forêt dense humide sempervirente et dans le secteur mésophile correspondant à la forêt dense humide semi-décidue (**Figure 2**). Le peuplement de la forêt dense humide sempervirente, de type *Eremospatha macrocarpa* (Mann & Wendl.) Wendl. et *Diospyros mannii* Hiern, est fermé avec des arbres et des arbustes

à différents étages sous l'influence de facteurs écologiques (Barima *et al.*, 2012). Le peuplement de la forêt dense humide semi-décidue est quant à lui de type *Celtis spp.* et *Triplochiton scleroxylon* K. Schum. ou à *Nesogordonia papaverifera* (A. Chev.) Cap et *Khaya ivorensis* A. Chev. (Guillaumet et Adjanohoun, 1971).

Outre les formations principales de forêt sur sol drainé, plusieurs formations existent en conditions hydromorphes :

- la forêt marécageuse à Bahia (*Hallea ledermannii*) et Beu (*Symphonia globulifera*) dans les parties basses des larges bas-fonds à pente très faible (en forêt naturelle non perturbée, l'accumulation sur le sol de matière organique favorise l'existence de telles formations ; une relative abondance du palmier Raphia (*Raphia hookeri*) marque les espaces ouverts) ;
- la forêt ripicole sur les bourrelets de berge de cours d'eau permanents ou la forêt périodiquement inondée (elle concerne les rives du fleuve Comoé) ;
- les espèces du secteur ombrophile (*Uapaca heudelotii*, *Cathormion altissimum*, *Crudia klainei*, etc.) se raréfient et sont remplacées par des espèces plus mésophiles (*Parinari congensis*, *Cynometra megalophylla*, *Manilkara multinervis*, etc.).

(Guillaumet et Adjanohoun, 1971).



**Figure 2 :** Carte phytogéographique, des forêts classées et aires protégées de l’Est et du Sud-Est de la Côte d’Ivoire

### 1-2-2 Caractéristiques du peuplement actuel

L’Est et le Sud-Est de la Côte d’Ivoire compte au total vingt-trois (23) forêts classées et deux aires protégées. Parmi ces deux aires protégées figure un parc national (le parc national des îles Ehotilé) qui est classé site Ramsar et une réserve naturelle récemment surclassée en aire protégée (la réserve naturelle de Mabi-Yaya).

La végétation originelle a connu des changements notables dus au développement agricole et à l’exploitation forestière. Avec le développement de l’hévéaculture et de la cacaoculture, toutes les reliques forestières et les jachères sont éliminées chaque année.

L'association des données d'inventaires floristiques et celles existantes dans la littérature a permis de dénombrer, pour une partie du Sud-Est de la Côte d'Ivoire, 398 espèces végétales (plantes vasculaires). Ces espèces se répartissent entre 96 familles et 274 genres. Les familles les plus riches sont celles des Euphorbiaceae (27 espèces), Apocynaceae (26 espèces) et Rubiaceae (26 espèces). Les Légumineuses (Fabaceae, Mimosaceae et Caesalpinaceae) sont représentées par 50 espèces (SODEFOR et SITBAI, 2016).

D'un type de biotope à un autre, ces valeurs de richesse (espèces, genres et familles) sont variables. En effet, le type de biotope le plus riche floristiquement est la forêt secondaire, dans le domaine rural (218 espèces). La forte richesse de ces biotopes peut être liée à l'état de reconstitution qui, généralement en milieu forestier tropical, entraîne une augmentation des indices floristiques avec l'âge (Connell, 1978 ; Sheil et Burslem, 2003). Cette forte richesse peut être aussi liée à la diversité de ces biotopes constitués de jachères et de forêts secondaires.

Au total, 32 espèces figurent sur la liste rouge de l'Union Internationale pour la Conservation de la Nature (UICN, 2012) pour la Côte d'Ivoire. Parmi toutes les espèces, une seule espèce, *Dracaena praetermissa* est endémique du territoire ivoirien. Elle a été recensée dans la forêt classée de Bossématié (SODEFOR et SITBAI, 2016).

La **Figure 3** présente des photographies de quelques espèces dans la réserve naturelle Mabi-Yaya dans le cadre d'un inventaire floristique (Nitidæ, 2018) et dans la forêt classée de Bossématié lors d'une mission de terrain en 2018.



**Figure 3** : Photos prises en 2018 dans la réserve naturelle de Mabi-Yaya dans le cadre d'un inventaire floristique **A/** *Ceiba pentandra* (L.) Gaertn. (Malvaceae) **B/** *Friesodielsia hirsuta* (Benth.) Steenis (Annonaceae) **C/** *Cola chlamydantha* K. chum. (Malvaceae). Photo prise lors d'une mission de terrain dans la forêt classée de la Bossématié en 2018 **D/** *Phallus Indusiatus* (Phallaceae)

*Photos Ouattara T. A.*

### 1-2-3 Faune

Les études réalisées lors du Projet d'aménagement des forêts classées de l'Est de la Côte d'Ivoire (1993-2006) mentionnaient déjà la relative pauvreté du domaine rural en faune et surtout en grands mammifères. Cette tendance s'observe toujours avec la destruction des reliques forestières au profit de l'agriculture. La destruction du couvert végétal, aussi bien à l'intérieur qu'à l'extérieur des forêts classées, a accentué le déficit hydrique notamment pendant la saison sèche. Ainsi, les derniers peuplements forestiers servant de refuge pour la plupart des grands mammifères restent les forêts classées. Les plans d'aménagement des forêts classées de l'Est (2004-2013) indiquaient la présence de grands mammifères, même s'ils étaient peu

nombreux. Il s'agit de l'éléphant (*Loxodonta africana cyclotis*) et du Bongo (*Boocerus euryceros*) essentiellement dans la forêt classée de la Bossématié. Les nombreux indices de présence de l'éléphant attestent d'une activité intense de ce pachyderme. L'éléphant participe activement à la régénération de la forêt de Bossématié (SODEFOR et SITBAI, 2016).

Les inventaires fauniques réalisés dans le cadre du projet REDD+ de la Mé (Nitidæ, 2018) révélaient 247 espèces d'oiseaux, 52 mammifères, 19 amphibiens et 4 reptiles dans la réserve naturelle de Mabi-Yaya. Même s'ils n'ont pu être observés au cours des inventaires, la présence d'un groupe de chimpanzés (localisé entre les villages de Kossandji et Mébifon) a été confirmée par les enquêtes ethnozoologiques. Par ailleurs, on note plusieurs amphibiens dont *Phrynobatrachus annulatus*, classée sur la Liste Rouge de l'UICN comme espèce en danger d'extinction (EN), n'avaient encore jamais été observées dans les forêts du Sud-Est (Nitidæ, 2018). On note la présence de petits mammifères dont : Céphalophe bleu (*Cephalophus monticola*), Antilope royale (*Neotragus pygmaeus*), Guib harnaché (*Tragelaphus scriptus*). Parmi les rongeurs, il existe : le Rat géant d'Emin (*Cricetomys eminii*), l'Atherure (*Atherurus africanus*) et l'Aulacode (*Thryonomys swinderianus*). Parmi les oiseaux, on rencontre : le Calao longibande (*Tockus semifasciatus*), le Touraco à gros bec (*Touraco macrorhynchus*) et le Pigeon gris (*Columba unicincta*). Cette avifaune d'une façon générale était assez fournie et diversifiée. Cependant, la rareté des grands oiseaux disséminateurs de graines tels que le calao longibande et le touraco est observée du fait du braconnage et de la destruction de leurs habitats par l'abattage des grands arbres (Ellenberg *et al.*, 1992).

La **Figure 4** présente des photographies de quelques espèces dans la réserve naturelle Mabi-Yaya dans le cadre d'un inventaire floristique (Nitidæ, 2018) et trace d'espèce (*Loxodonta africana cyclotis*) dans la forêt classée de Bossématié lors d'une mission de terrain en 2018.



**Figure 4 :** Photos prises en 2018 dans la réserve naturelle de Mabi-Yaya dans le cadre d'un inventaire faunique **A/** *Phrynobatrachus annulatus* (Phrynobatrachidae) **B/** *Natriciteres variegata* Loveridge (Natricidae). Photo prise lors d'une mission de terrain dans la forêt classée de la Bossématié en 2018 **C/** *Loxodonta africana cyclotis* (Eléphantidae). **D/** Crotte fraîche de *Loxodonta africana cyclotis*

*Photos Ouattara T. A.*

### 1-3 DONNÉES PHYSIQUES

#### 1-3-1 Climat

Le climat est de type subéquatorial et est caractérisé par :

- une pluviométrie moyenne annuelle comprise entre 1 200 et 1 700 mm ;
- une température moyenne de 26,5°C, avec une amplitude faible de 3 à 4° ;
- une insolation moyenne de 2 000 heures par an ;
- une humidité relative moyenne annuelle de l'ordre de 75% ;
- des vents dominants orientés du Sud vers le Sud-Ouest.

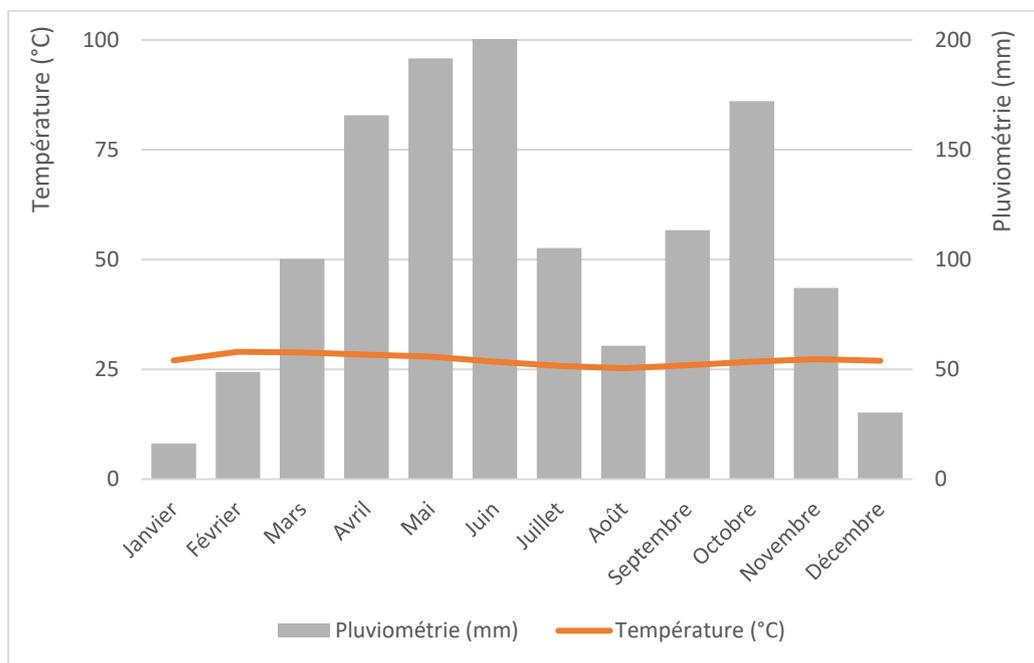
Cette partie du pays connaît quatre saisons, dont deux (2) saisons de pluies et deux (2) saisons sèches :

- une grande saison sèche (de décembre à février) ;
- une grande saison de pluies (de mars à mi-juillet) ;
- une petite saison sèche (de mi-juillet à mi-septembre) ;
- une petite saison de pluies (de mi-septembre à novembre).

La grande saison sèche est marquée par une visibilité trouble résultant de nombreuses brumes et brouillards. Les effets de l'harmattan sont peu marqués dans la région.

La grande saison des pluies est caractérisée par de fortes rafales de vent (55 à 75 km/h). Le nombre de jours de pluie varie de 11 à 22 jours par mois. La petite saison sèche se caractérise par une faible durée de l'insolation. On enregistre de nombreux jours de pluie, mais la quantité d'eau recueillie est faible. Par contre, la petite saison des pluies est caractérisée par une longue durée de l'insolation (SODEFOR et ITS, 2015).

Avec la disparition du couvert forestier, l'accroissement des températures au sol et la baisse de l'humidité atmosphérique diurne conduisent progressivement à une augmentation de l'évapotranspiration potentielle. La tendance est donc à une augmentation progressive des déficits hydriques (SODEFOR et INPROBOIS, 2014). La **Figure 5** présente le diagramme ombrothermique de la zone d'étude sur la période 1901-2016.



**Figure 5** : Diagramme ombro-thermique du Sud-Est de la Côte d'Ivoire sur la période 1901-2016 (<https://climateknowledgeportal.worldbank.org/>)

### 1-3-2 Hydrographie

L'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire appartiennent à quatre bassins versants : ceux de la Comoé, de l'Agnéby, de la Mé et de la Bia.

Le bassin versant de la Comoé (17 585 ha) est constitué du fleuve Comoé (principal fleuve de cette partie du pays) et de ses nombreux affluents s'écoulant en direction Ouest-Est. Ce sont les rivières : Yabi (5 110 ha) qui prend sa source vers Bécouefin, Besso (9 620 ha) qui prend sa source à l'Ouest de la forêt classée de la Besso, Edito (2 855 ha) qui prend sa source dans la forêt classée de la Besso, Béki, Bossématié et Manzan. Ces rivières ne représentent qu'une partie du bassin versant de la Comoé.

Le bassin de l'Agnéby marque la limite Nord-Ouest de la zone d'étude. Son principal affluent est le fleuve côtier Agbo qui se jette dans la lagune Ebrié. Le bassin de l'Agnéby est de 890 000 ha pour 200 km de cours.

Le bassin de la Mé est constitué de la rivière Doupô et l'Edito qui traversent la partie Sud de la forêt classée de la Besso. Ce petit cours d'eau côtier s'écoule vers le Sud sur 140 km pour se jeter dans lagune Potou.

La Bia qui prend sa source au Ghana, sur les 290 km de son cours seulement 120 km sont en Côte d'Ivoire. Ses deux principaux affluents sont la rivière Tamin et la rivière Songan (SODEFOR et INPROBOIS, 2014 ; SODEFOR et ITS, 2015 ; SODEFOR et SITBAI, 2016). La **Figure 6** présente un aperçu du réseau hydrographique de l'Est et Sud-Est de la Côte d'Ivoire.



**Figure 6 :** Carte du réseau hydrographique de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire

### 1-3-3 Relief

Le relief est caractérisé par la présence de nombreuses collines dont l'altitude maximale est d'environ 500 m, avec une moyenne se situant autour de 200 m (**Figure 7**). Ces collines, de faibles hauteurs et aux pentes douces jonchent particulièrement le long du bassin versant de la Comoé. Ce relief, resserré entre les bassins supérieurs de l'Agnéby et de la Mé également très vallonné, laisse apparaître de nombreux bas-fonds. Dans la réserve naturelle de Mabi-Yaya on rencontre de vastes plateaux d'une altitude moyenne de 150 m, descendant en pente douce vers la Comoé et certaines rivières. Ces plateaux sont creusés sur toute leur étendue par des croupes

souvent très accusées. Ceci donne à l'ensemble du relief un aspect moutonné (Guillaumet et Adjanooun, 1971).

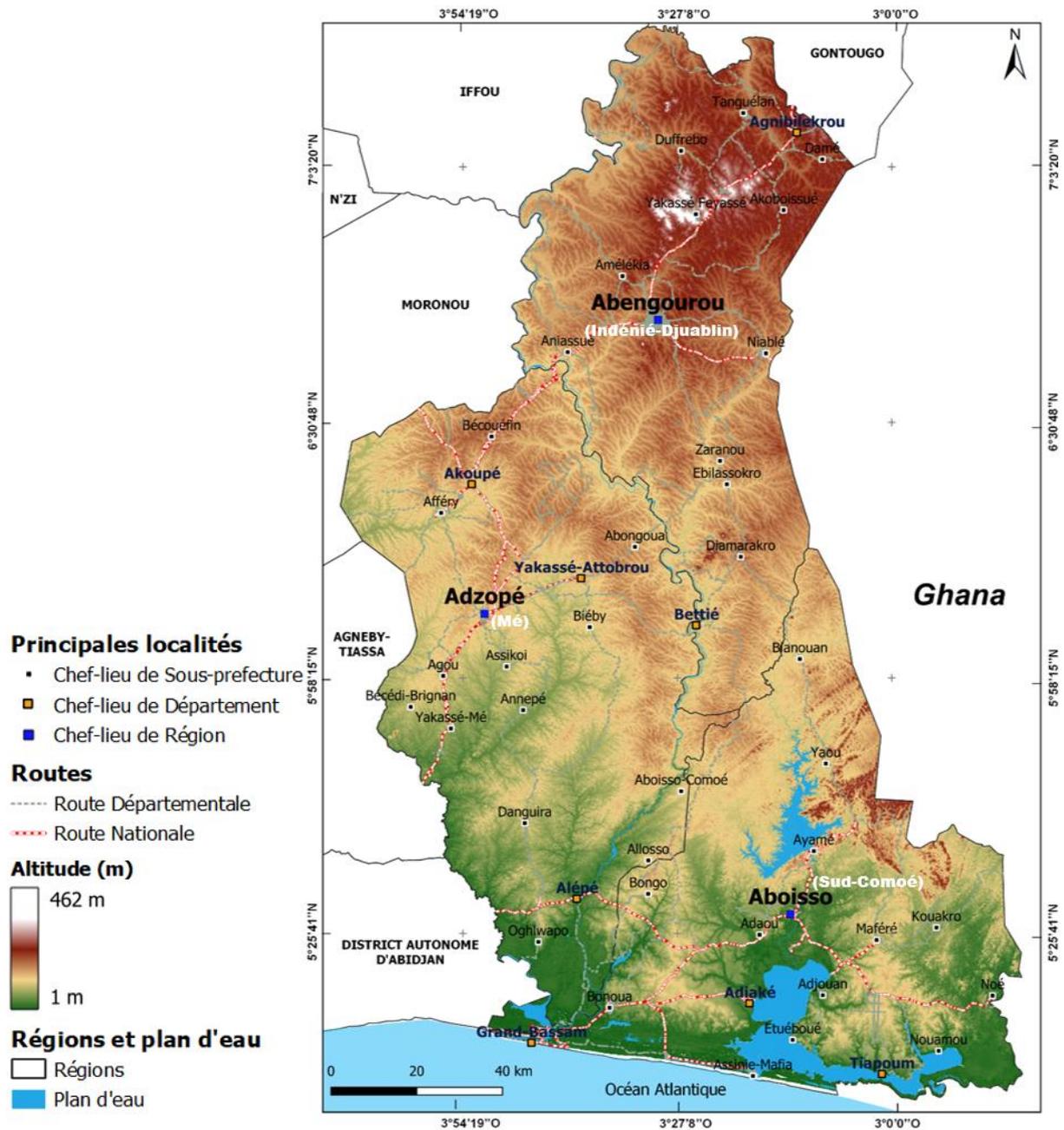


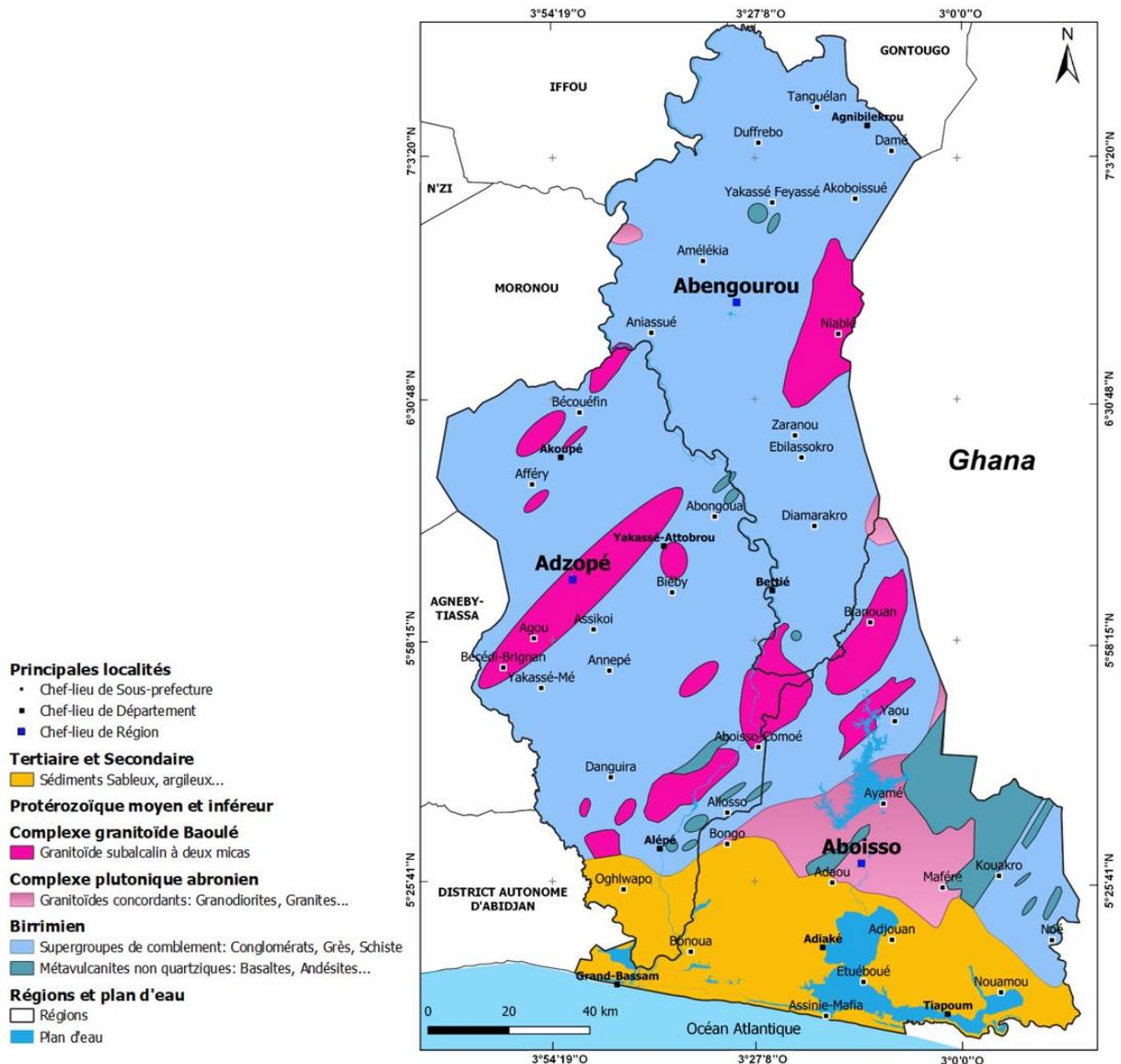
Figure 7 : Carte géomorphologique de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire

### 1-3-4 Géologie

Les formations géologiques (Figure 8) des régions de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire appartiennent au socle primaire précambrien. Elles sont dominées par des roches métamorphiques développées à partir des flyschs du Birrimien : schistes arkosiques, schistes à

pyrite, schistes chloriteux et grès ferrugineux. Particulièrement, le sous-sol de l'ensemble des forêts classées et des aires protégées est à base de schiste.

Sous l'action des pluies, apparaissent des sols ferralitiques qui varient suivant la roche-mère. Cette roche mère est constituée principalement de schiste argileux (Guillaumet et Adjanohoun, 1971).



**Figure 8 :** Carte géologique de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire (SODEMI, 1972)

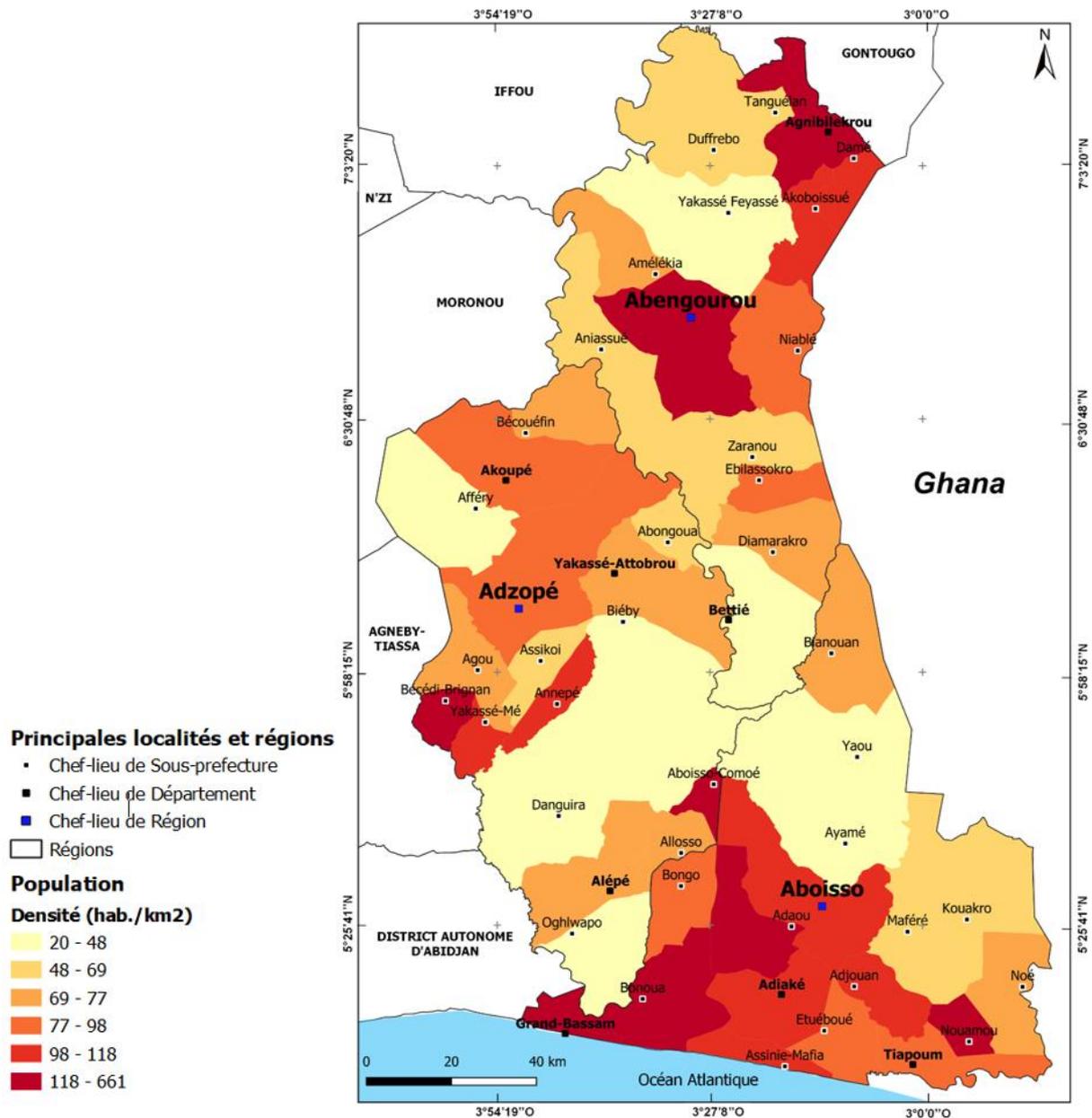
### 1-3-5 Pédologie

Les sols de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire sont des sols ferralitiques. Il existe une relation entre le relief et le type de formation édaphique. On peut distinguer différents types de sols sur les bas de pente, dans les entre-bassins synclinaux et dans les basfonds. Sur les parties les plus hautes, se trouvent des sols généralement caractérisés par un fort pourcentage

d'éléments grossiers (gravillons ferrugineux et fragments de quartz) bien drainés mais généralement assez peu profonds quand ils ne sont pas indurés. Au niveau des versants (pentes supérieures et replats à mi-pente), les sols sont gravillonnaires dès la surface ou plus en profondeur, bien drainés et généralement profonds. Ce sont les meilleurs sols pour les cultures pérennes. Les sols des parties basses des versants sont enrichis en sable par colluvionnement, avec hydromorphie à une certaine profondeur. Ces sols sont assez médiocres, car assez instables, à faible capacité nutritive et à faibles réserves en eau durant la saison sèche. Les bas-fonds sont occupés par des sols hydromorphes et très engorgés pendant la saison des pluies. Sans aménagements pour la riziculture ou le maraîchage, ces conditions sont défavorables pour la plupart des activités de culture. Selon le substratum et les conditions climatiques, plusieurs types souvent juxtaposés peuvent être observés. On distingue les ferrissols dans la partie Nord de la région de l'Indénié-Djuablin, les sols ferralitiques moyennement lessivés sur granites dans la partie centrale de la région de l'Indénié-Djuablin, les sols ferralitiques moyennement lessivés sur schistes ou micaschistes dans la partie Sud de la région de l'Indénié-Djuablin et dans la partie Nord de la région de la Mé et les sols ferralitiques fortement lessivés sur roche éruptive ou métamorphique ou encore sur sables dans la partie Sud de la région de la Mé et dans la région du Sud-Comoé (SODEFOR et INPROBOIS, 2014 ; SODEFOR et ITS, 2015 ; SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4 DONNÉES SOCIO-DEMOGRAPHIQUES ET ÉCONOMIQUES**

L'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire (régions de la Mé, du Sud-Comoé et de l'Indénié-Djuablin) ont été progressivement occupé dès le XV<sup>ème</sup> siècle par divers peuples appartenant au groupe Akan et venant de l'actuel Ghana. Cette partie du pays comprend 1 717 752 habitants avec une densité de 78 habitants/km<sup>2</sup> (INS, 2014). La **Figure 9** présente la répartition de la densité de la population dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.



**Figure 9 :** Carte de la répartition de la densité de la population (habitants/km<sup>2</sup>) à l’Est et au Sud-Est de la Côte d’Ivoire (INS, 2014)

#### 1-4-1 Données socio-démographiques de la Région de la Mé

##### 1-4-1-1 Population

D’une population de 514 700 habitants et d’une densité de 65 habitants/km<sup>2</sup> (INS, 2014), la région de la Mé est peuplée par les Akyé (ou Attié). Le peuple Akyé appartient au groupe Akan venu de l’actuel Ghana, qui après avoir traversé le fleuve Comoé, ont fondé dans les années 1700 le village d’Asseudji, à proximité d’Afféry, puis ont progressivement occupé la région pour en constituer majoritairement le peuple autochtone. A ce peuple s’ajoute des

autochtones minoritaires notamment les Agni et les M'Batto. Les activités économiques de la région, dominées par l'exploitation forestière, la création d'unités de transformation industrielle du bois et le développement des cultures du café et du cacao, ont entraîné une immigration importante. On note en effet, la présence des allochtones Baoulé, Sénoufo, Abron et Abouré et des allogènes essentiellement des Ghanéens, des Burkinabés, des Maliens et des Européens. La population est dominée par des hommes, avec un ratio homme/femme (H/F) global de 1,09 contre 1,03 en 1998 (SODEFOR et ITS, 2015).

**Tableau I** : Population de la région de la Mé (INS, 2014)

Département	Sous-Préfecture	Superficie (km <sup>2</sup> )	Population (hab.)	Densité (hab./km <sup>2</sup> )
Adzopé	Adzopé	1022	98 846	97
	Agou	345	26 692	77
	Annépé	189	19 925	106
	Assikoi	213	10 735	50
	Bécédi-Brignan	149	22 633	152
	Yakassé-Mé	132	14 687	111
<b><i>Sous-total Adzopé</i></b>		<b>2050</b>	<b>193 518</b>	<b>94</b>
Akoupé	Afféry	650	28 107	43
	Akoupé	698	66 311	95
	Bécouefin	333	24 610	74
<b><i>Sous-total Akoupé</i></b>		<b>1681</b>	<b>119 028</b>	<b>71</b>
Alépé	Aboisso-Comoé	89	24 609	276
	Alépé	527	40 480	77
	Alosso 1	166	12 703	76
	Danguira	1493	38 417	26
	Oghlwapo	425	9 668	23
<b><i>Sous-total Alépé</i></b>		<b>2700</b>	<b>125 877</b>	<b>47</b>
Yakassé-Attobrou	Abongoua	184	12 197	66
	Biéby	639	19 998	31
	Yakassé-Attobrou	624	44 082	71
<b><i>Sous-total Yakassé-Attobrou</i></b>		<b>1447</b>	<b>76 277</b>	<b>53</b>
<b>Total Région de la Mé</b>		<b>7878</b>	<b>514 700</b>	<b>65</b>

#### 1-4-1-2 Organisation sociale

La société Akyé est organisée en lignages ou familles, regroupées par quartier dans le village. Les clans constituent des regroupements de plusieurs lignages en villages ou en groupes de villages et les cantons, des regroupements de 5 ou 6 clans.

La hiérarchie par générations et classes d'âges est encore vivace, avec en pays Akyé trois (3) générations : Niando, Djigbo et N'Bessué. Chaque génération comprenant 4 classes d'âge. Les

« Fêtes de génération » se font durant les mois de décembre et de janvier. Elles sont d'une grande importance sociale, constituant notamment un important moyen de rapprochement des familles partagées entre le village et les villes où les uns et les autres sont partis s'installer.

Un chef central est choisi pour le village dans une famille selon le système matrilineaire. Ses notables sont choisis parmi les sages des autres lignages composant le village. Le collaborateur direct du chef central a la responsabilité de chef de terre.

Si la chefferie et ses notables jouent un rôle encore important dans la vie collective, un poids indéniable doit être aussi reconnu aux nombreux cadres résidant dans les grandes villes, notamment Abidjan.

Les biens du lignage (terres, bijoux et pagens de grande valeur) sont inaliénables et doivent être conservés de génération en génération. Le régime de succession se faisait traditionnellement selon deux principes :

- le plus fréquent est la matrilinearité, où le neveu hérite des biens provenant du lignage ;
- la patrilinearité n'était appliquée que dans le cas où le père possédait un bien personnel, acquis en dehors du lignage ; avec l'évolution de la société le régime patrilineaire est de plus en plus appliqué.

(SODEFOR et INPROBOIS, 2014).

### **1-4-1-3 Mode de gestion du foncier rural**

En pays Akyé, la gestion des terres se fait traditionnellement au niveau de chaque famille. Le chef de famille est chargé de veiller à leur conservation, et il est le seul habilité à procéder à leur répartition suivant les besoins des membres de la famille.

Le développement des cultures pérennes et des moyens de transport a favorisé la création de plantations individuelles éloignées du village et des terres familiales, notamment en forêt classée, induisant un deuxième mode de gestion des terres échappant aux règles traditionnelles. La coexistence de ce double système a généralement induit un faible taux de réutilisation des terres familiales devenues de vieilles jachères. De plus en plus, le phénomène de vente de terres prend une ampleur inquiétante. Ce phénomène s'étend surtout dans le domaine de l'Etat.

Chez les Agni, l'exploitation de la terre est régie par un code de la propriété que justifient des considérations à la fois religieuses et politiques. Les terres appartiennent aux génies locaux. Nul ne peut s'installer sur un terrain sans leur autorisation et les terres sont gérées par les premiers occupants. Toute exploitation nouvelle est signalée au Roi. Dans un village, chaque

matriclan (lignage) dispose de terres léguées, par l'ancêtre qui est le premier installé dans la région (SODEFOR et INPROBOIS, 2014).

## 1-4-2 Données socio-démographiques de la Région de l'Indénié-Djuablin

### 1-4-2-1 Population

D'une population de 560 432 habitants et d'une densité de 81 habitants/km<sup>2</sup> (INS, 2014), la région de l'Indénié-Djuablin est constituée en majorité d'Agni, à laquelle s'ajoutent les allochtones (Koulango, Abron, Baoulé, Attié, Malinké, etc.) et les allogènes.

**Tableau II** : Population de la région de l'Indénié-Djuablin (INS, 2014)

Département	Sous-Préfecture	Superficie (km <sup>2</sup> )	Population (hab.)	Densité (hab./km <sup>2</sup> )
Abengourou	Abengourou	756	135 635	179
	Amélékia	335	25 238	75
	Aniassué	654	40 498	62
	Ebilassokro	207	19 433	94
	Niablé	509	44 967	88
	Yakassé-Feyassé	922	36 838	40
	Zaranou	627	33 539	53
<b>Sous-total Abengourou</b>		<b>4010</b>	<b>336 148</b>	<b>84</b>
Agnibilékrou	Agnibilékrou	449	69 174	154
	Akoboissué	253	28 647	113
	Damé	150	15 920	106
	Duffrebo	692	42 426	61
	Tanguelan	244	12 021	49
<b>Sous-total Agnibilékrou</b>		<b>1788</b>	<b>168 188</b>	<b>94</b>
Béttié	Béttié	681	24 983	37
	Diambarakro	426	31 113	73
<b>Sous-total Béttié</b>		<b>1107</b>	<b>56 096</b>	<b>51</b>
<b>Total Région de l'Indénié-Djuablin</b>		<b>6905</b>	<b>560 432</b>	<b>81</b>

Ces groupes ont également alimenté de façon significative les flux migratoires en direction des forêts classées d'Abengourou. Le groupe autochtone Agni représente environ 5 % de la population rurale de la région.

### 1-4-2-2 Organisation sociale

Au plan social, le N'dénéan a hérité de la tradition ashanti. La cellule de base est la famille « Aboussouan ». Il s'agit de la famille parentale qui est différente de la famille conjugale.

La famille conjugale, qui est le modèle européen, comprend le père, la mère et les enfants. La famille parentale englobe la famille conjugale à laquelle s'ajoutent les grands-parents, les oncles et les tantes, les cousins et cousines, les neveux et nièces, etc. Tous les membres de la famille forment l'aboussouan ayant à la tête le patriarche qui est l'aboussouan kpagni ou ahoulo kpagni. L'ensemble des tribus constitue la confédération ou le royaume. Il s'agit donc d'une société très hiérarchisée dont la structure se présente comme suit :

- au sommet, le roi ;
- puis les chefs de tribu ou chefs de canton ;
- les chefs de village ;
- les chefs de cour ou de famille.

Le royaume Agni de l'Indénié comprend sept cantons, dirigés par des chefs de canton. Chaque canton regroupe plusieurs villages, avec à leur tête, un chef (SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4-2-3 Mode de gestion du foncier rural**

Chez les Agni, la terre appartient au Roi qui la morcelle au profit des familles constituant le royaume. Le Chef de famille veille sur la portion qui lui est concédée et y travaille avec les membres du lignage. Cette terre ne peut être vendue mais peut faire l'objet de don, de prêt ou de legs (SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4-3 Données socio-démographiques de la Région du Sud-Comoé**

##### **1-4-3-1 Population**

D'une population de 642 620 habitants et d'une densité de 89 habitants/km<sup>2</sup> (INS, 2014), la région du Sud-Comoé connaît une forte pression démographique. Cette forte pression démographique est due à la concentration de la main d'œuvre agricole autour des importantes entreprises agricoles et agro-industrielles. La région du Sud-Comoé a une population majoritairement autochtone que sont les Agni, les Abouré et les N'Zima. A côté de cette population, il y a une population très hétérogène composée d'allochtones, dont les baoulés, et d'allogènes : Burkinabé, Ghanéens, Togolais, Nigériens et Nigériens qui s'adonnent à diverses activités économiques de la région.

**Tableau III** : Population de la région du Sud-Comoé (INS, 2014)

Département	Sous-Préfecture	Superficie (km <sup>2</sup> )	Population (hab.)	Densité (hab./km <sup>2</sup> )
Aboisso	Aboisso	750	86 115	115
	Adaou	390	57 187	146
	Adjouan	250	25 088	100
	Ayamé	514	14 195	28
	Bianouan	542	41 442	76
	Kouakro	505	30 061	60
	Maféré	675	34 760	51
	Yaou	937	19 004	20
<b><i>Sous-total Aboisso</i></b>		<b>4564</b>	<b>307 852</b>	<b>67</b>
Adiaké	Adiaké	432	44 257	103
	Assinie-Mafia	160	16 721	105
	Etuéboué	285	22 569	79
<b><i>Sous-total Adiaké</i></b>		<b>876</b>	<b>83 547</b>	<b>95</b>
Grand-Bassam	Grand-Bassam	127	84 028	661
	Bonoua	531	69 983	132
	Bongo	299	25 052	84
<b><i>Sous-total Grand-Bassam</i></b>		<b>957</b>	<b>179 063</b>	<b>187</b>
Tiapoum	Tiapoum	304	25 072	82
	Noé	382	27 938	73
	Nouamou	146	19 148	131
<b><i>Sous-total Tiapoum</i></b>		<b>832</b>	<b>72 158</b>	<b>87</b>
<b>Total Région du Sud-Comoé</b>		<b>7230</b>	<b>642 620</b>	<b>89</b>

#### 1-4-3-2 Organisation sociale

L'organisation sociale chez les Agni d'Aboisso ou Agni-Brafê repose sur les villages composés de grandes familles. Il existe aussi des groupes de générations et de danse.

Au niveau des Abouré, les familles s'organisent en clans. Chaque famille est symbolisée par un siège autour duquel elle se réunit et s'organise. Il existe autant de siège que de famille qui constitue l'ensemble des clans. On distingue neuf (9) clans qui ont souvent été dispersés à cause des guerres. Aujourd'hui seul Bonoua regroupe la totalité des clans. Il existe aussi les générations et classes d'âges.

Chez les N'Zima ou Appolo l'organisation sociale repose également sur les familles (au total 7) dont le roi reste le chef des sept (7) familles. Chaque famille est autonome. Il y a la famille intérieure, à l'intérieur de laquelle se gère l'héritage et la famille extérieure qui forme la grande famille. Elle se retrouve pendant les funérailles et autres grands événements. Toutes les 7 familles sont à Grand-Bassam et se réunissent tous les mois pour accomplir le rite qu'on appelle l'aboussouan kpagni.

### **1-4-3-3 Mode de gestion du foncier rural**

Chez les Agni, Abouré et N’Zima la terre appartient au Roi qui la morcelle au profit des familles constituant le royaume. Le Chef de famille veille sur la portion qui lui est concédée et y travaille avec les membres du lignage.

### **1-4-4 Données économiques**

L’économie des régions du Sud-Est de la Côte d’Ivoire (régions de la Mé, de l’Indénié-Djuablin et du Sud-Comoé) est essentiellement basée sur l’agriculture, le commerce, l’industrie, l’élevage et la pêche ainsi que l’artisanat et le tourisme.

#### **1-4-4-1 Agriculture**

Située dans une zone forestière à bonne pluviométrie, les régions du Sud-Est de la Côte d’Ivoire sont des régions agricoles importantes. L’agriculture est soutenue par le Fond Interprofessionnel pour la Recherche et le Conseil Agricole (FIRCA) avec l’appui de l’ANADER (Agence Nationale d’Appui au Développement Rural). Les cultures vivrières (manioc, banane plantain, riz, etc.) et les cultures de rente (cacao, café, hévéa, palmier à huile, banane douce, ananas, etc.) sont les plus pratiquées. Il faut noter que la culture de cola (*Cola acuminata*) est pratiquée de manière informelle, mais rapporte des revenus substantiels à la population.

Le cacao et le café occupent une place prépondérante dans les activités économiques de cette partie du pays. Cependant, à travers la politique de diversification des revenus de la population, certaines cultures telles que l’hévéa (*Hevea brasiliensis*), le palmier à huile (*Elaeis guineensis*), la banane douce (*Musa spp.*), de même que le manioc (*Manihot esculenta*) prennent une place de plus en plus importante dans l’économie (SODEFOR et ITS, 2015; SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4-4-2 Commerce**

Le commerce repose essentiellement sur la vente des produits agricoles. L’achat du café et du cacao était le fait d’intermédiaires appelés communément « pisteurs ». Aujourd’hui, des structures bien organisées qui sont pour la plupart des coopératives de producteurs et des entreprises agricoles s’occupent de la collecte et de la commercialisation de divers produits agricoles dont les cultures pérennes (le cacao, le café, le palmier à huile et l’hévéa) et les cultures vivrières (la banane plantain, le manioc et l’igname). Bien que les centres urbains

tiennent des marchés qui sont hebdomadairement approvisionnés en vivriers par les villages environnants, la proximité et l'essor d'Abidjan ont un impact négatif sur le commerce local. La vente des produits maraîchers échappe presque totalement au contrôle des services techniques du Ministère en charge du commerce. Par conséquent, les quantités vendues ne sont pas encore maîtrisées (SODEFOR et ITS, 2015; SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4-4-3 Industrie**

L'industrie locale est dominée par les unités de transformation du bois parmi lesquelles : Industrie et Promotion du Bois (INPROBOIS), Fabrique Ivoirienne de Parquet (FIP) et Tropical Bois (TP). Cependant, de petites et grandes sociétés industrielles existent dans la zone. Il s'agit en particulier de la Société Agro-pastorale de la Mé (SAP la Mé), de PALMAFRIQUE, de la Société pour la Commercialisation de la Banane (SCB), de la Société Africaine de Plantation d'Hévéa (SAPH) et de la ferme avicole de Monsieur Ali OUATTARA à Agnibilékrou. Cependant, de plus en plus, les boulangeries ouvrent dans les Sous-préfectures (SODEFOR et ITS, 2015; SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4-4-4 Elevage et Pêche**

Cette activité a été longtemps qualifiée d'élevage de case (pour la consommation familiale), traditionnel, consacré aux bovins, ovins, caprins et volailles. Mais, quelques initiatives individuelles d'élevage bovin existent avec des zébus et des croisements de N'dama. En périphérie des principaux centres urbains, des élevages de volailles (poules pondeuses et poulets de chair) se développent de plus en plus. Quelques troupeaux parcourent la région en transhumance ou appartiennent à des autochtones.

La pêche est pratiquée mais reste peu développée dans les régions de la Mé et de l'Indénié-Djuablin pendant qu'elle occupe une place importante chez les populations de la région du Sud-Comoé (Grand-Bassam et Assinie). Elle se pratique de façon artisanale par les autochtones et surtout par les allogènes (Maliens, Ghanéens et Togolais) au niveau de la mer, sur le fleuve Comoé et sur toutes les rivières qui parcourent l'ensemble des trois régions. En 2013, une quarantaine de pêcheurs professionnels a été dénombré sur le fleuve Comoé dont 28 dans le Département de Bettié (SODEFOR et ITS, 2015; SODEFOR et SITBAI, 2016).

#### **1-4-4-5 Artisanat et Tourisme**

L'artisanat et le tourisme sont très peu développés, malgré les potentialités de la zone, dans les régions de la Mé et de l'Indénié-Djuablin. Les villageois confectionnent des paniers et des toitures en palme de Raphia (papôt) destinés essentiellement à l'autoconsommation. Quelques sculpteurs sont présents dans les grandes villes. La diversité culturelle des peuples Akyé, Agni, Gwa, Apollo et Abouré confère au Sud-Est de la Côte d'Ivoire une richesse indéniable. La région du Sud-Comoé constitue la zone de prédilection des activités touristiques et artisanales. Grâce à ses atouts naturels, son riche patrimoine culturel et traditionnel, ses réceptifs hôteliers le long des plages, ses restaurants aux mets variés, la ville de Grand-Bassam est classée patrimoine de l'UNESCO et accueille des milliers de touristes nationaux et internationaux venus d'horizons divers.

Il existe plusieurs sites touristiques appréciables. Au niveau de la région de la Mé on peut rencontrer la lagune Potou, les chutes de Monnékoi, le fleuve Comoé vers Koutoukro, les comptoirs de commerce CFAO, SCOA, le lac d'Ingrakon, la forêt de bambou de chine sur la rivière à Monnékoi, etc. Au niveau de la région l'Indénié-Djuablin, il existe le palais royal d'Abengourou, la tombe du premier postier français à Zaranou, les musées de Zaranou et d'Abengourou, le centre de peinture Bieth, le Bief aux hippopotames à Kouassikro, le site de la traversée de la Comoé par la reine ABLA Pokou, le mausolée de Jean-Marie ADIAFFI à Béttié, etc. On compte également quelques réceptifs hôteliers à Abengourou, dont les plus importants sont de moyen standing avec des capacités d'accueil qui varie de 10 à 50 chambres. La région du Sud-Comoé regorge, quant à elle, d'énormes potentialités en tourisme balnéaire et culturel dont : la fameuse route caravanière Bassam-Kong, le royaume Krindjabo, Grand-Bassam (première capitale de la Côte d'Ivoire constituée de vieille maisons coloniales), le musée national du costume et les carnivals (Abissa de Grand-Bassam et Popo-carnaval de Bonoua) (SODEFOR et ITS, 2015; SODEFOR et SITBAI, 2016).

## **CONCLUSION PARTIELLE**

Les trois régions de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire (les régions de la Mé, de l'indénié-Djuablin et du Sud-Comoé) sont caractérisées par une végétation de type ombrophile avec l'existence de forêts primaires, de forêts marécageuse et de forêts à divers niveaux de dégradation du fait de l'omnipresence des activités anthropiques. Ces formations restent confinées pour l'ensemble dans vingt-trois (23) forêts classées et deux aires protégées qui abritent une faune importante menacée par la chasse et la déforestation dont les derniers éléphants de forêts de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire. Cette partie du pays est aussi caractérisée par la présence de nombreuses collines sur des sols ferrallitiques et est drainée par quatre (4) principaux fleuves (Comoé, Agnéby, Mé et Bia) avec un climat tropical chaud et humide. Tous ces atouts ont favorisé le développement de la culture du cacao (principale culture de rente de la Côte d'Ivoire) en faveur des populations autochtones constituées principalement des Akyé, Agni, Abouré et N'zima mais aussi surtout des populations allochtones et allogènes.

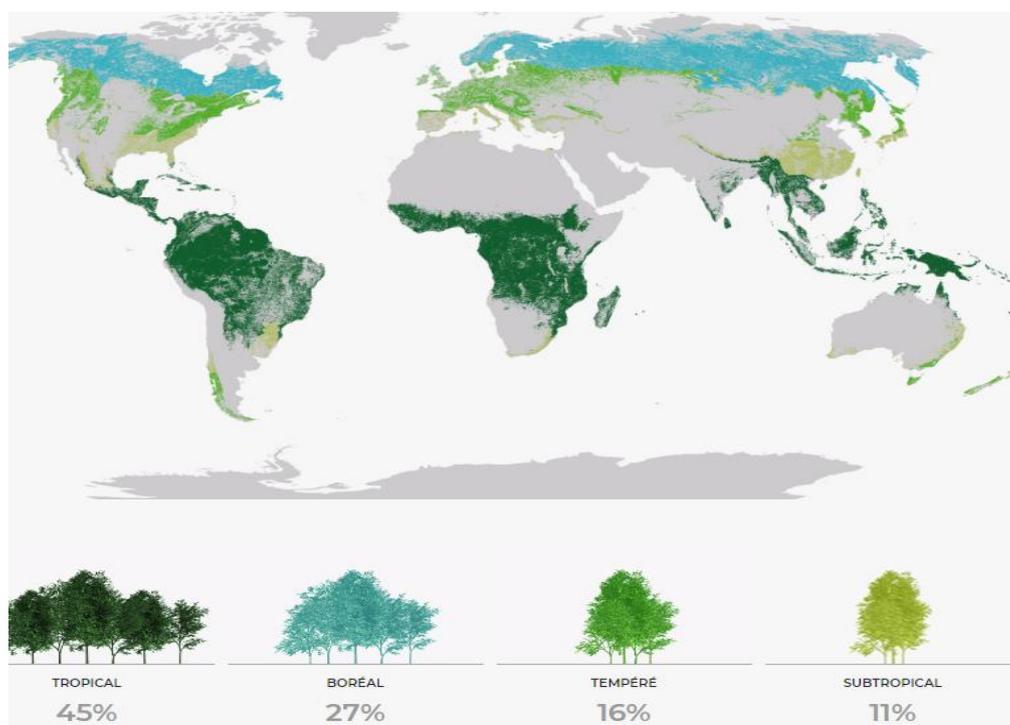
Après cette situation générale du cadre géographique, environnementale et socio-économique, le chapitre suivant va traiter du cadre théorique de l'étude.

## CHAPITRE 2 : CADRE THÉORIQUE DE L'ÉTUDE

### 2-1 NOTION DE FORÊT

#### 2-1-1 La forêt : puits de carbone

Un couvert forestier peut être défini comme une « organisation dans l'espace et dans le temps, d'éléments de végétation décrits par leur position, leur étendue, leur densité, leur type et leur connexion » (Parker, 1995 ; Ferraz, 2012). On distingue quatre grands types de forêts, dont la physiologie est étroitement liée au climat : la forêt tropicale, la forêt boréale, la forêt tempérée et la forêt Subtropicale. Selon la FAO (2020), la superficie de la forêt tropicale est la plus importante et représente 45% de la superficie forestière mondiale (**Figure 10**). Les forêts constituent globalement des puits de carbone, plusieurs articles y font référence (Brown, 2002 ; Ferraz, 2012 ; Ferraz *et al.*, 2014). La régénération de la forêt s'accompagne d'une forte consommation de CO<sub>2</sub> et la surface devient un important puits de carbone. Lorsque l'écosystème est en équilibre, les quantités de carbone fixé sous forme de biomasse et libéré dans l'atmosphère par respiration et décomposition de la matière organique se compensent (Decourt, 2001 ; Houghton, 2005 ; Ferraz, 2012). Le manque de données sur les forêts est une source d'incertitude importante dans la prévision du climat.



**Figure 10** : Proportion et distribution de la superficie forestière mondiale par domaine climatique (FAO, 2020)

## 2-1-2 Déforestation et dégradation des forêts

La déforestation est considérée comme un processus de conversion d'une terre forestière au profit d'autres usages comme l'agriculture, l'urbanisation ou les activités minières qui entraîne la perte des surfaces forestières (FAO, 2005 ; Kanninen *et al.*, 2007).

La dégradation est considérée comme étant une forme de destruction partielle des forêts ou une réduction à long terme du couvert forestier (FAO, 2005). Selon les experts de la FAO, la dégradation est différente de la déforestation car il n'y a pas de changement d'occupation du sol à l'issue de ce processus. La dégradation forestière conduit donc à l'altération des qualités des services écosystémiques que les forêts procurent.

### 2-1-2-1 Dans le monde

Selon la FAO, 16 millions d'hectares de forêts disparaissaient annuellement sur Terre dans les années 1990. Ce chiffre est passé, au début du XXI<sup>ème</sup> siècle, à environ 13 millions d'hectares de forêts (c'est l'équivalent en surface de 86 % de la forêt française qui disparaît ainsi chaque année). La superficie forestière mondiale a diminué d'environ 178 millions d'hectares au cours des 30 années de 1990 à 2020. Les terrains étant convertis à d'autres utilisations, surtout agricoles, ou sous l'effet de phénomènes naturels (FAO, 2005 ; FAO, 2020). En 2005, les forêts primaires ou forêts faiblement anthropisées ne constituent plus que 36 % de la superficie forestière mondiale, continuant à disparaître ou être modifié à raison de 7,3 millions d'hectares par an (FAO, 2006). En 2018, près de 12 millions d'hectares de forêts tropicales ont disparu, selon le dernier rapport du World Resources Institute (WRI), dont 3,6 millions d'hectares de forêts primaires.

A l'issue d'une déforestation une partie des coupes sera suivie d'une régénération forestière, souvent lente ou médiocre, une autre partie sera plantée d'arbres ou de cultures de rentes (eucalyptus, palmier à huile, hévéa, cacaoyer, théier, caféier, etc.) ; mais en Amazonie, la plus grande partie est transformée en culture de soja (environ 75 % des pertes forestières sont dues à l'expansion agricole). En zone tropicale, les terres cultivées se dégradent rapidement, pour évoluer vers une savane ou la désertification (FAO, 2005).

Les études de la FAO portant sur les ressources forestières mondiales (FAO, 2005 ; FAO, 2020) montrent que, même si la déforestation reste préoccupante, son rythme a ralenti au début du XXI<sup>ème</sup> siècle dans le monde (**Figure 11**). En effet, le taux de perte nette de forêts est passé de 7,8 millions d'hectares par an au cours de la décennie 1990-2000 à 5,2 millions d'hectares au

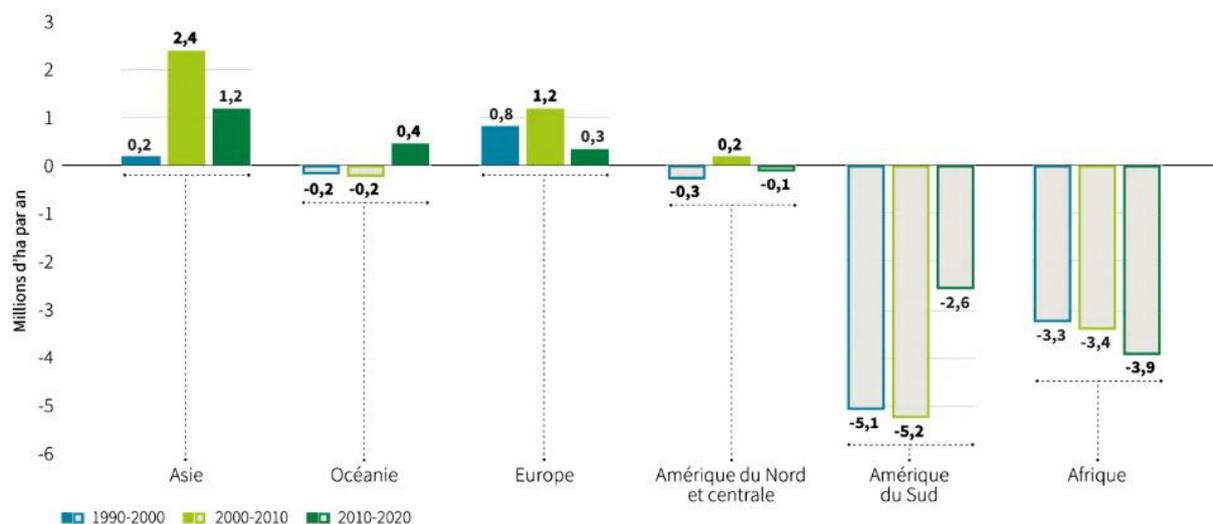
cours de la décennie 2000-2010 et à 4,7 millions d'hectares par an au cours de la décennie 2010-2020.

Sur la période 2000-2010, la région la plus touchée par la déforestation est l'Amérique du Sud qui a enregistré le taux annuel le plus élevé de perte nette de forêts avec environ 4,2 millions d'hectares. Ensuite, vient l'Afrique avec 3,4 millions d'hectares. L'Amérique du Nord et centrale affiche une légère perte nette. L'Europe a gagné 0,66 millions d'hectares de forêt par an et l'Asie 2,2 millions d'hectares de forêt par an, grâce surtout au boisement à grande échelle mis en place en Chine. Les 0,77 millions d'hectares de pertes de forêt en Océanie sont principalement dues à la sécheresse et aux incendies de forêts en Australie (GFW, 2017 ; FAO, 2005).

Sur la période 2010-2020, L'Afrique a enregistré le taux annuel le plus élevé de perte nette de forêts, avec 3,9 millions d'hectares. Le taux de perte nette de forêts a augmenté en Afrique au cours de chacune des trois décennies depuis 1990. Sur cette même période, chaque année, l'Amérique du Sud a enregistré une perte nette de forêts de 2,6 millions d'hectares. Le taux de perte nette de forêts a considérablement diminué en Amérique du Sud, pour atteindre environ la moitié du taux en 2010-2020 par rapport à 2000-2010. L'Asie a enregistré le gain net de superficie forestière le plus élevé entre 2010 et 2020 (FAO, 2020).

La déforestation en valeur nette prend en compte les reboisements et l'expansion naturelle des forêts. Les causes sous-jacentes de la conversion des forêts pour des utilisations agricoles comprennent la croissance démographique, le développement de l'agriculture (agriculture commerciale en Amérique du sud, agriculture vivrière en Afrique), la sécurité de jouissance des droits fonciers et la gouvernance du changement d'utilisation des terres (FAO, 2005 ; FAO, 2020).

Les conséquences de la déforestation et de la dégradation des forêts sont entre autre le réchauffement climatique, la désertification et la perte de biodiversité. En 1998 près de 10 % des espèces d'arbres connues, soit environ 7 000 espèces, étaient menacées d'extinction à court ou moyen terme (essentiellement en zone tropicale), et pour chaque espèce, c'est une richesse génétique plus grande encore qui est perdue (Oldfield *et al.*, 1998).



**Figure 11 :** Variation nette annuelle de la superficie forestière par décennie et par continent sur la période 1990-2020 (FAO, 2020)

### 2-1-2-2 En Côte d'Ivoire

En Côte d'Ivoire, il faut remonter à la période coloniale pour constater les premières traces d'une déforestation industrielle des forêts tropicales (Fairhead et Leach, 1998). C'est à la fin du XIX<sup>ième</sup> siècle que le gouvernement colonial prend conscience de l'importance économique des ressources forestières et décide de protéger des aires forestières en forêts classées (Chevalier, 1930). Les seules exploitations agricoles largement répandues à cette époque sont essentiellement vivrières et localisées autour des zones d'habitats (Oszwald, 2005). C'est au cours des années 1970 que la Côte d'Ivoire connaît une importante révolution agricole, appelé le « miracle ivoirien ». Cette révolution entraîne un changement des pratiques agraires du pays avec l'émergence d'une agriculture commerciale basée sur la culture du café et du cacao (Oszwald, 2005). Cette nouvelle manne économique est encouragée par le gouvernement au détriment des zones forestières qui enregistrent un recul très net. Afin de protéger plus efficacement les forêts classées contre cette expansion agricole, le gouvernement ivoirien reconnaît juridiquement ces espaces forestiers (N'Guessan, 1989). Toutefois, cette protection est peu efficace, les populations locales continuent de défricher des parcelles forestières afin d'établir de nouveaux espaces agricoles, notamment de café et de cacao. En outre, la Côte d'Ivoire se caractérise par une forte migration de populations allogènes, notamment issues de l'Afrique de l'Ouest. Ces populations migrent vers les régions rurales pour établir de nouvelles parcelles de cultures commerciales et accentuent donc le recul des espaces forestiers (Dureau, 1987 ; Chaléard, 1994). De plus, les populations allochtones, notamment les ethnies Baoulés,

Lobi, Koulango et Sénoufo migrent dans la partie Sud de la Côte d'Ivoire afin d'établir de nouvelles exploitations. Ces populations ont profité du principe établi par Félix Houphouët-Boigny établissant qu'une terre défrichée appartient à celui qui la met en valeur ou la cultive, bien que ce principe soit, aujourd'hui, remis en cause (Oszwald, 2005).

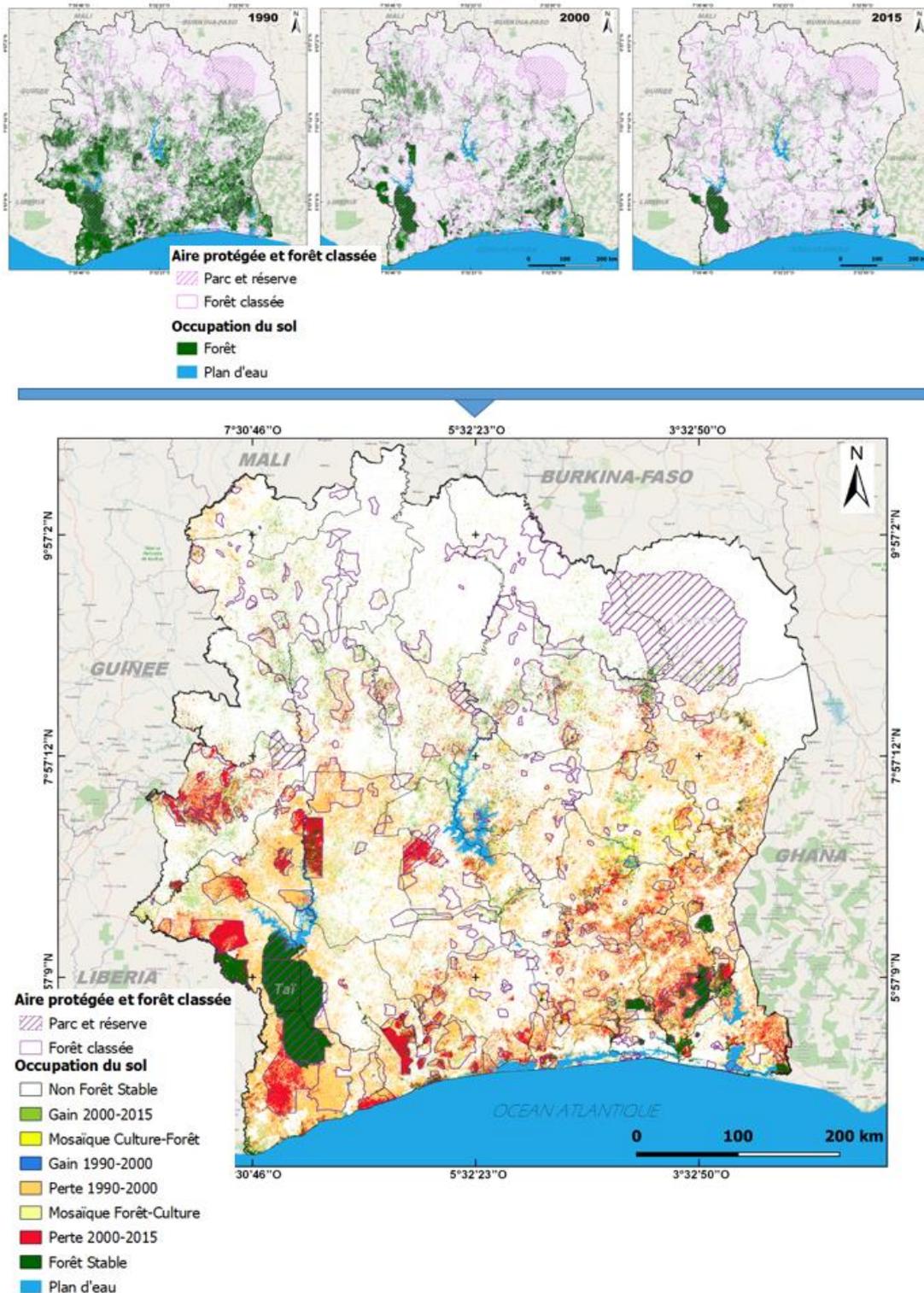
Ces facteurs conjugués entraînent une croissance de la dégradation forestière qui amène plusieurs chercheurs et notamment la FAO (Food and Agriculture Organization of the United Nations) à s'intéresser au cas de la Côte d'Ivoire. En 1981, la FAO dresse un premier bilan alarmiste de l'évolution forestière du pays depuis 1900 (**Tableau IV**) : en 1980, la surface forestière ivoirienne est estimée à 4 millions d'hectares, soit une diminution de 10,5 millions d'hectares entre 1900 et 1980.

**Tableau IV** : Evolution de la couverture forestière dense humide en Côte d'Ivoire (en million d'hectare) d'après quelques auteurs (Oszwald, 2005)

Auteurs / Années	Arnaud et Sournia (1980)	Myers (1980) (1994)	FAO (1981)	Monnier (1981)	Thulet (1981)	Bertrand (1983)	Fair (1992)	Sayer (1992)	Parren et De Graaf (1995)
1900		16	14,5		15,6	14,5	14-16		14,5
1955	12	11,8	11,8	11,8	11,8	11,8			
1965	9		9	9	9	8,9		8,6	
1973	5		6,5	5,4	5,4	6,2			
1977	4								
1980		3,62	4			3,9		4,4	
1990		1,6	2,7				2	2,7	2,6

Cette estimation de l'évolution de la déforestation en Côte d'Ivoire s'est poursuivie à travers plusieurs études au cours du XXI<sup>ème</sup> siècle avec l'usage de nouveaux outils et de nouveaux capteurs encore plus précis (notamment SPOT, Sentinel et Landsat). Les toutes dernières, datant de 2015, ont été réalisées par le BNETD (Bureau National d'Etude Technique et de Développement) et le SEP-REDD+ (Secrétariat Exécutif Permanent de la REDD+) avec l'appui de la FAO et de IGNFI (Institut National de l'Information Géographique de la France). La première étude (**Figure 12**) a concerné l'étude spatio-temporelle de la dynamique forestière en Côte d'Ivoire sur la période 1990 à 2015, avec l'utilisation des images satellites de la série Landsat (BNETD, 2016 ; FAO et SEP-REDD+, 2017). La seconde étude a concerné la cartographie de la végétation et de l'usage des terres en Côte d'Ivoire sur la période 2015-2016, avec l'utilisation des images Sentinel-2 (BNETD et SEP-REDD+, 2019). Le bilan de ces études souligne que 57% des forêts de Côte d'Ivoire ont disparu entre 1990 et 2015. La couverture

forestière est passée de 7,8 millions d’ha en 1990, à 5,1 millions d’ha en 2000, puis à 3,4 millions d’ha en 2015 soit environ 11% du territoire national (BNETD, 2016 ; FAO et SEP-REDD+, 2017). Avec ces données de base, l’Etat ivoirien s’est fixé un objectif de reconquête de 20% du couvert forestier national à l’horizon 2045 (Ministère des Eaux et Forêts, 2019).



**Figure 12 :** Dynamique de la couverture forestière en Côte d’Ivoire durant la période 1990-2000-2015 (BNETD, 2016 ; FAO et SEP-REDD+, 2017)

## **2-2 NOTION D'EFFET DE SERRE ET DE CHANGEMENT CLIMATIQUE**

### **2-2-1 Définitions**

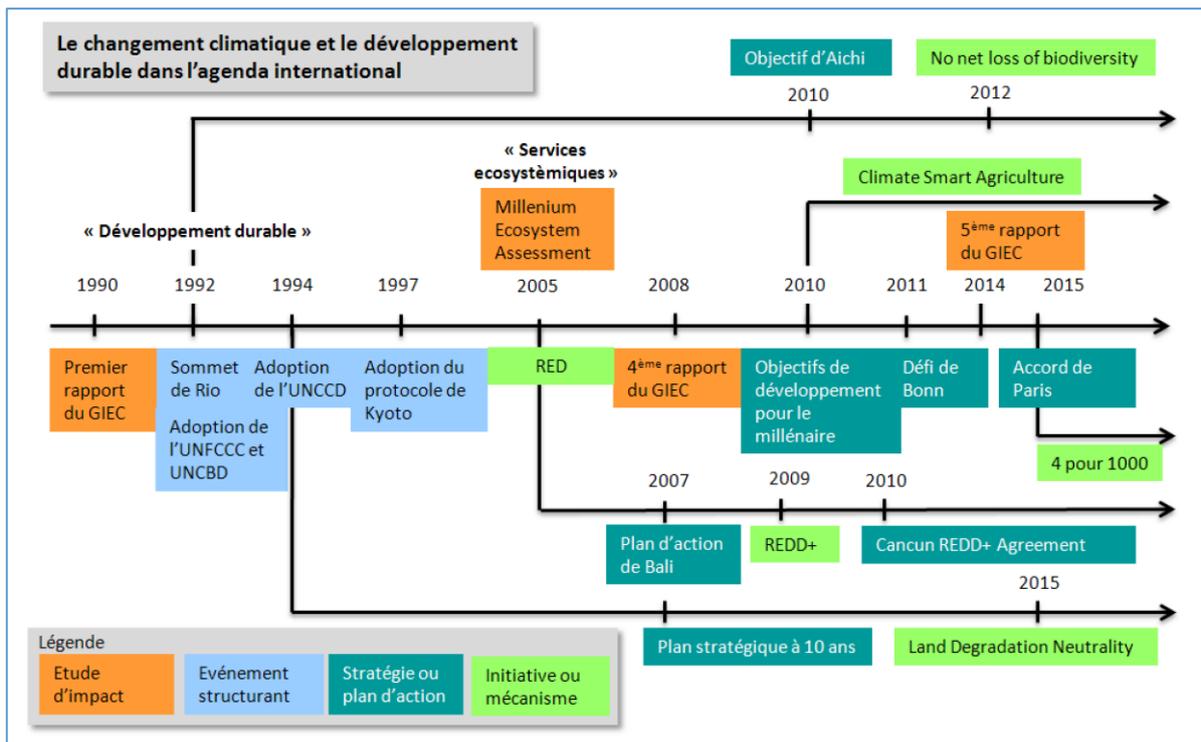
Les activités humaines, tels que l'utilisation des énergies fossiles (charbon, pétrole, gaz) et l'exploitation des ressources forestières à grande échelle génèrent l'émission de grandes quantités de Gaz à Effet de Serre (GES) dans l'atmosphère dont le plus important est le dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>). Ces GES absorbent les rayonnements infrarouges réfléchis par la surface terrestre qui se réchauffe : c'est le phénomène de l'effet de serre. Ce réchauffement est à l'origine du changement climatique (Bertrand, 2007 ; Godard, 2010 ; GIEC 2019). Le changement climatique est défini selon le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat (GIEC) comme tout changement de climat dans le temps, qu'il soit dû à la variabilité naturelle ou aux activités humaines ou la variation de l'état du climat que l'on peut déceler par des modifications de la moyenne ou de la variabilité de ses propriétés sur de longues périodes de temps (GIEC, 2007). Toutefois, cette définition diffère de celle de la Convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (CCNUCC). Pour cette Convention-cadre, le changement climatique est un changement de climat qui est attribué directement ou indirectement à une activité humaine altérant la composition de l'atmosphère mondiale et qui vient s'ajouter à la variabilité naturelle du climat observée au cours des périodes comparables (CCNUCC, 1992). Le changement climatique apparaît donc comme une modification profonde du climat mondial ou régional. Ce phénomène est observé à travers l'augmentation de la température moyenne planétaire, l'accélération du taux d'élévation du niveau marin et la perturbation des grands équilibres écologiques (inondations, typhon, cyclone, sécheresse, etc.).

### **2-2-2 Efforts d'atténuation des effets du changement climatique**

En raison de ses impacts négatifs sur les écosystèmes terrestres, sur le plan socio-économique mondial, le changement climatique est devenu l'une des préoccupations majeures auxquels le monde est confronté au cours du XIX<sup>ième</sup> siècle. Plusieurs communautés politiques et scientifiques collaborent pour élaborer et étudier ensemble des stratégies pour lutter contre ce phénomène. Cette collaboration a commencé en 1979 à Genève (Suisse) où la ville a organisé la première conférence mondiale sur le climat. Lors de cette session, un programme de recherche sur le climat mondial a été lancé, sous la responsabilité de l'Organisation Météorologique Mondiale (OMM), du Programme des Nations Unies pour l'Environnement (PNUE) et du Conseil International des Unions Scientifiques (CIUS). Fondé en 1988 par l'OMM et le PNUE, le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Évolution du Climat

(GIEC) ou Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) a pour mission principale de procéder à une évaluation de l'état des connaissances sur les changements climatiques à intervalles réguliers. Leur premier rapport en 1990 a confirmé que le réchauffement climatique est d'origine anthropique (GIEC, 1990). Ainsi, en 1992, lors du Sommet de la Terre à Rio (Brésil), les dirigeants des pays membre des Nations Unies ont proposé deux axes stratégiques pour minimiser les impacts des activités humaines sur le changement climatique. La première stratégie consiste à l'atténuation de l'émission de GES et la seconde concerne l'incitation à l'adaptation au changement ou au réchauffement climatique (Kats, 1992). Ces stratégies visent à la fois à réduire les émissions de GES d'origine humaine présent dans l'atmosphère et à minimiser la vulnérabilité des systèmes naturels et humains face aux effets des changements climatiques (Mackay, 2008).

À la suite du sommet de Rio, les pays membres des Nations Unies ont conclu trois conventions-cadres pour mettre en œuvre ces axes stratégiques. Il s'agit de la « Convention-Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques » (CCNUCC) ou « United Nations Framework Convention on Climate Change » (UNFCCC), de la « Convention-cadre des Nations Unies pour la conservation de la biodiversité » ou « United Nations Convention on Biological Diversity » (UNCBD) et de la « Convention Cadre des Nations Unies pour lutter contre la désertification » ou « United Nations Conventions to Combat Desertification » (UNCCD). En 1994, plus de 190 pays membres des Nations Unies et dirigeants politiques, incluant tous les membres de la Communauté européenne, ont ratifié ces « Conventions-Cadres ». Ces pays ont la responsabilité de trouver ensemble des solutions pour résoudre le problème concernant le réchauffement de la planète. La **Figure 13** présente la place du changement climatique et du développement durable dans les négociations internationales.



**Figure 13 :** Illustration synthétique (non exhaustive) de la place du changement climatique et du développement durable dans les négociations internationales (Grinand, 2016)

### 2-2-2-1 La REDD+ dans le monde

Lors de la 3<sup>ème</sup> édition de la Conférence des Parties (COP) qui s’est tenue à Kyoto en décembre 1997, la réunion des états signataires de la CCNUCC s’est terminée par l’adoption du *Protocole de Kyoto* (Nations Unies, 1998). Ce protocole contraint les pays fortement industrialisés signataires de la CCNUCC à payer des taxes sur les excès des émissions de GES que génèrent leurs activités de développement économique. C’est dans ce contexte que le mécanisme de Réduction des Émissions des GES issues de la Déforestation ou RED émerge des discussions sur les plans de lutte contre le changement climatique. Ce mécanisme entre dans le cadre des paiements pour les services écosystémiques ou PSE. Il se traduit entre autres par le paiement des services que les forêts fournissent pour l’absorption des émissions de GES d’origine anthropique. Son principe est d’octroyer un dédommagement financier aux pays en voie de développement qui ont réussi à réduire leurs émissions relatives à la déforestation (UNFCCC, 2010).

Lors de la COP 11 de Montréal en 2005, la RED a été reprise dans les discussions. À l’issue d’une intense débat, le terme « dégradation » a été introduit dans le mécanisme dans l’objectif de lutter contre la dégradation de la forêt et c’est ainsi que le programme REDD est né. Lors de la 13<sup>ème</sup> session de la COP à Bali en 2007, le mécanisme REDD devient REDD+ afin d’apporter

des solutions plus concrètes à la sauvegarde des forêts (UNFCCC, 2012). Le signe « + » marque la volonté des décideurs à prendre en considération les efforts mis en place par pays dans la gestion durable des forêts et l'augmentation des stocks de carbone forestier. Ainsi, dans ses attributions, la REDD+ a le potentiel de contribuer simultanément à atténuer les changements climatiques et à lutter contre la pauvreté, tout en conservant également la biodiversité et en maintenant les services écosystémiques vitaux. Ce processus a pour vocation de réduire, voire de stopper, la déforestation et la dégradation des forêts, en faisant en sorte qu'un arbre ait plus de valeur sur pied qu'abattu (Verchot et Petkova, 2009). Le mécanisme contribue ainsi, non seulement à la conservation et l'accroissement des stocks de carbone forestier, mais aussi à la gestion durable du capital forestier dans les pays en voie de développement. La figure 12 présente une synthèse des décisions internationales concernant la mise en œuvre de la REDD+. Un résumé des décisions internationales sur la REDD+ est présenté par la **Figure 14**.



**Figure 14** : Résumé des décisions internationales sur la REDD+ (Grinand, 2016)

### **2-2-2-2 La REDD+ en Côte d'Ivoire**

Consciente des risques de compromettre l'économie du pays à long terme en maintenant son modèle de développement basé sur une trajectoire agricole extensive, entraînant une déforestation massive, la Côte d'Ivoire a la volonté d'un changement de paradigme dans les orientations de son développement. Cette volonté est renforcée par sa participation aux conventions et engagements internationaux sur l'environnement et le climat. C'est dans ce cadre que la Côte d'Ivoire s'est engagée en juin 2011 dans le mécanisme international de Réduction des Émissions de gaz à effet de serre issus de la Déforestation et de la Dégradation des forêts (REDD+). Ce mécanisme vise à réduire les émissions de gaz à effet de serre issues de la déforestation et la dégradation des forêts, y compris la gestion durable des ressources naturelles, le renforcement des stocks de carbone forestier et la conservation des forêts.

La vision du pays à travers le mécanisme REDD+, est d'une part de stabiliser et d'inverser durablement la tendance de disparition des forêts naturelles à partir de 2017, et d'autre part de restaurer simultanément, de manière progressive le couvert forestier pour atteindre 20 % d'ici 2030. Par la suite, ces forêts devraient être gérées de manière durable, tout en assurant les objectifs de réduction de la pauvreté, de développement humain et social des communautés locales dans un cadre d'équité sociale, culturelle et de genre.

Cet engagement s'est réaffirmé au plus haut sommet de l'État par la prise du Décret n°2012-1049 du 24 octobre 2012 portant création, organisation et fonctionnement de la Commission Nationale REDD+. Les actions engagées ont permis d'enregistrer plusieurs acquis au cours de la phase de préparation de la REDD+ (sur la période 2015-2018), notamment l'adoption par le Gouvernement de la Stratégie Nationale REDD+ (SN-REDD+). Les autres acquis de cette période de la phase préparatoire sont (i) la définition du Niveau d'Émission de Référence pour les Forêts et du Niveau de Référence pour les Forêts (NERF/NRF) soumis à la Convention Cadre des Nations Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) en janvier 2017, (ii) la mise en place d'un Système National pour la Surveillance des Forêts (SNSF) en partie fonctionnel, (iii) l'élaboration du document cadre de mise en œuvre d'un Système d'Information sur Sauvegardes (SIS), (iv) l'élaboration de la Contribution Nationale Déterminée (CND), (v) ainsi que le cadre national d'investissement en cours de finalisation.

La première version du NERF/NRF validée au niveau national a été soumise en janvier 2017 à l'évaluation technique des experts de la CCNUCC. Une nouvelle version prenant en considération les commentaires de l'évaluation technique est disponible depuis novembre 2017. L'élaboration du SIS a démarré par la mise à niveau des acteurs clés issus du Secrétariat

Exécutif Permanent pour la REDD+ (SEP-REDD+), des structures nationales de recherches, de production et de gestion d'informations et des organisations de la société civile sur les enjeux et dispositifs de cet instrument. Un groupe de travail national regroupant ces acteurs clés a été mis en place afin de définir de manière participative les principales orientations et mécanismes de mise en œuvre du SIS et de faciliter sa phase d'opérationnalisation.

La Commission Nationale REDD+ étant le cadre institutionnel intersectoriel d'analyse, de conseil et d'orientation pour la mise en œuvre du processus REDD+ en Côte d'Ivoire, a approuvé le document cadre du SIS qui devra être opérationnalisé.

En outre, Depuis 2016, des projets pilotes REDD+ sont menées sur le territoire national. Il s'agit : du Programme de Réduction des Emissions (ERP) dans le Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire, du Programme d'Investissement Forestier (PIF) dans toute la partie Centre de la Côte d'Ivoire et le Projet REDD+ de la Mé (dans la région de la Mé au Sud-Est de la Côte d'Ivoire) (SEP-REDD+, 2016 ; SEP-REDD+, 2019). Les activités relatives à la mise en œuvre de la REDD+ en Côte d'Ivoire sont résumées dans la **Figure 15**.



**Figure 15** : Schéma chronologique des activités relatives à la mise en œuvre de la REDD+ en Côte d'Ivoire (SEP-REDD+, 2016)

### 2-3 SYSTÈMES DE SURVEILLANCE DE LA FORÊT EN CÔTE D'IVOIRE

Cette dernière décennie a vu naître en Côte d'Ivoire plusieurs systèmes ou outils de surveillance de la forêt ivoirienne. Ces principaux systèmes comprennent une carte de référence, un système d'alerte de déforestation et une plate-forme d'analyse, de visualisation et de partage des données. Ce sont : le Système National de Surveillance des Forêts, l'outil

Starling et l’Outil IMAGES. Le tableau en **Annexe 1** présente la description, les avantages et limites de ces systèmes.

### 2-3-1 Système National de Surveillance des Forêts

Le Système National de Surveillance des Forêts (SNSF) constitue l’un des outils de la mise en œuvre de la REDD+ dans le but de produire des informations fiables sur les ressources forestières pour mettre en place de bonnes politiques sur les forêts, et permettre une planification et un développement durable des forêts. Les systèmes de surveillance des forêts ont notamment des fonctions de Mesure, de Notification et de Vérification (MNV) qui visent à produire des données de qualité et fiables sur les forêts, avec des estimations du carbone forestier, essentielles dans la lutte contre le changement climatique dû à la déforestation et à la dégradation des forêts (FAO, 2017).

Les composantes d’un SNSF (**Figure 16**) sont, entre autres :

- des systèmes de surveillance des terres par satellite (SSTS) ou d’autres systèmes de collecte de données fournissant les informations requises pour l’établissement des données sur les activités ;
- des inventaires forestiers nationaux (IFN) (polyvalents) ou d’autres systèmes de collecte de données fournissant les informations pour l’établissement des facteurs d’émission ;
- des inventaires de gaz à effet de serre (IGES) permettant les estimations des émissions et des absorptions.

En Côte d’Ivoire le SNSF est mis en place avec une plate-forme dédiée au SSTS mais n’intègre pas encore un système d’alerte précoce sur la déforestation.



**Figure 16 :** Schéma et rôle des composantes d’un Système National de Surveillance des Forêts (FAO, 2017)

### **2-3-2 Système Starling**

Starling est un système géospatial de surveillance forestière. Il utilise une combinaison de satellites optiques et radar, comme la constellation SPOT d'Airbus, qui combine de grandes capacités de couverture avec une résolution de 1,5 m. SPOT 6 et 7 sont complétés par d'autres satellites, y compris des RADAR tels que Sentinel-1 et TerraSarX. Le système Starling est cogéré par Airbus Defense and Space et par la Fondation Earthworm qui est une organisation mondiale à but non lucratif.

En Côte d'Ivoire Starling est mis en œuvre dans la forêt classée du Cavally (Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire) dans le cadre d'un projet pilote de surveillance spatiale des forêts depuis 2016. Le système est constitué d'une carte de référence ou "Basemap" avec une description des classes forestières et de leur évolution, d'un système d'alerte précoce sur les changements de couvert forestier et une plateforme interactive en ligne pour la visualisation, la création de rapports et le partage des données.

### **2-3-3 Système IMAGES**

Le système IMAGES est une plate-forme interactive en ligne qui propose une variété de données et d'outils économiques et territoriaux. Ces outils visent à aider la surveillance du couvert forestier et à réaliser un large éventail de tâches en matière d'aménagement du territoire. Le système IMAGES a été créé en 2016 pour le gouvernement ivoirien et d'autres parties prenantes clés afin de répondre à certains des besoins du pays pour lutter contre la déforestation. Ce système a été cofinancé par l'International Partnership Programme (programme de partenariat international, IPP) de la UK Space Agency (Agence spatiale du Royaume-Uni, UKSA). Il a été aussi cofinancé et réalisé par Vivid Economics et Remote Sensing Applications Consultants, deux PME britanniques. Il est aujourd'hui géré par le Ministère ivoirien du Plan et du Développement. L'IPP de l'UKSA vise à avoir le meilleur impact concret possible sur les conditions de vie des populations des pays en développement. Pour ce faire, il établit des partenariats avec les pays en développement et propose l'utilisation d'outils territoriaux en vue de les aider à résoudre leurs problématiques spécifiques de développement et accroître ainsi leur capacité d'action.

Le projet IMAGES comprend trois volets :

- Le premier volet du projet a consisté à cartographier l'utilisation des terres dans le Sud-Ouest de la Côte d'Ivoire avec une résolution de 10 m à l'aide de l'imagerie optique et Radar (Sentinel-1 et 2);

- Le deuxième volet a consisté à établir le cadre de valeur socio-économique pour la mise en place de mécanismes d'incitations ;
- Le troisième volet met en place un système d'alerte précoce permettant de détecter les changements de couverts forestier. Ce système d'alerte précoce est basé sur l'analyse des données Sentinel-1 pour la détection d'anomalies forestière avec une fréquence de revisite de 12 jours, indépendamment de la météorologie et d'une automatisation du processus depuis une interface pour réduire l'intervention des usagers ainsi que pour le partage des résultats.

Le système IMAGES a déjà été déployé au Pérou. Aujourd'hui, il est utilisé dans le Sud-Ouest de Côte d'Ivoire avant sa mise à l'échelle nationale. Les cartes forestières IMAGES sont mises à jour tous les 12 jours. Elles mettent en évidence les pertes forestières récentes et les données de planification stratégique de l'utilisation des terres.

#### **2-4 APPORTS ET LIMITES DE LA TÉLÉDÉTECTION POUR LA CARTOGRAPHIE**

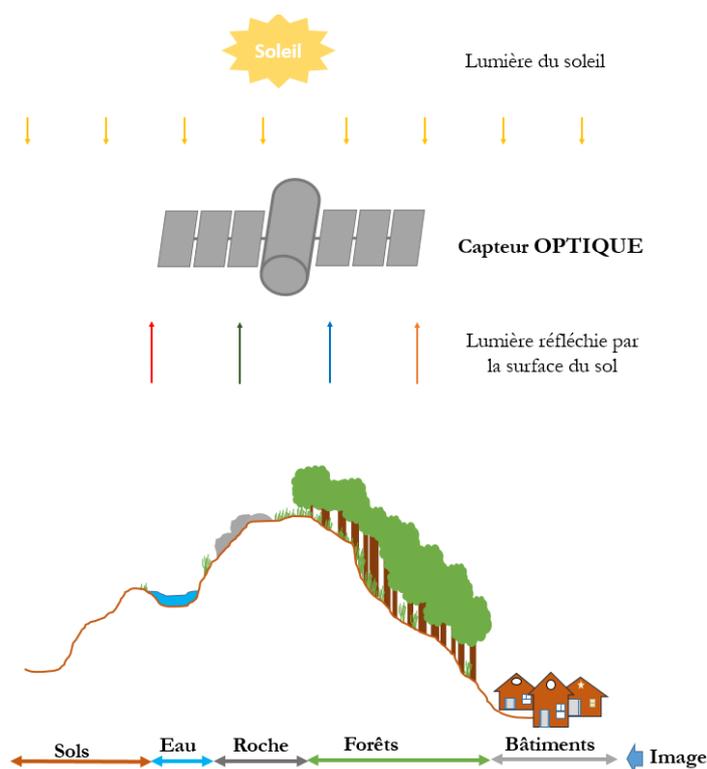
La télédétection ou « remote sensing », définie comme l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer les caractéristiques physiques et biologiques d'objets par des mesures effectuées à distance, sans contact matériel avec ceux-ci (Canada's Ressources Naturelles, 2008). Elle peut être utilisée pour divers objectifs à différents niveaux de traitement tels que: l'inventaire, la délimitation et la caractérisation de la surface du sol. Actuellement, l'utilisation des données satellitaires semble être la solution appropriée pour l'évaluation du changement du couvert forestier. Cet outil devient le seul moyen pratique d'acquérir et de quantifier des dynamiques de la couverture forestière sur des grandes surfaces, en particulier dans les régions tropicales où les terrains sont inaccessibles (DeFries *et al.*, 2005 ; Gibbs et Herold, 2007 ; De Sy *et al.*, 2012). Grâce à l'avancée de cette technologie, l'évolution de la surface forestière peut être suivie à présent en temps quasi-réel plutôt que par année, avec une fréquence du suivi élevée (de l'année à la journée) et un niveau de localisation précis, de l'ordre d'une dizaine de centimètres selon les types d'images utilisés. Cette technique joue un rôle clé dans la réalisation où la prise des décisions à travers les activités locales, nationales ou internationales, menées pour la lutte contre le changement climatique et pour la gestion durable des ressources naturelles. La télédétection offre aujourd'hui une multitude de choix de données spatiales qui aident aux travaux d'inventaire et de cartographie de la surface de la terre. Trois types de systèmes en télédétection existent actuellement : les systèmes Optiques, les systèmes Radars et les systèmes Lidar.

La présente thèse s'intéresse aux données Optiques et Radars. L'existence de nombreuses archives d'images Optiques permet d'assurer la disponibilité des données même dans les zones où il y a des manques d'information à cause des nuages ou ombres. Aussi l'avènement des satellites Sentinel permet de garantir des données Radars s'affranchissant des nuages ou ombres en toute zone. La combinaison de ces deux systèmes constitue un outil majeur dans le suivi des états de changement du couvert forestier en zone tropicale.

#### 2-4-1 Système Optique

Le principe d'acquisition d'images des systèmes Optiques encore appelés systèmes passifs est semblable à celui d'un appareil photo classique. En fait, les instruments de mesure, embarqués sur l'engin spatial (satellite, avion ou drone), captent la lumière du soleil réfléchi par la surface de la terre et les transforment en image (**Figure 17**). On distingue les capteurs multispectraux (Sentinel-2, Landsat, SPOT-HRV, IKONOS, MODIS, Quickbird etc.) et hyperspectraux (AVIRIS, Hypérior, Hymap, etc.). Les premiers enregistrent la radiance dans quelques bandes spectrales tandis que les seconds mesurent un spectre complet. Les mesures sont effectuées notamment dans les domaines des lumières visibles (VIS - 0,4 à 0,7  $\mu\text{m}$ ), des proches infrarouges (PIR - 0,7 à 1,5  $\mu\text{m}$ ), des moyens infrarouges (MIR - 1,5 à 3  $\mu\text{m}$ ), des infrarouges lointains (IRL - 3 à 15  $\mu\text{m}$ ) et des ultraviolets (UV- 0,01 à 0,4  $\mu\text{m}$ ). Ces données ont l'avantage d'être faciles à analyser et interpréter puisqu'elles permettent de visualiser la forme géométrique de l'objet cible. Chaque objet absorbe ou réfléchit le rayonnement électromagnétique suivant des longueurs d'onde caractéristiques. La signature spectrale d'une espèce végétale dépend de sa composition chimique et de son architecture. Elle permet de distinguer les zones couvertes de végétation des sols nus (Gamon *et al.*, 2004 ; Wulder *et al.*, 2008), mais aussi de cartographier les espèces (Fuller *et al.*, 1994 ; Zhang *et al.*, 2008). Le système d'acquisition d'images Optiques fournit des informations particulièrement proches de la réalité au sol.

Par contre, les images optiques sont limitées dans les régions tropicales à cause des nuages qui recouvrent et masquent la zone d'étude. Cette contrainte compromet parfois l'utilisation de ce type de donnée dans le cas d'un suivi des forêts tropicales où la présence de nuages est fréquente et masque les changements du couvert forestier sur les données satellitaires (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). Mais, les techniques et les outils de traitement des nuages sur les images optiques se sont améliorés nettement depuis quelques années.



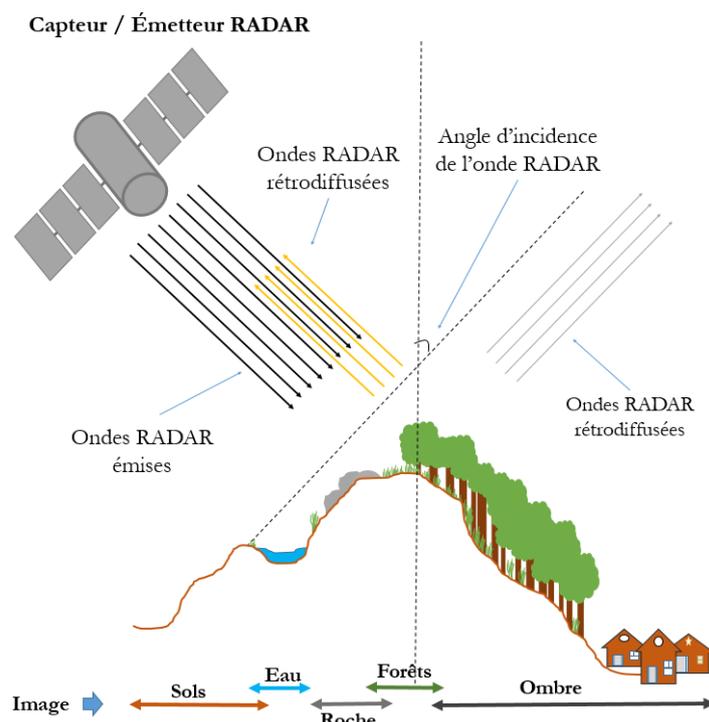
**Figure 17 :** Principe d’acquisition des systèmes Optiques dans le cadre du suivi des affectations des terres (Rakotomalala, 2020)

### 2-4-2 Système RADAR

Les systèmes Radars « RAdio Detection and Ranging » qui sont des systèmes actifs, à la différence des systèmes Optiques, portent à la fois un émetteur et un récepteur Radar. L’émetteur envoie les ondes sur la cible, à un certain angle d’incidence, puis le récepteur capte les retours d’ondes et les transforme en image ou en une matrice d’information (**Figure 18**). Les systèmes Radars utilisent les ondes qui se situent dans les domaines des micro-ondes dont les longueurs sont comprises entre 0,75 et 100 cm. Ces ondes ont l’avantage de ne pas être affectées par propriété de la couverture nuageuse, et l’acquisition des données peut être effectuée pendant le jour ou la nuit et même quelles que soient les conditions météorologiques (Ulaby *et al.*, 1990 ; Kurvonen *et al.*, 2002). Ces signaux ont aussi la faculté de pénétrer à l’intérieur de la cible et renvoient par la suite des informations cruciales sur la structure tridimensionnelle de celle-ci. Cette dernière caractéristique confère à ces données une importance spécifique concernant la spatialisation du carbone forestier (Sun *et al.*, 2011 ; Saatchi *et al.*, 2011 ; Hudak *et al.*, 2012 ; Baghdadi *et al.*, 2015). La télédétection micro-ondes comprend différents systèmes imageurs dont les SAR (Synthetic Aperture Radar) qui sont bien adaptés aux applications forestières (Henderson et Lewis, 1998). Ils émettent des ondes

électromagnétiques polarisées à différentes fréquences. Les bandes C (5 cm), L (24 cm) et P (70 cm) sont les plus utilisées pour étudier la végétation. Le coefficient de rétrodiffusion, rapport entre la puissance émise par le Radar et la puissance réfléchiée par la cible, peut être relié à la biomasse de la forêt (Le Toan *et al.*, 1992 ; Kasischke *et al.*, 1995 ; Waring *et al.*, 1995 ; Sun *et al.*, 1995 ; Kurvonen *et al.*, 1999 ; Saatchi *et al.*, 2007). Les SAR peuvent émettre et détecter des ondes électromagnétiques en polarisation verticale ou horizontale, ce qui permet de séparer les types de forêts (Dobson *et al.*, 1995 ; Sun *et al.*, 1995 ; Baghdadi *et al.*, 2015). On peut aussi exploiter la différence de phase entre deux images acquises simultanément à partir de deux plate-formes séparées ou depuis la même plate-forme à deux instants différents : c'est la technique de l'interférométrie Radar qui a surtout été utilisée pour mesurer les déformations de la croûte terrestre (Bürgmann *et al.*, 2000) mais aussi pour estimer la hauteur de la canopée (Hagberg *et al.*, 1995 ; Treuhaft *et al.*, 1996 ; Askne *et al.*, 1997 ; Kellndorfer *et al.*, 2004 ; Treuhaft *et al.*, 2004 ; Balzter *et al.*, 2007).

Toutefois, les données Radars sont parfois difficiles à interpréter visuellement et leur traitement est parfois très lourd et onéreux en termes de main-d'œuvre et matériel. Les RADAR embarqués sur satellites ont des résolutions spatiales adaptées à l'étude des forêts mais ils sont limités par plusieurs facteurs : la mesure des structures forestières est difficile sur des zones accidentées et le signal tend à saturer sur des forêts denses (Kasischke *et al.*, 1997 ; Mitchard *et al.*, 2011 ; Saatchi *et al.*, 2011). En effet, la corrélation entre l'amplitude du signal rétrodiffusé et la biomasse suit une courbe exponentielle. En outre, dans les régions montagneuses, il existe des difficultés liées à la distorsion des imageries Radars à cause de l'effet de relief. Par exemple, en raison de l'émission latérale des ondes Radars, comme le montre la **Figure 18**, un affleurement rocheux se superpose avec la couverture forestière sur l'image Radar. De plus, une étendue d'ombre apparaît sur les forêts et les bâtiments à l'opposé de l'angle d'incidence de l'onde. Cela correspond surtout aux zones où le capteur Radar ne reçoit pas l'onde en retour.



**Figure 18** : Principe d'acquisition des systèmes Radars dans le cadre du suivi des affectations des terres (Rakotomalala, 2020)

### 2-4-3 Systèmes LiDAR

Les systèmes Lidar « Lights Detection and Ranging » sont aussi des systèmes actifs dont le processus d'acquisition des données est différent de celui des données Radars, bien que le principe reste le même. Le principe fondamental des mesures du Lidar consiste à envoyer une impulsion laser vers une cible pour mesurer la distance du capteur au terrain à partir du temps que met le rayon de lumière à atteindre le sol et à retourner au capteur (**Figure 19**). Les systèmes Lidar utilisent des faisceaux de lumière très concentrés aux domaines de l'infrarouge, du visible, de l'ultraviolet. En fonction de la nature de la cible on distingue : le Lidar Topographique, bathymétrique et atmosphérique.

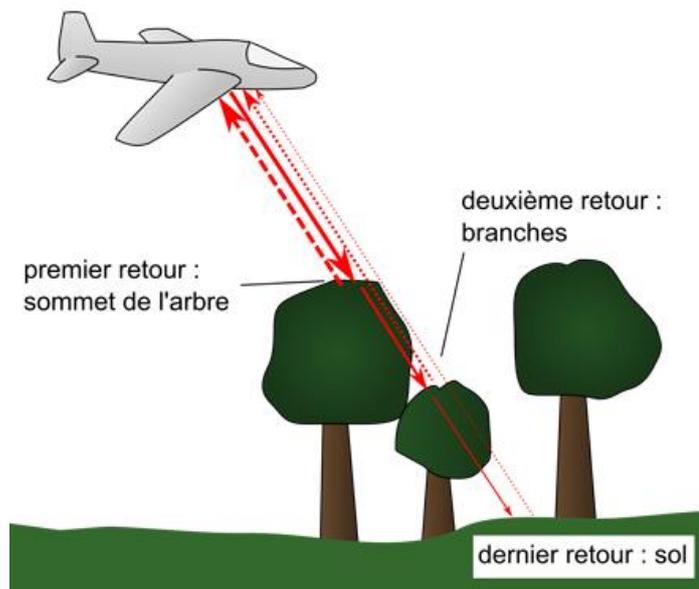
Le Lidar topographique mesure les hauteurs terrestres. Il consiste en l'émission d'un train d'ondes électromagnétiques de courte durée (entre 1,3 ns et 13 ns), de forme pseudo-gaussienne, dans l'infrarouge (1064 nm ou 1550 nm). Les raisons principales de l'utilisation de ces longueurs d'onde sont que : la végétation réfléchit fortement le rayonnement à ces longueurs d'onde, assurant un signal relativement fort au-dessus de la végétation, la transmittance atmosphérique est haute à ces longueurs d'onde, assurant une perte minimale du signal de la diffusion et de l'absorption de l'atmosphère ; ce système est donc bien adapté à

l'analyse des couverts forestiers (Blair *et al.*, 1999 ; Lefsky *et al.*, 1999 ; Harding *et al.*, 2001 ; Ferraz, 2012). En outre, il sépare l'onde réfléchi dans le temps au fur et à mesure que le faisceau incident rencontre des obstacles (cime des arbres, branches, feuilles, sol) le long de l'axe de visée. Cette propriété est importante pour l'étude du milieu forestier car elle permet d'obtenir une information volumique sur le couvert végétal.

Le Lidar bathymétrique est adapté aux mesures de la hauteur de la surface de la mer (laser rouge) et des distances jusqu'au fond marin (laser bleu et vert).

Le Lidar atmosphérique exploite les propriétés de l'interaction entre le rayonnement laser (spectre du visible : 400 à 700 nm) et les constituants de l'atmosphère. Il fournit ainsi des informations sur la composition et la concentration des différents constituants de l'atmosphère.

Malgré ses nombreux avantages, cette technologie comporte également plusieurs limites. Pour une bonne exploitation des données Lidar, les données d'imagerie associée (photos numériques ou images satellitaires) seront nécessaires pour analyser le nuage de points, réaliser une classification très précise de la végétation afin de produire des modèles numériques de terrain et de surface prenant en compte les multiples retours ou échos Lidar. Si le Lidar peut fournir de meilleures informations et en plus grand nombre sur le paysage que les données Radars, il faut cependant noter que la technologie Radar peut voler plus haut afin de collecter des données sur de plus grandes surfaces avec des temps d'acquisition plus courts. En outre, le Lidar fournit un échantillonnage de points indépendants et non la pleine couverture du secteur comme les systèmes Optiques. Cela signifie que les données laser doivent être interpolées pour convertir les points en image. Ceci introduit des erreurs par rapport à la réalité terrain (Soarez *et al.*, 1995). Les acquisitions Lidar sont fréquemment effectuées avec les appareils aérospatiaux (avion, drone) qui sont capables de voler dans les basses altitudes pour éviter les nuages et minimiser les effets des pentes. Toutefois, ce mode d'acquisition reste très coûteux à grande échelle.



**Figure 19 :** Principe d'acquisition Lidar par scanner laser aéroporté (Clouet *et al.*, 2009)

## 2-5 VERS UN OUTIL DE TÉLÉDÉTECTION ACCÉSSIBLE A TOUS : LES DRONES

Les drones (du mot anglais signifiant faux bourdon) sont des aéronefs sans pilote dont le pilotage est automatique ou télécommandé, à usage civil ou au profit des forces armées ou de sécurité d'un État. En fonction des capacités recherchées, leur masse varie de quelques grammes à plusieurs tonnes, et leur autonomie peut atteindre plusieurs dizaines d'heures. Les drones peuvent explorer, pénétrer, longer ou survoler des zones dangereuses ou simplement peu accessibles pour l'homme et sont de ce fait de plus en plus utilisés pour la cartographie et l'observation terrestre.

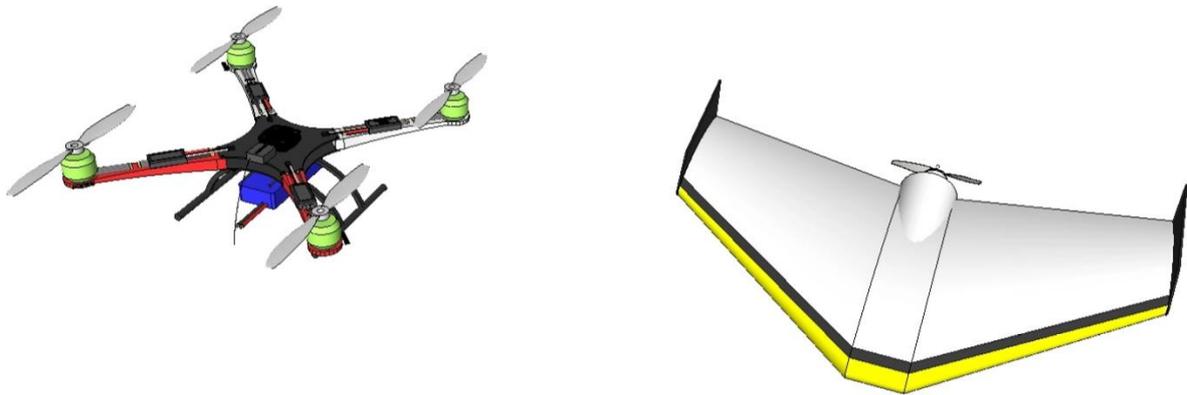
### 2-5-1 Typologie des drones

Les deux types de drones les plus utilisés sont les ailes volantes (voilure fixe) et les multirotors (voilures tournante) comme présenté à la **Figure 20**.

Les ailes volantes ont la forme d'un avion et elles doivent se déplacer constamment pour voler. Elles disposent d'une autonomie importante (plus de 30 min) et sont capables de couvrir plus d'une centaine d'ha avec une seule batterie. Elles nécessitent une certaine surface plane pour atterrir et leur capacité d'emport de matériel est limitée entre 100 et 300 grammes, soit le poids d'un appareil photo compact (Nex et Remondino, 2013).

Les multirotors possèdent quatre à huit moteurs et hélices qui leur permettent de se déplacer et de réaliser des vols stationnaires. Ils sont maniables, peuvent décoller et atterrir verticalement et permettent d'emporter des charges relativement importantes, de 0,2 à 3kg, suffisant pour

emporter un petit reflex et une nacelle pilotable, permettant de changer l'angle de vue en vol. Leur autonomie est réduite (10-20 minutes), ils sont fragiles et leur complexité impacte leur fiabilité (Nex et Remondino, 2013).



**Figure 20** : Exemple de drones multirotors (à gauche) et de drone à voilure fixe (à droite) (<https://www.robotshop.com/community/blog/show/comment-faire-un-droneuav-lecon-8-avions/>)

### 2-5-2 Spécificité des drones

La petite taille des drones permet aux opérateurs de les transporter et de les lancer depuis n'importe quel type de terrain. Leur extrême maniabilité leur permet de s'adapter à toutes formes de parcelles, et d'éviter d'éventuels obstacles, comme les arbres, bâtiments ou lignes à haute tension.

L'altitude de vol peut être adaptée en fonction des paramètres de prises de vues et des besoins de résolution, permettant ainsi de s'adapter à la définition des capteurs.

Par rapport aux autres plateformes d'acquisition aériennes comme les satellites ou les avions, le drone permet d'acquérir des images à une résolution plus élevée, avec un coût d'exploitation plus faible (Matese *et al.*, 2015). Contrairement aux satellites, ils peuvent acquérir des images par temps couvert, mais sont plus sensibles au vent que les avions. Au-delà de 40km/h, il est en général difficile d'envisager un vol. Grâce aux technologies récentes de stabilisation reposant sur des centrales à inerties miniatures, les nacelles emportant les capteurs sont capables d'être très stables et de fournir des images de qualité même en cas de vent et de déplacements brusques. Bien qu'en majorité, les surfaces forestières à couvrir excèdent facilement le km<sup>2</sup> (soit 100 ha), il faut préciser que la capacité de vol d'un drone multirotors dépasse rarement une à deux heures de vol. Cette endurance de vol étant le facteur le plus limitant pour un usage forestier, il faut convenir que l'utilisation d'un drone restera un outil d'analyse à l'échelle locale (Puliti *et al.*, 2015). La catégorie de drones à voilure fixe est naturellement plus adaptée aux

besoins forestiers, ceux-ci ayant une meilleure autonomie de vol. En effet, ceux-ci utilisent, pour se maintenir en vol, la portance que leur procure le déplacement d'air sous leurs ailes. Leur vitesse en vol est également plus élevée que celle des drones à voilure tournante, entraînant une plus grande surface couverte pour une endurance de vol équivalente à un drone de type hélicoptère (Linchant *et al.*, 2015). En outre, les drones à voilure fixe sont plus simples de conception que les drones à voilure tournante : un seul et unique moteur fournit la propulsion nécessaire. Cependant, les drones à aile volante présentent moins de manœuvrabilité et sont moins polyvalents que les drones à voilure tournante. Ces derniers sont capables d'effectuer des vols stationnaires et sont moins sensibles aux changements de centre de gravité de la plateforme (résultant par exemple de l'ajout d'un capteur sur le châssis). De plus, ceux-ci permettent un décollage et un atterrissage à la verticale. Le décollage et l'atterrissage à la verticale sont les avantages les plus notables des drones de cette catégorie, la nécessité de disposer d'une aire d'atterrissage exempte d'obstacles étant un facteur limitant du déploiement des drones en milieu forestier. En forêt tropicale, en dehors des voiries et des aires d'aéroport, il est rare de disposer d'une aire libre de tout obstacle.

Une synthèse de la comparaison des drones multirotors et à ailes volantes pour leur usage en foresterie est présentée dans le **Tableau V**.

**Tableau V:** Synthèse de la comparaison des drones multirotors et à ailes volantes pour leur usage en agriculture et en foresterie

<b>Drones à ailes volantes</b>	<b>Drones Multirotors</b>
Bonne endurance de vol	Faible endurance de vol (autonomie et charge utile limitées)
Peu sensible au vent	Beaucoup plus sensible au vent
Nécessite une aire de décollage et d'atterrissage	Décollage et atterrissage à la verticale
Incapable de se maintenir en vol stationnaire	Capable de se maintenir en vol stationnaire
Capacité potentielle de charge utile supérieure	Capable de changer d'orientation et d'accélérer rapidement
	Conception et entretien plus complexe
Adapté à la gestion forestière	Adapté à la recherche scientifique en foresterie

### **2-5-3 Technologie de capteurs embarqués**

Grâce aux progrès de la miniaturisation, de nombreux capteurs sont suffisamment petits pour être embarqués sur drones. Parmi ces capteurs, trois sont principalement utilisés en agriculture et en foresterie : les capteurs RGB, qui captent la lumière visible, les capteurs proche-infrarouges destinés à calculer des indicateurs comme le NDVI, et des capteurs thermiques, capables de déterminer la température de tous les points de l'image enregistrée (Xie *et al.*, 2020).

Bien que la technologie des plateformes drones ainsi que celle des capteurs soit maîtrisée, les applications possibles en agriculture et en foresterie n'en sont pas toutes au même stade. Le tableau en **Annexe 2** propose une synthèse non exhaustive des observations aujourd'hui envisageables avec ces capteurs. Pour chacune d'entre elles, il détaille le type de capteur nécessaire et indique s'il s'agit d'une application opérationnelle (OP), en cours de développement (DEV) ou encore du domaine de la recherche (R). Ce tableau liste également les usages qui peuvent être faits directement à partir des images ou indirectement en réalisant des observations complémentaires sur le terrain ou en utilisant des modèles agronomiques.

### **2-6 TRAITEMENTS D'IMAGES : L'USAGE DE PLUS EN PLUS DES MÉTHODES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE**

L'extraction d'informations relatives à la surface terrestre à partir des données de télédétection dépend d'une série de processus complexes, car la radiance mesurée par les capteurs en watt/m<sup>2</sup>.str ne permet pas de déduire directement la couverture du sol. Plusieurs systèmes de cartographie opérationnelle employés par le passé se fondaient sur l'interprétation visuelle interactive sur écran d'une ou deux images acquises à certaines périodes de l'année, et s'appuyaient essentiellement sur l'interprétation des experts. Cette approche a été progressivement facilitée par des outils de traitement d'images utilisés de façon interactive ou appliqués une fois pour toutes. En passant d'une sélection très rigoureuse des meilleures images au traitement de séries temporelles, le traitement numérique tend à réduire la main-d'œuvre nécessaire au processus de gestion des données afin de concentrer l'intervention humaine interactive sur les étapes les plus critiques. La réalisation de cartes de couverture du sol comprend systématiquement une séquence d'étapes principales de traitement. Pour chacune de ces étapes, plusieurs choix conceptuels et algorithmiques sont possibles. Comme l'ont montré Waldner *et al.* (2016), la précision des masques de culture varie davantage entre deux régions agricoles qu'entre une méthode de pointe à une autre. Évidemment, certains choix

méthodologiques peuvent être plus appropriés que d'autres ; en définitive, la qualité et la quantité des données de télédétection utilisées comme données d'entrée et du jeu de données d'étalonnage jouent dans la plupart des cas un rôle encore plus important. La clé de la réussite réside probablement dans l'adéquation des choix méthodologiques adoptés pour une certaine quantité et qualité d'images d'observation de la Terre et de données d'étalonnage in situ, suivant les caractéristiques paysagères à cartographier. Quatre grandes étapes se dégagent clairement de la chaîne de production de cartes de couverture du sol : 1) segmentation d'image ; 2) extraction de caractéristiques ; 3) classification ; 4) posttraitement, notamment filtrage et/ou fusion.

### **2-6-1 Segmentation d'images**

Le sol est découpé en pixels par les images satellite, et l'interprétation visuelle sur écran permet de délimiter des formes homogènes. Les deux principaux modèles conceptuels utilisés pour représenter la dimension spatiale du monde sont les images matricielles, composées de pixels, et les images vectorielles, composées d'objets. Lorsque la résolution spatiale est équivalente ou supérieure à la taille des éléments à cartographier, les informations relatives à la couverture du sol sont généralement extraites au niveau des pixels et l'étape de segmentation n'est pas nécessaire. En ce qui concerne les images à haute ou très haute résolution, constituées de pixels bien plus petits que les éléments de couverture du sol, le modèle vectoriel est couramment privilégié et l'image doit être segmentée en objets par des algorithmes de segmentation d'image. La segmentation d'image regroupe des pixels adjacents en objets spatialement continus en fonction de leurs caractéristiques spectrales et de leur contexte spatial, dans le but d'appréhender les objets terrestres spatialement distincts dignes d'intérêt. L'approche par objets est bien adaptée à l'extraction de textures d'images, dispose d'informations contextuelles intrinsèques qui lui permettent d'éviter l'effet « poivre et sel <sup>12</sup> » dans le résultat de classification, et favorise une interprétation multiéchelles grâce à une segmentation hiérarchique ou multiniveaux (Radoux et Defourny, 2008). Toutefois, cette étape représente également une source d'erreur supplémentaire par rapport à l'approche par pixels. Comme nous l'avons expliqué plus haut, il est le plus souvent recommandé de procéder à une classification par objets lorsque la taille des pixels est largement inférieure à celle des éléments paysagers. En règle générale, les images qui présentent une résolution métrique ou décamétrique sont souvent segmentées en objets, contrairement des images ayant une résolution hectométrique qui ne subissent pas ce type de traitement. Il existe de très rares chaînes de production fondées à la fois sur une approche par pixels et par objets ; c'est le cas par exemple

de la production interactive de la carte de couverture du sol réalisée dans le cadre du projet GlobeLand30 (Jun Chen *et al.*, 2015). La segmentation d'images peut être effectuée suivant deux approches différentes : les méthodes fondées sur les gradients d'image, qui reposent sur une détection locale des contours (délimitation des bassins versants en fonction du gradient d'intensité, par exemple), et les méthodes par croissance de régions, qui identifient des grappes spatiales de pixels cohérents. L'un des algorithmes de croissance de régions les plus populaires dans le domaine de la télédétection regroupe des objets tant que la variance normalisée des valeurs de pixels au sein de l'objet aggloméré reste inférieure à un seuil donné (Baatz et Schäape, 2000). Outre ce critère d'homogénéité spectrale, l'agglomération des objets peut également être limitée par leur forme, l'objectif étant d'améliorer la correspondance avec les objets spatiaux de couverture du sol. Cet algorithme a été mis en œuvre dans le logiciel commercial eCognition, tandis que les algorithmes « mean-shift » et la délimitation des bassins versants sont utilisés dans le logiciel libre ORFEO Toolbox (<https://www.orfeo-toolbox.org/>) et disponibles dans le logiciel libre Quantum GIS (QGIS) via l'extension SEXTANTE.

### **2-6-2 Extraction de caractéristiques**

L'étape d'extraction de caractéristiques consiste à calculer, à partir des images ou des séries temporelles d'images de télédétection, les variables les plus discriminantes, qui seront utilisées comme données d'entrée pour l'algorithme de classification. Ces caractéristiques peuvent être de différentes natures : 1) spectrales, telles que la réflectance multibande ou les indices dérivés, notamment l'indice différentiel normalisé de végétation (NDVI) ou tout autre indice relatif à la végétation, à la chlorophylle ou au sol ; 2) temporelles, telles que la valeur minimale, maximale ou l'amplitude d'une variable au cours d'une période donnée ; 3) texturales, telles que le contraste local, l'entropie ou toute autre variable obtenue à partir de la matrice de cooccurrence ; et 4) une variable spatiale ou contextuelle, particulièrement adaptée à l'approche par objets. À l'heure actuelle, on peut observer trois grandes stratégies dans le domaine de la cartographie de la couverture du sol. Premièrement, les stratégies classiques reposent essentiellement sur les caractéristiques spectrales et, éventuellement, sur certaines caractéristiques temporelles simples fondées sur des séries temporelles du NDVI, vu que ces deux types de caractéristiques sont dans tous les cas la source de toutes les autres. Compte tenu de l'important développement des performances de calcul informatique et de la diffusion des algorithmes d'apprentissage automatique, de nombreux spécialistes de la télédétection considèrent aujourd'hui que « plus on dispose de caractéristiques, mieux c'est » et utilisent des algorithmes de classification pour sélectionner les caractéristiques les plus discriminantes.

Troisièmement, les stratégies fondées sur le savoir cherchent à intégrer les connaissances d'experts externes en créant des caractéristiques ad hoc en fonction de l'objectif de classification et en ne conservant que celles jugées significatives par les experts (Lambert *et al.*, 2016).

### **2-6-3 Classification**

L'étape de classification comprend un ou plusieurs processus numériques visant enfin à affecter chaque pixel ou objet à l'une des classes de couverture du sol. Les algorithmes de classification sont très divers mais peuvent être répartis en deux grandes catégories : la classification supervisée, qui utilise un jeu de données d'apprentissage afin d'étalonner l'algorithme au préalable, et la classification non supervisée, qui produit des grappes de pixels qui seront étiquetées a posteriori en tant que classes de couverture du sol en fonction des données in situ ou des informations auxiliaires. Plus récemment, la classification supervisée s'est enrichie d'étapes préalables très utiles consistant à soumettre les jeux de données d'apprentissage in situ à un nettoyage automatique ou à procéder à un apprentissage actif visant à construire un jeu de données d'apprentissage plus efficace, en améliorant de façon itérative les performances du modèle de classification. Le nombre de méthodes employées pour la classification des images en classes de couverture du sol ne cesse de s'accroître ; leurs forces et leurs faiblesses respectives sont synthétisées en **Annexe 3**. Un examen de ces différentes méthodes a été réalisé par Davidson (2016).

#### **2-6-3-1 Classification par maximum de vraisemblance**

Jusqu'à récemment, la méthode de classification par maximum de vraisemblance était la plus couramment utilisée en matière de classification supervisée des données de télédétection (Lu et Weng, 2007 ; Bhatta, 2008 ; Kumar *et al.*, 2016). La règle de décision de cette méthode repose sur la probabilité. Les données d'apprentissage sont ici utilisées pour décrire statistiquement les classes cibles selon leur fonction de densité de probabilité multidimensionnelle. Chaque fonction de densité représente la probabilité selon laquelle la structure spectrale d'une classe est présente dans une région donnée de l'espace spectral multidimensionnel. La signature spectrale de chaque pixel est ensuite affectée à la classe à laquelle il a le plus de chances d'appartenir (Jensen, 1986). Si le principal avantage de cette méthode est qu'elle laisse à l'analyste une totale maîtrise des classes de couverture du sol à utiliser dans la classification finale, son application est limitée par le fait qu'elle repose sur une distribution gaussienne des données d'entrée, une supposition souvent contredite lorsque l'on

utilise des données multitemporelles aux nombreuses caractéristiques spectrales et distributions multimodales (Gislason *et al.*, 2006 ; Glanz *et al.*, 2014). En outre, la classification par maximum de vraisemblance utilise le même ensemble de caractéristiques pour toutes les classes et nécessite un grand nombre de calculs pour classer complètement les données d'images, en particulier lorsque l'on utilise un grand nombre de caractéristiques comme données d'entrée dans le processus de classification ou qu'il faut différencier un grand nombre de classes spectrales. Dans ce cas, l'application de ce type de classifieur peut s'avérer nettement plus longue que l'utilisation d'autres techniques de classification supervisée. Les différentes limites liées à la classification par maximum de vraisemblance ont entraîné le développement rapide de nouveaux algorithmes de classification destinés au domaine de la télédétection. Parmi ces nouvelles méthodes, plusieurs s'annoncent très prometteuses, notamment les réseaux de neurones artificiels (Rumelhart *et al.*, 1986 ; Rigol-Sanchez *et al.*, 2003), les machines à vecteurs de support (Cortes et Vapnik, 1995 ; Al-Anazi et Gates, 2010 ; Zuo et Carranza, 2011 ; Ghimire *et al.*, 2012 ; Abedi *et al.*, 2013), les arbres de décision (Breiman, 1984) et les ensembles d'arbres de classification tels que les forêts aléatoires (Breiman, 2001 ; Waske et Braun, 2009 ; Vincenzi *et al.*, 2011 ; Ghimire *et al.*, 2012 ; Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012).

### **2-6-3-2 Réseaux de neurones artificiels**

L'utilisation de réseaux de neurones artificiels à des fins de classification dans le domaine de la télédétection découle de la prise de conscience que le cerveau humain est capable de traiter efficacement d'importantes quantités de données issues de sources très diverses, et que la traduction mathématique d'un tel processus pourrait s'avérer utile pour traiter et interpréter des données d'images. Un réseau de neurones artificiel appliqué à la classification d'images prend la forme d'un processeur massivement parallèle constitué de simples unités de traitement qui acquièrent des connaissances à partir de leur environnement au moyen d'un processus d'autoapprentissage, afin de s'y adapter et d'établir des liens entre les données d'entrée (caractéristiques des images satellite, notamment), et les données de sortie (classes de couverture cibles, par exemple) (Rumelhart *et al.*, 1986 ; Rigol-Sanchez *et al.*, 2003). Plusieurs réseaux de neurones artificiels méritent d'être mentionnés, notamment le perceptron multicouche à rétropropagation (MLP, de l'anglais Multi-Layer Perceptron) (Wilkinson, 1997), les cartes auto-organisantes de Kohonen (KSOFM, de l'anglais Kohonen's Self-Organizing Feature Maps) (Ji, 2000 ; Pal *et al.*, 2005) et le réseau Fuzzy ARTMAP (Carpenter *et al.*, 1992 ; Mannan *et al.*, 1998). Si ces méthodes ne s'appliquent pas exactement de la même manière,

toutes nécessitent une phase d'apprentissage et de classification afin de pouvoir extraire des informations utiles à partir de données d'images obtenues par télédétection (Jensen, 2016). Durant la phase d'apprentissage, des données d'images provenant de lieux dont les attributs (classes) sont déjà connus sont transmises au réseau en tant que données d'entrée. Le réseau utilise ces informations dans le cadre d'une procédure itérative visant à définir les règles qui permettront de produire les meilleurs résultats possibles en termes de classification. Ces règles sont ensuite utilisées lors de la phase de classification afin d'affecter les données aux classes d'apprentissage auxquelles elles sont le plus susceptibles d'appartenir (degré d'appartenance flou). Les avantages des réseaux de neurones artificiels résident notamment dans leur capacité à : 1) obtenir des résultats plus précis lorsque l'on utilise comme variables d'entrée de nombreux jeux de données volumineux, mesurés à différentes échelles et présentant une distribution statistique non normale ; 2) apprendre et mettre à jour continuellement des modèles complexes, notamment des relations non linéaires entre les données d'entrée et les classes de sortie (mise à disposition d'un plus grand nombre de données dans un environnement en pleine évolution) ; 3) proposer, grâce à la généralisation, des solutions fiables malgré des données incomplètes ou imprécises ; et 4) intégrer dans leur analyse des connaissances préalables et des contraintes physiques réalistes (Atkinson et Tatnall, 1997 ; Pal et Mather, 2003 ; Rogan *et al.*, 2008 ; Hansen, 2012 ; Jensen, 2016). Toutefois, les inconvénients que présentent les réseaux de neurones artificiels ont limité leur adoption à quelques applications concrètes décisives (Pal et Mather, 2003 ; Qiu et Jensen, 2004 ; Jensen, 2016). Leur principal défaut est sans doute que ces réseaux peuvent être assimilés à des « boîtes noires » en matière d'interprétation (Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012 ; Gómez *et al.*, 2016). En effet, il est depuis toujours difficile d'expliquer de façon claire le processus ayant abouti au résultat, car les règles de classification et d'interprétation des images apprises par le réseau ne peuvent pas être facilement consultées ou décrites (Qiu et Jensen, 2004 ; Jensen, 2016). En conséquence, on privilégie généralement d'autres méthodes de classification aux explications plus compréhensibles.

### **2-6-3-3 Machines à vecteurs de support**

Les machines à vecteurs de support sont une technique d'apprentissage statistique supervisé non paramétrique utilisée pour résoudre les problèmes de classification (Smola et Schoelkopf, 1998 ; Vapnik, 2000) ; elles recèlent un grand potentiel pour la classification de données d'images obtenues par télédétection (Melgani et Bruzzone, 2004 ; Pal et Mather, 2005). Elles visent à résoudre un problème d'optimisation quadratique afin de déterminer les frontières de séparation optimales (hyperplans) entre deux classes dans un espace de caractéristiques

multidimensionnel (Foody et Mathur, 2004). Pour ce faire, les machines à vecteurs de support travaillent uniquement sur les données d'apprentissage qui se trouvent à la limite entre plusieurs classes (qu'on appelle « vecteurs de support »). Lorsque les classes ne sont pas séparables, les données d'apprentissage sont projetées dans un espace de dimension supérieure grâce à une fonction noyau : la nouvelle distribution des données est alors mieux adaptée à la détermination d'un hyperplan linéaire (Van der Linden *et al.*, 2009). Cette procédure est répétée pour chaque paire de classes afin de répartir les données dans un nombre prédéfini de classes. Les règles de séparation optimale des classes sont alors utilisées afin d'affecter toutes les données d'images aux classes cibles prédéfinies. La classification par machine à vecteurs de support repose donc sur l'idée que seuls les échantillons d'apprentissage situés à la limite des classes sont nécessaires à la discrimination (Foody et Mathur, 2004). L'avantage des machines à vecteurs de support réside dans leur capacité à surpasser les méthodes de classification traditionnelles lorsque l'on ne dispose que de jeux de données d'apprentissage limités (Foody et Mathur, 2004 ; Waske et Benediktsson, 2007). En effet, leur principe sous-jacent consiste à fonder le processus d'apprentissage sur une minimisation des risques structurels (Van der Linden *et al.*, 2009). Cela permet de minimiser les erreurs de classification concernant les données non vues sans formuler de suppositions préalables sur la distribution statistique de ces données (Mountrakis *et al.*, 2011). Le principal inconvénient de cette méthode concerne la sélection de la fonction noyau la plus adaptée et son paramétrage. Bien qu'il existe de nombreuses possibilités, certaines fonctions noyaux sont incapables de configurer les machines à vecteurs de support de façon optimale pour des applications liées à la télédétection (Mountrakis *et al.*, 2011). Il s'agit d'un problème non négligeable, car un choix inapproprié risque d'entraîner un surapprentissage ou un surlissage, susceptibles d'avoir un impact négatif important sur les performances des machines à vecteurs de support et la précision de leur classification (Ustuner, 2015 ; Martins *et al.*, 2016). En outre, cette méthode n'est pas optimisée pour gérer les données contenant du bruit, notamment les valeurs aberrantes souvent présentes dans les données de télédétection, dont la prise en compte risque de réduire considérablement les performances du classifieur (Mountrakis *et al.*, 2011). Malgré ces inconvénients, les machines à vecteurs de support restent une méthode populaire de classification de la couverture du sol.

#### **2-6-3-4 Classification par arbres de décision**

Les arbres de décision, méthode de classification supervisée fondée sur des partitions binaires récursives respectant un ensemble de règles optimisées, sont devenus une solution attrayante permettant d'extraire des informations sur les différentes classes à des fins de

classification de la couverture du sol (Huang et Jensen, 1997 ; Friedl *et al.*, 2002). Un arbre de décision utilise une série de caractéristiques comme données d'entrée, et produit un résultat (ou décision) par le biais d'une série de tests. Les arbres déterminent des règles grâce à des régions de partitionnement binaire récursif (nœuds) de plus en plus homogènes par rapport à leur variable de classe (Breiman, 1984). La classification par arbres de décision crée des modèles multivariés fondés sur un ensemble de règles décisionnelles définies par des combinaisons de caractéristiques et un ensemble de fonctions linéaires discriminantes appliquées à chaque nœud (Champagne *et al.*, 2014). En règle générale, une fois que l'on a collecté des échantillons d'apprentissage en quantité suffisante (Lu et Weng, 2007), un algorithme d'apprentissage utilise ces données afin de générer des arbres de décision qui sont ensuite transformés en une autre forme de représentation des connaissances, à savoir des règles de production. Celles-ci étant faciles à comprendre, elles peuvent être examinées par des experts, qui peuvent les modifier directement en faisant preuve de prudence (Jensen, 1986). L'utilisation des arbres de décision pour la classification des images présente divers avantages : cette méthode permet notamment de gérer des données à différentes échelles de mesure (Brown de Colstoun *et al.*, 2003), des données d'entrée présentant une distribution statistique non normale (non paramétrique) (Friedl et Brodley, 1997 ; Hansen *et al.*, 1996), ou encore des relations non linéaires entre les données d'entrée et les classes de sortie (Friedl *et al.*, 2002). Ces avantages sont similaires à ceux des réseaux de neurones artificiels. Les arbres de décision présentent toutefois des atouts supplémentaires : ils sont faciles à appliquer, car ils nécessitent l'estimation d'un plus petit nombre de paramètres (Friedl *et al.*, 2010 ; Gómez *et al.*, 2016) ; ils possèdent une structure hiérarchique transparente et facile à interpréter (Hansen *et al.*, 1996 ; Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012) ; et ils peuvent être entraînés avec une faible interaction humaine, en créant des règles et des conditions directement à partir des données d'apprentissage (Huang et Jensen, 1997). La caractéristique la plus importante des arbres de décision est leur capacité à s'adapter à de nouvelles données d'apprentissage. De même, le système peut être évalué de façon à examiner le processus suivi pour parvenir à une conclusion (Jensen, 2016). Les inconvénients de cette méthode sont ses faibles performances dans les espaces de caractéristiques de grande dimension (Pal et Mather, 2003), sa sensibilité au bruit (Ghimire *et al.*, 2012) et sa tendance au sur-apprentissage (Breiman, 1984). Des chercheurs travaillant dans le domaine de la télédétection tentent actuellement de mieux comprendre ce qui influence les performances de la classification par arbre de décision (Hansen, 2012), ce qui a entraîné la mise au point de méthodes fondées sur des ensembles d'arbres de décision (méthode des forêts

aléatoires, notamment), qui permettent d'obtenir de meilleurs résultats en matière de classification en combinant un grand nombre d'arbres de décision différents.

### **2-6-3-5 Classification par Random Forests**

Random Forests constitue une application améliorée des arbres de décision. Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage fondé sur une méthode d'ensemble, qui combine plusieurs classifications des mêmes données de façon à produire une classification plus précise que celle obtenue avec d'autres formes d'arbres de décision (Cutler *et al.*, 2007 ; Ghimire *et al.*, 2012). Cette méthode a pour objectif de soumettre un même jeu de données à de nombreuses classifications par arbres de décision, puis d'utiliser une approche par règles afin de combiner les prédictions de l'ensemble des arbres. Les différents arbres sont construits à partir de divers sous-ensembles de données d'apprentissage à l'aide d'un processus de « bagging ». Le bagging consiste à sous-échantillonner de façon aléatoire les données originales (avec remplacement, ce qui signifie qu'un même élément peut être réutilisé plusieurs fois) afin de construire chaque arbre. Chaque arbre de la forêt est généralement construit en utilisant deux tiers des données d'apprentissage ; le tiers non utilisé (« out-of-bag », ou OOB) servira ensuite à estimer l'erreur de prédiction (Breiman, 2001). Chaque échantillon bootstrap est alors soumis à une classification ; cependant, le partitionnement binaire n'utilise à chaque nœud (division) qu'un petit nombre de variables prédictives sélectionnées aléatoirement (Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012). Le processus de division se poursuit jusqu'à ce que l'indice de Gini ne puisse plus être réduit par une nouvelle subdivision (Cutler *et al.*, 2007). Chaque arbre contribue par un vote à affecter la classe la plus fréquente aux données d'entrée (Breiman, 1984 ; Rodriguez Galiano et Chica-Olmo, 2012). Pour prédire la classe d'une observation, on calcule le vote majoritaire qui s'y rapporte, le partage des voix étant réparti de manière aléatoire (Cutler *et al.*, 2007). Le principal avantage de la classification Random Forests est que cette technique est potentiellement plus précise et plus fiable que les méthodes paramétriques conventionnelles ou que les méthodes d'apprentissage automatique par arbres de décision (Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012). En effet, un groupe de classifieurs permet d'obtenir des résultats plus précis qu'un classifieur pris isolément, tout en contournant les faiblesses propres à ces méthodes (Breiman, 1984 ; Ghimire *et al.*, 2010 ; Kotsiantis et Pintelas, 2004). Par ailleurs, Random Forests est considérée comme étant relativement simples à paramétrer, dans la mesure où il suffit de définir deux paramètres (à savoir, le nombre d'arbres de classification souhaités et le nombre de variables de prédiction utilisées dans chaque nœud afin de construire l'arbre) pour établir un modèle de prédiction (Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012). D'autres avantages

sont liés au fait que les classifications Random Forests ont recours au bagging pour construire différents arbres à partir de sous-ensembles de données d'apprentissage. Les arbres ainsi construits sont utilisés pour calculer la précision et le taux d'erreur de chaque observation à l'aide des prédictions OOB, dont on calcule ensuite la moyenne pour l'ensemble des observations. Les observations OOB n'étant pas utilisées pour construire un arbre, elles servent essentiellement à estimer la précision par validation croisée (Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012). La classification Random Forests permet également d'évaluer l'importance d'une seule variable : il convient alors de modifier l'une des variables d'entrée en maintenant le reste constant, et de mesurer la diminution de la précision qui en résulte au moyen de l'erreur OOB (Breiman, 1984 ; Rodriguez-Galiano et Chica-Olmo, 2012). Cette technique est utile lorsqu'il est important de connaître l'influence exercée par chaque variable prédictive sur le modèle de classification (Pal et Mather, 2005 ; Gislason *et al.*, 2006 ; Ghimire *et al.*, 2010). L'inconvénient de la classification *Random Forests* est que lorsqu'on dispose d'un grand nombre d'arbres, il est plus difficile d'examiner chaque arbre et de comprendre sa structure (Deschamps *et al.*, 2012), ce qui entraîne un effet « boîte noire » qui brouille les règles de décision (Gómez *et al.*, 2016). Pour conclure, une synthèse exhaustive de cet ensemble de travaux a récemment été réalisée par Khatami *et al.* (2016), qui ont procédé à la méta-analyse statistique d'études sur la classification supervisée d'images de couverture du sol par pixels. Ce compte-rendu, fondé sur des travaux de recherche publiés entre 1998 et 2012 dans cinq revues de télédétection influentes, avait pour objectif de fournir des conseils cohérents concernant les performances relatives des différents processus de classification utilisés pour réaliser des cartes de couverture du sol.

Malheureusement, il n'est pas possible de désigner une seule solution comme étant la meilleure dans toutes les situations ; toutefois, s'il ne faut choisir qu'une seule méthode, on aura tendance à privilégier divers modèles de forêts aléatoires ou de machines à vecteurs de support, en raison de la maturité de ces classifieurs par apprentissage automatique et de leur capacité à gérer des caractéristiques aux dimensions très importantes. Il est également possible de concevoir ponctuellement des stratégies de traitement plus élaborées, en combinant par exemple plusieurs classifieurs de façon à obtenir plusieurs résultats de classification et à procéder de manière hiérarchique (en d'autres termes, opérer une première discrimination entre les surfaces en eau, les sols nus, les zones urbaines, les forêts, les terres cultivées et autres, puis une deuxième classification visant à séparer les différentes classes agricoles).

#### **2-6-4 Post-traitement**

Les opérations de post-traitement peuvent améliorer la classification, puisqu'elles permettent d'appliquer différentes techniques de filtrage ou de fusionner plusieurs résultats de classification. Pour commencer, les erreurs macroscopiques peuvent être corrigées de manière interactive, car elles sont clairement identifiées par une inspection visuelle systématique. Des opérateurs de filtrage élémentaires sont appliqués sur une fenêtre glissante de 3 pixels  $\times$  3 pixels ou de 5 pixels  $\times$  5 pixels, dans laquelle un filtre majoritaire supprime l'effet « poivre et sel » induit par la classification par pixels. Plus intéressant encore, ce type de filtre majoritaire peut également être appliqué au résultat d'une classification par pixels en utilisant des objets obtenus à l'aide d'une segmentation d'image par réflectance multispectrale, ce qui permet d'obtenir une carte de couverture du sol nettement plus lisse. Il convient d'utiliser des techniques de fusion pour combiner les résultats d'une classification d'ensemble. Il est possible d'obtenir une seule carte grâce à un vote majoritaire : la classe choisie est alors celle approuvée par l'ensemble des classifieurs (vote unanime), par au moins la moitié des classifieurs (majorité absolue) ou par plusieurs classifieurs (majorité simple). On peut également avoir recours à un vote majoritaire pondéré lorsque certains classifieurs sont censés être plus fiables ou suivant la probabilité d'appartenance du résultat de classification. Il convient de signaler que les différentes étapes décrites ci-dessus sont en grande partie interdépendantes, et que chaque décision doit tenir compte de toute la chaîne de production des cartes de couverture du sol afin de trouver une solution appropriée.

## **CONCLUSION PARTIELLE**

La forêt, puits de carbone, est sujette à la déforestation et à la dégradation. Ce phénomène a un impact sur le climat et fait partie des facteurs à l'origine du changement climatique. Des efforts d'atténuation du changement climatique sont consentis dans le monde. Face à cette problématique, la Côte d'Ivoire multiplie des actions REDD+ à travers la mise en place de son système national de surveillance des forêts. Ce système qui est essentiellement basée sur les outils de la télédétection (Optique, RADAR, LiDAR et Drone) et l'usage des méthodes d'intelligence artificielles dans l'extraction d'informations, devrait permettre de répondre efficacement à cet enjeu de préservation des ressources forestières. La présente thèse s'intéresse quant à elle aux systèmes Optiques, Radar et drone afin de réaliser une évaluation et un suivi exhaustif des ressources forestières et agricoles dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.

Après cette situation générale du cadre théorique de l'étude, la partie suivante va traiter du matériel utilisé et des méthodes appliquées pour mener à bien cette étude.

**DEUXIÈME PARTIE**

---

**MATÉRIEL ET MÉTHODES**

---

**Chapitre 3** : Matériel de l'étude .....67

**Chapitre 4** : Méthodes .....75

## **CHAPITRE 3 : MATÉRIEL DE L'ÉTUDE**

### **3-1 OUTILS DE TÉLÉDÉTECTION**

#### **3-1-1 Satellite Sentinel-2**

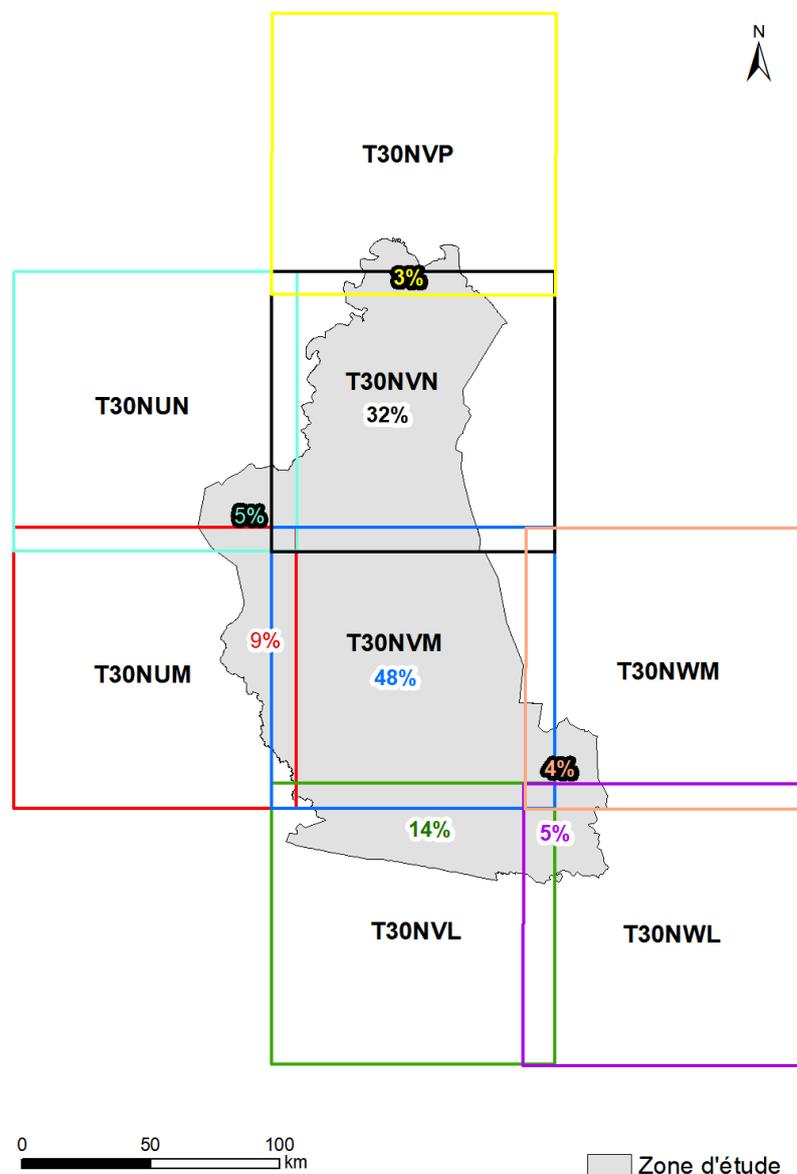
La constellation de satellites Sentinel-2 (satellites d'observation de la terre), issue de la mission de l'Agence Spatiale Européenne, en opération depuis 2015 et 2017 respectivement Sentinel-2A et Sentinel-2B, permet de fournir des images à 10, 20 et 60 m de résolution (**Tableau VI**). L'exploitation de ces images représente un fort intérêt pour les institutions du Sud ne disposant pas toujours des moyens financiers suffisants pour l'acquisition d'images. En outre, ces images de haute résolution spatiale et d'une répétitivité de 5 jours offrent une possibilité de multiples suivis annuels de l'affectation des terres. Les spécifications techniques du Satellite Sentinel-2 sont présentées en **Annexe 4**.

**Tableau VI** : Caractéristiques générales des bandes spectrales des images Sentinel-2 utilisées

Résolution spatiale	Bandes	Longueur d'onde centrale (nm)	Largeur de la bande (nm)	Dates d'acquisition	
				Analyse régionale	Analyse locale
10 m	2	490	65	06/01/2016 et 11/03/2019	31/12/2019
	3	560	35		
	4	665	30		
	8	842	115		
20 m	5	705	15	06/01/2016 et 11/03/2019	31/12/2019
	6	740	15		
	7	783	20		
	8a	865	20		
	11	1610	90		
60 m	12	2190	180	06/01/2016 et 11/03/2019	31/12/2019
	1	443	20		
	9	945	20		
	10	1380	30		

Les images Sentinel-2 couvrant la zone d'étude correspondent à huit références d'images (scènes) d'après le catalogue Copernicus (<https://www.copernicus.eu/fr>) (**Figure 21**). Les meilleures images avec très peu ou pas de couvert nuageux (moins de 30% de couverture nuageuse) ont été sélectionnées et téléchargées.

Pour les analyses au niveau des trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire (environ 22 014 Km<sup>2</sup>), deux dates de références ont été retenues : le 06 janvier 2016 et le 11 mars 2019. En effet, l'étude se veut d'analyser les dynamiques sur un pas de temps réduit (environ 3 ans) du fait de la rapidité des conversions forestières en Côte d'Ivoire. En outre, janvier 2016 correspond à la première image Sentinel-2 exploitables (moins de 30% de couverture nuageuse) sur la zone. Par ailleurs, pour les analyses au niveau local (environ 220 Km<sup>2</sup>), les images ont été acquises le 31 Décembre 2019 relativement à la période d'acquisition des images aériennes qui va de Mars 2018 à Avril 2019 ; mais aussi surtout de la disponibilité d'images satellites exploitables à la fin de la campagne drone. Ces dates correspondent à la saison la plus chaude et la plus sèche de la zone étudiée.



**Figure 21** : Emprise des scènes (tuiles : 100 x 100 km) représentant 8 références d'images Sentinel-2 sur la zone d'étude et répartition des proportions par scène

### 3-1-2 Satellite Sentinel-1

La constellation de satellites Sentinel-1, issue de la mission de l'Agence Spatiale Européenne, en opération depuis 2014 et 2016 respectivement Sentinel-1A et Sentinel-1B, permet de fournir des images suivant quatre modes : Interferometric Wide Swath Mode (IW), Extra Wide Swath Mode (EW), Stripmap (SM) et Wave Mode (WV). Le mode de bande interférométrique large (IW) est le mode d'acquisition principal sur terre et satisfait la majorité des exigences de service. Les images Sentinel-1 ont également l'avantage d'avoir une bonne répétitivité qui est de 6 jours, offrant une possibilité de multiples suivis annuels de l'affectation des terres. Les images ont été acquises en mode Interférométrique GRD (Ground Range Detection) le 09 Avril 2019 relativement à la période d'acquisition des images aériennes qui va de Mars 2018 à Avril 2019 sur la zone d'étude. Ces images Sentinel-1 ont été utilisées pour les analyses au niveau de la forêt classée de la Bossématié.

Le **Tableau VII** présente les principales caractéristiques du mode d'acquisition utilisé dans le cadre de cette thèse. Les spécifications techniques des autres modes d'acquisition sont présentées en **Annexe 5**.

**Tableau VII** : Principales caractéristiques du mode d'acquisition Interférométrique du satellite Sentinel-1

Caractéristiques	Valeur
Fauchée	250 km
Gamme d'angle d'incidence	29,1 ° - 46,0 °
Sous-bande	3
Angle de braquage azimut	Plus ou moins 0,6 °
Option de polarisation	Double HH+HV, VV+VH Simple HH, VV
Equivalent Bruit Maximum Sigma Zero (NESZ)	-22 dB
Type de produit	GRD (Ground Range Detection)
Résolution spatiale	10 m
Dates d'acquisition	09/04/2019

### 3-1-3 Drone

Dans le cadre de cette thèse, le drone que nous avons utilisé est le DJI Mavic Pro (**Figure 22**). Il s'agit d'un système multirotor à quatre moteurs (quadricoptère) alimentés par une batterie intelligente de type LiPo (Lithium-Polymère) d'une capacité de 3830 mAh et d'une autonomie de 27 minutes. En réalité, cette autonomie reste théorique car dans la pratique le vol avec une seule batterie dure à peine 15 minutes. Le drone DJI Mavic Pro présente une envergure de 20 cm, un poids de 736 g avec une vitesse maximale de 65 km/h. Il est équipé d'une caméra (stabilisé par une nacelle) de 12 mégapixels avec une définition de 4K. La caméra acquiert les images en vraies couleurs (le spectre du visible) avec une résolution radiométrique de 8 bits. Cette acquisition se fait automatiquement selon une cadence définie préalablement au moment de la préparation du plan de vol. Il utilise la technologie vol autonome pour réduire les risques d'accident grâce à ses capteurs ultrasons et est muni d'un système de localisation GPS-GLONASS. Le système est complété d'une radiocommande (interconnectée à un smartphone) d'une portée de 7,3 km en conditions normales (absence d'obstacle à la transmission du signal radio) et d'une autonomie de 1h30 minutes. L'ensemble des caractéristiques techniques du drone DJI Mavic Pro est résumé en **Annexe 6**.



**Figure 22** : Le drone DJI Mavic Pro et ses accessoires. a/ drone DJI Mavic Pro, b/ Etui, c/ Radiocommande, d/ Batterie, e/ Hub de charge, f/ Chargeur de voiture et g/ Hélices

### 3-2 MATERIEL DE TERRAIN

Le matériel de terrain (**Figure 23**) est constitué comme suit :

- un récepteur GPS (Global Positionning System) de type Garmin 64 ST, d'une précision de 3 m, pour la localisation des points d'observation ;
- un appareil photographique numérique (Canon 14.1 Méga pixels ixus 130) pour les prises de vue ;
- des fiches d'inventaire pour le relevé des informations utiles lors des missions de terrain ;



**Figure 23** : Matériel d'inventaire de terrain. a/ GPS (Global Positionning System) de type Garmin 62. b/ Appareil photographique numérique

### 3-3 MATERIEL INFORMATIQUE

L'analyse et le traitement des images aériennes acquises par drone nécessitent l'utilisation d'un ordinateur puissant compte tenu du volume d'informations à traiter. Dans notre cas, un ordinateur de type bureau core i7 de 32 Go de RAM et d'une capacité de stockage de 4 To a été utilisé pour les analyses, les traitements et le stockage des données.

### 3-4 LES DONNÉES CARTOGRAPHIQUES

Les données cartographiques sont constituées de l'ensemble des couches numériques des limites des forêts classées, des aires protégées, du réseau hydrographique, du réseau routier et du découpage administratif. L'ensemble de ces données de base, tirées de la base de données nationale du BNETD (Bureau National d'Etude Technique et de Développement), a servi à toutes les productions cartographiques dans le cadre de cette thèse.

### **3-5 OUTILS DE TRAITEMENTS DES DONNÉES**

Un ensemble de logiciels et d'applications Smartphone ont permis de réaliser les acquisitions d'images aériennes et les traitements de l'ensemble des données issues des satellites Sentinel et du drone. Ces logiciels et applications sont pour la plupart des outils libres.

#### **3-5-1 R et RStudio**

R est une suite intégrée de logiciels pour la manipulation de données, le calcul et l'affichage graphique. Entre autre, il contient des fonctions de traitement de données, un ensemble d'opérateurs pour les calculs sur les tableaux, les matrices et les images. Il est disponible en téléchargement gratuit sur le web : <http://www.r-project.org/>.

Dans la présente étude, les versions 3.3.2 et 1.0.136 respectivement de R et de RStudio ont été utilisées pour la programmation et la prédiction cartographique par la méthode de classification Random Forests.

#### **3-5-2 QGIS**

QGIS est un logiciel de SIG (Système d'Information Géographique) libre, open source et multiplateforme publié sous licence *GNU General Public Licence*. La version 3.0 de QGIS a été utilisée dans cette thèse pour les prétraitements et les posttraitements des images Sentinel-2, les analyses des images aériennes et des images sentinel-1 ainsi que les mises en pages cartographiques.

#### **3-5-3 SNAP**

SNAP (Sentinel Application Platform) est un logiciel libre et multiplateforme également publié sous licence *GNU General Public Licence*.

La version 6.0 de SNAP a été utilisée dans cette thèse pour les prétraitements et les traitements des images RADAR Sentinel-1.

#### **3-5-4 Agisoft PhotoScan**

Agisoft PhotoScan ou Agisoft Metashape est un logiciel propriétaire autonome qui effectue les traitements photogrammétriques d'images numériques (images aériennes acquises par drone). Le logiciel est disponible en version d'essai ou payante sur le web <https://www.agisoft.com/downloads/installer/>.

La version 1.4.0 du logiciel Agisoft PhotoScan a été utilisée dans cette thèse pour les analyses photogrammétriques des images aériennes acquises par drone, conduisant à la production d'Orthomosaïques et de Modèles Numériques de Surface.

### **3-5-5 Application Smartphone**

La préparation, la configuration, le pilotage du drone et la planification des vols ont été réalisées à l'aide des applications DJI GO 4 (version 4.3.28) et Drone Deploy (version 4.0.0). DJI GO est une application gratuite recommandée par le constructeur du drone pour configurer les paramètres de vol et pour assurer la sécurité du vol comme par exemple le retour automatique et la détection des obstacles. Aussi, elle a permis de contrôler quelques paramètres de vol, notamment le niveau de charge de la batterie et de la radiocommande du drone, l'altitude de vol, la vitesse de déplacement et surtout de réaliser des photos et/ou des vidéos du paysage à travers des retours visuels de la caméra embarquée.

Drone Deploy est une application gratuite spécifiquement développée pour mener des opérations de cartographie en faisant voler le drone sur une trajectoire prédéfinie pour prendre automatiquement des photos à intervalle réguliers. Elle a permis de configurer les paramètres de vol selon un plan de vol programmé à l'avance sur la zone à cartographier (altitude de vol, surface à cartographier, niveau de recouvrement des photos aériennes et nombre de batteries à utiliser).

## **CONCLUSION PARTIELLE**

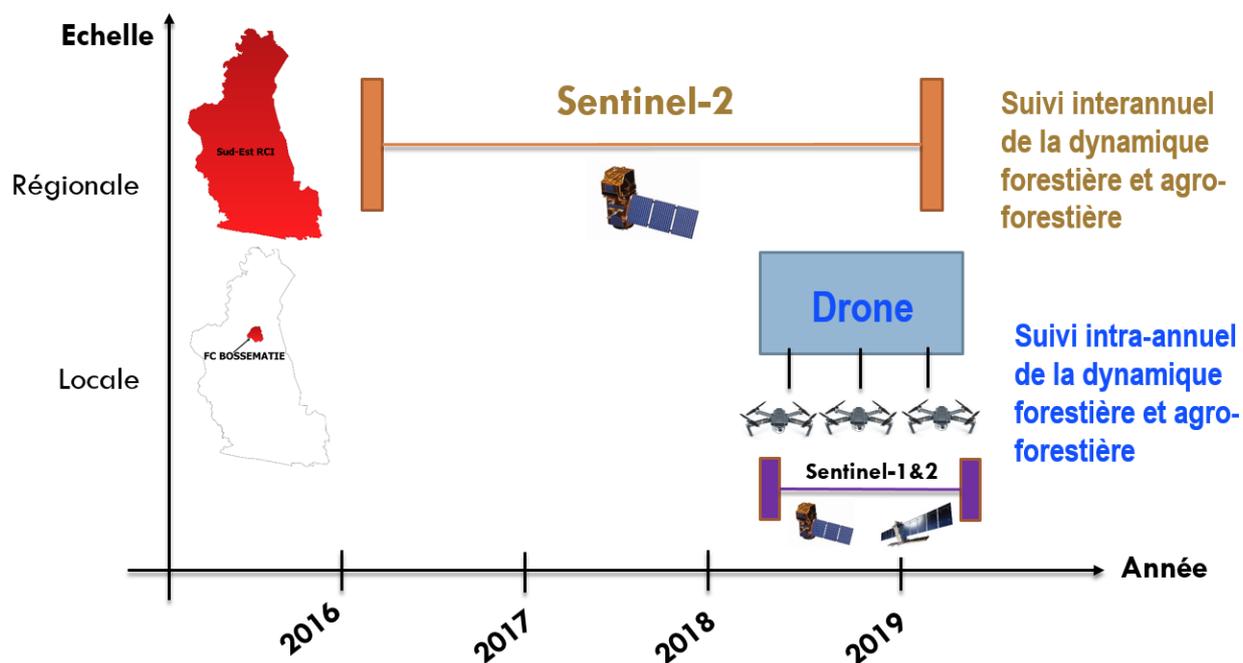
Cette partie nous a permis de présenter les outils de la télédétection qui ont permis de réaliser cette étude. Les satellites Sentinel seront utilisés dans un premier temps pour analyser la dynamique d'occupation et d'usage des terres au niveau régional (les régions de la Mé, de l'Indénié-Djuablin et du Sud-Comoé). Le drone Mavic Pro, un mini-drone professionnel, sera quant à lui utilisé, grâce aux outils de paramétrage et de pilotage, pour les analyses et la détection des pertes d'arbres au niveau de la forêt classée de la Bossématié. Ces outils récents devraient permettre une bonne réalisation de l'étude.

Le chapitre suivant traitera de la méthodologie de l'étude utilisée dans le cadre du suivi de la dynamique forestière et agroforestière en Côte d'Ivoire.

## CHAPITRE 4 : MÉTHODES

### 4-1 CADRE CONCEPTUEL DE L'APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE

Le cadre conceptuel de l'approche méthodologique est présenté par la **Figure 24**. Les objectifs spécifiques de l'étude sont retranscrits en axe de recherche. Le premier axe de recherche concerne le suivi interannuel de la dynamique forestière et agroforestière à l'aide d'images Sentinel-2 dans trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire. Cette analyse se réalise sur la période 2016 à 2019 afin de suivre les changements d'occupation et d'usage des terres qui pourraient se produire sur un pas de temps réduit (3 ans) dans un contexte d'extensification de l'agriculture et d'infiltration des forêts classées et aires protégées. Le second axe concerne le suivi intra-annuel de la dynamique de déforestation et de dégradation forestière à l'échelle de la forêt classée de Bossématié entre 2018 et 2019. D'abord, cette analyse se fera à l'aide du drone suivant trois campagnes d'acquisition à une fréquence de 3 mois sur des sites tests. Ensuite, à l'aide d'images Sentinel (1 et 2) pour une mise à l'échelle de la forêt classée de Bossématié.

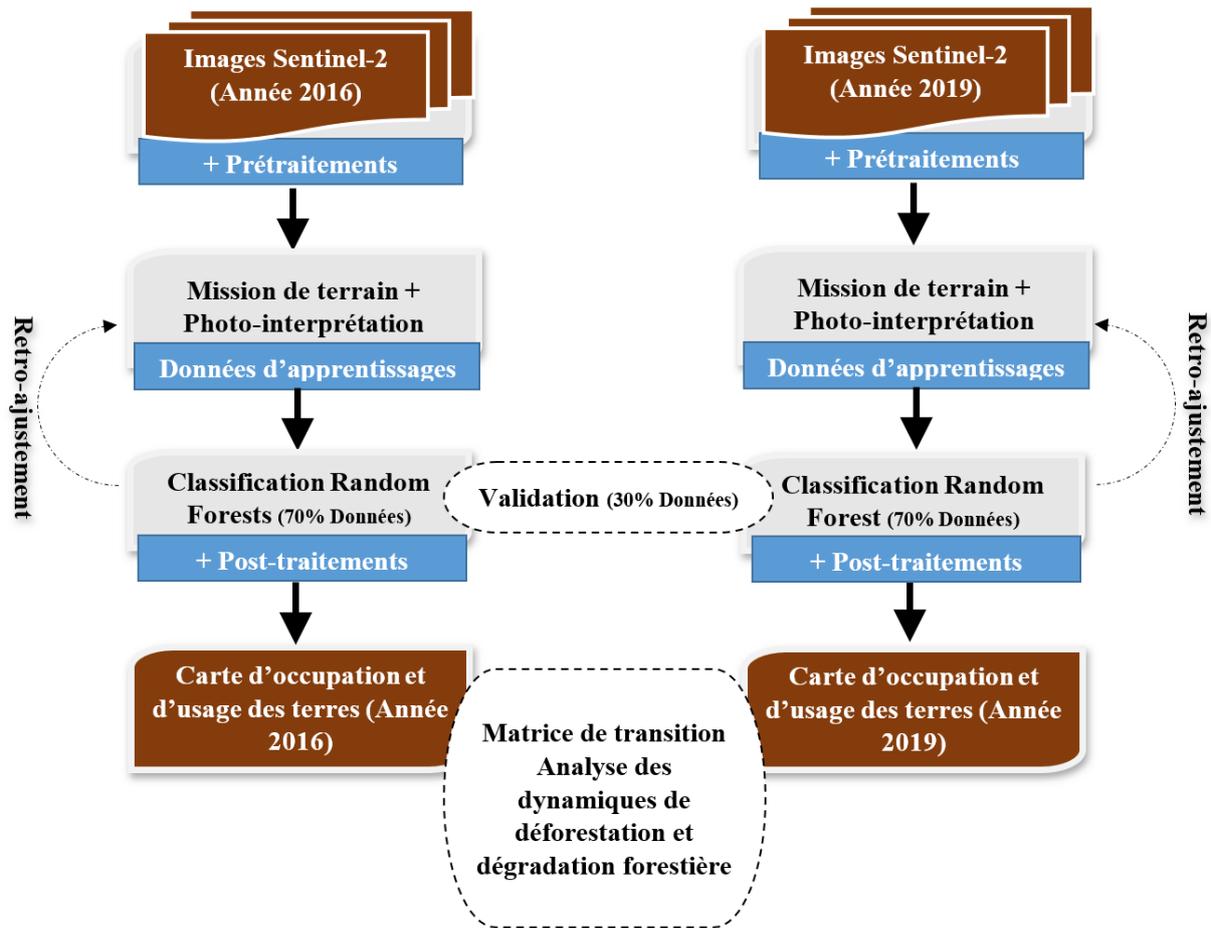


**Figure 24 :** Illustration du cadre conceptuel de l'approche méthodologique

### 4-2 SUIVI RÉGIONAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE

La méthodologie générale appliquée dans le suivi régional de la dynamique forestière et agroforestière est basée sur le traitement par classification supervisée des images Sentinel-2

et l'analyse bi-date des changements d'occupation et d'usage des terres. La **Figure 25** présente l'organigramme synthétique de l'approche méthodologique adoptée.



**Figure 25** : Présentation synthétique de l'approche méthodologique adoptée pour le suivi régional de la dynamique forestière et agroforestière

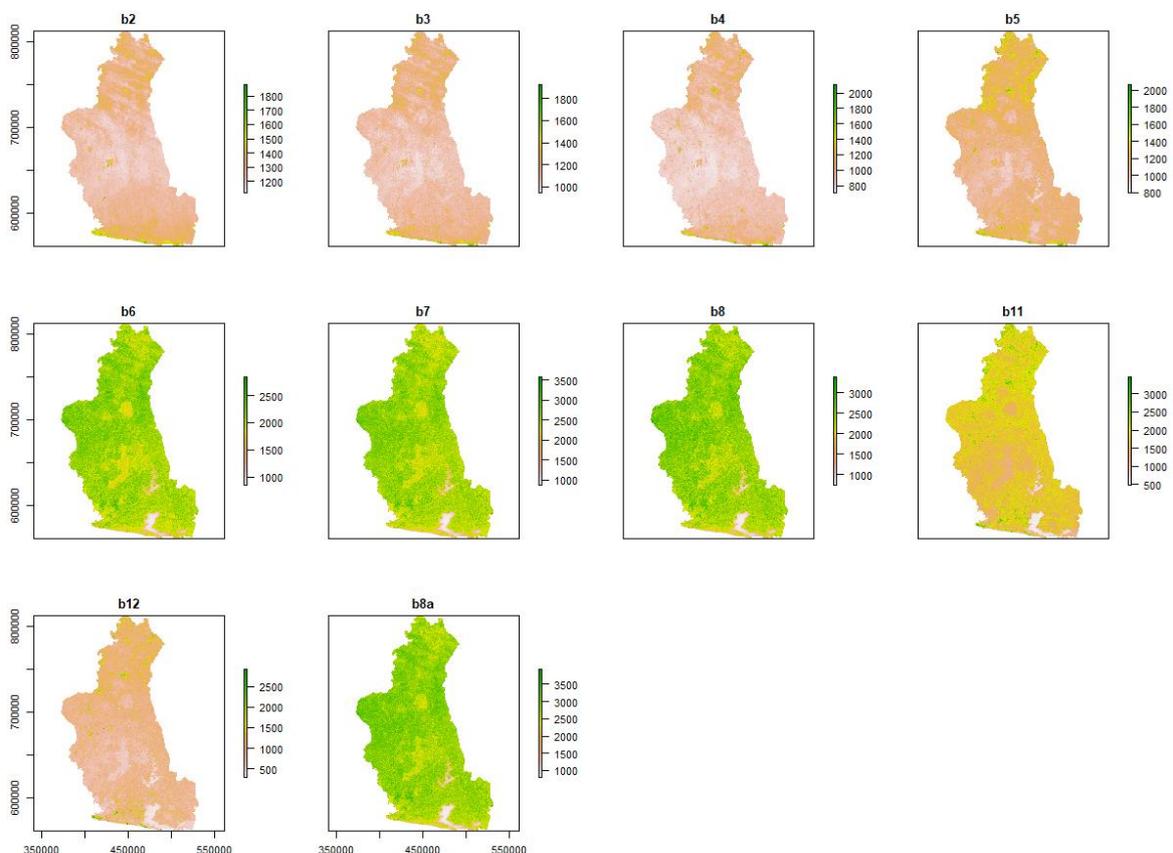
#### 4-2-1 Prétraitement des images Sentinel-2

L'ensemble des images Sentinel-2 utilisées sont disponibles avec un niveau de prétraitements L1C, c'est-à-dire que ce sont des images ortho-rectifiées où les valeurs correspondent aux réflectances enregistrées au sommet de l'atmosphère. Elles ont d'abord fait l'objet d'une correction atmosphérique par la méthode DOS1 (*Dark Object Subtraction 1*) grâce à l'outil "*Semi-automatic Classification Plugin*" de QGIS (Sobrino *et al.*, 2004 ; Leroux *et al.*, 2018 ; Congedo, 2020). L'objectif de la réalisation d'une correction atmosphérique aux images satellitaires est de déterminer les bonnes valeurs de réflectance de la surface terrestre en supprimant les effets atmosphériques (Hadjimitsis *et al.*, 2010). La méthode de correction atmosphérique DOS 1 consiste à soustraire de tous les pixels d'une scène la valeur minimale

dans l’histogramme des comptes numériques (DN) considérée comme l’effet de la diffusion atmosphérique (Song *et al.*, 2001).

Ensuite, afin de profiter de la meilleure résolution spatiale du capteur Sentinel-2, seules dix (10) bandes spectrales correspondant aux bandes à 10 et 20 m de résolution spatiale ont été utilisées pour la classification (**Tableau VI**). Ces bandes ont fait l’objet d’un co-enregistrement ou empilement (*stacking*). Pour chacune des dates de référence, ces bandes ont été rééchantillonnées à 10 m pendant l’étape de co-enregistrement.

Enfin, pour couvrir les trois régions du Sud-Est de la Côte d’Ivoire correspondant à notre échelle régionale d’étude, une mosaïque de huit (8) scènes Sentinel-2 a été produite (**Figure 21**). Le résultat de la mosaïque a fait l’objet d’une extraction de la zone d’étude et d’une compression afin d’alléger la suite du processus de traitement. Enfin, afin de mieux discriminer les différents objets au sol, des compositions colorées suivies d’amélioration de contrastes ont été nécessaires pour faire ressortir les différents types de surface sur les images multispectrales ou mettre en évidence certains phénomènes environnementaux. La **Figure 26** présente les 10 bandes spectrales du satellite Sentinel 2 utilisées en entrée du modèle Random Forests.



**Figure 26 :** Bandes spectrales Sentinel-2 de 2016 prétraitées et prêts à être utilisés dans le modèle de prédiction Random Forests

#### 4-2-2 Typologie des classes d'occupation et d'usage des terres

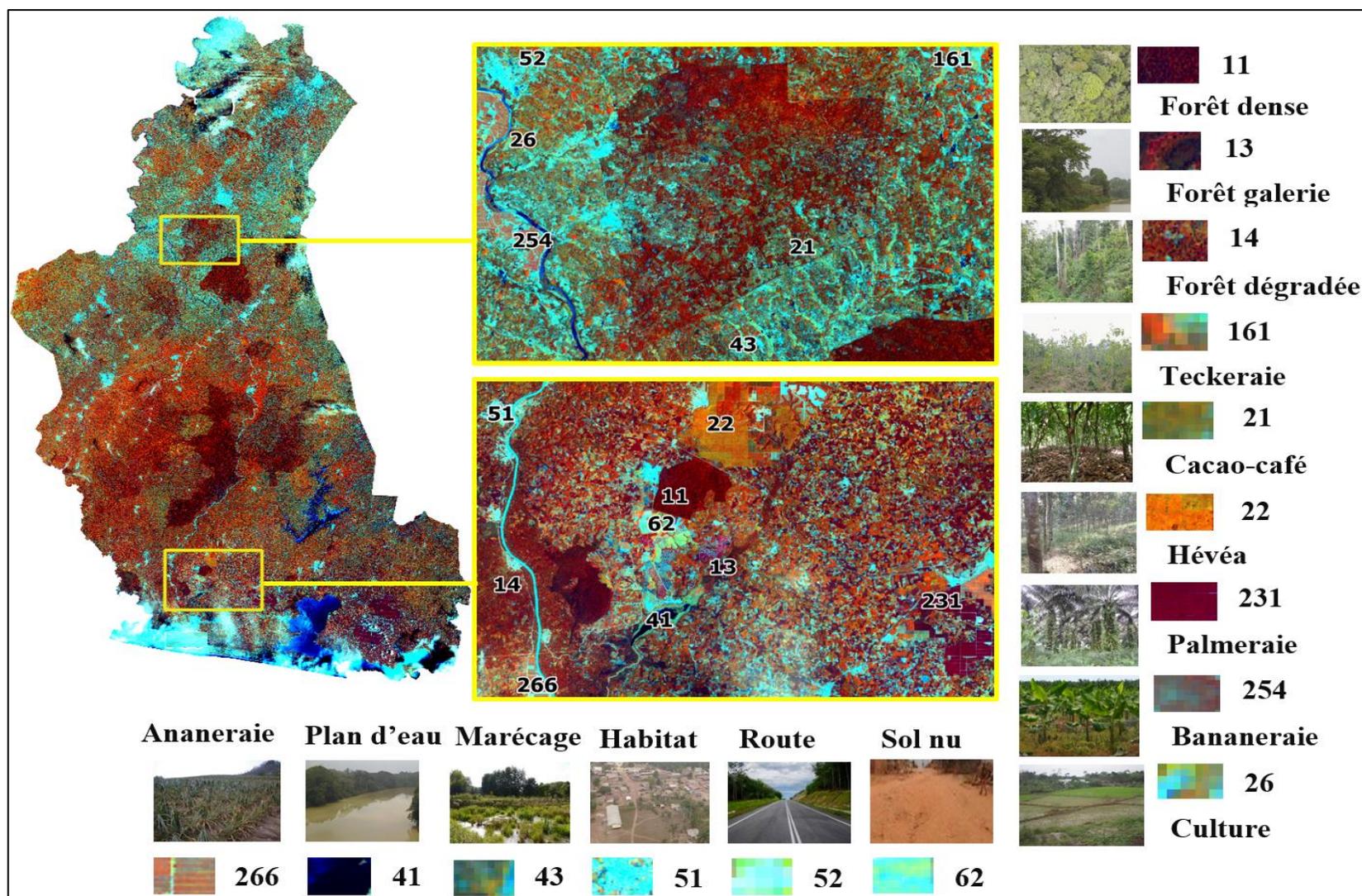
La typologie des classes d'occupation et d'usage des terres retenues est issue de la nomenclature des types d'occupation du sol et utilisation des terres proposées par le Bureau National d'Etude Technique et de Développement (BNETD, 2016). Cette typologie correspond au niveau 2 du système national de classification des terres.

Cette nomenclature est parfaitement compatible au LCCS (Land Cover Classification System) et tient compte avant tout des recommandations du GIEC (GIEC, 2006) en matière de cartographie de l'utilisation des terres et des diverses occupations du sol connues sur l'ensemble du pays. Au total quinze (15) classes ont été retenues (**Tableau VIII**). La description complète de cette typologie est présentée en **Annexe 7**.

**Tableau VIII:** Typologie des classes d'occupation et d'usage des terres avec les codes associés

Nom de la classe	Code alphabétique	Code numérique
Forêt dense	FD	11
Forêt galerie / marécageuse	FG	13
Forêt dégradée / secondaire	FDS	14
Teckeraie	T	161
Cacao-Café	CC	21
Hévéa	HE	22
Palmeraie industrielle	P	231
Bananeraie industrielle	B	254
Culture / jachère non différenciées	CJI	26
Ananeraie industrielle	A	266
Plan d'eau	PE	41
Zone marécageuse	ZM	43
Habitation	HA	51
Route	R	52
Sol nu	SN	62

La **Figure 27** présente les différentes unités de paysages retenues dans le cadre de cette étude.



**Figure 27 :** Illustration de la typologie d'occupation et d'usage des terres retenue dans cette étude à partir de la composition colorée fausses couleurs (R : Bande 8 ; G : Bande 5 ; B : Bande 4) de la mosaïque Sentinel-2 de 2019 et de photos de terrain

### 4-2-3 Délimitation des données d'apprentissages

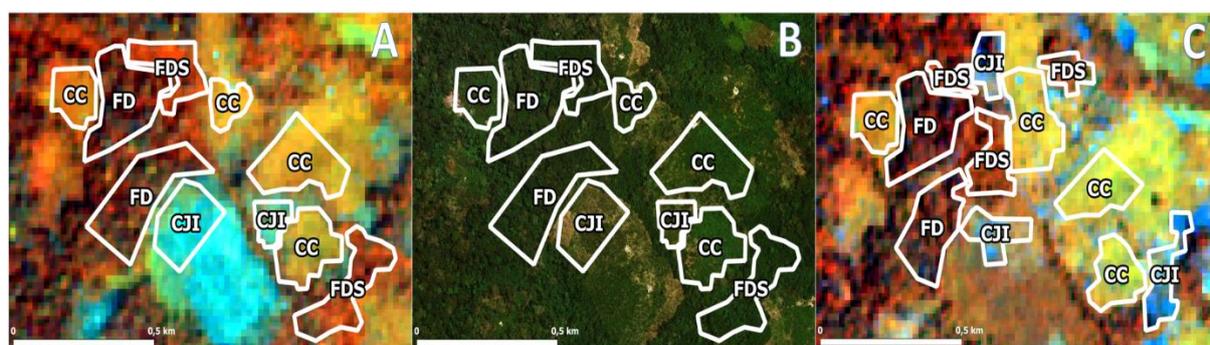
Dans une approche de classification supervisée, l'étape de délimitation des données d'apprentissages dans un Système d'Information Géographique (SIG) est nécessaire. Cette étape a été réalisée pour calibrer l'algorithme de classification. Pour les algorithmes de fouille de données et en particulier Random Forests, la qualité du résultat de la classification est fortement liée à la qualité des données d'apprentissages (Grinand *et al.*, 2013 ; Rakotomala *et al.*, 2015 ; Niculescu *et al.*, 2018). La délimitation a été réalisée par photo-interprétation sur les mosaïques d'images Sentinel-2 de 2016 et de 2019 ainsi que sur d'autres sources d'informations dont les images Très Haute Résolution Spatiale (THRS) disponibles sur Google Earth et des relevés issus de deux campagnes de terrain. Ces missions de terrain ont été réalisées respectivement en février 2017 et mai 2017 dans les trois régions étudiées. Ces relevés de terrains comprennent non seulement des points d'identification mais aussi des délimitations de parcelles au GPS. Ils ont concerné l'ensemble des catégories de la typologie, dont les principales cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile). La délimitation des données d'entraînements s'est faite suivant l'apprentissage basé sur les connaissances "d'expert" du terrain en insistant sur les limites des parcelles voisines et de catégories différentes dans une même unité de paysage afin d'aider l'algorithme Random Forests à trouver les bons seuils de différenciation.

Enfin, les résultats de la photo-interprétation ont été stockés dans une base de données géolocalisées regroupant l'ensemble des données d'apprentissages. Le **Tableau IX** présente les caractéristiques de ces données.

**Tableau IX :** Caractéristiques des données d'apprentissages

Nom de la classe	Données 2016		Données 2019	
	Polygones	Pixels	Polygones	Pixels
Forêt dense	181	41184	197	42793
Forêt galerie / marécageuse	48	5053	42	3606
Forêt dégradée / secondaire	284	35094	389	55821
Teckeraie	7	351	7	377
Cacao-Café	379	33654	504	48034
Hévéa	268	39225	429	59722
Palmeraie	105	23504	169	33370
Bananeraie	34	4164	35	4632
Culture / jachère non différenciées	282	46168	359	47167
Ananeraie	33	4347	28	5678
Plan d'eau	79	44065	75	9113
Zone marécageuse	51	8798	49	9188
Habitation	113	10909	97	12602
Route	108	2081	132	4771
Sol nu	26	1150	20	1347
<b>Total</b>	<b>1998</b>	<b>299747</b>	<b>2532</b>	<b>338221</b>

La **Figure 28** illustre le processus de photo-interprétation et délimitation des données d'apprentissages.



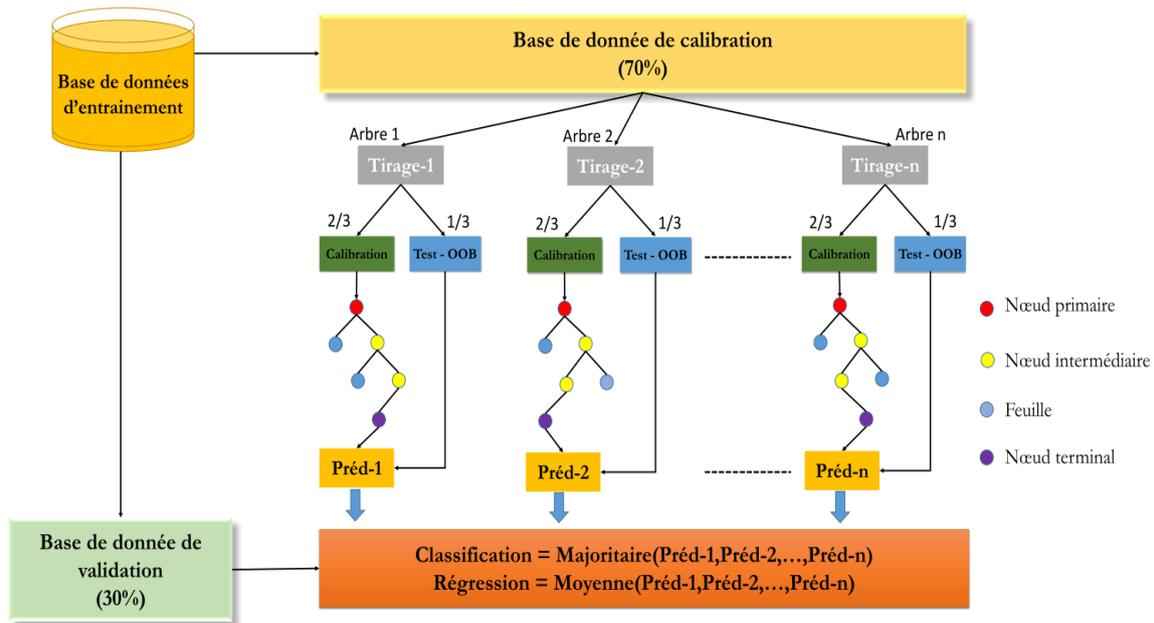
**Figure 28 :** Photo-interprétation et délimitation des données d'apprentissages sur A/ une image composite Sentinel-2 de 2016 avec un affichage en fausses couleurs (R : Bande 8- G : Bande 5 - B : Bande 4) ; B/ une image THRS de Google Earth de 2016 et C/ une image composite Sentinel-2 de 2019 avec un affichage en fausses couleurs (R : Bande 8- G : Bande 5 - B : Bande 4). CC : Café-Cacao ; FD : Forêt Dense ; FDS : Forêt Dégradée ou Secondaire ; CJI : Culture ou Jachère Indifférenciée.

#### 4-2-4 Classification Random Forests

Deux familles d'algorithmes de classification se distinguent : les algorithmes paramétriques et les algorithmes non paramétriques. Les algorithmes paramétriques reposent sur le fait que chaque individu d'une classe suit une loi normale. Une classe est caractérisée par des paramètres statistiques, considérés comme représentatifs pour la classification des pixels de l'image. Un algorithme non paramétrique à l'instar de Random Forests, est par opposition un algorithme qui ne se base pas sur l'hypothèse d'une distribution normale, car aucun paramètre statistique n'est nécessaire pour la classification (Lu et Weng, 2007).

L'algorithme Random Forests a été calibré sur la base des données d'apprentissages (70% des données) afin de cartographier les 16 catégories d'occupation et d'usage des terres. L'ensemble des 10 bandes spectrales Sentinel-2 ont constitué les variables (pixels pris aléatoirement dans les données d'apprentissages) en entrée du modèle. En effet, l'utilisation de bandes spectrales uniquement dans un modèle Random Forests est un bon compromis entre la précision et le temps de calcul (Pelletier *et al.*, 2016). L'algorithme Random Forests nécessite de définir deux importants paramètres, à savoir le nombre maximum d'arbres de classification souhaité ( $n$ ) et le nombre de variables de prédiction choisies aléatoirement ( $m$ ) pour chaque nœud des arbres (Breiman, 2001) (**Figure 29**). Nous avons utilisé les valeurs par défaut ( $n = 500$  et  $m = 3$ ) qui ont montré des résultats satisfaisants (Ghimire *et al.*, 2012 ; Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012).

Une fois le modèle calibré, l'algorithme a été appliqué pour produire la carte brute d'occupation et d'usage des terres. A ce niveau, la carte a été optimisée en termes de stockage des données (format entier numérique court) et compression. Cette carte a été produite de manière itérative (étape de retro-ajustement des données d'apprentissages) entre la photo-interprétation, la calibration et la production de cartes intermédiaires. L'ensemble des traitements a été réalisé avec le logiciel R et le package "randomForest" (Liaw et Wiener, 2002). L'algorithme Random Forest a permis également d'avoir des informations sur l'importance des variables utilisées. Cet algorithme permet ainsi de mieux comprendre le modèle de calibration, à la fois pour l'alléger ou le rendre plus robuste, et également dans certains cas de comprendre l'influence des facteurs.



**Figure 29 :** Illustration de la méthode Random Forest dans la prédiction des cartes d'occupation et d'usage des terres (Rakotomala, 2020)

#### 4-2-5 Evaluation de la qualité des cartographies

Une validation croisée a été réalisée à partir des outils d'évaluation de la qualité du modèle disponibles dans le package "randomForest" (Liaw et Wiener, 2002) (**Figure 29**). L'outil permet de calculer un indicateur de précision globale (variance expliquée) et une matrice de confusion à partir d'une sélection aléatoire d'un échantillon test correspondant à 30% du jeu de données initial, laissé de côté pendant la phase de calibration, et utilisé pour la validation à chaque itération du modèle (échantillon « *Out-Of-the-Bag* », Bylander, 2002). Cette évaluation de la qualité de la carte est utile pour comprendre l'origine des confusions et pour ajuster les efforts de photo-interprétation. *In fine* les indicateurs de précision du modèle (précision globale, coefficient Kappa, précision de l'utilisateur et précision du producteur) ont été calculés à partir des matrices de confusion obtenues par la validation croisée. Cette méthode de validation croisée permet d'avoir une estimation non biaisée du taux d'erreur en généralisation sans avoir recours à un échantillon test supplémentaire (Chehata *et al.*, 2015).

##### - Matrice de confusion et indicateurs de précision du modèle

La matrice de confusion est un tableau à double entrée où en ligne s'expriment les résultats par rapport aux différentes classes thématiques définies dans l'image classifiée. Les colonnes expriment les résultats par rapport aux données de références délimitées qui servent soit à calculer les paramètres statistiques pour la classification, soit à vérifier les résultats de

classification (résultat cartographique). La cellule de croisement indique, le nombre de pixels appartenant à la classe  $i$  (colonne  $i$ ) et assignés à la classe  $i$  (ligne  $i$ ). Les cellules correspondant à  $i$  (colonne) =  $i$  (ligne) expriment le nombre de pixels correctement affectés. Un exemple de matrice de confusion est présenté par le tableau ci-après.

**Tableau X** : Matrice de confusion

		Données de références					
		1	$i$	$n$	Total		
Résultat cartographique	1	$C_{1,L_1}$	$C_{i,L_1}$	$C_{n,L_1}$	$T_{1+}$	$PU_1$	$EC_1$
	$i$	$C_{1,L_i}$	$C_{i,L_i}$	$C_{n,L_i}$	$T_{i+}$	$PU_i$	$EC_i$
	$n$	$C_{1,L_n}$	$C_{i,L_n}$	$C_{n,L_n}$	$T_{n+}$	$PU_n$	$EC_n$
	Total	$T_{+1}$	$T_{+i}$	$T_{+n}$	$T$		
		$PP_1$	$PP_i$	$PP_n$			
	$EO_1$	$EO_i$	$EO_n$				

Où :

$n$  : nombre de classes ;

$(C_{i,L_i})$  : nombre de pixels de la classe  $i$  correctement classés ;

$(C_{i,L_n})$  : nombre de pixels de la classe  $i$  affectés de façon erronés à la classe  $n$  ;

$T_{+i}$  et  $T_{i+}$  : Totaux marginaux des pixels échantillonnés par classe de la colonne  $i$  et la ligne  $i$  respectivement ;

$T$  : Total des pixels échantillonnés, toute classe confondue ;

$PP_i$  : Précision du Producteur de la classe  $i$  ( $PP_i = 100 * \frac{C_{i,L_i}}{T_{+i}}$ ) ;

$PU_i$  : Précision de l'Utilisateur de la classe  $i$  ( $PU_i = 100 * \frac{C_{i,L_i}}{T_{i+}}$ ) ;

$EO_i$  : Erreur d'Omission de la classe  $i$  ( $EO_i = \frac{C_{i,L_1} + C_{i,L_n}}{T_{+i}}$ ) ;

$EC_i$  : Erreur de Commission de la classe  $i$  ( $EC_i = \frac{C_{1,L_i} + C_{n,L_i}}{T_{i+}}$ ) ;

La précision Globale (PG) de la classification représente le taux de pixels correctement classés.

Elle a été calculée à partir de l'équation (1).

$$PG = 100 * \frac{\sum_{i=1}^n C_{i,L_i}}{T} \quad (\text{Éq. 1})$$

L'indice Kappa (K) proposé par Cohen (1968) a été calculé à partir de l'équation (2).

$$K = \frac{T * \sum_{i=1}^n C_{i,L_i} - \sum_{i=1}^n (T_{i+} * T_{+i})}{T^2 - \sum_{i=1}^n (T_{i+} * T_{+i})} \quad (\text{Éq. 2})$$

#### 4-2-6 Retro-ajustement des données d'apprentissages

L'étape de retro-ajustement des données d'apprentissages est très importante. En effet, elle souligne le processus itératif de la méthode. Une fois calibré et la carte intermédiaire produite, des ajustements de données d'apprentissages ont été réalisés afin de réduire les erreurs géographiques et minimiser les risques de confusions entre les classes jusqu'à obtenir une carte satisfaisante.

#### 4-2-7 Post-traitement

Une étape de post-traitements qui inclus un filtrage des résultats des classifications a été réalisée afin de les nettoyer des « bruits » et potentielles erreurs (pixels isolés) couramment rencontrés dans les images à haute résolution spatiale (El Garouani *et al.*, 2008). Aussi, cette étape a permis de faire correspondre les cartes aux exigences d'UMC (Unité Minimale de Cartographie). L'UMC adoptée est conforme au code forestier Ivoirien de juillet 2019 qui fixe la superficie minimale des forêts à 0,1 hectare. La méthodologie qui a été utilisée pour effectuer les post-traitements se résume en deux étapes : (i) un premier passage de filtre convolutif majoritaire de dimension 3 x 3 pixels pour réduire le bruit, et (ii) un second passage de filtre de tamisage d'une taille de 10 pixels, correspondant exactement à 0,1 hectare. Cette UMC a été appliquée à l'ensemble des catégories d'occupation et d'usage des terres.

#### 4-2-8 Analyse des changements d'occupation et d'usage des terres

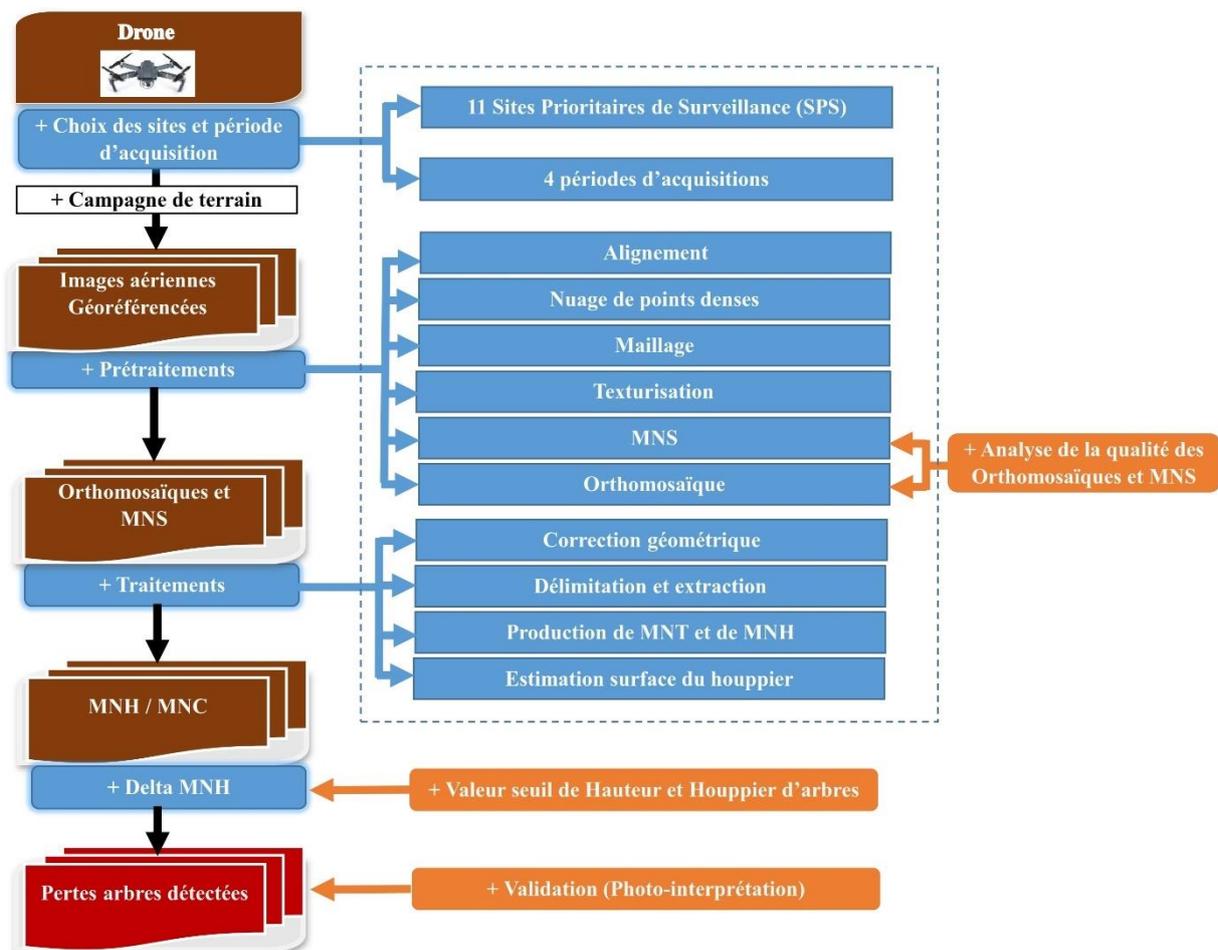
L'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres s'est appuyée sur le calcul de deux indicateurs statistiques à savoir la matrice de transition et le taux de changement entre les deux dates (km<sup>2</sup> et pourcentage). La matrice de transition permet de mettre en évidence les différentes conversions d'occupation et d'usage des terres entre deux dates et de quantifier ces changements (Schlaepfer, 2002 ; Oloukoi *et al.*, 2006 ; Barima *et al.*, 2016 ; Kpedenou *et al.*, 2016). Cette matrice ne fournit pas d'informations sur la distribution spatiale des changements (Mikwa-Ngamba, 2010). Ainsi, une étape de spatialisation des changements a été réalisée pour évaluer la localisation et la pertinence de ces changements. Pour le calcul des taux de changements annuels, la formule standardisée proposée par Puyravaud (2002) a été utilisée (équation 3).

$$T = -\frac{1}{t_2-t_1} \ln\left(\frac{S_2}{S_1}\right) * 100 \quad (\text{Éq. 3})$$

Où  $S_1$  et  $S_2$  désignent les superficies de la classe d'occupation du sol aux dates  $t_1$  et  $t_2$ .

### 4-3 SUIVI LOCAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE

Au-delà du suivi régional, l'analyse spécifique du cas des forêts classées est nécessaire car les écosystèmes forestiers restent principalement confinés dans les forêts classées et aires protégées en Côte d'Ivoire. La méthodologie générale appliquée pour le suivi local de la dynamique forestière et agroforestière est basée sur un protocole d'échantillonnage et sur les principes de photogrammétrie, de stéréoscopie et d'analyse de changement à partir d'images à très haute résolution spatiale acquises par drone. La **Figure 30** présente la méthodologie générale avec les flux de traitements.



**Figure 30** : Organigramme synthétique de l'approche méthodologique pour le suivi local de la dynamique forestière et agroforestière

#### 4-3-1 Plan et protocole d'échantillonnage

##### 4-3-1-1 Processus de défrichement en forêt classée

Une connaissance du processus de défrichement en forêt classée est nécessaire pour une bonne répartition spatiale et temporelle des campagnes d'acquisition d'images aériennes à partir

de drone. Les défrichements en forêt classée sont progressifs et discrets tels que décrits à la **Figure 31**, et sont caractérisés par un processus anthropique de cacaoculture qui peut être subdivisé en quatre (4) étapes.

**Etape 1 :** Au début, les exploitants illégaux procèdent soit à un semis à la volée de fèves de cacao dans le sous-étage de la forêt ou directement à l'élimination du sous-étage de la forêt avant le semis direct des fèves sous canopée. Ici, la première démarche devient de plus en plus prépondérante dans la forêt classée de la Bossématié car il est presque impossible de se rendre compte de la présence de cultures de cacao à ce stade alors que dans le deuxième cas les écogardes identifient très vite la présence d'une activité anthropique. Ces opérations se déroulent généralement en fin de la saison sèche (de mars à mai) pour le premier cas, et en début de la saison des pluies à partir de mai ou de juin pour le second cas.

**Etape 2 :** Une fois que les plantules apparaissent (un à deux mois après), ils procèdent à l'abattage du sous-bois laissant à vue la culture de cacao dans le cas où le semis a été déjà réalisé ou au semis direct dans le cas où c'est l'élimination du sous-étage qui a été réalisé en première position. Au cours de cette phase qui se déroule en petite saison sèche (août à septembre) on assiste donc à l'entretien des semis. Jusque-là il est impossible de détecter via la télédétection optique une telle perturbation (c'est le début de la dégradation forestière).

**Etape 3 :** A ce stade, les exploitants illégaux mettent des feux à la base des gros arbres dans le but de causer leur mort (c'est le début de la déforestation). Au cours de cette phase qui se déroule d'octobre à novembre (début de la grande saison sèche), on assiste à une poursuite de l'entretien des semis. A ce stade il devient possible de détecter via la télédétection optique de telles perturbations. C'est donc en octobre-novembre qu'il faut intensifier les survols pour détecter le brûlis des premiers arbres sur pied et alerter afin de l'envoi des patrouilles au sol qui se chargeront d'arracher tous les semis de cacao.

**Etape 4 :** Poursuite de l'ouverture de la canopée par brûlis sur pied (grande saison sèche de décembre à Avril). Les arbres morts sur pied perdent d'abord tous leur feuillage laissant pénétrer une bonne quantité de lumière pour la croissance de la culture avant de chuter (Chablis) sous l'effet du vent ou d'être abattu à l'aide d'une tronçonneuse quelques rares fois. Les surfaces défrichées qui en résultent sont en général considérables avec une importante perte de biodiversité.



**Figure 31** : Illustration du processus de défrichement dans les forêts classées de Côte de d'Ivoire (exemple pris sur la forêt classée de la Bossématié). **A/** Forêt qui paraît intacte mais qui est déjà ensemencée avec des fèves de cacao ; **B/** Apparition des plantules de cacao et abattage du sous-bois ; **C/** Brûlage de la base des gros arbres ; **D/** Chute ou abatage des arbres morts sur pied avec croissance des cacaoyers.

*Photo Ouattara T. A.*

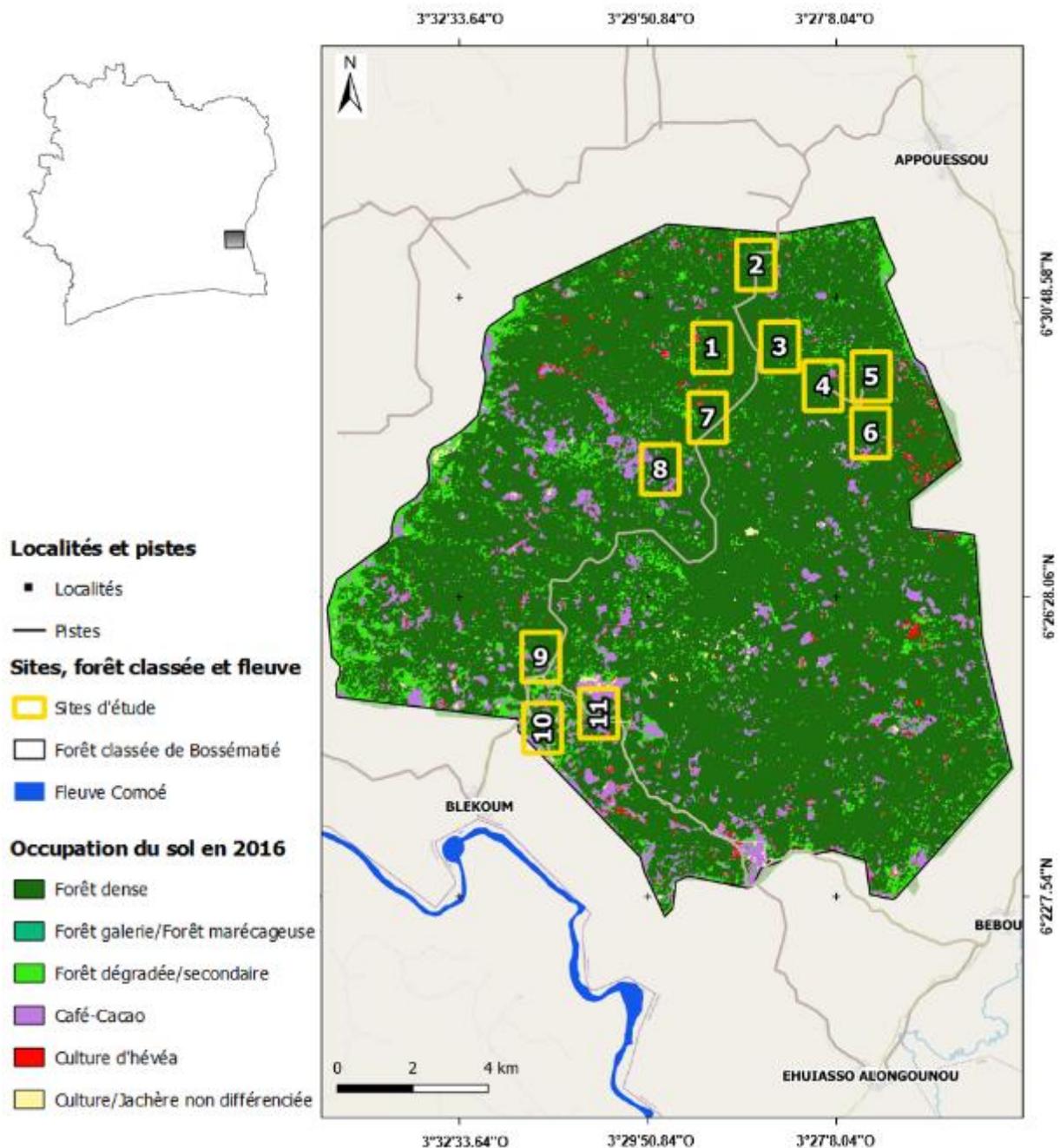
#### **4-3-1-2 Caractéristiques des sites de l'étude et répartition spatio-temporelle des campagnes d'acquisition**

Onze sites tests ont été identifiés avec l'aide des écogardes pour mener cette étude dans la forêt classée de Bossématié (**Figure 32**). Les vols ont été réalisés en saison sèche sur ces sites suivant trois campagnes d'acquisitions : en novembre 2018, janvier 2019 et avril 2019. Ces sites sont caractérisés par le type d'usage des terres en 2016 permettant d'évaluer le niveau de déforestation et de dégradation de la zone et aussi par l'accessibilité (**Tableau XI**). Le niveau de déforestation et de dégradation de ces sites varie de 2 à 41%.

**Tableau XI :** Caractéristiques des sites de l'étude dans la forêt classée de Bossématié

Site test	Dates des acquisitions			Types d'occupation et d'usage des terres en 2016 (ha)			Superficie (ha)	Niveau de déforestation et de dégradation
	Acquisition 1	Acquisition 2	Acquisition 3	Formation forestière dense	Forêt dégradée	Cultures		
Site 1	01-nov-18	12-janv-19	09-avr-19	120,8	5,7	4,5	131	8%
Site 2	01-nov-18	12-janv-19	09-avr-19	117,3	10,5	3,2	131	10%
Site 3	01-nov-18	10-janv-19	09-avr-19	128,7	1,8	0,4	131	2%
Site 4	02-nov-18	10-janv-19	10-avr-19	122,2	4,8	4,9	132	7%
Site 5	03-nov-18	10-janv-19	12-avr-19	122,6	3,6	3,5	130	5%
Site 6	03-nov-18	10-janv-19	12-avr-19	117,2	2,3	11,56	131	11%
Site 7	03-nov-18	11-janv-19	10-avr-19	124,1	5,8	2,13	132	6%
Site 8	03-nov-18	11-janv-19	10-avr-19	94,9	4,7	31,38	131	28%
Site 9	04-nov-18	11-janv-19	11-avr-19	101,6	14,3	15,13	131	22%
Site 10	04-nov-18	11-janv-19	11-avr-19	76,99	20,8	31,95	130	41%
Site 11	04-nov-18	12-janv-19	11-avr-19	86,4	4,7	39,88	131	34%

La **Figure 33** présente la répartition spatiale des sites de l'étude dans la forêt classée de Bossématié.



**Figure 32 : Répartition spatiale des sites de l'étude dans la forêt classée de Bossématié**

#### 4-3-2 Acquisition des images aériennes par drone

Les images ont été acquises à une altitude de vol de 200 m induisant une résolution spatiale de 6 cm/pixel et une emprise au sol de 240 m x 180 m par image. Ces images sont acquises dans le spectre lumineux du visible (rouge, vert et bleu) et sont déjà géoréférencées (la localisation géographique du centre de chaque image est connue). Une cadence d'une prise de vue tous les 42 m a permis d'obtenir un recouvrement longitudinal de 65%. L'espacement de 95 m entre les lignes de vol a permis quant à lui un recouvrement latéral de 75%. Ces

recouvrements importants garantissent un bon assemblage des images dans la production d'une orthomosaique selon les principes de photogrammétrie et de stéréoscopie (Semeki *et al.*, 2016 ; Semeki *et al.*, 2018). L'ensemble des onze plans de vol, constitués chacun de neuf lignes de vol ou transects parallèles, en direction Nord-Sud, ont permis de survoler une surface de 130 ha par site (**Figure 33**). Un système de stockage de données permet au drone d'enregistrer automatiquement les images dans un mini-SD de 16 Go durant la mission. Chaque image a une taille d'environ 5 Mo et c'est en moyenne 300 images acquises par plan de vol.



**Figure 33** : Illustration d'un plan de vol (Site test 1) sur la forêt classée de Bossématié

#### 4-3-3 Production des Orthomosaiques et Modèles Numériques de Surface

La méthodologie de prétraitements et d'analyse des images aériennes (**Figure 30**) est basée sur les principes de photogrammétrie et de stéréoscopie des images à très haute résolution spatiale. La première partie du traitement a été réalisée dans le logiciel Agisoft Photoscan Professionnel (version 1.4.0) et comprend les étapes d'orthorectification et de mosaiquage. Le processus se subdivise en alignement des images aériennes, en la production d'un nuage de points denses, en un maillage, en une texturisation permettant ensuite de générer un Modèle Numérique de Surface (MNS) et une Orthomosaique (Torres-Sánchez *et al.*, 2015 ; Semeki *et al.*, 2016 ; Semeki *et al.*, 2018).

#### **4-3-3-1 Alignement des images aériennes**

Les images étant géoréférencées, l'alignement vise à reconstruire la géométrie d'acquisition des images aériennes. Cela se fait à partir de l'identification de points de liaisons ou points homologues grâce aux informations de géoréférencement présentes dans les métadonnées EXIF (Agisoft Photoscan, 2018). Pour la précision de l'alignement, le paramètre "élevé" a été retenu. En effet, les images aériennes ayant été acquises en milieu forestier, l'on rencontre parfois des difficultés à réaliser un bon alignement. Le nombre maximum de points retenus pour l'analyse et pour l'identification des points de liaison est de 400 000 points. Le nombre maximum de points homologues retenus dans au moins quatre images qui serviront ensuite à produire l'orthomosaïque est de 1000 points.

#### **4-3-3-2 Nuage de points denses**

La création du nuage de points denses a pour objectif d'augmenter le nombre de points de liaisons, en d'autres termes de densifier les points homologues. Ces points serviront directement à produire l'image unique orthomosaïquée (Agisoft Photoscan, 2018). Plus il y a des points de liaisons meilleur sera la résolution et les distorsions géométriques du modèle 3D seront minimisées (Saleri *et al.*, 2019). La densification du nuage de points a été réalisée avec une haute qualité et un filtrage modéré afin de minimiser les distorsions géométriques du modèle 3D ; cela a été rendu possible grâce à la puissance de l'ordinateur utilisé car cette étape demande plus de mémoire vive. Sur un ensemble de 126 271 points, il a été créé au total 123 029 477 points denses sur le site 1 à la date du 01 Novembre 2018.

#### **4-3-3-3 Maillage**

Le maillage a été utilisé pour reconstituer une grille d'analyse ou maille pour faciliter la production de l'Orthomosaïque et du Modèle Numérique de Surface (Agisoft Photoscan, 2018). Il s'agit en définitif d'un modèle qui relie chaque point de liaison entre eux, de proche en proche. Le nombre de polygones constitutifs du maillage généré sur le site 1 à la date du 01 Novembre 2018 est de 8 201 883.

#### **4-3-3-4 Texturisation**

La texturisation vise à créer et à améliorer la texture des images (Agisoft Photoscan, 2018). La texture a été générée avec une taille de 4096 pixels.

#### **4-3-3-5 Orthomosaique et MNS**

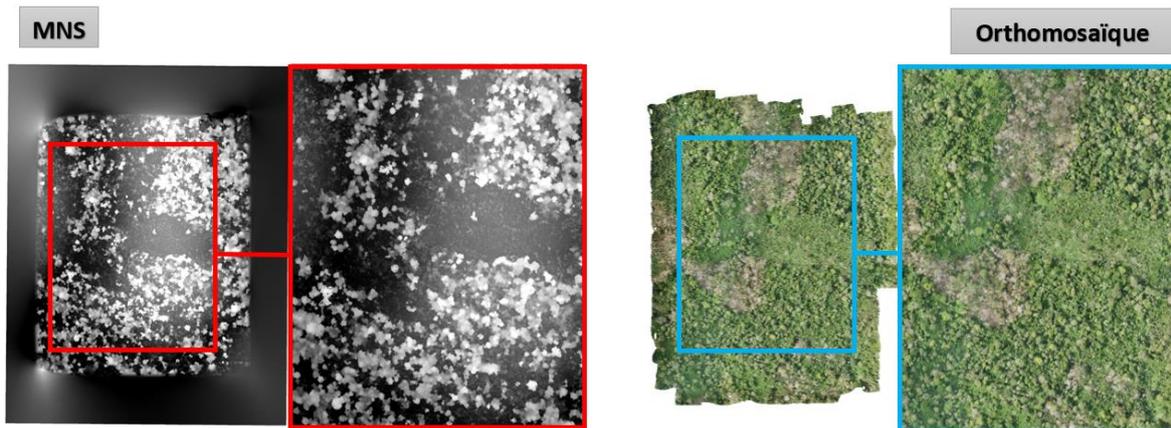
La création du Modèle Numérique de Surface (MNS) et de l'orthomosaiques est l'aboutissement de ce traitement photogrammétrique dont la qualité est étroitement liée aux précédentes étapes. Ces données sont exportables au format Tiff et prêts à être exploités dans un logiciel SIG. La qualité des traitements photogrammétriques a été évaluée suivant plusieurs paramètres dont : le pourcentage d'alignement des images aériennes et les erreurs de reprojections liées au processus d'assemblage des images aériennes.

#### **4-3-4 Corrections géométriques**

Dans une approche d'analyse des changements, il est nécessaire de réduire les erreurs géométriques. Les erreurs géométriques sont liées à des mouvements incontrôlés (force du vent par exemple) du drone par rapport à la ligne de vol préalablement définie et aussi à des variations d'altitudes pendant les prises de vue. Les modèles numériques de surface obtenus ont donc été géoréférencés. La méthode utilisée est le géoréférencement d'image à image : le MNS à la date T2 est géoréférencés à partir du MNS à la date T1 et cela sur l'ensemble des sites étudiés. La transformation appliquée est de type polynomiale et la méthode de rééchantillonnage est celle du plus proche voisin.

#### **4-3-5 Délimitation et extraction des portions de sites d'étude**

Les orthomosaiques et MNS produits présentent en général des artefacts et des pixels floutés le plus souvent sur les bords de l'image. Pour garantir la bonne qualité de l'image destinée aux traitements, il est nécessaire de délimité et d'extraire des portions des sites de l'étude afin d'éliminer la mauvaise qualité (flou) due aux effets de bords. Ainsi, d'une superficie initiale de 130 ha pour chacun des sites survolés à l'aide du drone, les surfaces retenues à la suite de cette étape pour les sites 1, 6, 8, 9 et 11 sont respectivement 87 ha, 94 ha, 97 ha, 102 ha et 121 ha. La **Figure 34** présente un exemple d'extraction sur le site 1.



**Figure 34** : Délimitation et extraction d'une portion du site d'étude n°1 à partir du MNS (à gauche) et de l'orthomosaique (à droite) du 01 Novembre 2018

#### 4-3-6 Production de modèles photogrammétriques

##### 4-3-6-1 Modèle Numérique de Terrain

Un Modèle Numérique de Terrain (MNT ; en anglais : Digital Elevation Model ou DEM) est une représentation de la topographie d'une zone terrestre ou de la surface d'un terrain, créée à partir des données d'altitude du terrain. Le MNT ne prend pas en compte les objets présents à la surface du terrain tels que les arbres et les bâtiments à l'opposé du Modèle Numérique de Surface (MNS). Dans le cadre de cette thèse, le MNS a servi à produire le MNT suivant trois étapes. La première étape a consisté à éliminer partiellement les arbres (pseudo MNT) par rééchantillonnage du MNS à 10 m de résolution en gardant les valeurs minimales d'altitudes (altitude au sol). La deuxième étape a consisté en un passage d'un filtre convolutif circulaire de type minimum dont la taille de 13 pixels a été retenue après différents essais. Cette taille de filtre correspond exactement à 6 pixels de part et d'autre du pixel central soit un filtre de 60 m de rayon. Cette seconde étape permet d'éliminer la totalité des arbres en gardant les altitudes au sol. A ce stade le résultat est un MNT à 10 m de résolution spatiale. Enfin, la dernière étape a consisté en un rééchantillonnage à 20 cm de résolution du MNT généré.

##### 4-3-6-2 Modèle Numérique de Hauteur et de Canopée

En foresterie, la distribution des hauteurs de la végétation ou des arbres est encore appelée respectivement Modèle Numérique de Hauteur (MNH) ou Modèle Numérique de Canopée (MNC). Le MNH a été calculé pour chacun des sites prioritaires de surveillance de la forêt classée de la Bossématié à partir des deux autres indicateurs du paysage que sont :

Le Modèle Numérique de Surface (MNS) et le Modèle Numérique de Terrain selon l'équation (4).

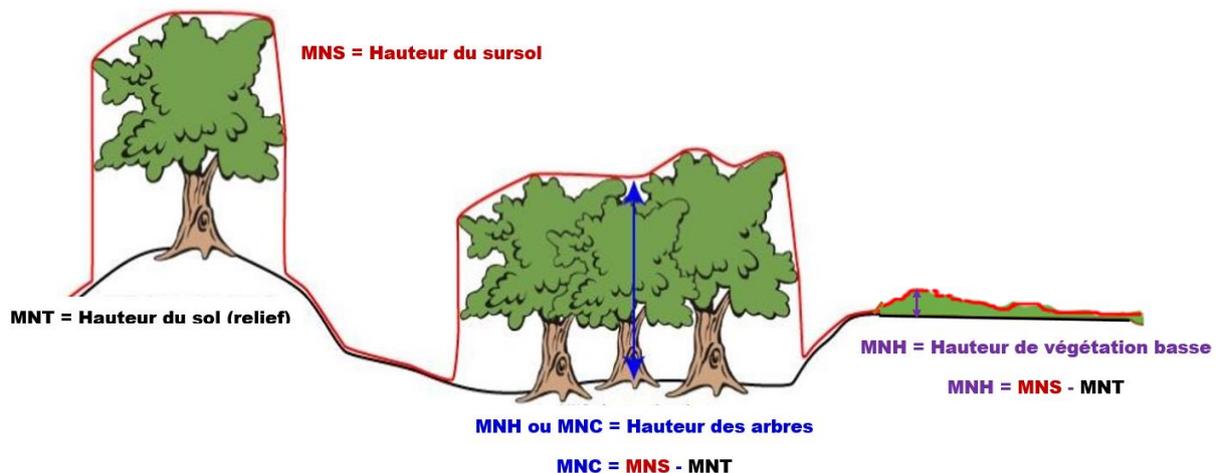
$$\text{MNH} = \text{MNS} - \text{MNT} \quad (\text{Éq. 4})$$

Le MNH produit peut présenter des hauteurs ne correspondant pas toujours à des hauteurs d'arbres mais plutôt à des hauteurs de végétation basses (herbacées ou culture de cacaoyer). Le MNC a été donc calculé à partir du MNH sur la base de la valeur seuil de hauteur minimum d'arbre forestier n'incluant pas les cultures pérennes de Cacao-café. Cette valeur seuil sera définie à partir de l'analyse statistique de la distribution des hauteurs de la végétation dans la forêt classée de Bossématié.

$$\text{MNC} = \text{MNH} - \rho \quad (\text{Éq. 5})$$

Avec  $\rho$  : valeur seuil de hauteur minimum d'arbre forestier obtenu avec le drone.

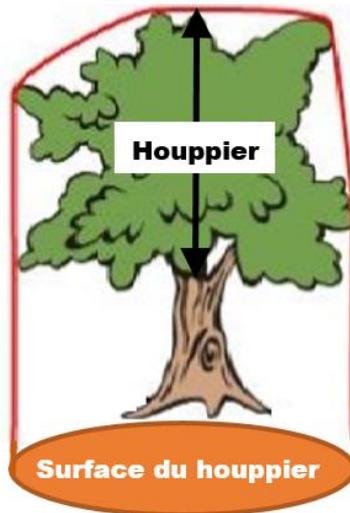
La **Figure 35** illustre le principe de création du MNH à partir de MNS et MNT.



**Figure 35** : Illustration du principe de création du MNH à partir des MNS et MNT (Piney, 2010)

#### 4-3-7 Estimation de la surface des houppiers d'arbres

L'estimation du houppier des arbres s'est faite sur la base de la photo-interprétation d'un échantillon de 124 arbres à partir des orthomosaiques de Novembre 2018 et d'Avril 2019. D'abord, les houppiers des arbres ont été délimités manuellement dans le logiciel QGIS version 3.0. Ensuite, la surface (Shp) correspondant à la projection orthogonale du houppier a été calculée. Le diamètre et le rayon du houppier sont déduits des Shp en considérant une forme circulaire. La **Figure 36** illustre le principe d'estimation de la surface du houppier d'arbre.



**Figure 36** : Illustration du principe d'estimation de la surface du houppier d'arbre (Piney, 2010)

#### 4-3-8 Détection des pertes d'arbres et validation

La détection des pertes d'arbres est basée sur l'analyse des changements par différence de hauteurs de la végétation (Delta MNH) et sur la base des critères de hauteur d'arbres et de surface du houppier d'arbre. La variation des hauteurs de la végétation est calculée par l'équation (6) suivante :

$$\Delta\text{MNH} = \text{MNH}_{t2} - \text{MNH}_{t1} \quad (\text{Éq. 6})$$

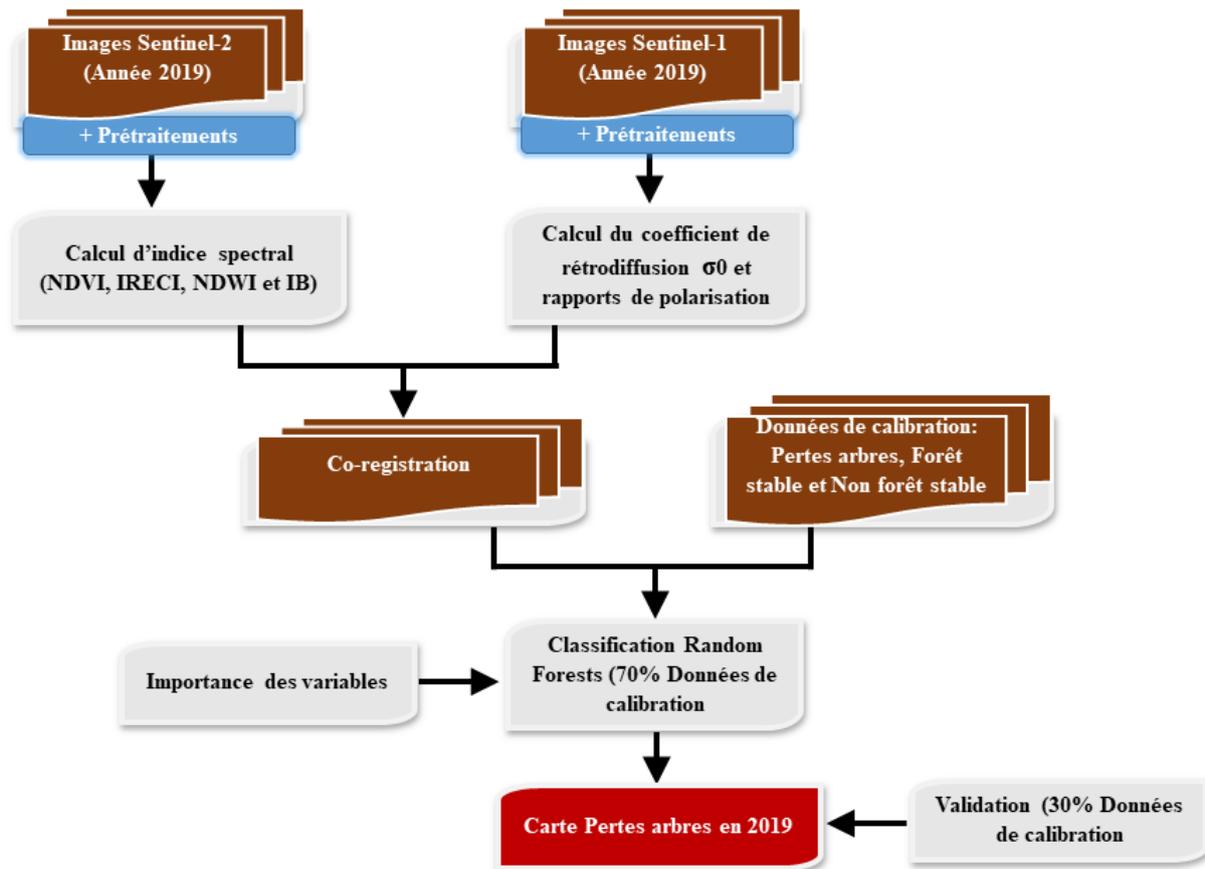
où  $t_1$  et  $t_2$  désignent respectivement les deux dates d'acquisitions retenues (Novembre 2018 et Avril 2019).

Chacune des cartes de distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres sur la période Novembre 2018 à Avril 2019 ont été évaluées sur la base de la photo-interprétation d'échantillons de 511 points d'observations réparties selon les catégories : pertes d'arbres (107 points au total), forêt stable (200 points au total) et non-forêt stable (204 points au total). Les indicateurs de précision tels que la précision globale et l'indice Kappa ont été calculé par la suite.

#### 4-4 SUIVI SATELLITAIRE

La méthodologie appliquée pour le suivi satellitaire des pertes d'arbres est basée sur l'exploitation des images Sentinel-2 du 31 Décembre 2019 (seul image exploitable disponible et sans couverture nuageuse après la campagne d'acquisition d'images aérienne d'Avril 2019).

Elle est aussi basée sur l'exploitation des images RADAR Sentinel-1 du 09 Avril 2019 et de la base de données de points de pertes d'arbres, de forêts et cultures existantes obtenues à partir de l'analyse des images aériennes (**Figure 37**).



**Figure 37** : Organigramme synthétique de l'approche méthodologique pour le suivi satellitaire des pertes d'arbres

#### 4-4-1 Calcul d'indice spectral

Les images Sentinel-2 acquises respectivement le 31 Décembre 2019, ayant déjà fait l'objet du prétraitement déjà présenté, ont été utilisées pour le calcul de l'indice de végétation normalisée (NDVI), de l'indice IRECI, de l'indice de stress hydrique (NDWI), et de l'indice de brillance des sols (IB).

##### 4-4-1-1 Indice de végétation

L'indice de végétation ou NDVI (Normalized Difference Vegetation Index, Rouse *et al.*, 1974 ; Tucker 1979) est l'indice le plus communément utilisé en télédétection. Il permet la mise en évidence de la densité du couvert végétal et l'analyse de la végétation chlorophyllienne.

En effet, il est corrélé avec la densité et l'activité chlorophyllienne des couverts végétaux. Il se traduit par l'équation (7) :

$$\mathbf{NDVI = (\rho_{PIR} - \rho_R) / (\rho_{PIR} + \rho_R)} \quad \mathbf{(Éq.7)}$$

Avec  $\rho_{PIR}$  qui désigne la réflectance dans la bande proche infra-rouge (**Bande 8**) et  $\rho_R$  la réflectance dans la bande rouge (**Bande 4**) du capteur Sentinel-2.

La normalisation par la somme des deux bandes permet de réduire les effets d'éclairement. Le NDVI conserve une valeur constante quel que soit l'éclairement global, contrairement à la simple différence qui est très sensible aux variations d'éclairement. Les valeurs du NDVI sont comprises entre -1 et +1, les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux, comme la neige, l'eau ou les nuages, pour lesquelles la réflectance dans le rouge est supérieure à celle du proche infra-rouge. Pour les sols nus, les réflectances étant à peu près du même ordre de grandeur dans le rouge et le proche infra-rouge, le NDVI présente des valeurs proches de 0. Les formations végétales quant à elles, ont des valeurs de NDVI positives, généralement comprises entre 0,1 et 0,7 les valeurs les plus élevées correspondant aux couverts les plus denses.

#### **4-4-1-2 Indice de stress hydrique**

L'indice de stress hydrique ou NDWI (Normalized Difference Water Index, Gao, 1996) est un indice qui varie en fonction de la teneur en eau de la végétation. Il permet de déceler lorsque les végétaux sont en état de stress hydrique et est par conséquent très utiles pour le suivi de la végétation en zone sèche. Cet indice se traduit par l'équation (8) :

$$\mathbf{NDWI = (\rho_{PIR} - \rho_{MIR}) / (\rho_{PIR} + \rho_{MIR})} \quad \mathbf{(Éq.8)}$$

L'indice NDWI est un indice simple dans lequel on utilise la réflectance dans la bande spectrale du moyen infrarouge ( $\rho_{MIR}$  correspondant à la **bande 12** de Sentinel-2) à la place de la bande rouge.

#### 4-4-1-3 Inverted Red Edge Chlorophyll Index

L'indice IRECI (Inverted Red Edge Chlorophyll Index, Frampton *et al.*, 2013) est un indice fortement corrélé avec le LAI (Indice de surface foliaire) et le taux de chlorophylle contenu dans la canopée de la végétation. L'indice IRECI est un indice conçu en fonction des capteurs Sentinel-2. Il est construit à partir des reflectances dans les bandes rouge ( $\rho_R$ ), proche infrarouge ( $\rho_{PIR}$ ) et bord-rouge ( $\rho_{RE1}$  et  $\rho_{RE2}$  correspondant respectivement aux bandes B5 et B6) suivant l'équation (9) :

$$IRECI = (\rho_{PIR} - \rho_R) / (\rho_{RE1} / \rho_{RE2}) \quad (\text{Éq.9})$$

#### 4-4-1-4 Indice de brillance des sols

L'indice de brillance des sols (Escadafal et Bacha, 1996) permet de faire très souvent un diagnostic de l'état de dégradation des couverts végétaux. Il est construit à partir des reflectances dans les bandes rouge ( $\rho_R$ ) et proche infrarouge ( $\rho_{PIR}$ ) suivant l'équation (10) :

$$IB = (\rho_R^2 + \rho_{PIR}^2)^{1/2} \quad (\text{Éq.10})$$

Selon Ghram-Messedi et Delaître (2007) l'indice de brillance permet de dissocier les couvertures végétales des étendues minérales nues, et cela d'autant mieux si les sols sont secs et clairs (sables siliceux, nodules calcaires, croûtes gypseuses, etc.). Toutefois l'IB varie en fonction des effets de l'ombre (Levin *et al.*, 2007).

#### 4-4-2 Prétraitement des images Sentinel-1

Les images Sentinel-1 acquises respectivement le 04 Novembre 2018 et le 09 Avril 2019 ont servi au calcul du coefficient de rétrodiffusion pour la caractérisation de la végétation de la forêt classée de la Bossématié. Ces images ont toutes été soumises aux prétraitements résumés dans le graphique à la **Figure 38**.



**Figure 38** : Procédure de prétraitement des images Sentinel-1 sur SNAP

#### **4-4-2-1 Apply Orbit File**

Cette étape vise à corriger la localisation du satellite. La localisation du satellite, sur l'orbite lors de l'acquisition, fournie par défaut dans le fichier métadonnées, n'est généralement pas très précise. Celle-ci peut être affinée à posteriori grâce aux données d'orbite qui fournissent des informations précises sur la position et la vitesse du satellite. Sur cette base, les informations abstraites de l'orbite dans les métadonnées du produit sont mises à jour en appliquant le traitement « Apply Orbit File ».

#### **4-4-2-2 Subset**

Cette opération vise à circonscrire la zone ou à extraire la zone considérée afin d'alléger le temps de prétraitement et de gagner en stockage. Elle peut être donnée par la localisation géographique des pixels ou par un polygone géographique. Elle a permis de d'extraire la forêt classée de la Bossématié sur une scène complète Sentinel-1.

#### **4-4-2-3 Calibration**

Les images Sentinel-1, au téléchargement, sont des images d'amplitude et d'intensité (les valeurs des pixels sont des valeurs d'amplitude et d'intensité). Il est donc nécessaire de réaliser une calibration radiométrique afin de convertir ces valeurs en valeurs de rétrodiffusion Radar. L'objectif de la calibration des Radars à Synthèse d'Ouverture (RSO) est de fournir des images dont les valeurs des pixels peuvent être directement liées à la rétrodiffusion Radar de la scène. Bien que l'imagerie RSO non calibrée soit suffisante pour une utilisation qualitative, les images RSO calibrées sont essentielles à l'utilisation quantitative des données RSO. Le traitement typique des données RSO, qui produit des images de niveau 1, n'inclut pas les corrections radiométriques et il subsiste un biais radiométrique important. Il est donc nécessaire d'appliquer la correction radiométrique aux images RSO afin que les valeurs des pixels des images RSO représentent réellement la rétrodiffusion Radar de la surface réfléchissante. La correction radiométrique est également nécessaire pour la comparaison des images RSO acquises avec différents capteurs, ou acquises par le même capteur mais à des moments différents, dans des modes différents, ou traitées par des processeurs différents.

Les corrections appliquées lors de la calibration radiométrique sont spécifiques à chaque mission, donc le logiciel détermine automatiquement quel produit d'entrée est présent et quelles corrections doivent être appliquées en fonction des métadonnées du produit. L'étalonnage est essentiel pour l'utilisation quantitative des données Radars (Rosich *et al.*, 2004 ; Laur *et al.*,

2004 ; Lardeux *et al.*, 2006 ; Dostalova *et al.*, 2016). Ainsi le coefficient de rétrodiffusion (Sigma 0) est calculé en décibel pour chacune des polarisations VV et VH.

#### **4-4-2-4 Orthorectification**

Du fait de la géométrie Radar, les images Sentinel-1 sont renversées. Il faut donc réaliser une correction géométrique ou reprojeter l'image pour obtenir sa position exacte. L'orthorectification des images sur SNAP se fait par rapport à un Modèle Numérique de Terrain (MNT) avec une précision suffisante (Schreier, 1993 ; Rosich *et al.*, 2004 ; Small *et al.*, 2008).

#### **4-4-2-5 Multilooking**

En général, une image originale RSO apparaît avec un bruit inhérent. Pour réduire ce bruit inhérent, plusieurs images sont combinées de manière incohérente comme si elles correspondaient à différents aspects de la même scène. Ce traitement est généralement connu sous le nom de traitement multi-vues (multilooking). Ce traitement a permis d'améliorer ainsi la capacité d'interprétation de l'image. En outre, le traitement a permis de produire un produit d'application avec une taille nominale de pixel d'image (Small *et al.*, 2008).

#### **4-4-2-6 Filtrage spatial**

Le "Speckle" (bruit de chatoiement) est produit par des interférences qui produisent un effet « poivre et sel » sur l'image. Le "speckle" réduit ainsi la détectabilité des cibles (Boutarfa *et al.*, 2015). Le filtrage spatial utilisé est celui proposé par défaut par SNAP, il s'agit du filtre de Lee (Lee, 1983 ; Lee *et al.*, 2009).

#### **4-4-3 Classification Random Forests et validation**

Dans ce modèle de prédiction spatial des pertes d'arbres, l'algorithme Random Forests a été calibré avec la base de données correspondant aux catégories pertes d'arbres, forêt stable et non forêt stable sur la période Novembre 2018 - Avril 2019 afin de pouvoir les cartographier. L'ensemble des 8 indices calculés à partir des images Sentinel-1 et 2 ont constitué les variables en entrée du modèle. Les valeurs par défaut de Random Forests ont été utilisées ( $n = 500$  et  $m = 3$ ) (Ghimire *et al.*, 2012 ; Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012). Une fois le modèle calibré, l'algorithme a été appliqué pour produire la carte des pertes d'arbres. L'algorithme Random Forest a permis également d'avoir des informations sur l'importance des variables utilisées. Cela a permis ainsi de mieux comprendre le modèle de calibration, à la fois pour l'alléger ou le rendre plus robuste.

Une validation croisée a été réalisée à partir des outils d'évaluation de la qualité du modèle disponibles dans le package "randomForest" (Liaw et Wiener, 2002). L'outil a permis de calculer un indicateur de précision globale et une matrice de confusion à partir d'une sélection aléatoire d'un échantillon test correspondant à 30% du jeu de données initial, laissé de côté pendant la phase de calibration, et utilisé pour la validation à chaque itération du modèle (Bylander, 2002). Les indicateurs de précision du modèle (précision globale, coefficient Kappa, précision utilisateurs et précisions producteur) ont été calculés à partir de la matrice de confusion obtenue.

## **CONCLUSION PARTIELLE**

Cette partie nous a permis de présenter la méthodologie utilisée dans le cadre du suivi de la dynamique forestière et agroforestière en Côte d'Ivoire. Cette méthodologie de suivi de la dynamique forestière et agroforestière s'articule autour de deux axes de recherche complémentaires. Il s'agit de l'exploitation de la résolution fine des images Sentinel-1 et 2 du programme Copernicus mais aussi des potentialités de la technologie drone à suivre les perturbations en forêt classée. Les images Sentinel-2 ont été utilisées dans un premier temps pour analyser la dynamique d'occupation et d'usage des terres à l'échelle régionale grâce à la robustesse de l'algorithme Random Forests. Les images aériennes acquises par drone ont quant à elles été utilisées dans un deuxième temps pour détecter les pertes d'arbres en forêt classée. Enfin, les images Sentinel-1 et 2 ont été utilisées pour une mise à l'échelle de la détection des pertes d'arbres. Cette démarche méthodologique a permis d'obtenir les résultats que nous aborderons dans la troisième partie du travail.

**TROISIÈME PARTIE**

---

**RÉSULTATS ET DISCUSSION**

---

**Chapitre 5** : Résultats .....105

**Chapitre 6** : Discussion .....159

## **CHAPITRE 5 : RÉSULTATS**

### **5-1 SUIVI RÉGIONAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE**

#### **5-1-1 Qualité des cartes d'occupation et d'usage des terres**

Les **Tableaux XII et XIII** représentent respectivement les matrices de confusion et précisions des cartes d'occupation et d'usage des terres de 2016 et de 2019. Ces tableaux indiquent que les cartes d'occupation et d'usage des terres de 2016 et de 2019 présentent respectivement des précisions globales de 92% et de 87% avec des coefficients Kappa de 0,91 et de 0,85. Ces tableaux affichent dans la diagonale le nombre de pixels bien classés et hors diagonale le nombre de pixels mal classés. Une analyse détaillée des tableaux montre que la classe Forêt dense (FD) présente des confusions avec la classe Forêt dégradée / secondaire (FDS). En effet, 4 à 10% des pixels de la classe Forêt dense (FD) se retrouvent classés dans la Forêt dégradée / secondaire. Des confusions existent également entre la classe Forêt dégradée / secondaire et la classe Cacao-Café (CC). En effet, 3 à 6% des pixels de la classe Forêt dégradée / secondaire se retrouvent classés dans Cacao-Café. Les confusions s'observent également entre les classes Cacao-Café et Culture / jachère non différenciées (CJI). En effet, 4 à 5% des pixels de la classe Cacao-Café se retrouvent classés dans Culture / jachère non différenciées. Ces confusions sont liées à l'hétérogénéité des formations observées qui se traduit par une ressemblance au niveau de la réponse spectrale de tels types de végétations.

**Tableau XII** : Matrice de confusion (valeurs en pixels) et précisions de la carte d'occupation et d'usage des terres de 2016.

2016	FD	FG	FDS	T	CC	HE	P	B	CJI	A	PE	ZM	HA	R	SN	Total	PU
<b>FD</b>	<b>11866</b>	6	320	0	45	44	107	0	32	0	0	0	0	0	0	12420	0,96
<b>FG</b>	106	<b>1062</b>	192	0	107	35	12	1	40	0	15	1	3	0	0	1576	0,67
<b>FDS</b>	524	19	<b>8915</b>	0	331	315	76	8	257	0	0	4	2	0	0	10451	0,85
<b>T</b>	0	0	1	<b>88</b>	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	96	0,92
<b>CC</b>	29	18	281	0	<b>9235</b>	136	10	8	326	0	0	65	2	0	0	10110	0,91
<b>HE</b>	54	6	263	0	161	<b>10944</b>	53	2	133	0	0	10	1	1	0	11628	0,94
<b>P</b>	86	1	118	0	19	111	<b>6737</b>	0	74	1	0	1	8	0	0	7156	0,94
<b>B</b>	0	0	11	0	10	6	0	<b>1162</b>	18	5	0	1	1	0	1	1215	0,96
<b>CJI</b>	137	9	320	1	551	146	38	1	<b>12475</b>	3	0	100	85	0	0	13867	0,90
<b>A</b>	0	0	0	0	1	0	0	0	32	<b>1265</b>	0	3	10	1	0	1312	0,96
<b>PE</b>	58	8	20	0	11	3	4	0	8	0	<b>13132</b>	0	0	1	0	13245	0,99
<b>ZM</b>	5	6	27	1	153	3	0	1	120	2	0	<b>2299</b>	0	0	0	2619	0,88
<b>HA</b>	0	0	2	0	10	3	1	7	222	8	0	5	<b>3008</b>	18	2	3290	0,91
<b>R</b>	0	0	15	1	3	3	3	0	68	0	0	0	62	<b>453</b>	4	612	0,74
<b>SN</b>	0	0	0	0	0	1	1	2	29	1	0	2	17	7	<b>287</b>	347	0,83
<b>Total</b>	12865	1135	10487	91	10648	11750	7042	1192	13841	1285	13147	2491	3199	481	294	<b>89944</b>	
<b>PP</b>	0,92	0,94	0,85	0,97	0,87	0,93	0,96	0,97	0,90	0,98	1,00	0,92	0,94	0,94	0,98		

**FD** : Forêt dense ; **FG** : Forêt galerie / marécageuse ; **FDS** : Forêt dégradée / secondaire ; **T** : Teckeraie ; **CC** : Cacao-Café ; **HE** : Hévéa ; **P** : Palmeraie ; **B** : Bananeraie ; **CJI** : Culture / jachère non différenciées ; **A** : Ananeraie ; **PE** : Plan d'eau ; **ZM** : Zone marécageuse ; **HA** : Habitation ; **R** : Route ; **SN** : Sol nu.

**PU** : Précision de l'Utilisateur et **PP** : Précision du Producteur

**Tableau XIII** : Matrice de confusion (valeurs en pixels) et précisions de la carte d'occupation et d'usage des terres de 2019.

2019	FD	FG	FDS	T	CC	HE	P	B	CJI	A	PE	ZM	HA	R	SN	Total	PU
<b>FD</b>	<b>11437</b>	3	970	0	119	193	150	5	19	0	2	0	0	3	0	12901	0,89
<b>FG</b>	96	<b>343</b>	344	0	125	102	20	6	59	2	12	6	0	1	0	1116	0,31
<b>FDS</b>	1309	1	<b>12607</b>	0	1045	1032	260	21	315	0	3	6	3	5	0	16607	0,76
<b>T</b>	0	0	2	<b>71</b>	4	11	2	0	38	0	0	1	0	0	0	129	0,55
<b>CC</b>	153	2	935	0	<b>12112</b>	398	46	10	731	10	0	41	2	5	0	14445	0,84
<b>HE</b>	193	2	885	1	545	<b>15721</b>	142	8	244	1	0	15	2	5	0	17764	0,88
<b>P</b>	98	1	203	0	55	122	<b>9457</b>	3	179	0	0	7	4	6	0	10135	0,93
<b>B</b>	0	0	14	0	9	21	1	<b>1309</b>	41	1	0	9	2	2	0	1409	0,93
<b>CJI</b>	59	0	308	0	667	213	105	10	<b>12683</b>	21	8	129	66	32	0	14301	0,89
<b>A</b>	0	0	2	0	2	10	0	3	79	<b>1576</b>	0	6	7	2	0	1687	0,93
<b>PE</b>	15	5	31	0	8	14	2	1	23	2	<b>2568</b>	3	0	3	0	2675	0,96
<b>ZM</b>	2	0	16	1	118	27	11	2	454	6	2	<b>2053</b>	2	5	0	2699	0,76
<b>HA</b>	0	0	3	0	4	2	5	0	300	0	0	4	<b>3413</b>	22	0	3762	0,91
<b>R</b>	0	0	51	0	25	21	8	4	196	5	0	0	33	<b>1121</b>	0	1464	0,77
<b>SN</b>	0	0	1	0	0	1	2	0	49	0	0	1	40	6	<b>330</b>	431	0,77
<b>Total</b>	13362	357	16372	73	14838	17888	10211	1382	15410	1624	2595	2281	3574	1218	330	<b>101525</b>	
<b>PP</b>	0,86	0,96	0,77	0,97	0,82	0,88	0,93	0,95	0,82	0,97	0,99	0,90	0,95	0,92	1,00		

**FD** : Forêt dense ; **FG** : Forêt galerie / marécageuse ; **FDS** : Forêt dégradée / secondaire ; **T** : Teckeraie ; **CC** : Cacao-Café ; **HE** : Hévée ; **P** : Palmeraie ; **B** : Bananeraie ; **CJI** : Culture / jachère non différenciées ; **A** : Ananeraie ; **PE** : Plan d'eau ; **ZM** : Zone marécageuse ; **HA** : Habitation ; **R** : Route ; **SN** : Sol nu.

**PU** : Précision de l'Utilisateur et **PP** : Précision du Producteur

### 5-1-2 Occupation et usage des terres en 2016 et 2019

L'analyse visuelle des cartes produites à partir des images Sentinel-2 et de la classification Random Forests nous renseigne sur la répartition spatiale des catégories d'occupation et d'usage des terres dans les trois régions concernées du Sud-Est du pays en 2016 et en 2019. Les résultats cartographiques montrent que les forêts denses rémanentes restent confinées dans la Réserve naturelle de Mabi-Yaya, dans les forêts classées de Bossématié et de N'Guéchié. Les estimations indiquent que ces trois forêts protégées renferment à elles seules plus de 30% des forêts denses des trois régions du Sud-Est du pays. Ces trois forêts protégées devraient donc attirer notre attention pour des analyses précises. On observe que la forêt classée d'Ehania apparaît comme un bloc agro-industriel. Les cultures de rente de cacao-café sont dominantes dans la région de l'Indénié-Djuablin et aussi dans les parties Nord des régions de la Mé et du Sud-Comoé. Quant aux cultures industrielles d'hévéa et de palmier à huile, elles dominent dans les zones Centre et Sud de la zone d'étude. La **Figure 39** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire en 2016 et en 2019.

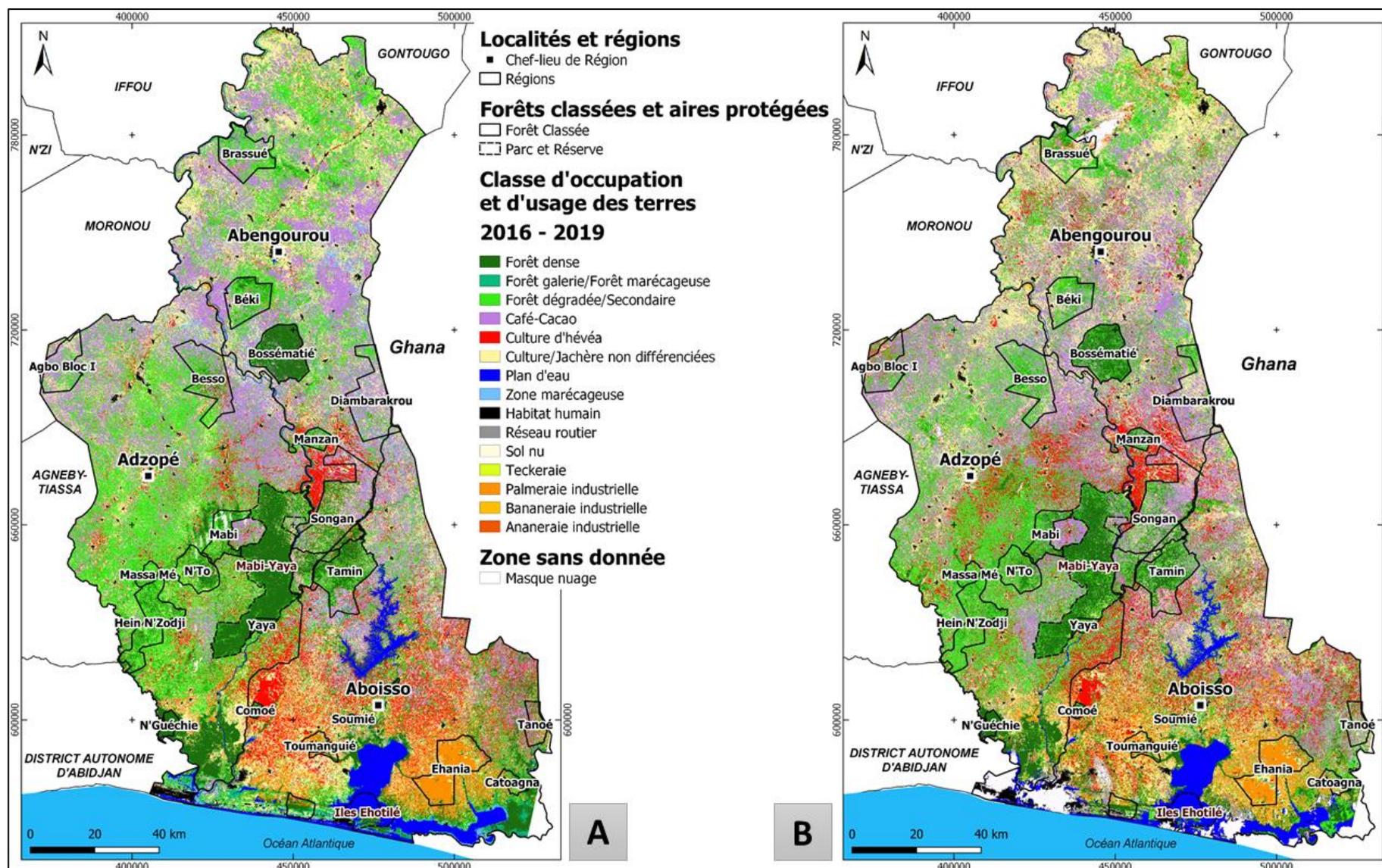


Figure 39 : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire en : A/ 2016 et B/ 2019

### 5-1-3 Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019

#### 5-1-3-1 Changements d'occupation et d'usage des terres dans les trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire

L'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres dans les trois régions de l'Est et du Sud-Est de la Côte d'Ivoire sur la période 2016 à 2019 (**Tableau XIV**) montre un recul significatif des formations forestières (forêts denses, forêts galeries et forêts secondaires) au profit des habitations et infrastructures routières, des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) ainsi que des cultures et jachères non différenciées. Les formations forestières sont passées de 8276 km<sup>2</sup> en 2016 à 7134 km<sup>2</sup> en 2019, avec un taux annuel de perte de 4,95% correspondant à la disparition d'environ 400 km<sup>2</sup> de formations forestières par an. Les habitations et infrastructures routières ont connu la plus forte expansion (14,57%) en passant de 321 km<sup>2</sup> à 498 km<sup>2</sup> durant la période de 2016 à 2019. Ensuite, les cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) sont passées de 7083 km<sup>2</sup> en 2016 à 7858 km<sup>2</sup> en 2019. Elles ont donc connu une expansion annuelle de 3,46%. Enfin, les cultures et jachères non différenciées ont légèrement augmenté avec un taux annuel d'expansion de 0,39%, passant de 4955 km<sup>2</sup> en 2016 à 5013 km<sup>2</sup> en 2019.

**Tableau XIV** : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire en 2016 et en 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (km <sup>2</sup> )
	Surface (km <sup>2</sup> )	%	Surface (km <sup>2</sup> )	%	
Forêt Dégradée / secondaire	5 630	26,65	5 276	24,03	-354
Culture / Jachère non différenciées	4 955	22,58	5 013	22,84	58
Cacao-Café	4 435	20,20	4 729	21,55	294
Forêt dense	2 381	10,85	1 842	8,39	-539
Hévéa	1 873	8,53	2 295	10,45	422
Palmeraie	776	3,53	834	3,80	58
Plan d'eau	783	3,57	762	3,47	-21
Zone marécageuse	441	2,01	231	1,05	-210
Habitation	300	1,37	363	1,65	63
Forêt Galerie / marécageuse	265	1,21	16	0,07	-249
Bananeraie	26	0,12	49	0,22	23
Ananeraie	22	0,10	33	0,15	11
Route	21	0,10	135	0,61	114
Sol nu	2	0,01	13	0,06	11
Teckeraie	1	0,00	0	0,00	-1

### 5-1-3-2 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé

L'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé sur la période 2016 à 2019 (**Tableau XV**) montre également un recul significatif des formations forestières (forêts denses, forêts galerie et forêts secondaires) au profit des habitations et infrastructures routières et des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile). Les formations forestières sont passées de 4073 km<sup>2</sup> en 2016 à 3627 km<sup>2</sup> en 2019, avec un taux annuel de perte de 3,87% correspondant à la disparition d'environ 150 km<sup>2</sup> de formations forestières par an. Les habitations et infrastructures routières ont connu une forte expansion (6,76%) en passant de 77 km<sup>2</sup> à 94 km<sup>2</sup> durant la période de 2016 à 2019. Ensuite, les cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) ont connu la plus forte expansion annuelle dans cette région soit 8,83%. Elles sont passées de 2061 km<sup>2</sup> en 2016 à 2686 km<sup>2</sup> en 2019. Enfin, les cultures et jachères non différenciées ont régressées avec un taux annuel de perte de 4,29%, passant de 1506 km<sup>2</sup> en 2016 à 1325 km<sup>2</sup> en 2019, témoignant de l'abandon des cultures annuelles vers des cultures pérennes.

**Tableau XV** : Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé entre 2016 et 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (km <sup>2</sup> )
	Surface (km <sup>2</sup> )	%	Surface (km <sup>2</sup> )	%	
Forêt Dégradée / secondaire	2 824	35,85	2 654	33,69	-170
Culture / Jachère non différenciées	1 506	19,12	1 325	16,81	-181
Cacao-Café	1 490	18,91	1 825	23,16	335
Forêt dense	1 232	15,64	972	12,34	-260
Hévéa	514	6,52	768	9,75	254
Zone marécageuse	89	1,13	56	0,71	-33
Habitation	66	0,84	75	0,95	9
Palmeraie	58	0,73	94	1,19	36
Plan d'eau	25	0,32	43	0,54	18
Forêt Galerie / marécageuse	17	0,21	1	0,01	-16
Route	10	0,13	19	0,25	9
Bananeraie	8	0,11	12	0,15	4
Ananeraie	5	0,06	6	0,08	1
Sol nu	1	0,01	6	0,07	5

La **Figure 40** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé en 2016 et en 2019.

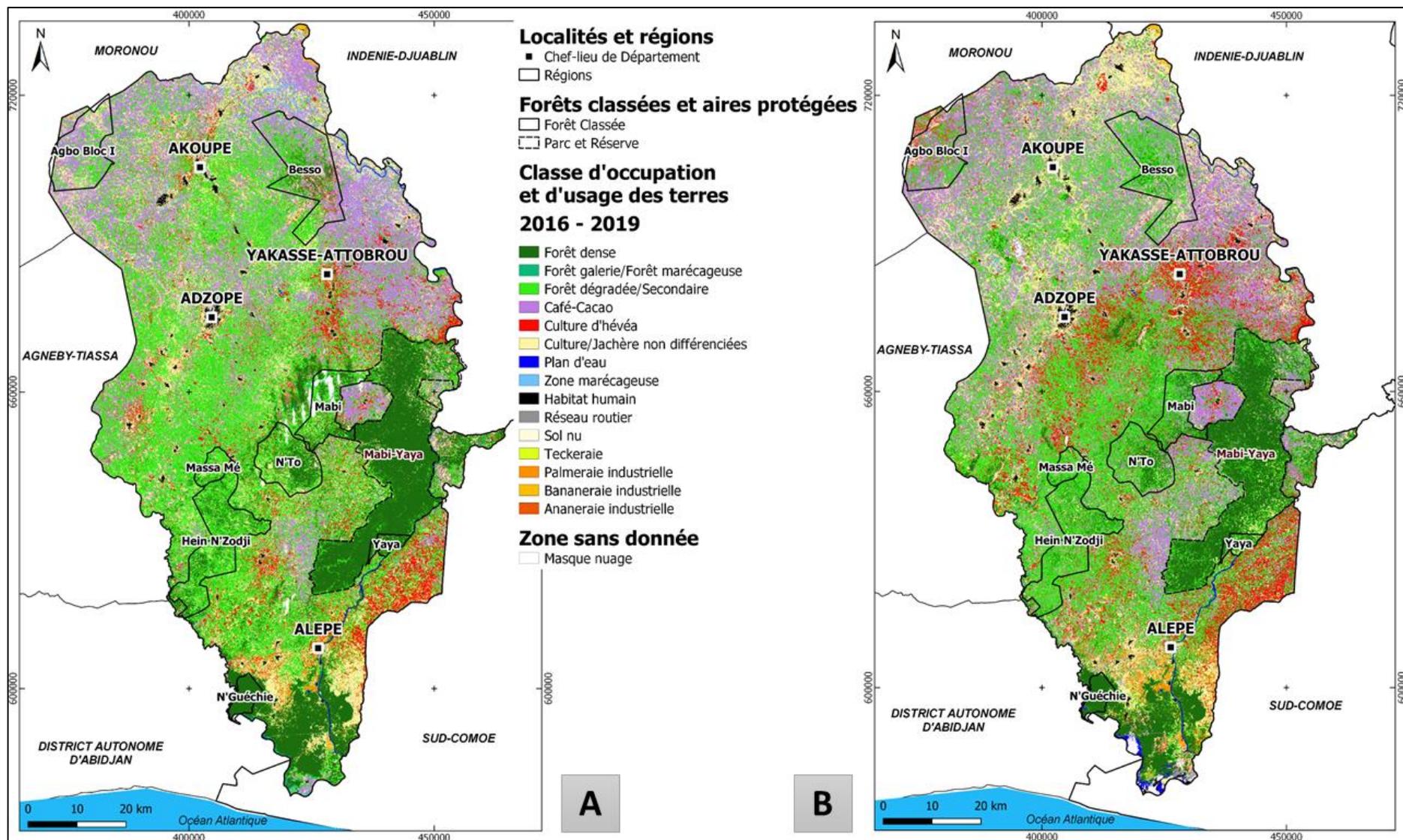


Figure 40 : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région de la Mé en : A/ 2016 et B/ 2019

### 5-1-3-3 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indénié-Djuablin

Au niveau de la région de l'Indénié-Djuablin, l'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres sur la période 2016 à 2019 (**Tableau XVI**) montre un recul significatif des formations forestières au profit des habitations et infrastructures routières, des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) ainsi que des cultures et jachères non différenciées. Les formations forestières sont passées de 2195 km<sup>2</sup> en 2016 à 1786 km<sup>2</sup> en 2019, avec un taux annuel de perte de 6,87%. Les habitations et infrastructures routières ont connu la plus forte expansion (10,95%) en passant de 108 km<sup>2</sup> à 150 km<sup>2</sup> durant la période de 2016 à 2019. Ensuite, les cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) sont passées de 2345 km<sup>2</sup> en 2016 à 2468 km<sup>2</sup> en 2019. Elles ont donc connu une expansion annuelle de 1,7%. Enfin, les cultures et jachères non différenciées ont augmenté avec un taux annuel d'expansion de 4,38%, passant de 1966 km<sup>2</sup> en 2016 à 2242 km<sup>2</sup> en 2019.

**Tableau XVI :** Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indénié-Djuablin entre 2016 et 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (km <sup>2</sup> )
	Surface (km <sup>2</sup> )	%	Surface (km <sup>2</sup> )	%	
Cacao-Café	2006	29,05	1 885	27,30	-121
Culture / Jachère non différenciées	1966	28,47	2 242	32,47	276
Forêt Dégradée / secondaire	1787	25,88	1 484	21,49	-303
Forêt dense	359	5,20	295	4,27	-64
Hévéa	337	4,88	576	8,34	239
Zone marécageuse	238	3,45	117	1,69	-121
Habitation	100	1,45	99	1,43	-1
Forêt Galerie / marécageuse	49	0,70	7	0,10	-42
Plan d'eau	36	0,53	41	0,59	5
Bananeraie	11	0,15	23	0,33	12
Route	8	0,11	51	0,74	43
Ananeraie	4	0,05	7	0,10	3
Palmeraie	2	0,02	7	0,10	5
Sol nu	1	0,01	6	0,08	5

La **Figure 41** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indénié-Djuablin en 2016 et en 2019.

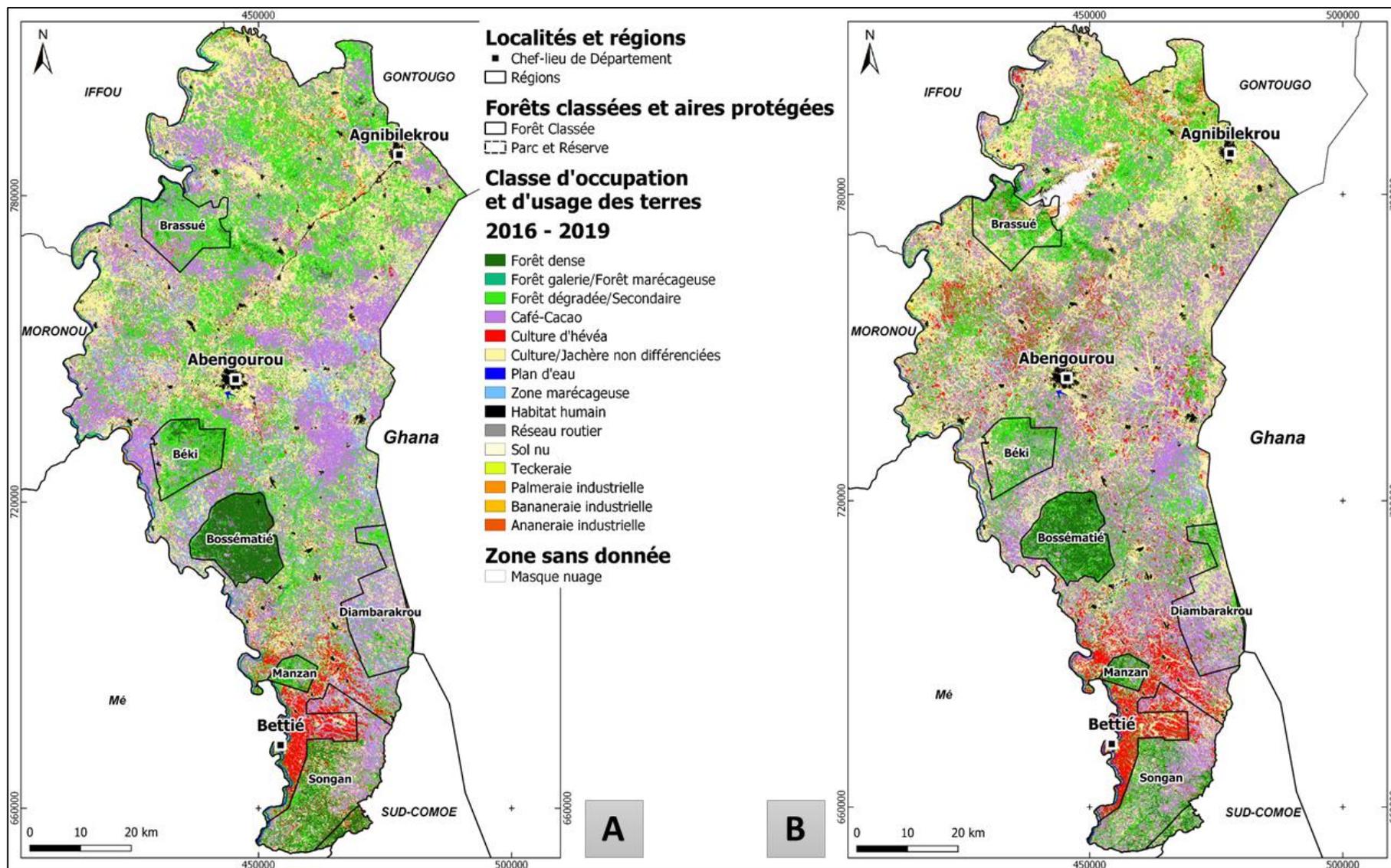


Figure 41 : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région de l'Indeni-Djuablin en : A/ 2016 et B/ 2019

### 5-1-3-4 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé

Au niveau de la région du Sud-Comoé, les statistiques d'occupation et d'usage des terres sur la période 2016 à 2019 (**Tableau XVII**) montre un recul significatif des formations forestières au profit des habitations et infrastructures routières et des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile). Les forêts sont passées de 2008 km<sup>2</sup> en 2016 à 1720 km<sup>2</sup> en 2019, avec un taux annuel de déforestation de 5,16%. Les habitations et infrastructures routières ont connu la plus forte expansion en passant de 137 km<sup>2</sup> à 254 km<sup>2</sup> durant la période de 2016 à 2019. Ensuite, les cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) sont passées de 2676 km<sup>2</sup> en 2016 à 2704 km<sup>2</sup> en 2019. Elles ont donc connu une expansion annuelle de 0,35%. Enfin, les cultures et jachères non différenciées ont légèrement diminuées avec un taux annuel de perte de 0,82%, passant de 1483 km<sup>2</sup> en 2016 à 1447 km<sup>2</sup> en 2019.

**Tableau XVII :** Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé entre 2016 et 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (km <sup>2</sup> )
	Surface (km <sup>2</sup> )	%	Surface (km <sup>2</sup> )	%	
Culture / Jachère non différenciées	1483,1	20,69	1 447	20,19	-36
Hévéa	1021,5	14,25	950	13,26	-72
Forêt Dégradée / secondaire	1018,6	14,21	1 138	15,87	119
Cacao-Café	938,7	13,10	1 020	14,23	81
Forêt dense	789,5	11,01	575	8,02	-215
Plan d'eau	721,7	10,07	678	9,46	-44
Palmeraie	716,2	9,99	734	10,24	18
Forêt Galerie / marécageuse	200,1	2,79	8	0,11	-192
Habitation	133,9	1,87	190	2,65	56
Zone marécageuse	112,9	1,58	57	0,80	-56
Ananeraie	14,2	0,20	20	0,27	6
Bananeraie	6,7	0,09	14	0,20	7
Route	2,9	0,04	64	0,90	61
Sol nu	1	0,01	1	0,01	0

La **Figure 42** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé en 2016 et en 2019.

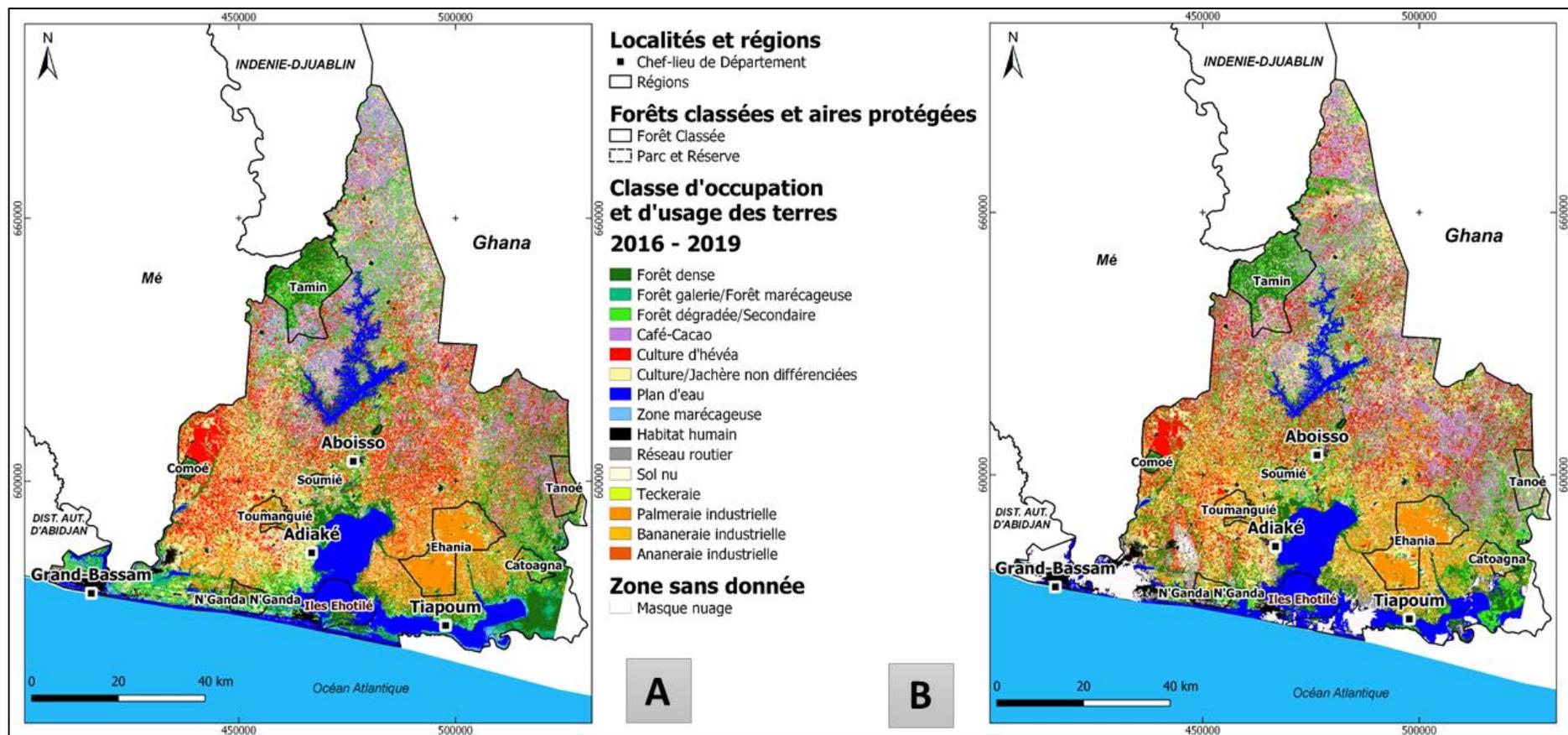


Figure 42 : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la région du Sud-Comoé en : A/ 2016 et B/ 2019

### 5-1-3-5 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la Réserve naturelle de Mabi-Yaya

Au niveau de la nouvelle Réserve naturelle de Mabi-Yaya, les analyses révèlent un taux annuel de déforestation de 1,55%. En effet, les forêts sont passées de 56987 ha en 2016 à 54395 ha en 2019. Ce recul est dû au développement des cultures de rente de cacao-café, hévéa et palmier à huile qui sont passées de 1733 ha en 2016 à 4325 ha en 2019 soit un taux annuel d'expansion de 30%. Les cultures et jachères non différenciées ont légèrement diminués avec un taux annuel de perte de 0,34%, passant de 2485 ha en 2016 à 2460 ha en 2019.

**Tableau XVIII :** Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la Réserve naturelle de Mabi-Yaya entre 2016 et 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (ha)
	Surface (ha)	%	Surface (ha)	%	
Forêt dense	50 416	82,27	41 699	68,05	-8717
Forêt Dégradée / secondaire	6 533	10,66	12 691	20,71	6158
Culture / Jachère non différenciées	2 485	4,06	2 460	4,01	-25
Cacao-Café	1 132	1,85	3 353	5,47	2221
Hévéa	593	0,97	932	1,52	339
Plan d'eau	72	0,12	87	0,14	15
Forêt Galerie / marécageuse	38	0,06	5	0,01	-33
Palmeraie	8	0,01	40	0,07	32
Zone marécageuse	2	0,00	6	0,01	4

La **Figure 43** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans la Réserve naturelle de Mabi-Yaya en 2016 et en 2019.

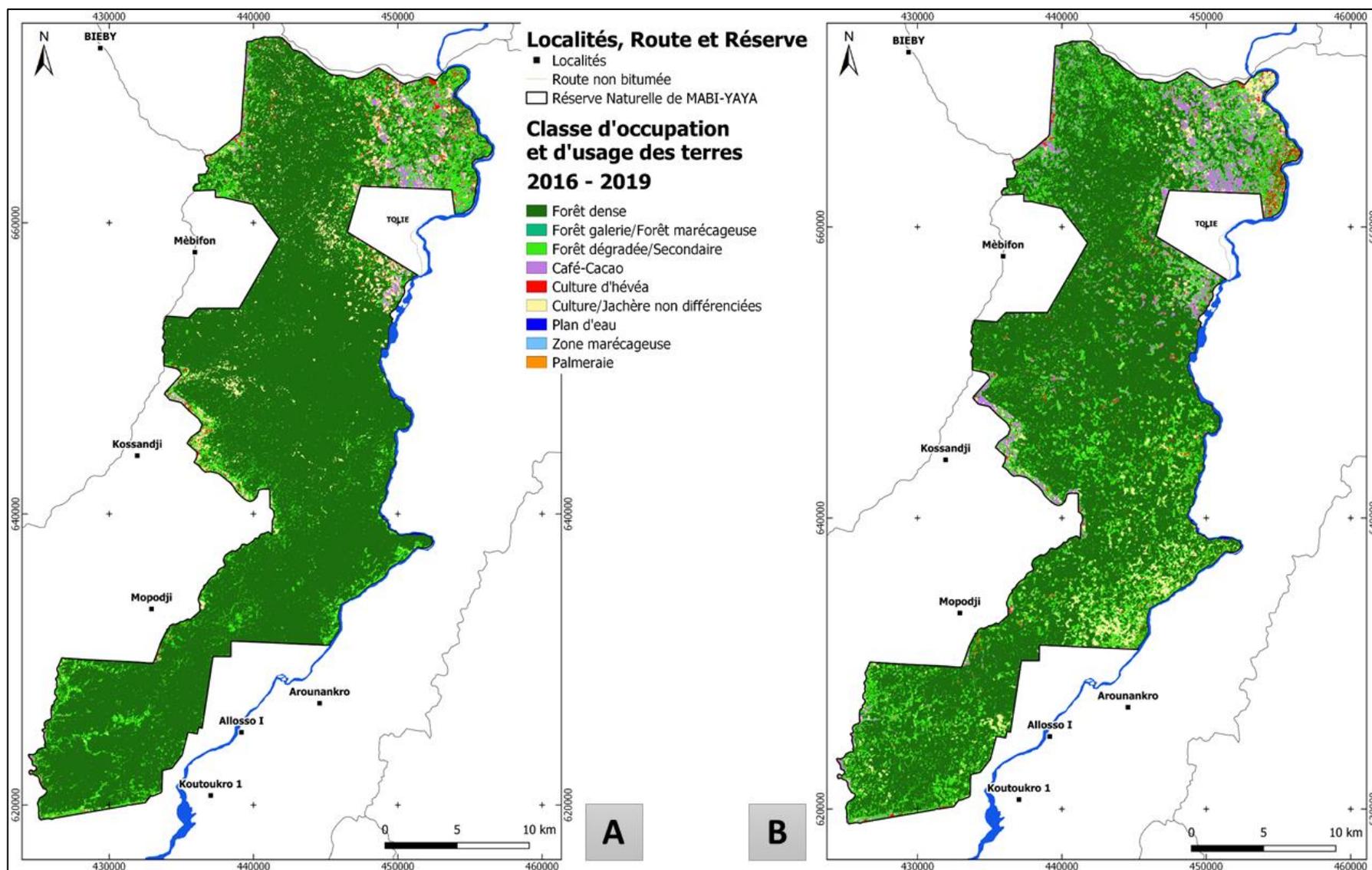


Figure 43 : Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Mabi-Yaya en : A/ 2016 et B/ 2019

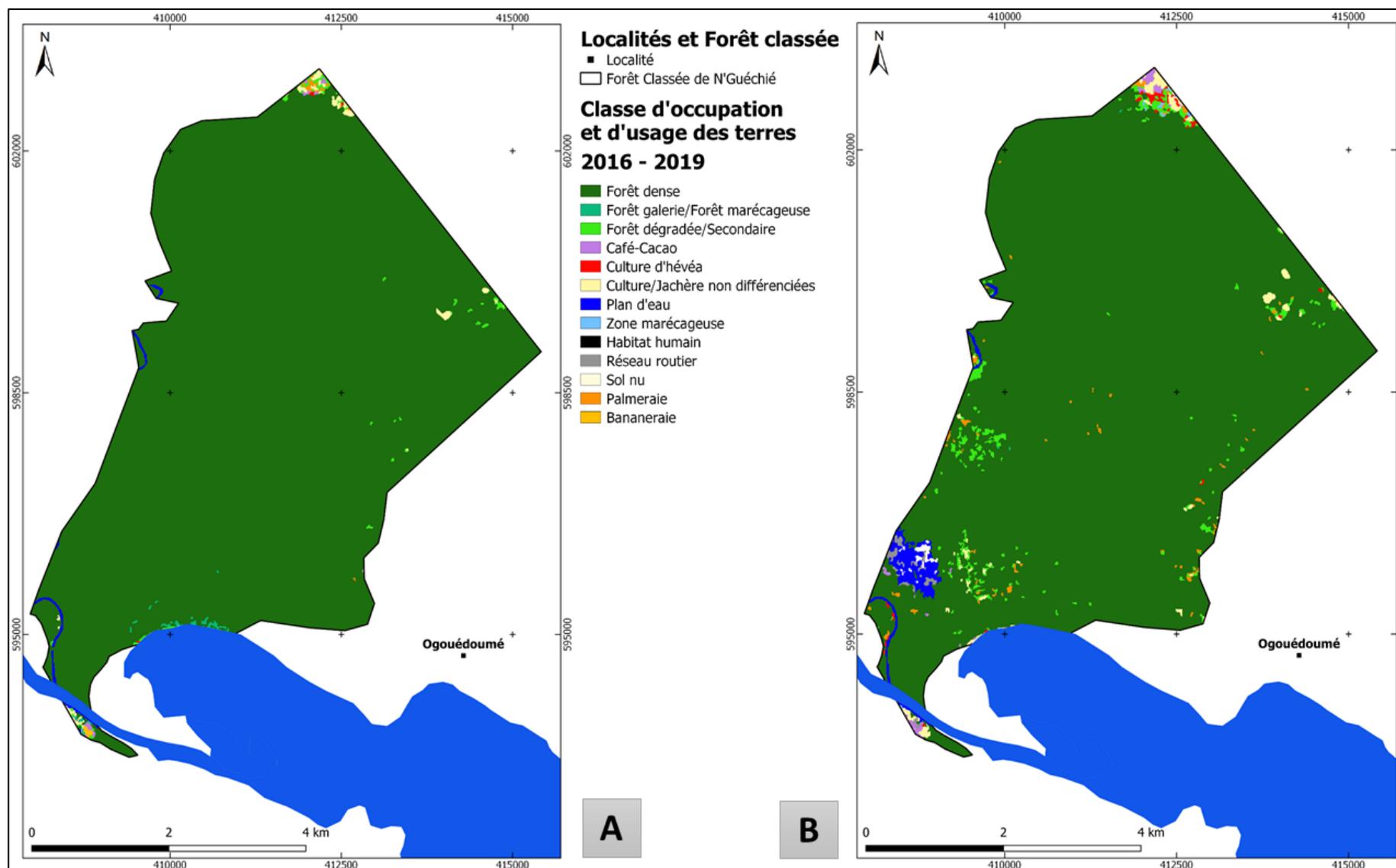
### 5-1-3-6 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié

Les analyses statistiques révèlent un taux annuel de déforestation de 0,90% dans la forêt classée de N'Guéchié. En effet, les forêts sont passées de 3526 ha en 2016 à 3432 ha en 2019. Ce recul est dû au développement des cultures de rente de cacao-café, hévéa et palmier à huile qui sont passées de 6 ha en 2016 à 34 ha en 2019 soit un taux annuel d'expansion de plus de 30%. Les cultures et jachères non différenciées ont augmentées en passant de 13 ha en 2016 à 33 ha en 2019.

**Tableau XIX :** Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié entre 2016 et 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (ha)
	Surface (ha)	%	Surface (ha)	%	
Forêt dense	3 500	97,83	3 384	94,59	-116
Plan d'eau	31	0,88	63	1,76	32
Forêt Dégradée / secondaire	14	0,40	47	1,32	33
Culture / Jachère non différenciées	13	0,35	33	0,91	20
Forêt Galerie / marécageuse	11	0,31	0	0,01	-11
Palmeraie	3	0,09	15	0,42	12
Cacao-Café	3	0,08	11	0,31	8
Bananaie	1	0,04	0	0,00	-1
Hévéa	1	0,02	8	0,21	7
Zone marécageuse	0	0,01	3	0,07	3
Route	0	0,00	9	0,25	9

La **Figure 44** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié en 2016 et en 2019.



**Figure 44 :** Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de N'Guéchié en : A/ 2016 et B/ 2019

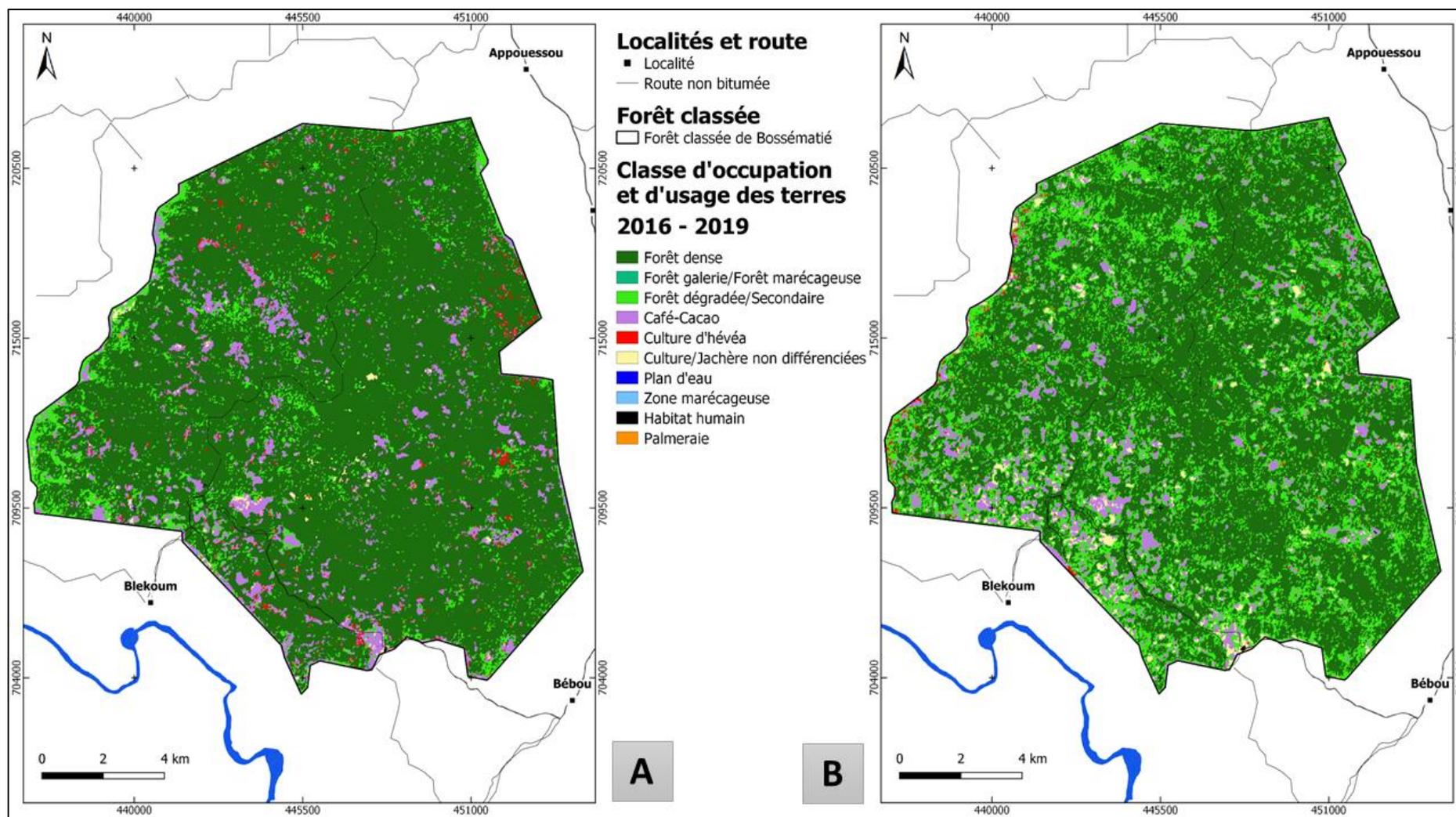
### 5-1-3-7 Changement d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié

L'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié sur la période 2016 à 2019 (**Tableau XIX**) montre également un recul significatif des formations forestières (forêts denses, forêts galerie et forêts secondaires) au profit des cultures de cacao-café et des habitations. Les forêts sont passées de 19957 ha en 2016 à 19748 ha en 2019, avec un taux annuel de déforestation de 0,35% correspondant à la disparition d'environ 70 ha de forêts par an. Les habitations ont connu une expansion (11%) en passant de 2 ha à 3 ha durant la période de 2016 à 2019. Ensuite, les cultures de cacao-café ont connu une expansion annuelle dans cette forêt classée soit 3,26%. Elles sont passées de 1667 ha en 2016 à 1838 ha en 2019. Enfin, les cultures et jachères non différenciées ont augmenté en passant de 115 ha en 2016 à 399 ha en 2019.

**Tableau XX :** Dynamique d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié entre 2016 et 2019

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019		Variation de surfaces (ha)
	Surface (ha)	%	Surface (ha)	%	
Forêt dense	18 215	82,83	14 027	63,78	-4188
Forêt Dégradée / secondaire	1 735	7,89	5 722	26,02	3987
Cacao-Café	1 667	7,58	1 719	7,82	52
Hévéa	237	1,08	118	0,54	-119
Culture / Jachère non différenciées	115	0,53	399	1,82	284
Forêt Galerie / marécageuse	7	0,03	0	0,00	-7
Palmeraie	7	0,03	1	0,01	-6
Zone marécageuse	6	0,03	3	0,01	-3
Habitation	2	0,01	3	0,01	1

La **Figure 45** présente les cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié en 2016 et en 2019.



**Figure 45 :** Cartes d'occupation et d'usage des terres dans la forêt classée de Bossématié en : A/ 2016 et B/ 2019

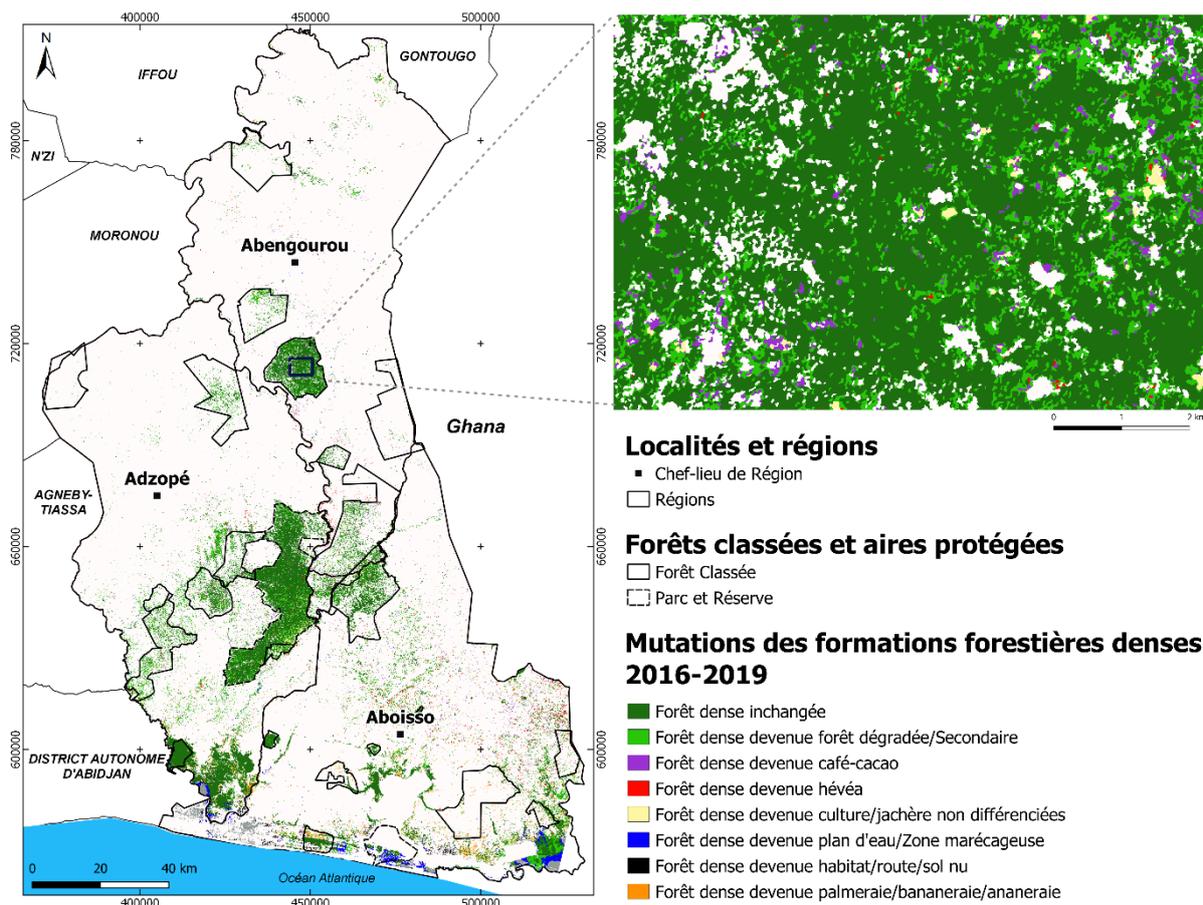
#### 5-1-4 Conversions des formations forestières denses

La matrice de transition (**Tableau XXI**) a été utilisée pour extraire et analyser plus finement les conversions des formations forestières denses, qui comprennent les forêts denses, les forêts galeries et marécageuses. En effet, cette analyse est importante pour évaluer les usages des terres post-déforestation.

**Tableau XXI:** Matrice de transition des formations forestières denses (forêts denses et forêts galeries/marécageuses) dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019

2019	2016	
	Forêt dense et forêt galerie/marécageuse	
	Surface (km <sup>2</sup> )	%
Forêt dense et forêt galerie/marécageuse	1 393	53
Forêt dégradée/secondaire	630	24
Culture/Jachère non différenciée	185	7
Cacao-Café	101	4
Autres (Teckeraie,...)	82	3
Hévéa	79	3
Palmeraie, bananeraie et ananeraie	74	3
Plan d'eau et zone marécageuse	78	3
Habitat, route et sol nu	27	1
<b>Total</b>	<b>2 648</b>	<b>100</b>

L'analyse de la carte de conversion des formations forestières denses (**Figure 46**) montre que d'importants changements localisés essentiellement dans les forêts classées et les aires protégées se sont opérées. L'analyse statistique correspondante (**Tableau XXI**) indique que 47% de ces formations ont subi des changements qui se traduisent principalement par des conversions en forêts dégradées ou secondaires (24%), en cultures et jachères non différenciées (7%) et en cultures pérennes de cacao-café (4%).



**Figure 46 :** Conversions des formations forestières denses dans l’Est et le Sud-Est de la Côte d’Ivoire entre 2016 et 2019

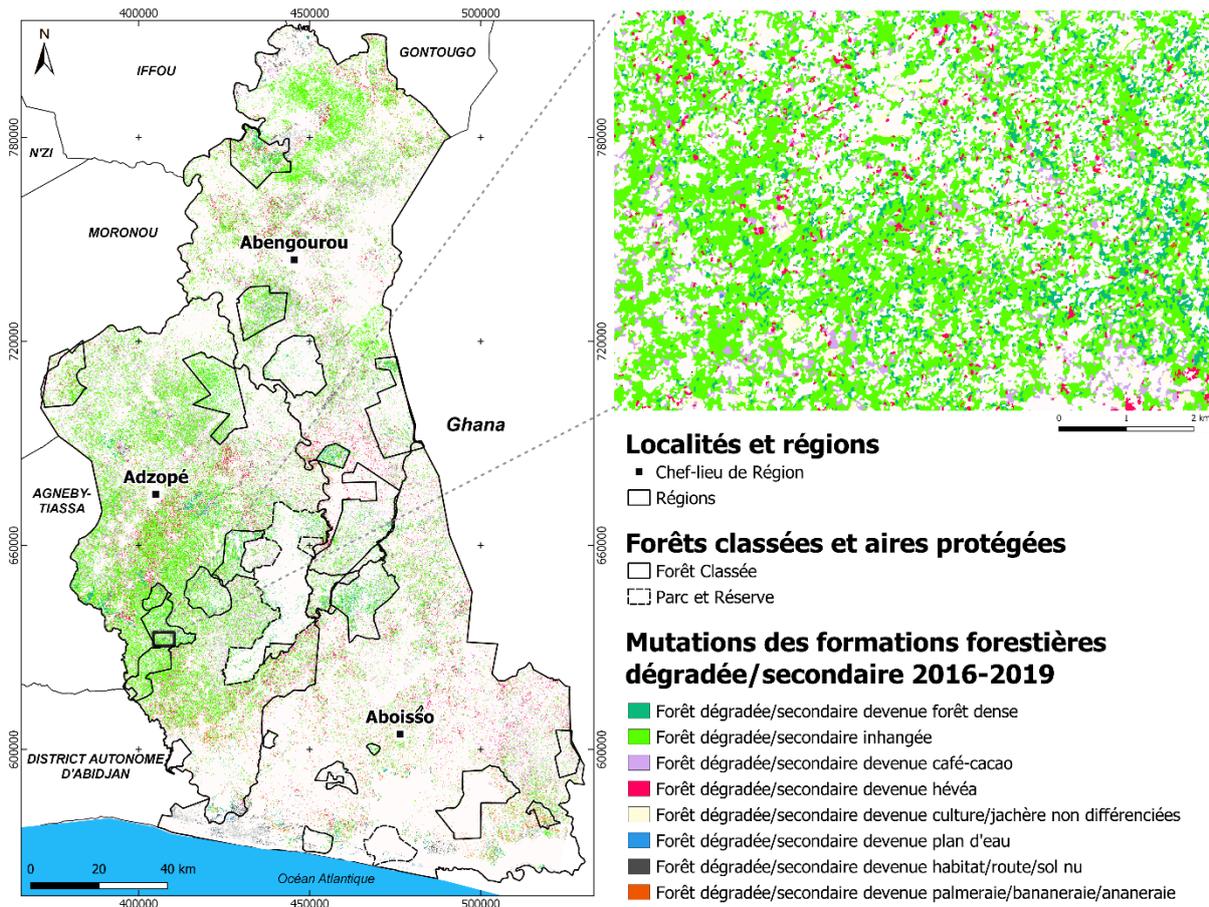
### 5-1-5 Conversions des forêts dégradées ou secondaires

La matrice de transition (**Tableau XXII**) a également été utilisée pour extraire et analyser plus finement les conversions des formations forestières dégradées ou secondaires.

**Tableau XXII :** Matrice de transition des formations forestières dégradées / secondaires dans l’Est et le Sud-Est de la Côte d’Ivoire entre 2016 et 2019

2019	2016	
	Forêt dégradée/secondaire	
	Surface (km <sup>2</sup> )	%
Forêt dégradées/secondaire	2 844	51
Culture de Café-Cacao	906	16
Culture/Jachère non différenciée	824	15
Cultures d'hévéa	492	9
Forêt dense et forêt galerie/marécageuse	297	5
Palmeraie, bananaeraie et ananeraie	104	2
Autres (Teckeraie,...)	69	1
Habitat, route et sol nu	55	1
Plan d'eau et zone marécageuse	30	1
<b>Total</b>	<b>5 621</b>	<b>100</b>

La même analyse a été réalisée pour localiser et quantifier les conversions des formations forestières dégradées ou secondaires (**Figure 47**). Les résultats montrent que ces formations ont connu de grands changements dans toute la zone d'étude, encore une fois essentiellement localisés dans les forêts classées et les aires protégées. L'analyse statistique correspondante (**Tableau XXII**) indique que 49% de ces formations ont subi des changements, principalement par des conversions en cultures pérennes de cacao-café (16%), en cultures et jachères non différenciée (15%) ou encore en culture d'hévéa (9%).

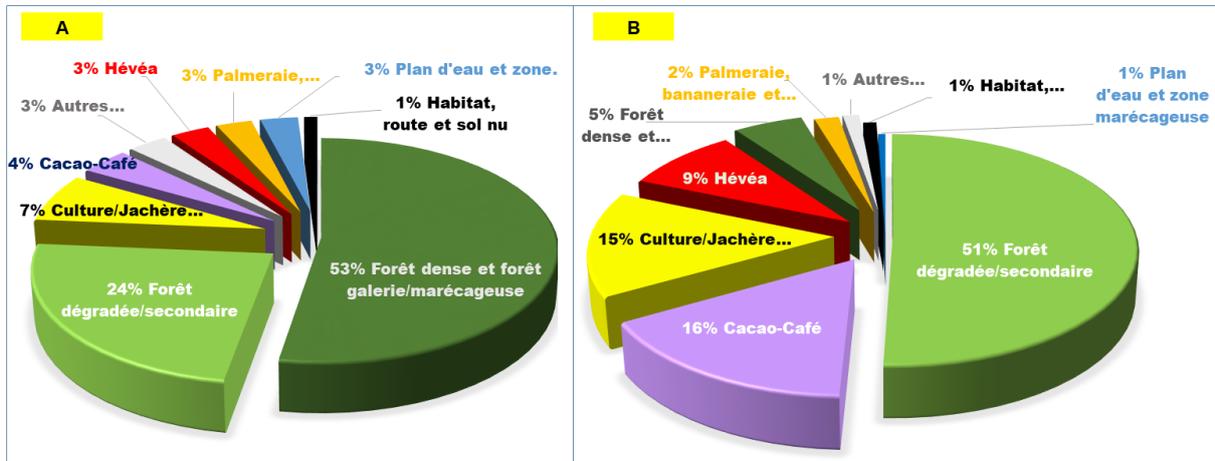


**Figure 47:** Conversions des formations forestières dégradées / secondaires dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019

### 5-1-6 Usages des terres post-déforestation

La **Figure 48** présente une analyse des conversions forestières entre 2016 et 2019 concernant les formations forestières denses et les forêts dégradées ou secondaires. Les résultats montrent que les formations forestières denses sont converties d'abord en forêts dégradées ou secondaires, puis en cultures ou jachères non différenciées avant que les cultures de cacao-café apparaissent. Dans le cas des forêts dégradées ou secondaires, ce sont les cultures de cacao-café

qui restent la première cause de la déforestation, puis les cultures ou jachères non différenciées avant que n'apparait l'hévéa.



**Figure 48 :** Diagramme de répartition présentant les usages des terres post-déforestation dans l'Est et le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019 concernant : A/ les formations forestières denses et B/ les forêts dégradées ou secondaires.

## 5-2 SUIVI LOCAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE

### 5-2-1 Qualité du traitement photogrammétrique

Le processus d'orthorectification et de mosaïquage des images aériennes a concerné au total 34 vols, répartis comme suit : 4 vols diachroniques pour le site 1, et 3 vols pour chacun des sites 2 à 11. Au total, 34 orthomosaïques et MNS ont été produits à divers niveaux de satisfaction (autosatisfaction liée à la qualité des images). En effet, les proportions d'images correctement alignées et les erreurs de reprojections par le logiciel Photoscan varient respectivement entre 59% et 100% et entre 0,551 pixels et 0,813 pixels sur l'ensemble des sites tests (**Tableau XXIII**). La proportion d'orthomosaïques non retenue dans cette étude pour des raisons de mauvaise qualité (images floues, présence de zone sans données, etc.) est de 24% soit 8 sur les 34 orthomosaïques. Au terme de cette évaluation, les sites 1, 6, 8, 9 et 11 ont été choisies car les résultats du traitement photogrammétrique (orthomosaïques et MNS) sont de bonne qualité et disponibles sur la période Novembre 2018 à Avril 2019.

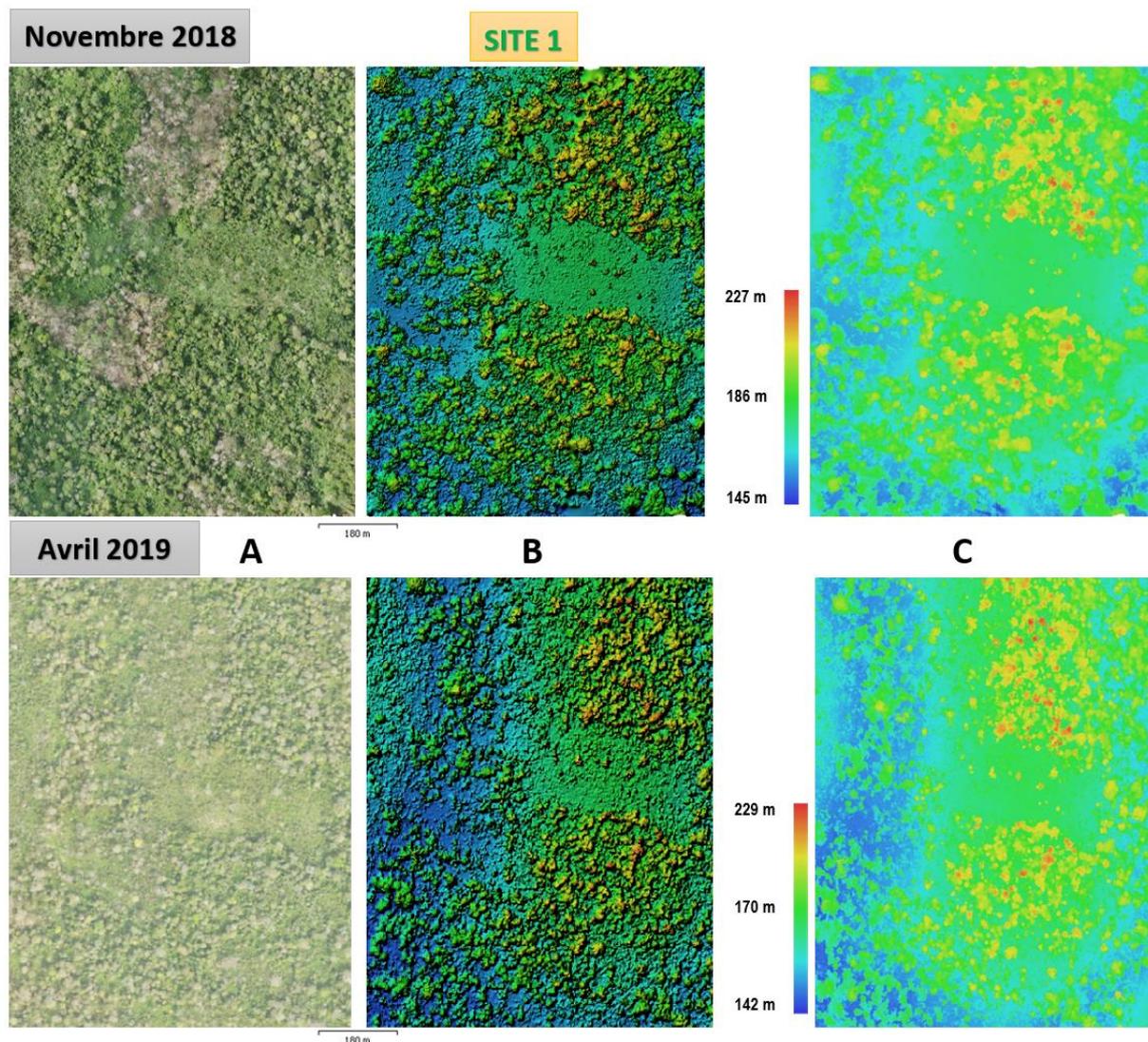
**Tableau XXIII** : Evaluation du traitement photogrammétrique (A : Pourcentage d'images aériennes correctement alignés ; E : Erreurs de reprojections des images aériennes en pixels).

Site test	Novembre 2018			Janvier 2019			Avril 2019		
	Qualité	A	E	Qualité	A	E	Qualité	A	E
Site 1	Bon	100	0,580	Bon	100	0,640	Bon	97	0,551
Site 2	Bon	100	0,718	Bon	100	0,762	Mauvais	100	0,739
Site 3	Mauvais	100	0,738	Bon	100	0,797	Bon	100	0,717
Site 4	Mauvais	69	0,636	Mauvais	99	0,783	Mauvais	73	0,646
Site 5	Bon	95	0,689	Bon	98	0,813	Mauvais	59	0,653
Site 6	Bon	100	0,799	Bon	95	0,806	Bon	100	0,625
Site 7	Bon	97	0,626	Bon	100	0,639	Mauvais	75	0,622
Site 8	Bon	100	0,648	Bon	100	0,697	Bon	100	0,649
Site 9	Bon	98	0,655	Bon	94	0,644	Bon	98	0,599
Site 10	Mauvais	100	0,680	Bon	100	0,623	Bon	100	0,649
Site 11	Bon	100	0,614	Bon	100	0,676	Bon	100	0,615

## 5-2-2 Orthomosaïques et modèles numériques de surface

### 5-2-2-1 Au niveau du site 1

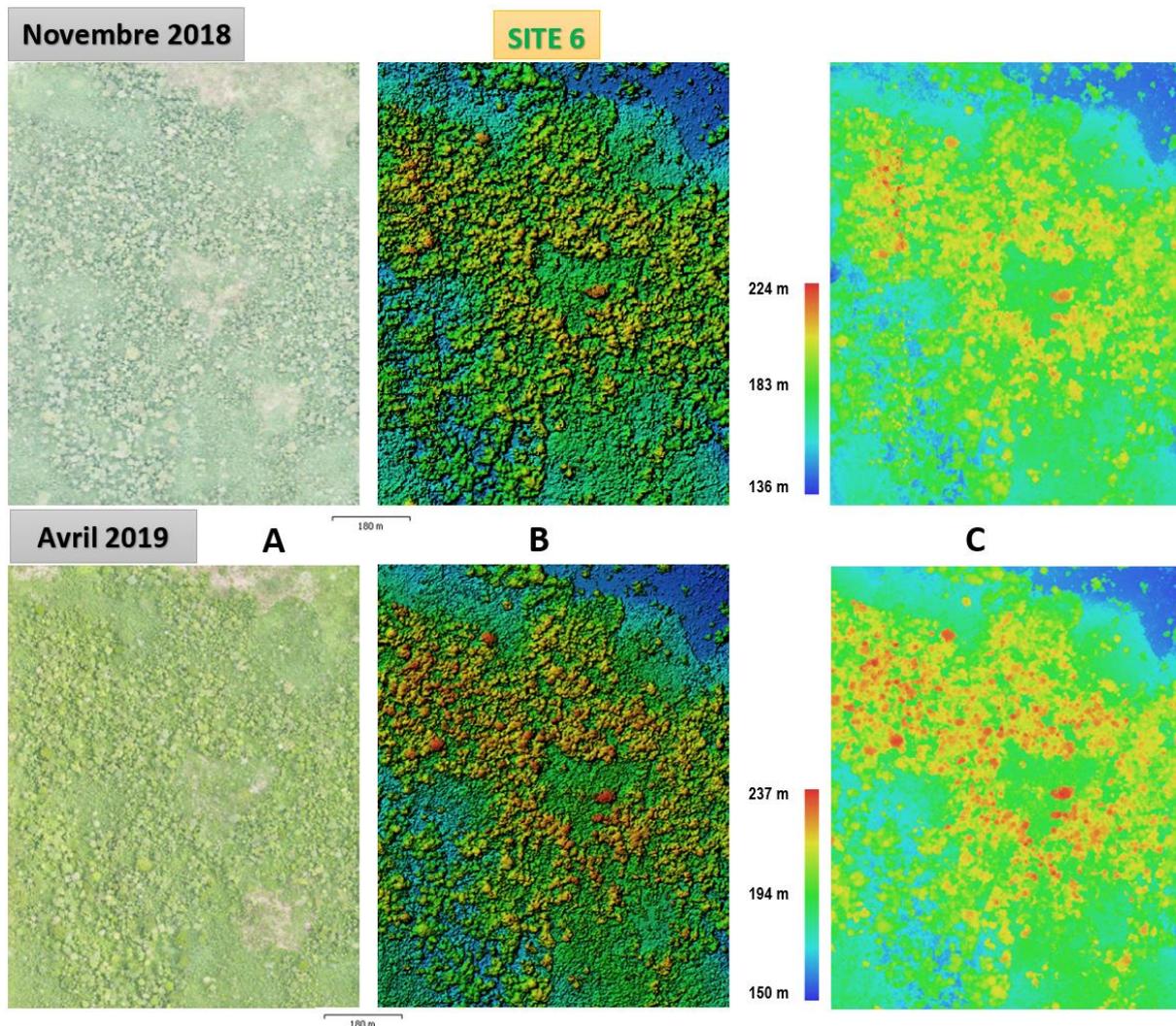
Les orthomosaïques obtenues au niveau du site 1 à l'issue du traitement photogrammétrique (**Figure 49 A**) ont été exportées du logiciel Photoscan avec une résolution spatiale de 6 cm/pixel. Les Modèles Numériques de Surface (**Figure 49 B et C**) ont quant à eux été exportés avec une résolution de 12 cm/pixel. Les élévations relatives varient de 145 m à 227 m en Novembre 2018 et de 142 m à 229 m en Avril 2019. Ces orthomosaïques illustrent un paysage de forêts anthropisées. Cette dégradation du paysage forestier s'observe à travers les zones bleues et vertes correspondant aux défrichements et aux cultures. Ces zones sont plus accentuées à l'ouest et au centre du site 1.



**Figure 49 :** Illustration des orthomosaïques (A), des MNS en 3D (B) et en 2D (C) correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 1 en Novembre 2018 et en Avril 2019

### 5-2-2-2 Au niveau du site 6

Au niveau du site 6, les orthomosaïques obtenues à l'issue du traitement photogrammétrique (**Figure 50 A**) ont été exportées du logiciel Photoscan avec une résolution de 6 cm/pixel. Les Modèles Numériques de Surface (**Figure 50 B et C**) ont quant à eux été exportés avec une résolution de 12 cm/pixel. Les élévations relatives varient de 136 m à 224 m en Novembre 2018 et de 150 m à 237 m en Avril 2019. Le site est également marqué par des défrichements plus accentués au Nord-Est et au Sud-Ouest.

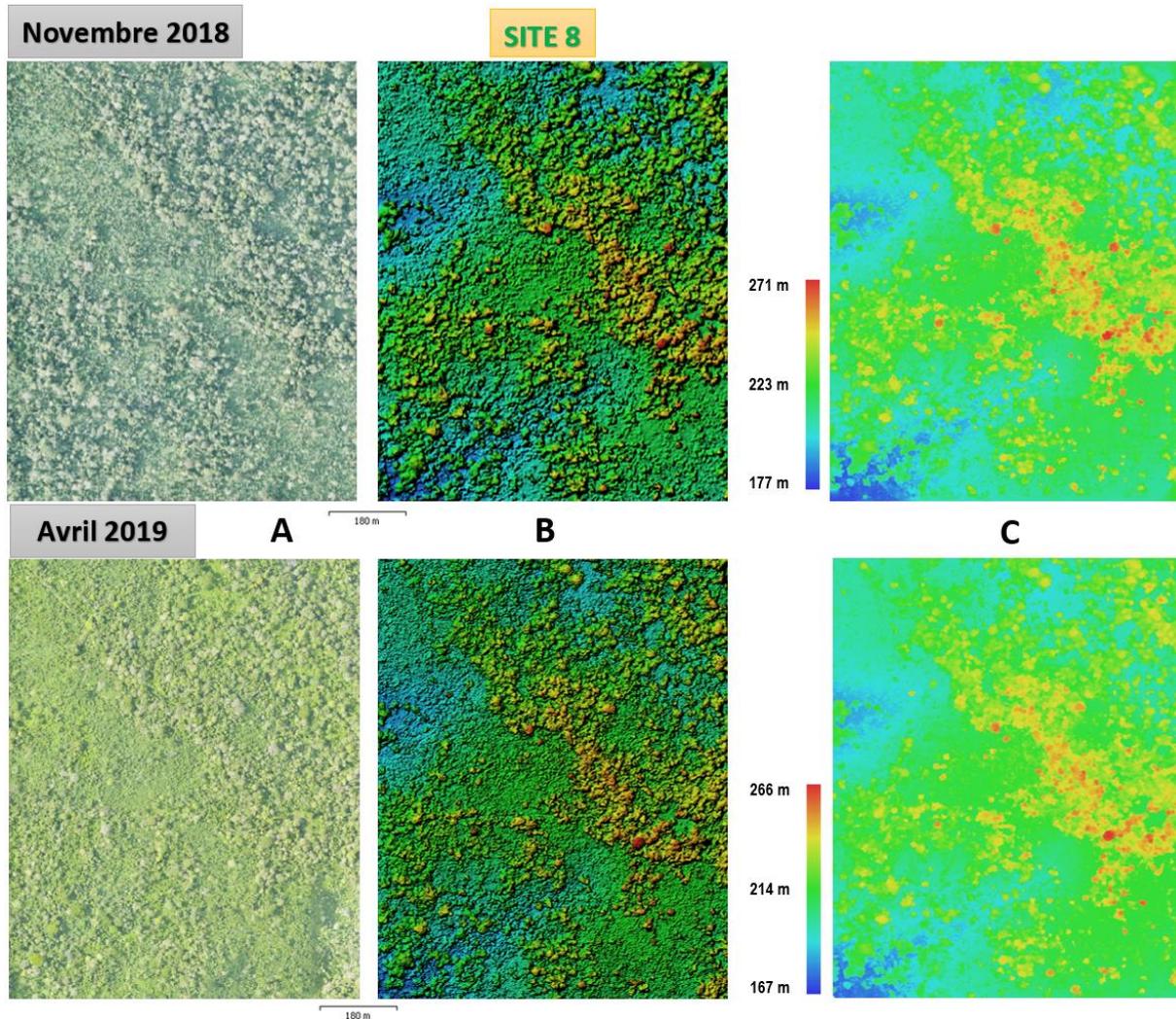


**Figure 50** : Illustration des orthomosaïques (A), des MNS en 3D (B) et en 2D (C) correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 6 en Novembre 2018 et en Avril 2019

### 5-2-2-3 Au niveau du site 8

Au niveau du site 8, les orthomosaïques obtenues à l'issue du traitement photogrammétrique (**Figure 51 A**) ont été exportées du logiciel Photoscan avec une résolution

de 6 cm/pixel. Les Modèles Numériques de Surface (**Figure 51 B et C**) ont quant à eux été exportés avec une résolution de 12 cm/pixel. Les élévations relatives varient de 177 m à 271 m en Novembre 2018 et de 167 m à 266 m en Avril 2019. La forêt reste moins dégradée comparativement aux autres sites. Des dégradations légères sont observées à l'extrême Sud-Est du site.

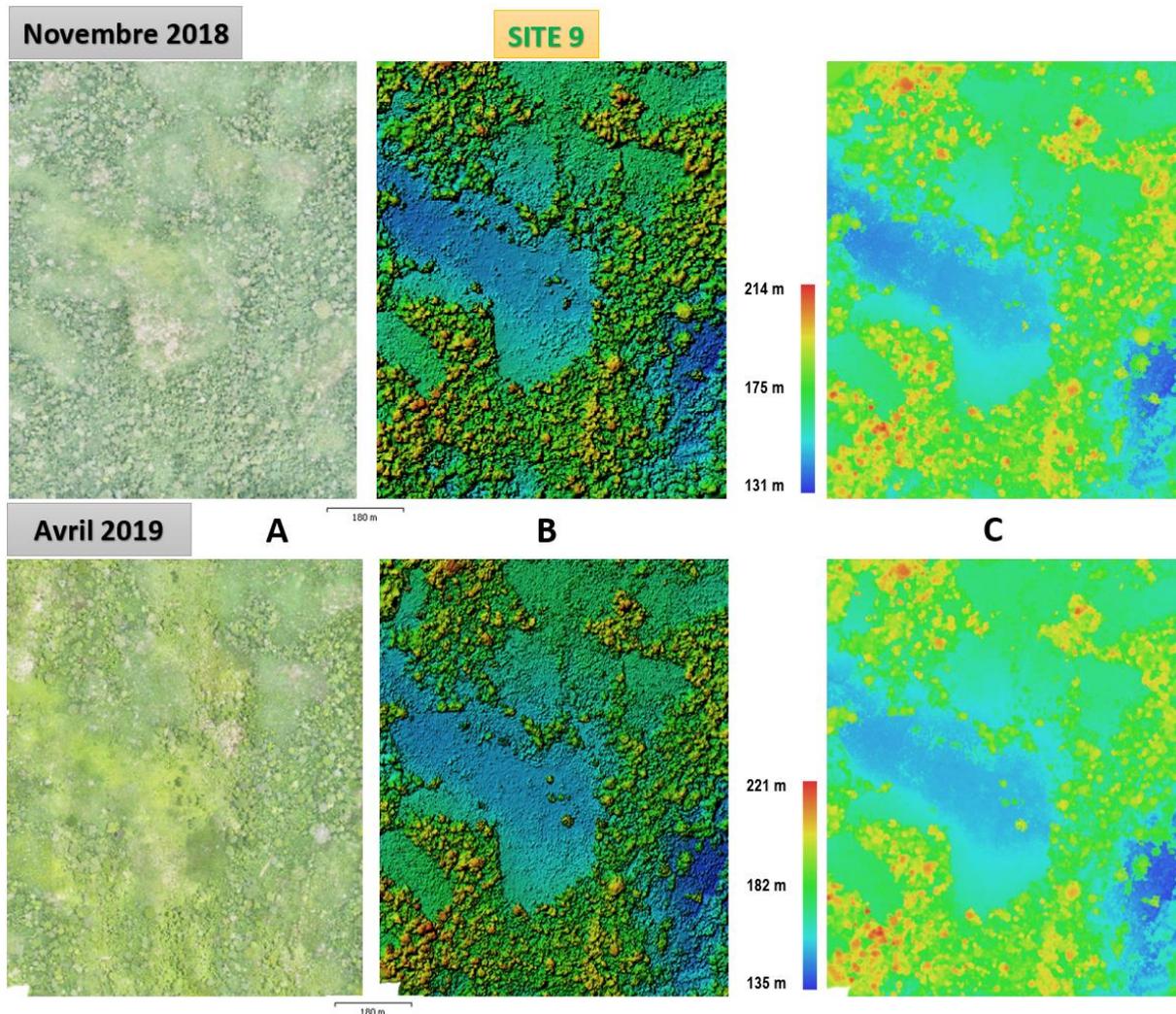


**Figure 51** : Illustration des orthomosaïques (A), des MNS en 3D (B) et en 2D (C) correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 8 en Novembre 2018 et en Avril 2019

#### 5-2-2-4 Au niveau du site 9

Au niveau du site 9, les orthomosaïques obtenues à l'issue du traitement photogrammétrique (**Figure 52 A**) ont également été exportées du logiciel Photoscan avec une résolution de 6 cm/pixel. Les Modèles Numériques de Surface (**Figure 52 B et C**) ont quant à eux été exportés avec une résolution de 12 cm/pixel. Les élévations relatives varient de 131 m

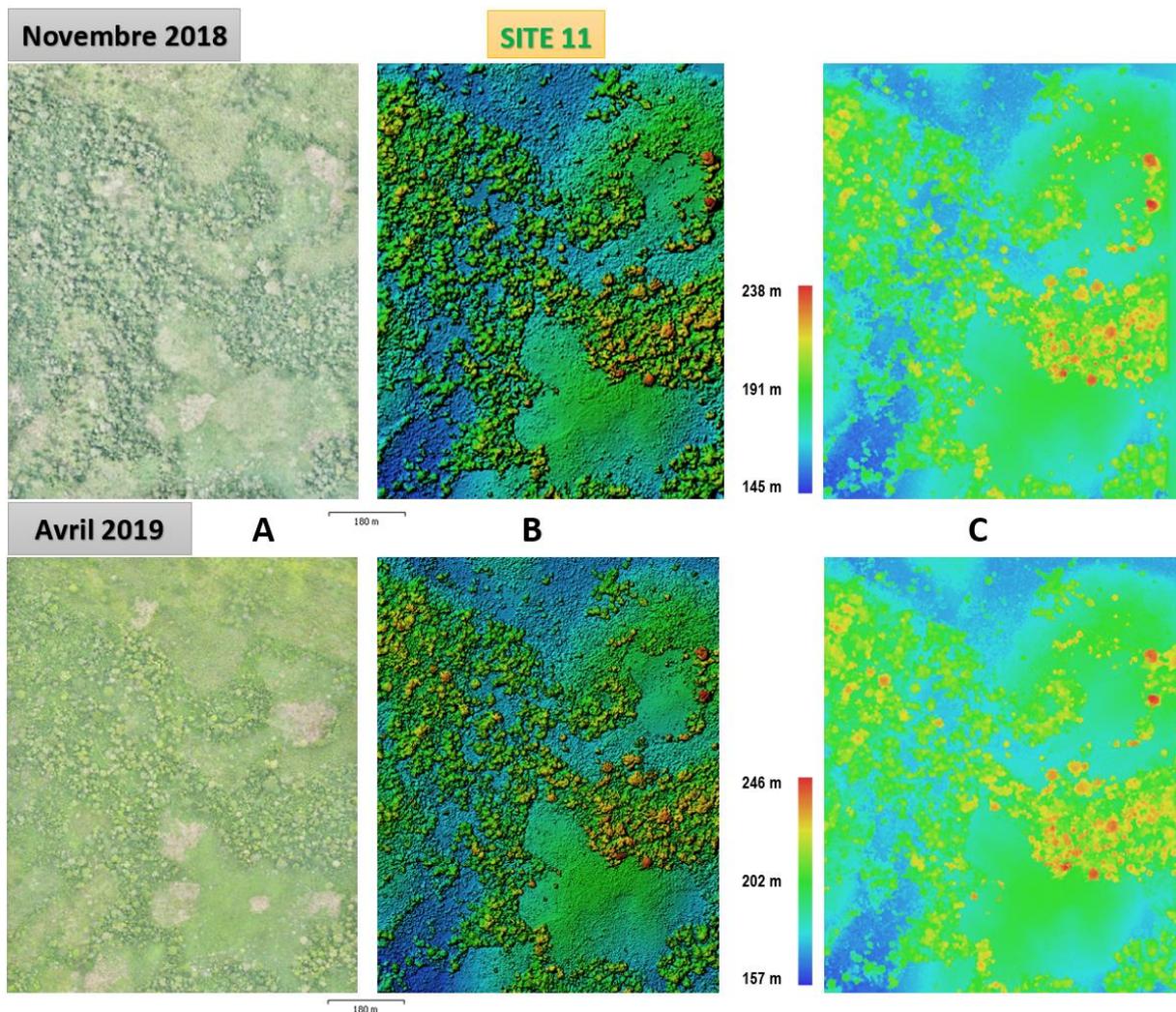
à 214 m en Novembre 2018 et de 135 m à 221 m en Avril 2019. Ce site reste fortement dégradé avec des défrichements importants.



**Figure 52 :** Illustration des orthomosaïques (A), des MNS en 3D (B) et en 2D (C) correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 9 en Novembre 2018 et en Avril 2019

#### 5-2-2-5 Au niveau du site 11

Au niveau du site 11, les orthomosaïques obtenues à l'issue du traitement photogrammétrique (**Figure 53 A**) ont également été exportées du logiciel Photoscan avec une résolution de 6 cm/pixel. Les Modèles Numériques de Surface (**Figure 53 B et C**) ont quant à eux été exportés avec une résolution de 12 cm/pixel. Les élévations relatives varient de 145 m à 238 m en Novembre 2018 et de 157 m à 246 m en Avril 2019. C'est également l'un des sites les plus dégradés avec des fronts de déforestation au Nord et au Sud du site.



**Figure 53 :** Illustration des orthomosaïques (A), des MNT en 3D (B) et en 2D (C) correspondant aux résultats des traitements photogrammétriques des vols sur le site 11 en Novembre 2018 et en Avril 2019

### 5-2-3 Modèle Numérique de Terrain

Le MNT permet de mieux apprécier la topographie de la forêt classée de la Bossématié (**Figure 54**). Il montre une topographie qui varie de 142 m à 179 m sur le site 1 (87 ha) soit un dénivelé de 37 m. Elle varie de 136 m à 190 m sur le site 6 (94 ha) soit un dénivelé de 54 m. Le site 8, d'une superficie de 97 ha, présente une topographie qui varie de 167 m à 222 m soit un dénivelé de 55 m. Le site 9, d'une superficie de 102 ha, présente une topographie qui varie de 131 m à 181 m soit un dénivelé de 50 m. Quant au site 11, d'une superficie de 121 ha, la topographie varie de 145 m à 199 m soit un dénivelé de 54 m.

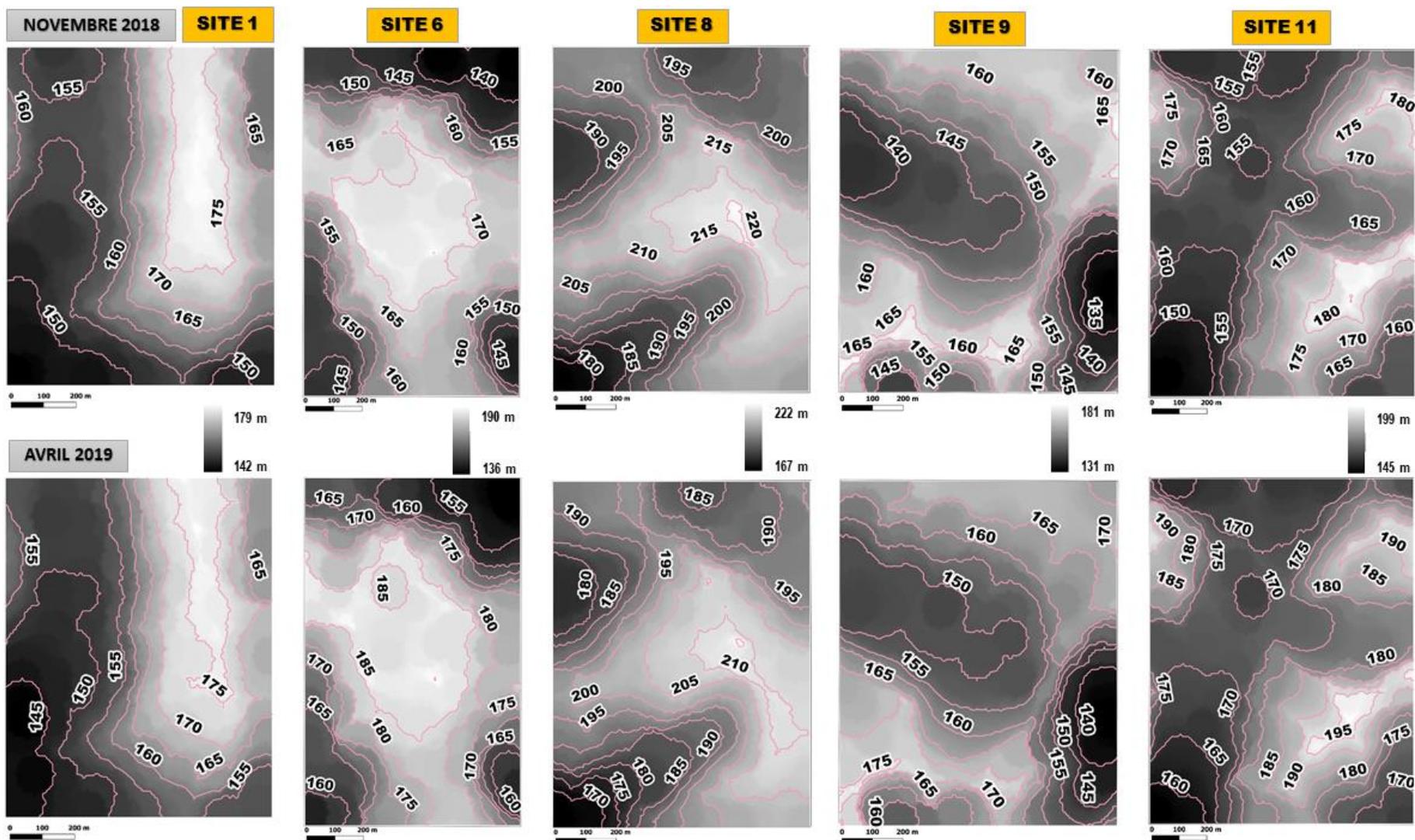


Figure 54 : MNT obtenus sur chacun des sites de l'étude retenus pour les analyses (les courbes de niveaux sont présentées en rose)

#### 5-2-4 Distribution des hauteurs de la végétation dans la forêt classée de Bossématié

La distribution des hauteurs de végétation dans la forêt classée de la Bossématié, représentée par des Modèles Numériques de Hauteur (MNH), révèle que la hauteur maximum de la végétation pour l'ensemble des sites étudiés est de 65,06 m en Novembre 2018 et de 64,07 m en Avril 2019. La végétation a une hauteur moyenne qui varie de  $16,72 \pm 12,73$  m à  $21,74 \pm 12,63$  en Novembre 2018 et de  $16,89 \pm 12,59$  m à  $22,15 \pm 12,76$  m en Avril 2019.

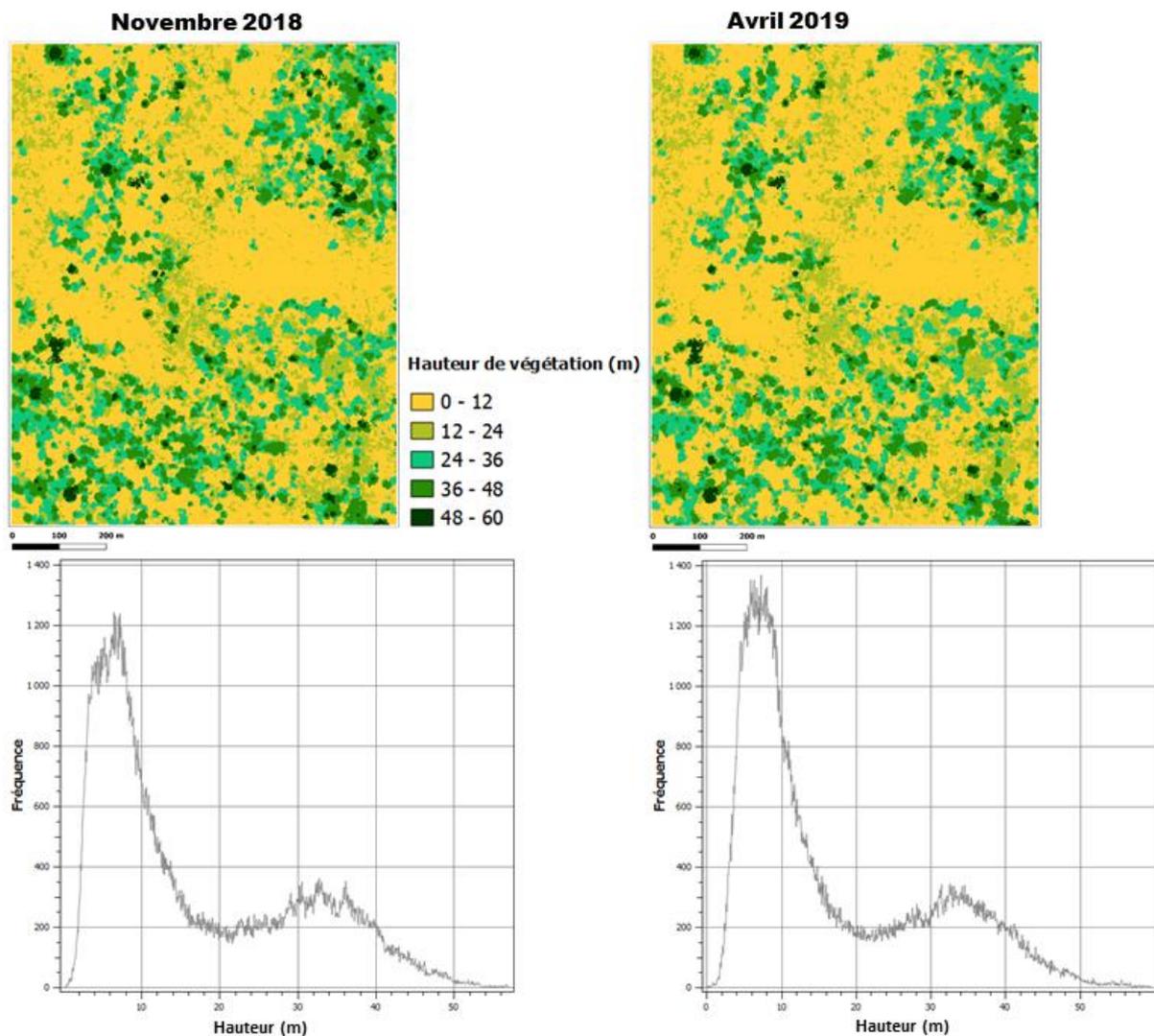
**Tableau XXIV** : Distribution statistique des hauteurs de végétation sur chacun sites étudiés de la forêt classée de la Bossématié entre Novembre 2018 et Avril 2019.

Site test	Novembre 2018		Avril 2019	
	Hauteur Maximum (m)	Moyenne (m)	Hauteur Maximum (m)	Moyenne (m)
Site 1	57,05	$16,72 \pm 12,73$	59,52	$16,89 \pm 12,59$
Site 6	59,59	$21,74 \pm 12,63$	59,62	$22,15 \pm 12,76$
Site 8	61,29	$17,96 \pm 12,15$	61,16	$18,18 \pm 12,06$
Site 9	65,06	$17,51 \pm 13,12$	64,07	$17,07 \pm 13,10$
Site 11	63,41	$17,75 \pm 13,66$	62,69	$17,56 \pm 13,66$

##### 5-2-4-1 Au niveau du site 1

Au niveau du site 1, la hauteur maximum de la végétation est de 57,05 m en Novembre 2018 et de 59,52 m en Avril 2019. La hauteur moyenne de la végétation est de  $16,72 \pm 12,73$  m en Novembre 2018 et de  $16,89 \pm 12,59$  m en Avril 2019.

Les histogrammes des fréquences de hauteur de végétation en Novembre 2018 et en Avril 2019 présentent deux pics. Ces deux pics traduisent la présence de deux types de végétations : une végétation basse avec une hauteur inférieure à 25 m et une végétation dominante avec une hauteur supérieure à 25 m. La végétation basse est constituée des cultures de cacaoyers (jeunes ou matures) ainsi que des recrues herbeux et de régénération naturelle. La végétation dominante quant à elle correspond à l'ensemble des arbres constituant la forêt. La **Figure 55** présente les Modèles Numériques de Hauteur (MNH) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 1 en Novembre 2019 et en Avril 2019.

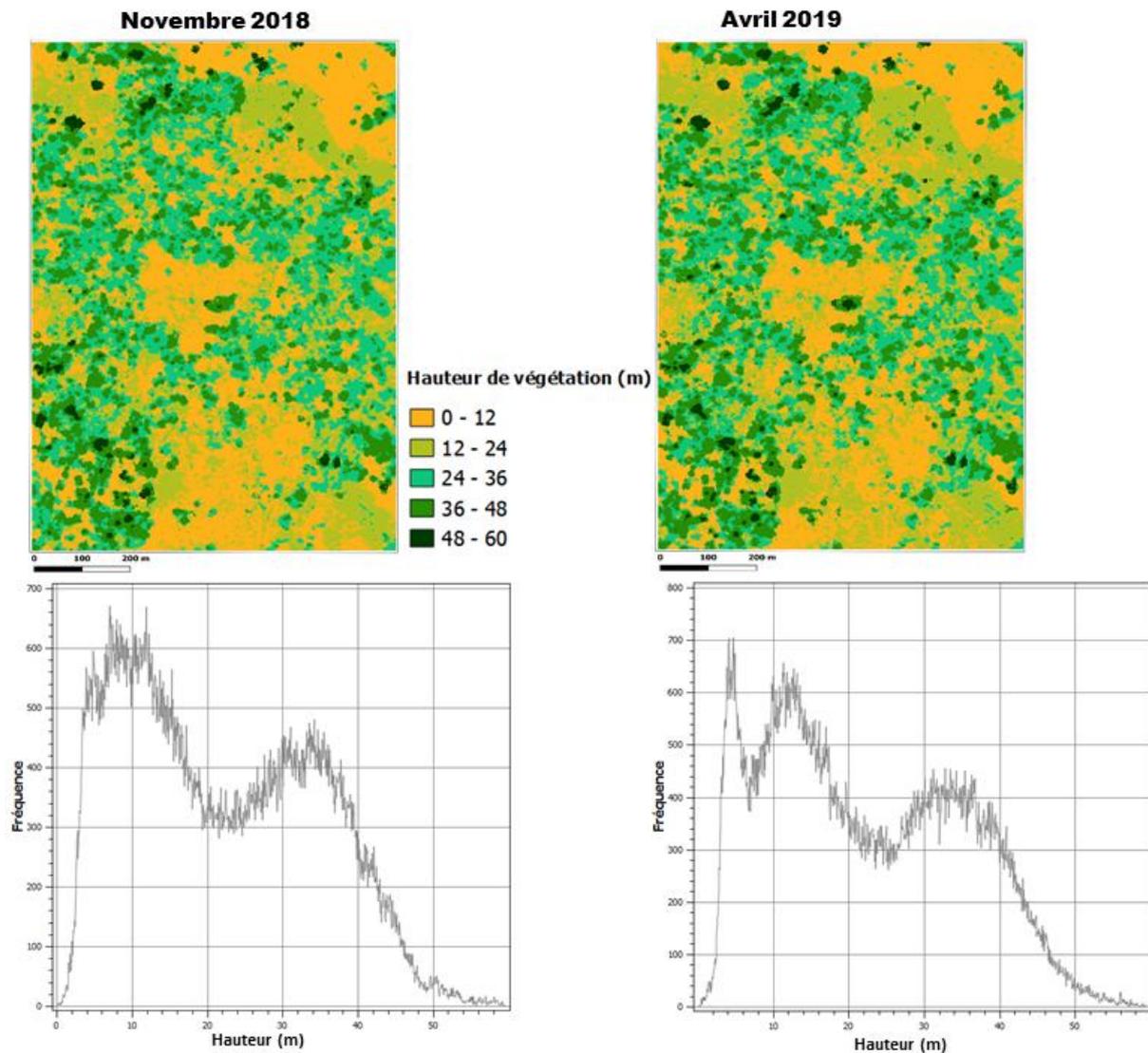


**Figure 55 :** Modèles Numériques de Hauteur (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation (en bas) sur le site 1 en Novembre 2019 et en Avril 2019

#### 5-2-4-2 Au niveau du site 6

Au niveau du site 6 la hauteur maximum de la végétation est de 59,59 m en Novembre 2018 et de 59,62 en Avril 2019. La végétation a une hauteur moyenne supérieure à celles observées au niveau de l'ensemble des sites étudiés. Cette hauteur est estimée à  $21,74 \pm 12,63$  m en Novembre 2018 et à  $22,15 \pm 12,76$  m en Avril 2019. L'historgramme des fréquences de hauteur de végétation en Novembre 2018 présente également deux pics tandis que celui en Avril 2019 présente trois pics. Cela traduit la présence de nouveaux défrichements en Avril 2019 qui viennent s'ajouter aux deux types de végétations déjà existantes : cacaoyers, recrus herbeux et régénération (hauteur inférieure à 25 m) et arbres (hauteur supérieure à 25 m). La **Figure 56** présente les Modèles Numériques de Hauteur (MNH) ainsi que les histogrammes de

distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 6 en Novembre 2019 et en Avril 2019.

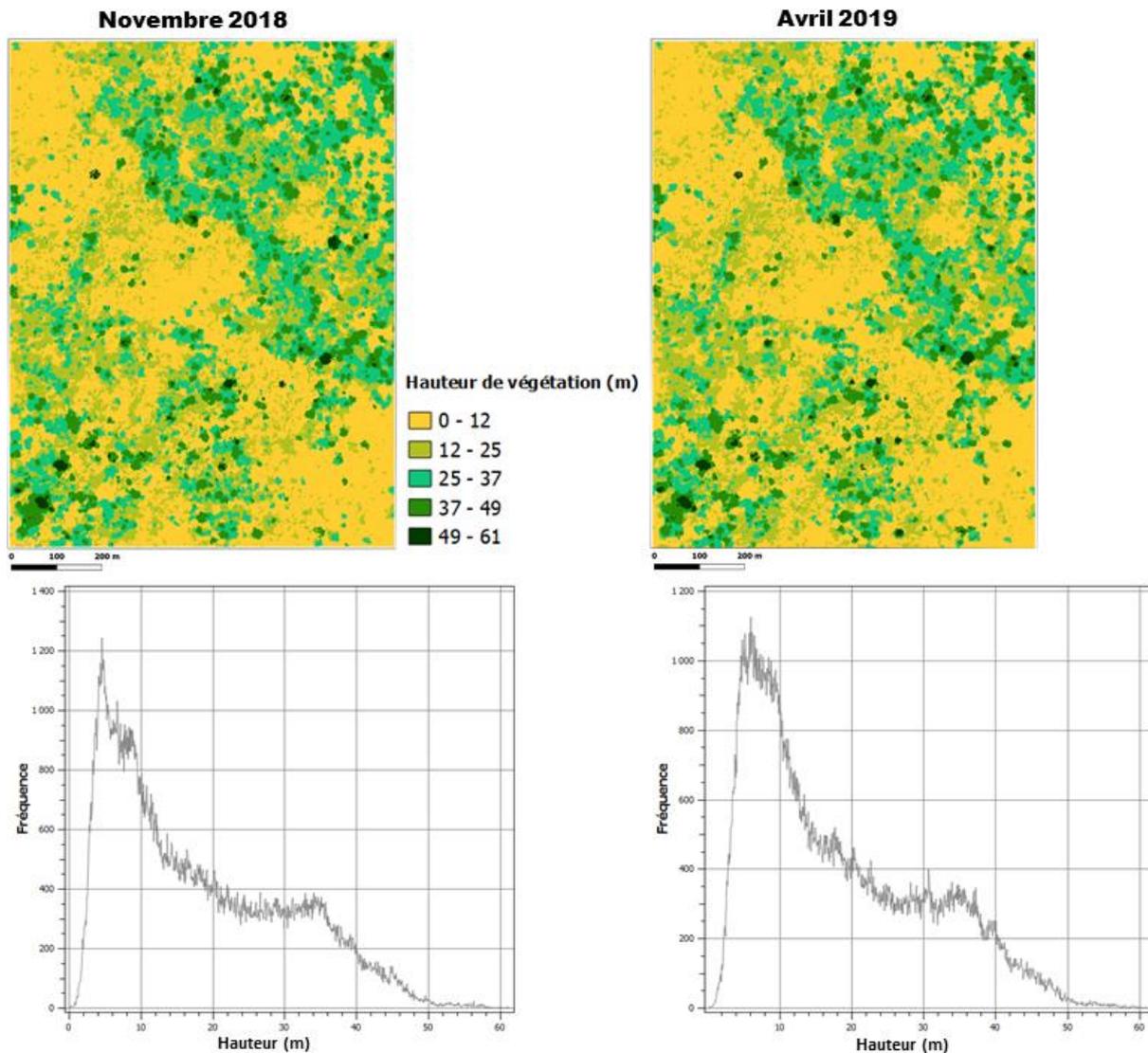


**Figure 56 :** Modèles Numériques de Hauteur (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation (en bas) sur le site 6 en Novembre 2019 et en Avril 2019

### 5-2-4-3 Au niveau du site 8

Au niveau du site 8 la hauteur maximum de la végétation est de 61,29 m en Novembre 2018 et de 61,16 m en Avril 2019. La hauteur moyenne de la végétation est de  $17,96 \pm 12,15$  m en Novembre 2018 et de  $18,18 \pm 12,06$  m en Avril 2019. Cette hauteur moyenne de végétation reste supérieure à celles observées au niveau des sites 1, 9 et 11. L'analyse statistique de la distribution des fréquences de hauteurs de végétation révèle également la présence des deux types de végétation rencontrées sur les autres sites : une végétation basse avec une hauteur

inférieure à 25 m (cacaoyers, recrus herbeux et régénération) et une végétation dominante avec une hauteur supérieure à 25 m (forêt). La **Figure 57** présente les Modèles Numériques de Hauteur (MNH) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 8 en Novembre 2019 et en Avril 2019.

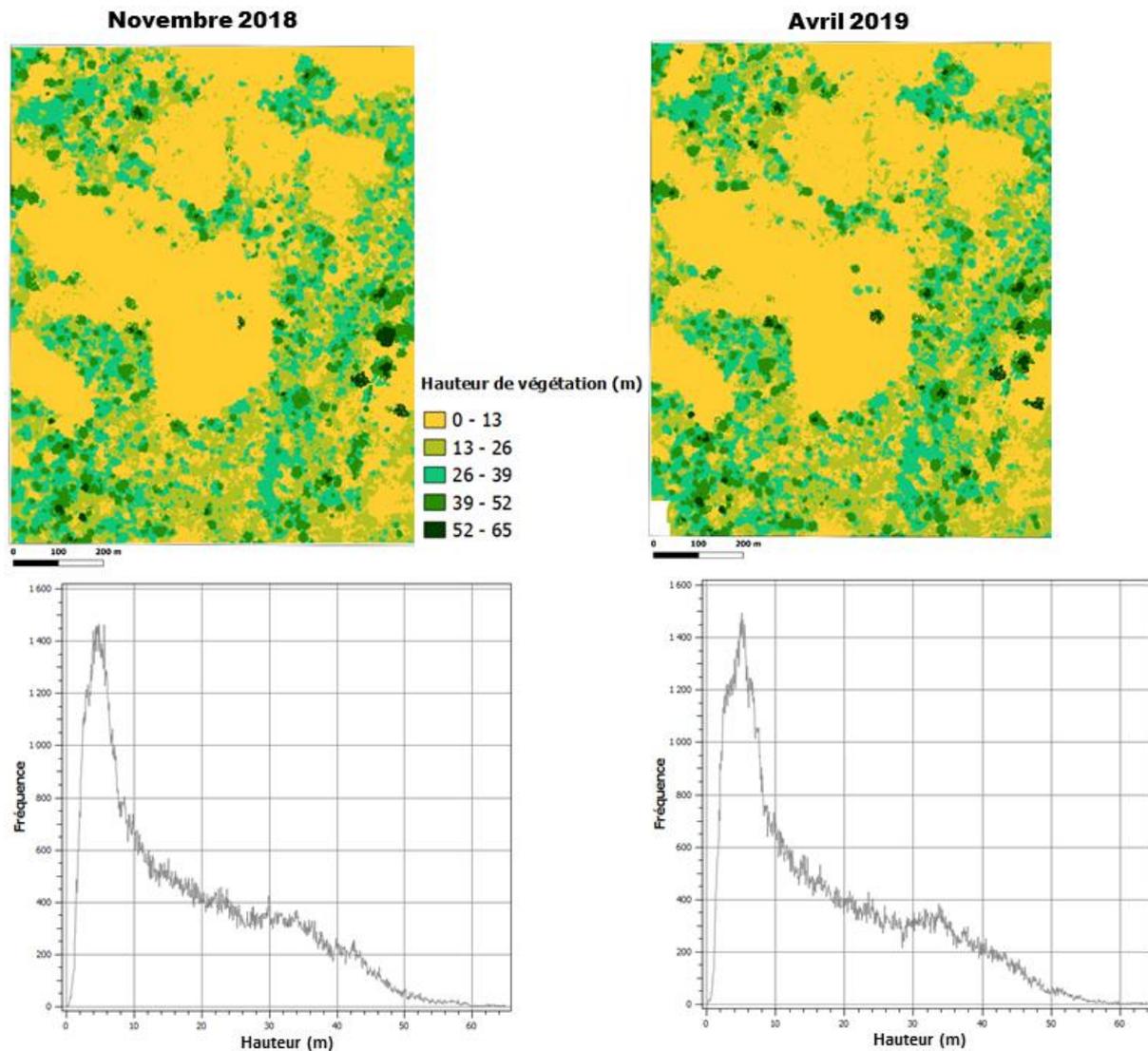


**Figure 57** : Modèles Numériques de Hauteur (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation ( en bas) sur le site 8 en Novembre 2019 et en Avril 2019

#### 5-2-4-4 Au niveau du site 9

La hauteur maximum des arbres sur le site 9 est estimée à 65,06 m en Novembre 2018 et à 64,07 m en Avril 2019. La hauteur moyenne de la végétation est quant à elle estimée à  $17,51 \pm 13,12$  m en Novembre 2018 et à  $17,07 \pm 13,10$  m en Avril 2019. Les histogrammes des fréquences de hauteurs de végétation en Novembre 2018 et en Avril 2019 traduisent également la présence des deux types de végétation rencontrées sur les autres sites : la végétation basse

(inférieure à 25 m), constituée des cultures de cacaoyers (jeunes ou matures) ainsi que des recrus herbeux ou de la régénération forestière et la végétation dominante (supérieure à 25 m) correspondant à l'ensemble des arbres constituant la forêt. La **Figure 58** présente les Modèles Numériques de Hauteur (MNH) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation sur le site 9 en Novembre 2019 et en Avril 2019.

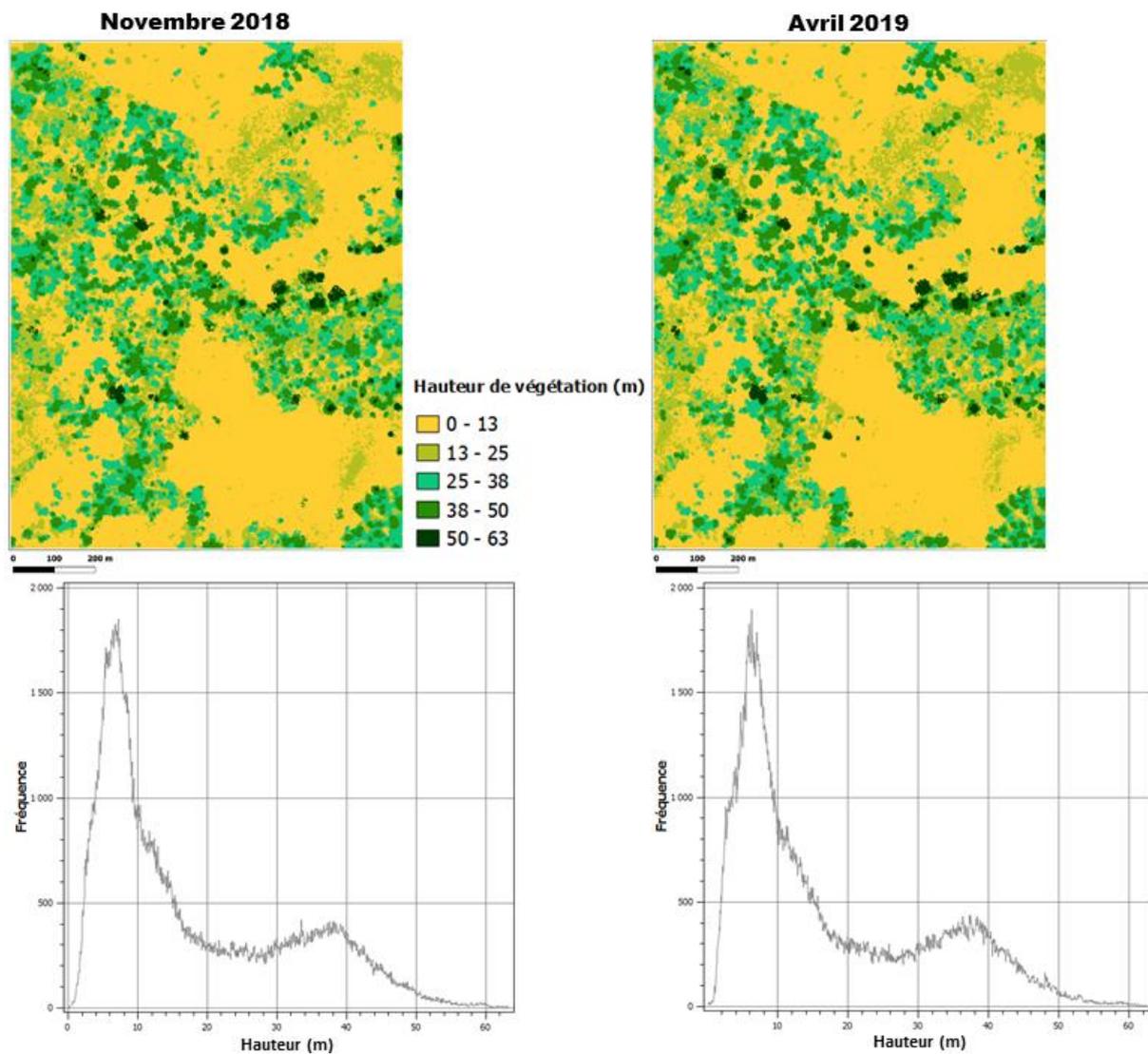


**Figure 58** : Modèles Numériques de Hauteur (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation (en bas) sur le site 9 en Novembre 2019 et en Avril 2019

#### 5-2-4-5 Au niveau du site 11

La hauteur maximum des arbres sur le site 11 est estimée à 63,41 m en Novembre 2018 et à 62,69 m en Avril 2019. La hauteur moyenne de la végétation est quant à elle estimée à  $17,75 \pm 13,66$  m en Novembre 2018 et à  $17,56 \pm 13,66$  m en Avril 2019. Cette hauteur moyenne

de végétation reste supérieure à celles observées au niveau des sites 1 et 9. L'analyse statistique de la distribution des fréquences de hauteurs de végétation révèle également la présence des deux types de végétation rencontrés sur les autres sites : la végétation basse (inférieure à 25 m), constituée des cultures de cacaoyers (jeunes ou matures) ainsi que des recrus herbeux ou de la régénération forestière et la végétation dominante (supérieure à 25 m) correspondant à l'ensemble des arbres constituant la forêt. La **Figure 59** présente les Modèles Numériques de Hauteur (MNH) ainsi que les histogrammes de distribution des hauteurs de végétation sur le site 11 en Novembre 2019 et en Avril 2019.



**Figure 59** : Modèles Numériques de Hauteur (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs de végétation (en bas) sur le site 11 en Novembre 2019 et en Avril 2019

### 5-2-5 Distribution des hauteurs d'arbres dans la forêt classée de Bossématié

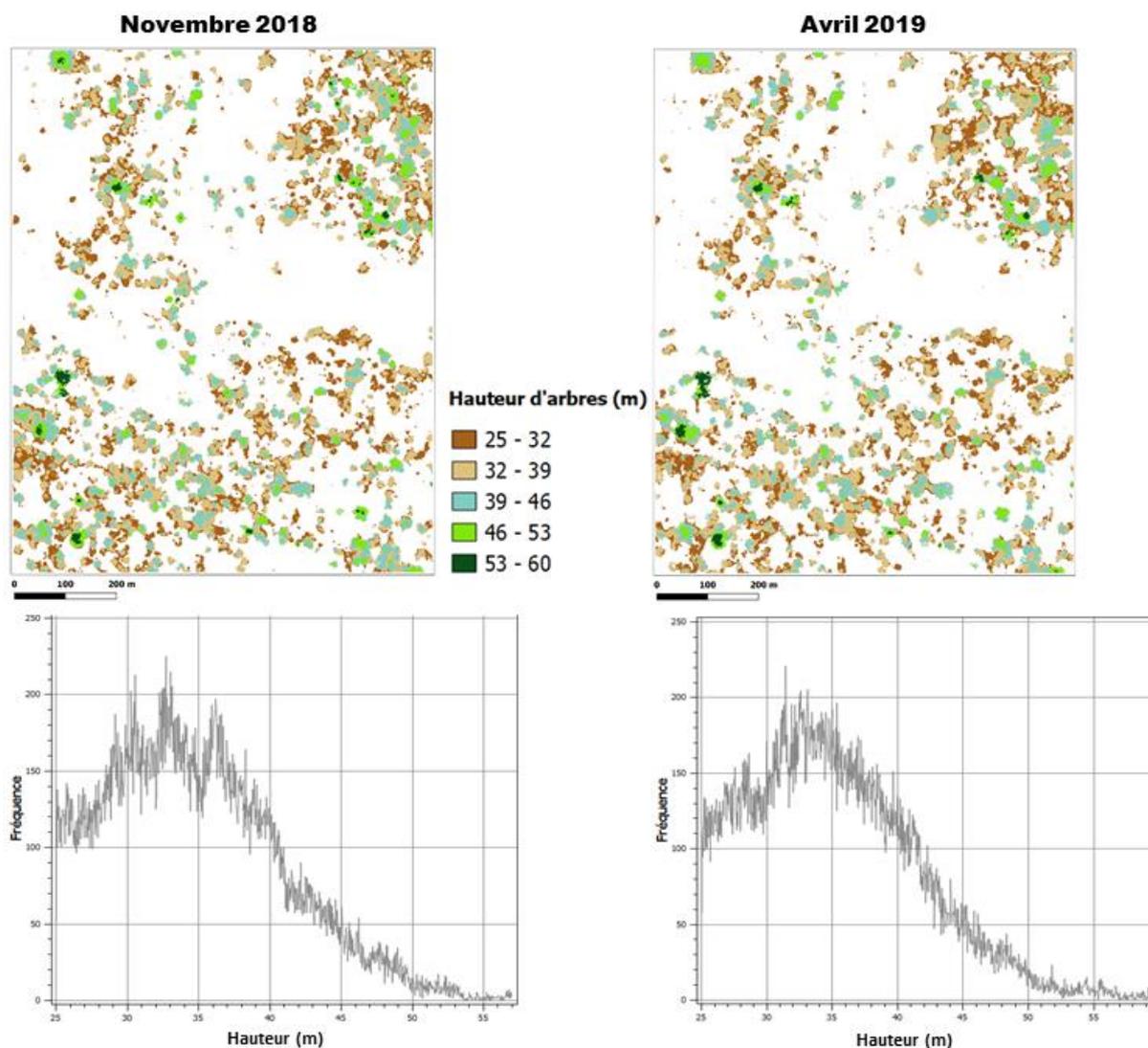
A l'issu des premières analyses sur la hauteur de la végétation, il ressort que la hauteur minimum des arbres dans le contexte de l'étude peut être défini à 25 m. Même si cette valeur paraît grande (due aux erreurs photogrammétriques), elle reflète tout de même la réalité du paysage étudié comme témoigne les histogrammes produits. Ainsi, la distribution des hauteurs d'arbres (MNC) révèle que la hauteur maximum des arbres sur l'ensemble des sites est de 65,06 m en Novembre 2018 et de 64,07 m en Avril 2019. Les arbres ont une hauteur moyenne qui varie de  $34,29 \pm 6,27$  m à  $37,00 \pm 7,14$  m en Novembre 2018 et de  $34,63 \pm 6,40$  m à  $36,88 \pm 7,05$  m en Avril 2019.

**Tableau XXV :** Distribution statistique des hauteurs d'arbres sur chacun sites étudiés de la forêt classée de Bossématié entre Novembre 2018 et Avril 2019 (Hauteur minimum 25 m)

Site test	Novembre 2018		Avril 2019	
	Hauteur Maximum (m)	Moyenne (m)	Hauteur Maximum (m)	Moyenne (m)
Site 1	57,05	$34,83 \pm 6,04$	59,52	$35,30 \pm 6,34$
Site 6	59,59	$34,92 \pm 6,26$	59,62	$35,38 \pm 6,38$
Site 8	61,29	$34,29 \pm 6,27$	61,16	$34,63 \pm 6,40$
Site 9	65,06	$35,43 \pm 7,21$	64,07	$35,55 \pm 7,15$
Site 11	63,41	$37,00 \pm 7,14$	62,69	$36,88 \pm 7,05$

#### 5-2-5-1 Au niveau du site 1

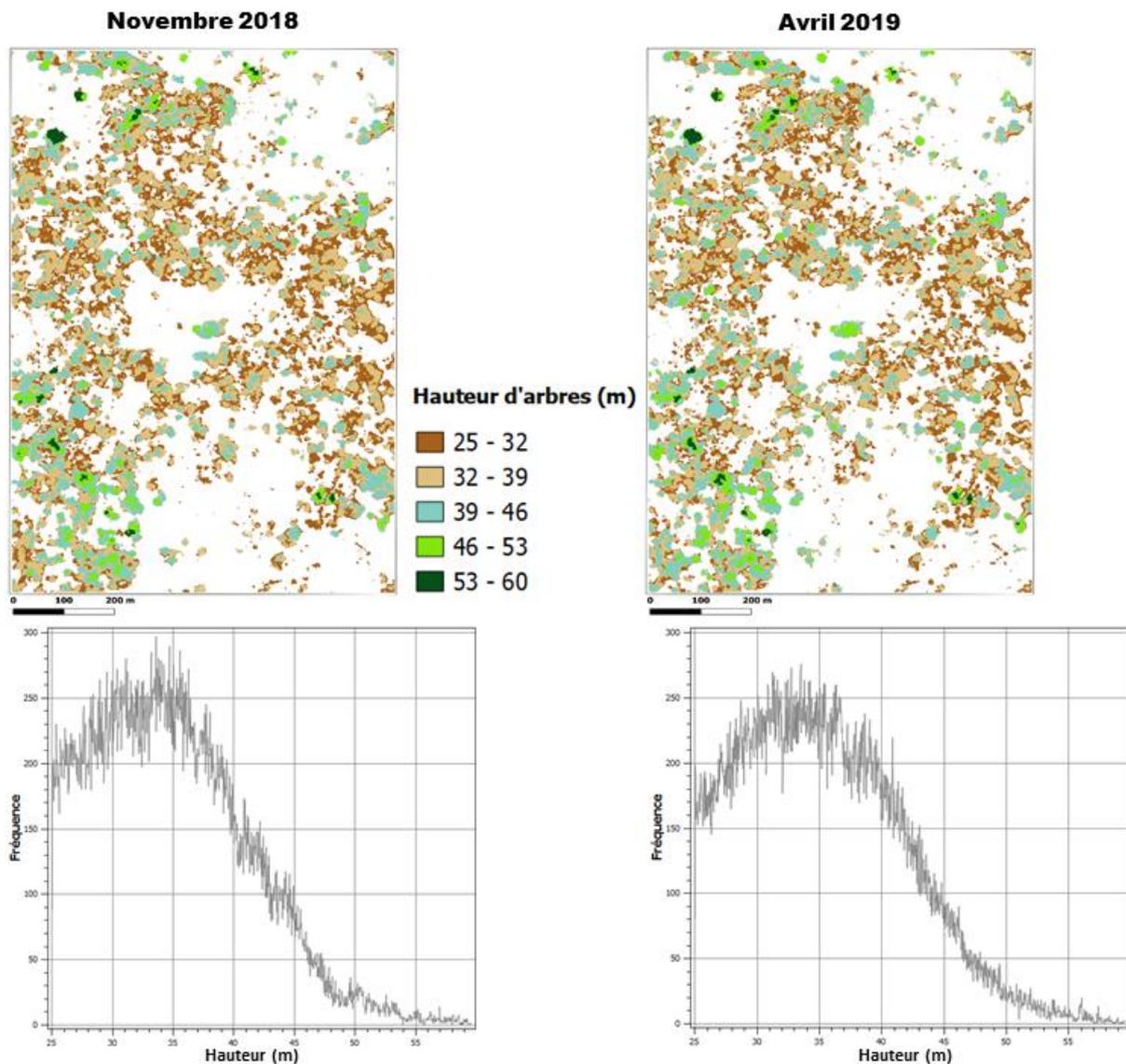
Au niveau du site 1 la hauteur maximum des arbres est de 57,05 m en Novembre 2018 et de 59,52 m en Avril 2019. La hauteur moyenne des arbres est de  $34,83 \pm 6,04$  m en Novembre 2018 et de  $35,30 \pm 6,34$  m en Avril 2019. La **Figure 60** présente les Modèles Numériques de Canopée (MNC) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 1 en Novembre 2018 et en Avril 2019.



**Figure 60 :** Modèles Numériques de Canopée (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres (en bas) sur le site 1 en Novembre 2019 et en Avril 2019

### 5-2-5-2 Au niveau du site 6

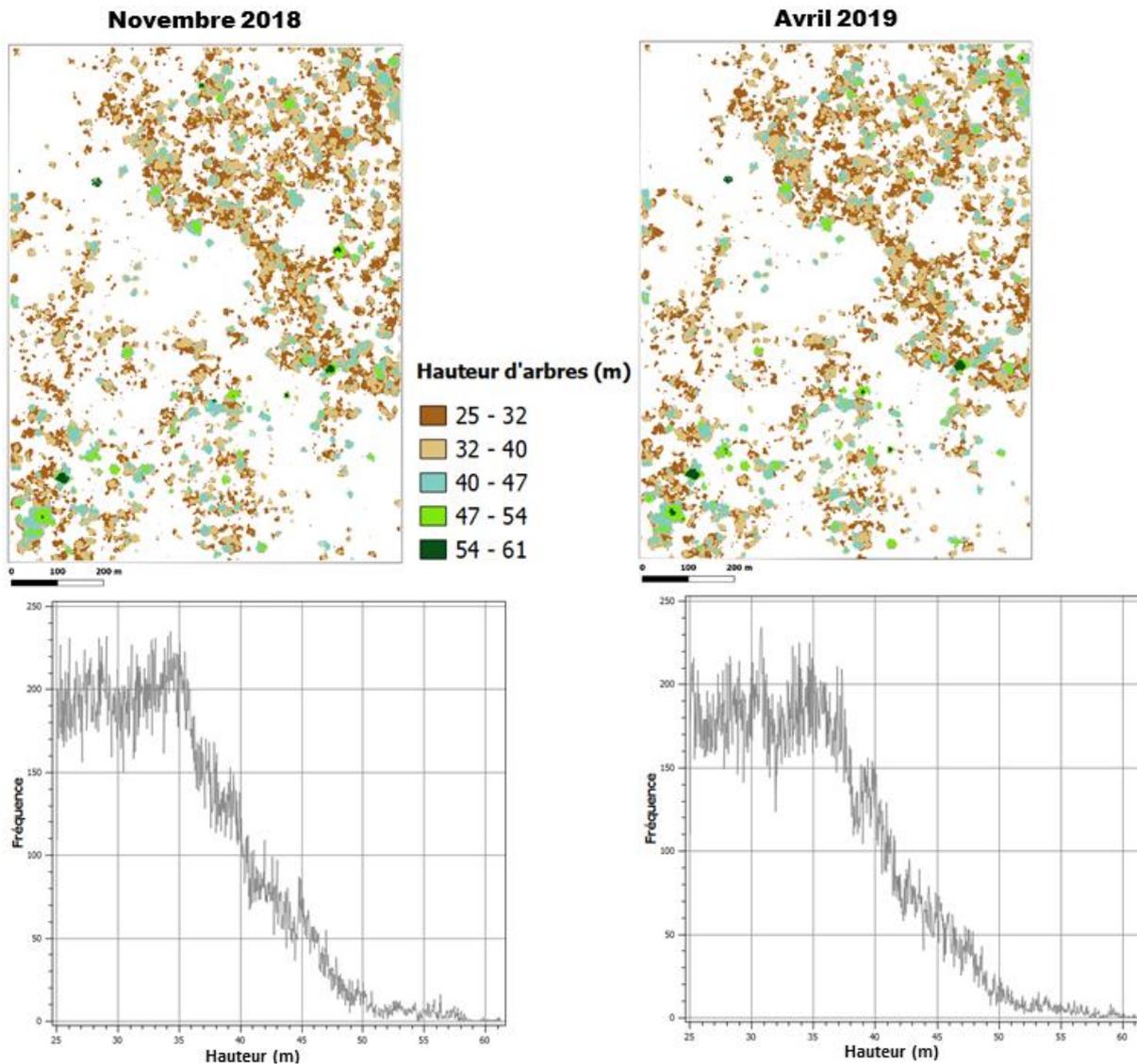
Au niveau du site 6 la hauteur maximum des arbres est de 59,59 m en Novembre 2018 et de 59,62 m en Avril 2019. La hauteur moyenne des arbres est estimée à  $34,92 \pm 6,26$  m en Novembre 2018 et à  $35,38 \pm 6,38$  m en Avril 2019. La **Figure 61** présente les Modèles Numériques de canopée (MNC) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 6 en Novembre 2019 et en Avril 2019.



**Figure 61** : Modèles Numériques de Canopée (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres (en bas) sur le site 6 en Novembre 2019 et en Avril 2019

### 5-2-5-3 Au niveau du site 8

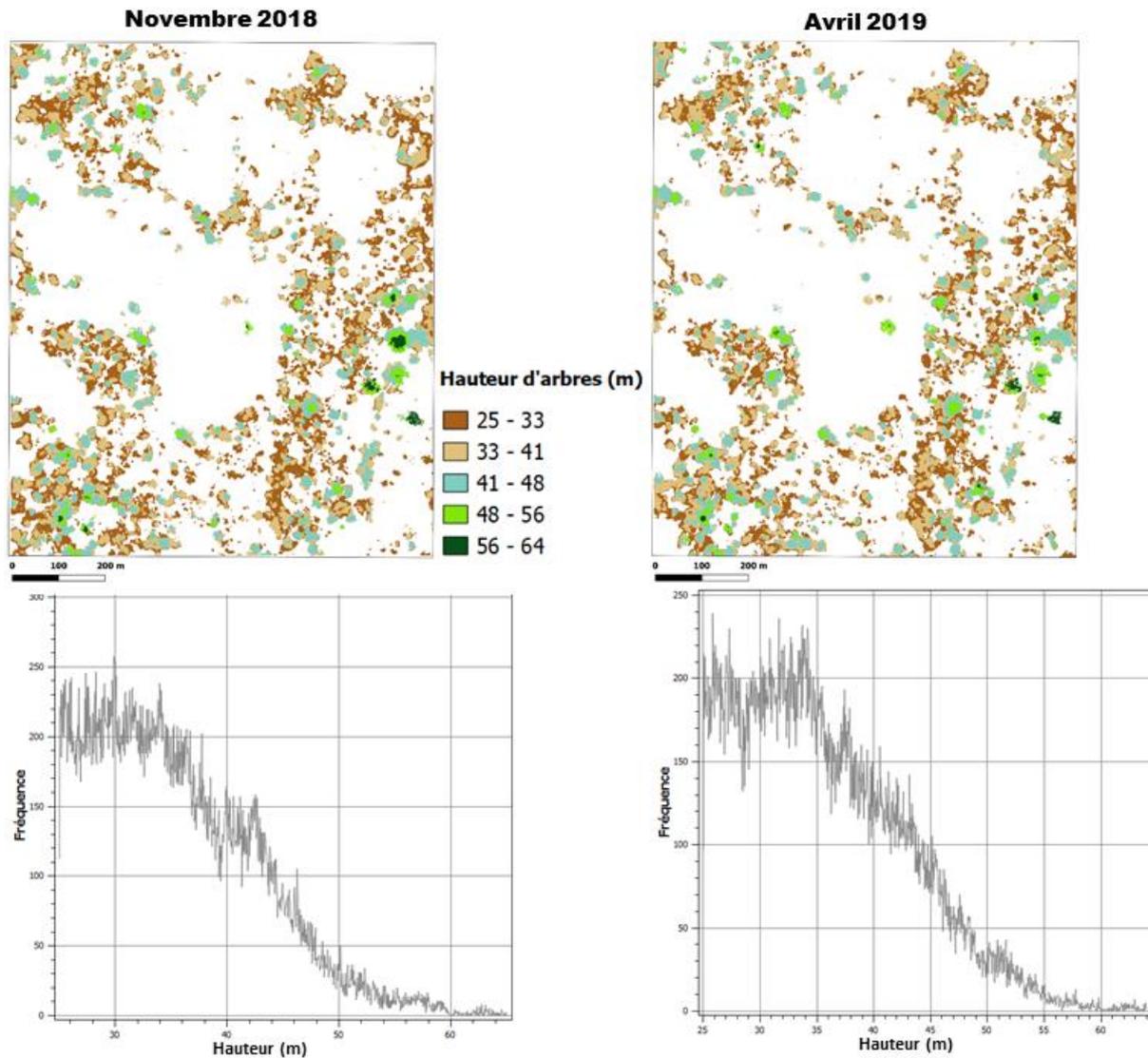
Au niveau du site 8 la hauteur maximum des arbres est de 61,29 m en Novembre 2018 et de 61,16 m en Avril 2019. La hauteur moyenne des arbres est de  $34,29 \pm 6,27$  m en Novembre 2018 et de  $34,63 \pm 6,40$  m en Avril 2019. Cette hauteur moyenne d'arbre en Novembre et Avril reste inférieure à celles observées au niveau des autres sites. La **Figure 62** présente les Modèles Numériques de canopée (MNC) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres sur le site 8 en Novembre 2019 et en Avril 2019.



**Figure 62 :** Modèles Numériques de Canopée (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d’arbres (en bas) sur le site 8 en Novembre 2018 et en Avril 2019

#### 5-2-5-4 Au niveau du site 9

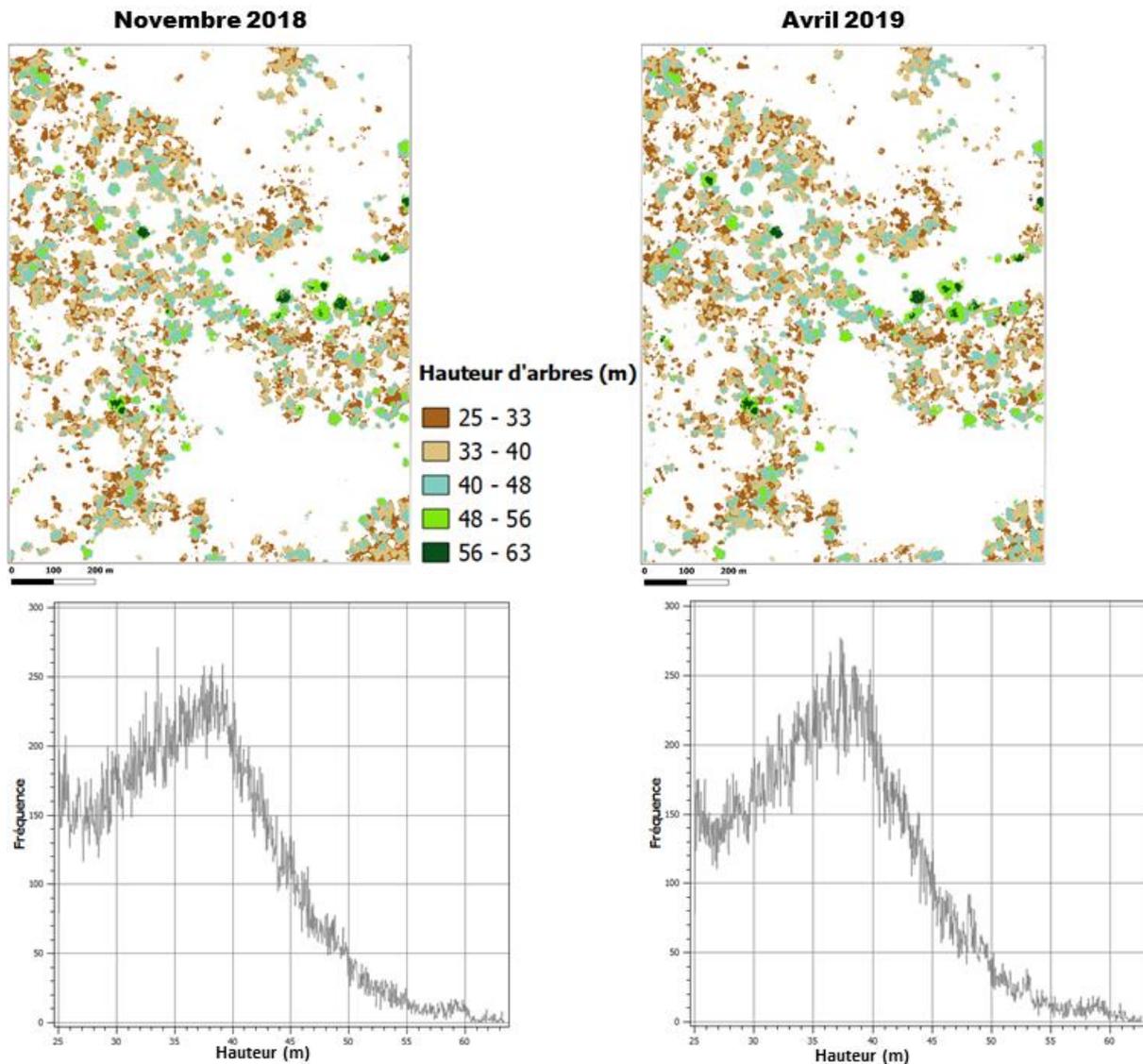
La hauteur maximum des arbres sur le site 9 est estimée à 65,06 m en Novembre 2018 et à 64,07 m en Avril 2019. C’est donc le site qui présente les plus grands arbres par rapport aux autres sites étudiés de la forêt classée de Bossématié. La hauteur moyenne des arbres en Novembre et Avril reste supérieure à celles observées au niveau du site 8 sur la même période. Elle est estimée à  $35,43 \pm 7,21$  m en Novembre 2018 et à  $35,55 \pm 7,15$  m en Avril 2019. La **Figure 63** présente les Modèles Numériques de Canopée (MNC) ainsi que les histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d’arbres sur le site 9 en Novembre 2018 et en Avril 2019.



**Figure 63 :** Modèles Numériques de Canopée (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres (en bas) sur le site 9 en Novembre 2019 et en Avril 2019

#### 5-2-5-5 Au niveau du site 11

La hauteur maximum des arbres sur le site 11 est estimée à 63,41 m en Novembre 2018 et à 62,69 m en Avril 2019. La hauteur des arbres est quant à elle estimée à  $37 \pm 7,14$  m en Novembre 2018 et à  $36,88 \pm 7,05$  m en Avril 2019. Cette hauteur moyenne d'arbres sur la période considérée reste supérieure à celles observées au niveau des autres sites. La **Figure 64** présente les Modèles Numériques de Canopée (MNH) ainsi que les histogrammes de distribution des hauteurs d'arbres sur le site 11 en Novembre 2019 et en Avril 2019.



**Figure 64 :** Modèles Numériques de Canopée (en haut) et histogrammes de distribution de fréquence des hauteurs d'arbres (en bas) sur le site 11 en Novembre 2019 et en Avril 2019

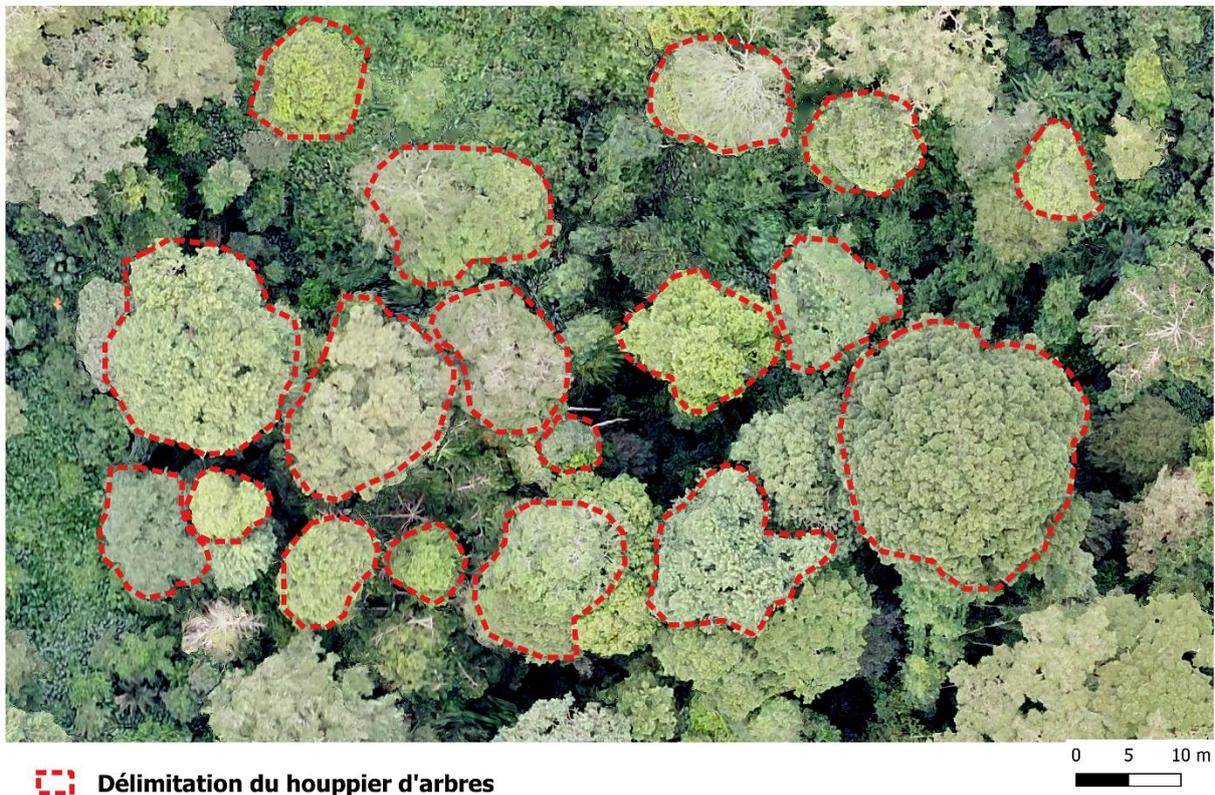
### 5-2-6 Estimation de la surface des houppiers d'arbres

Au total, 124 polygones de détournement des houppiers d'arbres ont été délimités. Les valeurs de surface du houppier d'arbres varient entre 7 m<sup>2</sup> et 838 m<sup>2</sup> avec une moyenne de 152 m<sup>2</sup>. Cette taille moyenne de houppier correspond à peu près à la taille du pixel d'un capteur Sentinel à 10 m de résolution spatiale.

**Tableau XXVI :** Statistiques des surfaces des houppiers d'arbres sur l'ensemble des sites de l'étude

Site test	Nombre de polygones	Surface minimum (m <sup>2</sup> )	Surface maximum (m <sup>2</sup> )	Surface moyenne (m <sup>2</sup> )
Site 1	22	26	373	166
Site 6	31	23	451	127
Site 8	20	7	487	164
Site 9	27	12	385	113
Site 11	24	25	838	206

La **Figure 65** présente le processus d'estimation de la surface du houppier des arbres à partir d'images aériennes acquises par drone dans la forêt classée de Bossématié.



**Figure 65 :** Processus d'estimation de la surface du houppier des arbres à partir d'images aériennes acquises par drone dans la forêt classée de Bossématié

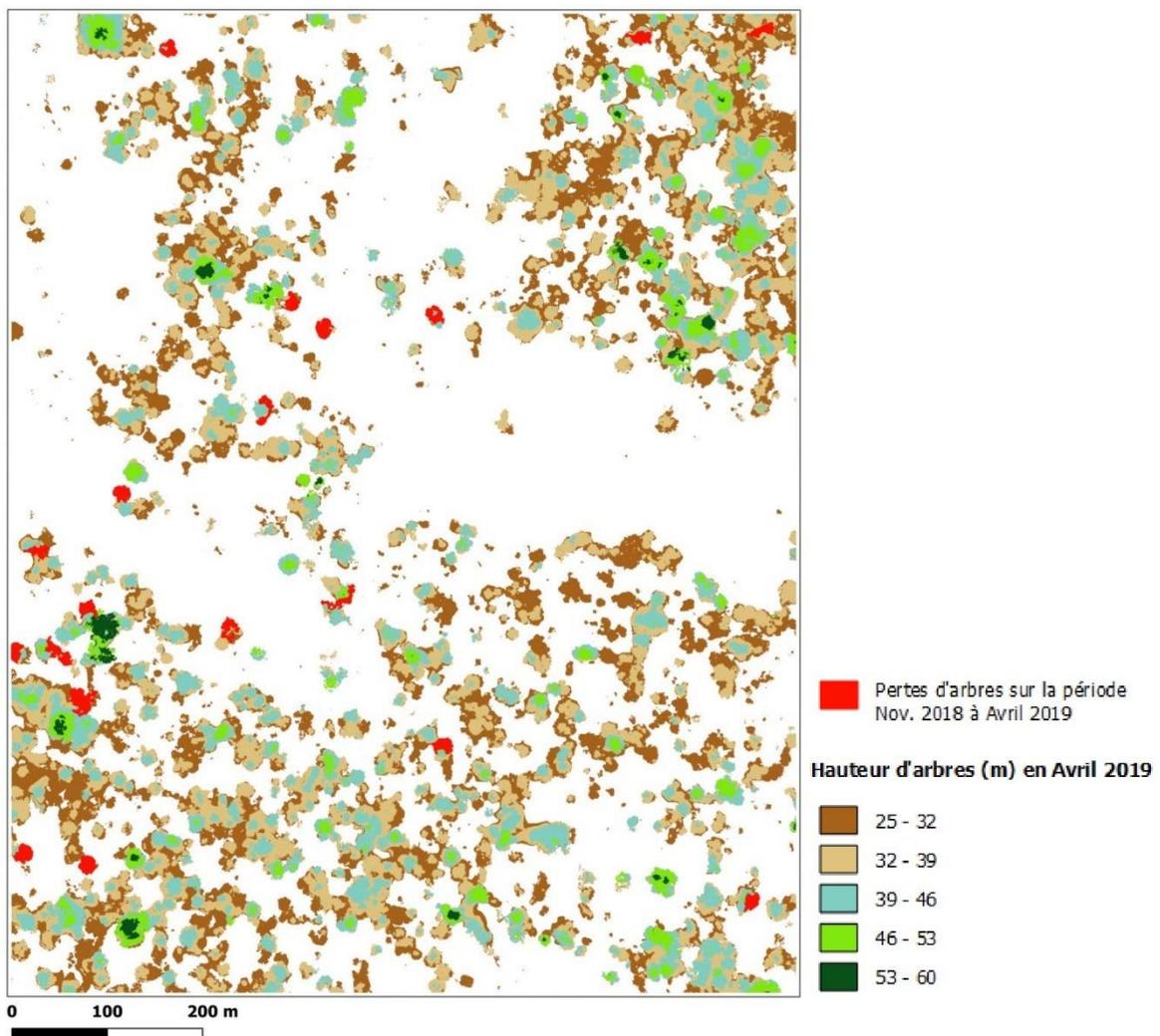
### 5-2-7 Détection des pertes d'arbres par différence de hauteurs de végétation

L'approche cartographique privilégiée dans la détection des pertes d'arbres est basée sur l'analyse des changements par différence de hauteurs de la végétation (Delta MNH) sur la

période Novembre 2018 à Avril 2019 et sur la base de critère de hauteur d'arbre défini à 25 m et de surface moyenne du houppier d'arbre estimé à 150 m<sup>2</sup>. Les valeurs négatives représentent les pertes d'arbres particulièrement les nouveaux défrichements ou les pertes liées à la mise à feu de l'arbre.

### 5-2-7-1 Pertes d'arbres sur le site 1

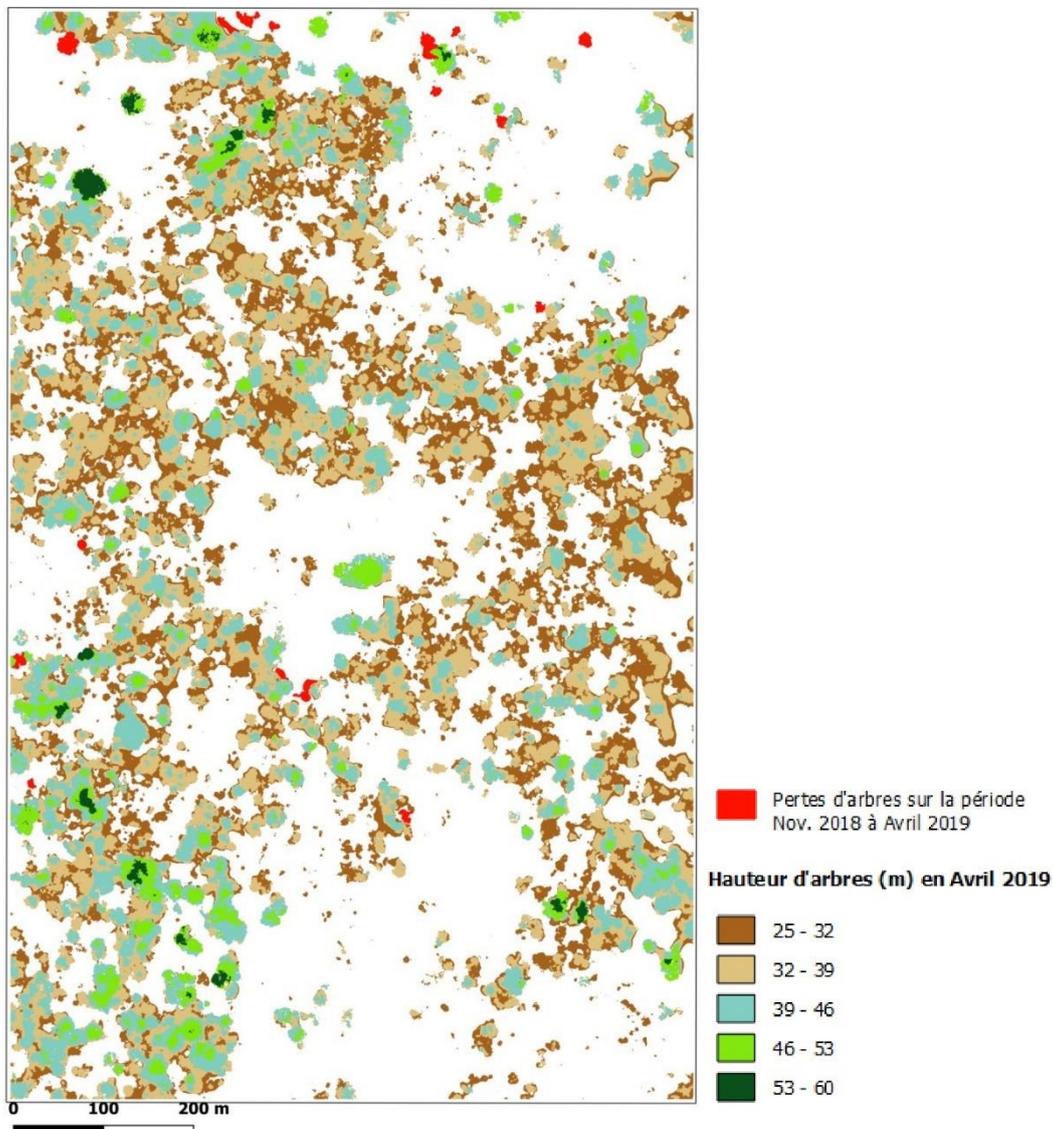
Au niveau du site 1, on enregistre au minimum 19 pertes d'arbres associées à une superficie de 0,4 ha entre Novembre 2018 et Avril 2019. La distribution spatiale des pertes d'arbres sur le site 1 entre Novembre 2018 et Avril 2019 est présentée par la **Figure 66**.



**Figure 66** : Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 1

### 5-2-7-2 Pertes d'arbres sur le site 6

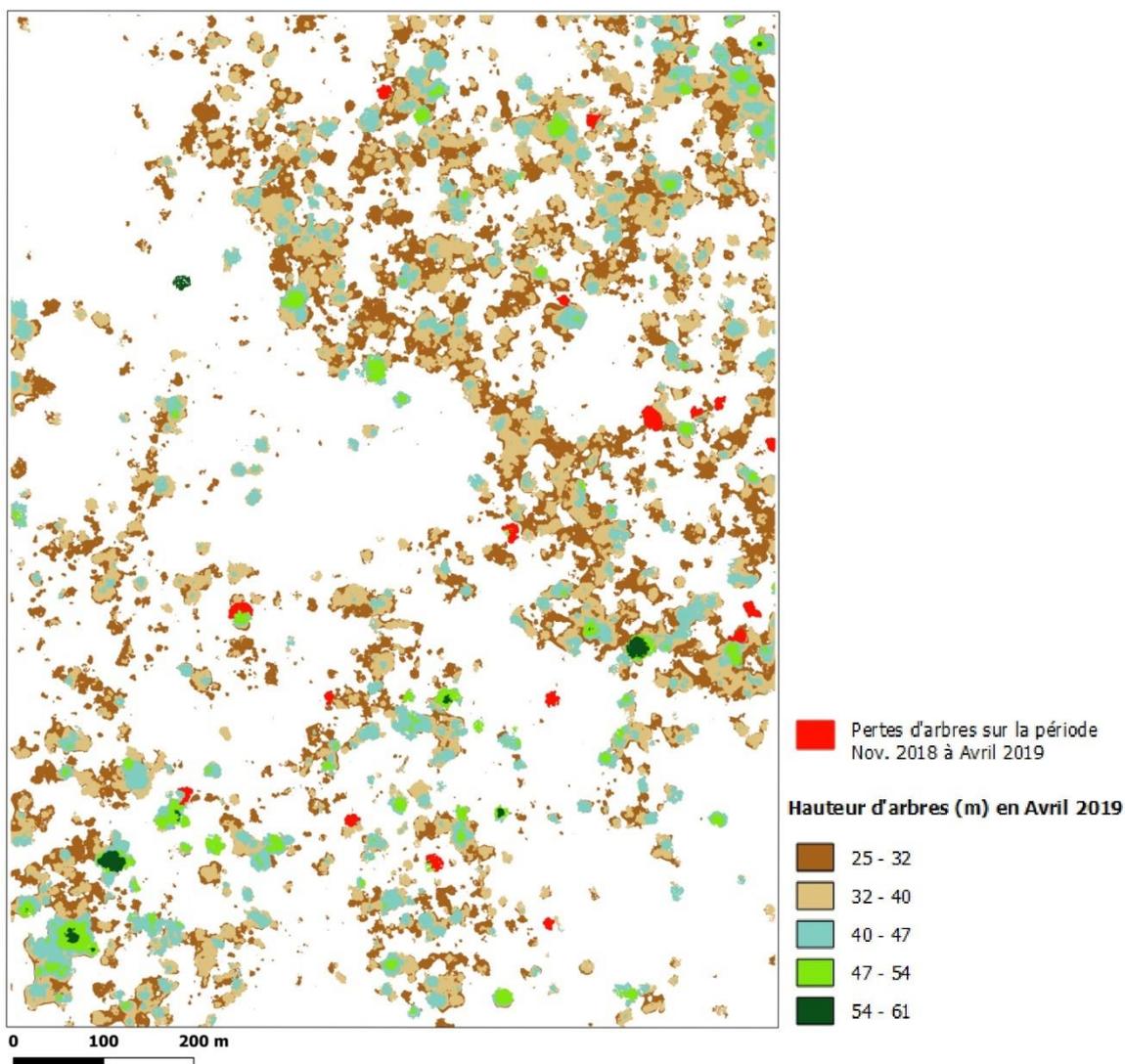
Au niveau du site 6, on enregistre au minimum 16 pertes d'arbres associées à une superficie de 0,2 ha entre Novembre 2018 et Avril 2019. La distribution spatiale des pertes d'arbres sur le site 6 entre Novembre 2018 et Avril 2019 est présentée par la **Figure 67**.



**Figure 67** : Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 6

### 5-2-7-3 Pertes d'arbres sur le site 8

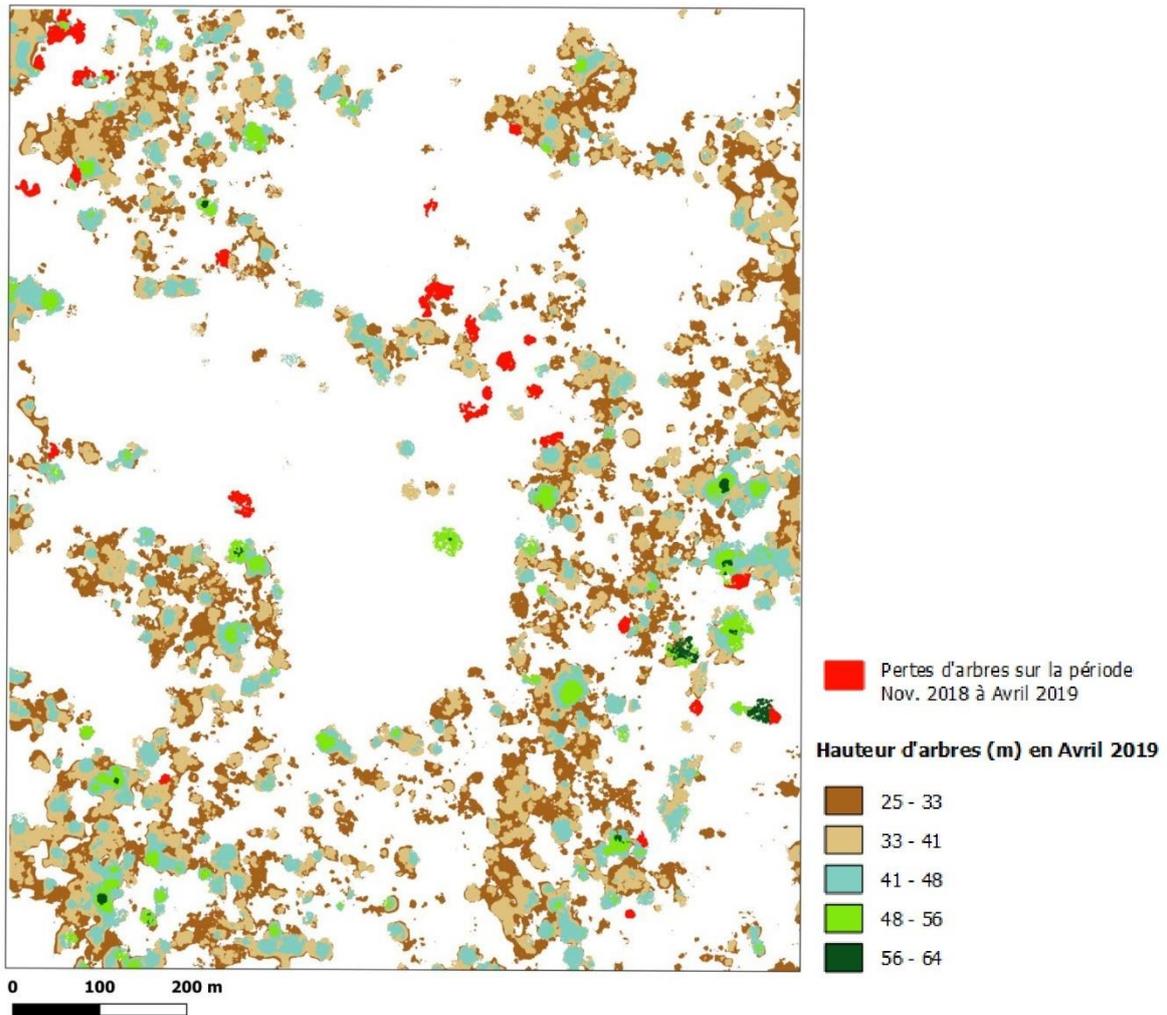
Au niveau du site 8, on enregistre au minimum 17 pertes d'arbres associées à une superficie de 0,3 ha entre Novembre 2018 et Avril 2019. La distribution spatiale des pertes d'arbres sur le site 8 entre Novembre 2018 et Avril 2019 est présentée par la **Figure 68**.



**Figure 68** : Distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 8

#### 5-2-7-4 Pertes d'arbres sur le site 9

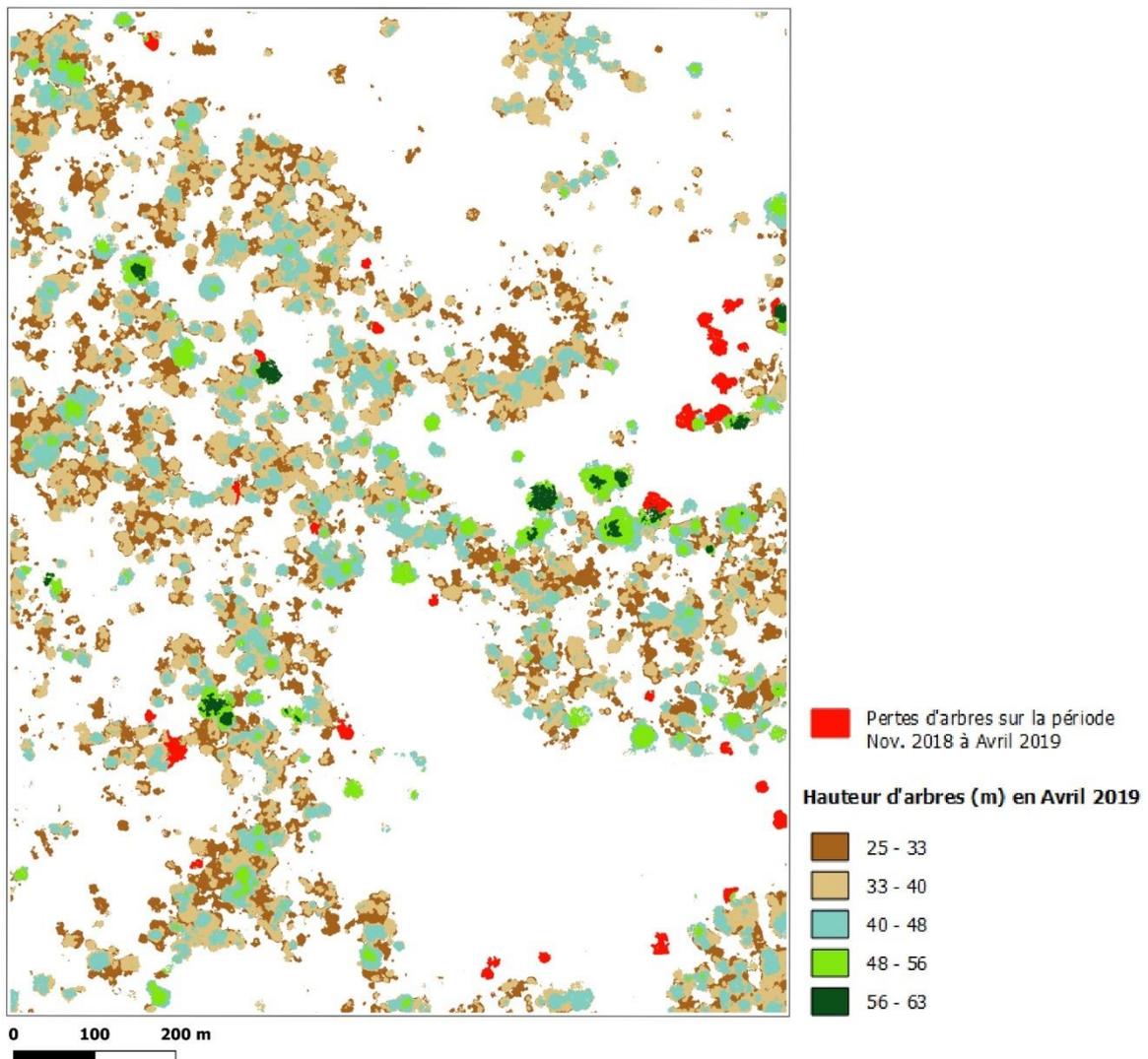
Au niveau du site 9, on enregistre au minimum 28 pertes d'arbres associées à une superficie de 0,5 ha entre Novembre 2018 et Avril 2019. La distribution spatiale des pertes d'arbres sur le site 9 entre Novembre 2018 et Avril 2019 est présentée par la **Figure 69**.



**Figure 69** : Distribution des hauteurs d’arbres en Avril 2019 et des pertes d’arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 9

#### 5-2-7-5 Pertes d’arbres sur le site 11

Au niveau du site 11, on enregistre au minimum 27 pertes d’arbres associées à une superficie de 0,6 ha entre Novembre 2018 et Avril 2019. La distribution spatiale des pertes d’arbres sur le site 11 entre Novembre 2018 et Avril 2019 est présentée par la **Figure 70**.



**Figure 70 :** Distribution des hauteurs d’arbres en Avril 2019 et des pertes d’arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019 sur le site 11

### 5-2-8 Qualité des cartes de distribution des pertes d’arbres

L’analyse des changements de hauteur de végétation a permis de détecter les pertes d’arbres (nouveaux défrichements ou les pertes liées à la mise à feu de l’arbre). Chacune des cartes des pertes d’arbres produites sur la période Novembre 2018 à Avril 2019 ont été évaluées sur la la base de la photo-interprétation de 511 points d’observations réparties selon les catégories : pertes d’arbres (107 points au total correspondant à l’ensemble des pertes d’abres détectés), forêt stable (200 points au total) et non-forêt stable (204 points au total).

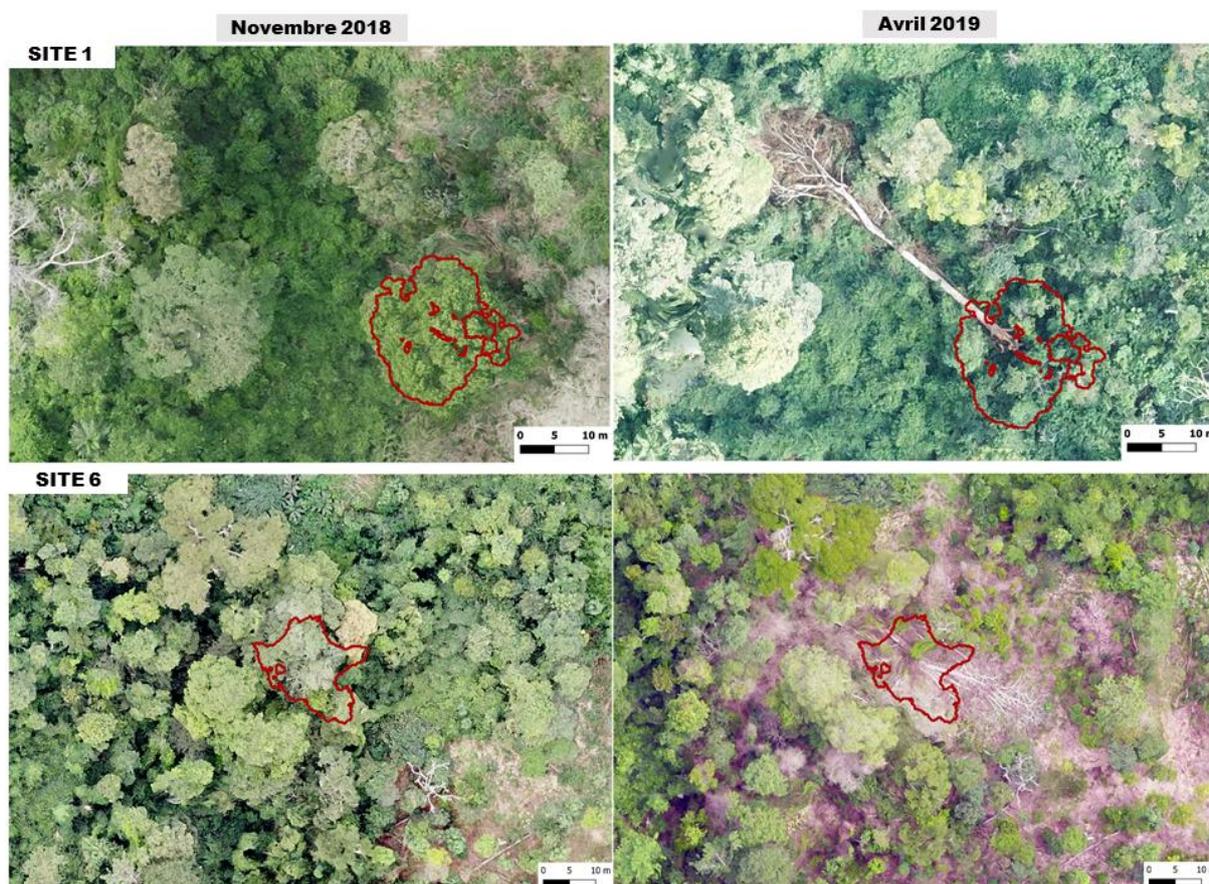
L’évaluation de la qualité de l’ensemble des cartes révèle que la précision globale est de 97% et l’indice Kappa de 0,95. Les précisions de l’utilisateur sont estimées à 93% pour les pertes d’arbres, 98% pour les forêts stables et 99 % pour les non-forêts stables. Les précisions du

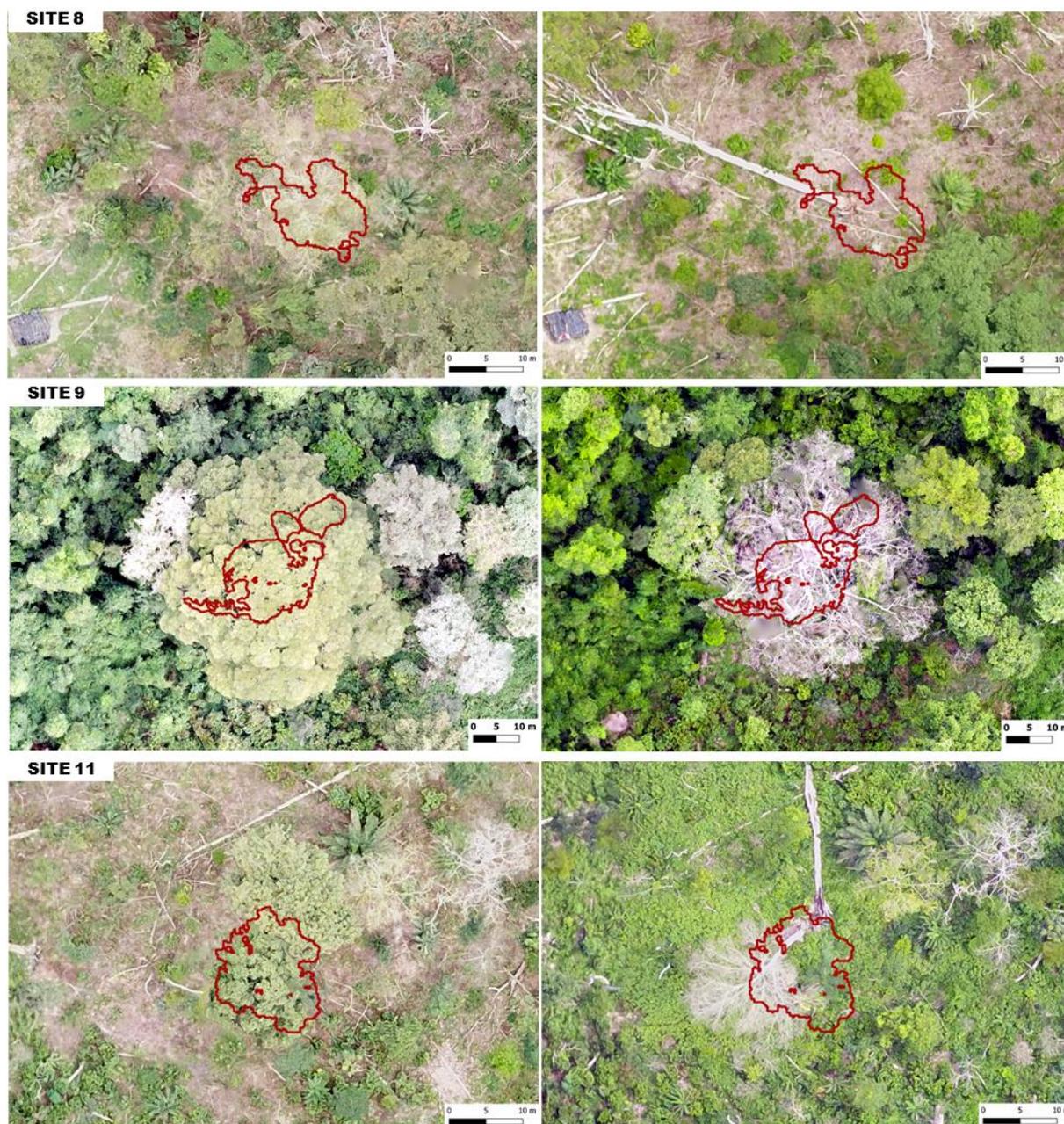
producteur sont estimées à 98% pour les pertes d'arbres, 97% pour les forêts stables et 97% pour les non-forêts stables. (**Tableau XXVII**).

**Tableau XXVII** : Matrice de confusion et précisions de l'ensemble des cartes de distribution des hauteurs d'arbres en Avril 2019 et des pertes d'arbres au cours de la période Novembre 2018 - Avril 2019

	Perte arbre	Forêt stable	Non forêt stable	Total	Précision Utilisateur	Erreur de commission
<b>Perte arbre</b>	<b>99</b>	5	3	107	0,93	0,007
<b>Forêt stable</b>	1	<b>196</b>	3	200	0,98	0,02
<b>Non forêt stable</b>	1	2	<b>201</b>	204	0,99	0,01
<b>Total</b>	101	203	207	<b>511</b>		
<b>Précision Producteur</b>	0,98	0,97	0,97		<b>PG = 97 %</b>	
<b>Erreur d'omission</b>	0,02	0,03	0,03		<b>Kappa = 0,95</b>	

La **Figure 71** présente le resultat de l'identification des pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié sur les orthomosaiques de Novembre 2018 et de Avril 2019.





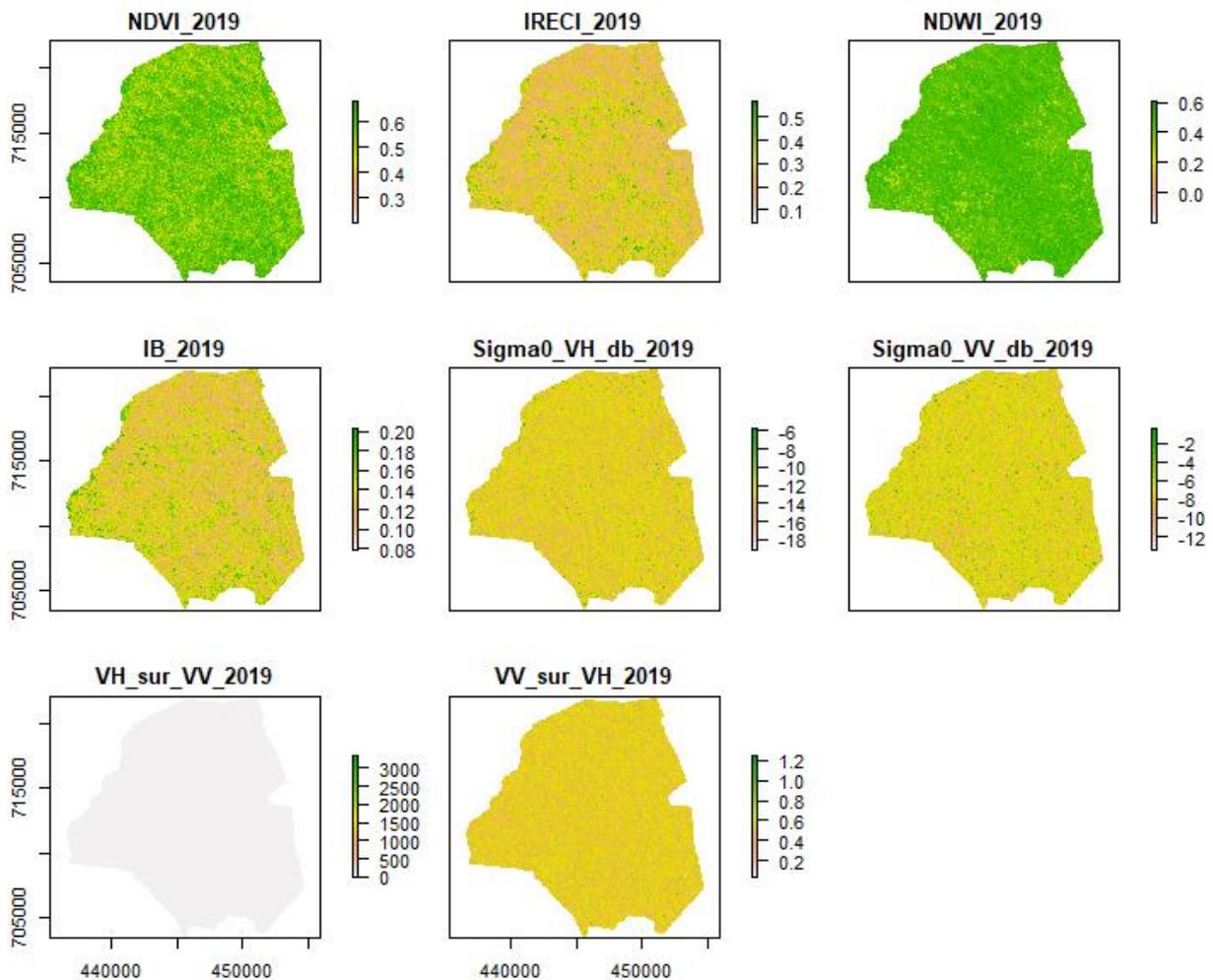
**Figure 71** : Illustration de l'identification des pertes d'arbres (le tracé en rouge matérialise l'arbre perdu : nouveaux défrichements ou perte liée à la mise à feu de l'arbre) dans la forêt classée de Bossématié sur les orthomosaiques de Novembre 2018 et de Avril 2019

### 5-3 SUIVI SATELLITAIRE

#### 5-3-1 Variables en entrée du modèle

Les variables en entrée du modèle (**Figure 72**) ont été calculées sur la base des images Sentinel-2 du 31 Décembre 2019 et des images Sentinel-1 du 09 Avril 2019. Les valeurs d'indice de végétation calculées sur la forêt classée de la Bossématié varient de 0,1 à 0,7 pour le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) et de 0 à 0,7 pour le IRECI (Inverted Red

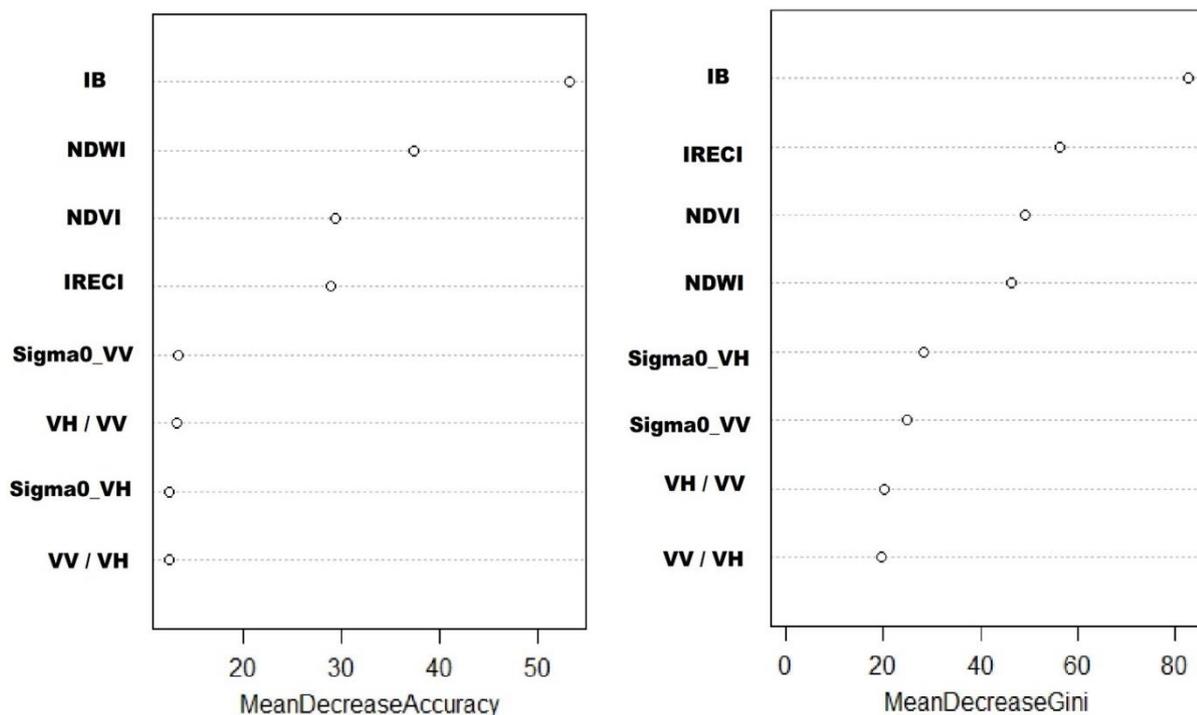
Edge Chlorophyll Index). La teneur en eau de la végétation de la forêt classée de Bossématié a été quant à elle caractérisée avec le NDWI (Normalized Difference Water Index) dont les valeurs varient -0,3 à 0,7. Les valeurs d'indice de brillance des sols calculées varient de 0,1 à 0,2. Les coefficients de rétrodiffusion Sigma0 VH et VV du 09 Avril 2019 varient respectivement de -19,2 dB à -3,9 dB et de -15 dB à 1,4 dB. Quant aux rapports de polarisation VH sur VV et VV sur VH, elles varient respectivement de -2432 à 17652 et de -0,14 à 1,38.



**Figure 72 :** Variables spectrales (Indices) des images Sentinel-2 du 31 Décembre 2019 et rétrodiffusionnelles des images Sentinel-1 du 09 Avril 2019. NDVI : Normalized Difference Vegetation Index; IRECI : Inverted Red Edge Chlorophyll Index ; NDWI : Normalized Difference Water Index ; IB : Indice de brillance des sols ; Sigma0\_VH\_db\_2019 : coefficient de rétrodiffusion (Sigma 0 en décibel) en polarisation VH (Vertical et Horizontal) de 2019 ; Sigma0\_VV\_db\_2019 : coefficient de rétrodiffusion (Sigma 0 en décibel) en polarisation VV (Vertical et Vertical) de 2019 ; VH\_sur\_VV\_2019 : Rapport des coefficients de rétrodiffusion VV sur VH en 2019 ; VV\_sur\_VH\_2019 : Rapport des coefficients de rétrodiffusion VH sur VV en 2019

### 5-3-2 Importance des variables

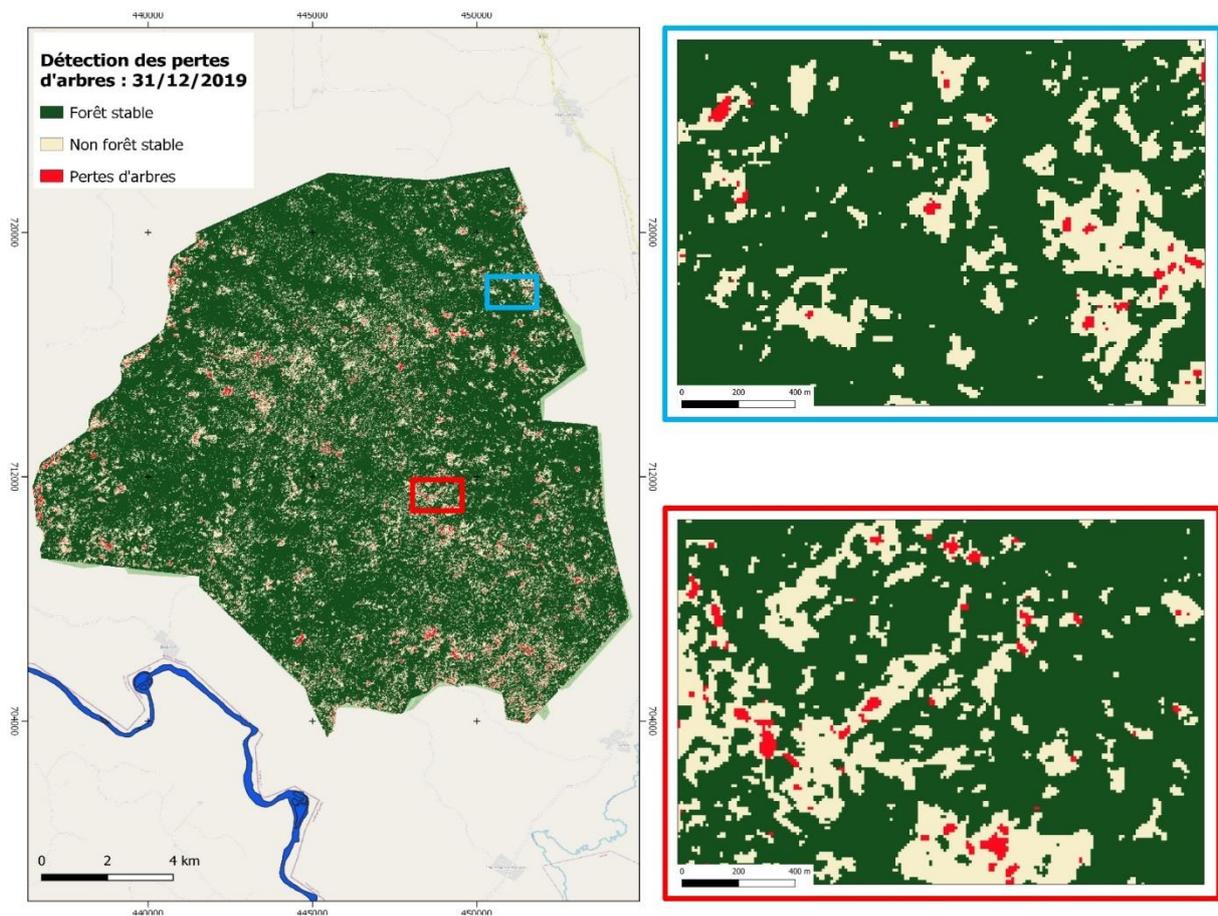
L'importance des variables explicatives lors de la construction du modèle de prédiction des catégories de pertes d'arbres, de forêt stable et non-forêt stable est représentée par la **Figure 73**. Les résultats révèlent que les variables issues de Sentinel-2 (IB, IRECI, NDVI et NDWI) sont plus importantes que les variables issues de Sentinel-1 (Sigma0 VH db, Sigma0 VV db, VH/VV et VV/VH). L'indice de brillance reste plus important dans le modèle avec 55 % (Mean decrease accuracy) et 85 % (Mean decrease Gini). Le modèle peut donc être allégé en ne gardant que les variables issues de Sentinel-2.



**Figure 73** : Importance des variables explicatives du modèle de prédiction des catégories de pertes d'arbres, de surface stable de forêt et non forêt au niveau de la forêt classée de Bossématié. NDVI : Normalized Difference Vegetation Index; IRECI : Inverted Red Edge Chlorophyll Index ; NDWI : Normalized Difference Water Index ; IB : Indice de brillance des sols ; Sigma0\_VH\_db\_2019 : coefficient de rétrodiffusion (Sigma 0 en décibel) en polarisation VH (Vertical et Horizontal) de 2019 ; Sigma0\_VV\_db\_2019 : coefficient de rétrodiffusion (Sigma 0 en décibel) en polarisation VV (Vertical et Vertical) de 2019 ; VH\_sur\_VV\_2019 : Rapport des coefficients de rétrodiffusion VV sur VH en 2019 ; VV\_sur\_VH\_2019 : Rapport des coefficients de rétrodiffusion VH sur VV en 2019

### 5-3-3 Résultat cartographique

La carte de la distribution des pertes d'arbres dans la forêt classée de la Bossématié sur la période de Novembre 2018 à Décembre 2019 (**Figure 74**), montre que ces pertes sont distribuées sur l'ensemble de la forêt classée avec des fronts de déforestation au Sud et à l'Est de la forêt classée. L'analyse statistique révèle qu'au minimum 5568 pertes d'arbres ont été enregistrées dans la forêt classée de la Bossématié sur cette période, correspondant à une superficie de 280 ha de défrichage soit 1,3%. La superficie des forêts stables sur la même période est estimée à 17743 ha soit 80,7%, pendant que celle des non forêts stables est estimée à 3969 ha soit 18% de la superficie totale de la forêt classée.



**Figure 74** : Carte de distribution spatiales des pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié du 31 décembre 2019

**Tableau XXVIII :** Superficie occupée et proportion des catégories de pertes d'arbres, de forêt stable et non forêt stable dans la forêt classée de Bossématié à la date du 31 Décembre 2019

	Surface (ha)	%
Perte d'arbre	280	1,3
Forêt stable	17 743	80,7
Non forêt stable	3 969	18,0
<b>Total</b>	<b>21 992</b>	<b>100</b>

### 5-3-3 Validation

L'évaluation de la carte finale révèle que la précision globale (PG) est de 68% et l'indice kappa est 0,61. Les précisions de l'utilisateur sont respectivement estimées à 25 % pour les pertes d'arbres, 86% pour les forêts stables et 92% pour les non-forêts stables. Les précisions du producteur sont respectivement estimées à 42% pour les pertes d'arbres, 80% pour les forêts stables et 81% pour les non-forêts stables. (**Tableau XXIX**).

**Tableau XXIX :** Matrice de confusion et précisions de la carte de distribution spatiale des pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié du 31 Décembre 2019

	Perte arbre	Forêt stable	Non forêt stable	Total	Précision Utilisateur	Erreur de commission
<b>Perte d'arbre</b>	<b>27</b>	41	39	107	0,25	0,75
<b>Forêt stable</b>	24	<b>172</b>	4	200	0,86	0,14
<b>Non forêt stable</b>	14	2	<b>188</b>	204	0,92	0,08
<b>Total</b>	65	215	230	<b>511</b>		
<b>Précision Producteur</b>	0,42	0,80	0,81		<b>PG = 68 %</b>	
<b>Erreur d'omission</b>	0,58	0,20	0,19		<b>Kappa = 0,61</b>	

## CONCLUSION PARTIELLE

Les images Sentinel-2 ont permis d'évaluer la dynamique des changements d'occupation et d'usage des terres dans trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire avec des précisions satisfaisantes. La méthode de classification Random Forests s'est avérée efficace pour la cartographie de quinze (15) catégories d'occupation et d'usage des terres. L'analyse de la dynamique de déforestation et dégradation forestière a révélé un taux annuel de déforestation de 4,95% entre 2016 et 2019 dans cette partie de la Côte d'Ivoire, répartis comme suit : 3,87% dans la région de la Mé, 6,87% dans la région de l'Indénié-Djuablin, 5,16% dans la région du Sud-Comoé, 1,55% dans la réserve naturelle de Mabi-Yaya, 0,9% dans la forêt classée de N'Guéchié et 0,35% dans la forêt classée de Bossématié. Les résultats indiquent également que les principaux facteurs directs de la déforestation et de la dégradation forestière sont les cultures pérennes de cacao-café et d'hévéa. Les analyses se sont focalisées sur la réserve naturelle Mabi-Yaya et sur les forêts classées de N'Guéchié et de Bossématié car elles renferment à elles seules plus de 30% des forêts denses des trois régions du Sud-Est du pays témoignant de leur bon niveau de conservation comparé aux autres forêts classées et aires protégées.

Par la suite une analyse au niveau de la forêt classée de Bossématié s'est avérée nécessaire pour affiner l'évaluation des perturbations forestières. En effet, le choix de cette forêt classée se justifie par le faible taux annuel de déforestation enregistré entre 2016 et 2019 estimé à 0,35%. L'analyse a été possible grâce au drone. L'usage du drone a permis d'évaluer des paramètres dendrométriques grâce aux modèles photogrammétriques et de détecter les pertes d'arbres entre Novembre 2018 et Avril 2019 dans la forêt classée de la Bossématié avec de très bonnes précisions. L'analyse de la distribution des hauteurs des arbres dans cette forêt classée a révélé que la hauteur maximum des arbres est de 65,06 m en Novembre 2018 et de 64,07 m en Avril 2019 avec une moyenne de la hauteur des arbres qui varie de  $34,29 \pm 6,27$  m à  $37,00 \pm 7,14$  m en Novembre 2018 et de  $34,63 \pm 6,40$  m à  $36,88 \pm 7,05$  m en Avril 2019. Une seconde analyse a permis d'estimer la surface moyenne du houppier des arbres à  $152 \text{ m}^2$ . La différence des hauteurs des arbres sur la période considérée a permis de détecter les pertes d'arbres dont l'évaluation s'est avérée satisfaisante. Cependant, la détection des pertes d'arbres à l'aide des indices calculés sur la base des images satellites Sentinel-1 et 2 a présenté de faibles niveaux de précisions. Ces résultats seront discutés dans le chapitre suivant.

## **CHAPITRE 6 : DISCUSSION**

### **6-1 SUIVI RÉGIONAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE**

#### **6-1-1 Qualité des cartographies**

La validation croisée des cartes d'occupation et d'usage des terres de 2016 et de 2019 présente des précisions globales respectives de 92% et 87% et des coefficients Kappa respectifs de 0,91 et 0,85. Ces ordres de grandeurs du coefficients Kappa que nous avons obtenu indiquent que les cartes ont des niveaux de qualité satisfaisants, car selon Landis et Koch (1977), cet indice est "Excellent" quand il est égal à 0,81; il est "Bon" quand il est compris entre 0,80 - 0,61; il est "Modéré" quand il est compris entre 0,60 - 0,21; il est "Mauvais" quand il est compris entre 0,20 - 0,0 et il est "Très Mauvais" quand il est inférieur à 0,0. Les précisions globales restent quant à elles supérieures aux indicateurs obtenus pour la carte d'occupation du sol de 2016 au niveau national (BNETD, 2019) estimé à 73% à partir d'une évaluation réalisée par l'Institut de Géographie Nationale de France (IGN, 2019). Bien qu'il s'agisse d'échantillons tirés aléatoirement et agrégés pour de nombreuses itérations (validation croisée) les observations utilisées peuvent être géographiquement proches les unes des autres. Il s'agit du phénomène d'autocorrélation spatiale qui génère des indicateurs souvent optimistes, connu pour ce type de validation et souvent ignoré. Pour éviter ce problème lié à la validation croisée, une validation indépendante et externe au processus de cartographie est nécessaire. D'après les recommandations internationales (Olofsson *et al.*, 2014 ; GOF-C-GOLD, 2016) la validation externe nécessite des points d'observations de référence issue de campagne de terrain ou des observations par photo-interprétation sur la base d'images dont la résolution permet d'identifier clairement l'usage des terres (images THRS < 1 m). Le premier cas est beaucoup plus réaliste sur de petites surfaces mais des difficultés de garantir une bonne représentativité spatiale et de coût se posent pour des cartographies à large échelle. Le deuxième cas est souvent utilisé à l'instar de l'outil Collect Earth de la FAO qui facilite ce processus de collecte de données de référence (Bey *et al.*, 2016). Dans cette étude, il n'a pas été possible de conduire une telle évaluation car pour les deux années de références 2016 et 2019 aucune donnée THRS n'était disponibles. Cette observation est par ailleurs valable pour toute étude diachronique historique ou récente dont l'achat d'images THRS (entre 5 et 10 euros/km<sup>2</sup>) n'a pas été anticipé ou réalisé. En résumé, cette validation croisée ne peut pas être considérée comme une estimation indépendante de la qualité des deux cartes mais elle donne un aperçu de leur fiabilité et des

indications pertinentes sur les confusions entre les catégories sans avoir recours à un échantillon test supplémentaire (Chehata *et al.*, 2015).

### **6-1-2 Utilisation du modèle Random Forests**

La qualité d'un modèle Random Forests est dépendante de la qualité des données d'apprentissages (Gislason *et al.*, 2006). Ces données doivent être représentatives des catégories d'occupation et d'usage des terres avec une distribution spatiale couvrant l'ensemble de la zone d'étude. Elles doivent également être en nombre suffisant pour permettre une meilleure prise en compte de la variabilité spectrale des catégories à l'échelle locale (Grinand *et al.*, 2013). L'ajout de parcelles tend à améliorer continuellement les résultats jusqu'à un certain seuil où la carte ne montre plus d'amélioration significative. Certains auteurs ont ainsi observé qu'à partir d'un certain seuil il devient superflu de rajouter des données d'apprentissages pour améliorer les résultats (Pelletier *et al.*, 2016). Dans cette étude, pour garantir la bonne qualité des données, la délimitation s'est faite à partir des connaissances "d'expert" du terrain et en insistant sur les limites entre des parcelles voisines dans une même unité de paysage (Grinand *et al.*, 2013 ; Rakotomala *et al.*, 2015). Malgré, cet effort, il a été difficile d'obtenir une distribution équitable des données d'apprentissages au sein des catégories. Cela est aussi dû à la taille des catégories sur la zone étudiée. Une autre approche consiste à échantillonner des points de manière aléatoire ou régulière pour l'identification des données d'apprentissages. Bien que plus robuste statistiquement, la limite réside dans le fonctionnement intrinsèque du modèle Random Forests qui s'appuie sur des arbres de décision. Ces arbres sont une succession de séparation binaires des valeurs des variables en entrée du modèle (ici réflectance des images satellites), l'algorithme détermine automatiquement les seuils de différenciation des catégories d'occupation du sol entre elles. Les échantillons de points très éloignés les uns des autres ne permettent pas de fournir à l'algorithme les informations nécessaires du passage d'une catégorie d'occupation du sol à une autre (exemple d'une forêt dense à forêt dégradée ou à une parcelle de cacao-café). Le travail de photo-interprétation réalisé dans la zone d'étude est considérable, avec plus de 2000 polygones (taille moyenne 1,5 ha) pour chacune des dates, et permet d'assurer la consistance et la pertinence spatiale des cartes qui ont été produites.

### **6-1-3 Analyse des confusions**

Les principales confusions se situent entre les forêts dégradées ou secondaires et les autres catégories telles que les forêts denses, les cultures de rente (cacao-café et hévéa) et les

cultures ou jachères non différenciées. Ces confusions traduisent la complexité et la forte hétérogénéité des formations forestières observées. Cela a d'ailleurs été une difficulté dans le processus même de photo-interprétation sur les images Sentinel-2. Cette hypothèse explicative a été mentionnée par Dibi *et al.* (2008) et Jofack Sokeng *et al.*, (2019). A titre d'illustration, la **Figure 75** présente un paysage de forêt fortement dégradé et des mosaïques de cultures (forte hétérogénéité). En outre, les cultures ou jachères non différenciées pourraient renfermer de très jeunes plantations de cacao et d'hévéa difficilement identifiables sur les images Sentinel-2. Cela pourrait être à l'origine des confusions entre les cultures ou jachères non différenciées et les cultures pérennes (cacao-café et hévéa). Malgré la sélection de la meilleure image disponible sur les années d'étude, la persistance de nuages et des ombres portées réduisent les capacités de discrimination des modes d'occupation et d'usage des terres.



**Figure 75** : Paysage de forêt fortement dégradé et mosaïque de culture (forte hétérogénéité) dans la forêt classée de Bossématié.

*Photo Ouattara T. A.*

#### **6-1-4 Dynamique de déforestation et de dégradation forestière**

Pour les trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire, le taux annuel de déforestation a été estimé à 4,95% entre 2016 et 2019. Ce taux est supérieur à celui estimé par BNETD (2016) ainsi que FAO et SEP-REDD+ (2017), entre 2000 et 2015, à 2,66% par an pour l'ensemble du territoire national et à 3,73% par an pour les mêmes régions du Sud-Est. L'étude du BNETD s'est appuyée sur les images Landsat (30 mètres) et a concerné l'étude de la déforestation des forêts denses. La présente étude a plutôt intégré la déforestation des forêts dégradées ou secondaires afin de tenir compte du couvert forestier dans son ensemble. Il s'agit d'une avancée importante car le territoire concerné par l'étude correspond en grande partie à l'ancienne boucle du cacao, c'est-à-dire la zone originelle de production du cacao en Côte d'Ivoire à la fin du 19<sup>e</sup> siècle (Oszwald *et al.*, 2007). Dans cette zone de très nombreuses cacaoyères vieillissantes ont été abandonnées par leurs propriétaires et ont donc été largement recolonisées par des espèces arborées au cours des dernières décennies (Oszwald *et al.*, 2007). La proportion de forêts dégradées y est donc beaucoup plus importante que dans le reste du pays comme le montre les résultats de la présente étude.

#### **6-1-5 Facteurs directs de déforestation et de dégradation forestière**

Les résultats mettent en lumière le rôle de l'hévéaculture dans la réduction du couvert forestier. Cette observation a également été rapportée par Vaudry *et al.*, (2016) qui ont fait une analyse qualitative des facteurs de dégradation et de déforestation dans la même région. Ce phénomène est à mettre en lien avec la forte baisse des coûts du latex qui a succédé à la période de « fièvre de l'hévéa » de 2011 à 2013, occasionnant un pic de déforestation au profit de l'hévéa. Ces travaux viennent également renforcer ceux de Ruf (2012) qui a observé que l'hévéa succède plus souvent aux forêts dégradées ou secondaires (9% des conversions) qu'aux forêts denses (3%).

Les résultats corroborent également le lien étroit qui existe entre les coûts des produits agricoles sur les marchés internationaux et le rythme de dégradation et de déforestation en Côte d'Ivoire (Ruf, 2012). En effet, les prix élevés offerts aux cacaoculteurs entre 2016 et 2019 expliquent la dynamique de l'hévéa précitée. Ainsi, la cacaoculture est redevenue la principale cause de déforestation. Et ceci, quel que soit le type de forêt : forêts denses (4% des conversions) ou forêts dégradées et secondaires (16% des conversions).

## 6-1-6 Vers un système de suivi des terres en Côte d'Ivoire

Dans le cadre de sa stratégie nationale REDD+, le Ministère de l'Environnement et du Développement Durable (MINEDD) a posé les bases d'un système de Surveillance Spatiale des Terres (SST). Les réflexions en cours sur les choix techniques pourraient bénéficier des enseignements tirés de la présente étude.

En premier lieu, les résultats de ces travaux démontrent qu'il est possible, avec des niveaux d'incertitude satisfaisants, de détecter la déforestation des forêts dégradées et secondaires en plus des forêts denses. Cela permettrait d'affiner notablement le Niveau d'Emissions de Référence des Forêts (NERF) transmis par la Côte d'Ivoire à la Convention Cadre des Nations-Unies sur les Changements Climatiques (CCNUCC) (SEP-REDD+, 2017). De plus, ces travaux montrent que ce NERF pourrait également être enrichi avec des données relatives à la détection de la dégradation des forêts, qu'elle soit issue de l'exploitation non durable du bois ou bien de la conversion progressive des forêts denses en cultures pérennes. Au-delà, cela pourrait aider à concrétiser l'Initiative Cacao et Forêts (WCF, 2020) qui, à l'instar du Ghana, envisage de doter la Côte d'Ivoire d'un système performant de suivi des forêts.

D'un point de vue technique, il ne faut pas occulter les difficultés d'acquisitions d'images Sentinel-2 exploitables, au regard des fortes couvertures nuageuses en zone tropicale et en particulier la Côte d'Ivoire (présence de cirrus, cumulo-nimbus ou de brume sur l'image). Comme indiqué plus haut, cela affecte le résultat de la cartographie et ce, même après l'utilisation d'outils spécifiques pour réduire ces effets. Une solution consisterait à utiliser d'autres outils récemment développés et mis à disposition d'un large public, qui permettent de traiter un volume considérable de données satellites sur une série temporelle dense (ex. Google Earth Engine, SEPAL). Ces outils permettent, entre autres, de produire des compositions d'images « sans nuage », sur une période donnée et en intégrant des masques de nuages et ombres (Pimple *et al.*, 2018). Une autre solution serait d'avoir recours aux données radar Sentinel-1 (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). Ces données ont l'avantage de ne pas dépendre du soleil et de ne pas être influencées par les nuages. Cependant, la limite est la saturation du signal lorsque la végétation est trop dense, ce qui est souvent le cas en zone tropicale (Mitchard *et al.*, 2011).

Dans le cadre du déploiement d'un SST, l'usage des drones permettrait de fournir une information précieuse pour compléter le suivi des forêts. En effet, compte tenu de l'amélioration régulière de leur autonomie et de l'agilité de l'acquisition, les drones présentent un bon potentiel pour la détection précoce des ouvertures de la canopée grâce à une très bonne résolution spatiale

de l'ordre du centimètre (Semeki *et al.*, 2016). Enfin, les solutions Lidar (en plein essor à l'instar de ICESAT-2/GLAS) mériteraient en particulier d'être testées pour la détection précoce de la disparition du sous-étage de la forêt (Fayad *et al.*, 2014). En effet, il s'agit d'une limite majeure des outils et méthode de télédétection actuelles de détecter les parcelles de cacao sous ombrage. Cela permettrait une intervention au sol dès les premiers stades d'un nouvel itinéraire technique emprunté par les cacaoculteurs s'infiltrant dans les forêts denses.

Ces différentes technologies permettraient à la Côte d'Ivoire de disposer d'outils innovants, adaptés à son contexte agro-forestier et pour la mise en œuvre de ses objectifs ambitieux de développement durable.

## **6-2 SUIVI LOCAL DE LA DYNAMIQUE FORESTIÈRE ET AGROFORESTIÈRE**

### **6-2-1 Précision des cartes**

La validation de l'ensemble des cinq cartes de distribution des hauteurs d'arbres (Avril 2019) et des pertes d'arbres (Novembre 2018 - Avril 2019) dans la forêt classée de la Bossématié obtenues sur la base de l'analyse des images aériennes (précisions globales de 97% et coefficients Kappa de 0,95) indique que ces cartes ont des niveaux de qualité satisfaisants (Landis et Koch, 1977). Cela témoigne de l'efficacité de la méthode utilisée dans la détection des pertes à l'aide d'images aériennes acquises par drone. Par ailleurs, la validation de la carte de détection des pertes d'arbres (Novembre 2018 - Décembre 2019) à partir d'images Sentinel-1 et 2 (précision globale 68% et coefficient Kappa 0,61) indique que cette carte peut être exploitée. D'après Landis et Koch (1977), lorsque l'indice Kappa d'un modèle de classification est supérieur à 0,61 le modèle est bon et peut être exploité. Cependant, les précisions de l'utilisateur et du producteur concernant la catégorie perte d'arbre sont faibles avec moins de 50%. Cela dénote la difficulté à détecter les pertes d'arbres en forêt tropicale à l'aide d'images satellitaires Sentinel-1 et 2. Cette difficulté a également été observée dans les travaux de Ashiagbor *et al.*, (2020) où l'utilisation des seules bandes spectrales de Sentinel-2 n'a pas permis de distinguer les formations agroforestières des forêts à canopée ouvertes.

### **6-2-2 Suivi satellitaire de la couverture forestière**

Le suivi satellitaire du couvert forestier en particulier les pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié a révélé 280 ha de déforestation en 2019. Ces résultats restent supérieurs à la perte de la couverture forestière enregistrée par Hansen *et al.*, (2013) dans la même forêt classée en 2019, estimée à 75 ha. Actuellement, le « Global Forest Change » ou GFC est la

référence dans l'analyse de l'évolution du couvert forestier au niveau mondial. Cette étude, conduite par Hansen *et al.*, (2013), constitue une avancée considérable en termes de détection de changement du couvert forestier. Il s'agit, en fait, d'une analyse des séries chronologiques d'images LANDSAT dont l'objectif consiste à caractériser et à détecter le changement de l'étendue de la forêt dans le monde (« tree cover loss »). La dernière mise à jour est la version 1.6 (2018), cette version inclus les informations sur les pertes et les gains de couvert forestier entre la période 2000-2019. Cependant, cette étude a soulevé de nombreuses critiques/commentaires depuis sa publication en 2013. A titre d'exemple, en s'appuyant sur quelques exemples au niveau de Madagascar, Tropeck *et al.*, (2014) ont souligné que les produits GFC n'arrivent pas à distinguer les forêts, les zones de culture et les broussailles.

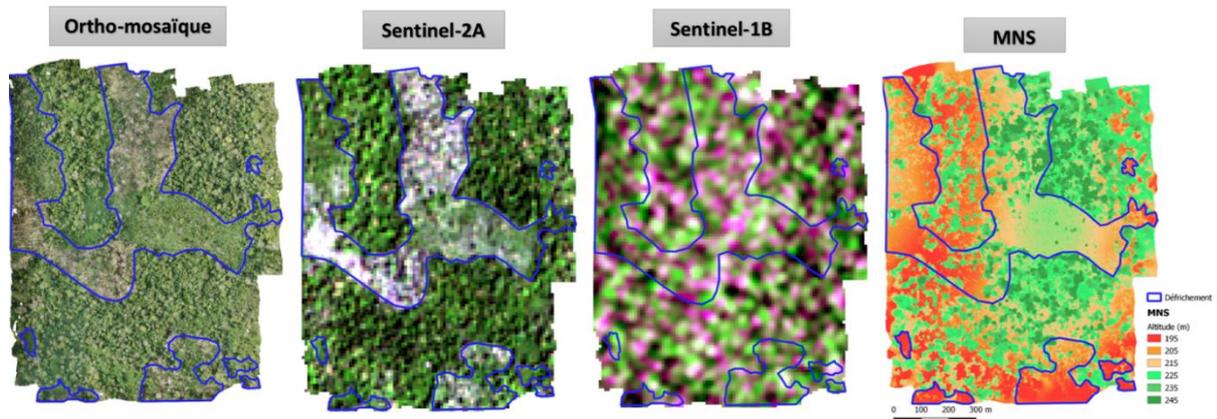
### **6-2-3 Approche d'estimation du houppier d'arbre et du suivi des pertes d'arbres**

L'utilisation du drone Mavic Pro a permis d'estimer la surface du houppier des arbres et de détecter les pertes d'arbres dans la forêt classée de la Bossématié sur des sites tests suivant une méthodologie déjà éprouvée dans plusieurs travaux à l'instar de Ndamiyehe Ncutirakiza *et al.* (2020). Les résultats du traitement photogrammétrique démontrent que l'altitude de vol et les niveaux de recouvrements d'images retenus permettent d'éviter les difficultés parfois rencontrées dans la phase de mosaïquage des images aériennes, particulièrement en zone forestière (Koh et Wich, 2012 ; Semeki *et al.*, 2016). La qualité des Orthomosaïques produites ainsi que des Modèles Numériques de Surface (erreurs de reprojections comprises entre 0,551 pixels et 0,813 pixels) est suffisante pour évaluer avec une très bonne précision les changements de surfaces forestières en particulier les pertes d'arbres. En effet, Wu Jun *et al.* (2007) ainsi que Laliberte *et al.* (2010) ont montré que des erreurs d'assemblage de 1 à 2 pixels étaient acceptables si l'on considère l'instabilité des mini drones et la distorsion des caméras numériques utilisées.

### **6-2-4 Drone versus capteurs Sentinel**

Les constellations actuelles de satellites Sentinel-1 et 2 permettent de fournir des images multispectrales de très hautes résolutions spatiales à 10 m. Cela permet d'ouvrir de nouvelles possibilités en matière de cartographie et de multiples suivis annuels de l'occupation et d'utilisation des terres (Nagendra *et al.*, 2015 ; Semeki *et al.*, 2016). Cependant, les images radar Sentinel-1 n'offrent pas la possibilité de distinguer les pertes d'arbres en pleine forêt tropicale. Les images sentinel-2 quant à elles offrent aisément un suivi des grandes surfaces défrichées mais leur qualité est dépendante de la couverture nuageuse qui est quasi persistante

en forêt tropicale. Les images aériennes acquises par drone ont quant à elles un fort potentiel dans le suivi des perturbations forestières et peuvent donc être intégrées dans les activités d'estimation de la dégradation des forêts dans le cadre du mécanisme REDD+. A titre d'illustration, nous présentons des extraits d'images Sentinel-1, Sentinel-2 et ortho-images de 2018 sur le site 1 de la forêt classée de Bossématié qui justifie clairement cette assertion (**Figure 76**).



**Figure 76 :** Illustration des potentialités en matière de suivi des défrichements à partir du drone et des capteurs Sentinel (extraits d'images Sentinel-1, Sentinel-2 et ortho-images de 2018 sur le site test 1 de la forêt classée de Bossématié)

## **CONCLUSION PARTIELLE**

La cartographie de l'occupation et de l'usage des terres par l'utilisation du modèle Random Forests et la photogrammétrie par drone sont deux approches méthodologiques de plus en plus en vogue dont l'application des principes et règles a permis la réalisation de plusieurs travaux de recherche dans divers domaines dont ceux qui nous ont été assignés. Des points de divergences et de similitudes sont ressortis de nos résultats d'avec les résultats proposés par d'autres recherches et le seront certainement avec les travaux futurs. Cependant, l'usage des drones permettrait de fournir une information précieuse pour compléter le suivi des forêts.

# CONCLUSION GÉNÉRALE, PERSPECTIVES ET RECOMMANDATIONS

## CONCLUSION GÉNÉRALE

Cette thèse visait à évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire, en particulier les dynamiques de déforestation et de dégradation forestières à l'échelle régionale et locale.

Deux approches différentes ont été proposées pour réaliser l'évaluation des changements d'occupation et d'usage des terres dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire. Ces deux approches ont permis de vérifier l'hypothèse principale de départ qui est : la dynamique de déforestation et de dégradation forestière ainsi que les modes d'usages des terres en particulier les usages post-déforestation peuvent être évalués annuellement par les images satellites Sentinel et le drone avec des précisions satisfaisantes.

La première approche (axe de recherche 1) a été fondée sur l'usage d'images Sentinel-2 et l'algorithme Random Forests pour évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres en particulier les usages post-déforestation dans tous le Sud-Est de la Côte d'Ivoire entre 2016 et 2019. Cette approche a permis de produire des statistiques récentes sur les types d'occupation et d'usage des terres dans les trois régions du Sud Est de la Côte d'Ivoire (région de la Mé, de l'Indénié Djuablin et du Sud-Comoé) conformément à la nomenclature nationale. L'analyse des changements entre 2016 et 2019 a permis de quantifier le rythme de conversions des forêts denses et des forêts dégradées ou secondaires, mettant ainsi en évidence les processus de dégradation progressives des forêts denses avant que ne soient détectables les cultures pérennes de cacao-café, d'hévéa ou de palmier à huile. Cette approche a aussi permis d'identifier et de quantifier les principaux facteurs de déforestation, confirmant les récentes études précédentes et à travers un éclairage différent (approche spatiale Sentinel-2).

La seconde approche (axe de recherche 2) a été fondée sur l'usage d'images aériennes acquises par drone (résolutions spatiales 6 à 12 cm) et sur les images Sentinel pour évaluer la dynamique de déforestation et dégradation forestière, en particulier les pertes d'arbres dans la forêt classée de Bossématié. Le choix de cette forêt classée se justifie par le faible taux annuel de déforestation enregistré entre 2016 et 2019 estimé à 0,35% à partir de la première approche. Cette nouvelle approche a permis d'évaluer les pertes d'arbres dans cette forêt classée

relativement bien conservée mais sujette à de fortes pressions anthropiques avec des précisions satisfaisantes. En effet, cette approche a permis de détecter un minimum de 107 pertes d'arbres correspondant à une surface de défrichement de 2 ha sur l'ensemble des sites étudiées dans la forêt classée de Bossématié au cours de la période Novembre 2018 à Avril 2019 avec une précision globale satisfaisante de 97%. Dès lors, cette étude montre tout l'intérêt de l'utilisation des drones dans la gestion et la surveillance des forêts classées et des aires protégées de Côte d'Ivoire. Le drone s'avère donc un outil précis dont les capacités ne cessent de s'améliorer. Outre son intérêt avéré en termes de détection précoce des premiers brûlis d'arbre sur pied, les survols réguliers de drones s'avèrent aussi très dissuasifs vis à vis des candidats à l'infiltration qui réalisent que la forêt est sous étroite surveillance.

Cette étude a le mérite en Côte d'Ivoire en ce qui concerne l'analyse diachronique de l'occupation et de l'usage des terres à partir d'images Sentinel-2 et d'algorithme d'apprentissage machine Random Forests ainsi que la détection de la perte du couvert forestier dans les forêts classées et aires protégées à partir de drone. La méthodologie développée dans cette étude, par son potentiel de déploiement à grande échelle et à moindres coûts, pourrait grandement intéresser les structures en charge du développement d'un système de Surveillance Spatiale des Terres (SST) et appuyer les politiques de développement durable en Côte d'Ivoire.

## **PERSPECTIVES DE RECHERCHE**

Les approches abordées dans cette étude basée sur les images Sentinel et le drone doivent pouvoir être améliorées en intégrant les solutions Lidar et les solutions liées à la nouvelle génération de satellites Planet. En effet, malgré les contraintes liées à la couverture nuageuse, le taux de revisite quotidienne des microsattellites Planet permet d'obtenir des mosaïques sans nuage avec une résolution spatiale de 3 à 5 mètres. L'usage des images Planet permettrait d'affiner la détection des perturbations forestières à l'aide des données acquises par drone. Les solutions Lidar mériteraient en particulier d'être testées pour la détection précoce de la disparition du sous-étage de la forêt. Il s'agit d'une limite majeure des outils et méthode de télédétection actuelles de détecter les parcelles de cacao sous ombrage. Cela permettrait une intervention au sol dès les premiers stades des défrichements illégaux réalisés par les cacaoculteurs qui s'infiltrèrent illégalement dans les forêts classée et aires protégées.

Ces technologies permettraient à la Côte d'Ivoire de disposer d'outils innovants, adaptés à son contexte agro-forestier et pour mettre en œuvre ses objectifs ambitieux de développement durable.

En guise de perspectives divers, il est important que cette étude soit valorisée du point de vue scientifique mais aussi auprès des autorités compétentes (MINEF, REDD+, etc.) afin que des mesures alternatives soient prises. Au niveau de la valorisation scientifique, deux articles scientifiques ont déjà été publiés dans des revues à facteur d'impact. Des communications dans des colloques et conférences internationales doivent être prévues dans le cadre de cette valorisation. Une première communication a déjà été réalisée dans le cadre du Séminaire National d'Adaptation au Changement Climatique de la COP 15 (SENACC).

## **RECOMMANDATIONS**

Les résultats de ces travaux montrent un taux annuel de déforestation élevé estimé à 4,95% entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire. La culture du binôme cacao-café reste la principale cause de la déforestation. Les politiques publiques (MINEF) devraient s'orienter dès lors vers le déploiement de systèmes incitant les producteurs à ne plus déboiser mais à maintenir les arbres dans leur parcelle de cacao-café (agroforesterie). En effet, les systèmes de Paiements pour Services Environnementaux (PSE), instrument de la REDD+ promouvant l'agroforesterie, pourraient considérablement améliorer la gestion du couvert forestier et contribuer à la baisse du taux de déforestation. Les PSE pourraient se présenter comme une alternative crédible et durable à la réhabilitation des forêts en Côte d'Ivoire.

Les résultats de ces travaux doivent être intégrés dans les plans d'aménagement et de gestion des forêts classées (SODEFOR) et des aires protégées (OIPR). En effet, l'usage de ces outils spatiaux (Satellite Sentinel et drone) contribuerait à la bonne gestion de ces espaces protégés à travers un meilleur suivi des terres (cartographies fines et régulières, détection des perturbations forestières, alerte précoce des défrichements, etc.). Aussi, face à l'intérêt avéré du drone en termes de dissuasion des infiltrés responsables d'activités illégales en forêts classées, des survols réguliers de drones s'avèrent nécessaires lors des différentes patrouilles du gestionnaire pour réduire les infiltrations des clandestins qui réalisent vite que la forêt est sous étroite surveillance.

## RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

**Abedi M., Gholam-Hossain N., Fathianpour N. (2013).** Fuzzy Outranking Approach: A Knowledge Driven Method for Mineral Prospectivity Mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21: 556-67.

**Agisoft Photoscan (2018).** Manuel de l'utilisateur Agisoft Photoscan Professional Edition, Version 1.4.

**Al-Anazi A.F., Gates I.D. (2010).** Support Vector Regression for Porosity Prediction in a Heterogeneous Reservoir: A Comparative Study. *Computers & Geosciences*, 36 (12): 1494-1503.

**Arnauld J.C., Sournia G. (1980).** Les forêts de la Côte d'Ivoire. Essai de synthèse géographique. In *Annales de l'Université d'Abidjan* (9), 1-93.

**Ashiagbor G., Forkuo E. K., Asante W. A., Acheampong E., Quaye-Ballard J., Boamah P., Mohammed Y., Foli E. (2020).** Pixel-based and object-oriented approaches in segregation cocoa from forest in the Juabeso-Bia landscape of Ghana. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, Volume 19, August 2020, 100349.

**Askne J. I. H., Dammert P. B. G., Ulander L. M. H., Smith G. (1997).** C-band repeat-pass interferometric SAR observations of the forest. *IEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 35 (1): 25-35.

**Atkinson P.M., Tatnall A.R.L. (1997).** Introduction Neural Networks in Remote Sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 18 (4): 699-709.

**Avenard J.-M., Edlin M., Girard G., Sircoulon J., Touvhebeuf P., Guillaumet J.-L., Adjanooun E., Perraud A. (1971).** Le milieu naturel de la Côte d'Ivoire. Mémoires de l'ORSTOM ;50, Paris, France, ORSTOM, 391 p.

**Baatz M., Schäpe A. (2000).** Multiresolution segmentation - an optimization approach for high quality multiscale image segmentation. In: Strobl, J., Blaschke, T. et Griesebner, G. (dir.), *Angewandte Geographische Informationsverarbeitung XII* (p. 12–23), Wichmann-Verlag: Heidelberg.

**Baghdadi N., Le Maire G., Bailly J.-S., Ose K., Nouvellon Y., Zribi M., Lemos C., Hakamada R. (2015).** Evaluation of ALOS/PALSAR L-Band Data for the Estimation of Eucalyptus Plantations Aboveground Biomass in Brazil. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Observations Remote Sensing* 8, 3802-3811.

**Balzter H., Rowland C. S., Saich P. (2007).** Forest canopy height and carbon estimation at Monks Wood National Nature Reserve, UK, using dual-wavelength SAR interferometry. *Remote Sensing of Environment*, 108 (3): 224-239.

**Barima Y. S. S., Barbier N., Bamba I., Traoré D., Lejoly J., Bogaert J. (2009).** Dynamique paysagère en milieu de transition forêt-savane ivoirienne. *Bois et Forêts des Tropiques*, 299 (1) : 15-25.

**Barima Y. S. S., Angaman M. D., De Cannière C., Bogaert J. (2012).** Influence of forest degradation on tree diversity in a forest-savannah transition in Eastern Ivory Coast. *International Journal of Biological and Chemical Sciences*, Vol. 6 No. 4 (2012).

**Barima Y. S. S., Kouakou A. T. M., Bamba I., Sangne Y. C., Godron M., Andrieu J., Bogaert J. (2016).** Cocoa crops are destroying the forest reserves of the classified Forest of Haut Sassandra (Ivory Coast). *Global Ecology & Conservation*, 8: 85-98.

**Bertrand A. (1983).** La déforestation en Côte d'Ivoire, en zone de forêt. In *Bois et forêts des Tropiques* (202), 3-18.

**Bertrand F., Rocher L., Melé P. (2007).** Le changement climatique, révélateur des vulnérabilités territoriales ? : Action publique locale et perceptions des inégalités écologiques. [Rapport de recherche] UMR CITERES; Université François Rabelais - Tours; programme « Politiques territoriales et développement durable » (D2RT). 2007, pp.125.

**Bey A., Díaz S.-P. A., Maniatis D., Marchi G., Mollicone D., Ricci S., Bastin J-F., Moore R., Federici S., Rezende M., Patriarca C., Turia R., Gamoga G., Abe H., Kaidong E., Miceli G. (2016).** Collect Earth: Land Use and Land Cover Assessment through Augmented Visual Interpretation. *Remote Sensing*, 8 (10):807.

**Bhatta B. (2008).** *Remote Sensing and GIS*. Oxford University Press: Oxford, Royaume-Uni.

**Blair J., Rabine D., Hofton M. (1999).** The Laser Vegetation Imaging Sensor: a medium altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54: 115-122

**BNETD (2016).** Réalisation d'une étude sur l'identification, l'analyse et la cartographie des causes de la déforestation et de la dégradation des forêts en Côte d'Ivoire. Rapport technique, Abidjan, 104 p.

**BNETD (2019).** Maitrise d'œuvre pour la mise en place du système de surveillance spatiale des terres de la Côte d'Ivoire. Rapport technique, Abidjan, 100 p.

**Breiman L. (1984).** Classification and Regression Trees. CRC Press: Boca Raton, FL, États-Unis.

**Breiman L. (2001).** Random Forest, *Machine Learning*. Springer, 45 (1): 5-32.

**Brice F. (2011).** Les mots de la botanique. Actes Sud. Arles.

**Brou Y. T., Oszwald J., Bigot S., Servat E. (2005).** Risques de déforestation dans le domaine permanent de l'état en Côte d'Ivoire : quel avenir pour ces derniers massifs forestiers ? *Téledétection*, 5 (1-2-3): 263-275.

**Brown S. (2002).** Measuring carbon in forests: current status and future challenges. *Environmental Pollution*, 116, 363-372.

**Brown de Colstoun E.C., Story M.H., Thompson C., Commisso K., Smith T.G., Irons J.R. (2003).** National Park Vegetation Mapping Using Multitemporal Landsat 7 Data and a Decision Tree Classifier. *Remote Sensing of Environment*, 85 (3): 316-27.

**Bürgmann R., Rosen P. A., Fielding E. J. (2000).** Synthetic Aperture Radar Interferometry to Measure Earth's Surface Topography and Its Deformation. *Annual Review of Earth and Planetary Sciences*, 28: 169-209.

**Bylander T. (2002).** Estimating generalization error on two-class datasets using out-of-bag estimates. *Machine Learning*, 48 : 287-297.

**Canada's Ressources Naturelles (2008).** Notions fondamentales de télédétection - Introduction. Ressources naturelles Canada.

**Carpenter G.A., Grossberg S., Markuzon N., Reynolds J.H., Rosen D.B. (1992).** Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3 (5): 698-713.

**CCUNCC (1992).** Convention-cadre des nations unies sur les changements climatiques, FCCC/INFORMAL/84 GE.05-62221, New York, 9 mai 1992, 25p.

**Chaléard J.L. (1994).** Temps des villes, temps des vivres. L'essor du vivrier marchand en Côte d'Ivoire. Thèse de doctorat d'Etat, Université de Paris X-Nanterre, tome 1, Paris.

**Champagne C., McNairn H., Daneshfar B., Shang J.L. (2014).** A Bootstrap Method for Assessing Classification Accuracy and Confidence for Agricultural Land Use Mapping in Canada. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 29: 44–52.

**Chehata N., Ghariani K., Le Bris A., Lagacherie P. (2015).** Délimitation des parcelles agricoles par classification d'images Pléiades. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 209 : 165-171.

**CIRAD (1999).** Mémento du forestier. Ministère de la coopération et du développement. Paris, 1168 p.

**Chen J., Liao A., Cao X., Chen L., Chen X., He C., Han G., Peng S., Lu M. (2015).** Global land cover mapping at 30m resolution: A POK-based operational approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 103: 7-27.

**Chevalier A. (1930).** Projet de création d'une Union Nationale pour la protection de la nature. In *Bulletin de la Société Botanique de France*, Tome 77, 12 pages.

**Clouet N., Monnet J.M., Berger F. (2009).** Estimation du volume de bois exploitable en montagne par scanner laser aéroporté (LiDAR). *Géomatique Expert, Sédigraph*, 2009, pp.32-37.

**Cohen J. (1968).** Weighted kappa: Nominal scale agreement provision for scaled disagreement or partial credit. *Psychological Bulletin* 4 : 213-220.

**Congedo L. (2020).** Semi-Automatic Classification Plugin Documentation Release 7.0.0.1. Document technique, 194 p.

**Connell J. H. (1978).** Diversity in Tropical Rain Forests and Coral Reefs: High diversity of trees and corals is maintained only in a nonequilibrium state. *Science*, 199 (4335): 1302-1310.

**Cortes C., Vapnik V. (1995).** Support-Vector Networks. *Machine Learning*, 20 (3): 273-97.

**Cutler D.R., Edwards T.C., Beard K.B., Cutler A., Hess K.T., Gibson J., Lawler J.J. (2007).** Random Forests for Classification in Ecology. *Ecology*, 88 (11): 2783-92.

**Davidson A.M. (2016).** Review of satellite image classification methods. Document interne. Agriculture et Agroalimentaire Canada : Ottawa.

**Decourt N. (2001).** La forêt dans le monde. L'Harmattan

**DeFries R.S., Asner G.P., Achard F., Justice C.O., Laporte N.T., Price K. (2005).** Monitoring Tropical Deforestation for Emerging Carbon Markets, in: *Tropical Deforestation and Climate Change*.

**Deschamps B., McNairn H., Shang J., Jiao X. (2012).** Towards Operational Radar-Only Crop Type Classification: Comparison of a Traditional Decision Tree with a Random Forest Classifier. *Journal Canadien de Télédétection*, 38 (1): 60-68.

**De Sy V., Herold M., Achard F., Asner G.P., Held A., Kelndorfer J., Verbesselt J. (2012).** Synergies of multiple remote sensing data sources for REDD+ monitoring. *Current Opinion in Environmental Sustainability* 4, 696-706.

**Dibi H. N., N'guessan E. K., Wajda M. E., Affian K. (2008).** Apport de la télédétection au suivi de la déforestation dans le Parc National de la Marahoué (Côte d'Ivoire). *Bulletin - Société Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 8 (1) : 17-34.

**Dobson M. C., Ulaby F. T., Pierce L. E., Sharik T. L., Bergen K. M., Kelndorfer J., Kendra J. R., Li E., Lin Y. C., Nashashibi A., Sarabandi K., Siqueira P. (1995).** Estimation of forest biophysical characteristics in Northern Michigan with SIR-C/X-SAR. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 33 (4): 877-895.

**Dostalova A., Hollaus M., Milenkovic M., Wagner W. (2016).** Forest area derivation from Sentinel-1 data. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, volume III-7, 2016.

**Dureau F. (1987).** Migration et urbanisation : le cas de la Côte d'Ivoire. Thèse de doctorat soutenu à l'Université de Paris I, ORSTOM, 646 pages.

**El Garouani A., Chen H., Lewis L., Tribak A., Abahrour M. (2008).** Cartographie de l'utilisation du sol et de l'érosion nette à partir d'images satellitaires et du SIG IDRISI au Nord-Est du Maroc. *Revue Télédétection*, 8 (3): 193-201.

**Ellenberg H., Weber H. E., Düll R., Wirth V., Werner W., Pauliben D. (1992).** Zeigerwerte von Pflanzen in Mitteleuropa. Indicator values of plants in Central Europe. Verlag Erich Goltze, Göttingen. 258 p.

**Escadafal R., Bacha S. (1996).** Strategy for the dynamic study of desertification. Paris : ORSTOM, p. 19-34.

**Fairhead J., Leach M. (1998).** Reframing deforestation : Global analyses and local realities - studies in West Africa, Londres, 227 pages.

**FAO (1981).** Forest Resources Assessment. Rapport principal, Rome.

**FAO (2005).** Global Forest Resources Assessment 2005: progress towards sustainable forest management, FAO forestry paper. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome.

**FAO (2010).** Global Forest Resources Assessment. Rapport principal, Rome, 341 p.

**FAO (2017).** Voluntary Guidelines on National Forest Monitoring. Rome, 76 p.

**FAO (2020).** Global Forest Resources Assessment 2020. Rapport principal, Rome, 169 p.

**FAO, SEP-REDD+ (2017).** Données forestières de base pour la REDD+ en Côte d'Ivoire : Cartographie de la dynamique forestière de 1986 à 2015. Abidjan, 18 p.

**Fayad I., Bagdhadi N., Bailly J.S., Barbier N., Gond V., Mahmoud E. H., Fabre F. (2014).** Canopy Height Estimation in French Guiana with LiDAR ICESat/GLAS Data Using Principal Component Analysis and Random Forest Regressions. *Remote Sensing*, 6 (12): 11883-11914.

**Faye E., Rebaudo F., Yáñez-Cajo D., Cauvy-Fraunié S., Dangles O. (2015).** A toolbox for studying thermal heterogeneity across spatial scales: from unmanned aerial vehicle imagery to landscape metrics. *Methods in Ecology and Evolution*, 7 (4): 437-446.

**Ferraz A. (2012).** Cartographie 3D d'une forêt à partir de données LiDAR aéroporté. Thèse de doctorat, Institut de Physique du Globe de Paris, Sorbonne Paris cité, Ecole doctorale des Sciences de la Terre, Paris, 147 p.

**Ferraz A., Mallet C., Jacquemoud S., Gonçalves G., Soares P., Pereira L., Tomé M. (2014).** Estimation de la biomasse aérienne à partir de données Lidar aéroporté. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 205 : 59-68.

**Foody G.M., Mathur A. (2004).** A Relative Evaluation of Multiclass Image Classification by Support Vector Machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42 (6): 1335-43.

**Frampton W.J., Dash J., Watmough G., Milton E.J. (2013).** Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. *ISPRS J. Photogrammetry Remote Sensing*. 82: 83-92.

**Friedl M.A., Brodley C.E. (1997).** Decision Tree Classification of Land Cover from Remotely Sensed Data. *Remote Sensing of Environment*, 61 (3): 399-409.

**Friedl M.A., McIver D.K., Hodges J.C.F., Zhang X.Y., Muchoney D., Strahler A.H., Woodcock C.E. et al. (2002).** Global Land Cover Mapping from MODIS: Algorithms and Early Results. *Remote Sensing of Environment*, 83 (1-2): 287-302.

**Friedl M.A., Sulla-Menashe D., Tan B., Schneider A., Ramankutty N., Sibley A., Huang X. (2010).** MODIS Collection 5 Global Land Cover: Algorithm Refinements and Characterization of New Datasets. *Remote Sensing of Environment*, 114 (1): 168-82.

**Fuller R.M., Smith G.M., Devereux B.J. (2003).** The characterisation and measurement of land cover change through remote sensing: problems in operational applications? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 4, 243-253.

**Gamon J.A., Field C.B., Goulden M.L., Griffin K.L., Hartley A.E., Joel G., Penuelas J., Valentini R. (1995).** Relationships between NDVI, Canopy Structure, and Photosynthesis in Three Californian Vegetation Types. *Ecological Applications* 5, 28-41.

**Gao B. (1996).** NDWI - A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment* 58: 257-266.

**Getzin S., Wiegand K., Schöning I. (2012).** Assessing biodiversity in forests using very high-resolution images and unmanned aerial vehicles. *Methods in Ecology and Evolution*, 3 (2): 397-404.

**Ghram-Messedi A., Delaître E. (2007).** Les états de surface en zone aride à partir d'indices radiométriques et de classifications multitemporelles d'images Landsat TM prises sur la région de Menzel Habib (Tunisie méridionale). *Science et changements planétaires / Sécheresse*, 18 (4) : 305-13.

**Ghimire B., Rogan J., Miller J. (2010).** Contextual Land-Cover Classification: Incorporating Spatial Dependence in Land-Cover Classification Models Using Random Forests and the Getis Statistic. *Remote Sensing Letters*, 1 (1): 45-54.

**Ghimire B., Rogan J., Rodríguez Galiano V., Panday P., Neeti N. (2012).** An Evaluation of Bagging, Boosting, and Random Forests for Land-Cover Classification in Cape Cod, Massachusetts, USA. *GIScience & Remote Sensing*, 49 (5): 623-43.

**Gibbs H.K., Herold M. (2007).** Tropical deforestation and greenhouse gas emissions. *Environ. Res. Lett.* 2, 045021.

**GIEC (2006).** IPCC guidelines for national greenhouse gas inventories. Japan: IGES.

**GIEC (2007).** Bilan 2007 des changements climatiques. Contribution des Groupes de travail I, II et III au quatrième Rapport d'évaluation du Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat [Équipe de rédaction principale, Pachauri, R.K. et Reisinger, A.]. GIEC, Genève, Suisse, 103 p.

**GIEC (2019).** The IPCC's Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse Gas Fluxes in Terrestrial Ecosystems.

**Gislason P. O., Benediktsson J. A., Sveinsson, J. R. (2006).** Random forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27 (4): 294-300.

**Glanz H., Carvalho L., Sulla-Menashe D., Friedl M.A. (2014).** A Parametric Model for Classifying Land Cover and Evaluating Training Data Based on Multi-Temporal Remote Sensing Data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 97: 219-28.

**Godard O., (2010).** Dossier « Adaptation aux changements climatiques » - Cette ambiguë adaptation au changement climatique. *Nature Sciences Sociétés*, 18:287-297.

**GOFC-GOLD (2016).** A sourcebook of methods and procedures for monitoring and reporting anthropogenic greenhouse gas emissions and removals associated with deforestation, gains and losses of carbon stocks in forests remaining forests, and forestation. GOFC-GOLD Report version COP22-1, (GOFC-GOLD Land Cover Project Office, Wageningen University, The Netherlands), 268 p.

**Gómez C., White J.C., Wulder M.A. (2016).** Optical Remotely Sensed Time Series Data for Land Cover Classification: A Review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 116: 55-72.

**Grinand C., Rakotomalala F., Gond V., Vaudry R., Bernoux M., Vieilledent G. (2013).** Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multi-date Landsat satellite images and the random forests classifier. *Remote Sensing of Environment*, 139: 68-80.

**Grinand C. (2016).** Suivi et modélisation des changements d'usage des terres et stocks de carbone dans les sols et les arbres dans le cadre de la REDD + à Madagascar cohérentes à large échelle, 2016th ed. *Eco&Sols*, Place Viala - bât. 12, 34060 Montpellier cedex 2.

**Grinand C., Vieilledent G., Razafimbelo T., Rakotoarijaona J-R., Nourtier M., Bernoux M. (2019).** Landscape-scale spatial modelling of deforestation, land degradation, and regeneration using machine learning tools. *Land Degradation and Development*, 31(13): 1699-1712.

**Guillaumet J. L., Adjanohoun E. (1971).** La végétation de la Côte d'Ivoire. In: Avenard J.M., Eldin E., Girad G., Sircoulon J., Touchebeuf P., Guillaumet J.L., Adjanohoun E., Perraud A., Eds, *Le milieu naturel de la Côte d'Ivoire*, Paris, France: ORSTOM, pp. 161-262.

**Gülci S., Akgül M., Akay A. E., Tas I. (2017).** Using ready to use drone images in forestry activities: case study of cinarpinar in Kahramanmaraş, Turkey. *The International Archives of the photogrammetry, Remote Sensing and and Spatial Information Sciences*, Volume XLII-4/W6, 2017 4th International GeoAdvances Workshop, 14–15 October 2017, Safranbolu, Karabük, Turkey.

**Hadjimitsis D. G., Papadavid G., Agapiou A., Themistocleous K., Hadjimitsis M. G., Retalis A., Michaelides S., Chrysoulakis N., Toullos L., Clayton C. R. I. (2010).** Atmospheric correction for satellite remotely sensed data intended for agricultural applications: impact on vegetation indices. *Natural Hazards and Earth System Science*, 10 (1): 89-95.

**Hagberg J. O., Ulander L. M. H., Askne J. (1995).** Repeat-pass SAR interferometry over forested terrain. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 33 (2): 331-340.

**Hansen M., Dubayah R., Defries R. (1996).** Classification Trees: An Alternative to Traditional Land Cover Classifiers. *International Journal of Remote Sensing*, 17 (5): 1075-81.

**Hansen M. (2012).** Classification Trees and Mixed Pixel Training Data. In: Giri, C. (dir.), *Remote Sensing of Land Use and Land Cover*, p. 127–36, CRC Press: Boca Raton, FL, États-Unis.

**Hansen M.C., Potapov P. V., Moore R., Hancher M., Turubanova S.A., Tyukavina A., Thau D., Stehman S. V., Goetz S.J., Loveland T.R., Kommareddy A., Egorov A., Chini L., Justice C.O., Townshend J.R.G. (2013).** High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science* 342: 850-853.

**Hansen M.C., Krylov A., Tyukavina A., Potapov P.V., Turubanova S., Zutta B., Ifo S., Margono B., Stolle F., Moore R. (2016).** Humid tropical forest disturbance alerts using Landsat data. *Environmental Research Letters* 11, 034008.

**Harding D., Lefsky M., Parker G., Blair J. (2001).** Laser altimeter canopy height profiles: methods and validation for closed-canopy, broadleaf forests. *Remote Sensing of Environment*, 76: 283-297

**Henderson F. M., Lewis A. J. (1998).** Principles and applications of imaging radar. *Manuel de Télédétection*, 3è edition, volume 2.

**Houghton R.A. (2005).** Aboveground Forest Biomass and the Global Carbon Balance. *Global Change Biology*, 11: 945-958.

**Huang X., Jensen J.R. (1997).** A Machine-Learning Approach to Automated Knowledge Base Building for Remote Sensing Image Analysis with GIS Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 63 (10): 1185-94.

**Hudak A.T., Strand E.K., Vierling L.A., Byrne J.C., Eitel J.U.H., Martinuzzi S., Falkowski M.J. (2012).** Quantifying aboveground forest carbon pools and fluxes from repeat LiDAR surveys. *Remote Sensing of Environment*, 123 : 25-40.

**IGN (2019).** Résultats statistiques finaux de la base de données SST dans le cadre du processus de validation. Rapport final, Paris, France, 21 p.

**Institut National de la Statistique (2014).** Recensement Général de la Population et de l'Habitat (RGPH 2014). Abidjan, 26 p.

**Jofack Sokeng V. C., Akpa Y. L., Assoma T. V., Kouamé K. F., Corgne S., Rudant J. P., Ouattara T. A., Sorho F. M., Yao N., Kouamé P. (2019).** Suivi par télédétection des affectations des terres pour la promotion d'une agriculture intégrée au développement forestier en Côte d'Ivoire. Conférence OSFACO : Des images satellites pour la gestion durable des territoires en Afrique, Mar 2019, Cotonou, Bénin, 17 p.

**Jensen J.R. (1986).** *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective.* SciTech Connect, Université de Caroline du Sud, Columbus, États-Unis.

**Jensen J.R. (2016).** *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*, 4 éd. Pearson: Glenview, IL, États-Unis.

**Ji C.Y. (2000).** Land-Use Classification of Remotely Sensed Data Using Kohonen Self-Organizing Feature Map Neural Networks. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66 (12): 1451-60.

**Kakaes K., Greenwood F., Lippincott M., Meier P., Wich S. (2015).** *Drones and aerial observation: New technologies for property rights, human rights, and global development. A primer.* Washington, USA, New America, 104 p.

**Kanninen M., Murdiyarso D., Seymour F., Angelsen A., Wunder S., German L. (2007).** Do Trees Grow on Money? The implications of deforestation research for policies to promote REDD. 53 p.

**Kasischke E. S., Christensen N. L., Stocks B. J. (1995).** Fire, Global Warming, and the Carbon Balance of Boreal Forests. *Ecological Application*, 5 (2): 437-451.

**Kasischke E. S., Melack J. M., Dobson M. C. (1997).** The use of imaging radars for ecological applications: A review. *Remote Sensing of Environment*, 59 (2): 141-156.

**Kats G. (1992).** The Earth Summit. *Energy Policy* 20, 546-558.

**Kellndorfer J., Walker W., Pierce L., Dobson C., Fites J. A., Hunsaker C., Vona J., Clutter M. (2004).** Vegetation height estimation from Shuttle Radar Topography Mission and National Elevation Datasets. *Remote Sensing of Environment*, 93 (3): 339-358.

**Khatami R., Mountrakis G., Stehman S.V. (2016).** A Meta-Analysis of Remote Sensing Research on Supervised Pixel-Based Land-Cover Image Classification Processes: General Guidelines for Practitioners and Future Research. *Remote Sensing of Environment*, 177: 89-100.

**Koh L. P., Wich S. A. (2012).** Dawn of drone ecology: low-cost autonomous aerial vehicles for conservation. *Tropical Conservation Science*, 5 (2): 121-132.

**Kotsiantis S.B., Pintelas P.E. (2004).** Combining Bagging and Boosting. *International Journal of Computational Intelligence*, 1 (4): 324-33.

**Kpedenou K. D., Boukpepsi T., Tchamie T. T. K. (2016).** Quantification des changements de l'occupation du sol dans la Préfecture de Yoto (Sud-est Togo) à l'aide de l'imagerie satellitaire Landsat. *Revue des Sciences de l'Environnement, Laboratoire de Recherches Biogéographiques et d'Etudes Environnementales (Université de Lomé)*, 137-156.

**Kumar L., Priyakant S., Brown J.F., Ramsey R.D., Rigge M., Stam C.A., Hernandez A.J., Hunt Jr. E.R., Reeves M.C. (2016).** Characterization, Mapping and Monitoring of Rangelands: Methods and Approaches. In: Thenkabail, P.S. (dir.), *Land Resources Monitoring, Modeling, and Mapping with Remote Sensing*, 2: 309-50. Remote Sensing Handbook series. CRC Press: Boca Raton, FL, États-Unis.

**Kurvonen L., Pulliainen J., Hallikainen M. (1999).** Retrieval of biomass in boreal forests from multitemporal ERS-1 and JERS-1 SAR images. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 37 (1): 198-205.

**Kurvonen L., Pulliainen J., Hallikainen M. (2002).** Active and passive microwave remote sensing of boreal forests. *Acta Astronautica*, 51: 707-713.

- Laliberte A. S., Jeffrey E. H., Rango A., Winters C. (2010).** Acquisition, orthorectification and object-based classification of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for rangeland monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 76 (6): 661-672.
- Lambert M.-J., Waldner F., Defourny P. (2016).** Cropland Mapping over Sahelian and Sudanian Agrosystems: A Knowledge-Based Approach Using PROBA-V Time Series at 100-m. *Remote Sensing*, 8 (3): 1-23.
- Landis R. J., Koch G. G. (1977).** An Application of Hierarchical Kappa-type Statistics in the Assesment of Majority Agreement among Multiple Observers. *Biometrics*, 33 (2): 363-374.
- Lardeux C., Frison P.-L., Rudant J.-P., Souyris J.-C., Tison C., Stoll B. (2006).** Use of the SVM Classification with Polarimetric SAR Data for Land Use Cartography. *IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing*, Denver, USA.
- Laur H., Bally P., Meadows P., Sanchez J., Schattler B., Lopinto E., Esteban D. (2004).** ERS SAR Calibration: Derivation of  $\sigma_0$  in ESA ERS SAR PRI Products. ESA/ESRIN, ES-TN-RS-PM-HL09, Issue 2, Rev. 5f, November 2004.
- Lefsky M., Harding D., Keller M., Cohen W., Carabajal C., Del Bom Espirito-Santo F., Hunter, M., De Oliveira R. (2005).** Estimates of forest canopy height and aboveground biomass using ICESat. *Geophys. Res. Lett.*, 32, L22S02.
- Le Maire G., Marsden C., Nouvellon Y., Grinand C., Hakamada R., Stape J.-L., Laclau J.-P. (2011).** MODIS NDVI time-series allow the monitoring of Eucalyptus plantation biomass. *Remote Sensing of Environment*, 115 (10) : 2613-2625.
- Le Toan T., Beaudoin A., Riom J., Guyon D. (1992).** Relating forest biomass to SAR data. *IEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*. 30 (2): 403-411.
- Lee J. S. (1983).** Digital image smoothing and the sigma filter. *Comput. Vis. Graph. Image Process*, 24 (2): 255-269.
- Lee J. S., Wen J. H., Ainsworth T.L., Chen K.S., Chen A.J. (2009).** Improved Sigma Filter for Speckle Filtering of SAR Imagery. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 47 (1): 202-213.

**Leroux L., Congedo L., Bellón B., Gaetano R., Bégué A. (2018).** Land Cover Mapping Using Sentinel-2 Images and the Semi-Automatic Classification Plugin: A Northern Burkina Faso Case Study. QGIS in Remote Sensing SET: Volume 2 - QGIS and Applications in Agriculture and Forest, p. 131-165.

**Levin A., Fergus R., Durand F., Freeman W. T. (2007).** Image and depth from a conventional camera with a coded aperture. ACM Transactions on Graphics, 26 (3): 70-es.

**Li H., Leung K.-S., Wong M.-H., Ballester P.J. (2014).** Substituting random forest for multiple linear regression improves binding affinity prediction of scoring functions: Cyscore as a case study. BMC Bioinformatics, 15 (291).

**Liaw A., Wiener M. (2002).** Classification and Regression by randomForest. R news, 2: 18-22.

**Lima T.A., Beuchle R., Langner A., Grecchi R.C., Griess V.C., Achard F. (2019).** Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI Imagery for Monitoring Selective Logging in the Brazilian Amazon. Remote Sensing, 11(8): 961.

**Linchant J., Lisein J., Semeki J., Lejeune P., Vermeulen C. (2015).** Are unmanned aircraft systems (UAS) the future of wildlife monitoring? A review of the accomplishments and challenges. Mammal Review, 45: 239-252.

**Longaretti P. Y., Vannier C., Lasseur R., Lavorel S. (2016).** La modélisation des changements d'usage et de couverture des sols comme outil d'aide à la planification territoriale. Science Eaux & Territoires, INRAE, (21) : 52-57.

**Lu D., Weng Q. (2007).** A Survey of Image Classification Methods and Techniques for Improving Classification Performance. International Journal of Remote Sensing, 28 (5): 823-70.

**Mackay A. (2008).** Climate Change 2007: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Journal of Environment Quality 37, 2407.

**Mannan B., Roy J., Ray A.K. (1998).** Fuzzy ARTMAP Supervised Classification of Multi-Spectral Remotely Sensed Images. International Journal of Remote Sensing, 19 (4): 767-74.

- Martins S., Bernardo N., Ogashawara I., Alcantara E. (2016).** Support Vector Machine Algorithm Optimal Parameterization for Change Detection Mapping in Funil Hydroelectric Reservoir (Rio de Janeiro State, Brazil) ». *Modeling Earth Systems and Environment*, 2 (3).
- Matase A., Toscano P., Di Gennaro S. F., Genesio N., Vaccari F. P., Primicerio J., Belli C., Zaldei A., Bianconi R., Gioli B. (2015).** Intercomparison of UAV, Aircraft and satellite Remote Sensing Platforms for Precision Viticulture. *Remote sensing*, 7 (3): 2971-2990.
- Melgani F., Bruzzone L. (2004).** Classification of Hyperspectral Remote Sensing Images with Support Vector Machines. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42 (8):1778-90.
- Merino L., Caballero F., Martinez-de-Dios J. R., Maza I., Ollero A. (2012).** An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 65 (1): 533-548.
- Ministère des Eaux et Forêts (2019).** Stratégie nationale de préservation, de réhabilitation et d'extension des forêts. Abidjan, 68 p.
- Ministère des Eaux et Forêts (2019).** Le Code Forestier, Loi N°2019-675 du 23 Juillet 2019. Abidjan, 28 p.
- Mitchard E., Saatchi S., Lewis S., Feldpausch T., Woodhouse I., Sonké B., Rowland C., Meir P. (2011).** Measuring biomass changes due to woody encroachment and deforestation/degradation in a forest-savanna boundary region of central Africa using multi-temporal L-band radar backscatter. *Remote Sensing of Environment*, 115 (11): 2861-2873.
- Monnier Y. (1981).** La poussière et la cendre : paysages, dynamique des formations végétales et stratégies en Afrique de l'Ouest. Agence de Coopération Culturelle et Technique, 252 pages.
- Mountrakis G., Im J., Ogole C. (2011).** Support Vector Machines in Remote Sensing: A Review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66 (3): 247-59.
- Mutanga O., Adam E., Cho M.A. (2012).** High-density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18: 399-406.

**Myers N. (1980).** Conversion of Tropical Moist Forests. Washington, National Academy of Sciences.

**Myers N. (1994).** Tropical deforestation: rates and patterns'. In Brown K. and Pearce D.W., The causes of Tropical. Deforestation: The Economic and Statistical Analysis of Factors Giving Rise to the Loss of Tropical Forests, London.

**Nagendra H., Mairota P., Marangi C., Lucas R., Dimopoulou P., Honrado J. P., Niphadkar M., Múcher C. A., Tomaselli V., Panitsa M., Tarantino C., Manakos I., Blonda P. (2015).** Satellite Earth observation data to identify anthropogenic pressures in selected protected areas. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 37: 124-132.

**Nakouma S., Beltrando G., Atta K. L., Dibi H. N., Brou T. (2013).** Dynamique forestière et pression urbaine dans le parc national du Banco (Abidjan, Côte d'Ivoire). VertigO, 13 (2).

**Ndamiyehe Ncutirakiza J.-B., Lejeune P., Gourlet-Fleury S., Fayolle A., Ndjele Mianda Bungi L., Ligot G. (2020).** Quantifier les dimensions des houppiers à l'aide d'images aériennes à haute résolution pour estimer l'accroissement diamétrique des arbres dans les forêts d'Afrique centrale. Bois et Forêts des Tropiques, 343 : 67-81.

**Nex F., Remondino F. (2013).** UAV for 3D mapping application: a review. Applied Geomatics, 6: 1-15.

**N'Guessan A.K. (1989).** Commentaire du code forestier et de la législation forestière de la Côte d'Ivoire. Bibliothèque africaine et malgache, tome 46, 333 pages.

**Niculescu S., Billey A., Talab-Ou-Ali H. (2018).** Random forest classification using Sentinel-1 and Sentinel-2 series for vegetation monitoring in the Pays de Brest (France). Proc. SPIE 10783, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XX, 1078305.

**Nitidæ (2018).** Inventaire de la flore et de la faune terrestre dédiés à l'établissement de l'état de référence environnemental du Projet REDD+ de la Mé. Rapport d'étude, Abidjan, 174 p.

**Oldfield D. J., Singh H., Taylor M. W. (1998).** Association of  $\beta$ -Lactoglobulin and  $\beta$ -Lactalbumin with Casein Micelles in Skim Milk Heated in an Ultra-high Temperature Plant. International Dairy Journal, 8(9): 765-770.

**Olofsson P., Foody M. G., Herold M., Stehman V. S., Woodcock E. C., Wulder A. M. (2014).** Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148: 42-57.

**Oloukoi, J., Mama, V. J., Agbo, F. B. (2006).** Modélisation de la dynamique de l'occupation des terres dans le département des Collines au Bénin. *Contemporary Publishing International, Télédétection*, 2006, vol. 6, N° 4, pp. 305-323.

**Oszwald J. (2005).** Dynamique des formations agroforestières en Côte d'Ivoire (des années 1980 aux années 2000). Thèse de doctorat de Géographie, Université des Sciences et Technologies de Lille, 302 p.

**Oszwald J., Kouakou Atta J.M., Kergomard C., Robin M. (2007).** Représenter l'espace pour structurer le temps : approche des dynamiques de changements forestiers dans le sud-est de la Côte d'Ivoire par télédétection. *Télédétection*, 7 (1-2-3-4): 271- 282.

**Ousmane S., Dibi N. H., Kouassi K. H., Kouassi K. E., Ouattara K. (2020).** Crise politico-militaire et dynamique de la végétation du Parc national du Mont Péko en Côte d'Ivoire. *Bis et Forêts des Tropiques*, 343 : 27-37.

**Pal M., Mather P.M. (2003).** An Assessment of the Effectiveness of Decision Tree Methods for Land Cover Classification. *Remote Sensing of Environment*, 86 (4): 554-65.

**Pal M., Mather P.M. (2005).** Support Vector Machines for Classification in Remote Sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 26 (5): 1007-11.

**Paneque-Gálvez J., McCall M. K., Napoletano B. M., Wich S. A., Koh L. P. (2014).** Small drones for Community-Based Forest Monitoring: An assessment of their feasibility and potential in tropical areas. *Forests*, 5: 1481-1507.

**Parker G. (1995).** Structure and microclimate of forest canopies. In M. Lowman, & N. Nadkarni (Eds.), *Forest canopies - a review of research on a biological frontier* (pp. 73-106). San Diego, CA: Academic Press.

**Parren M.P.E., De Graaf, N.R. (1995).** The quest for natural forest management in Ghana, Côte d'Ivoire and Liberia. *Tropenbos Serie 13*, Wageningen, 199 pages.

**Pelletier C., Valero S., Inglada J., Champion N., Dedieu G. (2016).** Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high-resolution satellite image time series over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 187: 156-168.

**Phiri D., Simwanda M., Salekin S., Nyirenda V.R., Murayama Y., Ranagalage M. (2020).** Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review. *Remote Sensing*, 12 (14): 2291.

**Pimple U., Simonetti D., Sitthi A., Pungkul S., Leadprathom K., Skupek H., Som-ard J., Gond V., Towprayoon S. (2018).** Google Earth Engine based three decadal Landsat imagery analysis for mapping of mangrove forests and its surroundings in the Trat province of Thailand. *Journal of Computer and Communication*, 6: 247-264.

**Puliti S., Ole Orka H., Gobakken T., Naesset E. (2015).** Inventory of Small Forest Areas Using Unmanned Aerial System. *Remote Sensing*, 7 (8): 9632-9654.

**Puttock A. K., Cunliffe A. M., Anderson K., Brazier R. E. (2015).** Aerial photography collected with a multicopter drone reveals impact of Eurasian beaver reintroduction on ecosystem structure. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 3 (3): 123-130.

**Puyravaud J. P. (2002).** Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management*, 177 (1-3): 593–596.

**Qiu F., Jensen J.R. (2004).** Opening the Black Box of Neural Networks for Remote Sensing Image Classification. *International Journal of Remote Sensing*, 25 (9): 1749-68.

**Radoux J., Defourny P. (2008).** Quality assessment of segmentation results devoted to object-based classification ». In : Blaschke, T., Lang, S. et Hay, G.J. (dir.), *Object-Based Image Analysis : Spatial concepts for knowledge driven remote sensing applications* (p. 257–271), Springer-Verlag : Berlin–Heidelberg.

**Rakotomalala F. A., Rabenandrasana J. C., Andriambahiny J. E., Rajaonson R., Andriamalala F., Buren C., Rakotoarijaona J. R., Parany B. L. E., Vaudry R., Rakotoniaina S., Ranaivosoa R., Rahagalala P., Randrianary T., Grinand C. (2015).** Estimation de la déforestation des forêts humides à Madagascar utilisant une classification multitemporale d'images Landsat entre 2005, 2010 et 2013. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 211-212.

**Rakotomalala F. A. (2020).** Mesure et suivi de la dynamique du couvert forestier : cas de l'écorégion des forêts humides de l'Est de Madagascar. Thèse de doctorat de physiques, Université d'Antananarivo, 179 p.

**Rango A., Laliberte A., Herrick J. E., Winters C., Havstad K., Steele C., Browning D. (2009).** Unmanned aerial vehicle-based remote sensing for rangeland assessment monitoring and management. *Journal of Applied Remote Sensing*, 3: 033542.

**Rigol-Sanchez J.P., Chica-Olmo M., Abarca-Hernandez F. (2003).** Artificial Neural Networks as a Tool for Mineral Potential Mapping with GIS. *International Journal of Remote Sensing*, 24 (5): 1151-6.

**Rodriguez-Galiano V.F., Ghimire B., Rogan J., Chica-Olmo M., Rigol-Sanchez J.P. (2012).** An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67: 93-104.

**Rodriguez-Galiano V., Chica-Olmo M. (2012).** Land Cover Change Analysis of a Mediterranean Area in Spain Using Different Sources of Data: Multi-Seasonal Landsat Images, Land Surface Temperature, Digital Terrain Models and Texture. *Applied Geography*, 35 (1-2): 208-18.

**Rogan J., Franklin J., Stow D., Miller J., Woodcock C., Roberts D. (2008).** Mapping Land-Cover Modifications over Large Areas: A Comparison of Machine Learning Algorithms. *Earth Observations for Terrestrial Biodiversity and Ecosystems Special Issue*, 112 (5): 2272-83.

**Rosich B., Meadows P. J. (2004).** Absolute calibration of ASAR Level 1 products. ESA/ESRIN, ENVI-CLVL-EOPG-TN-03-0010, Issue 1, Revision 5, October 2004.

**Rosich B., Meadows P. J., Monti-Guarnieri A. (2004).** ENVISAT ASAR Product Calibration and Product Quality Status. ESA-ESRIN, Via Galiléi, Italy.

**Rouse J. W., Haas R. H., Schell J. A., Deering D. W., Harlan J. C. (1974).** Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural vegetation. Remote Sensing Center, Report for the period September 1972 - November 1974.

**Ruf F. (2012).** L'adoption de l'hévéa en Côte d'Ivoire. Prix, mimétisme, changement écologique et social. *Économie rurale*, 330-331.

**Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams R.J. (1986).** Learning Representations by Back-Propagating Errors. *Nature*, 323 (6088): 533-36.

**Saatchi S. S., Houghton R. A., Dos Santos Alvala R. C., Soares J. V., Yu Y. (2007).** Distribution of aboveground live biomass in the Amazon basin. *Global Change Biology*.

**Saatchi S. S., Marlier M., Chazdon R.L., Clark D.B., Russell A.E. (2011).** Impact of spatial variability of tropical forest structure on radar estimation of aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 115: 2836-2849.

**Saleri R., Lequay H. (2019).** Relevé photogrammétrique d'objets patrimoniaux : un protocole expérimental pour l'optimisation du placement de caméras pour le relevé aérien. In *Situ Revue des patrimoines*, N° 39.

**Sayer J., Harcourt C.S., Collins N.M. (1992).** Conservation Atlas of Tropical Forests: Africa. London.

**Schlaepfer R. (2002).** Analyse de la dynamique du paysage. Fiche d'enseignement 4.2. Lausanne. Laboratoire de gestion des écosystèmes, École polytechnique fédérale de Lausanne, 11 p.

**Schreier G. (1993).** SAR geocoding: data and systems. Wichmann-Verlag, Karlsruhe, Germany.

**Semeki N. J., Linchant J., Quevauvillers S., Kahindo M. J.-P., Lejeune P., Vermeulen C. (2016).** Potentiel des véhicules aériens sans pilote dans la détection des activités humaines illégales dans les aires protégées en République Démocratique du Congo. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 4 (2): 151-159.

**Semeki N. J., Linchant J., Quevauvillers S., Kahindo M. J.-P., Lejeune P., Vermeulen C. (2016).** Cartographie de la dynamique de terroirs villageois à l'aide d'un drone dans les aires protégées de la République Démocratique du Congo. *Bois et Forêts des tropiques*, 330 (4) : 69-83.

**Semeki N. J., Linchant J., Quevauvillers S., Kahindo M. J.-P., Lejeune P., Vermeulen C. (2018).** Une méthode simple et rapide pour l'évaluation de statistiques d'occupation du sol à

l'aide d'images à très haute résolution acquises par mini-drone. *Bois et Forêts des tropiques*, 335: 15-23.

**SEP-REDD+ (2016).** Résumé de la Stratégie Nationale REDD+ de la Côte d'Ivoire. Abidjan, 16 p.

**SEP-REDD+ (2017).** Niveau d'Emission de Référence pour les Forêts de la Côte d'Ivoire, Présentation à la convention cadre des Nations Unies pour le Changement Climatique. 40 p.

**Shahbazi M., Théau J., Ménard P. (2014).** Recent applications of unmanned aerial imagery in natural resource management. *GIScience & Remote Sensing*, 51: 339-365.

**Sheil D., Burslem D. (2003).** Disturbing hypotheses in tropical forests. *Trends in Ecology and Evolution*, 18 (1): 18-26.

**Small D., Schubert A. (2008).** Guide to ASAR Geocoding. RSL-ASAR-GC-AD, Issue 1.0, March 2008.

**Soares P., Tomé M., Skovsgaard J., Vanclay J. (1995).** Evaluating a growth model for forest management using continuous forest inventory data. *Forest Ecology and Management*, 71: 251-265.

**Sobrino J. A., Jiménez-Muñoz J. C., Paolini L. (2004).** Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5. *Remote Sensing of Environment*, 90 (4): 434-440.

**SODEFOR, INPROBOIS (2014).** Plan d'Aménagement de la forêt classée de Besso. Abidjan, 120 p.

**SODEFOR, ITS (2015).** Plan d'Aménagement de la forêt classée de Yaya. Abidjan, 128 p.

**SODEFOR, SITBAI (2016).** Plan d'Aménagement de la forêt classée de Bossématié. Abidjan, 90 p.

**SODEMI (1972).** Carte géologique de Côte d'Ivoire à 1/2000000.

**Smola A., Schoelkopf B. (1998).** A Tutorial on Support Vector Regression. Série de rapports techniques NeuroCOLT2, NC2-TR-1998-030.

**Sun G., Ranson K.J. (1995).** A three-dimensional radar backscatter model of forest canopies. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 33 (2): 372-382.

**Sun G., Ranson K.J., Guo Z., Zhang Z., Montesano P., Kimes D. (2011).** Forest biomass mapping from lidar and radar synergies. *Remote Sensing of Environment* 115, 2906-2916.

**Thiérion V., Herrault P. A., Vincent A., Inglada J., Sheeren D. (2017).** Utilisation des séries temporelles d'images Sentinel-2 pour la cartographie de l'occupation du sol dans un contexte de modélisation de la biodiversité. Colloque PAYOTTE 2017, Paris, France.

**Torres-Sánchez J., López-Granados F., Serrano N., Arquero O., Peña J. M. (2015).** High-throughput 3-D monitoring of agricultural-tree plantations with unmanned aerial vehicle (UAV) technology. *PloS ONE*, 10 (6): e013079.

**Treuhaff R. N., Madsen S. N., Moghaddam M., Van Zyl J. J. (1996).** Vegetation characteristics and underlying topography from interferometric radar. *Radio Science*, 31 (6): 1449-1485.

**Treuhaff R. N., Law B. E., Asner G. P. (2004).** Forest Attributes from Radar Interferometric Structure and Its Fusion with Optical Remote Sensing. *BioScience*, 54 (6): 561-571.

**Tropek R., Sedláček O., Beck J., Keil P., Musilová Z., Šimová I., Storch D. (2014).** Comment on "High-resolution global maps of 21st-century forest cover change." *Science*, 344: 981-981.

**Tucker C. J. (1979).** Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8 (2): 127-150.

**Ulaby F.T., Moore R.K., Fung A.K. (1990).** Active and passive. Volume III: from theory to applications. Reprint ed. ed, *Microwave remote sensing*. ARTECH House, Norwood, Mass.

**UNFCCC (2010).** UNFCCC Report of COP15 - Part 2, Bonn.

**UNFCCC (2012).** Report of the Conference of the Parties on its seventeenth session, held in Durban from 28 November to 11 December 2011, United Nations publication.

**UICN (2012).** La liste rouge des espèces menacées de l'UICN

**Ustuner M. (2015).** Application of Support Vector Machines for Land use Classification Using High-Resolution Rapid Eye Images: A Sensitivity Analysis. *European Journal of Remote Sensing*, 48 (1): p. 403.

**Van der Linden S., Rabe A., Okujeni A., Hostert P. (2009).** Image SVM Classification, Manual for Application: Image SVM Version 2. Université Humboldt de Berlin, Allemagne.

**Vapnik V.N. (2000).** The Nature of Statistical Learning Theory. 2<sup>nd</sup> edition. Statistics for Engineering and Information Science. Springer: New York, États-Unis.

**Vaudry R., Nourtier M., Bello A., Traoré Y. (2016).** Analyse qualitative des facteurs de la déforestation et de la dégradation des forêts en Côte d'Ivoire. Rapport final, Abidjan, 114 p.

**Verchot L.V., Petkova, E. (2009).** The state of REDD negotiations: consensus points, options for moving forward and research needs to support the process. Center for International Forestry Research, BOGOR, INDONESIA.

**Verrelst J., Rivera J.P., Veroustraete F., Muñoz-Marí J., Clevers J.G.P.W., Camps-Valls G., Moreno J. (2015).** Experimental Sentinel-2 LAI estimation using parametric, non-parametric and physical retrieval methods – A comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 260-272.

**Vincenzi S., Zucchetto M., Franzoi P., Pellizzato M., Pranovi F., De Leo G.A., Torricelli P. (2011).** Application of a Random Forest Algorithm to Predict Spatial Distribution of the Potential Yield of Ruditapes Philippinarum in the Venice Lagoon, Italy. *Ecological Modelling*, 222 (8): 1471-78.

**Vuolo F., Atzberger C. (2014).** Improving Land Cover Maps in Areas of Disagreement of Existing Products using NDVI Time Series of MODIS - Example for Europe. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 2014 (5): 393-407.

**Waldner F., Fritz S., Di Gregorio A., Defourny P. (2015).** Mapping Priorities to Focus Cropland Mapping Activities: Fitness Assessment of Existing Global, Regional and National Cropland Maps. *Remote Sensing*, 7 (6): 7959-86.

**Waldner F., Fritz S., Lamarche C., Bontemps S., Defourny P. (2016).** A Unified Cropland Layer at 250 m for Global Agriculture Monitoring. *Data*, 1 (3): 1-13.

- Waldner F., De Abelleira D., Veron S.R., Zhang M., Wu B., Plotnikov D., Bartalev S., Lavreniuk M., Skakun S., Kussul N., Le Maire G., Dupuy S., Jarvis I., Defourny P. (2016).** Towards a set of agrosystem- specific cropland mapping methods to address the global cropland diversity. *International Journal of Remote Sensing*, 37 (14): 3196-231.
- Waring R. H., Way J., Raymond Hunt E., Morrissey L., Ranson J., Weishampel J. F., Oren R., Franklin S. E. (1995).** Imaging Radar for Ecosystem Studies. *Bioscience*, 45 (10): 715-723.
- Waske B., Benediktsson J.A. (2007).** Fusion of Support Vector Machines for Classification of Multisensor Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45 (12): 3858-66.
- Waske B., Braun M. (2009).** Classifier Ensembles for Land Cover Mapping Using Multitemporal SAR Imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Theme Issue: Mapping with SAR: Techniques and Applications, 64 (5): 450-7.
- WCF (2020).** Cocoa and Forests initiative. Private Sector Report 2018-2019. 53 p.
- Wilkinson G.G. (1997).** Open Questions in Neurocomputing for Earth Observation. In: Kanellopoulos, I., Wilkinson, G.G., Roli, F. et Austin, J. (dir.), *Neurocomputation in Remote Sensing Data Analysis*, p. 3-13. Springer: Berlin–Heidelberg.
- Wu J., Zhongkui D., Zhigang L., Guoqing Z. (2007).** Geo-registration and mosaic of UAV video for quick-response to forest fire disaster. In: *Proceedings SPIE*, vol. 6788, MIPPR 2007: Pattern Recognition and Computer Vision, 678810, November 15, 2007, Wuhan, China.
- Wulder M. A., White J. C., Hay G. J., Castilla G. (2008).** Towards automated segmentation of forest inventory polygons on high spatial resolution satellite imagery. *The Forestry Chronicle*, 84 (2).
- Xie C., Yang C. (2020).** A review on plant high-throughput phenotyping traits using UAV-based sensors. *Computer and Electronics in Agriculture*, volume 178, November 2020, 105731.
- Zhang K. (2008).** Identification of gaps in mangrove forests with airborne LIDAR. *Remote Sensing of Environment*, 112 (5): 2309-2325.

**Zuo R., Carranza E.J.M. (2011).** Support Vector Machine: A Tool for Mapping Mineral Prospectivity. *Computers & Geosciences*, 37 (12): 1967-75.

---

# ANNEXES

---

## Annexe 1 : Les principaux systèmes de suivi satellitaires existant en Côte d'Ivoire

Système	Fournisseur	Méthode	Avantages	Inconvénients/limites
Système Nationale de Surveillance des forêts (SNSF)	Etat de Côte d'Ivoire (Secrétariat Exécutif Permanent de la REDD++)	Système s'appuyant sur la Carte d'occupation du sol réalisée à l'aide des images Sentinel-2 de 2016 par le BNETD/CIGN. Ce système est alimenté progressivement par les projets en cours tels que l'Inventaire forestier et faunique national. Au-delà de la carte de référence une plate-forme du SNSF existe : <a href="http://www.geoportailsst.com/">http://www.geoportailsst.com/</a>	Système national destiné à centraliser l'ensemble des activités relatives au monitoring des forêts. Données accessibles gratuitement sur la plate-forme SNSF.	Système pas totalement fonctionnel car n'inclus pas encore les alertes sur la déforestation.
STARLING	Airbus Defense and Space et la Fondation Earthworm	Système combinant de grandes capacités de couverture avec une résolution de 1,5 m des satellites SPOT 6 et 7 qui sont complétés par d'autres satellites, y compris des RADAR tels que Sentinel-1 et TerraSarX	Système puissant et précis intégrant les alertes précoces sur la déforestation avec l'existence d'une plate-forme interactive	Système payant piloté jusque-là dans la forêt classée du Cavally avec la SODEFOR mais pas encore mené à l'échelle nationale.
IMAGES	Vivid Economics	Système s'appuyant, dans un premier temps, sur l'utilisation des images Sentinel-1 et 2 dans la production de la carte de référence et d'indicateurs socio-économiques. Et dans un deuxième temps, le système s'appuie sur les images Sentinel-1 pour la production d'alertes sur la déforestation à une fréquence de 12 jours.	Système mis à la disposition du gouvernement Ivoirien (Ministère du Plan et du Développement). Système comprenant une automatisation du processus d'alerte depuis une interface pour réduire l'intervention des usagers. Mise à l'échelle nationale en cours actuellement. Accès à la plate-forme suite à une demande. <a href="https://images-beta.vivid-earth.com/login">https://images-beta.vivid-earth.com/login</a>	Système abrité dans un ministère transversal (Ministère du Plan et du Développement) mais dont les actions sont moins portées par les institutions en charge des forêts telles que le MINEDD et le MINEF

**Annexe 2 :** Applications possibles du drone en agriculture et en foresterie (OP : Opérationnel ; DEV : en cours de Développement ; R : en cours de Recherche)

Observation	Type de capteur	Application directe	Stade	Application indirecte	Stade
Expression végétative	Visible Proche-IR	Repérage d'arbres morts sur pied	OP	Comptage automatique de pieds morts ou manquants	DEV
		Repérage de zones de feuillage décoloré	OP		
		Caractérisation de l'hétérogénéité du volume du feuillage	OP	Calcul de surface foliaire exposée	R
		Repérage de zones de stress ou de carences	OP	Diagnostic parcellaire :	DEV
		Evaluation d'incidents climatiques	OP	caractérisation du stress hydrique, carences minérale...	
Maladie	Hyperspectral Proche-IR	Identification précoce de foyers de maladies	R	Protection phytosanitaire	R
Sol	Visible	Caractérisation de l'hétérogénéité de la couche supérieure du sol	OP	Diagnostic parcellaire	DEV
		Repérage de zones humides	DEV		
Couverture du sol	Visible Proche-IR	Repérage des défrichements	OP	Estimation du taux de couverture arborée	DEV
		Evaluation de l'enherbement	OP	Calcul de surfaces enherbées	OP
Température	Thermique	Répartition des températures sur la parcelle	OP	Estimation de la contrainte hydrique	DEV
Relief	Visible	Modélisation 3D de la parcelle	OP	Calcul d'altitude	OP
				Calcul de pente	OP
				Calcul de surface réelle	OP
				Calcul d'expositions	OP
				Evaluation du ravinement	DEV

**Annexe 3 :** Forces et faiblesses des algorithmes utilisés en vue de la classification des données issues d'images de télédétection pour des superficies importantes (d'après Gomez *et al.*, 2016)

<b>Algorithme</b>	<b>Forces/caractéristiques</b>	<b>Faiblesses</b>
Maximum de vraisemblance (Paramétrique)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Application simple</li> <li>• Facile à comprendre et à interpréter</li> <li>• Prédit la probabilité d'appartenance à une classe</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Paramétrique</li> <li>• Part du principe que les données présentent une distribution normale</li> <li>• Nécessite un important échantillon d'apprentissages</li> </ul>
Réseaux de neurones artificiels (Non paramétrique)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Capable de gérer correctement un espace de caractéristiques de grande dimension</li> <li>• Indique la probabilité de l'appartenance à une classe</li> <li>• Classification généralement très précise</li> <li>• S'adapte aux manques de données d'apprentissage: nécessitent moins de données d'apprentissage que les arbres de décision</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Besoin de paramètres pour la conception du réseau</li> <li>• Tendance à surclasser les données</li> <li>• Boite noire (règles inconnues)</li> <li>• Nécessitent une importante puissance de calcul informatique</li> <li>• Apprentissage lent</li> </ul>
Machines à vecteurs de support (Non paramétrique)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Capable de gérer correctement un espace de caractéristiques de grande dimension</li> <li>• Insensibles au phénomène de Hughes</li> <li>• Fonctionnent bien avec des jeux de données d'apprentissage limités</li> <li>• Pas de surclassement</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Besoin de paramètres: régularisation et noyau</li> <li>• Performances médiocres avec un espace de caractéristiques limité</li> <li>• Nécessitent une importante puissance de calcul informatique</li> <li>• Conçus comme un outil binaire, bien qu'il existe des variations</li> </ul>
Arbres de décision (Non paramétrique)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Pas besoin de paramètres</li> <li>• Faciles à appliquer et à interpréter</li> <li>• Gèrent les données manquantes</li> <li>• Gèrent des données de différents types (continues, catégorique) et de différentes échelles</li> <li>• Gèrent les relations non linéaires</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Sensibles au bruit</li> <li>• Tendance au surclassement</li> <li>• Pas aussi performants que d'autres outils dans les espaces de caractéristiques de grande dimension</li> <li>• Nécessitent un important échantillon d'apprentissage</li> </ul>
Random Forest (Non paramétrique)	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Capables de déterminer l'importance des variables</li> <li>• Fiables en ce qui concerne la réduction de données</li> <li>• Pas de surclassement</li> <li>• Permettent une estimation non biaisée de la prédiction</li> <li>• Plus précises que les arbres de décision</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Règles de décision inconnues</li> <li>• Nécessitent une importante puissance de calcul informatique</li> <li>• Nécessitent des paramètres d'entrée ("arbres" et "variables" pour chaque nœud)</li> </ul>

#### Annexe 4 : Les caractéristiques techniques du satellite Sentinel-2

<b>Capteur optique</b>	Sentinel-2A		
<b>Opérateur</b>	Agence spatiale Européenne (ESA)		
<b>Période de vie</b>	Juin 2015 - durée de vie de 7,25 ans		
<b>Altitude</b>	786 km		
<b>Inclinaison</b>	98,5°		
<b>Résolution temporelle</b>	10 jours avec un satellite et 5 jours avec 2 satellites		
<b>Instrument</b>	Imageur Multispectral (MSI)		
<b>Fauchée</b>	290 Km		
<b>Résolution spatiale</b>	10 m (Classification de base de la couverture terrestre)	B2	Sensible à la végétation sénescente, caroténoïdes, le brunissement et le fond du sol
		B3	Correspond au pic vert, sensible à la chlorophylle totale dans la végétation
		B4	Absorption maximale de la chlorophylle
		B8	Indice foliaire (LAI) (ratio de la surface totale supérieure des feuilles à la surface du sol sur laquelle la végétation se développe)
	20 m (classification de la couverture terrestre, suivi de l'activité végétale, récupération des paramètres biophysiques)	B5	Bande « bord rouge », fournit des informations sur l'état de la végétation
		B6	Bande « bord rouge », fournit des informations sur l'état de la végétation
		B7	Indice foliaire (LAI) (ratio de la surface totale supérieure des feuilles à la surface du sol sur laquelle la végétation se développe)
		B8a	Sensible à la chlorophylle, la biomasse, l'indice foliaire
		B11	Sensible à la lignine (c'est une molécule qui fait partie des différents composants du bois. On la retrouve dans certaines algues et dans les plantes qui possèdent des racines), Différenciation Neige / glace /nuages.
		B12	Evaluation des conditions de végétation méditerranéenne, Distinction des sols argileux pour le suivi de l'érosion des sols, Distinction entre la biomasse vivante, la biomasse morte et le sol.
	60 m (correction atmosphérique)	B1	Correction atmosphérique : diffusion des aérosols
		B9	Correction atmosphérique : absorption de vapeur d'eau
		B10	Correction atmosphérique : détection de minces cirrus (nuages)

**Annexe 5 : Les principales caractéristiques des modes d'acquisition du satellite Sentinel-1**

<b>Caractéristiques</b>	<b>SM</b>	<b>EW</b>	<b>WV</b>
Fauchée	80 km	410 km	20 km
Gamme d'angle d'incidence	18,3 ° - 46,8 °	18,9 ° - 47,0 °	23 ° - 36,5 °
Sous-bande		5	
Poutre d'élévation	6		2
Option de polarisation	Double HH+HV, VV+VH	Double HH+HV, VV+VH	Simple HH, VV
	Simple HH, VV	Simple HH, VV	
Equivalent Bruit			
Maximum Sigma Zero (NESZ)	-22 dB	-22 dB	-22 dB
Résolution spatiale	5 m	20 à 40 m	5 m

## Annexe 6 : Les caractéristiques techniques du drone DJI Mavic Pro

<b>Caractéristiques</b>	<b>Valeur</b>
<b>Modèle</b>	DJI Mavic Pro
<b>Poids</b>	736 g
<b>Autonomie théorique de vol ou de la batterie</b>	27 minutes
<b>Nombre de moteurs</b>	4
<b>Capacité de la batterie</b>	3830 mAh
<b>Vitesse maximale</b>	65 km/h
<b>Liaison avec la télécommande</b>	Radio
<b>Autonomie de la radiocommande</b>	1 heure 30 minutes
<b>Définition de la caméra</b>	12 Mpx
<b>Définition vidéo</b>	4 K
<b>Stabilisation</b>	Par nacelle
<b>Portée du signal radio</b>	7 km
<b>Altitude maximale de vol</b>	500 m
<b>Stockage mémoire</b>	Micro SD (15 Go)
<b>Dimensions</b>	19.9 x 8,3 x 8,3 cm (L x l x H)

**Annexe 7 : Nomenclature des types d'occupation du sol et utilisation des terres proposées par le BNETD et utilisé dans le cadre de cette thèse**

Code SST	Description SST	Classe/Type SST
11	Formations naturelles de type primaire, peuplement fermé avec des arbres et arbustes atteignant diverses hauteurs entre 5 et 50 m; les cimes des arbres sont relativement jointives; l'ensemble du couvert demeure dense (recouvrement supérieur à 70%)	Forêt dense
13	Formation forestière (couverture supérieure à 30%) établie sur des sols hydromorphes (vallée, estuaire, bas-fonds, marécages) proches des cours d'eau (fleuve, retenue d'eau, rivière), où la présence d'eau est quasi permanente	Forêt Marécageuse/ Forêt galerie
14	Formation forestière sous influence de la dégradation et recrûs forestiers en régénération, mais dont la couverture est néanmoins supérieure à 30%; structure constituée de stades successifs de développement de végétation instable; La différence est marquée par la structure/composition des espèces par rapport aux forêts primaires voisines	Forêt secondaire / Dégradée
161	Parcelles plantées de bois ou régénération du milieu; hauteur des arbres sup. à 5m et couverture sup. à 30%	Plantation monospécifique de Teck
21	Zones de cultures de cacao et/ou de café. Souvent cultivés en sous-bois, à l'abri d'arbres plus hauts. Ce qui rend difficile leur identification dans le cas d'un paysage complexe et hétérogène	Cacao-Café
22	Plantations d'arbres de type hévéa de 30m de haut; à feuilles caducifoliées se renouvelant à l'extrémité des unités de croissance; on distinguera les vieilles plantations des jeunes	Hévéa
231	Parcelle agricole de palmiers à huile, disposés en triangle équilatéral de 9m de côté; densité 143 pieds à l'hectare	Palmeraie industrielle
254	Parcelle agricole de bananier, pouvant atteindre 7-15m de haut, à feuilles longues; plantés en rangées, en zone ensoleillée, sur tout type de sol	Bananaie industrielle
26	Zones d'autres terres de cultures non différenciées et des vergers divers, y compris les cultures de bas-fonds et les jeunes jachères entre 3 à 7 ans (généralement formés de recrûs herbeux post-culturaux). Ces cultures sont annuelles à cycle court et à cycle long (riz, igname, maïs, manioc, ananeraie, canne à sucre, coton etc.). NB: Ces zones de cultures sont des parcellaires identifiables sur les images satellitaires par leur forme géométrique parfois régulière	Aménagement Agricole / Autres culture / Verger (Culture / Jachère non différenciée)
266	Parcelle agricole plantée d'ananas sur des petites buttes densité 60 000 pieds/ha, herbacée xérophyte, de 1-1,5m de haut; avec de longues feuilles de 0,5-1,8m; sol bien drainé, riche et acide	Ananeraie industrielle
41	Ensembles des zones de dépression contenant de l'eau sous forme de retenue et d'écoulement d'eau interconnecté de largeur importante (fleuve)	Plan d'eau
43	Terres humides et bourbeux constituées de marais et de marécages, où le sol est recouvert, en permanence ou par intermittence, d'une couche d'eau stagnante, peu profonde, et couverte de végétations. Des formations hydrophiles (hélrophytes et hydrophytes), de Cypéracées s'y développent isolés ou sous forme de tapis herbeux	Zone Marécageuse
51	Zones résultant d'activités humaines (habitations, activités industrielles, exploitations minières, carrières, orpailages, défrichements, etc.)	Habitats humains/Activités économiques et industrielles
52	Voies de transport et réseau routier	Route
62	Terrain dépourvu de couvert végétal naturel (herbacé, arbustif, arboré), ne constituant pas une aire de culture	Sol nu
700	Nuages	Nuages

## **Annexe 8 : Liste des publications et communications issues de la thèse**

### **Publications**

**Ouattara T. A.**, Kouamé K. F., Zo-Bi I. C., Vaudry R., Grinand C. (2021). Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire : impact des cultures de rente sur la forêt. *Bois et Forêts des Tropiques*, 347: 89-104. <https://doi.org/10.19182/bft2021.347.a31868>

**Ouattara T. A.**, Jofack Sokeng V.-C., Zo-Bi I. C., Kouamé K. F., Grinand C., Vaudry R. (2022). Detection of forest tree losses in Côte d'Ivoire using Drones aerial images. *Drones*, 6(4):83. <https://doi.org/10.3390/drones6040083>

### **Communications**

**Ouattara T. A.**, Kouamé K. F., Vaudry R., Grinand C. (2018). Suivi et caractérisation de la dynamique forestière et agroforestière à l'aide de systèmes de télédétection récents dans les forêts classées de Côte d'Ivoire : cas des forêts classées de la Besso et de la Bossématié. 4<sup>ième</sup> Journées Doctorales 2018 de l'Unité de Formation et de Recherche des Sciences de la Terre et des Ressources Minières (UFR-STRM), Université Félix Houphouët-Boigny, Abidjan (Côte d'Ivoire), 22-23 Février 2018, Communication orale.

**Ouattara T. A.**, Kouamé K. F., Vaudry R., Grinand C. (2019). Suivi de la dynamique forestière et agroforestière en Côte d'Ivoire par télédétection spatiale et aérienne : vers une mise en place d'un système de suivi des terres et des défrichements. CAFES Doctorants Maison de la Télédétection, Montpellier (France), 07 Juin 2019, Communication orale. <https://www.umr-tetis.fr/index.php/fr/cafe-mtd-doctorant-2020-2019/cafe-mtd-07-06-2019>

**Ouattara T. A.**, Kouamé K. F., Grinand C. (2022). Suivi des terres et de la déforestation par télédétection spatiale et aérienne en Côte d'Ivoire. Séminaire National sur l'Adaptation au Changement Climatique de la COP 15 (SENACC), Abidjan (Côte d'Ivoire), 16-19 Mai 2022, Communication orale.

# Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire : impact des cultures de rente sur la forêt

Tiodionwa Abdoulaye OUATTARA<sup>1,5</sup>  
Koffi Fernand KOUAMÉ<sup>1,2</sup>  
Irié Casimir ZO-BI<sup>3</sup>  
Romuald VAUDRY<sup>4</sup>  
Clovis GRINAND<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Centre universitaire de recherche  
et d'application en télédétection (CURAT)  
22 BP 801, Abidjan 22  
Côte d'Ivoire

<sup>2</sup> Université virtuelle de Côte d'Ivoire  
(UVC)  
28 BP 536, Abidjan 28  
Côte d'Ivoire

<sup>3</sup> Institut national polytechnique  
Félix Houphouët-Boigny (INP-HB)  
BP 1313, Yamoussoukro  
Côte d'Ivoire

<sup>4</sup> NITIDÆ  
29 rue Imbert-Colomés  
69001 Lyon  
France

<sup>5</sup> NITIDÆ  
Tour Wedge (8<sup>e</sup> étage)  
Les Caddies, Riviera Golf  
Cocody  
25 BP 691, Abidjan 25  
Côte d'Ivoire

**Auteur correspondant /  
Corresponding author:**

Tiodionwa Abdoulaye OUATTARA –  
[tiodionwabdoulaye@yahoo.fr](mailto:tiodionwabdoulaye@yahoo.fr)



**Photo 1.**  
Cacaoyère « plein soleil » en production (principale culture de la Côte d'Ivoire).  
A "full sun" cocoa plantation in production (main crop in Ivory Coast).  
Photo T. A. Ouattara.

Doi : 10.19182/bft2021.347.a31868 – Droit d'auteur © 2021, Bois et Forêts des Tropiques – © Cirad – Date de soumission : 16 juin 2020 ;  
date d'acceptation : 16 décembre 2020 ; date de publication : 25 février 2021.



Licence Creative Commons :  
Attribution - 4.0 International.  
Attribution-4.0 International (CC BY 4.0)

**Citer l'article / To cite the article**

Ouattara T. A., Kouamé K. F., Zo-Bi I. C., Vaudry R., Grinand C., 2021. Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire : impact des cultures de rente sur la forêt. Bois et Forêts des Tropiques, 347: 89-104. Doi : <https://doi.org/10.19182/bft2021.347.a31868>

## RÉSUMÉ

### Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire : impact des cultures de rente sur la forêt

En Côte d'Ivoire, plus de la moitié du couvert forestier (57 %) a disparu en un quart de siècle (1990-2015) avec une perte importante de biodiversité. Pour mieux comprendre les dynamiques en cours et appuyer les politiques de réduction de la déforestation, des cartographies fines et régulières des changements d'occupation et d'usage des terres sont nécessaires. Cependant, ces études sont rarement conduites sur de grands territoires ou bien elles sont parfois obsolètes à cause de la rapidité des processus anthropiques sous-jacents. L'objectif de cette étude est d'évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres, en particulier les dynamiques de déforestation et de dégradation forestière dans trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire, entre 2016 et 2019. La méthodologie est basée sur l'utilisation d'images Sentinel-2 à 10 et 20 m de résolution spatiale sur une zone d'étude de 22 014 km<sup>2</sup>. Des données d'apprentissage ont d'abord été délimitées en suivant une description de la zone en 16 catégories d'occupation et d'usage des terres. Celles-ci ont ensuite été utilisées avec l'algorithme *Random Forests* pour produire des cartes d'occupation et d'usage des terres en 2016 et 2019 avec une précision globale respective de 92 % et 87 %. Enfin, ces cartes ont été croisées pour décrire les transitions forestières de la zone étudiée. Les résultats révèlent que l'extension des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile), des cultures et jachères non différenciées ainsi que des infrastructures (habitations et routes) a conduit à un taux de déforestation de 4,95 % par an sur la période étudiée. Cette étude fournit ainsi une compréhension détaillée et actualisée des changements d'occupation et d'usage des terres, et contribue aux réflexions sur la mise en place d'un système national de surveillance des terres.

**Mots-clés :** occupation et usage des terres, Sentinel-2, déforestation, dégradation des forêts, cacaoculture, *Random Forests*, télédétection, Côte d'Ivoire.

## ABSTRACT

### Changes in land cover and land use from 2016 to 2019 in south-east Côte d'Ivoire: impacts of cash crops on forests

In Côte d'Ivoire, over half of all forest cover (57%) has been destroyed in a quarter of a century (1990-2015), with considerable loss of biodiversity. In order to support policies aiming to reduce forest losses and to better understand the dynamics at work, detailed and regular mapping of land cover and land use changes is essential. However, mapping studies are rarely conducted over large areas and can quickly become obsolete because of the rapidly evolving human processes underlying changes. This study aims to assess changes in land cover and land use from 2016 to 2019 in three regions of south-eastern Côte d'Ivoire, with a particular focus on the dynamics of deforestation and forest degradation. The methodology is based on the use of images from Sentinel-2 with 10 to 20-metre resolution over a study area covering 22,014 km<sup>2</sup>. Data for training purposes were first marked out according to a description of the zone identifying 16 land cover and land use categories. These were then analysed with the Random Forests algorithm to produce maps of land use and land cover in 2016 and 2019 with an overall precision of 92% and 87% respectively. Finally, the maps were cross-analysed to describe forest transitions in the study zone. The results clearly show that the extension of cash crops (cacao and coffee, rubber and oil palm), undifferentiated crops, fallow lands and infrastructure (dwellings and roads) has caused deforestation at a rate of 4.95% per year over the period investigated. Our study thus provides a detailed and up-to-date picture of changes in land cover and land use and input for discussions on the introduction of a national land use surveillance system.

**Keywords:** land cover and land use, Sentinel-2, deforestation, forest degradation, cacao crops, *Random Forests*, remote sensing, Côte d'Ivoire.

T. A. OUATTARA, K. F. KOUAMÉ, I. C. ZO-BI,  
R. VAUDRY, C. GRINAND

## RESUMEN

### Cambios en la ocupación y el uso del suelo entre 2016 y 2019 en el sudeste de Costa de Marfil: impacto de los cultivos comerciales en el bosque

En Costa de Marfil, más de la mitad de la cubierta forestal (el 57 %) ha desaparecido en un cuarto de siglo (1990-2015) con una importante pérdida de biodiversidad. Para apoyar las políticas de reducción de la deforestación y comprender mejor la dinámica actual, es necesario realizar una cartografía fina y constante de los cambios en la ocupación y el uso del suelo. Sin embargo, estos estudios rara vez se llevan a cabo en grandes territorios o a veces son obsoletos debido a la velocidad de los procesos antrópicos subyacentes. El objetivo de este estudio es evaluar los cambios en la ocupación y el uso del suelo, en particular las dinámicas de deforestación y degradación forestal en tres regiones del sudeste de Costa de Marfil, entre 2016 y 2019. La metodología se basa en el uso de imágenes del satélite Sentinel-2 con una resolución espacial de 10 y 20 metros en un área de estudio de 22 014 km<sup>2</sup>. Primero se delimitaron datos de aprendizaje según una descripción de la zona con 16 categorías de uso y ocupación del suelo. A continuación, las imágenes se trataron con el algoritmo *Random Forests* para producir mapas de uso y ocupación del suelo en 2016 y 2019 con una precisión global del 92 % y del 87 % respectivamente. Por último, estos mapas se cruzaron para describir las transiciones forestales en la zona de estudio. Los resultados señalan que la extensión de los cultivos comerciales (cacao-café, árbol de caucho y palma aceitera), los cultivos y el barbecho no diferenciados, así como las infraestructuras (viviendas y carreteras), provocaron una tasa de deforestación del 4,95 % anual durante el periodo estudiado. Por lo tanto, este estudio proporciona un conocimiento detallado y actualizado de los cambios en el uso y la ocupación del suelo, e invita a reflexionar sobre el establecimiento de un sistema nacional de vigilancia del suelo.

**Palabras clave:** uso y ocupación del suelo, Sentinel-2, deforestación, degradación forestal, producción de cacao, *Random Forests*, teledetección, Costa de Marfil.

## Introduction

Depuis la seconde moitié du XX<sup>e</sup> siècle, la déforestation en milieu tropical est au centre des débats internationaux (Brou *et al.*, 2005 ; Nakouma *et al.*, 2013). En Afrique de l'Ouest, les conversions des surfaces forestières en terres agricoles sur la période allant de 2000 à 2010 ont été estimées par la FAO à 19 %, ce qui correspond à une perte de surfaces forestières d'environ 870 000 ha/an (FAO, 2010). Selon le Bureau national d'études techniques et de développement (BNETD) et le Secrétariat exécutif permanent de la REDD+ (SEP-REDD+), 57 % des forêts de Côte d'Ivoire ont disparu entre 1990 et 2015, la couverture forestière étant passée de 7,8 millions d'hectares en 1990 à 5,1 millions d'hectares en 2000, puis à 3,4 millions d'hectares en 2015, soit environ 11 % du territoire national (BNETD, 2016 ; FAO, SEP-REDD+, 2017). Les rares forêts rémanentes se trouvent dans le Sud-Ouest du pays, notamment dans le Parc national de Taï (réserve de biosphère et patrimoine mondial de l'UNESCO) et dans la forêt classée du Cavally ainsi que dans le Sud-Est du pays. Malheureusement, ces dernières forêts font de plus en plus l'objet de fortes pressions anthropiques qu'il convient d'endiguer rapidement (Oszwald *et al.*, 2007). En effet, depuis les années 2000, alors que la déforestation régresse globalement sur l'ensemble du territoire national, elle continue de s'accroître dans les forêts classées avec un taux annuel de déforestation passant de 2,9 % entre 1990 et 2000 à 4,2 % entre 2000 et 2015 (BNETD, 2016).

Face à cette situation, l'État ivoirien a élaboré une nouvelle stratégie de préservation, de réhabilitation et d'extension de ses forêts et en a profité pour se doter d'un nouveau Code forestier en juillet 2019 (Ministère des Eaux et Forêts, 2019). La mise en œuvre de cette stratégie nécessite, entre autres, le suivi régulier de la dynamique d'occupation et d'usage des terres (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). Ces nouvelles connaissances constituent en effet une donnée essentielle pour de nombreuses applications scientifiques et opérationnelles, favorisée par l'avènement de nouveaux capteurs et de nouvelles méthodes d'analyse spatiale (Longaretti *et al.*, 2016 ; Thiérier *et al.*, 2017).

En Côte d'Ivoire, le suivi de la dynamique d'occupation et d'usage des terres par télédétection fait face à de nombreux défis. Les défrichements commencent de manière très discrète sur de petites surfaces pour s'étendre progressivement à l'ensemble de la forêt classée ou de l'aire protégée (Nakouma *et al.*, 2013 ; Barima *et al.*, 2016). Dans ce contexte, le recours classique aux images satellitaires de type Landsat (Dibi N'Da *et al.*, 2008 ; Barima *et al.*, 2009) est justifié par la forte disponibilité des archives d'images (sur plus de trente ans) mais peut être limité pour des suivis annuels à cause de leur faible fréquence d'acquisition et résolution spatiale (30 m). La constellation de satellites Sentinel-2 en opération depuis 2015 (Sentinel-2A) et 2017 (Sentinel-2B) fournit gratuitement des images à 10, 20 et 60 m de résolution. Cela représente un fort intérêt pour les institutions du Sud qui ne disposent pas toujours de moyens financiers suffisants à l'acquisition d'images payantes.

L'utilisation de ces capteurs permet d'envisager une plus forte discrimination des modes d'occupation et d'usage des terres et une disponibilité d'images sans nuage. En effet, la zone intertropicale, et en particulier la Côte d'Ivoire, est sujette à de fortes couvertures nuageuses qui limitent l'application de la télédétection optique (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). À l'instar de Phiri *et al.* (2020), plusieurs travaux montrent le potentiel des capteurs Sentinel-2 pour contribuer de manière significative à la surveillance terrestre. En Amazonie, des performances supérieures des images Sentinel-2 comparées aux images Landsat-8 ont été enregistrées dans le cadre du suivi de l'exploitation forestière (Lima *et al.*, 2019). En Côte d'Ivoire, ces images ont été utilisées par le BNETD pour cartographier l'occupation du sol en 2016 dans le cadre du projet de Surveillance spatiale des terres (SST) (BNETD, 2019). Cependant, il n'existe pas d'évaluation des changements d'occupation du sol permettant de documenter les dynamiques des paysages, notamment les usages des terres post-déforestation. La seule étude disponible qui s'apparente au sujet traité (BNETD, 2016) s'intéresse uniquement aux pertes de couvert forestier dense humide, à l'aide de données Landsat et l'algorithme Maximum de vraisemblance, sans traiter des modes d'usage des terres post-déforestation. Comme indiqué plus haut, en Côte d'Ivoire, les conversions des forêts sont très rapides, il semble urgent d'explorer de nouvelles techniques de cartographie (données, outils et méthodes) permettant de cartographier les usages des terres annuellement ou à intervalle de temps réduit.

Les techniques de traitement d'images satellitaires ont beaucoup évolué ces dernières années avec l'usage des données Sentinel-2 et celui de plus en plus fréquent d'algorithmes de fouille de données, à l'instar de l'algorithme *Random Forests* (Breiman, 2001 ; Gislason *et al.*, 2006). Cet algorithme a gagné en popularité dans le domaine de la télédétection et a été utilisé pour la cartographie de nombreux indicateurs environnementaux, par exemple la biomasse (Mutanga *et al.*, 2012), le couvert forestier (Niculescu *et al.*, 2018), l'indice LAI (Vuolo et Atzberger, 2014) et l'azote du couvert végétal (Li *et al.*, 2014). Ces études démontrent la supériorité de la qualité des résultats obtenus par cette méthode par rapport aux méthodes conventionnelles, paramétriques et non paramétriques (Verrelst *et al.*, 2015).

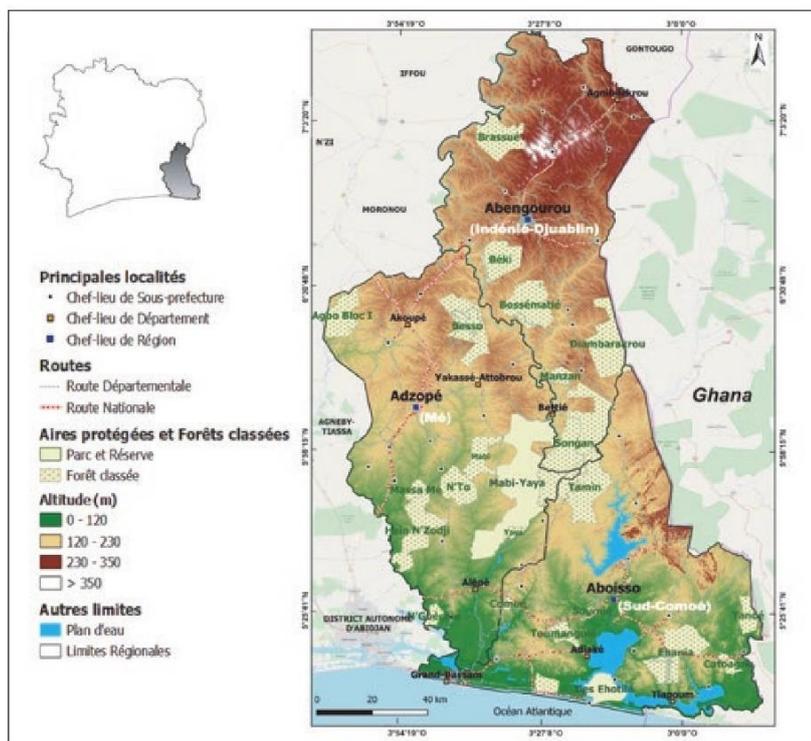
La présente étude vise à évaluer les changements d'occupation et d'usage des terres, en particulier les dynamiques de déforestation et de dégradation forestière dans trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire, entre 2016 et 2019. La méthodologie développée s'appuie sur les images satellites Sentinel-2, l'algorithme *Random Forests* et un effort de collecte de données d'apprentissage en 16 catégories d'usage des terres. La finalité de ces travaux est d'apporter de nouvelles connaissances afin de contribuer à la gestion durable des terres et à la lutte contre les défrichements illégaux dans les forêts classées et les aires protégées de la Côte d'Ivoire.

## Matériel et méthodes

### Zone d'étude

La zone d'étude est située dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire. Elle couvre une superficie de 22 014 km<sup>2</sup> comprise entre 05°06'00" et 07°21'00" de latitude Nord et entre 02°43'00" et 04°11'00" de longitude Ouest (figure 1). Elle se subdivise en trois régions : la région de la Mé dont le chef-lieu est Adzopé, la région du Sud-Comoé (Aboisso) et la région de l'Indénié-Djuablin (Abengourou).

Le choix de cette zone d'étude s'explique par sa grande diversité des catégories d'occupation et d'usage des terres (Brou *et al.*, 2005). En effet, ses paysages sont marqués par une importante mosaïque liée à son histoire agraire et à une forte proportion de forêts secondaires principalement issues des vieilles plantations de cacaoyers, *Theobroma cacao* (Sterculiaceae), et de caféiers, *Coffea arabusca* et *Coffea canephora* (Rubiaceae), abandonnées par leurs propriétaires. La photo 1 présente une cacaoyère « plein soleil » en production (principale culture de rente de la Côte d'Ivoire).



**Figure 1.** Situation géographique de la zone d'étude et de trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire (Mé, Sud-Comoé et Indénié-Djuablin) ainsi qu'un aperçu du relief, des forêts classées et des aires protégées.  
*Geographical location of the study area and three regions of South-East Côte d'Ivoire (Mé, Sud-Comoé and Indénié-Djuablin) as well as an overview of the relief, classified forests and protected areas.*

Cette zone d'étude abrite par ailleurs 23 forêts classées et deux aires protégées dont la réserve naturelle Mabi-Yaya et le parc national des îles Ehotilé qui est classé site Ramsar. Ces forêts sont menacées de disparition du fait de l'existence d'importants fronts pionniers liés au développement des cultures de rente (Brou *et al.*, 2005). Enfin, c'est dans cette zone du Sud-Est qu'est mis en œuvre le projet REDD+ de la Mé, le tout premier projet pilote REDD+ initié par l'État ivoirien afin de préserver son patrimoine forestier et environnemental.

La végétation du Sud-Est de la Côte d'Ivoire est celle du domaine guinéen. Elle est située dans le secteur ombrophile caractérisé par la forêt dense humide sempervirente de type *Eremospatha macrocarpa* et *Diospyros mannii* et dans le secteur mésophile correspondant à la forêt dense humide semi-décidue de type *Triplochiton scleroxylon* et *Khaya ivorensis* (Avenard *et al.*, 1971). Le relief est constitué de nombreuses collines dont l'altitude maximale est d'environ 500 m.

### Collection d'images satellites

La méthodologie générale appliquée dans cette étude est basée sur le traitement par classification supervisée des images Sentinel-2 (figure 2). Les images couvrant la zone d'étude correspondent à huit scènes d'images d'après le catalogue Copernicus<sup>1</sup>. Les meilleures images avec très peu ou pas de couvert nuageux ont été sélectionnées et téléchargées (tableau I). Pour l'année de référence 2016, les images ont été acquises le 6 janvier, et le 11 mars pour l'année de référence 2019. Ces deux dates correspondent à la saison la plus sèche et chaude de la zone étudiée.

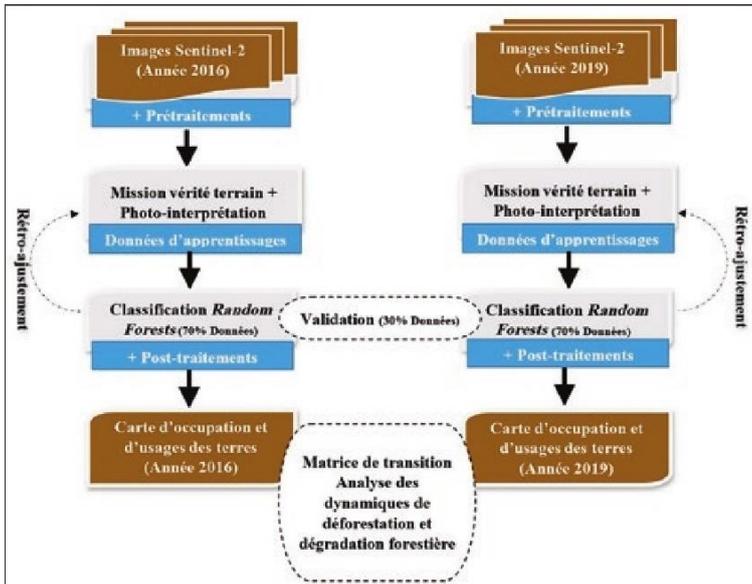
### Prétraitements des images

Pour les deux années de référence 2016 et 2019, les images Sentinel-2 sont disponibles avec un niveau de prétraitements L1C, c'est-à-dire que ce sont des images orthorectifiées où les valeurs correspondent aux réflectances enregistrées au sommet de l'atmosphère. Elles ont d'abord fait l'objet d'une correction atmosphérique par la méthode DOS1 (*Dark Object Subtraction*) grâce à l'outil « *Semi-automatic Classification Plugin* » de QGIS (Leroux *et al.*, 2018 ; Congedo, 2020). Ensuite, pour couvrir la zone d'étude, une mosaïque de huit scènes Sentinel-2 a été produite sur la base des bandes spectrales (10 m et 20 m de résolution spatiale) rééchantillonnées à 10 m (tableau I).

### Délimitation des données d'apprentissage

Une première étape a été de définir la typologie des catégories d'occupation et d'usage des terres pour réaliser les cartographies (tableau II). Cette

<sup>1</sup> <https://www.copernicus.eu/fr>



**Figure 2.**  
Présentation synthétique de l'approche méthodologique adoptée.  
*Synthetic presentation of the methodological approach used.*

typologie correspond au niveau 2 du système national de classification des terres. Ensuite, l'étape de délimitation des données d'apprentissage dans un système d'information géographique (SIG) a été réalisée pour calibrer l'algorithme de classification. Pour les algorithmes de fouille de données et en particulier *Random Forest*, la qualité du résultat de la classification est fortement liée à la qualité des données d'apprentissage (Grinand *et al.*, 2013 ; Rakotomala *et al.*, 2015 ; Niculescu *et al.*, 2018). La délimitation a été réalisée par photo-interprétation sur les mosaïques d'images Sentinel-2 de 2016 et de 2019 ainsi que sur d'autres sources

d'informations dont les images très haute résolution spatiale (THRS) disponibles sur Google Earth et des relevés issus de deux campagnes de terrain. Ces missions de terrain ont été menées respectivement en février 2017 et mai 2017 dans les trois régions étudiées. Les relevés de terrains comprennent non seulement des points d'identification mais aussi des délimitations de parcelles au GPS. Ils ont concerné l'ensemble des catégories de la typologie, dont les principales cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile). La délimitation des données d'entraînement s'est faite suivant l'apprentissage basé sur les connaissances « d'expert » du terrain en insistant sur les limites des parcelles voisines et de catégories différentes dans une même unité de paysage afin d'aider l'algorithme *Random Forest* à trouver les bons seuils de différenciation (figure 3). Enfin, les résultats de la photo-interprétation ont été stockés dans une base de données géolocalisées regroupant l'ensemble des données d'apprentissage. Le tableau II présente les caractéristiques de ces données.

#### Traitements des données

L'algorithme *Random Forests* a été calibré sur la base des données d'apprentissage afin de cartographier les 16 catégories d'occupation et d'usage des terres. Les 10 bandes spectrales Sentinel-2 ont constitué les variables en entrée du modèle (pixels pris aléatoirement dans les données d'apprentissages). En effet, l'utilisation de bandes spectrales uniquement dans un modèle *Random Forests* est un bon compromis entre la précision et le temps de calcul (Pelletier *et al.*, 2016). L'algorithme *Random Forests* nécessite de définir deux importants paramètres, à savoir le nombre maximum d'arbres de classification souhaité ( $n$ ) et le

**Tableau I.**  
Caractéristiques générales des bandes spectrales des images Sentinel-2 utilisées.  
*General characteristics of the spectral bands of the Sentinel-2 images used.*

Bandes	Résolution spatiale	Longueur d'onde centrale (nm)	Largeur de la bande (nm)	Scènes T30	Dates d'acquisition
2	10 m	490	65	NUM NUN NVL NVM NVN NVP NWL NWM	06/01/2016 et 11/03/2019
3		560	35		
4		665	30		
8		842	115		
5	20 m	705	15		
6		740	15		
7		783	20		
8a		865	20		
11		1 610	90		
12		2 190	180		

**Tableau II.**

Typologie des catégories d'occupation et d'usage des terres et caractéristiques des données d'apprentissage.  
*Typology of occupation and land use categories and characteristics of learning data.*

Code	Nom Court	Description	Données 2016		Données 2019	
			Polygones	Pixels	Polygones	Pixels
FD	Forêt dense	Formation naturelle de type primaire	181	41 184	197	42 793
FG	Forêt-galerie/ marécageuse	Formation forestière établie sur des sols hydromorphes proches des cours d'eau	48	5 053	42	3 606
FDS	Forêt dégradée/ secondaire	Formation forestière sous influence de la dégradation	284	35 094	389	55 821
T	Teckeraie	Plantation monospécifique de teck	7	351	7	377
CC	Cacao-café	Zone de cultures de cacao et/ou de café	379	33 654	504	48 034
H	Hévéa	Zone de culture d'hévéa	268	39 225	429	59 722
P	Palmeraie	Zone de culture de palmier à huile	105	23 504	169	33 370
B	Bananaie	Zone de culture de bananier	34	4 164	35	4 632
CJI	Culture/jachère non différenciée	Zone de cultures non encore différenciées, cultures des bas-fonds, cultures annuelles et jeunes jachères (3 à 7 ans)	282	46 168	359	47 167
A	Ananeraie	Parcelle agricole plantée d'ananas	33	4 347	28	5 678
PE	Plan d'eau	Ensemble des retenues d'eau	79	44 065	75	9 113
ZM	Zone marécageuse	Terres humides et bourbeuses constituées de marais et de marécages	51	8 798	49	9 188
H	Habitation	Habitats humains	113	10 909	97	12 602
R	Route	Voies de transport et réseau routier	108	2 081	132	4 771
SN	Sol nu	Terrain dépourvu de couvert végétal	26	1 150	20	1 347
N	Nuage	Nuage	5	2 232	17	38 290
Total			2 003	301 979	2 549	376 511

nombre de variables de prédiction choisies aléatoirement ( $m$ ) pour chaque nœud des arbres (Breiman, 2001). Nous avons utilisé les valeurs par défaut ( $n = 500$  et  $m = 3$ ) qui ont montré des résultats satisfaisants (Rodriguez-Galiano *et al.*, 2012).

Une fois le modèle calibré, l'algorithme a été appliqué pour produire la carte brute d'occupation et d'usage des

terres. Cette carte a été faite de manière itérative, c'est-à-dire par plusieurs allers et retours (étape de rétro-ajustement des données d'apprentissage) entre la photo-interprétation, la calibration et la production de cartes intermédiaires. L'ensemble des traitements a été réalisé avec le logiciel R et le package *randomForest* (Liaw et Wiener, 2002).

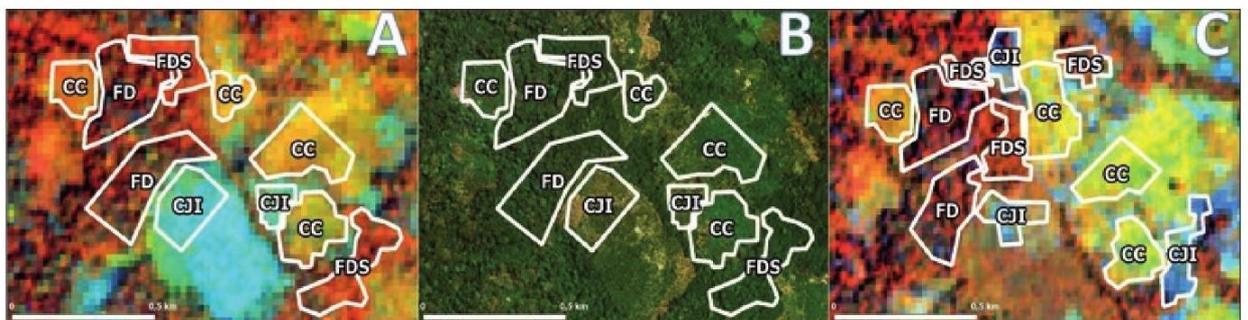
**Figure 3.**

Photo-interprétation et délimitation des données d'apprentissage sur : A. une image composite Sentinel-2 de 2016 avec un affichage en fausses couleurs (R : bande 8 ; G : bande 5 ; B : bande 4) ; B. une image THRS de Google Earth de 2016 ; C. une image composite Sentinel-2 de 2019 avec un affichage en fausses couleurs (R : bande 8 ; G : bande 5 ; B : bande 4). CC : café-cacao ; FD : forêt dense ; FDS : forêt dégradée ou secondaire ; CJI : culture ou jachère Indifférenciée.

*Photo-interpretation and delineation of learning data on: A. a 2016 Sentinel-2 composite image with a false colour display (R: Band 8 - G: Band 5 - B: Band 4); B. a 2016 Google Earth THRS image; C. a 2019 Sentinel-2 composite image with a false colour display (R: Band 8 - G: Band 5 - B: Band 4). CC: coffee-cocoa; FD: dense forest; FDS: degraded or secondary forest; CJI: undifferentiated crop or fallow.*

## Évaluation de la qualité des cartographies

Une validation croisée a été réalisée à partir des outils d'évaluation de la qualité du modèle disponibles dans le package *randomForest*. L'outil permet de calculer un indicateur de précision globale (variance expliquée) et une matrice de confusion à partir d'une sélection aléatoire d'un échantillon test correspondant à 30 % du jeu de données initial, laissé de côté pendant la phase de calibration, et utilisé pour la validation à chaque itération du modèle (échantillon « *Out-Of-the-Bag* » ; Bylander, 2002).

In fine les indicateurs de précision du modèle (précision globale, coefficient Kappa, précision utilisateur et précision producteur) ont été calculés à partir des matrices de confusion obtenues par la validation croisée. Cette méthode de validation croisée permet d'avoir une estimation non biaisée du taux d'erreur en généralisation sans avoir recours à un échantillon test supplémentaire (Chehata *et al.*, 2015).

### Post-traitements

Une étape de post-traitements qui inclut un filtrage des résultats des classifications a été abordée afin de les nettoyer des « bruits » et potentielles erreurs (pixels isolés) couramment rencontrés dans les images à haute résolution spatiale (El Garouani *et al.*, 2008). Aussi, cette étape a permis de faire correspondre les cartes aux exigences d'unité minimale de cartographie (UMC). L'UMC adoptée est conforme au Code forestier ivoirien de juillet 2019 qui fixe la superficie minimale des forêts à 0,1 ha. La méthodologie qui a été adoptée pour effectuer les post-traitements se résume en deux étapes : un premier passage de filtre convolutif majoritaire de dimension 3 x 3 pixels pour réduire le bruit ; un second passage de filtre de tamisage d'une taille de 10 pixels, correspondant exactement à 0,1 hectare. Cette UMC a été appliquée pour l'ensemble des catégories d'occupation et d'usage des terres.

### Analyse des changements d'occupation et d'usage des terres

L'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres s'est appuyée sur le calcul de deux indicateurs statistiques dont la matrice de transition et le taux de changement entre les deux dates (en km<sup>2</sup> et pourcentage). La matrice de transition permet de mettre en évidence les différentes conversions d'occupation et d'usage des terres entre deux dates et de quantifier ces changements (Barima *et al.*, 2016 ; Kpedenou *et al.*, 2016). Cette matrice ne fournit pas d'informations sur la distribution spatiale des changements. Ainsi, une étape de spatialisation des changements a été réalisée pour évaluer la localisation et la pertinence de ces changements. Pour le calcul des taux de changements annuels, la formule standardisée proposée par Puyravaud (2002) a été utilisée :

$$T = -\frac{1}{t_2 - t_1} \ln \left( \frac{S_2}{S_1} \right) \times 100$$

où S1 et S2 désignent les superficies de la catégorie d'occupation du sol aux dates t1 et t2.

## Résultats

### Évaluation de la qualité des cartes

Les cartes d'occupation et d'usage des terres de 2016 et de 2019 présentent respectivement des précisions globales de 92 % et 87 % avec des coefficients Kappa de 0,91 et 0,85. Les matrices de confusion des classifications des images Sentinel-2 de 2016 et 2019 présentent des valeurs élevées de précision utilisateur (PU > 75 %) pour l'ensemble des catégories d'occupation et d'usage des terres. On observe cependant des confusions plus marquées : d'une part, entre les forêts dégradées ou secondaires et les autres catégories telles que les forêts denses, les cultures de rente (cacao-café et hévéa) et les cultures ou jachères non différenciées pour les deux dates ; d'autre part, entre les cultures ou jachères non différenciées et les cultures de rente (cacao-café et hévéa). Les deux cartes produites à partir de différents jeux de données d'apprentissage ont sensiblement le même ordre de grandeur d'erreur (PU) par catégorie, avec moins de 2,5 % d'écart en moyenne.

### Occupations et usages des terres en 2016 et 2019

Les deux résultats cartographiques montrent que les forêts denses rémanentes restent confinées dans la réserve naturelle de Mabi-Yaya, dans les forêts classées de Bossématié et de N'Guéchié (figure 4). Les estimations indiquent que ces trois forêts protégées renferment à elles seules plus de 30 % des forêts denses des trois régions du Sud-Est du pays. On observe que la forêt classée d'Ehania apparaît comme un bloc agro-industriel. Les cultures de rente de cacao-café sont présentes quasiment sur l'ensemble du Sud-Est. Quant aux cultures industrielles d'hévéa et de palmier à huile, elles dominent dans les parties centre et sud de la zone d'étude.

### Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019

L'analyse des changements d'occupation et d'usage des terres sur la période de 2016 à 2019 (tableau IV) montre un recul significatif des formations forestières (forêts denses, forêts-galeries et forêts secondaires) au profit des habitations et infrastructures routières, des cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) ainsi que des cultures et jachères non différenciées. Les formations forestières sont passées de 8 276 km<sup>2</sup> en 2016 à 7 134 km<sup>2</sup> en 2019, avec un taux annuel de perte de 4,95 % correspondant à la disparition d'environ 400 km<sup>2</sup> de formations forestières par an. Les habitations et infrastructures routières ont connu la plus forte expansion (14,57 %) en passant de 321 km<sup>2</sup> à 498 km<sup>2</sup> durant la période de 2016 à 2019. Ensuite, les cultures de rente (cacao-café, hévéa et palmier à huile) sont passées de 7 083 km<sup>2</sup> en 2016 à 7 858 km<sup>2</sup> en 2019. Elles ont donc connu une expansion annuelle de 3,46 %. Enfin, les cultures et jachères non différenciées ont légèrement augmenté, avec un taux annuel d'expansion de 0,39 %, passant de 4 955 km<sup>2</sup> en 2016 à 5 013 km<sup>2</sup> en 2019.

**Tableaux III.**

Matrices de confusion et précisions des cartes d'occupation et d'usage des terres de 2016 et de 2019 (en nombre de pixels).

PU : précision utilisateur ; PP : précision producteur.

*Confusion matrices and accuracies for the 2016 and 2019 land use and occupancy maps (number of pixels).**PU: User Accuracy; PP: Producer Accuracy.*

2016	FD	FG	FDS	T	CC	H	P	B	CJI	A	PE	ZM	H	R	SN	N	Total	PU
FD	11 866	6	320	0	45	44	107	0	32	0	0	0	0	0	0	0	12 420	0,96
FG	106	1 062	192	0	107	35	12	1	40	0	15	1	3	0	0	2	1 576	0,67
FDS	524	19	8 915	0	331	315	76	8	257	0	0	4	2	0	0	0	10 451	0,85
T	0	0	1	88	0	0	0	0	7	0	0	0	0	0	0	0	96	0,92
CC	29	18	281	0	9 235	136	10	8	326	0	0	65	2	0	0	0	10 110	0,91
H	54	6	263	0	161	10 944	53	2	133	0	0	10	1	1	0	0	11 628	0,94
P	86	1	118	0	19	111	6 737	0	74	1	0	1	8	0	0	0	7 156	0,94
B	0	0	11	0	10	6	0	1 162	18	5	0	1	1	0	1	0	1 215	0,96
CJI	137	9	320	1	551	146	38	1	12 475	3	0	100	85	0	0	1	13 867	0,90
A	0	0	0	0	1	0	0	0	32	1 265	0	3	10	1	0	0	1 312	0,96
PE	58	8	20	0	11	3	4	0	8	0	13 132	0	0	1	0	0	13 245	0,99
ZM	5	6	27	1	153	3	0	1	120	2	0	2 299	0	0	0	2	2 619	0,88
H	0	0	2	0	10	3	1	7	222	8	0	5	3 008	18	2	4	3 290	0,91
R	0	0	15	1	3	3	3	0	68	0	0	62	453	4	0	0	612	0,74
SN	0	0	0	0	0	1	1	2	29	1	0	2	17	7	287	0	347	0,83
N	0	0	2	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	636	649	0,98
<b>Total</b>	<b>12 865</b>	<b>1 135</b>	<b>10 487</b>	<b>91</b>	<b>10 648</b>	<b>11 750</b>	<b>7 042</b>	<b>1 192</b>	<b>13 841</b>	<b>1 285</b>	<b>13 147</b>	<b>2 491</b>	<b>3 199</b>	<b>481</b>	<b>294</b>	<b>645</b>	<b>90 593</b>	
PP	0,92	0,94	0,85	0,97	0,87	0,93	0,96	0,97	0,90	0,98	1,00	0,92	0,94	0,94	0,98	0,99		

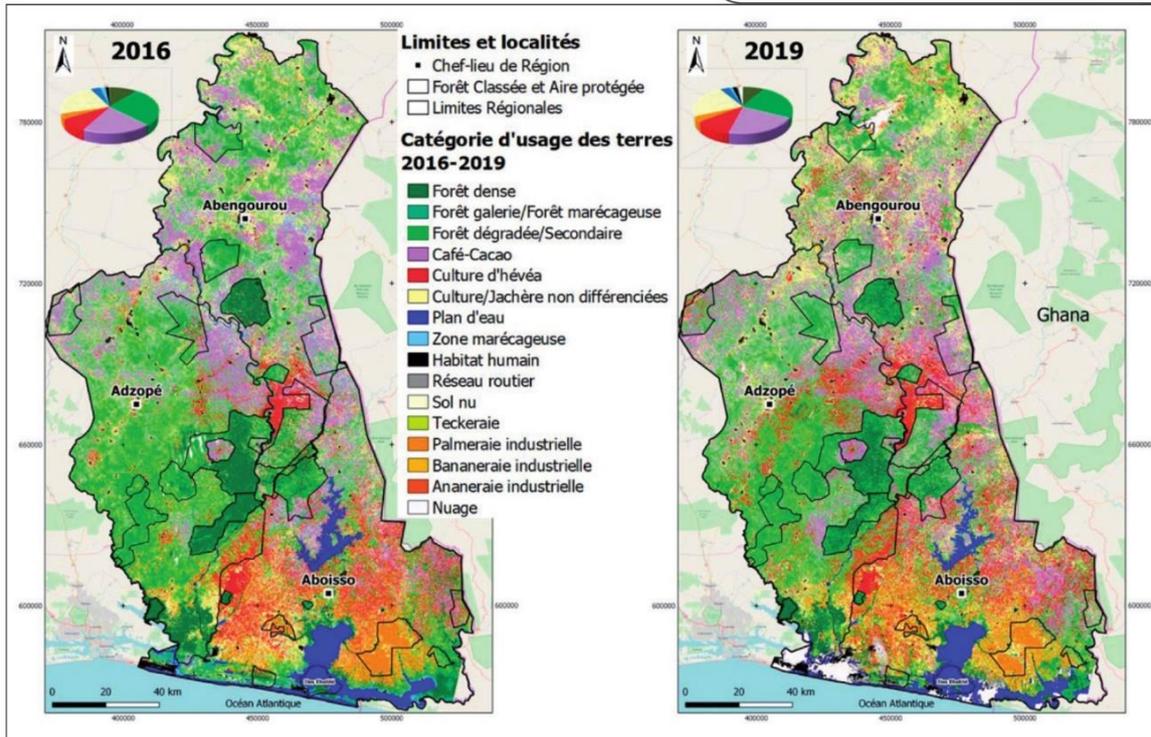
2019	FD	FG	FDS	T	CC	H	P	B	CJI	A	PE	ZM	H	R	SN	N	Total	PU
FD	11 437	3	970	0	119	193	150	5	19	0	2	0	0	3	0	0	12 901	0,89
FG	96	343	344	0	125	102	20	6	59	2	12	6	0	1	0	0	1 116	0,31
FDS	1 309	1	12 607	0	1 045	1 032	260	21	315	0	3	6	3	5	0	0	16 607	0,76
T	0	0	2	71	4	11	2	0	38	0	0	1	0	0	0	0	129	0,55
CC	153	2	935	0	12 112	398	46	10	731	10	0	41	2	5	0	0	14 445	0,84
H	193	2	885	1	545	15 721	142	8	244	1	0	15	2	5	0	0	17 764	0,88
P	98	1	203	0	55	122	9 457	3	179	0	0	7	4	6	0	0	10 135	0,93
B	0	0	14	0	9	21	1	1 309	41	1	0	9	2	2	0	0	1 409	0,93
CJI	59	0	308	0	667	213	105	10	12 683	21	8	129	66	32	0	0	14 301	0,89
A	0	0	2	0	2	10	0	3	79	1 576	0	6	7	2	0	0	1 687	0,93
PE	15	5	31	0	8	14	2	1	23	2	2 568	3	0	3	0	0	2 675	0,96
ZM	2	0	16	1	118	27	11	2	454	6	2	2 053	2	5	0	0	2 699	0,76
H	0	0	3	0	4	2	5	0	300	0	0	4	3 413	22	0	9	3 762	0,91
R	0	0	51	0	25	21	8	4	196	5	0	0	33	1 121	0	0	1 464	0,77
SN	0	0	1	0	0	1	2	0	49	0	0	1	40	6	330	1	431	0,77
N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	11 502	11 502	1
<b>Total</b>	<b>13 362</b>	<b>357</b>	<b>16 372</b>	<b>73</b>	<b>14 838</b>	<b>17 888</b>	<b>10 211</b>	<b>1 382</b>	<b>15 410</b>	<b>1 624</b>	<b>2 595</b>	<b>2 281</b>	<b>3 574</b>	<b>1 218</b>	<b>330</b>	<b>11 512</b>	<b>113 027</b>	
PP	0,86	0,96	0,77	0,97	0,82	0,88	0,93	0,95	0,82	0,97	0,99	0,90	0,95	0,92	1,00	1,00		

FD : forêt dense ; FG : forêt-galerie/marécageuse ; FDS : forêt dégradée/secondaire ; T : teckeraie ; CC : cacao-café ; H : hévéa ; P : palmeraie ; B : bananeraie ; CJI : culture/jachère non différenciée ; A : ananeraie ; PE : plan d'eau ; ZM : zone marécageuse ; H : habitation ; R : route ; SN : sol nu ; N : nuage.

### Conversions des formations forestières denses

La matrice de transition a été utilisée pour extraire et analyser plus finement les conversions des formations forestières denses (figure 5), qui comprennent les forêts denses, les forêts-galeries et marécageuses. L'analyse de la carte des changements des formations forestières denses montre que

d'importants changements sont localisés essentiellement dans les forêts classées et les aires protégées. L'analyse statistique correspondante (tableau V) indique que 47 % de ces formations ont subi des changements qui se traduisent principalement par des conversions en forêts dégradées ou secondaires (24 %), en cultures et jachères non différenciées (7 %) et en cultures pérennes de cacao-café (4 %).



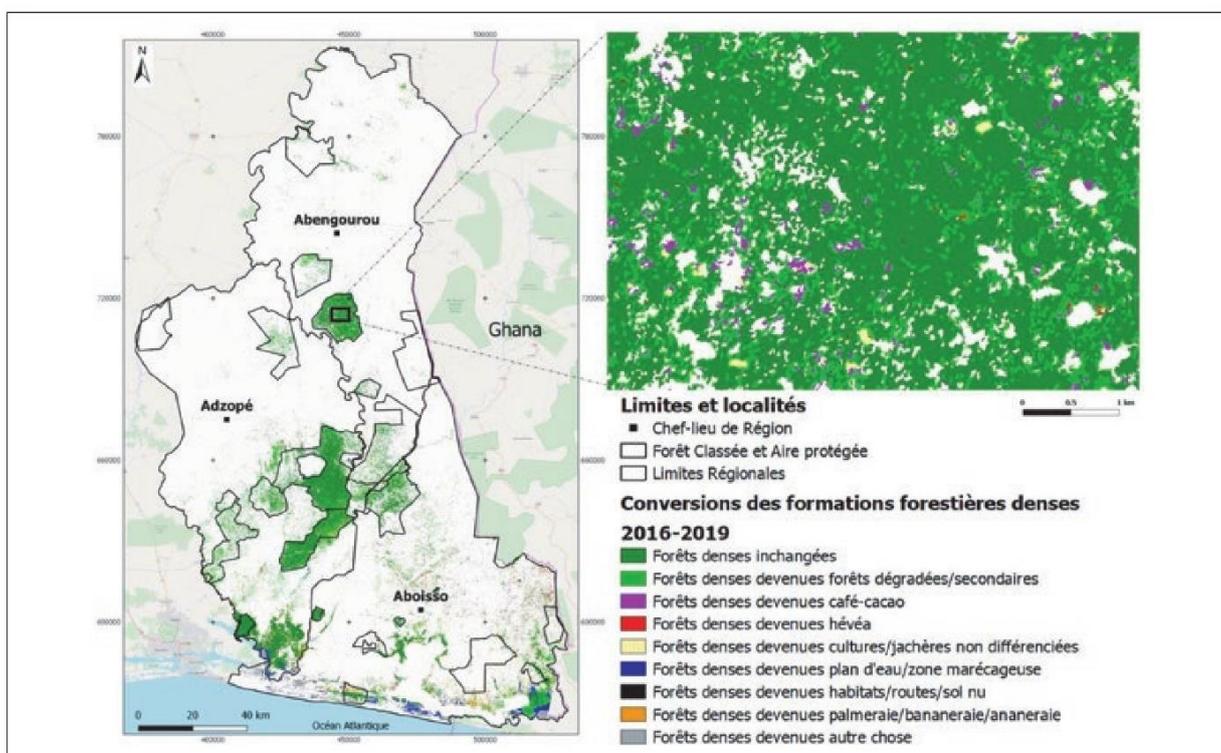
**Figure 4.** Cartes d'occupation et d'usage des terres et diagrammes de répartition des types d'usage des terres en 2016 et en 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.  
*Land tenure and land use maps and distribution diagrams of land use types in 2016 and 2019 in south-eastern Côte d'Ivoire.*

**Tableau IV.** Dynamique d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans les trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire.  
*Land tenure and land use dynamics between 2016 and 2019 in the three south-eastern regions of Côte d'Ivoire.*

Catégorie d'occupation et d'usage des terres	2016		2019	
	Surface (km <sup>2</sup> )	%	Surface (km <sup>2</sup> )	%
Forêt dégradée/secondaire	5 630	25,65	5 276	24,03
Culture/jachère non différenciée	4 955	22,58	5 013	22,84
Cacao-café	4 435	20,20	4 729	21,55
Forêt dense	2 381	10,85	1 842	8,39
Hévéa	1 873	8,53	2 295	10,45
Palmeraie	776	3,53	834	3,80
Plan d'eau	783	3,57	762	3,47
Zone marécageuse	441	2,01	231	1,05
Habitation	300	1,37	363	1,65
Forêt-galerie/marécageuse	265	1,21	16	0,07
Bananeraie	26	0,12	49	0,22
Ananeraie	22	0,10	33	0,15
Route	21	0,10	135	0,61
Sol nu	2	0,01	13	0,06
Teckeraie	1	0,00	0	0,00
Nuage	40	0,18	360	1,64
<b>Total</b>	<b>21 951</b>	<b>100</b>	<b>21 951</b>	<b>100</b>

### Conversions des forêts dégradées ou secondaires

La même analyse a été réalisée pour localiser et quantifier les conversions des formations forestières dégradées ou secondaires (figure 6). Les résultats montrent que ces formations ont connu de grands changements dans toute la zone d'étude, encore une fois essentiellement localisés dans le domaine rural, mais aussi dans les forêts classées et les aires protégées. L'analyse statistique correspondante (tableau VI) indique que 49 % de ces formations ont subi des changements, principalement par des conversions en cultures pérennes de cacao-café (16 %), en cultures et jachères non différenciées (15 %) ou encore en culture d'hévéa (9 %).



**Figure 5.**  
 Conversions des formations forestières denses entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.  
 Conversions of dense forest formations between 2016 and 2019 in south-eastern Côte d'Ivoire.

## Discussion

### Évaluation de la qualité des cartes

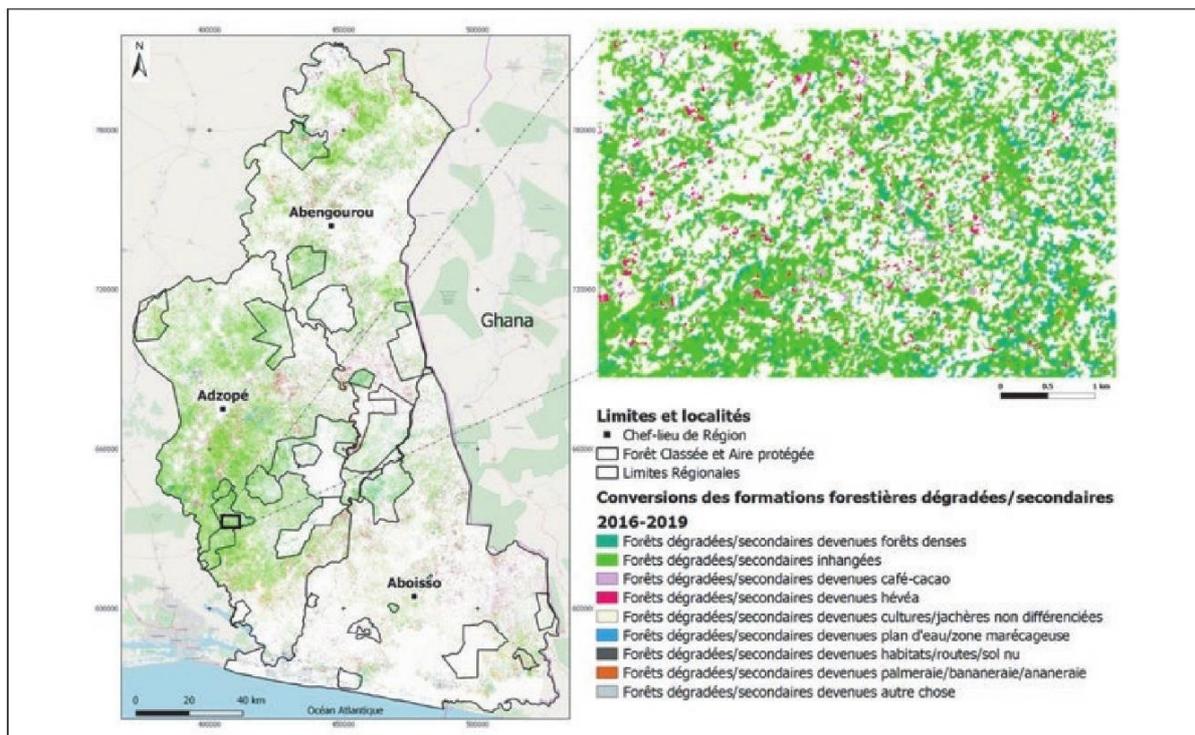
La validation croisée des deux cartographies (précisions globales de 92 % et 87 % et coefficients Kappa de 0,91 et 0,85) indique que les cartes ont des niveaux de qualité satisfaisants (Pontius, 2000). Ils sont supérieurs aux indicateurs obtenus pour la carte d'occupation du sol de 2016 au niveau national (BNETD, 2019), estimés à 73 % à partir d'une évaluation externe (IGN, 2019). On observe ainsi des valeurs très élevées de précision utilisateur (PU > 75 %). Bien qu'il s'agisse d'échantillons tirés aléatoirement et agrégés pour de nombreuses itérations (validation croisée), les observations utilisées peuvent être géographiquement proches les unes des autres. Il s'agit du phénomène d'autocorrélation spatiale qui génère des indicateurs souvent optimistes, connu pour ce type de validation et souvent ignoré. Pour éviter ce problème lié à la validation croisée, une validation indépendante et externe au processus de cartographie est très souvent nécessaire. D'après les recommandations

**Tableau V.**

Matrice de transition des formations forestières denses (forêts denses et forêts-galeries/marécageuses) entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.

*Transition matrix of dense forest formations (dense forests and gallery/marsh forests) between 2016 and 2019 in south-eastern Côte d'Ivoire.*

2019	2016 – Forêt dense et forêt-galerie/marécageuse	
	Surface (km <sup>2</sup> )	%
Forêt dense et forêt-galerie/marécageuse	1 393	53
Forêt dégradée/secondaire	630	24
Culture/jachère non différenciée	185	7
Culture de cacao-café	101	4
Autres (teckeraie et nuage)	82	3
Cultures d'hévéa	79	3
Palmeraie, bananeraie et ananeraie	74	3
Plan d'eau et zone marécageuse	78	3
Habitat, route et sol nu	27	1
<b>Total</b>	<b>2 648</b>	<b>100</b>



**Figure 6.** Conversions des formations forestières dégradées ou secondaires entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.  
 Conversions of degraded or secondary forest formations between 2016 and 2019 in South-East Côte d'Ivoire.

internationales (Olofsson *et al.*, 2014 ; GOF-C-GOLD, 2016), la validation externe nécessite des points d'observation de référence issus de campagnes de terrain ou des observations par photo-interprétation sur la base d'images dont la

résolution permet d'identifier clairement l'usage des terres (images THRS < 1 m). Le premier cas est beaucoup plus réaliste sur de petites surfaces mais des difficultés pour garantir une bonne représentativité spatiale et liées au coût se posent

pour des cartographies à large échelle. Le second cas se présente souvent, à l'instar de l'outil *Collect Earth* de la FAO qui facilite ce processus de collecte de données de référence (Bey *et al.*, 2016). Dans cette étude, il n'a pas été possible de conduire une telle évaluation car pour les deux années de référence 2016 et 2019, aucune donnée THRS n'a été acquise ou disponible (couverture complète) sur *Google Earth*. Cette observation est par ailleurs valable pour toute étude diachronique historique ou récente dont l'achat d'images THRS (entre 5 et 10 euros/km<sup>2</sup>) n'a pas été anticipé ou réalisé. En résumé, cette validation croisée ne peut pas être considérée comme une estimation indépendante de la qualité des deux cartes mais elle donne un aperçu de leur fiabilité et des indications pertinentes sur les confusions entre les catégories sans avoir recours à un échantillon test supplémentaire (Chehata *et al.*, 2015).

**Tableau VI.**

Matrice de transition des formations forestières dégradées ou secondaires entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire.  
 Transition matrix of degraded or secondary forest formations between 2016 and 2019 in South-East Côte d'Ivoire.

2019	2016		
	Forêt dégradée/secondaire	Surface (km <sup>2</sup> )	%
Forêt dégradées/secondaire	2 844	51	
Culture de café-cacao	906	16	
Culture/jachère non différenciée	824	15	
Cultures d'hévéa	492	9	
Forêt dense et forêt-galerie/marécageuse	297	5	
Palmeraie, bananeraie et ananeraie	104	2	
Autres (teckeraie et nuage)	69	1	
Habitat, route et sol nu	55	1	
Plan d'eau et zone marécageuse	30	1	
<b>Total</b>	<b>5 621</b>	<b>100</b>	



**Photo 2.**  
Paysage de forêt fortement dégradée et mosaïque de cultures (forte hétérogénéité).  
*Heavily degraded forest landscape and cultural mosaic (strong heterogeneity).*  
Photo T. A. Ouattara.

#### Utilisation du modèle *Random Forests*

La qualité d'un modèle *Random Forests* est très dépendante de la qualité des données d'apprentissage (Gislason *et al.*, 2006). Ces données doivent être représentatives des catégories d'occupation et d'usage des terres avec une distribution spatiale couvrant l'ensemble de la zone d'étude. Elles doivent également être en nombre suffisant afin de permettre une meilleure prise en compte de la variabilité spectrale des catégories à l'échelle locale (Grinand *et al.*, 2013). L'ajout de parcelles tend à améliorer continuellement les résultats jusqu'à un certain seuil où la carte ne montre plus d'amélioration significative. Certains auteurs ont ainsi observé qu'à partir d'un certain seuil il devient superflu de rajouter des données d'apprentissage pour améliorer les résultats (Pelletier *et al.*, 2016). Dans cette étude, pour garantir la bonne qualité de ces données, la délimitation s'est faite à partir des connaissances « d'expert » du terrain et en insistant sur les limites entre les parcelles voisines dans une même unité de paysage (Grinand *et al.*, 2013 ; Rakotomala *et al.*, 2015). Malgré cet effort, il a été difficile d'obtenir une distribution équitable des données d'apprentissage au sein des catégories. Cela est aussi dû à la taille des catégories sur la zone étudiée. Une autre approche consiste à échantillonner des points de manière aléatoire ou régulière pour l'identification des données d'apprentissage. Bien que plus robuste statistiquement, la limite réside dans le fonctionnement intrinsèque de *Random Forests* qui s'appuie sur des arbres de décision. Ces arbres sont une succession de séparations binaires des valeurs des variables en entrée du modèle (ici réflectance des images satellites) ; l'algorithme détermine automatiquement les seuils de différenciation des catégories d'occupation du sol entre elles. Les échantillons de points très éloignés les

uns des autres ne permettent pas de fournir à l'algorithme les informations nécessaires du passage d'une catégorie d'occupation du sol à une autre (exemple d'une forêt dense à forêt dégradée ou à une parcelle de cacao-café). Le travail de photo-interprétation réalisé dans la zone d'étude est considérable, avec plus de 2 000 polygones (taille moyenne 1,5 ha) pour chacune des dates, et permet d'assurer la consistance et la pertinence spatiale des cartes produites.

#### Analyse des confusions

Les principales confusions se situent entre les forêts dégradées ou secondaires et les autres catégories telles que les forêts denses, les cultures de rente (cacao-café et hévéa) et les cultures ou jachères non différenciées. Cela traduit la complexité et la forte hétérogénéité des formations forestières observées. Cela a d'ailleurs été une difficulté dans le processus même de photo-interprétation sur les images Sentinel-2. Cette hypothèse explicative a été mentionnée par Dibi N'Da *et al.* (2008) et Jofack Sokeng *et al.*, (2019). À titre d'illustration, la photo 2 présente un paysage de forêt fortement dégradé et des mosaïques de cultures (forte hétérogénéité). En outre, les cultures ou jachères non différenciées pourraient renfermer de très jeunes plantations de cacao et d'hévéa difficilement identifiables sur les images Sentinel-2. Cela pourrait être à l'origine des confusions entre les cultures ou jachères non différenciées et les cultures pérennes (cacao-café et hévéa). Malgré la sélection de la meilleure image disponible sur les années d'étude, la persistance de nuages et des ombres portées réduisent les capacités de discrimination des modes d'occupation et d'usage des terres.

#### Dynamique de déforestation et de dégradation des forêts

Pour les trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire, le taux annuel de déforestation a été estimé à 4,95 % entre 2016 et 2019. Il s'agit d'un des taux de déforestation les plus élevés au monde qui risque d'aboutir à la disparition de l'intégralité des forêts primaires humides du pays en 2024 (Commission européenne, 2019). Ce taux est à mettre en perspective avec celui estimé par le BNETD (2016) ainsi que la FAO, SEP-REDD+ (2017), entre 2000 et 2015, estimé à 2,66 % par an pour l'ensemble du territoire national et à 3,73 % par an pour les mêmes régions du Sud-Est. L'étude du BNETD s'est appuyée sur les images Landsat (30 m) et a concerné l'étude de la déforestation de forêts denses. La présente étude a également intégré la déforestation de forêts dégradées ou secondaires afin de tenir compte du couvert forestier dans son ensemble. Il s'agit d'une avancée importante car le territoire concerné par l'étude correspond en grande partie à l'ancienne boucle du cacao, c'est-à-dire la zone originelle d'introduction du cacao à la fin du XIX<sup>e</sup> siècle (Oswald *et al.*, 2007). Dans cette zone, de très nombreuses cacaoyères vieillissantes ont été abandonnées par leurs propriétaires et ont donc été largement recolonisées par des espèces arborées au cours des dernières décennies (Oswald *et al.*, 2007). La proportion de forêts dégradées y est donc beaucoup plus importante que dans le reste du pays, comme le montrent les résultats de cette étude.



**Photos 3.**

Mise à feu d'un arbre dans la forêt classée de la Bossématié à la suite de l'installation de la culture du cacao.

(Vue au sol et vue vers le haut montrant la disparition du feuillage.)

*Setting fire to a tree in the classified forest of Bossématié following the installation of cocoa cultivation.*

*(Ground view and upward view showing the disappearance of the foliage).*

Photo T. A. Ouattara.

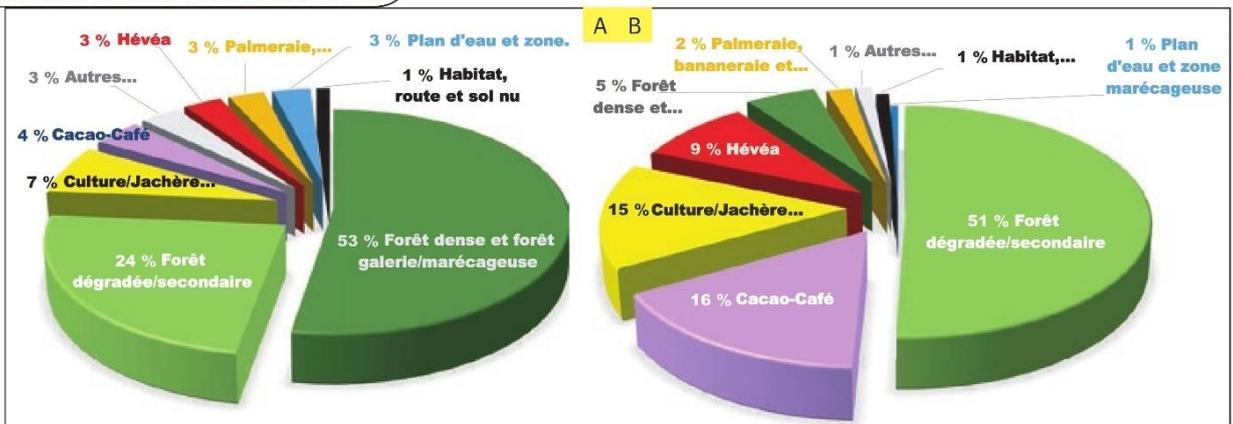
Par ailleurs, c'est aussi au cœur de cette ancienne boucle du cacao que se trouvent certaines forêts protégées du pays encore relativement bien préservées, comme le montrent les résultats, avec plus de 50 % des forêts naturelles encore présentes dans ces périmètres. Ces zones exercent un fort pouvoir d'attraction pour les cacaoculteurs en quête de terres, à l'instar de ceux issus du Parc national du Mont Péko en 2016 suite aux opérations de déguerpissement menées par le gouvernement de Côte d'Ivoire (Ousmane *et al.*, 2020).

Pour éviter de se faire repérer à l'intérieur des forêts classées, les cacaoculteurs détruisent le moins possible la végétation existante pendant les premières années de la création d'une exploitation agricole. À mesure que les plantules se développent, les gros arbres sont progressivement dévitalisés sur pied par le feu (photos 3) pour répondre aux besoins croissants de lumière des jeunes cacaoyers. En l'espace de quelques années seulement, on assiste à la dégradation rapide des forêts denses initiales, rapidement converties en plantations pures de cacao. Ce processus de conversion des forêts primaires en cacaoculture (figure 7) via une brève phase de dégradation a aussi été observé par Barima *et al.* (2016). La proportion élevée (47 %) de forêts denses concernées par ce processus explique en partie leur confusion avec les cultures et les jachères non différenciées mentionnées dans cette étude.

### Facteurs directs de déforestation et de dégradation des forêts

Les résultats de cette étude mettent en lumière le rôle important de l'hévéaculture dans la réduction du couvert forestier. Cette observation a également été rapportée par Vaudry *et al.* (2016) qui ont fait une analyse qualitative des facteurs de dégradation et de déforestation dans la même région. Ce phénomène est à mettre en lien avec la forte baisse des coûts du latex qui a succédé à la période de la « fièvre de l'hévéa » de 2011 à 2013, occasionnant un pic de déforestation au profit de l'hévéa. Ces travaux viennent également renforcer ceux de Ruf (2012), qui a observé que l'hévéa succède plus souvent aux forêts dégradées et secondaires (9 % des conversions) qu'aux forêts denses (3 %).

Les résultats corroborent également le lien étroit qui existe entre les coûts des produits agricoles sur les marchés internationaux et le rythme de dégradation et de déforestation en Côte d'Ivoire (Ruf, 2012). En effet, les prix élevés offerts aux cacaoculteurs entre 2016 et 2019 expliquent la dynamique de l'hévéa précitée. Ainsi, la cacaoculture est redevenue la principale cause de déforestation. Et ceci quel que soit le type de forêt : forêts denses (4 % des conversions) ou forêts dégradées et secondaires (16 % des conversions) (figure 7).



**Figure 7.**  
Analyse des conversions forestières entre 2016 et 2019 concernant : A. les formations forestières denses ;  
B. les forêts dégradées ou secondaires.  
*Analysis of forest conversions between 2016 and 2019 regarding: A. dense forest formations;  
B. degraded or secondary forests.*

### Vers un système de suivi des terres en Côte d'Ivoire ?

Dans le cadre de sa stratégie nationale REDD+, le ministère de l'Environnement et du Développement durable (MINEDD) a posé les bases d'un système de surveillance spatiale des terres (SST). Les réflexions en cours sur les choix techniques pourraient bénéficier des enseignements tirés de la présente étude. En premier lieu, les résultats de ces travaux démontrent qu'il est possible, avec des niveaux d'incertitude satisfaisants, de détecter la déforestation des forêts dégradées et secondaires en plus des forêts denses. Cela permettrait d'affiner notablement le Niveau d'émissions de référence des forêts (NERF) transmis par la Côte d'Ivoire à la Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques (CCNUCC) (SEP-REDD+, 2017). De plus, ces travaux montrent que ce NERF pourrait également être enrichi avec des données relatives à la détection de la dégradation des forêts, qu'elle soit issue de l'exploitation non durable du bois ou bien de la mutation progressive des forêts denses en cultures pérennes. Au-delà, cela pourrait aider à concrétiser l'Initiative Cacao et Forêts (WCF, 2020) qui, à l'instar du Ghana, envisage de doter la Côte d'Ivoire d'un système performant de suivi des forêts.

D'un point de vue technique, il ne faut pas occulter les difficultés d'acquisition d'images Sentinel-2 exploitables, au regard des fortes couvertures nuageuses en zone tropicale et en particulier en Côte d'Ivoire (présence de cirrus, cumulo-nimbus ou de brume sur l'image). Comme indiqué plus haut, cela affecte le résultat de la cartographie et ce même après l'utilisation d'outils spécifiques pour réduire ces effets. Une solution consisterait à utiliser d'autres outils récemment développés et mis à disposition d'un large public, qui permettent de traiter un volume considérable de données satellites sur une série temporelle dense (ex. Google Earth Engine, SEPAL). Ces outils permettent, entre autres, de produire des compositions d'images « sans nuage », sur une période donnée et en intégrant des masques de nuages et ombres (Pimple *et al.*, 2018). Une autre solution serait d'avoir recours aux données radar Sentinel-1 (Jofack Sokeng *et al.*, 2019). Ces données ont l'avantage de ne pas dépendre du soleil et de ne pas être influencées par

les nuages. Cependant, la limite est la saturation du signal lorsque la végétation est trop dense, ce qui est souvent le cas en zone tropicale (Mitchard *et al.*, 2011).

Dans le cadre du déploiement d'un SST, l'usage des drones permettrait de fournir une information précieuse pour compléter le suivi des forêts. En effet, compte tenu de l'amélioration régulière de leur autonomie et de l'agilité de l'acquisition, les drones présentent un bon potentiel pour la détection précoce des ouvertures de la canopée grâce à une très bonne résolution spatiale de l'ordre du centimètre (Semeki Ngabinzeke *et al.*, 2016, 2018). Enfin, les solutions Lidar (en plein essor à l'instar de ICESAT-2/GLAS) mériteraient en particulier d'être testées pour la détection précoce de la disparition du sous-étage de la forêt (Fayad *et al.*, 2014). En effet, il s'agit d'une limite majeure des outils et méthodes de télédétection actuels que de détecter les parcelles de cacao sous ombrage.

Les technologies mentionnées ci-dessus permettraient à la Côte d'Ivoire de disposer d'outils innovants adaptés à son contexte agroforestier et pour la mise en œuvre de ses objectifs ambitieux de développement durable.

### Conclusion

Cette étude a permis de produire des statistiques récentes et fiables sur les types d'occupation et d'usage des terres dans trois régions du Sud-Est de la Côte d'Ivoire conformément à la nomenclature nationale.

L'analyse des changements entre 2016 et 2019 a permis de chiffrer le rythme de conversion des forêts denses et des forêts dégradées ou secondaires. Cette analyse a mis en évidence les processus de dégradation progressive des forêts denses avant que les cultures pérennes de cacao-café, d'hévéa ou de palmier à huile ne soient détectables. Ces travaux ont aussi permis d'identifier et de quantifier les principaux facteurs de déforestation, confirmant les études précédentes. Il s'agit d'une étude pionnière en Côte d'Ivoire en ce qui concerne l'analyse diachronique de l'occupation et de l'usage des terres à partir d'images Sentinel-2 et de l'algorithme d'apprentissage machine *Random Forests*.

Les principales difficultés rencontrées concernent la persistance du couvert nuageux qui réduit considérablement les fenêtres d'acquisition d'images satellites optiques ; elles pourraient être contournées en partie grâce à l'utilisation des nouveaux outils de composition d'images à partir de séries temporelles pour fournir des images sans nuage.

La méthodologie développée dans cette étude, par son potentiel de déploiement à grande échelle et à moindre coût, pourrait grandement intéresser les structures en charge du développement d'un système de surveillance spatiale des terres (SST) et appuyer les politiques de développement durable.

### Remerciements

Cette étude a été réalisée dans le cadre du projet REDD+ de la Mé, financé par les Contrats de désendettement et de développement conclus entre la Côte d'Ivoire et la France, et mis en œuvre par Nitidæ en étroite collaboration avec le Secrétariat exécutif permanent de la REDD+ de Côte d'Ivoire. Ce travail s'inscrit aussi dans le cadre de la thèse de doctorat de l'auteur correspondant, sous la direction du CURAT, de l'INP-HB et de Nitidæ.

## Références

Avenard J.-M., Eldin M., Girard G., Sircoulon J., Touchebeuf P., Guillaumet J.-L., *et al.*, 1971. Le milieu naturel de la Côte d'Ivoire. Paris, France, Orstom, coll. Mémoires de l'Orstom, 50, 391 p. <https://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:16368>

Barima Y. S. S., Barbier N., Bamba I., Traoré D., Lejoly J., Bogaert J., 2009. Dynamique paysagère en milieu de transition forêt-savane ivoirienne. Bois et Forêts des Tropiques, 299 (1) : 15-25. <https://doi.org/10.19182/bft2009.299.a20419>

Barima Y. S. S., Kouakou A. T. M., Bamba I., Sangne Y. C., Godron M., Andrieu J., *et al.*, 2016. Cocoa crops are destroying the forest reserves of the classified Forest of Haut Sassandra (Ivory Coast). Global Ecology and Conservation, 8: 85-98. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2016.08.009>

Bey A., Díaz S.-P. A., Maniatis D., Marchi G., Mollicone D., Ricci S., *et al.*, 2016. Collect Earth: Land Use and Land Cover Assessment through Augmented Visual Interpretation. Remote Sensing, 8 (10): 807. <https://doi.org/10.3390/rs8100807>

BNETD, 2016. Réalisation d'une étude sur l'identification, l'analyse et la cartographie des causes de la déforestation et de la dégradation des forêts en Côte d'Ivoire. Rapport technique. Abidjan, Côte d'Ivoire, BNEDT, 104 p.

BNEDT, 2019. Maîtrise d'œuvre pour la mise en place du système de surveillance spatiale des terres de la Côte d'Ivoire. Rapport technique. Abidjan, Côte d'Ivoire, BNEDT, 100 p.

Breiman L., 2001. Random Forests. Machine Learning, 45 (1): 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>

Brou Y. T., Oszwald J., Bigot S., Servat E., 2005. Risques de déforestation dans le domaine permanent de l'État en Côte d'Ivoire : quel avenir pour ces derniers massifs forestiers ? Télé-détection, 5 (1-2-3): 263-275. <https://www.documentation.ird.fr/hor/fdi:010047889>

Bylander T., 2002. Estimating generalization error on two-class datasets using out-of-bag estimates. Machine Learning, 48: 287-297. <https://doi.org/10.1023/A:1013964023376>

Chehata N., Ghariani K., Le Bris A., Lagacherie P., 2015. Délimitation des parcelles agricoles par classification d'images Pléiades. Revue Française de Photogrammétrie et de Télé-détection, 209 : 165-171. [http://recherche.ign.fr/labs/matis/pdf/articles\\_revues/2015/RFP209\\_chehata.pdf](http://recherche.ign.fr/labs/matis/pdf/articles_revues/2015/RFP209_chehata.pdf)

Commission européenne, 2019. Communication de la Commission au Parlement européen, au Conseil, au Comité économique et social européen et au Comité des régions. Renforcer l'action de l'UE en matière de protection et de restauration des forêts de la planète. Commission européenne, 12 p.

Congedo L., 2020. Semi-Automatic Classification Plugin Documentation. Release 7.0.0.1. Document technique, 194 p. <http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.25480.65286/1>

Dibi N'Da H., N'Guessan E. K., Wajda M. E., Affian K., 2008. Apport de la télé-détection au suivi de la déforestation dans le Parc National de la Marahoué (Côte d'Ivoire). Bulletin - Société Française de Photogrammétrie et de Télé-détection, 8 (1) : 17-34. <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-00386032/document>

FAO, 2010. Forest Resources Assessment. Rapport principal. Rome, Italy, FAO, 341 p.

FAO, SEP-REDD+, 2017. Données forestières de base pour la REDD+ en Côte d'Ivoire : Cartographie de la dynamique forestière de 1986 à 2015. Rome, Italie, FAO, 32 p. <https://t.co/CeraHO4JOs>

Fayad I., Baghdadi N., Bailly J. S., Barbier N., Gond V., Mahmoud E. H., *et al.*, 2014. Canopy Height Estimation in French Guiana with LiDAR ICESat/GLAS Data Using Principal Component Analysis and Random Forest Regressions. Remote Sensing, 6 (12): 11883-11914. <https://doi.org/10.3390/rs61211883>

El Garouani A., Chen H., Lewis L., Tribak A., Abharour M. 2008. Cartographie de l'utilisation du sol et de l'érosion nette à partir d'images satellitaires et du SIG IDRISI au Nord-Est du Maroc. Revue Télé-détection, 8 (3) : 193-201. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00434258>

Gislason P. O., Benediktsson J. A., Sveinsson J. R., 2006. Random Forests for land cover classification. Pattern Recognition Letters, 27 (4): 294-300. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.08.011>

GOCF-GOLD, 2016. A sourcebook of methods and procedures for monitoring and reporting anthropogenic greenhouse gas emissions and removals associated with deforestation, gains and losses of carbon stocks in forests remaining forests, and forestation. GOCF-GOLD Report version COP22-1. GOCF-GOLD Land Cover Project Office, Wageningen University, The Netherlands, 268 p. [http://www.gocf-gold.wur.nl/redd/sourcebook/GOCF-GOLD\\_Sourcebook.pdf](http://www.gocf-gold.wur.nl/redd/sourcebook/GOCF-GOLD_Sourcebook.pdf)

Grinand C., Rakotomalala F., Gond V., Vaudry R., Bernoux M., Vieilledent G., 2013. Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multi-date Landsat satellite images and the random forests classifier. Remote Sensing of Environment, 139: 68-80. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.07.008>

IGN, 2019. Résultats statistiques finaux de la base de données SST dans le cadre du processus de validation. Rapport final. Paris, France, IGN, 21 p.

Jofack Sokeng V., Akpa Y. L., Assoma T., Kouamé F., Corgne S., Rudant J.-P., *et al.*, 2019. Suivi par télé-détection des affectations des terres pour la promotion d'une agriculture intégrée au développement forestier en Côte d'Ivoire. Conférence OSFACO : Des images satellites pour la gestion durable des territoires en Afrique, 13-15 mars 2019, Cotonou, Bénin, 17 p. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02189403>

Kpedenou K. D., BoukpeSSI T., Tchamie T. T. K., 2016. Quantification des changements de l'occupation du sol dans la Préfecture de Yoto (Sud-Est Togo) à l'aide de l'imagerie satellitaire Landsat. Revue des Sciences de l'Environnement, 13 : 137-156. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01409418>

Leroux L., Congedo L., Bellón B., Gaetano R., Bégué A., 2018. Land Cover Mapping Using Sentinel-2 Images and the Semi-Automatic Classification Plugin: A Northern Burkina Faso Case Study. In: Baghdadi N., Mallet C., Zribi M. (eds). QGIS in Remote Sensing SET. Vol. 2: QGIS and Applications in Agriculture and Forest. Wiley, 131-165. <https://doi.org/10.1002/9781119457107.ch4>

Li H., Leung K.-S., Wong M.-H., Ballester P. J., 2014. Substituting random forest for multiple linear regression improves binding affinity prediction of scoring functions: Cyscore as a case study. BMC Bioinformatics, 15 (291). <https://doi.org/10.1186/1471-2105-15-291>

Liaw A., Wiener M., 2002. Classification and Regression by randomForest. R News, 2: 18-22. <https://cogms.northwestern.edu/cbmg/LiawAndWiener2002.pdf>

Lima T. A., Beuchle R., Langner A., Grecchi R. C., Griess V. C., Achard F., 2019. Comparing Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI Imagery for Monitoring Selective Logging in the Brazilian Amazon. Remote Sensing, 11 (8): 961. <https://doi.org/10.3390/rs11080961>

Longaretti P.-Y., Vannier C., Lasseur R., Lavorel S., 2016. La modélisation des changements d'usage et de couverture des sols comme outil d'aide à la planification territoriale. Sciences Eaux & Territoires, INRAE, 21 : 52-57. <https://hal.inria.fr/hal-01685718>

Ministère des Eaux et Forêts, 2019. Stratégie nationale de préservation, de réhabilitation et d'extension des forêts. Abidjan, 68 p.

Mitchard E., Saatchi S., Lewis S., Feldpausch T., Woodhouse I., Sonké B., *et al.*, 2011. Measuring biomass changes due to woody encroachment and deforestation/degradation in a forest-savanna boundary region of central Africa using multi-temporal L-band radar backscatter. *Remote Sensing of Environment*, 115 (11): 2861-2873. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.02.022>

Mutanga O., Adam E., Cho M. A., 2012. High-density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18: 399-406. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.03.012>

Nakouma S., Beltrando G., Atta K. L., Dibi N'Da H., Brou T., 2013. Dynamique forestière et pression urbaine dans le parc national du Banco (Abidjan, Côte d'Ivoire). *Vertigo*, 13 (2). <https://doi.org/10.4000/vertigo.14127>

Niculescu Sr. S., Billel A., Talab-Ou-Ali Jr. H., 2018. Random forest classification using Sentinel-1 and Sentinel-2 series for vegetation monitoring in the Pays de Brest (France). *Proc. SPIE 10783, Remote Sensing for Agriculture, Ecosystems, and Hydrology XX*, 1078305. <https://doi.org/10.1117/12.2325546>

Olofsson P., Foody M. G., Herold M., Stehman V. S., Woodcock E. C., Wulder A. M., 2014. Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148: 42-57. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.02.015>

Oszwald J., Kouakou Atta J.-M., Kergomard C., Robin M., 2007. Représenter l'espace pour structurer le temps : approche des dynamiques de changements forestiers dans le sud-est de la Côte d'Ivoire par télédétection. *Télédétection*, 7 (1-2-3-4) : 271-282. <https://dumas.ccsd.cnrs.fr/LETG-COSTEL/halshs-00437064v1>

Ousmane S., Dibi N'Da H., Kouassi K. H., Kouassi K. E., Ouattara K., 2020. Crise politico-militaire et dynamique de la végétation du Parc national du Mont Péko en Côte d'Ivoire. *Bois et Forêts des Tropiques*, 343 : 27-37. <https://doi.org/10.19182/bft2020.343.a31837>

Pelletier C., Valero S., Inglada J., Champion N., Dedieu G., 2016. Assessing the robustness of Random Forests to map land cover with high-resolution satellite image time series over large areas. *Remote Sensing of Environment*, 187: 156-168. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.010>

Phiri D., Simwanda M., Salekin S., Nyirenda V. R., Murayama Y., Ranagalage M., 2020. Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review. *Remote Sensing*, 12 (14): 2291. <https://doi.org/10.3390/rs12142291>

Pimple U., Simonetti D., Sithi A., Pungkul S., Leadprathom K., Skupek H., *et al.*, 2018. Google Earth Engine based three decadal Landsat imagery analysis for mapping of mangrove forests and its surroundings in the Trat province of Thailand. *Journal of Computer and Communication*, 6: 247-264. <https://doi.org/10.4236/jcc.2018.61025>

Pontius Jr. R. G., 2000. Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66 (8): 1011-1016.

Puyravaud J.-P., 2002. Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management*, 177 (1-3): 593-596. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00335-3](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00335-3)

Rakotomala F. A., Rabenandrasana J. C., Andriambahiny J. E., Rajaonson R., Andriamalala F., Buren C., *et al.*, 2015. Estimation de la déforestation des forêts humides à Madagascar utilisant une classification multidate d'images Landsat entre 2005, 2010 et 2013. *Revue Française de Photogrammétrie et de Télédétection*, 211-212.

Rodriguez-Galiano V. F., Ghimire B., Rogan J., Chica-Olmo M., Rigol-Sanchez J. P., 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67: 93-104. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>

Ruf F., 2012. L'adoption de l'hévéa en Côte d'Ivoire. Prix, mimétisme, changement écologique et social. *Économie Rurale*, 330-331. <https://doi.org/10.4000/economierurale.3527>

Semeki Ngabinzeke N., Linchant J., Quevauvillers S., Kahindo M. J.-P., Lejeune P., Vermeulen C., 2016. Potentiel des véhicules aériens sans pilote dans la détection des activités humaines illégales dans les aires protégées en République Démocratique du Congo. *Journal of Unmanned Vehicle Systems*, 4 (2): 151-159. <https://doi.org/10.1139/juvs-2015-0035>

Semeki Ngabinzeke J., Pitchugin M., Linchant J., Vermeulen C., Kahindo Muhongya J.-M., Lejeune P., 2018. Une méthode simple et rapide pour l'évaluation de statistiques d'occupation du sol à l'aide d'images à très haute résolution acquises par mini-drone. *Bois et Forêts des Tropiques*, 335 : 15-23. <https://doi.org/10.19182/bft2018.335.a31497>

SEP-REDD+. 2017. Niveau d'émissions de référence pour les forêts de la Côte d'Ivoire. Présentation à la Convention-cadre des Nations unies sur les changements climatiques. République de Côte d'Ivoire, 43 p. [https://redd.unfccc.int/files/rci\\_nrf\\_ccnucc\\_2017.10.15.pdf](https://redd.unfccc.int/files/rci_nrf_ccnucc_2017.10.15.pdf)

Thiérier V., Herrault P. A., Vincent A., Inglada J., Sheeren D., 2017. Utilisation des séries temporelles d'images Sentinel-2 pour la cartographie de l'occupation du sol dans un contexte de modélisation de la biodiversité. Colloque PAYOTTE 2017, Paris, France. <https://hal.inrae.fr/hal-02738272>

Vaudry R., Nourtier M., Bello A., Traoré Y., 2016. Analyse qualitative des facteurs de la déforestation et de la dégradation des forêts en Côte d'Ivoire. Rapport final. Association Etc Terra, 114 p.

Verrelst J., Rivera J. P., Veroustraete F., Muñoz-Marí J., Clevers J. G. P. W., Camps-Valls G., *et al.*, 2015. Experimental Sentinel-2 LAI estimation using parametric, non-parametric and physical retrieval methods – A comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 260-272. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.04.013>

Vuolo F., Atzberger C., 2014. Improving Land Cover Maps in Areas of Disagreement of Existing Products using NDVI Time Series of MODIS – Example for Europe. *Photogrammetrie - Fernerkundung - Geoinformation*, 2014 (5): 393-407. <https://doi.org/10.1127/1432-8364/2014/0232>

WCF, 2020. Cocoa and Forests initiative. Private Sector Report 2018-2019. Washington, DC, USA, World Cocoa Foundation, 53 p.

#### Ouattara *et al.* – Contribution des auteurs

Rôle du contributeur	Noms des auteurs
Conceptualisation	T. A. Ouattara, K. F. Kouamé, C. Grinand, R. Vaudry
Gestion des données	T. A. Ouattara
Analyse formelle	T. A. Ouattara, C. Grinand
Acquisition du financement	T. A. Ouattara, K. F. Kouamé, I. C. Zo-Bi, C. Grinand, R. Vaudry
Enquête et investigation	T. A. Ouattara, C. Grinand, R. Vaudry
Méthodologie	T. A. Ouattara, K. F. Kouamé, C. Grinand, I. C. Zo-Bi
Gestion de projet	T. A. Ouattara, C. Grinand, R. Vaudry
Ressources	T. A. Ouattara, R. Vaudry
Logiciels	T. A. Ouattara, C. Grinand
Supervision	K. F. Kouamé, I. C. Zo-Bi, C. Grinand, R. Vaudry
Validation	K. F. Kouamé, I. C. Zo-Bi, C. Grinand
Visualisation	T. A. Ouattara, K. F. Kouamé, I. C. Zo-Bi, C. Grinand, R. Vaudry
Écriture – Préparation de l'ébauche originale	T. A. Ouattara, K. F. Kouamé, I. C. Zo-Bi, C. Grinand, R. Vaudry
Écriture – Révision et édition	T. A. Ouattara, K. F. Kouamé, I. C. Zo-Bi, C. Grinand, R. Vaudry

Article

# Detection of Forest Tree Losses in Côte d'Ivoire Using Drone Aerial Images

Tiodionwa Abdoulaye Ouattara <sup>1,2,\*</sup>, Valère-Carin Jofack Sokeng <sup>1,3</sup>, Irié Casimir Zo-Bi <sup>4</sup>,  
Koffi Fernand Kouamé <sup>1,3</sup>, Clovis Grinand <sup>2</sup> and Romuald Vaudry <sup>5</sup>

- <sup>1</sup> Centre Universitaire de Recherche et d'Application en Télédétection (CURAT), UFR des Sciences de la Terre et des Ressources Minières, Université Félix Houphouët Boigny, Abidjan 22 BP 801, Côte d'Ivoire; valere.jofack@uvci.edu.ci (V.-C.J.S.); fernand.kouame@curat-edu.org (K.F.K.)
- <sup>2</sup> NITIDÆ, 29 rue Imbert-Colomés, 69001 Lyon, France; c.grinand@nitidae.org
- <sup>3</sup> Unité de Recherche et d'Expertise Numérique (UREN), Université Virtuelle de Côte d'Ivoire, Abidjan 28 BP 536, Côte d'Ivoire
- <sup>4</sup> Département Eaux, Forêts et Environnement, Institut National Polytechnique Félix Houphouët Boigny, Yamoussoukro 00225, Côte d'Ivoire; casimir.zo@inphb.ci
- <sup>5</sup> European Forest Institute (EFI), 08025 Barcelona, Spain; romuald.vaudry@efi.int
- \* Correspondence: t.ouattara@nitidae.org; Tel.: +(225)-07-47-85-26-90 or +(225)-07-88-94-87-71

**Abstract:** The fight against deforestation and forest degradation is now a major challenge for the preservation of global forest ecosystems. The remote sensing forest monitoring methods that are currently deployed are not always adapted to the Ivorian context because of the high cloud cover, diversity of shaded crops, and land clearing techniques. This study proposes a drone-based approach to assess intra-annual tree losses in the Bossématié classified forest. The method used is based on a detection analysis of tree losses in forest areas from a time series of aerial images acquired by drones from November 2018 to April 2019 on five sites in the studied forest. Based on photogrammetric models and photointerpretation, tree heights and tree crown sizes were estimated. Then, tree losses were detected based on the variation of tree heights during the study period. An analysis of the distribution of tree heights in Bossématié classified forest reveals that the maximum tree height was 65.06 m in November 2018 and 64.07 m in April 2019 with an average tree height of 34.29–37.00 m in November 2018 and 34.63–36.88 m in April 2019. The average tree crown area, meanwhile, was estimated to be 152 m<sup>2</sup>. With an estimation accuracy of about 97%, these tree structural data indicate a minimum loss of 107 trees corresponding to a clearing area of 2 ha across all the surveyed sites from November 2018 to April 2019. This forest monitoring approach shows a considerable local loss of biodiversity and should be involved in the implementation of preservation, rehabilitation, and deployment strategies in an operational deforestation monitoring system in Côte d'Ivoire.

**Keywords:** drone; REDD+; classified forest; deforestation; Côte d'Ivoire



**Citation:** Ouattara, T.A.; Sokeng, V.-C.J.; Zo-Bi, I.C.; Kouamé, K.F.; Grinand, C.; Vaudry, R. Detection of Forest Tree Losses in Côte d'Ivoire Using Drone Aerial Images. *Drones* **2022**, *6*, 83. <https://doi.org/10.3390/drones6040083>

Academic Editor: Eben Broadbent

Received: 16 February 2022

Accepted: 21 March 2022

Published: 25 March 2022

**Publisher's Note:** MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



**Copyright:** © 2022 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

## 1. Introduction

Tropical forests are the focus of important global issues related to the preservation of biodiversity, climate change, and sustainable development [1]. In West Africa, the conversion of forest areas into farmland over the 2000–2010 period has been estimated at 19% by the Food and Agriculture Organization (FAO) and represents a loss of about 870,000 ha per year [2]. In Côte d'Ivoire, more than 40% of the forests disappeared within 25 years (between 1990 and 2015), with forest cover decreasing from 7.8 million ha in 1990 to 5.1 million ha in 2000 and then to 3.4 million ha in 2015, representing about 11% of the national territory [3]. To face this challenge, Côte d'Ivoire has been involved in the international mechanism for reducing emissions from deforestation and forest degradation, sustainable management of natural resources, enhancement of forest carbon stocks, and conservation of forests (REDD+) since June 2011. A new strategy for forest preservation,

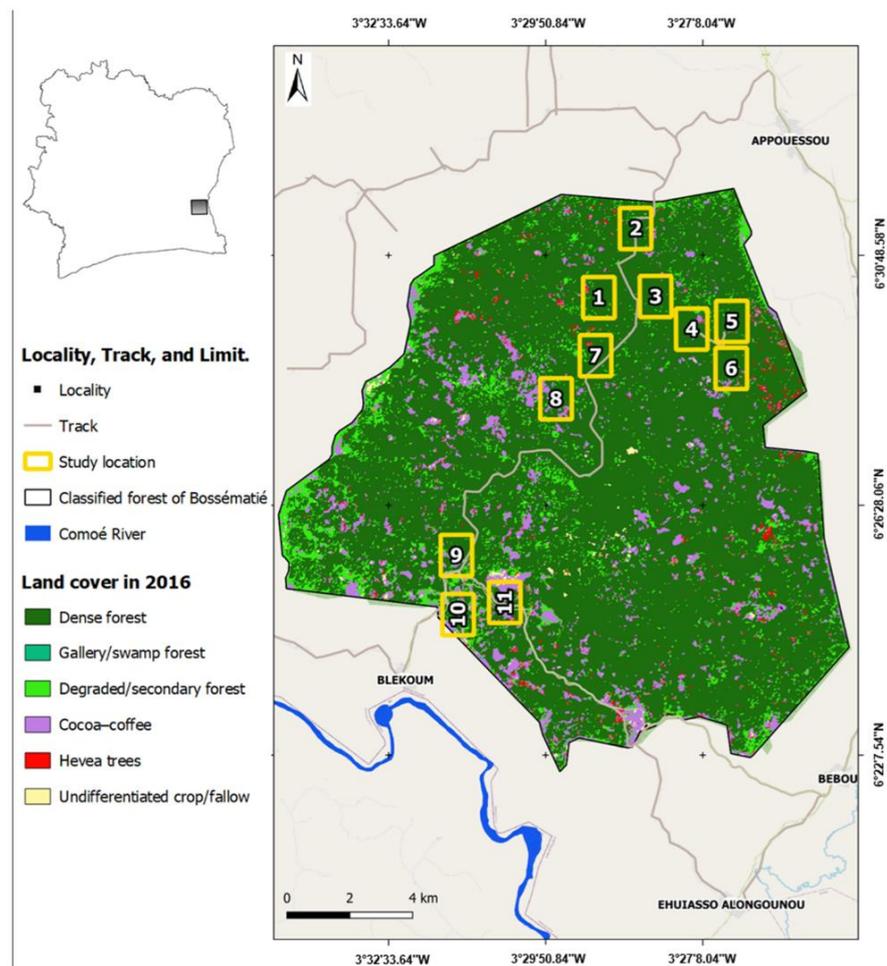
rehabilitation, and expansion was adopted at the beginning of 2019, a few months before the adoption of a new forestry policy in July of the same year [4]. Essentially focused on classified forests, this policy first aims to reduce deforestation in classified forests by upgrading the remaining well-preserved classified forests to protected area status. Second, it aims to “regularize” the situation of highly degraded classified forests by introducing a new status for classified agroforests [5], which is still being widely deliberated at the time of writing. This policy is to be based in particular on the deployment of an operational land and land clearing monitoring system. However, the monitoring methods are not adapted to the Ivorian context, which is marked by shaded cultivation, high cloud cover, and new clearing methods that are difficult to detect. Monitoring studies of tropical surface conditions have tremendously diversified in recent years with the development of new sensors and the establishment of new methods [6–12]. In Côte d’Ivoire, monitoring land use and land cover dynamics by remote sensing faces many challenges. Land clearing starts in a very discrete way in small areas and progressively extends to the entire classified forest or protected area [13,14]. In this context, the traditional use of Landsat-type satellite images [14] is justified by the high availability of image archives (over 30 years) but may be limited for annual monitoring due to their low acquisition frequency and spatial resolution (30 m). The constellation of Sentinel-2 satellites, in operation since 2015 (Sentinel-2A) and 2017 (Sentinel-2B), provides free images at 10, 20, and 60 m resolutions. This represents a strong interest for West African institutions that still do not have sufficient financial means for the acquisition of images. The use of these sensors makes it possible to more clearly distinguish land use and land cover categories and makes images without clouds attainable. Indeed, the intertropical zone, particularly Côte d’Ivoire, is subject to heavy cloud cover that limits the application of optical remote sensing [11]. Following the lead of [15], several studies have shown the potential of Sentinel-2 sensors to significantly contribute to land monitoring. In Côte d’Ivoire, these images were used to assess the dynamics of land cover and land use change on a regional scale covering the current study area [12]. The results revealed an annual deforestation rate of 0.35% in the Bossématié classified forest. The present study seeks to assess intra-annual tree loss in this forest. These two studies are therefore complementary from the point of view of exploiting the potential use of Sentinel-2 images and aerial images acquired by drone for forest management. The reduced endurance of UAVs is a limiting factor for forestry uses. The use of drones is thus a tool for analysis at the local scale only [16]. Despite this limitation, they are being increasingly used in natural resource management [17], including rangeland management and monitoring [18,19], forest biodiversity assessment [20], fire [21] and ecosystem structure monitoring [22,23], precision agriculture [24], and wildlife counts [25]. The use of drones for detecting illegal activities has been discussed previously [26,27]. However, applications of this technology for conservation, including land use change detection, are yet to be explored [28,29], particularly in Côte d’Ivoire, where they have been undertested. This study aims to assess tree losses in the Bossématié classified forest over an intra-annual period. The methodology developed is based on aerial images acquired by drones as well as photogrammetry and stereoscopy techniques. The goal of this study is to contribute to the fight against illegal clearing in classified forests and protected areas.

## 2. Materials and Methods

### 2.1. Study Area

The study area is the classified forest of Bossématié. It covers an area of approximately 220 km<sup>2</sup> and is located between latitudes 06°21’30” and 06°32’30” north and longitudes 03°24’30” and 03°34’30” west in the southeast of Côte d’Ivoire in the Indénié-Djuablin Region (Figure 1). The classified forest of Bossématié is located in the former cocoa belt—named due to the high cocoa production here in the 1980s [12]. It is a classified forest of Côte d’Ivoire that is still well-preserved despite being subject to very strong pressures [12]. Moreover, it hosts the last population of forest elephants (*Loxodonta africana*) of the southeast. The vegetation is that of the Guinean domain characterized by dense evergreen rainforest.

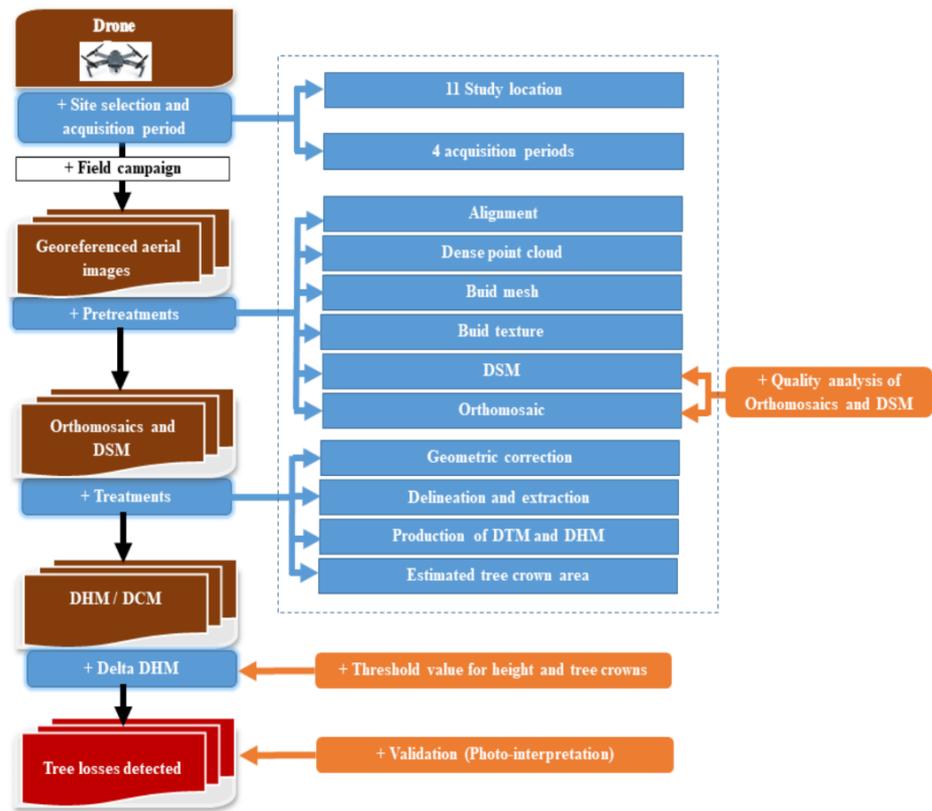
Dense forests represented 83% of the classified forest in 2016, while degraded forests represented 8%, and perennial crops of cocoa, *Theobroma cacao* (Sterculiaceae); coffee, *Coffea arabusca* and *Coffea canephora* (Rubiaceae); and rubber, *Hevea Brasiliensis* (Euphorbiaceae), represented 9% at the same date [12]. Within this forest, lianas are less numerous; the herbaceous stratum is generally well represented, with a predominance of Poaceae and Acanthaceae. The vegetation is of the semideciduous type as defined by [30] with rare epiphytes. This vegetation can be described as Malvaceae and Cannabaceae [31]. It is populated in abundance by *Celtis mildbraedii* (Cannabaceae), *Nesogordonia papaverifera* (Malvaceae), *Triplochiton scleroxylon* (Malvaceae), and *Mansonia altissima* (Malvaceae).



**Figure 1.** Geographic location of the Bossématié classified forest. Overview of study areas and 2016 land cover [12].

## 2.2. Overall Methodology

For the implementation of this study, a sampling protocol was set up that combines photogrammetry, stereoscopy, and change analysis techniques using very high spatial resolution images acquired with a drone (Figure 2).



**Figure 2.** Protocol for acquisition, processing, and analysis of drone data for the early detection of tree loss.

2.2.1. Sampling Plan

Eleven test sites were identified with the assistance of ecoguards to conduct this study in the Bossématié classified forest (Figure 1). The flights were conducted during the dry season at these sites during three acquisition campaigns: in November 2018 and April 2019. These sites are characterized by their 2016 land-use type, allowing us to evaluate the area’s level of deforestation and degradation, as well as its accessibility (Table 1). The level of deforestation and degradation of these sites varies from 2% to 41% [12].

**Table 1.** Characteristics of different study sites in the Bossématié classified forest.

Site Name	Acquisition Dates		Types of Land Use and Land Cover in 2016 (ha)			Area (ha)	Level of Deforestation and Degradation
	Acquisition 1	Acquisition 2	Dense Forest Formation	Degraded Forest	Crops		
Site 1	01-Nov-18	09-Apr-19	120.8	5.7	4.5	131	8%
Site 2	01-Nov-18	09-Apr 19	117.3	10.5	3.2	131	10%
Site 3	01-Nov-18	09-Apr-19	128.7	1.8	0.4	131	2%
Site 4	02-Nov-18	10-Apr-19	122.2	4.8	4.9	132	7%
Site 5	03-Nov-18	12-Apr-19	122.6	3.6	3.5	130	5%
Site 6	03-Nov-18	12-Apr-19	117.2	2.3	11.6	131	11%
Site 7	03-Nov-18	10-Apr-19	124.1	5.8	2.13	132	6%
Site 8	03-Nov-18	10-Apr-19	94.9	4.7	31.4	131	28%
Site 9	04-Nov-18	11-Apr-19	101.6	14.3	15.1	131	22%
Site 10	04-Nov-18	11-Apr-19	76.99	20.8	31.9	130	41%
Site 11	04-Nov-18	11-Apr-19	86.4	4.7	39.8	131	34%

### 2.2.2. Drone Used for Image Acquisition

In this study, a DJI Mavic Pro drone (Figure 3) was used. It is a multirotor system with four motors (quadcopter) powered by a LiPo (lithium polymer) smart battery with a capacity of 3830 mAh and an autonomy of 27 min. It features a wingspan of 20 cm, a weight of 736 g, and a maximum speed of 65 km/h. The DJI Mavic Pro is equipped with a 12-megapixel 4 K camera (stabilized by a pod). This camera acquires images in true colors with 8-bit radiometric resolution. This acquisition is carried out automatically using a cadence previously defined during the flight preparation. The system uses autonomous ultrasonic sensor flight technology to reduce the risk of accidents and is equipped with a GPS–GLONASS location system. The system includes a ground control radio station (connected to a smartphone) with a range of 7.3 km under normal conditions (no obstacle to the transmission of the radio signal) and a battery life of 1.5 h.



**Figure 3.** The DJI Mavic Pro Drone and its accessories. (a) DJI Mavic Pro Drone. (b) Holster. (c) Radio control. (d) Battery. (e) Charging hub. (f) Car charger. (g) Propellers.

The configuration of the drone and the flight planning were conducted with a DJI Go 4 (version 4.3.28) and DroneDeploy (version 4.0.0) software, respectively.

### 2.2.3. Acquisition of Aerial Images by Drone

Aerial images were acquired at a flying altitude of 200 m with a ground resolution of 6 cm/pixel and a footprint of  $240 \times 180$  m per image. These images were acquired in the visible light spectrum (red, green, and blue) and have already been georeferenced (the geographical location of the center of each image is known). A rate of one image every 42 m allowed us to obtain a longitudinal coverage of 65%. A spacing of 95 m between the flight lines allowed for a lateral overlap of 75%. These significant overlaps ensure proper image stitching in the production of an orthomosaic according to photogrammetric and stereoscopic principles [28,29]. The entire set of 11 flight plans, each constituting nine parallel flight lines or transects in a north–south direction, allowed us to fly over an area of between 130 and 132 ha (Figure 4).



**Figure 4.** Overview of the flight plan (Site 1) in the Bossématié classified forest.

#### 2.2.4. Orthomosaic and Digital Surface Model Production

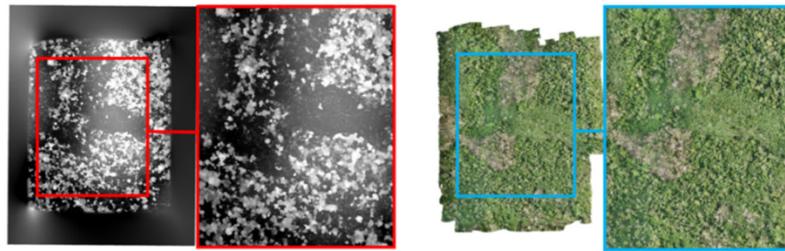
Our methodology for processing and analyzing the aerial images (Figure 2) was based on the principles of photogrammetry and stereoscopy. The first step was performed in the Agisoft Photoscan Professional software (version 1.4.0) and includes orthorectification and mosaicking steps. The process is subdivided into the alignment of aerial images, the production of a scatter plot, gridding, and texturing, allowing us to generate a digital surface model (DSM) and an orthomosaic [24,28,32]. As the images are located by GPS, alignment aims to reconstruct the acquisition geometry of the aerial images from the identification of link points; point cloud aims to produce a 3D model, and mesh aims to reconstruct an analysis grid to facilitate orthomosaic production; finally, texturization aims to create the texture for the 3D model [33]. The orthomosaics and DSMs were cleaned to remove poor (blurred) quality due to edge effects. The quality of photogrammetric processing was evaluated following several parameters, including the percentage of aerial image alignment and projection errors associated with the aerial image stitching process.

#### 2.2.5. Geometric Corrections

In a change analysis approach, it is necessary to considerably reduce geometric errors. Geometric errors are related to uncontrolled movements (e.g., wind force) of the drone with respect to the previously defined flight line and to variations in altitude during shooting [34]. The digital surface models obtained were therefore georeferenced. The method used is image-to-image georeferencing: the DSM at date T2 is georeferenced from the DSM at date T1 on all the sites studied. The transformation applied was polynomial, and the resampling method was nearest neighbor.

#### 2.2.6. Study Site Portion Delineation and Extraction

The orthomosaics and DSMs produced generally have some artifacts and blurred pixels, mostly along image boundaries. To guarantee the good quality of the image intended for processing, it is necessary to delimit and extract portions of the different study sites; this is to get rid of the poor quality (blurring) due to edge effects (Figure 5). Thus, from an initial area varying between 130 and 132 ha for each site, the areas retained at this step for Sites 1, 6, 8, 9, and 11 are 87, 94, 97, 102, and 121 ha, respectively.



**Figure 5.** Delineation and extraction of a portion of Site 1 from the DSM (left) and orthomosaic (right) of 1 November 2018.

### 2.2.7. Digital Terrain Model Production

In this study, the DSM was used to produce the digital terrain model (DTM) following three steps. The first step consisted of partially eliminating the trees (pseudo DTM) by resampling the DSM at 10 m resolution while keeping the minimum elevation values (ground elevation). The second step consisted of a circular convolutional filter of minimum type whose size 13 was chosen after various tests. This filter size corresponds exactly to 6 pixels on either side of the central pixel (i.e., a filter with a radius of 60 m). This second step allows us to eliminate all the trees while keeping the ground elevations. At this stage, the result is a DTM with a spatial resolution of 10 m. Finally, the last step consisted of resampling the generated DTM at a 20 cm resolution.

### 2.2.8. Generation of Digital Tree Height and Canopy Models

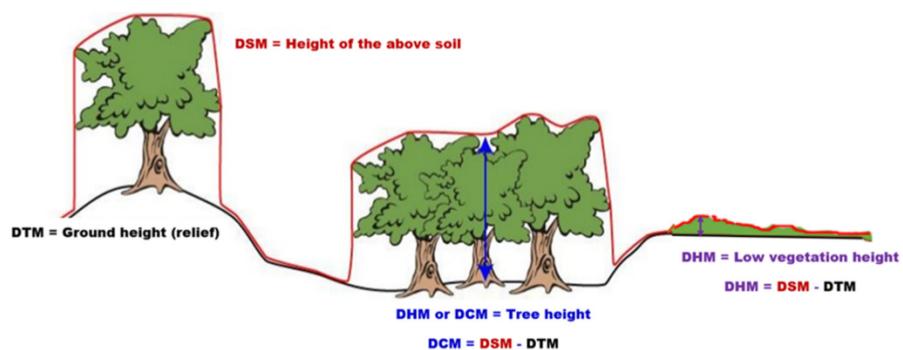
In the field of forestry, the distribution of vegetation in general is known as digital height model (DHM). The distribution of tree heights is also known as digital canopy model (DCM). The DHM was calculated for each of the priority monitoring sites in the Bossématié classified forest based on two other landscape indicators: the DSM and the DTM according to Equation (1).

$$DHM = DSM - DTM \tag{1}$$

The DTM produced may have heights that do not always correspond to tree heights but rather to low vegetation heights (grass or cocoa crop) (Figure 6). Therefore, the DCM was calculated from the DHM based on the threshold value of minimum forest tree height excluding perennial cocoa-coffee crops. This threshold value will be defined from the statistical analysis of the vegetation height distribution:

$$DCM = DHM - \rho \tag{2}$$

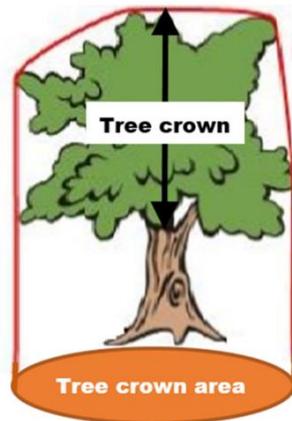
where  $\rho$  is the height threshold value obtained with the drone to ensure that only forest trees are detected.



**Figure 6.** Illustration of the principle of creating the MNH from the MNS and MNT (modified by [35]).

### 2.2.9. Estimation of Tree Crown Area

The crown is the part of the tree that is on top of the bole, including the branches, the different twigs, and the leaves [36] (Figure 7). The estimation of the ground area of the tree crown was based on photointerpretation of a sample of 124 trees based on orthomosaics from November 2018 and April 2019. First, the tree crowns were manually delineated in the QGIS 3.0 software. Then, the area (Shp) corresponding to the orthogonal projection of the tree crown to the ground was automatically calculated with QGIS 3.0 software.



**Figure 7.** Illustration of the principle of estimating the tree crown area (modified by [35]).

### 2.2.10. Tree Loss Detection and Validation

Tree loss detection is based on the analysis of difference in vegetation heights ( $\Delta MNH$ ) and based on the criteria of tree height and tree crown area. The change in vegetation height is calculated using Equation (3):

$$\Delta MNH = MNH_{t2} - MNH_{t1} \quad (3)$$

where  $t1$  and  $t2$  represent the two selected acquisition dates (November 2018 and April 2019, respectively).

Negative values correspond to vegetation losses. Thus, the average value of the tree crown area allows us to discriminate between what corresponds to tree losses.

The tree height distribution maps in April 2019 and tree loss during the period of November 2018 to April 2019 were evaluated based on the photointerpretation of a sample of 511 observation points categorized as tree loss (total of 107 points), stable forest (total of 200 points), and stable nonforest (total of 204 points). Accuracy indicators, such as overall accuracy and kappa index, were finally calculated.

## 3. Results

### 3.1. Quality of Photogrammetric Processing

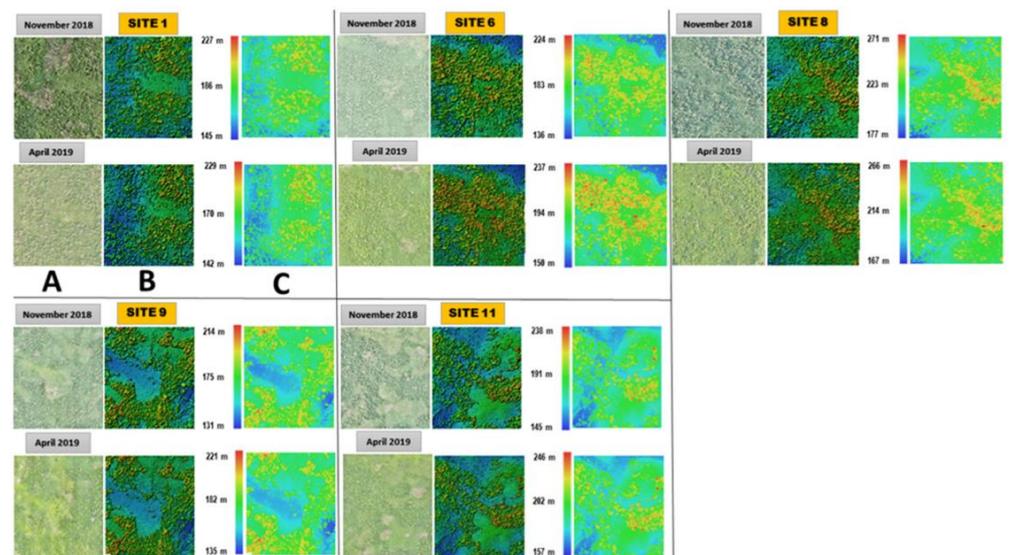
The aerial image orthorectification and mosaicking process involved a total of 33 flights, with three diachronic flights (November 2018, January 2019, and April 2019) for each of the 11 study sites. A total of 33 orthomosaics and DSMs were produced with different levels of satisfaction. The proportions of correctly aligned images and reprojection errors from the Photoscan software ranged from 59% to 100% and from 0.551 pixels to 0.813 pixels across all study sites (Table 2). The proportion of orthomosaics not retained in this study for reasons of poor quality (blurred images, presence of areas without data, artifacts, etc.) was 24% (i.e., 8 out of the 33 orthomosaics produced). Following this evaluation, Sites 1, 6, 8, 9, and 11 were selected because their orthomosaics and DSMs were of good quality and were available for both November 2018 and April 2019.

**Table 2.** Evaluation of photogrammetric processing (A: percentage of aerial images correctly aligned; E: aerial image reprojection errors in pixels).

Name	November 2018			April 2019		
	Quality	A	E	Quality	A	E
Site 1	Good	100	0.580	Good	97	0.551
Site 2	Good	100	0.718	Poor	100	0.739
Site 3	Poor	100	0.738	Good	100	0.717
Site 4	Poor	69	0.636	Poor	73	0.646
Site 5	Good	95	0.689	Poor	59	0.653
Site 6	Good	100	0.799	Good	100	0.625
Site 7	Good	97	0.626	Poor	75	0.622
Site 8	Good	100	0.648	Good	100	0.649
Site 9	Good	98	0.655	Good	98	0.599
Site 10	Poor	100	0.680	Good	100	0.649
Site 11	Good	100	0.614	Good	100	0.615

### 3.2. Orthomosaics, Digital Surface Models, and Digital Terrain Models

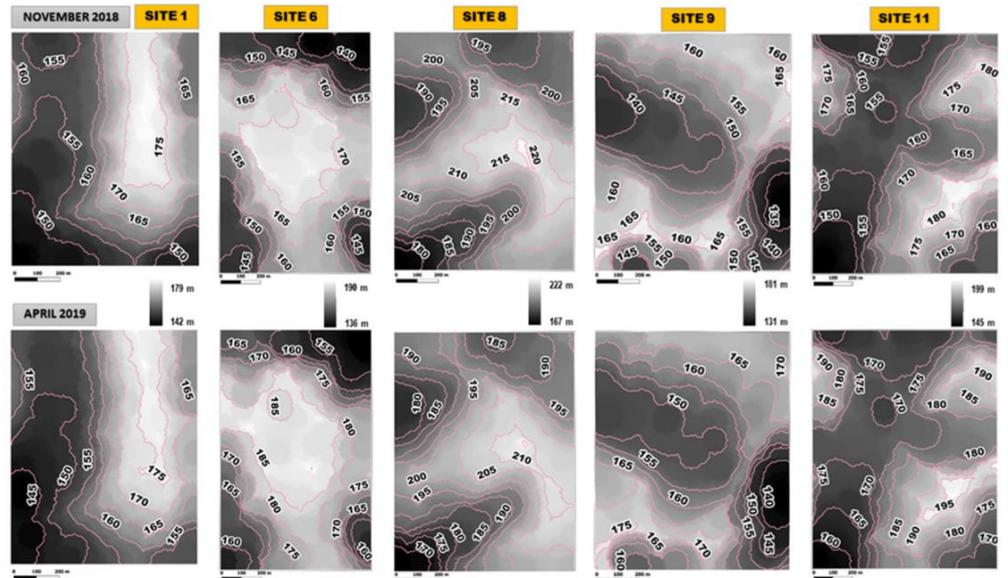
The orthomosaics obtained at each of the study sites after photogrammetric processing (Figure 8A) were exported from the Photoscan software with a spatial resolution of 6 cm/pixel. The digital surface models (Figure 8B,C) were exported with a resolution of 12 cm/pixel. Ecologically, these orthomosaics and DSMs provide information on the state of vegetation (degraded or not, heavily cleared or not, cultivated or not, etc.). At Site 1, elevations varying from 145 m to 227 m in November 2018 and from 142 m to 229 m in April 2019 show the anthropization of the forest landscape. This degradation of the forest landscape can be seen on orthomosaics through both blue and green areas corresponding to forest clearing and cultivation. These areas are more accentuated in the western and central parts of Site 1.



**Figure 8.** Orthomosaics (A) and 3D (B) and 2D (C) DSMs resulting from photogrammetric processing of flights at Sites 1, 6, 8, 9, and 11 in November 2018 and April 2019.

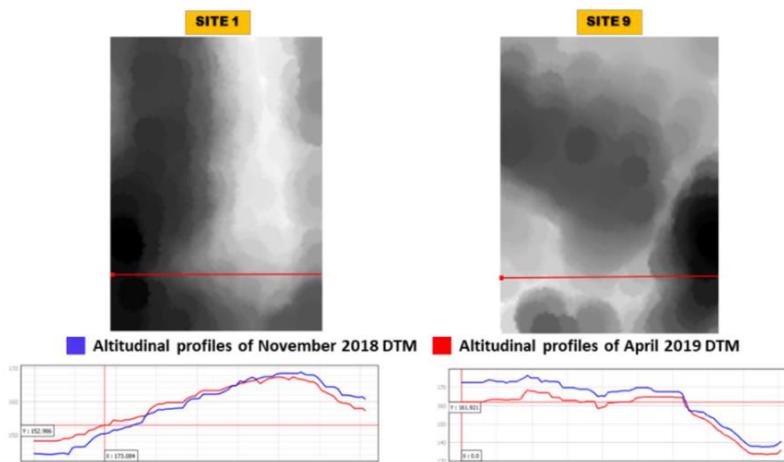
In Site 6, these clearings are more accentuated in the northeastern and southwestern areas. In Site 8, analysis shows that the forest is less degraded compared with other sites. Slight degradation is observed in the southeastern extremity of the site. Finally, Sites 9 and 11 are the most degraded sites with significant vegetation clearing.

The DTM (Figure 9) allows for a better appreciation of the topography. It indicates a topography that varies from 142 m to 179 m in Site 1 (87 ha), representing a difference in level of 37 m. In Site 6 (94 ha), the topography varies from 136 m to 190 m, representing a difference in level of 54 m. On Site 8 (97 ha), the topography varies from 167 m to 222 m, representing a difference in level of 55 m. On Site 9 (102 ha), the topography varies from 131 m to 181 m, representing a difference in level of 50 m. Finally, Site 11, with a surface area of 121 ha, has a topography varying from 145 m to 199 m, representing a difference in level of 54 m.



**Figure 9.** DTMs (contour lines are shown in pink) obtained at each of the study sites selected for the analyses.

To ensure the quality of the digital terrain models, we compared the DTMs generated from the two different dates selected in the study. As an example, Figure 10 shows elevation profiles that show that the DTMs are comparable from one date to another. However, there is an error in z. Since we subsequently computed the digital elevation model from the DSM and DTM, the effect of this error is significantly mitigated [37].



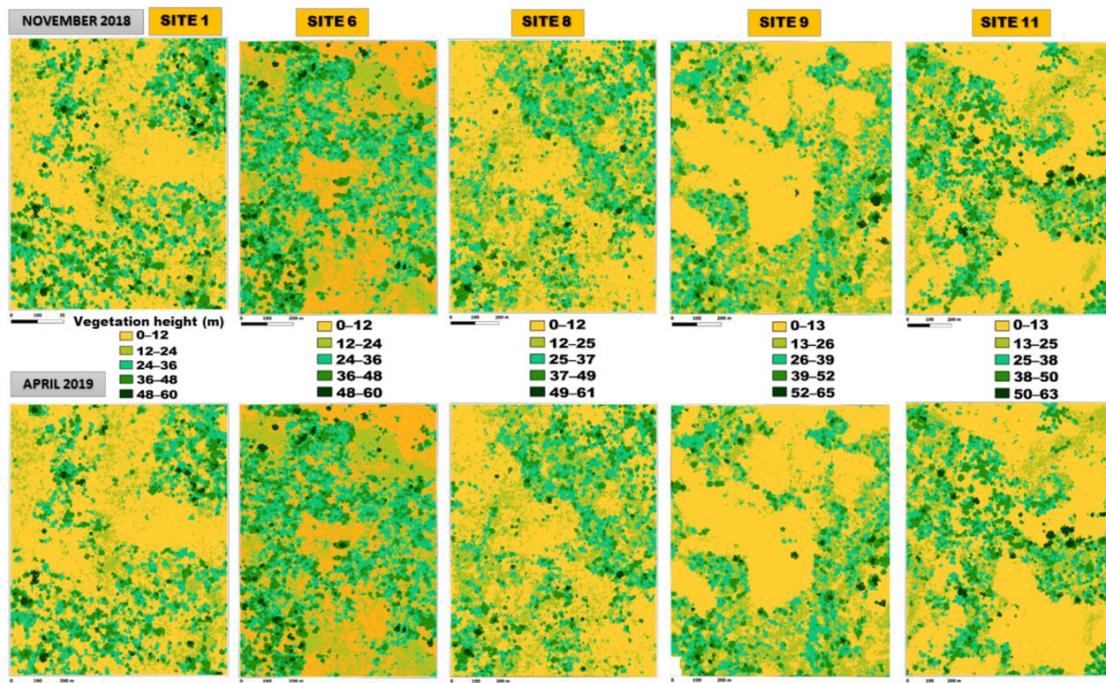
**Figure 10.** Comparison of altitudinal profiles corresponding to November 2018 (blue profile) and April 2019 (red profile) at Site 1 (left) and Site 9 (right).

### 3.3. Distribution of Vegetation Heights

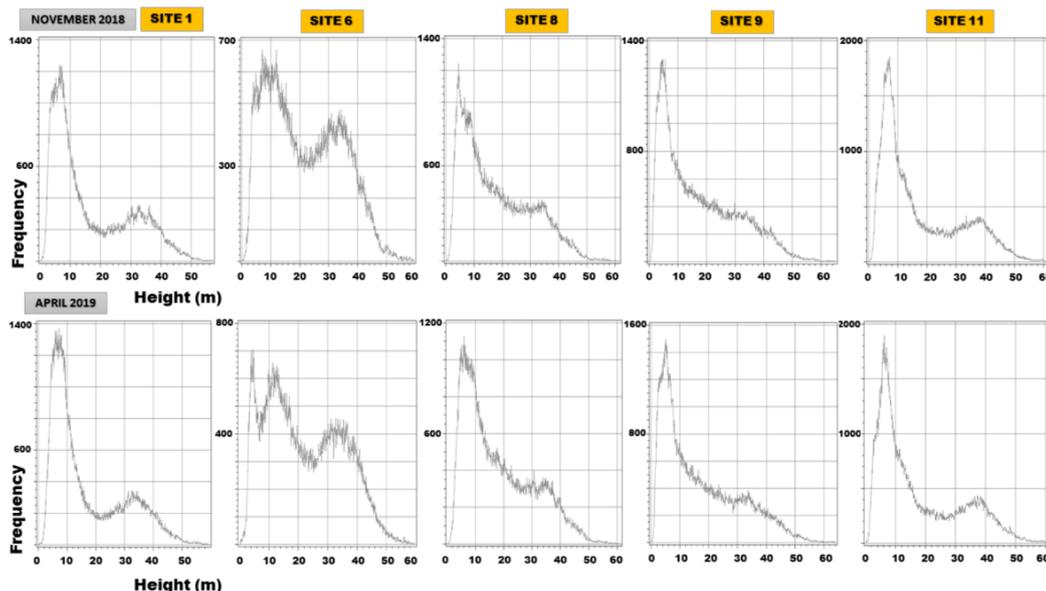
The distribution of vegetation heights represented by digital height models (DHM) reveals a maximum vegetation height of 65.06 m in November 2018 and 64.07 m in April 2019 for all the surveyed sites. The average vegetation height ranged from 16.72 m to 21.74 m in November 2018 and from 16.89 m to 22.15 m in April 2019 (Table 3). With an estimated height of 21.74 m in November 2018 and 22.15 m in April 2019, vegetation at Site 6 is the largest among all surveyed sites, as evidenced by the spatial distribution of vegetation heights (Figure 11). The histograms of vegetation height frequencies in November 2018 and April 2019 (Figure 12) generally show two peaks across all sites that reflect the presence of two types of vegetation: low vegetation with a height of less than 25 m and dominant vegetation with a height greater than 25 m. The low vegetation is made up of cocoa tree crops and grassy recrusts and natural regeneration. The dominant vegetation corresponds to all the trees constituting the forest. However, a third peak observed in April 2019 could signal the start of a weed control operation in April 2019.

**Table 3.** Statistical distribution of vegetation heights at each study site between November 2018 and April 2019.

Name	November 2018			April 2019		
	Maximum Height (m)	Average (m)	Standard Deviation (m)	Maximum Height (m)	Average (m)	Standard Deviation (m)
Site 1	57.05	16.72	12.73	59.52	16.89	12.59
Site 6	59.59	21.74	12.63	59.62	22.15	12.76
Site 8	61.29	17.96	12.15	61.16	18.18	12.06
Site 9	65.06	17.51	13.12	64.07	17.07	13.10
Site 11	63.41	17.75	13.66	62.69	17.56	13.66



**Figure 11.** Digital height models of vegetation at Sites 1, 6, 8, 9, and 11 in November 2018 and April 2019.



**Figure 12.** Vegetation height frequency distribution histograms for Sites 1, 6, 8, 9, and 11 in November 2018 and April 2019.

### 3.4. Distribution of Tree Heights

The trees here correspond to vegetation with a minimum height of 25 m. Thus, the distribution of tree heights (Table 4) shows that the maximum height of trees across all sites is 65.06 m in November 2018 and 64.07 m in April 2019. The trees have an average height that ranges from 34.29 m to 37.00 m in November 2018 and from 34.63 m to 36.88 m in April 2019. The tallest trees are over 35 m tall and are found in Sites 9 and 11.

**Table 4.** Statistical distribution of tree heights at each site between November 2018 and April 2019 (minimum height of 25 m).

Name	November 2018			April 2019		
	Maximum Height (m)	Average (m)	Standard Deviation (m)	Maximum Height (m)	Average (m)	Standard Deviation (m)
Site 1	57.05	34.83	6.04	59.52	35.30	6.34
Site 6	59.59	34.92	6.26	59.62	35.38	6.38
Site 8	61.29	34.29	6.27	61.16	34.63	6.40
Site 9	65.06	35.43	7.21	64.07	35.55	7.15
Site 11	63.41	37.00	7.14	62.69	36.88	7.05

### 3.5. Tree Crown Area

A total of 124 tree crown trimming polygons were delineated (Figure 13). Tree crown area values ranged from 7 m<sup>2</sup> to 838 m<sup>2</sup>, with an average of 152 m<sup>2</sup> across the study sites (Table 5). This average tree crown size corresponds approximately to the pixel size of a Sentinel sensor at a 10 m spatial resolution.

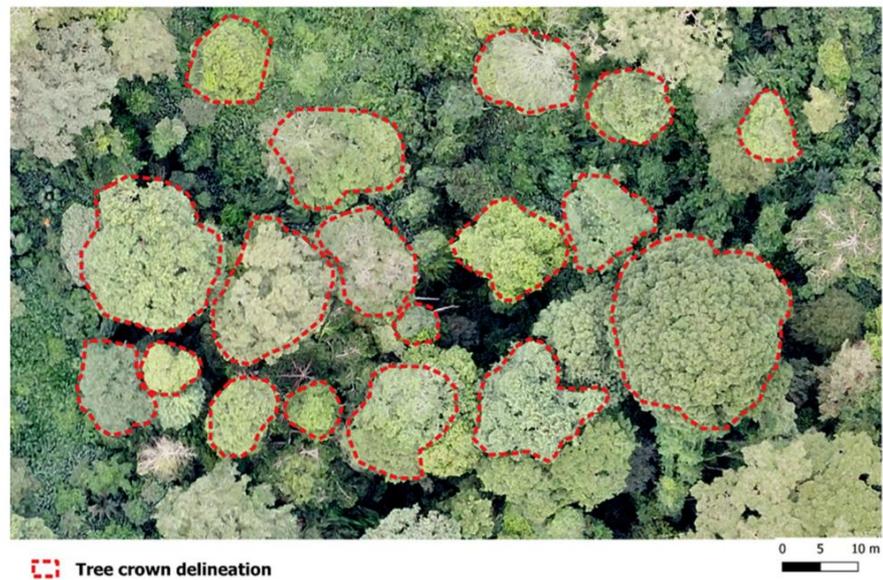
### 3.6. Detection of Tree Losses by Difference in Vegetation Heights

Tree loss detection is performed based on the difference in vegetation heights (Delta DHM) between November 2018 and April 2019, the minimum tree height (25 m), and the average tree crown area (152 m<sup>2</sup>). Negative values represent tree losses that correspond to new clearing or tree burning (Figure 14). The identification of tree losses is illustrated on Figure 15. At Site 1, there are a minimum of 19 tree losses associated with an area of 0.4 ha between November 2018 and April 2019. At Site 6, there are a minimum of 16 tree

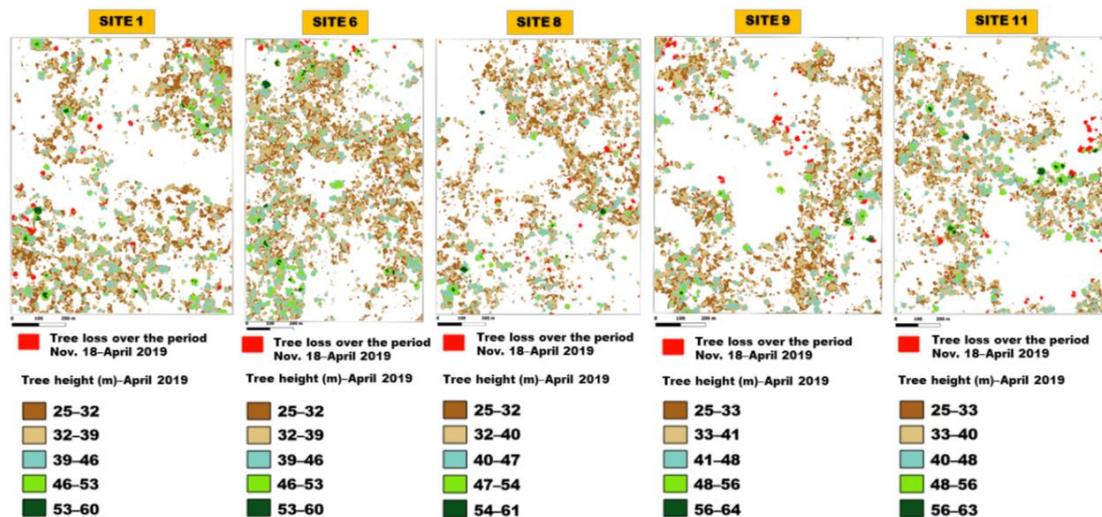
losses associated with an area of 0.2 ha. At Site 8, there are a minimum of 17 tree losses associated with an area of 0.3 ha. At Site 9, there are a minimum of 28 tree losses associated with an area of 0.5 ha. As for Site 11, there are at least 27 tree losses associated with an area of 0.6 ha.

**Table 5.** Tree crown area statistics for all study sites.

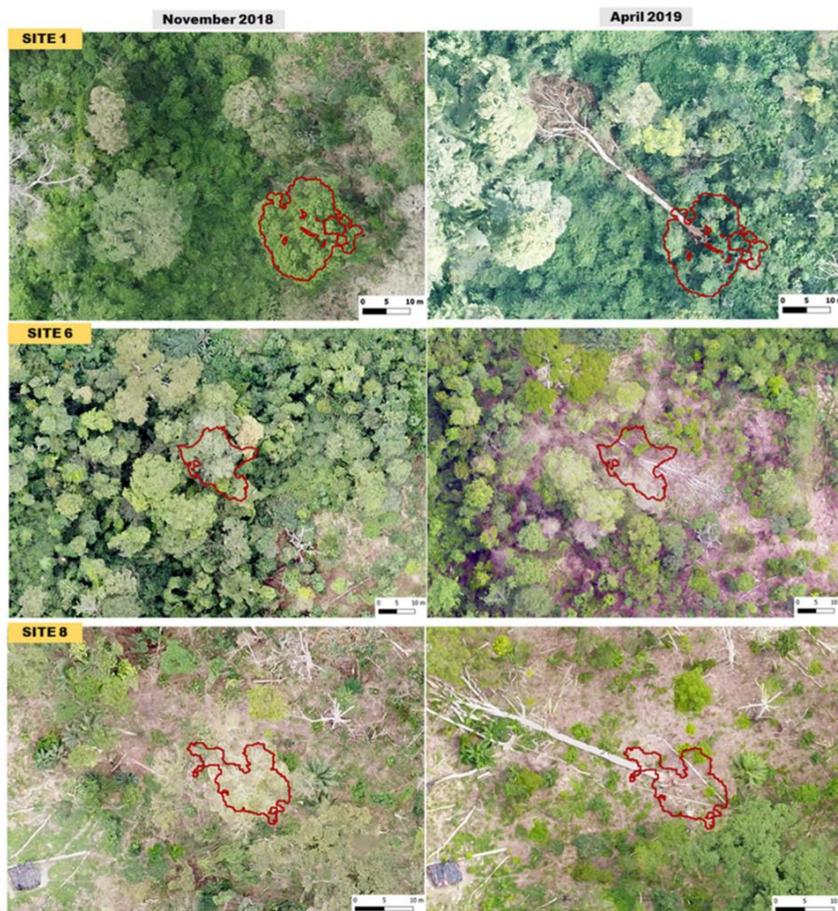
Name	Number of Polygons	Minimum Area (m <sup>2</sup> )	Maximum Area (m <sup>2</sup> )	Average Surface Area (m <sup>2</sup> )
Site 1	22	26	373	166
Site 6	31	23	451	127
Site 8	20	7	487	164
Site 9	27	12	385	113
Site 11	24	25	838	206



**Figure 13.** Tree crown area delineated on aerial images acquired by drone.



**Figure 14.** Distribution of tree heights in April 2019 and tree losses during the period of November 2018–April 2019.



**Figure 15.** Illustration of the identification of tree losses (the red line materializes the lost tree: new clearings or losses related to the burning of trees) on the orthomosaics from November 2018 and April 2019.

3.7. Quality Assessment of Maps

The quality assessment of all the maps reveals that the overall accuracy (OA) is 97% and the kappa index is 0.95 (Table 6). The user accuracies are estimated at 93% for tree loss, 98% for stable forest, and 99% for stable nonforest. Producer accuracies are estimated at 98% for tree loss, 97% for stable forest, and 97% for stable nonforest.

**Table 6.** Confusion matrix and accuracies for the set of tree height distribution maps in April 2019 and tree loss over the period of November 2018–April 2019.

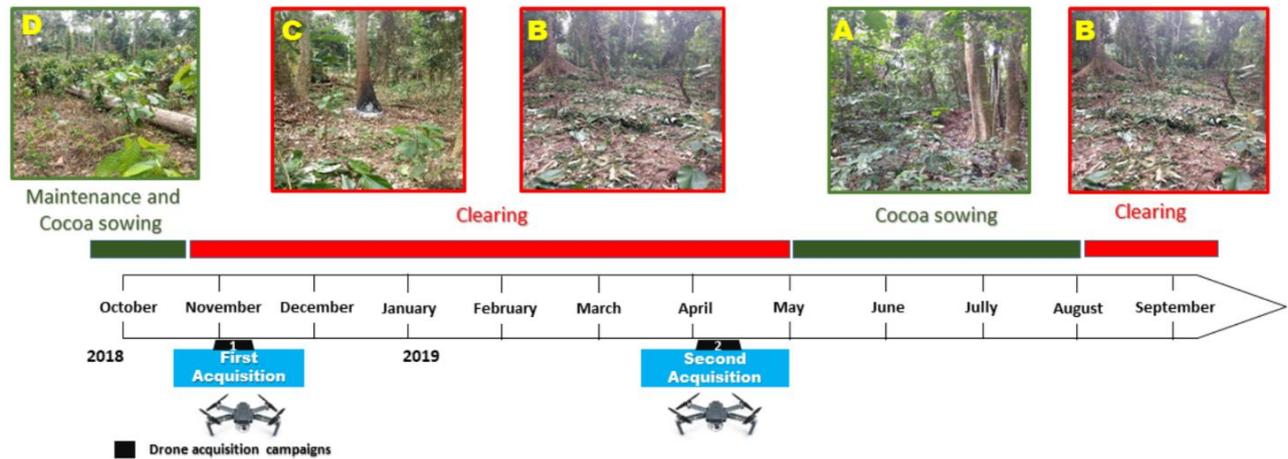
	Tree Loss	StableForest	NonstableForest	Total	User’s Accuracy	CommissionError
Tree loss	99	5	3	107	0.93	0.007
Stable forest	1	196	3	200	0.98	0.02
Nonstable forest	1	2	201	204	0.99	0.01
Total	101	203	207	511		
Producer’s accuracy	0.98	0.97	0.97		OA = 97%	
Omission error	0.02	0.03	0.03		Kappa = 0.95	

4. Discussion

4.1. Clearing Timing in Classified Forests and Data Acquisition Strategy

Knowledge of the clearing process in classified forest was necessary for a good spatiotemporal distribution of the drone acquisition campaigns (Figure 16). Clearing is pro-

gressive and discrete and is characterized by an anthropic cocoa farming process that can be subdivided into four (4) stages.



**Figure 16.** Clearing timing in the classified forests and data acquisition strategy. (A) Forest that appears to be intact but is already sown with cocoa beans. (B) Appearance of cocoa seedlings and felling of the undergrowth. (C) Burning of the base of large trees. (D) Falling or felling of standing dead trees so that cocoa trees grow better.

From May to August: illegal farmers either broadcast cocoa beans into the forest understory or directly remove the forest understory before direct seeding of beans under the canopy. The first approach is becoming more and more prevalent in the Bossématié classified forest because it is almost impossible to notice the presence of cocoa crops at this stage, whereas in the second case, the ecoguards quickly identify the presence of illegal activities.

From August to September: Once the seedlings appear (2 to 3 months later), they proceed to cut down the undergrowth, leaving the cocoa crop in sight. During this phase, which takes place during the short dry season, the seedlings are maintained. Until then, it is impossible to detect such a disturbance via optical remote sensing (this is the beginning of forest degradation).

From September to October: As the rains pick up again, illegal farmers replace dead cocoa plants with new seedlings and increase the area of their fields.

November to April: Illegal farmers set fire to the base of large trees to cause their death; this is the beginning of tree losses. During this phase which last all along the dry season, it becomes possible to detect such disturbances via optical remote sensing. The trees first lose their foliage, allowing a good amount of light to penetrate for crop growth, before falling (windfall) under the effect of the wind or being cut down with a chainsaw. The resulting cleared areas are usually considerable with a significant loss of biodiversity. It is therefore during this period that overflights must be intensified to detect the burning of the first standing trees and to alert the public to send deterrent patrols.

#### 4.2. Quality of Photogrammetric Models and Maps

The use of the Mavic Pro drone allowed us to map the dynamics of clearings in the Bossématié classified forest on test sites following a methodology already proven in several past studies [28,32,38]. The results of the photogrammetric processing demonstrate that the selected flight altitude and image overlap levels avoid the difficulties very often encountered in the aerial image mosaicking phase, especially in forest areas [26,28]. The quality of the orthomosaics and of the selected digital surface models (reprojection errors between 0.551 pixels and 0.813 pixels) is sufficient to assess the changes in the forest surface with good accuracy. Indeed, refs. [19,39] have shown that errors of 1 to 2 pixels are acceptable. These systematic errors in orthomosaics and digital surface models originate

from the instability of the mini-UAVs and the distortion of the digital cameras used [40]. However, image overlap levels in this study (65% and 75%, frontal and lateral) could be increased to improve the quality of orthomosaics. Indeed, several studies show high levels of overlap, such as [28] (90% front overlap), [32] (80% front overlap), and [41] (90% front overlap).

In terms of the production of the set of maps of tree height distribution (April 2019) and tree loss (November 2018–April 2019) in the Bossématié classified forest, the validation reveals an overall accuracy of 97% and a kappa coefficient of 0.95. This indicates that these maps have satisfactory quality levels [42]. This shows the effectiveness of the method used in the detection of losses using aerial images acquired by drone.

#### 4.3. Advantages and Methodological Limitations

In terms of the choice of drone, the small size of the drone used (19.9 cm × 8.3 cm × 8.3 cm) allowed us to transport and launch it from any location in the forest while avoiding trees. Compared with other acquisition platforms, such as satellites or airplanes, the drone used allowed us to acquire images at a higher resolution with a lower operating cost [43]. Although the drone can be affected by cloud cover or fog like other optical sensors, it offered us the flexibility to avoid these. However, the main limitation with the drone used is the size of the area to be covered. Indeed, although, in most cases, the forest areas to be covered easily exceed 1 km<sup>2</sup> (i.e., 100 ha), it should be noted that the flight capacity of a multirotor drone rarely exceeds 1 to 2 h of flight. This flight endurance being the greatest limiting factor for forestry use, we must accept that the use of a drone will remain a tool for analysis at the local scale only [16].

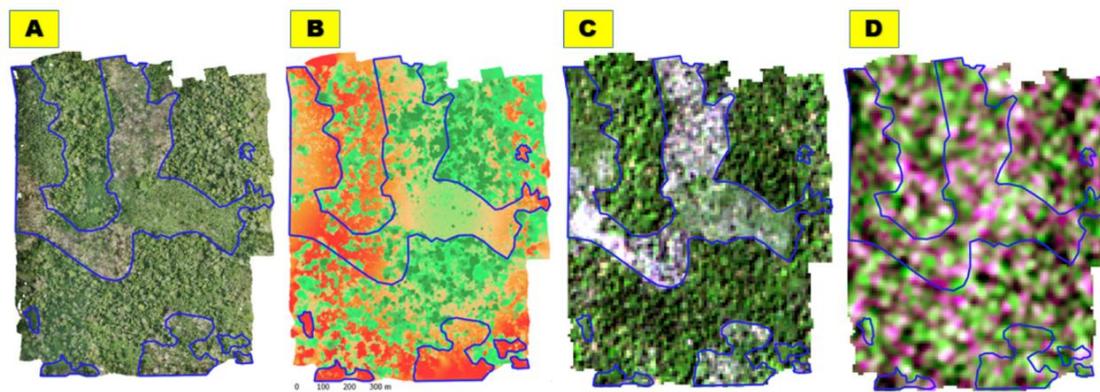
In terms of tree crown delineation, this method could be tedious due to manual delineation. Given the number of trees in a forest, this is probably not a viable solution for a national-scale forest preservation project.

In terms of geometric correction of the digital surface models, we propose frame-to-frame georeferencing to reduce errors. The accuracy of the photogrammetric data could have been improved by using ground control points [41].

#### 4.4. Drone versus Sentinel Sensors and Perspectives

The Sentinel-1 and 2 satellite constellations in operation provide multispectral imagery at a very high spatial resolution of 10 m. This opens new possibilities for the mapping and multiple annual monitoring of land use and land cover [12,44]. As shown in Figure 17, these individual sensors may have different potentials for monitoring forest ecosystems. Sentinel-1 radar images do not offer the possibility to distinguish clearings in the middle of a tropical forest, as the radar signal is saturated. Sentinel-2 images can be used to monitor large areas of forest clearing, but their quality is dependent on cloud cover, which is almost always present in tropical forests. Aerial images acquired by drone have strong potential for monitoring forest disturbances. The combination of these three systems should be used in the estimation of forest degradation activities in the reducing emissions from deforestation and forest degradation (REDD+) project.

The drone-based approach discussed in this study can be improved by integrating Lidar solutions and solutions related to the new generation of planet satellites. Indeed, despite the constraints related to cloud cover, the daily revisit rate of planet microsatellites allows us to obtain cloud-free mosaics with a spatial resolution of 3 m to 5 m [45]. The use of planet images would allow for the refinement of forest disturbance early detection using drone data. Lidar solutions should be tested for the early detection of forest understory loss [46]. This is a major limitation of current remote sensing tools and methods to detect cocoa plots under shade. This would allow for intervention on the ground in the early stages of illegal clearings by cocoa farmers infiltrating classified forests and protected areas. The technologies mentioned above would allow Côte d'Ivoire to have innovative tools adapted to its agroforestry context and for the implementation of its current ambitious sustainable development objectives.



**Figure 17.** Illustration of the potential of drone and Sentinel sensors for monitoring forest disturbances. (A) Orthomosaic (Site 1 November 2018). (B) DSM (Site 1 November 2018). (C) Sentinel-2 (Site 1 March 2019, natural colored composition). (D) Sentinel-1 C-band (Site 1 April 2019, colored composition: vv/vh–vh–vh).

## 5. Conclusions

This study aimed at the early detection of tree losses in the forests of Côte d’Ivoire using aerial photographs taken by drones. The methodological approach was based on the use of aerial images acquired by drones (spatial resolution 6 to 12 cm) to assess tree losses in the classified forest of Bossématié. The choice of this classified forest is justified by the low annual deforestation rate recorded between 2016 and 2019, which is estimated at 0.35%. This approach allowed us to evaluate tree losses in this relatively well-preserved classified forest subjected to strong anthropic pressures with satisfactory accuracy. Indeed, it allowed for the detection of a minimum of 107 tree losses corresponding to a clearing area of 2 ha on all sites studied in the classified forest of Bossématié during the period from November 2018 to April 2019 with a satisfactory overall accuracy of 97%. Therefore, this study shows the interest in using drones in the management and monitoring of classified forests and protected areas in Côte d’Ivoire. The drone is therefore a precise tool whose capabilities are constantly improving. In addition to its proven value in terms of early detection of the first standing tree burns, regular drone overflights are also proving to be a strong deterrent to cocoa farmers infiltrating protected forests, who realize that the forest is under close surveillance.

The results of this work must be integrated into the development and management plans of classified forests and protected areas. Indeed, the use of this spatial tool (the drone) could contribute to the good management of these protected areas through better monitoring of the land (fine and regular mapping, detection of forest disturbances, and early warning of clearings).

**Author Contributions:** Conceptualization, T.A.O., K.F.K., C.G. and R.V.; methodology, T.A.O., V.-C.J.S., I.C.Z.-B., K.F.K., C.G. and R.V.; software, T.A.O. and C.G.; validation, T.A.O., C.G. and R.V.; formal analysis, T.A.O. and C.G.; investigation, T.A.O., C.G. and R.V.; resources, T.A.O., V.-C.J.S., I.C.Z.-B., K.F.K., C.G. and R.V.; data curation, T.A.O. and C.G.; writing—original draft preparation, T.A.O., V.-C.J.S., I.C.Z.-B., C.G. and R.V.; writing—review and editing, T.A.O., V.-C.J.S., I.C.Z.-B., K.F.K., C.G.; visualization, T.A.O., V.-C.J.S., I.C.Z.-B., K.F.K., C.G. and R.V.; supervision, I.C.Z.-B., K.F.K., C.G. and R.V.; project administration, T.A.O., C.G. and R.V.; funding acquisition, T.A.O., V.-C.J.S. and C.G. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

**Funding:** This research was conducted as part of the Mé REDD+ project funded by the Agence Française de Développement (AFD).

**Acknowledgments:** The authors would like to thank the Agence Française de Développement (AFD) for funding the Mé REDD+ Project, through which this work was conducted. Then the INPROBOIS

(Industrie et Promotion du Bois) and the SODEFOR (Société de Développement des Forêts) for allowing us to have access to the Bossématié classified forest.

**Conflicts of Interest:** The authors declare no conflict of interest.

## References

1. CIRAD. *Mémento du Forestier*; Ministère de la Coopération et du Développement: Paris, France, 1999; 1168p.
2. FAO. *Global Forest Resource Assessment; Main Report*; FAO: Rome, Italy, 2010; 341p.
3. BNETD. *Analyse Quantitative de la Déforestation en Côte d'Ivoire Sur Les Périodes 1986–2000–2015*; BNETD: Abidjan, Côte d'Ivoire, 2016; pp. 8–37.
4. Ministry of Water and Forests. *Stratégie Nationale de Préservation, de Réhabilitation et D'extension des Forêts*; MINEF: Abidjan, Côte d'Ivoire, 2019; pp. 10–68.
5. Ministry of Water and Forests. *Forest Policy Statement*; MINEF: Abidjan, Côte d'Ivoire, 2017; pp. 1–6.
6. Oszwald, J. Dynamique des Formations Agroforestières en Côte d'Ivoire (des Années 1980 aux Années 2000). Ph.D. Thesis, Université des Sciences et Technologies de Lille, France, Lille, 2005.
7. Zhang, K. Identification of gaps in mangrove forests with airborne LIDAR. *Remote Sens. Environ.* **2008**, *112*, 2309–2325. [[CrossRef](#)]
8. Grinand, C.; Rakotomalala, F.; Gond, V.; Vaudry, R.; Bernoux, M.; Vieilledent, G. Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multitemporal Landsat satellite images and the random forests classifier. *Remote Sens. Environ.* **2013**, *139*, 68–80. [[CrossRef](#)]
9. Rakotomalala, F.A.; Rabenandrasana, J.C.; Andriambahiny, J.E.; Rajaonson, R.; Andriamalala, F.; Buren, C.; Rakotoarijaona, J.R.; Parany, B.L.E.; Vaudry, R.; Rakotoniaina, S.; et al. Estimation de la déforestation des forêts humides à Madagascar utilisant une classification multitemporale d'images Landsat entre 2005, 2010 et 2013. *Rev. Française Photogrammétrie Télédétection* **2015**, *1*, 11–23.
10. Grinand, C.; Vieilledent, G.; Razafimbelo, T.; Rakotoarijaona, J.-R.; Nourtier, M.; Bernoux, M. Landscape-scale spatial modelling of deforestation, land degradation, and regeneration using machine learning tools. *Land Degrad. Dev.* **2019**, *31*, 1699–1712. [[CrossRef](#)]
11. Jofack Sokeng, V.C.; Akpa, Y.L.; Assoma, T.V.; Kouamé, K.F.; Corgne, S.; Rudant, J.P.; Ouattara, T.A.; Sorho, F.M.; Yao, N.; Kouamé, P. Suivi par télédétection des affectations des terres pour la promotion d'une agriculture intégrée au développement forestier en Côte d'Ivoire. In Proceedings of the Conférence OSFACO: Des Images Satellites Pour la Gestion Durable des Territoires en Afrique, Cotonou, Bénin, 13–15 March 2019; 17p. Available online: <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02189403> (accessed on 7 February 2022).
12. Ouattara, T.A.; Kouamé, K.F.; Zo-Bi, I.C.; Vaudry, R.; Grinand, C. Changements d'occupation et d'usage des terres entre 2016 et 2019 dans le Sud-Est de la Côte d'Ivoire: Impact des cultures de rente sur la forêt. *Bois Trop.* **2021**, *347*, 89–104. [[CrossRef](#)]
13. Nakouma, S.; Beltrando, G.; Atta, K.L.; Dibi, H.N.; Brou, T. Dynamique forestière et pression urbaine dans le parc national du Banco (Abidjan, Côte d'Ivoire). *VertigO* **2013**, *13*, 2. [[CrossRef](#)]
14. Barima, Y.S.S.; Kouakou, A.T.M.; Bamba, I.; Sangne, Y.C.; Godron, M.; Andrieu, J.; Bogaert, J. Cocoa crops are destroying the forest reserves of the classified Forest of Haut Sassandra (Ivory Coast). *Glob. Ecol. Conserv.* **2016**, *8*, 85–98. [[CrossRef](#)]
15. Phiri, D.; Simwanda, M.; Salekin, S.; Nyirenda, V.R.; Murayama, Y.; Ranagalage, M. Sentinel-2 Data for Land Cover/Use Mapping: A Review. *Remote Sens.* **2020**, *12*, 2291. [[CrossRef](#)]
16. Puliti, S.; Ole Orka, H.; Gobakken, T.; Naesset, E. Inventory of Small Forest Areas Using Unmanned Aerial System. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 9632–9654. [[CrossRef](#)]
17. Shahbazi, M.; Théau, J.; Ménard, P. Recent applications of unmanned aerial imagery in natural resource management. *GIScience Remote Sens.* **2014**, *51*, 339–365. [[CrossRef](#)]
18. Rango, A.; Laliberte, A.; Herrick, J.E.; Winters, C.; Havstad, K.; Steele, C.; Browning, D. Unmanned aerial vehicle-based remote sensing for rangeland assessment monitoring and management. *J. Appl. Remote Sens.* **2009**, *3*, 033542. [[CrossRef](#)]
19. Laliberte, A.S.; Jeffrey, E.H.; Rango, A.; Winters, C. Acquisition, orthorectification and object-based classification of unmanned aerial vehicle (UAV) imagery for rangeland monitoring. *Photogramm. Eng. Remote Sens.* **2010**, *76*, 661–672. [[CrossRef](#)]
20. Getzin, S.; Wiegand, K.; Schöning, I. Assessing biodiversity in forests using very high-resolution images and unmanned aerial vehicles. *Methods Ecol. Evol.* **2012**, *3*, 397–404. [[CrossRef](#)]
21. Merino, L.; Caballero, F.; Martínez-de-Dios, J.R.; Maza, I.; Ollero, A. An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement. *J. Intell. Robot. Syst.* **2012**, *65*, 533–548. [[CrossRef](#)]
22. Puttock, A.K.; Cunliffe, A.M.; Anderson, K.; Brazier, R.E. Aerial photography collected with a multirotor drone reveals impact of Euroasian beaver reintroduction on ecosystem structure. *J. Unmanned Veh. Syst.* **2015**, *3*, 123–130. [[CrossRef](#)]
23. Faye, E.; Rebaudo, F.; Yáñez-Cajo, D.; Cauvy-Fraunié, S.; Dangles, O. A toolbox for studying thermal heterogeneity across spatial scales: From unmanned aerial vehicle imagery to landscape metrics. *Methods Ecol. Evol.* **2015**, *7*, 437–446. [[CrossRef](#)]
24. Torres-Sánchez, J.; López-Granados, F.; Serrano, N.; Arquero, O.; Peña, J.M. High-throughput 3-D monitoring of agricultural-tree plantations with unmanned aerial vehicle (UAV) technology. *PLoS ONE* **2015**, *10*, e013079. [[CrossRef](#)]
25. Linchant, J.; Lisein, J.; Semeki, J.; Lejeune, P.; Vermeulen, C. Are unmanned aircraft systems (UAS) the future of wildlife monitoring? A review of the accomplishments and challenges. *Mammal Rev.* **2015**, *45*, 239–252. [[CrossRef](#)]
26. Koh, L.P.; Wich, S.A. Dawn of drone ecology: Low-cost autonomous aerial vehicles for conservation. *Trop. Conserv. Sci.* **2012**, *5*, 121–132. [[CrossRef](#)]

27. Paneque-Gálvez, J.; McCall, M.K.; Napoletano, B.M.; Wich, S.A.; Koh, L.P. Small drones for Community-Based Forest Monitoring: An assessment of their feasibility and potential in tropical areas. *Forests* **2014**, *5*, 1481–1507. [[CrossRef](#)]
28. Semeki, N.J.; Linchant, J.; Quevauvillers, S.; Kahindo, M.J.-P.; Lejeune, P.; Vermeulen, C. Cartographie de la dynamique de terroirs villageois à l'aide d'un drone dans les aires protégées de la République Démocratique du Congo. *Bois Trop.* **2016**, *330*, 69–83. [[CrossRef](#)]
29. Kakaes, K.; Greenwood, F.; Lippincott, M.; Meier, P.; Wich, S. *Drones and Aerial Observation: New Technologies for Property Rights, Human Rights, and Global Development. A Primer*; New America: Washington, DC, USA, 2015; pp. 1–104.
30. Guillaumet, J.L.; Adjanohoun, E. La végétation de la Côte d'Ivoire. In *Le Milieu Naturel de la Côte D'ivoire*; Avenard, J.M., Eldin, E., Girad, G., Sircoulon, J., Touchebeuf, P., Guillaumet, J.L., Adjanohoun, E., Perraud, A., Eds.; ORSTOM: Paris, France, 1971; pp. 161–262.
31. Kouadio, K.; Kouassi, K.E.; Kouamé, N.F.; Traoré, D. Impact de l'éclaircie sur la régénération naturelle des essences principales, dans la forêt classée de Bossématié (Côte d'Ivoire). *Sci. Nat.* **2007**, *4*, 27–35. [[CrossRef](#)]
32. Semeki, N.J.; Linchant, J.; Quevauvillers, S.; Kahindo, M.J.-P.; Lejeune, P.; Vermeulen, C. Une méthode simple et rapide pour l'évaluation de statistiques d'occupation du sol à l'aide d'images à très haute résolution acquises par mini-drone. *Bois Trop.* **2018**, *335*, 15–23. [[CrossRef](#)]
33. Agisoft Photoscan. *Manuel de L'utilisateur Agisoft Photoscan Professional Edition, Version 1.4*; Agisoft LLC: St. Petersburg, Russia, 2018.
34. Lisein, J.; Bonnet, S.; Lejeune, P.; Pierrot-Deseilligny, M. Modélisation de la canopée forestière par photogrammétrie depuis des images acquises par drone. *Rev. Française Photogrammétrie Télédétection* **2014**, *206*, 45–54. [[CrossRef](#)]
35. Piney, I. Comparaison de Protocoles de Caractérisation des Trouées de la Canopée sur des Séries Temporelles de Photos Aériennes: Application à la Caractérisation du Régime de Perturbation. Master's Thesis, Université Paul Verlaine de Metz, Metz, France, 2010.
36. Rameau, J.C.; Mansion, D.; Dumé, G. Flore forestière française: Guide écologique illustré—1 Plaines et collines. In *IDF et Ministère de L'agriculture et de la Forêt*; Institut Pour le Développement Forestier Éditeur: Paris, France, 1989.
37. Tu, Y.-H.; Phinn, S.; Johansen, K.; Robson, A.; Wu, D. Optimising drone flight planning for measuring horticultural tree crop structure. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* **2020**, *160*, 83–96. [[CrossRef](#)]
38. Gülci, S.; Akgül, M.; Akay, A.E.; Tas, I. Using ready-to Drone images in forestry activities: Case Study of CINARPINAR in Kahramanmaraş, Turkey. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* **2017**, *XLII-4/W6*, 51–53. [[CrossRef](#)]
39. Wu, J.; Zhongkui, D.; Zhigang, L.; Guoqing, Z. Geo-registration and mosaic of UAV video for quick-response to forest fire disaster. In *Proceedings of the SPIE, MIPPR 2007: Pattern Recognition and Computer Vision*, Wuhan, China, 15 November 2007; Volume 6788, p. 678810.
40. James, M.R.; Robson, S. Mitigating systematic error in topographic models derived from UAV and ground-based image networks. *Earth Surf. Processes Landf.* **2014**, *39*, 1413–1420. [[CrossRef](#)]
41. Gülci, S.; Akay, A.E.; Gülci, N.; Tas, I. An assesment of conventional and drone-based measurements for tree attributes in timber volume estimation: A case study on stone pine plantation. *Ecol. Inform.* **2021**, *63*, 101303. [[CrossRef](#)]
42. Landis, R.J.; Koch, G.G. An Application of Hierarchical Kappa-type Statistics in the Assesment of Majority Agreement among Multiple Observers. *Biometrics* **1977**, *33*, 363–374. [[CrossRef](#)]
43. Matese, A.; Toscano, P.; Di Gennaro, S.F.; Genesio, N.; Vaccari, F.P.; Primicerio, J.; Belli, C.; Zaldei, A.; Bianconi, R.; Gioli, B. Intercomparison of UAV, Aircraft and satellite Remote Sensing Platforms for Precision Viticulture. *Remote Sens.* **2015**, *7*, 2971–2990. [[CrossRef](#)]
44. Nagendra, H.; Mairota, P.; Marangi, C.; Lucas, R.; Dimopoulou, P.; Honrado, J.P.; Niphadkar, M.; Múcher, C.A.; Tomaselli, V.; Panitsa, M.; et al. Satellite Earth observation data to identify anthropogenic pressures in selected protected areas. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* **2015**, *37*, 124–132. [[CrossRef](#)]
45. Rao, P.; Zhou, W.; Bhattarai, N.; Srivastava, A.K.; Singh, B.; Poonia, S.; Lobell, D.B.; Jain, M. Using Sentinel-1, Sentinel-2, and Planet Imagery to Map Crop Type of Smallholder Farms. *Remote Sens.* **2021**, *13*, 1870. [[CrossRef](#)]
46. Fayad, I.; Baghdadi, N.; Bailly, J.-S.; Barbier, N.; Gond, V.; Hajj, M.E.; Fabre, F.; Bourguine, B. Canopy Height Estimation in French Guiana with LiDAR ICESat/GLAS Data Using Principal Component Analysis and Random Forest Regressions. *Remote Sens.* **2014**, *6*, 11883–11914. [[CrossRef](#)]