

Mathieu Rahm
Consultant international
Expert REDD+/Télédétection

Termes de référence (Code : 311)



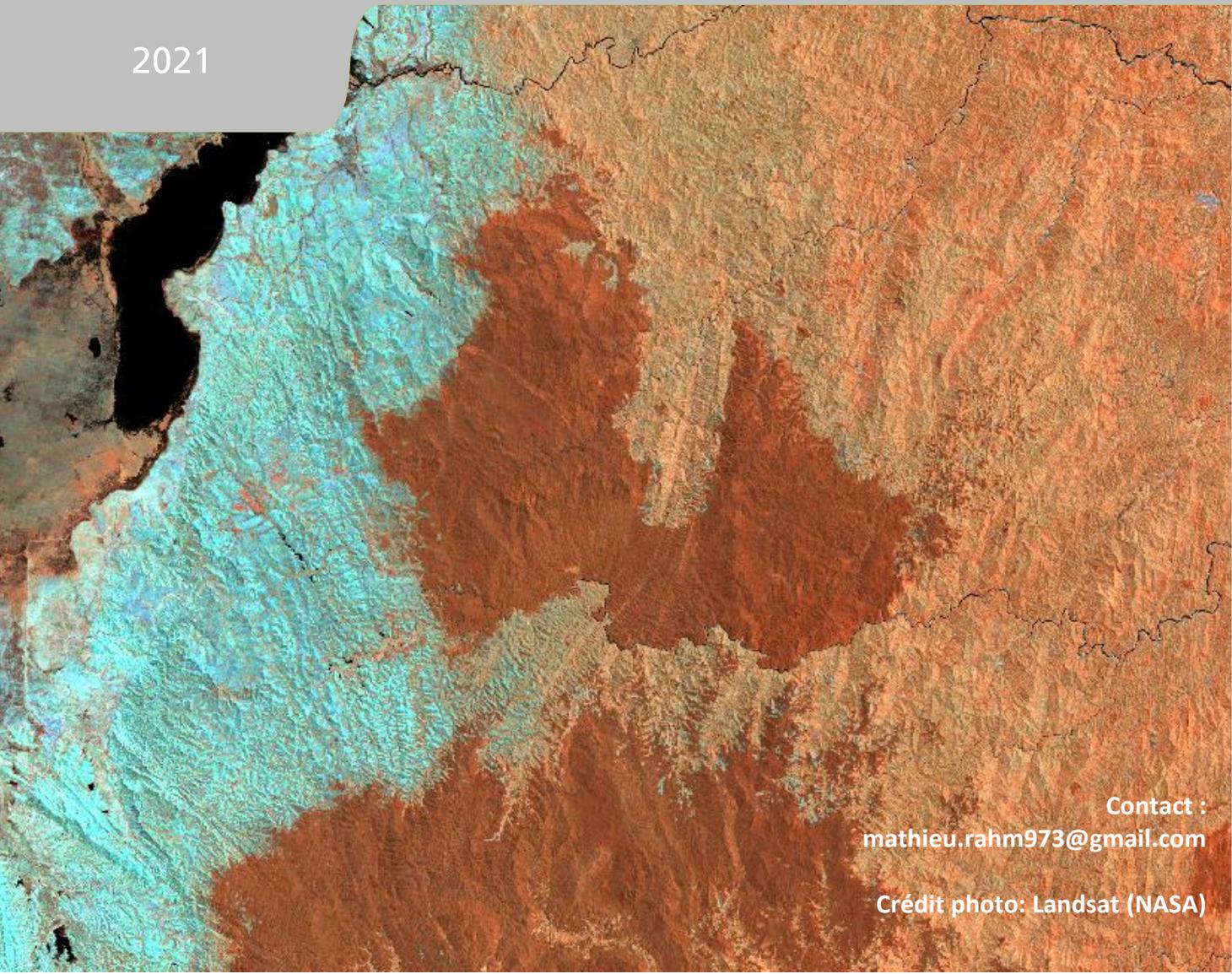
Secrétariat Général

Bureau National de Coordination REDD+



Suivi par télédétection de l'évolution du
couvert forestier à l'échelle nationale –
Rapport final

2021



Contact :
mathieu.rahm973@gmail.com

Crédit photo: Landsat (NASA)

Livrable 2.3

Table des matières

I 	INTRODUCTION.....	5
II 	REMARQUES METHODOLOGIQUES PRELIMINAIRES RELATIVES AU SUIVI DE LA DEGRADATION DES FORETS.....	7
II.1.	DEFINITION DE LA DEGRADATION DES FORETS.....	7
II.2.	METHODES D’EVALUATION DES ZONES FORESTIERES DEGRADEES	9
II.2.1	<i>Méthode directe</i>	9
II.2.2	<i>Méthode indirecte</i>	9
II.3.	SUIVI DE LA DEGRADATION A MADAGASCAR.....	12
III 	MATERIEL ET METHODE.....	13
III.1.	VUE D’ENSEMBLE DES DONNEES UTILISEES	13
III.1.1	<i>Données satellitaires.....</i>	13
III.1.1.1	Les données Landsat	13
III.1.1.2	Les données Sentinel-2	15
III.1.1.3	Les données ASTER	15
III.1.1.4	Les données SRTM	16
III.1.2	<i>Données ancillaires.....</i>	16
III.2.	METHODE DE SUIVI DE LA DEFORESTATION	16
III.2.1	<i>Etapes de Prétraitement : Production des images composites « sans nuage »</i>	18
III.2.1.1	Filtre des images Landsat collection 1 Tier 1 en réflectance de surface	18
III.2.1.2	Calcul et sélection de variables d’entrée complémentaires	21
III.2.1.3	Production des images composites multi-bandes (Stack)	21
III.2.1.4	Découpage et export des images composites	23
III.2.2	<i>Etapes de Traitement des données : Classification supervisée.....</i>	24
III.2.2.1	Définir le système de classification et créer des zones d’entraînement (ROI)	27
III.2.2.2	Calculer les statistiques de l'image	29
III.2.2.3	Entraîner le classificateur d'images	29
III.2.2.4	Créer une classification d'image	30
III.2.2.5	Créer une mosaïque de classification	30
III.2.3	<i>Etapes de Post-traitement des données : Vérification et amélioration de la classification</i>	31
III.2.3.1	Filtrer les résultats de classification.....	31
III.2.3.2	Amélioration des résultats de classification brutes	31
III.2.3.3	Remplissage des zones de « no data » résiduelles	31
III.3.	METHODE DE CONTROLE ET D’EVALUATION DE LA QUALITE.....	31
III.3.1	<i>Finalisation de la carte.....</i>	32
III.3.2	<i>Plan d’échantillonnage</i>	32
III.3.3	<i>Conception de la réponse</i>	34
III.3.4	<i>Protocole d’analyse</i>	34
IV 	RESULTATS.....	37

IV.1.	CLASSES RETENUES	37
IV.2.	CARTOGRAPHIE DE L'EVOLUTION DU COUVERT FORESTIER A L'ECHELLE NATIONALE	39
IV.2.1	<i>Carte de suivi de la déforestation</i>	39
IV.2.2	<i>Statistiques et évaluation de l'exactitude de la carte</i>	40
IV.2.2.1	Plan d'échantillonnage et matrice de confusion	40
IV.2.2.2	Indicateurs statistiques de la qualité des résultats.....	41
IV.2.2.3	Mesure et estimation des surfaces.....	43
IV.2.2.4	Evolution du couvert forestier	44
IV.2.2.5	Taux annuel de déforestation	45
IV.3.	CARTOGRAPHIE DE L'EVOLUTION DU COUVERT FORESTIER AU SEIN DES DIFFERENTES ECOREGIONS.....	47
IV.3.1	<i>Atlas cartographique des écorégions</i>	47
IV.3.2	<i>Surfaces cartographiées et taux de déforestation</i>	47
IV.4.	CARTOGRAPHIE DE L'EVOLUTION DU COUVERT FORESTIER A L'ECHELLE REGIONALE	51
IV.4.1	<i>Atlas cartographique régional</i>	51
IV.4.2	<i>Surfaces cartographiées et taux annuel de déforestation</i>	51
V 	CONCLUSION	55
VI 	REFERENCES	57
VII 	ANNEXES	62
VII.1.	CARTE DE LA ZONE PRE ATIALA-ATSINANANA	62
VII.2.	CLASSES STABLES OU DE CHANGEMENT POTENTIELLEMENT PRESENTES AU SEIN DE LA SERIE TEMPORELLE	63
VII.3.	DEFINITION DU PLAN D'ECHANTILLONNAGE POUR L'ANALYSE DE L'EXACTITUDE DES RESULTATS	64
VII.4.	TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION BRUT ET NET A PARTIR DES SURFACES CARTOGRAPHIEES ET AJUSTEES.	65
VII.5.	DEFORESTATION BRUTE ET TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION PAR ECOREGION	67
VII.5.1	<i>Ecorégion des forêts épineuses du SUD</i>	67
VII.5.2	<i>Ecorégion des mangroves</i>	68
VII.5.3	<i>Ecorégion des forêts humides de l'EST</i>	68
VII.5.4	<i>Ecorégion des forêts sèches de l'Ouest</i>	69
VII.6.	DEFORESTATION BRUTE ET TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION PAR REGION	70
VII.6.1	<i>ALAOTRA MANGORO</i>	70
VII.6.2	<i>AMORON'I MANIA</i>	71
VII.6.3	<i>ANALAMANGA</i>	71
VII.6.4	<i>ANALANJIROFO</i>	72
VII.6.5	<i>ANDROY</i>	72
VII.6.6	<i>ANOSY</i>	73
VII.6.7	<i>ATSIMO ANDREFANA</i>	73
VII.6.8	<i>ATSIMO ATSINANANA</i>	74
VII.6.9	<i>ATSINANANA</i>	74
VII.6.10	<i>BETSIBOKA</i>	75
VII.6.11	<i>BOENY</i>	75
VII.6.12	<i>BONGOLAVA</i>	76

VII.6.13	DIANA.....	76
VII.6.14	IHOROMBE.....	77
VII.6.15	ITASY.....	77
VII.6.16	MATSIATRA AMBONY.....	78
VII.6.17	MELAKY.....	78
VII.6.18	MENABE.....	79
VII.6.19	SAVA.....	79
VII.6.20	SOFIA.....	80
VII.6.21	VAKINANKARATRA.....	80
VII.6.22	VATOVAVY FITOVINANY.....	81

Liste des figures

FIGURE 1: DETECTABILITE DES DIFFERENTES MENACES PESANT SUR LES FORETS TROPICALES A L'AIDE DES TECHNIQUES DISPONIBLES DE TELEDETECTION A MOYENNE RESOLUTION (TRADUIT DE PERES ET AL., 2006).....	9
FIGURE 2: TYPES DE CONVERSIONS DE FORETS PRIS EN COMPTE DANS LE SYSTEME COMPTABLE POUR LA METHODE « FORETS INTACTES »/ « FORETS NON INTACTES » (SOURCE : MOLLICONE ET AL. 2007).....	11
FIGURE 3: MATRICE DES CHANGEMENTS APPLIQUEE A LA METHODE « FORETS INTACTES »/ « FORETS NON INTACTES » (SOURCE : BUCKI ET AL., 2012).....	11
FIGURE 4 : ACQUISITION CONTINUE DEPUIS 1972 D'IMAGES SPATIALES DE LA SURFACE DE LA TERRE PAR LES DIFFERENTS SATELLITES LANDSAT (SOURCE : USGS.GOV).....	14
FIGURE 5: COMPARAISON DES BANDES SPECTRALES DE LANDSAT 7 ET 8 AVEC SENTINEL-2 (SOURCE: HTTPS://LANDSAT.GSFC.NASA.GOV/WP-CONTENT/UPLOADS/2015/06/LANDSAT.V.SENTINEL-2.PNG).....	15
FIGURE 6 : DIAGRAMME DES ETAPES DE LA CHAINE DE TRAITEMENT DES IMAGES LANDSAT POUR LA PRODUCTION DES CARTES DE SUIVI DE L'EVOLUTION DU COUVERT FORESTIER.....	18
FIGURE 7 : DEFAILLANCE TECHNIQUE DU SYSTEME OPTIQUE (SCAN LINE CORRECTOR OU SLC) DE LANDSAT 7 (SOURCE : USGS.GOV).....	19
FIGURE 8 : EXTRAIT D'UNE IMAGE COMPOSITE DE 2010 PRODUITE A PARTIR DES DONNEES LANDSAT 5 ET LANDSAT 7 SLC-OFF (A GAUCHE) ET D'UNE IMAGE COMPOSITE PRODUITE UNIQUEMENT A PARTIR DES DONNEES LANDSAT 5 (A DROITE).....	19
FIGURE 9 : IMAGES COMPOSITES LANDSAT PRODUITES POUR LES ANNEES PIVOT 2000, 2005, 2010, 2015 ET 2019 (L'ENCADRE ROUGE POINTE LES ZONES DE NO DATA PERSISTANTE EN 2000).....	20
FIGURE 10 : EXEMPLES DE COMPOSITIONS COLOREES DIFFERENTES REALISEES A PARTIR D'UNE IMAGE COMPOSITE LANDSAT DE 2010.....	23
FIGURE 11 : DECOUPAGE DU TERRITOIRE EN 11 TUILES SUIVANT LES GRANDES ECOREGIONS DE MADAGASCAR (SOURCE ECOREGIONS : MEDD, 2020).....	24
FIGURE 12 : RELATION ENTRE OBJETS CONSIDERES ET RESOLUTION SPATIALE : (A) MOYENNE RESOLUTION : PIXELS NETTEMENT PLUS GRANDS QUE LES OBJETS. (B) HAUTE RESOLUTION : LA TAILLE DES PIXELS ET DES OBJETS EST DU MEME ORDRE, LES TECHNIQUES ORIENTEES PIXEL SONT APPROPRIEES. (C) TRES HAUTE RESOLUTION : LES PIXELS SONT SIGNIFICATIVEMENT PLUS PETITS QUE LES OBJETS, L'AGREGATION DE PIXELS EN OBJETS EST RECOMMANDEE. (SOURCE : BLASCHKE, 2010).....	26

FIGURE 13 : ILLUSTRATION DE ZONES D'ENTRAÎNEMENT (ROI) DE CHANGEMENT NUMÉRISÉES ET LABELLISÉES À PARTIR DE LA SÉRIE TEMPORELLE D'IMAGES COMPOSITES LANDSAT	28
FIGURE 14 : CARTE DE SUIVI DE L'ÉVOLUTION DU COUVERT FORESTIER 2000, 2005, 2010, 2015 ET 2019.....	39
FIGURE 15 : STRATIFICATION DES ÉCHANTILLONS DE POINTS DESTINÉS À L'ÉVALUATION DE L'EXACTITUDE DE LA CARTE DE SUIVI DU COUVERT FORESTIER	40
FIGURE 16 : COUVERTURE DES TERRES À L'ÉCHELLE NATIONALE AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019	44
FIGURE 17 : ÉVOLUTION DU COUVERT FORESTIER À L'ÉCHELLE NATIONALE ENTRE 2000 ET 2019	45
FIGURE 18 : PERTES ET GAIN DE FORÊT À L'ÉCHELLE NATIONALE AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2005-2010-2015-2019	45
FIGURE 19 : TAUX ANNUEL DE DÉFORESTATION BRUT POUR LES PÉRIODES 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 ET 2015-2019	46
FIGURE 20: CARTE DES QUATRE ÉCOREGIONS DE MADAGASCAR	47
FIGURE 21 : DÉFORESTATION BRUTE TOTALE PAR ÉCOREGION AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019.....	48
FIGURE 22 : POURCENTAGE DE PERTE DE COUVERT FORESTIER PAR ÉCOREGION AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019	49
FIGURE 23 : TAUX ANNUEL DE DÉFORESTATION BRUT MOYEN PAR ÉCOREGION AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019.....	49
FIGURE 24 : TAUX ANNUEL DE DÉFORESTATION BRUT PAR ÉCOREGION POUR LES PÉRIODES 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 ET 2015-2019	50
FIGURE 25: CARTE DES RÉGIONS DE MADAGASCAR	51
FIGURE 26 : DÉFORESTATION BRUTE TOTALE PAR RÉGION AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019	53
FIGURE 27 : POURCENTAGE DE PERTE DE COUVERT FORESTIER PAR ÉCOREGION AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019	53
FIGURE 28 : TAUX ANNUEL DE DÉFORESTATION BRUT MOYEN PAR RÉGION AU COURS DE LA PÉRIODE 2000-2019.....	54

Liste des tableaux

TABLEAU 1 : SÉQUENCE ET CONTENU DES BANDES DES IMAGES COMPOSITES PRODUITES POUR LES BESOINS DE L'ÉTUDE	22
TABLEAU 2 : MATRICE D'ERREUR NORMALISÉE PAR LA SURFACE POUR QUATRE CLASSES. LES DONNÉES D'ENTRÉES (P_{ij}) REPRESENTENT LES PROPORTIONS DE SURFACE.....	35
TABLEAU 3 : CLASSES IDENTIFIÉES POUR LE SUIVI DU COUVERT FORESTIER NATIONAL.....	37
TABLEAU 4 : CLASSES RETENUES POUR LE SUIVI DU COUVERT FORESTIER NATIONAL.....	38
TABLEAU 5 : MATRICE D'ERREUR, COMPARANT, EN LIGNE, LES RESULTATS CARTOGRAPHIQUES ET, EN COLONNE, LES RESULTATS DE L'ANALYSE DES 5040 ÉCHANTILLONS PAR PHOTO-INTERPRÉTATION	41
TABLEAU 6 : EXACTITUDE DU PRODUCTEUR (PRODUCER ACCURACY) ET DE L'UTILISATEUR (USER ACCURACY) ET LEUR ÉCART-TYPE POUR UN INTERVALLE DE CONFIANCE À 95% (UNCERTAINTY) POUR LES DIFFÉRENTES CLASSES	41
TABLEAU 7 : PRECISION (« PRECISION » EN ANGLAIS), RAPPEL (« RECALL » EN ANGLAIS) ET F-SCORE MESURES POUR LES DIFFÉRENTES CLASSES	43
TABLEAU 8 : SURFACES CARTOGRAPHIÉES ET ESTIMATION DES SURFACES AJUSTÉES.....	43
TABLEAU 9 : SURFACES CARTOGRAPHIÉES POUR CHAQUE ÉCOREGION.....	48
TABLEAU 10 : SURFACES CARTOGRAPHIÉES POUR CHAQUE CLASSE PAR RÉGION.....	52
TABLEAU 11 : TAUX ANNUEL DE DÉFORESTATION BRUT ET NET SUR LES SURFACES CARTOGRAPHIÉES.....	65

TABLEAU 12 : TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION BRUT ET NET SUR LES SURFACES AJUSTEES.....	65
TABLEAU 13 : TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION BRUT ET NET SUR LA MARGE D'ERREUR SUPERIEURE DES SURFACES AJUSTEES.....	65
TABLEAU 14 : TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION BRUT ET NET SUR LA MARGE D'ERREUR INFERIEURE DES SURFACES AJUSTEES.....	66
TABLEAU 15 : DEFORESTATION BRUTE ET TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION PAR ECOREGION.....	67
TABLEAU 16 : DEFORESTATION BRUTE ET TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION PAR REGION.....	70

Liste des équations

ÉQUATION 1 : CALCUL DE LA TAILLE DE L'ÉCHANTILLON GLOBAL REPRESENTATIF POUR LA REALISATION DU PLAN D'ÉCHANTILLONNAGE STRATIFIE (COCHRAN, 1977).....	33
ÉQUATION 2 : PROPORTIONS DE SURFACES ESTIMEES	35
ÉQUATION 3 : EXACTITUDE GLOBALE.....	36
ÉQUATION 4 : EXACTITUDE DE L'UTILISATEUR	36
ÉQUATION 5 : EXACTITUDE DU PRODUCTEUR.....	36
ÉQUATION 6 : CALCUL DE $p_{.k}$ POUR AJUSTER L'ESTIMATION DE LA SURFACE CARTOGRAPHIEE	36
ÉQUATION 7 : CALCUL DU TAUX ANNUEL DE DEFORESTATION (PUYRAVAUD, 2003).....	45

Acronymes

BNCCREDD+	Bureau National des Changements Climatiques et de la REDD+
CNES	Centre national d'études spatiales français
CNUCC	Convention des Nations Unies sur les changements climatiques
EROS/ESPA	Earth Resources Observation and Science Center Science Processing Architecture
PREAA	Programme de Réduction des Émissions Atiala Atsinanana
GES	Gaz à effet de serre
GIEC	Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat
LOFM	Laboratoire d'Observation des Forêts de Madagascar
MEDD	Ministère de l'Environnement et du Développement Durable
NASA	Administration nationale de l'aéronautique et de l'espace américaine
NDVI	Indice de végétation par différence normalisé (<i>Normalized difference vegetation index</i> en anglais)
NGA	Agence nationale d'intelligence géospatiale américaine
NIMA	Agence nationale d'imagerie et de cartographie américaine
NIR	Proche infrarouge (<i>Near Infrared</i> en anglais)
OBB	Out-Of-the-Bag error
PA	Exactitude du producteur (<i>Producer accuracy</i> en anglais)
REDD+	Réduction des émissions provenant du déboisement et de la dégradation des forêts, associées à la gestion durable des forêts, la conservation et l'amélioration des stocks de carbone forestier
RF	Random Forest
RGB	Rouge, vert et bleu
RMSE	Erreur quadratique moyenne (<i>Root Mean Square Error</i> en anglais)
ROI	Zone d'entraînement (<i>Region of Interest</i> en anglais)
SEPAL	System for earth observations, data access, processing & analysis for land monitoring
SSTS	Système de Surveillance des Terres par Satellite
SVM	Support Vector Machine
UA	Exactitude de l'utilisateur (<i>User accuracy</i> en anglais)
UOT	Utilisations et Occupations des Terres
UTM	Universal Transverse Mercator
WGS	World Geodetic System

I | Introduction

La réduction des émissions dues à la déforestation et la dégradation des forêts (REDD+) est un mécanisme qui vise simultanément l'atténuation des effets du changement climatique, la conservation des forêts et le développement durable. Le principe de la REDD+ est d'octroyer une compensation financière à des pays forestiers qui réduisent les émissions de gaz à effet de serre (GES) issues du secteur forestier. Ces émissions ou absorptions peuvent être issues de quatre activités recensées par les Accords de Cancún : a) la réduction des émissions dues à la déforestation ; b) la réduction des émissions dues à la dégradation des forêts ; c) la conservation des stocks de carbone forestiers ; d) la gestion durable des forêts ; et e) le renforcement des stocks de carbone forestiers.

Dans ce cadre, le Bureau National de Coordination des Changements Climatiques et REDD+ (BNCCREDD+) a été créé au sein du Ministère de l'Environnement et du Développement Durable (MEDD) dans l'objectif de piloter et de coordonner toutes les initiatives sur la REDD+ ainsi que les projets carbone forestiers en général. Dans le cadre de la mise en place de la REDD+ à Madagascar, le BNCCREDD+ est en train de développer un Programme de Réduction des Émissions dans le Nord Est de Madagascar nommé Programme de Réduction des Emissions Atiala Atsinanana (PREAA) (Annexe 1).

Le BNCCREDD+ intègre trois composantes principales relatives à la REDD+ :

- Composante 1 : Dispositions institutionnelles pour la REDD+ ;
- Composante 2 : Développement de la stratégie nationale REDD + intégrant les consultations et l'Evaluation Environnementale Stratégique et Sociale ;
- Composante 3 : Développement du scénario de référence national et du système de suivi de la REDD+.

Dans le cadre de la composante 3 du projet, il est nécessaire de mettre en place un Système de Surveillance des Terres par Satellite (SSTS) qui permette la production des données cartographiques et statistiques nécessaires pour la surveillance des forêts et des changements de terres, incluant l'évolution des émissions de GES du secteur forestier. Afin d'intégrer et d'opérationnaliser un tel système au sein du Laboratoire d'Observation des Forêts de Madagascar (LOFM) du BNCCREDD+, le MEDD a fait appel à un consultant international. Ce dernier a pour rôle de développer et de former les agents du MEDD au SSTS, ainsi que d'accompagner le LOFM dans la production de plusieurs produits cartographiques.

Parmi ceux-ci, il est prévu de mettre à jour toutes les informations sur le potentiel forestier disponible au niveau national sur quatre périodes (2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 et 2015-2019), par la détermination de la couverture forestière et de ses changements pour les quatre types de forêts de Madagascar (forêt humide, forêt sèche, fourré xérophile et mangrove). Ce produit implique de spatialiser le couvert forestier, les pertes et les gains de forêt, ainsi que les nomenclatures « non forêt et plan d'eau ». Les cartes et informations générées permettront notamment de mettre à jour le calcul du niveau d'émission de référence (NERF) des forêts à l'échelle nationale ; mais également à l'appui quant à la justification et à la quantification des émissions de GES résultant de la déforestation et la dégradation des forêts à l'échelle d'un projet de programme de réduction des émissions à Madagascar et/ou au niveau national.

L'objectif de ce rapport final est de décrire les étapes méthodologiques de production, d'illustrer les résultats cartographiques et de présenter les données ainsi que le niveau d'exactitude de ce produit.

II | Remarques méthodologiques préliminaires relatives au suivi de la dégradation des forêts

Avant de décrire les étapes méthodologiques, il est important de rappeler certaines limites et contraintes auquel nous sommes confrontés dans le cadre de ces travaux cartographiques basés sur l'utilisation d'images satellite à résolution moyenne. En effet, il est mentionné dans les termes de référence de l'étude l'ambition d'effectuer le suivi dans le temps de la dégradation forestière. Bien que la surveillance de la dégradation des forêts soit importante pour éviter notamment le déplacement des émissions dues à la réduction du déboisement, contrairement au suivi de la déforestation qui est opérationnel, le suivi de la dégradation forestière à partir des outils de télédétection représente un bien plus grand défi (Herold et al, 2011). La dégradation des forêts se manifeste généralement par un changement de structure de la forêt, souvent subtile, et les pertes de carbone sont plus petites et plus difficiles à détecter et à quantifier que la déforestation, où des réductions importantes du couvert forestier sont souvent observées. Certains processus de dégradation défient toute détection par télédétection, comme par exemple l'extraction du bois de chauffage et le pâturage sous-couvert. Bien qu'il y ait une perte de biomasse associée à ces activités, la canopée reste intacte. Dans ces cas-là, les estimations de la perte de biomasse sont mieux estimées par un inventaire forestier ou des enquêtes de production / consommation (FAO, 2011).

Par conséquent, les méthodes de cartographie de la dégradation des forêts sont encore considérées comme étant en phase de recherche et développement (GFOI, 2013). L'absence d'observations systématiques par les principaux capteurs d'observation de la terre a entravé le développement des méthodes ; en tant que tels, les démonstrations à grande échelle sont peu nombreuses et peu de pays intègrent aujourd'hui ce suivi dans leurs reportages REDD+ (Mitchel et al., 2017).

II.1. Définition de la dégradation des forêts

Plus de 50 définitions différentes de la dégradation ont été recensées dans les publications scientifiques (Simula, 2009 ; Herold et al., 2011). D'une manière générale, on définit la dégradation des forêts comme un type d'intervention anthropique entraînant la modification du couvert, de la structure et/ou de la composition et de la fonction des forêts. Les modifications peuvent être temporaires ou permanentes et peuvent concerner la biodiversité, les stocks de carbone, les cycles hydrologiques et biochimiques, les sols et d'autres services environnementaux. Aux fins de la

Convention cadre des Nations Unies sur les changements climatiques (CCNUCC), le GIEC a défini la dégradation des forêts en 2003 suivant une diminution des stocks de carbone forestier : « *Une perte anthropique directe et durable (s'étalant sur X années ou plus) d'au moins Y% des stocks de carbone forestier [et des ressources forestières] depuis le temps T qui n'est pas considérée comme un déboisement* » (où X, Y et T n'ont pas été définis). Du point de vue de la REDD+, les recommandations générales des Experts de l'Organe subsidiaire de conseil scientifique et technique (SBSTA¹) de la CCNUCC proposent la définition suivante : « *La dégradation entraîne une perte de stock de carbone dans les forêts restant des forêts* » (UNFCCC, 2008). Au regard de ces éléments, on notera que la définition des forêts influence directement celle de la dégradation des forêts (« *forêts restant forêts* ») et que plusieurs processus peuvent conduire à la dégradation des forêts : l'exploitation forestière, la collecte de bois de chauffage, les feux, le pâturage forestier, etc.

Du point de vue de la surveillance, il est important de considérer quel type/processus de dégradation est évalué car différents types de dégradation peuvent nécessiter différentes méthodes et données. Or, Peres et al. (2006) montrent que la détectabilité de certains phénomènes par télédétection conventionnelle n'est pas toujours possible par des systèmes d'observation de la terre, ceci étant d'autant plus compliqué lorsque la résolution des données diminue. La Figure 1 montre qu'à partir des techniques disponibles de télédétection à moyenne résolution, la plupart des phénomènes entraînant une dégradation ne sont détectables que de manière marginale ou non détectables. Hojas-Gascon et al. (2015) complète par ailleurs que les données Landsat à 30m ont une résolution trop faible pour assurer ce suivi et suggère l'utilisation minimale de données à 5m de résolution telles que Rapideye.

¹ Subsidiary Body for Scientific and Technological Advice (SBSTA), en anglais

DéTECTABLE	Marginalement détectable	Presque indétectable
Déforestation	Récents coupes sélectives mécanisées	Chasse et exploitation de produits animaux
Fragmentation des forêts	Feux de surface	Récolte de produits et plantes non ligneux
Agriculture sur brûlis récente	Agriculture sur brûlis 'ancienne'	Anciennes' coupes sélectives mécanisées
Feux de canopée majeurs	Activité minière à petite échelle	Coupes sélectives non mécanisées à petite échelle
Routes principales	Routes secondaires non goudronnées (6-20m de large)	Pistes forestières sous couvert (<6m
Activité minière à grande échelle	Eclaircie sélective des arbres de la canopée	Invasion d'espèces exotiques
Conversion en monoculture forestière		Changements de productivité primaire net
		...

^a Ces phénomènes peuvent être détectés, du moins partiellement, en utilisant des méthodes à haute résolution ou à partir d'algorithmes de détection spécialisés qui sont coûteux, présentant un défi technique et applicable seulement sur une zone limitée ou spécifique

Figure 1: Détectabilité des différentes menaces pesant sur les forêts tropicales à l'aide des techniques disponibles de télédétection à moyenne résolution (Traduit de Peres et al., 2006)

II.2. Méthodes d'évaluation des zones forestières dégradées

On distingue deux méthodes de suivi de la dégradation : la méthode directe et la méthode indirecte.

II.2.1 Méthode directe

La méthode directe consiste à mesurer directement à partir des outils de télédétection les perturbations du couvert forestier dans les zones de forêt restant forêt. Or, comme illustré ci-dessus, la télédétection directe de la dégradation des forêts n'est pas toujours possible, tout particulièrement dans un contexte de suivi historique, pour lequel seules des données à résolution moyenne sont disponibles (GOF-C-GOLD, 2016).

II.2.2 Méthode indirecte

Du fait des limitations de la méthode directe, une méthode indirecte a été proposée. Elle s'inspire fortement des concepts élaborés pour évaluer les paysages forestiers intacts du monde dans le cadre des recommandations et lignes directrices du GIEC concernant la notification des émissions et absorptions de GES liées aux espaces boisés. La méthode vise à distinguer deux types de forêt :

- Forêts intacts : stocks complets (forêts où le couvert naturel se situe entre 10 et 100%)

- Forêts non intactes : stocks incomplets (forêts soumises à une exploitation du bois ou à une dégradation du couvert)

Dans le cadre d'un suivi national, cette distinction devrait être faite dans toute sous-catégorie d'utilisation des terres forestières qu'un pays entend déclarer à la CCNUCC. Il s'ensuit que le pays devra également collecter l'ensemble des données correspondantes sur les stocks de carbone pour caractériser chaque sous-catégorie de terre forestière.

Les définitions sont basées en fonction de paramètres fondés sur des critères spatiaux pouvant être appliqués objectivement et systématiquement à l'ensemble du territoire national. Chaque pays, en fonction de sa situation nationale spécifique (selon les pratiques forestières par exemple) peut développer sa définition de forêt intacte. Potapov et al. (2008) propose un exemple de définition nationale des terres forestières intactes sur base des six critères suivants :

- Situées sur des terres forestières conformément aux définitions de la CCNUCC et avec une zone tampon de 1 km à l'intérieur de la zone forestière
- Supérieur à 1 000 hectares et avec une largeur minimale de 1 km
- Contiennent une mosaïque continue d'écosystèmes naturels
- Pas fragmentées par des infrastructures (routes, voies navigables, etc.)
- Absence de signes de transformation humaine importante
- Absence de terres brûlées et de plantations de jeunes arbres à proximité d'infrastructures

Pour le calcul des émissions de carbone dues à la dégradation des forêts, quel que soit leur type, il faut intervenir deux facteurs : 1) la différence de teneur en carbone entre les forêts intactes et non intactes ; et 2) la superficie forestière intacte perdue pendant la période considérée. La dégradation des forêts est ainsi incluse dans la conversion des forêts intactes en forêts non intactes et est donc comptabilisée en tant que variation des stocks de carbone dans la proportion des terres forestières restant des terres forestières (Figure 2 et Figure 3).

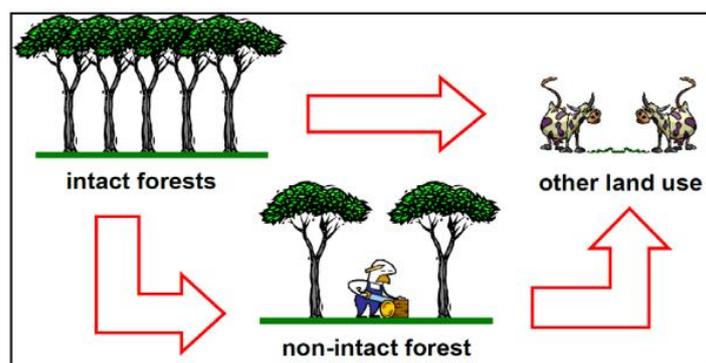


Figure 2: Types de conversions de forêts pris en compte dans le système comptable pour la méthode « forêts intactes »/ « forêts non intactes » (source : Mollicone et al. 2007)

		À →		Autres terres
		<i>Terres forestières</i>		
De ↓		« Forêts (naturelles) intactes »	« Forêts non intactes »	
<i>Terres forestières</i>	« Forêts (naturelles) intactes »	Préservation des forêts	Dégradation des forêts	Déboisement
	« Forêts non intactes »	Amélioration des stocks de carbone (régénération des forêts)	Gestion durable des forêts	Déboisement
<i>Autres terres</i>		-	Amélioration des stocks de carbone (B/R)	

Figure 3: Matrice des changements appliquée à la méthode « forêts intactes »/ « forêts non intactes » (source : Bucki et al., 2012)

Au niveau méthodologique, GOFC-GOLD (2016) recommande une procédure en deux temps pour exclure les zones non intactes et délimiter les forêts intactes restantes en utilisant la « méthode négative » :

1. Exclusion des zones entourant des établissements humains et des infrastructures et fragments résiduels de paysages inférieurs à 1000 ha, à partir de cartes topographiques, de bases de données SIG, de cartes thématiques, etc. Cette première étape (potentiellement entièrement automatique) pourrait fournir un ensemble de fragments paysagers candidats avec des terres forestières potentiellement intactes
2. L'exclusion des zones non intactes et la délimitation des terres forestières intactes sont réalisées en améliorant la définition des limites à l'aide de méthodes d'interprétation visuelles ou semi-automatiques d'images satellitaires à haute résolution (résolution spatiale : ~ 10-30m pixel)

II.3. Suivi de la dégradation à Madagascar

Au regard des éléments précités, il n'est pas recommandé d'appliquer une méthode directe de détection de la dégradation forestière dans le cadre de cette étude relative au suivi historique de l'état du couvert forestier à Madagascar. De fait, les données historiques disponibles étant de moyenne résolution (Landsat à 30m), elles ne suffisent pas à détecter de manière fiable les perturbations du couvert forestier dans les zones de forêt restant forêt. De plus, le seuil de définition de la forêt adopté pour le pays étant fixé à 0,5ha, la détection directe de la dégradation est d'autant plus délicate car elle implique la mesure au sein de la canopée de perturbations ou de trouées inférieures à ce seuil, qui équivaut à environ 5 pixels sur une image Landsat.

Une méthode indirecte pourrait être envisagée mais celle-ci implique de disposer des données ancillaires nécessaires liées aux infrastructures (routes, zones de vie...) mais également de collecter l'ensemble des données correspondantes sur les stocks de carbone pour caractériser chaque sous-catégorie de terre forestière (forêt intacte vs forêt non intacte). Ces données n'étant pas disponibles à l'heure actuelle et compte tenu du délai réduit de la présente étude, il est recommandé, comme pour de nombreux pays, de se concentrer premièrement sur les niveaux d'émissions liés à la déforestation et d'inclure dans un second temps les aspects de dégradation lorsque le pays aura davantage avancé dans le processus.

III | Matériel et méthode

Ce chapitre décrit les données et les méthodes utilisées pour réaliser la cartographie de l'évolution du couvert forestier à l'échelle nationale et l'évaluation de l'exactitude des résultats.

La chaîne de traitement et les éléments techniques proposés ci-dessous respectent les recommandations méthodologiques REDD+ et visent à proposer les outils les plus appropriés au regard des cadres méthodologiques du Fonds de partenariat pour le carbone forestier (FCPF) et du Voluntary Carbon Standard (VCS). Dans le but de faciliter et d'assurer au mieux le transfert des compétences et l'appropriation des méthodes par les agents locaux, la méthodologie privilégie l'utilisation d'un nombre limité d'outils, accessibles à tous et proposant des interfaces intuitives que l'on peut qualifier de « user friendly ». De plus, afin d'assurer la pérennité du système et d'optimiser son coût, les données et outils proposés sont pour l'essentiel gratuits, open source et pérennes (l'accès aux outils étant ainsi assuré dans le temps).

III.1. Vue d'ensemble des données utilisées

III.1.1 *Données satellitaires*

L'objectif de l'étude étant de réaliser une analyse historique de l'évolution du couvert forestier, les données sélectionnées doivent être disponibles dans le passé et depuis les années 2000 au minimum pour les besoins de notre étude. Au-delà de la disponibilité, le coût étant un élément important permettant d'assurer un système pérenne et rentable, les données en accès libre sont priorisées.

III.1.1.1 *Les données Landsat*

Au regard des objectifs précités, la collection d'images Landsat est sélectionnée pour assurer le suivi historique de l'évolution couvert forestier. Les satellites Landsat ont été conçus pour être utilisés dans divers domaines tels que la foresterie, l'agriculture, la géologie et l'aménagement du territoire. Les atouts de Landsat sont généralement perçus comme étant son calendrier d'acquisition régulier (revisite chaque point de la terre tous les 16 jours), ses archives de données à long terme (observations de 1972 à nos jours - Figure 4) et une information spectrale relativement riche (moins riche que les données hyperspectrales, mais plus riche que la plupart des satellites haute résolution comme Ikonos ou Quickbird). Les limitations des données Landsat incluent leur résolution spatiale modérée (données multispectrales à 30 m, données panchromatiques à 15 m) et un calendrier

d'acquisition fixe, ce qui rend difficile l'acquisition d'images pour un lieu donné à un moment donné (surtout si des nuages ou de la brume se forment fréquemment sur la zone d'intérêt).

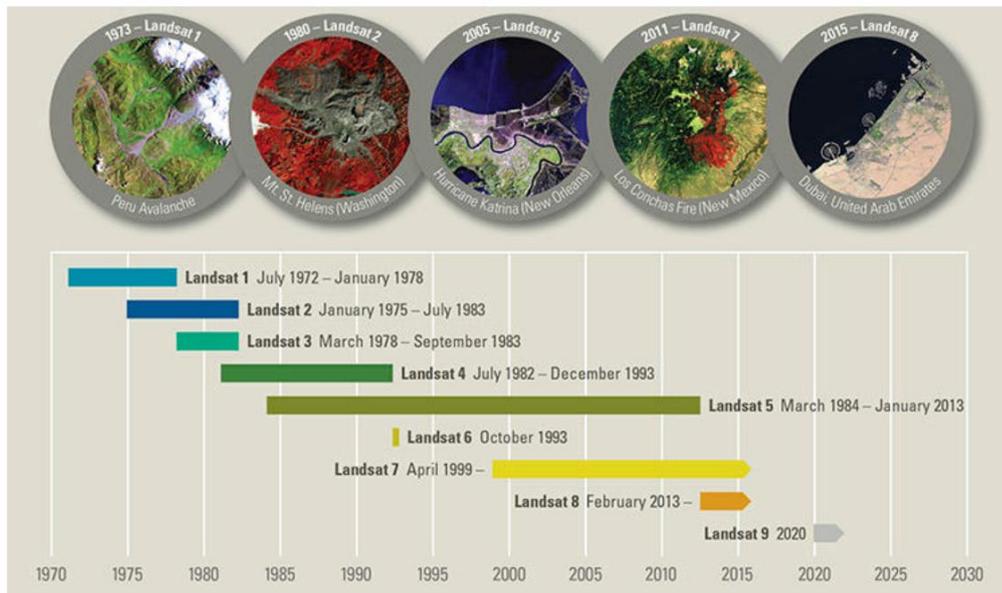


Figure 4 : Acquisition continue depuis 1972 d'images spatiales de la surface de la terre par les différents satellites Landsat (Source : [usgs.gov](https://www.usgs.gov))

La gestion des archives Landsat a été améliorée récemment par la mise en œuvre des [collections](#), qui garantissent une qualité constante dans le temps et entre les instruments, ainsi que des modifications supplémentaires telles que les métadonnées et les noms de fichiers. En 2016, l'USGS a réorganisé les archives en une structure de gestion intitulée [Landsat Collection 1](#) contenant plusieurs Tiers, définis selon la qualité des données et leur niveau de traitement. Cette collection contient toutes les données de Level-1, c'est-à-dire calibrées au niveau radiométrique et corrigées géométriquement, acquises depuis 1972 à ce jour de Landsat 1 à Landsat 8. Disponible prochainement au téléchargement, [Landsat Collection 2](#) marque le deuxième événement majeur de retraitement de l'archive USGS Landsat Level-1, entraînant plusieurs améliorations qui exploitent les progrès récents dans le traitement des données, le développement d'algorithmes et les capacités d'accès et de distribution des données. Une caractéristique principale de la collection 2 est l'amélioration substantielle de la précision absolue de géolocalisation de l'ensemble de données de référence terrestre mondial - ce qui améliore l'interopérabilité des archives Landsat dans le temps. Elle comprend également des sources de modélisation numérique d'altitude mises à jour et des mises à jour d'étalonnage et de validation. En outre, la collection 2 inclut les données Landsat Level-1 pour tous les capteurs depuis 1972, ainsi que les produits globaux Level-2 de [réflectance de surface](#) (corrigées des effets atmosphériques) et de température de surface basés sur des scènes de 1982 à ce jour (Wulder et al., 2019).

Comparativement aux données Sentinel-2 plus récentes utilisées dans le cadre de l'étude sur l'occupation des terres dans la zone du PREAA, au-delà de la différence de résolution spatiale (30m pour Landsat contre 10m pour Sentinel-2), l'information spectrale fournie par les capteurs Landsat est plus limitée (Figure 5)

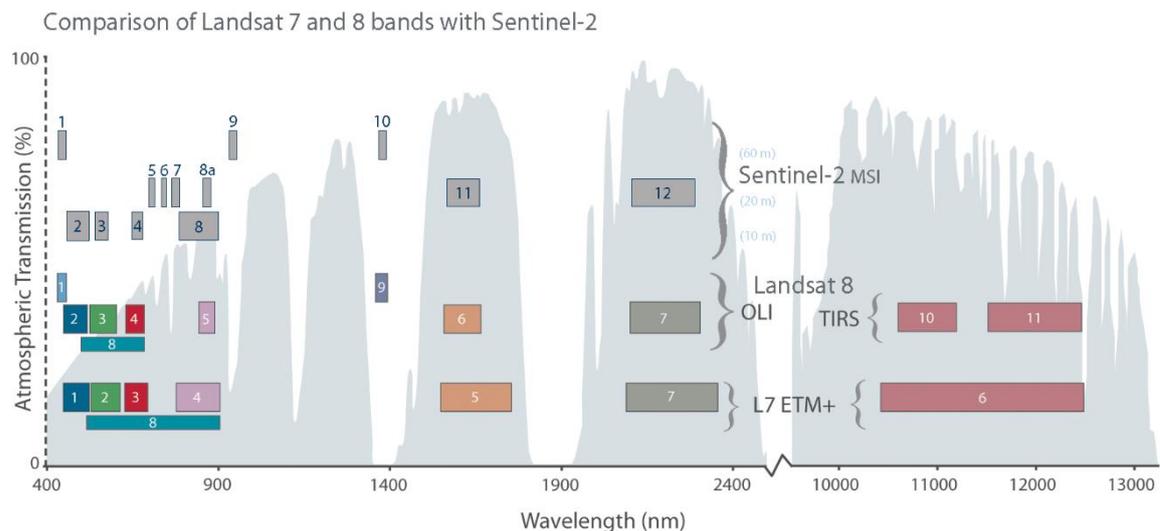


Figure 5: Comparaison des bandes spectrales de Landsat 7 et 8 avec Sentinel-2
 (Source: <https://landsat.gsfc.nasa.gov/wp-content/uploads/2015/06/Landsat.v.Sentinel-2.png>)

III.1.1.2 Les données Sentinel-2

Héritière des programmes Landsat de la NASA et Spot du CNES, la mission Sentinel-2 fait partie du programme Copernicus d'observation et de surveillance de la Terre conduit par l'Union Européenne. A l'instar de la NASA, L'Agence spatiale européenne (ESA) met gratuitement à disposition les données Sentinel-2, capable de fournir tous les 5 jours environ des clichés à haute résolution de notre planète dans 13 bandes spectrales. Néanmoins, ces données étant acquises depuis fin 2015, elles permettent éventuellement de combler le manque de données Landsat pour le suivi récent (c'est-à-dire à partir de l'année 2016 essentiellement) et de vérifier/valider les résultats de classification.

III.1.1.3 Les données ASTER

Les archives des données ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) fournies par la NASA et le Ministère japonais de l'économie, du commerce et de l'industrie (METI) permettent également de compléter l'éventuel manque de couverture de données Landsat. Ces données acquises depuis fin 1999 à 15m de résolution spatiale sont mises à disposition gratuitement depuis mi-2016.

III.1.1.4 Les données SRTM

Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) fait référence à des fichiers matriciels et vectoriels topographiques fournis par deux agences américaines : la NASA et la NGA (ex-NIMA). Ces données altimétriques ont été recueillies au cours d'une mission de onze jours en février 2000 par la navette spatiale Endeavour (STS-99) à une altitude de 233 km en utilisant l'interférométrie radar. Les données d'élévation [SRTM 1 arc-seconde global](#) offrent une couverture mondiale des données remplies des vides à 1 seconde d'arc (30 mètres de résolution).

L'île de Madagascar étant caractérisé par un relief contrasté, l'intérêt de l'intégration de ce Modèle numérique d'élévation (DEM) dans la chaîne de traitement a été testé et approuvé lors de la phase de production. L'ajout de cette information altimétrique apporte une plus-value aux travaux cartographiques en améliorant les performances de l'algorithme de classification.

III.1.2 **Données ancillaires**

Les données ancillaires sont des données préexistantes à toute mission cartographique, nécessaires pour l'étalonnage, le traitement ou l'analyse des données de la mission. Il s'agira notamment de travaux cartographiques préexistant sur la zone, de données d'inventaire de terrain, de données issues de plateformes globales telles que Google earth, Open street map, etc. A titre d'exemple, voici quelques données produites à l'échelle nationale qui ont été collectées et utilisées pour soutenir et orienter les travaux de cartographie de l'évolution du couvert forestier :

- Les mangroves de Madagascar : Superficies, condition et évolution 2000-2018 (Shapiro et al., 2019)
- Estimation de la déforestation des forêts humides à Madagascar utilisant une classification multidate d'images Landsat entre 2005, 2010 et 2013 (Rakotomala et al., 2015)
- Estimation de la déforestation et fragmentation des forêts à l'échelle nationale de 1953 à 2017 (Vielledent et al., 2018) à partir de la combinaison des données Global Forest Change (Hansen et al., 2013) et de données existantes à l'échelle nationale

III.2. Méthode de suivi de la déforestation

La méthodologie utilisée dans le cadre de cette étude, qui a pour objectif de cartographier l'évolution du couvert forestier au cours de la période 2000-2005-2010-2015-2019, est basée sur l'analyse multidate des changements à partir d'images composites sans nuage. Elle consiste dans un premier temps à produire pour chaque période d'analyse une image composite sans nuage sur l'ensemble du territoire, à partir de la collection d'images Landsat disponibles. Une image multidate,

composée des composites de chaque période, est ensuite créée pour réaliser une classification supervisée des changements du couvert forestier utilisant l'algorithme Random Forest. L'exactitude des résultats obtenus est finalement estimée à partir de l'analyse d'un échantillon de points distribué de manière aléatoire et stratifiée.

La Figure 6 illustre en détail les étapes de la chaîne de traitement qui se divise en trois grandes phases : le pré-traitement, le traitement et le post-traitement des données.

La phase de pré-traitement, qui consiste à produire les images composites, est réalisée à partir du logiciel Google Earth Engine (GEE). GEE, mené par Google, est une plateforme en accès libre² de visualisation et de traitement de données en ligne donnant accès à un ensemble de jeux de données d'observation de la Terre provenant de très nombreuses sources (NASA, ESA, etc.) et couvrant des thématiques variées (climatologie, imagerie, géophysique, etc.). Ainsi, les collections de données Landsat sont disponibles via GEE et l'atout majeur de la plateforme est le traitement en ligne des données sur les serveurs de Google, rendant ainsi les calculs particulièrement rapides (comparé à un traitement en local) sur des jeux de données très volumineux.

Les phases de traitement et de post-traitement qui consistent respectivement à classifier l'image multitemporelle et à filtrer, améliorer, corriger ou compléter les résultats de classification, sont effectués au sein du logiciel libre QGIS. Ce logiciel basé sur la communauté open source intègre toutes les fonctionnalités d'un système d'information géographique (SIG) nécessaires à la mise en œuvre de la chaîne de traitement. Il présente l'avantage d'une interface simple et intuitive qui permet de traiter les données localement (hors réseau) à partir d'un grand nombre d'outils d'analyse d'images et de post-traitement. Il offre notamment accès aux nombreuses fonctionnalités de GDAL, GRASS, SAGA, et intègre également les outils Monteverdi Orfeo toolbox (OTB) qui seront utilisés dans le cadre de cette étude pour les travaux de télédétection. Ces outils, utilisés lors des premiers travaux de classification de l'occupation du sol dans la zone PREAA, sont maîtrisés et opérationnels au sein du LOFM.

L'utilisation combinée de GEE et QGIS permet de profiter des avantages de chaque logiciel pour couvrir l'ensemble de la chaîne de traitement. GEE pour sa puissance de traitement de séries temporelles permettant la production des images composites et le logiciel QGIS pour son interface intuitive, sa pérennité d'utilisation et ses outils SIG et de traitement d'images en local (hors réseau).

² Attention cependant l'utilisation de la plateforme est gratuite pour des fins éducatives ou de recherche et [tant qu'on ne dépasse pas certaines limites de stockage de données](#)

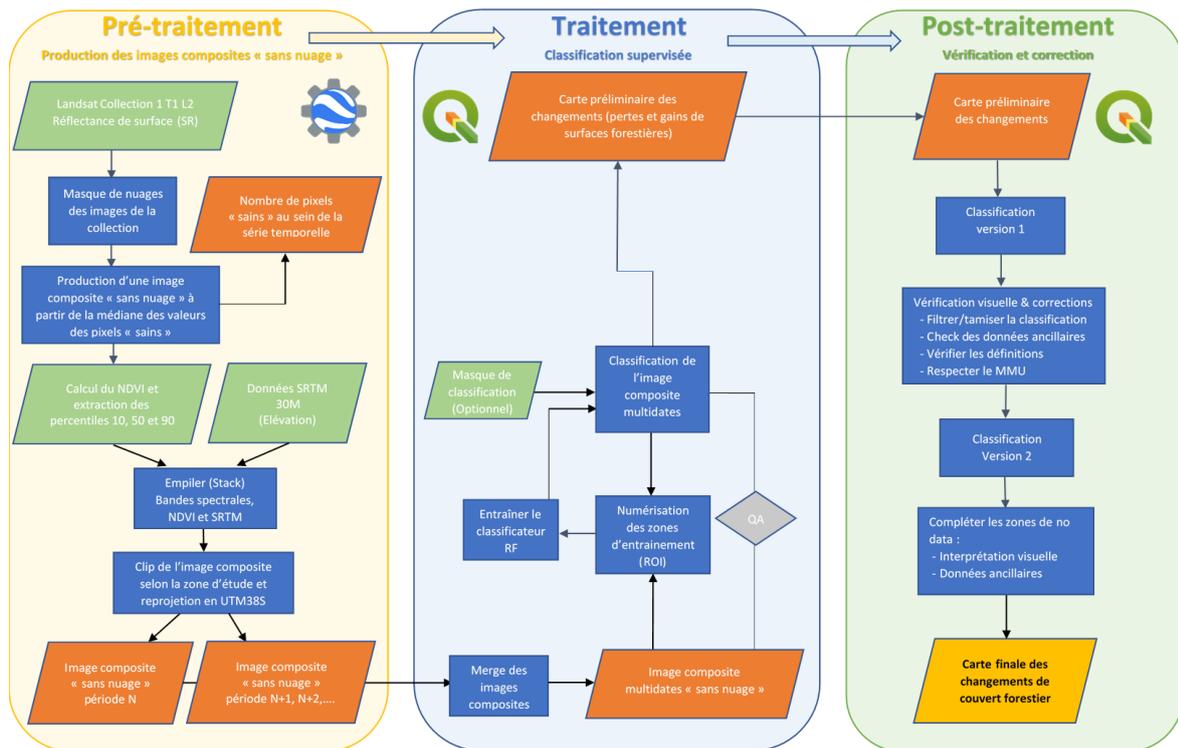


Figure 6 : Diagramme des étapes de la chaîne de traitement des images Landsat pour la production des cartes de suivi de l'évolution du couvert forestier

III.2.1 Etapes de Prétraitement : Production des images composites « sans nuage »

La phase de pré-traitement est entièrement réalisée au sein de GEE à l'aide d'un script spécifiquement développé pour le projet. Elle comprend les étapes suivantes :

1. Filtre des images Landsat collection 1 Tier 1 en réflectance de surface
2. Calcul et sélection de variables d'entrée complémentaires
3. Production des images composites multibandes (Stack)
4. Découpage et export des images composites

III.2.1.1 Filtre des images Landsat collection 1 Tier 1 en réflectance de surface

La première étape de la phase de prétraitement consiste à filtrer les images de la collection Landsat qui seront ensuite combinées pour produire l'image composite de chaque date pivot, à savoir 2000, 2005, 2010, 2015 et 2019. Le premier filtre s'effectue sur la collection elle-même où l'on sélectionne les images ayant subi le plus haut niveau de traitement, c'est-à-dire les données de level-2 en réflectance de surface, corrigées des effets radiométriques, géométriques et atmosphériques. Au sein de cette collection, les images sont ensuite filtrées selon plusieurs paramètres :

1. L'aire d'étude

Les données sont filtrées sur l'emprise de l'île de Madagascar, correspondante à notre aire d'étude.

2. Le capteur Landsat

L'ensemble de la période d'analyse s'étalant de 2000 à 2019, elle est couverte par les capteurs Landsat 5 (1984-2012), Landsat 7 (1999-présent) et Landsat 8 (2013-présent). Néanmoins, suite à une défaillance technique du système optique (Scan Line Corrector off ou SLC-off) de Landsat 7 en mai 2003, l'instrument ETM+ fournit depuis des données dégradées qui limitent leur usage.

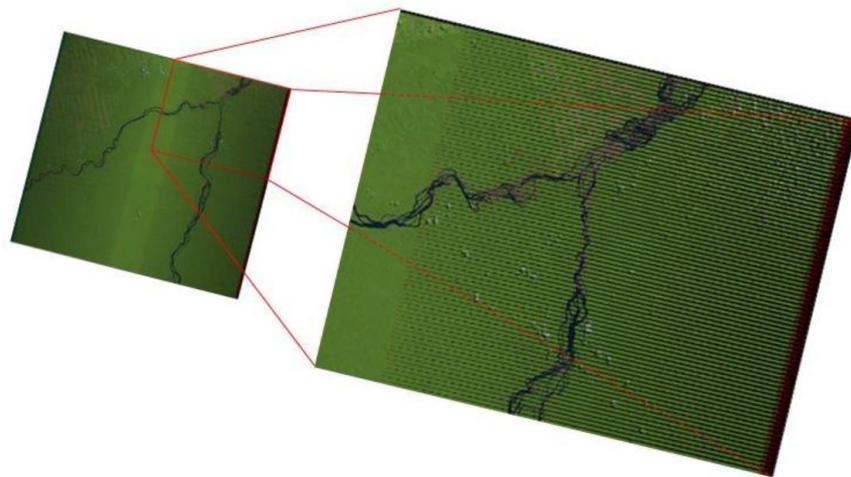


Figure 7 : Défaillance technique du système optique (Scan Line Corrector ou SLC) de Landsat 7 (source : [usgs.gov](https://www.usgs.gov))

Par endroit, la qualité des images composites produites à partir d'une série temporelle incluant les données Landsat 7 SLC-off (>2003) souffre de cet effet. Dans ces zones, les données Landsat 7 SLC-off ont été retirées de la série temporelle afin d'améliorer la qualité des résultats (Figure 8).



Figure 8 : Extrait d'une image composite de 2010 produite à partir des données Landsat 5 et Landsat 7 SLC-off (à gauche) et d'une image composite produite uniquement à partir des données Landsat 5 (à droite)

3. La date d'acquisition

La couverture nuageuse persistante dans l'est de Madagascar et la faible disponibilité de données de qualité dans certaines zones de l'ouest nécessitent la sélection de données à +/- 1 an autour de la date pivot afin d'obtenir une image composite de qualité suffisante pour les travaux de classification. Dans certaines zones, malgré l'utilisation d'une série temporelle de 3 années (ex : du 1er janvier 2004 et le 31 décembre 2006 pour la date pivot 2005), la qualité des images composites est limitée par la présence d'artefacts et de zones de no data qui persistent (zones couvertes par les nuages tout au long de la série temporelle). De manière générale, on constate que la qualité des images composites décroît lorsqu'on s'éloigne dans le passé. La Figure 9 illustre les zones de no data persistantes sur l'image composite de 2000, ainsi que des artefacts liés à des effets radiométriques sur l'image composite de 2005. La présence de tels artefacts ou de zones de no data peuvent engendrer des biais dans le processus de classification automatique, augmentant ainsi l'effort nécessaire lors de la phase de post-traitement pour vérifier, corriger et/ou combler les résultats de classification.

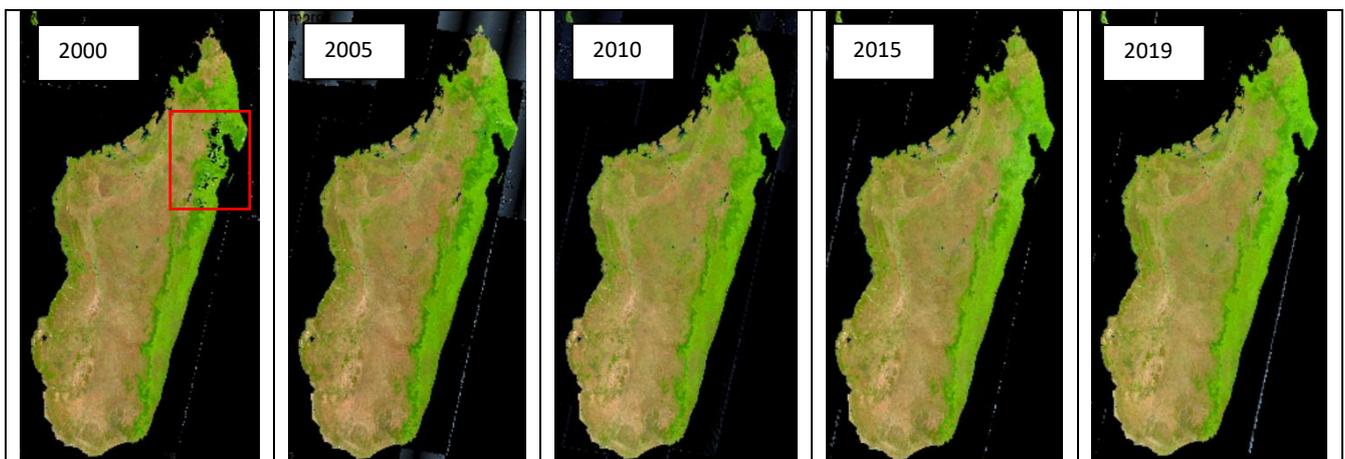


Figure 9 : Images composites Landsat produites pour les années pivot 2000, 2005, 2010, 2015 et 2019 (l'encadré rouge pointe les zones de no data persistante en 2000)

4. Les bandes spectrales

Les données acquises dans certaines bandes spectrales tels que les bandes thermiques ou panchromatiques n'offrant pas de plus-value pour les besoins de classification de l'occupation des terres, un filtre est appliqué sur l'information spectrale. Celui-ci a pour objectif de conserver pour chaque capteur Landsat les données acquises dans les bandes spectrales correspondantes aux canaux au bleu (B), vert (G), rouge (R), proche infrarouge (NIR) et moyen infrarouge (SWIR1 et

SWIR2). La bande pixel QA qui fournit des informations sur la qualité des pixels est également sélectionnée afin d'appliquer un masque des nuages.

5. La couverture nuageuse

Après plusieurs tests réalisés, il a été conclu qu'il n'était pas opportun de filtrer les données sur le pourcentage de couverture nuageuse. Les zones nuageuses de chaque scène Landsat de la série temporelle sont masquées automatiquement à partir de paramètres appliqués sur la bande pixel QA. Ces tests ont également montré que l'application d'une zone tampon (« Buffer ») de 1 pixel autour des zones nuageuses détectées améliorait la qualité de l'image composite produite.

III.2.1.2 Calcul et sélection de variables d'entrée complémentaires

De nombreuses variables peuvent être utilisées comme données d'entrée dans un processus de classification d'images. Ces caractéristiques peuvent être : (1) des caractéristiques spectrales en combinant des bandes spectrales, (2) des caractéristiques spatiales en utilisant des informations spatiales ou en travaillant au niveau objet au lieu de pixels, et (3) des caractéristiques temporelles pour caractériser les catégories de couverture terrestre qui évoluent au fil du temps, tels que les terres cultivées.

Pelletier et al. (2016) ont testé, à partir des bandes spectrales de données SPOT 4 et Landsat 8, la plus-value de l'ajout de variables spectrales et temporelles sur les performances de classificateurs Random Forest (RF) et Support vector Machine (SVM). Les résultats de cette analyse ont montré que l'ajout de variables temporelles et spectrales offrait peu ou pas de plus-value en comparaison avec l'utilisation des bandes spectrales des données SPOT ou Landsat complétées de l'indice de végétation NDVI (Normalized Difference Vegetation Index). Par ailleurs, Rakotomala et al. (2015) ont montré lors d'une étude sur le suivi de la déforestation à Madagascar que, en complément du NDVI, l'ajout des variables d'altitude dérivées d'un Modèle Numérique de Terrain à 30 mètres de résolution (SRTM 30m) permettait d'améliorer les performances du modèle RF. Sur base de ces résultats et en vue d'améliorer les performances de l'algorithme de classification, l'ajout de ces deux variables aux diverses bandes spectrales des images Landsat a été testé et validé dans le cadre de notre étude.

III.2.1.3 Production des images composites multi-bandes (Stack)

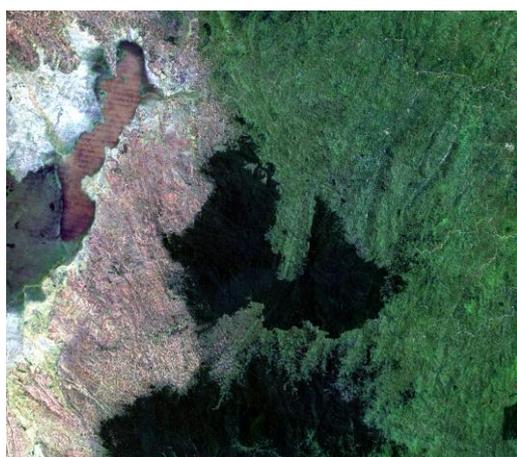
La première étape de la production de l'image composite consiste à traduire l'information contenue dans toutes les images Landsat de la série temporelle sélectionnée en une seule image composite. Ceci consiste donc à traduire, pour chaque pixel de l'image composite, l'ensemble des

valeurs des pixels de la série temporelle en une valeur unique à travers une méthode statistique. Après avoir effectué plusieurs tests et comparé visuellement les résultats de plusieurs types de méthodes reconnues telles que le percentile 25, la médiane, la valeur maximale du NDVI, la méthode statistique de la médiane a été retenue. Cela signifie donc que la valeur de chaque pixel de l'image composite correspond à la médiane des valeurs des pixels non masqués de la série temporelle.

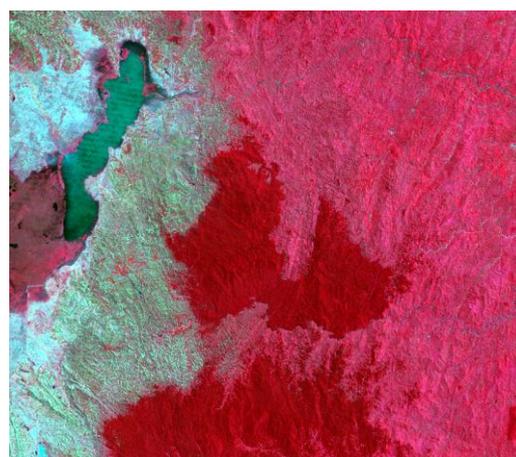
Lorsque l'image composite a été produite, la seconde étape consiste à sélectionner les bandes spectrales d'intérêt et à les empiler aux autres variables d'entrée utiles (NDVI et SRTM) selon un ordre établi (Tableau 1). A partir de ces images composites multi-bandes, il est possible de produire diverses compositions colorées permettant de mettre en évidence les informations contenues dans différentes bandes spectrales qui appuieront le travail de photo-interprétation (Figure 10).

# bandes	Contenu des bandes	Résolution
1	Band 1 - Blue	30m
2	Band 2 - Green	30m
3	Band 3 - Red	30m
4	Band 4 - NIR	30m
5	Band 5 - SWIR 1	30m
6	Band 7 - SWIR 2	30m
7	NDVI (NIR -RED)/(RED+NIR) 10th percentile	30m
8	NDVI (NIR -RED)/(RED+NIR) 50th percentile	30m
9	NDVI (NIR -RED)/(RED+NIR) 90th percentile	30m
10	SRTM 30m	30m

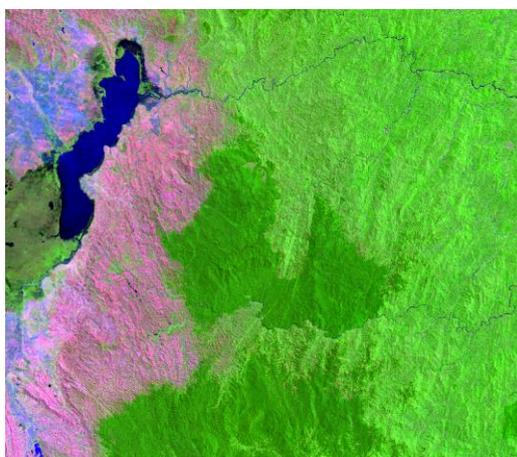
Tableau 1 : Séquence et contenu des bandes des images composites produites pour les besoins de l'étude



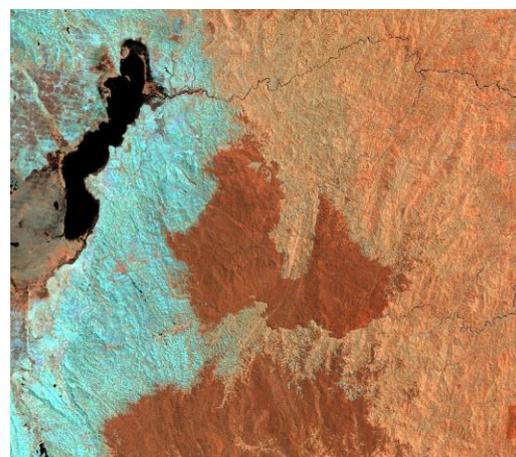
Vraies couleurs RGB



Fausses couleurs IR



Fausses couleurs SWIR



Fausses couleurs Infrarouges

Figure 10 : Exemples de compositions colorées différentes réalisées à partir d'une image composite Landsat de 2010

III.2.1.4 Découpage et export des images composites

Pelletier et al. (2016) ont montré que les performances de l'algorithme de classification Random Forest diminuaient lorsque la zone était étendue et les paysages hétérogènes. Afin d'améliorer les performances de classification, il est recommandé de stratifier les territoires étendus en plus petites zones d'analyse rassemblant des caractéristiques paysagères similaires.

Au regard de ces recommandations et dans le but de répartir le travail de production au sein de l'équipe du LOFM, mais également de limiter le volume de données à traiter en un bloc, les images composites correspondantes à chaque pivot ont été découpées et exportées en 11 tuiles, délimitées sur base des caractéristiques écologiques de la région. Cette délimitation s'est axée sur les trois grandes écorégions de Madagascar, à savoir les forêts humides de l'est, les forêts sèches de l'ouest et les fourrés xérophiles du sud (Figure 11). La quatrième écorégion de Madagascar représentée par la mangrove étant beaucoup plus restreinte et localisée principalement le long du littoral ouest, celle-ci a été couplée aux écorégions adjacentes pour le processus de délimitation des

tuiles. Un recouvrement de 10 km entre tuiles adjacentes a été conservé afin de calibrer au mieux les résultats de classification. Pour assurer l'homogénéité des résultats de classification entre tuiles, une validation croisée est effectuée à chaque étape et une attention particulière est portée aux zones de transition/recouvrement des données. Pour éviter l'apparition éventuelle d'effets de « couture » au niveau de ces zones, les classifications se sont faites de manière séquentielle et l'utilisation de zones d'entraînement communes a été préconisée.

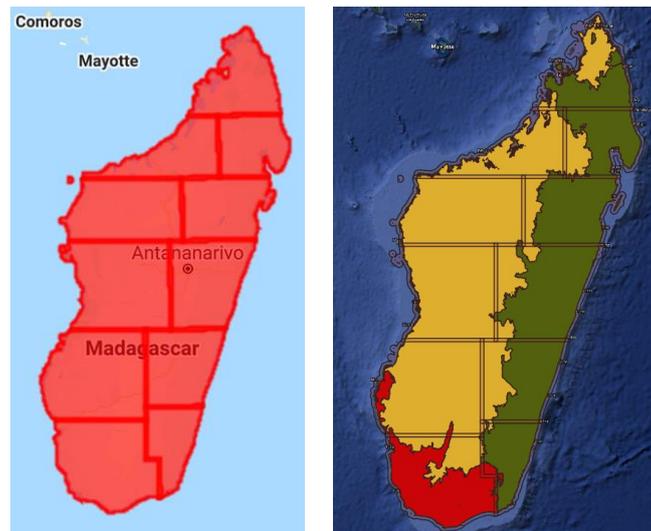


Figure 11 : Découpage du territoire en 11 tuiles suivant les grandes écorégions de Madagascar (source écorégions : MEDD, 2020)

III.2.2 Etapes de Traitement des données : Classification supervisée

Classification supervisée vs classification non supervisée

Les méthodes de classification d'images peuvent être séparées en deux grandes catégories : les méthodes de classification supervisée et les méthodes de classification non supervisée.

Lors de l'utilisation d'une méthode de classification supervisée, l'opérateur entraîne un algorithme de classification sur base d'échantillons homogènes de l'image préalablement numérisés, qui sont représentatifs des différentes classes d'occupation du sol à discriminer. Ces échantillons forment un ensemble de données-tests, appelées zones d'entraînement ou ROI (Region of interest en anglais). La numérisation de ces ROIs est basée sur les connaissances de l'opérateur, sa familiarité avec les régions géographiques et les types de surfaces présents dans l'image. L'opérateur supervise donc la classification d'un ensemble spécifique de classes. Les informations numériques pour chacune des bandes et pour chaque pixel de ces ensembles sont utilisées pour que l'ordinateur puisse définir les classes et ensuite reconnaître des régions aux propriétés similaires à chaque classe.

La classification non supervisée procède de la façon contraire. Celle-ci ne commence pas avec un ensemble prédéterminé de classes comme pour la classification supervisée. Les classes spectrales

sont formées sur base de l'information numérique des données seulement. Celles-ci sont ensuite associées par un opérateur à des classes d'information utile (si possible). Dans ce cas, outre la possibilité de définir le nombre de classes à discriminer, l'opérateur n'a pas la possibilité de superviser la classification en entraînant l'algorithme sur base d'échantillons prédéfinis.

De nombreuses études ont comparé les deux méthodes et ont montré que les méthodes supervisées — Maximum Likelihood (ML), Neural Networks (NN), Support Vector Machines (SVM) (Vapnik, 1995, 1998), and Decision Trees (DT) (Breiman et al., 1984; Hansen et al., 1996; Friedl and Brodley, 1997) —performent mieux que les méthodes non supervisées (Szuster et al., 2011; Khatami et al., 2016).

Analyse orientée pixel vs orientée objet

Lors des travaux de classification d'images, on distingue également deux échelles d'analyse : les analyses orientées pixel ou les analyses orientées objet. Une méthode de classification orientée pixel analyse l'information contenue dans l'image à l'échelle du pixel alors que l'orientée objet crée des segments ou objets composés d'un agrégat de pixels généré par un ou plusieurs critères d'homogénéité dans une ou plusieurs dimensions. Ainsi, les segments ont des informations spectrales supplémentaires par rapport aux pixels individuels (valeurs moyennes par bande, mais aussi valeurs médianes, valeurs minimale et maximale, rapports moyens, variance, etc.), et présentent l'avantage d'intégrer de l'information spatiale (distance, voisinage, topologie, etc.) (Blaschke et Hay, 2001; Darwish et al., 2003; Flanders et al., 2003; Benz et al., 2004; van der Werff et van der Meer, 2008; Hay et Castilla, 2008).

Toutefois, lorsque la taille des pixels est plus grossière ou, au mieux, de taille similaire à celle des objets d'intérêt, l'accent est généralement mis sur l'analyse orientée pixel. Bien qu'il soit délicat de définir des seuils d'application génériques, trois situations nécessitant des techniques complètement différentes pour démêler les informations des jeux de données peuvent être différenciées sémantiquement (Figure 12). On peut supposer que les situations (a) et (b) ne laissent pas beaucoup de choix lorsqu'il s'agit d'identifier, de classer et de caractériser un objet donné, comme illustré. Toutefois, la situation (c) peut être considérée comme une "situation de très haute résolution", et ce n'est qu'ici que les avantages spécifiques de l'approche orientée objet peuvent être déployés, bien que les approches de régionalisation aient également été appliquées à d'autres situations, pour des données à résolution moyenne ou grossière (Dorren et al., 2003; Duveiller et al., 2008; Myint et al., 2008; Jobin et al., 2008).

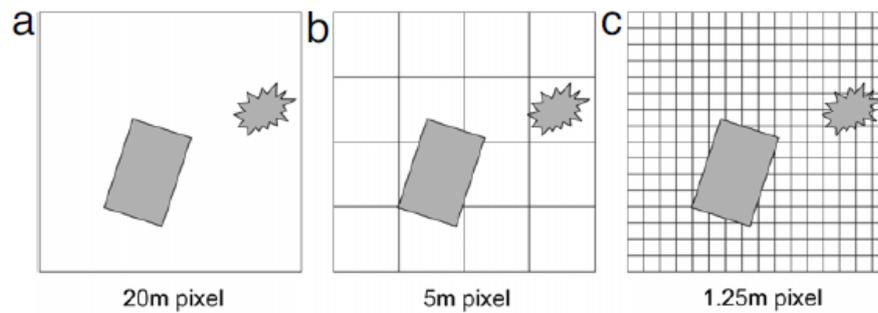


Figure 12 : Relation entre objets considérés et résolution spatiale : (a) Moyenne résolution : pixels nettement plus grands que les objets. (b) Haute résolution : la taille des pixels et des objets est du même ordre, les techniques orientées pixel sont appropriées. (c) Très haute résolution : les pixels sont significativement plus petits que les objets, l'agrégation de pixels en objets est recommandée. (Source : Blaschke, 2010)

Choix de la méthode de classification pour caractériser l'évolution du couvert forestier à partir des données Landsat à l'échelle nationale

Sur base des éléments précités, une classification supervisée orientée pixel est recommandée pour l'analyse. Les classes d'occupation des terres étant prédéfinies (Forêt, Non-forêt et Eau), il est préférable pour l'opérateur d'entraîner l'algorithme de classification sur base de ses connaissances du paysage et sur les classes à discriminer. Pour ce qui est de l'échelle d'analyse, tel qu'illustré précédemment, une analyse orientée pixel est appropriée compte tenu de la résolution moyenne des images Landsat (30m). De plus, la plupart des études concluantes réalisées à partir d'une méthode orientée objet à partir de données à moyenne résolution ont été réalisées à partir du logiciel commercial eCognition ; et, à ce jour, tel que démontré par Baisanry et al (2017), les logiciels gratuits ou libres proposant des techniques de segmentation (Monteverdi Orfeo Toolbox, Spring, MultiSpec, ILWIS) n'égalent pas ses performances.

Étapes de traitement des données par classification supervisée orientée pixel

Les étapes de traitement consistent en la classification supervisée des images composites de la série temporelle. Produites à partir de GEE, les images composites sont téléchargées et l'analyse multi-dates s'effectue à partir des outils du logiciel open source Monteverdi Orfeo Toolbox (OTB)³ accessibles dans QGIS, dans le but de produire la carte de couvert forestier et des changements de version 1. Le processus de classification comprend cinq (5) étapes principales :

- 1) Définir le système de classification et créer des zones d'entraînement (ROI) ;
- 2) Calculer les statistiques de l'image ;
- 3) Entraîner le classificateur d'images (construire le modèle);

³ <https://www.orfeo-toolbox.org/>

- 4) Créer une classification d'image ;
- 5) Créer une mosaïque de classification.

III.2.2.1 Définir le système de classification et créer des zones d'entraînement (ROI)

La méthode de classification supervisée implique la délimitation de zones d'entraînement (ROI – Region of Interest) représentant les différentes classes à cartographier pour calibrer l'algorithme de classification.

La première étape consiste donc à définir l'ensemble des classes stables et de changement pouvant potentiellement apparaître lors du processus de classification et de leur attribuer un label unique (chiffre entier). L'Annexe VI.2 reprend l'ensemble des 64 classes potentielles répondant aux objectifs de notre étude. Bien qu'elle fasse partie de la classe forêt (F), la signature spectrale de la mangrove (M) étant particulièrement distincte des forêts en général, celle-ci a été considérée comme une classe à part entière afin d'éviter d'éventuels problèmes de confusion lors du processus de classification semi-automatique. L'ensemble des classes hors forêt sont rassemblées dans la classe Non-forêt (NF), à l'exception de la classe eau (W) que l'on distingue. Les changements au sein de la classe eau étant généralement faibles et d'un intérêt limité pour notre analyse, celle-ci est considérée stable pour ne pas alourdir davantage les traitements.

Lorsque le système de classification a été défini, les ROIs sont numérisés et labellisés à partir d'une couche vecteur dans QGIS. La numérisation des ROIs est l'étape la plus cruciale du processus de classification. C'est elle qui déterminera principalement la qualité des résultats obtenus. Les ROI doivent être numérisés de manière fiable et précise par photo-interprétation des images composites Landsat correspondantes aux différentes dates pivot, à savoir 2000, 2005, 2010, 2015 et 2019 (Figure 13). Il est donc important pour les opérateurs de posséder une expérience dans le domaine, de connaître la zone et de se calibrer entre eux afin d'assurer une bonne cohérence des résultats. Pour s'assurer de cela, des ateliers de travail sur ordinateur au LOFM et des visites de terrain ont été réalisées dans les quatre écorégions de Madagascar afin de permettre aux opérateurs d'échanger et de comparer les images Landsat à la réalité terrain.

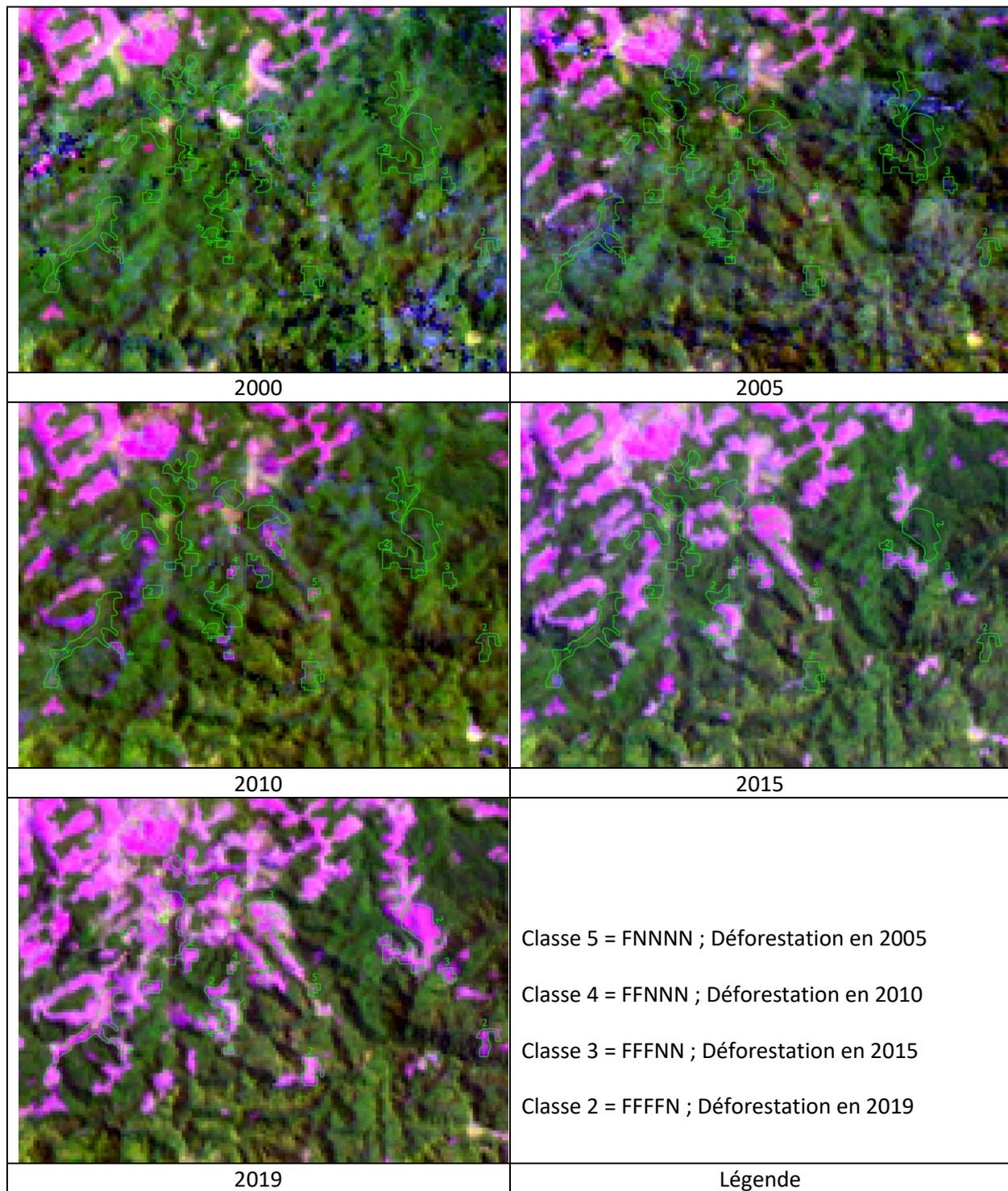


Figure 13 : Illustration de zones d'entraînement (ROI) de changement numérisées et labellisées à partir de la série temporelle d'images composites Landsat

Les ROIs doivent également être suffisamment nombreux et représentatifs de chaque classe pour permettre à l'algorithme d'extraire des statistiques fiables suffisantes afin de discriminer chaque classe avec le niveau de confiance le plus élevé possible. Dans le cas où certaines classes n'étaient pas suffisamment représentées au sein de la zone, celles-ci ont été écartées du processus de classification automatique afin d'éviter des confusions entre classes, engendrées par un manque

de données statistiques. Ces classes ont alors été numérisées manuellement dans un second temps, lors de l'étape de post-traitement. La classification semi-automatique d'image étant un processus itératif, les ROIs ont été analysés, corrigés et complétés à plusieurs reprises jusqu'à l'obtention d'un résultat satisfaisant.

III.2.2.2 Calculer les statistiques de l'image

Cette application disponible dans l'OTB calcule une moyenne globale et un écart type pour chaque bande composant l'image multi-spectrale et enregistre les résultats dans un fichier XML. Le XML de sortie est destiné à être utilisé en tant qu'entrée pour l'application 'Train Images Classifier' (entraînement du classificateur d'image) afin de normaliser les échantillons avant l'apprentissage.

III.2.2.3 Entraîner le classificateur d'images

Comme pour l'étude sur l'occupation des terres dans la zone PREAA, l'algorithme de classification d'image Random Forest (RF) a été sélectionné pour cette étude. RF de Breiman (2001) est une méthode d'apprentissage d'ensemble bien connue pour ses bonnes capacités prédictives de l'occupation des terres (Gislason et al., 2006) et largement utilisée dans la littérature en télédétection au cours des dernières décennies. C'est un algorithme de classification supervisée non paramétrique qui combine un algorithme d'arbres de décision et une technique d'agrégation (bagging). Il construit une multitude d'arbres de décision par tirage aléatoire d'observation (pixels) et de variables. L'affectation de la classe finale est réalisée par vote majoritaire à partir de l'ensemble des arbres.

La mise en œuvre de RF nécessite le réglage de quatre paramètres : (1) K, le nombre maximum d'arbres; (2) m, le nombre de caractéristiques sélectionnées au hasard sur chaque nœud; (3) max_depth, la profondeur maximale de chaque arbre; et (4) min_samples, le nombre minimal d'échantillons par nœud. Dans le cadre de notre étude, les valeurs par défaut renseignées par l'OTB sont adaptées sur base des conclusions de l'étude de Pelletier et al. (2016) qui compare les performances de l'algorithme sur bases de différents réglages. Le réglage optimal suivant est adopté : (1) K, le nombre maximum d'arbres = 100 ; (2) m, le nombre de caractéristiques sélectionnées au hasard sur chaque nœud = 0; (3) max_depth, la profondeur maximale de chaque arbre = 25; et (4) min_samples, le nombre minimal d'échantillons par nœud = 25.

'Entraîner le classificateur d'images Random Forest' ('Train Images Classifier (rf)') effectue un apprentissage du classificateur à partir de plusieurs paires d'images d'entrée et des ROI créées (voir la section précédente). Les échantillons sont composés de valeurs de pixels dans chaque bande, éventuellement normalisées à l'aide d'un fichier de statistiques XML généré par l'application

'Compute Images Statistics'. En sortie d'entraînement, l'algorithme crée un fichier de modèle contenant la « mémoire » de l'étape d'apprentissage. Dans notre cas, le modèle est construit en limitant le nombre d'échantillons d'entraînement et de validation par classe d'occupation des terres à 1000. Par conséquent, RF utilise la moitié (50%) du jeu de données d'apprentissage pour la calibration et l'autre moitié pour la validation. A partir de ces échantillons de validation (50%), une matrice de confusion est produite et l'algorithme calcule les performances du modèle.

Les performances du modèle sont estimées au niveau global à partir d'un indice de précision de la classification appelé Out-Of-the-Bag (OBB) (Bylander et al., 2002), ainsi que l'indice de performance global appelé Kappa (Cohen et al., 1960). Plus l'indice OOB tend vers zéro et, à l'inverse, plus le coefficient Kappa tend vers 1, plus le modèle est statistiquement performant. Les performances sont également calculées séparément pour chaque classe à partir des indicateurs suivants : la précision (Precision), le rappel (Recall) et le F-score ; La précision est le rapport entre les observations positives correctement prédites et le total des observations positives prédites ; Le rappel est le rapport entre les observations positives correctement prédites et toutes les observations de la classe actuelle ; Et, le F-score est la moyenne pondérée de la précision et du rappel, selon la formule suivante : $2 * (\text{Recall} * \text{Precision}) / (\text{Recall} + \text{Precision})$. Par conséquent, ce score prend en compte à la fois les faux positifs et les faux négatifs. Plus ces indicateurs tendent vers 1, plus le modèle est statistiquement bon pour la classe considérée.

III.2.2.4 Créer une classification d'image

Cette application effectue une classification d'image sur la base du fichier de modèle généré par l'application 'Train Images Classifier'. Les pixels de l'image de sortie contiendront les valeurs numériques correspondantes aux classes définies lors de la création des ROI (ex : 1-Forêt, 2-Non-forêt, 3-Eau). Lors de cette étape, un masque de classification peut être introduit pour ne produire la classification que sur une partie du territoire, dans les zones dépourvues de nuages. L'image en sortie contiendra donc des valeurs nulles en zone de nuages. Ces valeurs seront ensuite complétées lors des étapes de post-traitement.

III.2.2.5 Créer une mosaïque de classification

Lorsque les classifications d'image sont produites pour chaque tuile et que celles-ci sont cohérentes entre elles, une mosaïque spatiale est effectuée pour produire la carte du couvert forestier et ses changements de version 1.

III.2.3 Etapes de Post-traitement des données : Vérification et amélioration de la classification

III.2.3.1 Filtrer les résultats de classification

Outre le contrôle qualité qui consiste à vérifier le rendu général de la mosaïque et de s'assurer de l'alignement correct des résultats des différentes tuiles, la première étape de prétraitement a pour objectif de filtrer/tamiser les résultats de classification afin d'éliminer les pixels ou agrégats de pixels isolés tout en respectant l'unité de cartographie minimum de 0,5ha, correspondant à la définition de la forêt pour Madagascar. Cette opération s'effectue dans QGIS à l'aide de la fonction Tamiser (Sieve) en détaillant le seuillage du filtre (6 pixels dans notre cas basé sur la résolution des images Landsat, ce qui implique que tous les objets inférieur ou égal à 5 pixels sont filtrés) et le niveau de connectivité entre les pixels (4 dans notre cas).

III.2.3.2 Amélioration des résultats de classification bruts

Les résultats tamisés de la classification semi-automatique de version 1 sont ensuite vérifiés et ajustés visuellement à l'aide des images composites Landsat correspondantes et de l'ensemble des données ancillaires disponibles. Cette opération peut s'effectuer de différentes manières selon les besoins. Les corrections peuvent se faire dans QGIS directement à partir du format raster ou après vectorisation des résultats, soit sur la couche globale, soit sur des sous-parties permettant l'édition simultanée de différentes tuiles. Dans le cadre de cette étude, vu l'implication de différents opérateurs, la deuxième option a été privilégiée.

III.2.3.3 Remplissage des zones de « no data » résiduelles

A l'issue des travaux de classification, les éventuelles zones de « no data » restantes pour cause de couverture nuageuse persistante au sein de la série temporelle des images sont comblées par photo-interprétation ou traitement semi-automatique d'images satellites complémentaires sur la zone (Sentinel-2, ASTER, Landsat), soit à partir de données ancillaires. Ces dernières peuvent être des données cartographiques existantes à l'échelle nationale ou des produits globaux tels que les [données de changement du couvert forestier 2000-2019 de Hansen/UMD/Google/USGS/NASA](#) disponibles en téléchargement libre sur le site de Global Forest Watch.

III.3. Méthode de contrôle et d'évaluation de la qualité

Les valeurs réelles de l'évolution du couvert forestier varient des valeurs pouvant être extraites directement des travaux de classification. Ces valeurs réelles peuvent être estimées après une évaluation de l'exactitude et la création d'une matrice d'erreur de classification (Olofsson et al.,

2013). Le principe sous-jacent de l'évaluation de l'exactitude est qu'il compare la classification cartographiée à des données de référence de qualité supérieure, collectées selon une approche basée sur des échantillons. Les données de référence de meilleure qualité peuvent être issues de données collectées au sol, mais comme ces dernières sont coûteuses et fastidieuses à collecter, elles sont plus souvent obtenues par imagerie satellite ou photographie aérienne à plus fine résolution spatiale que les données utilisées pour créer la classification.

La conception et la mise en œuvre de l'évaluation de l'exactitude et de l'estimation des surfaces réelles de la carte nationale de suivi de l'évolution du couvert forestier entre 2000 et 2019 est basée sur les recommandations de bonnes pratiques de la FAO (FAO, 2016), elles-mêmes basées sur les travaux de Olofsson et al. (2014). Lorsque la carte est finalisée, la méthode d'évaluation se décline en trois étapes : le plan d'échantillonnage (« Sampling design »), la conception de la réponse (« Response design ») et l'analyse (« Analysis »).

III.3.1 Finalisation de la carte

La première étape est un contrôle général de la qualité des données cartographiques. Avant de procéder à l'évaluation de l'exactitude des données de couvert forestier, les données cartographiques doivent être considérées comme définitives.

III.3.2 Plan d'échantillonnage

Le plan d'échantillonnage est le protocole de sélection du sous-ensemble d'unités spatiales (pixels ou polygones, par exemple) qui constituera la base de l'évaluation de l'exactitude. Pour choisir un plan d'échantillonnage, il faut prendre en compte les objectifs spécifiques de l'évaluation de l'exactitude et dresser une liste priorisée des critères de conception souhaitables. Dans le cas de notre étude, pour s'assurer qu'aucune classe rare/plus petite ne soit manquée ou sous-représentée, une approche d'échantillonnage aléatoire stratifié est mise en œuvre.

L'échantillonnage aléatoire stratifié est un plan d'échantillonnage probabiliste, facile à mettre en œuvre et couramment utilisé par la communauté de la télédétection dans l'évaluation de l'exactitude (voir Cakir, Khorram et Nelson, 2006; Huang et al., 2010; Mayaux et al., 2006; Olofsson et al., 2011). Le principal objectif de la stratification est d'assurer une représentation suffisante des classes rares, c'est-à-dire les classes qui ne représentent qu'une faible proportion de la zone d'intérêt. C'est souvent le cas pour les classes de changement mais cela peut être le cas également pour une analyse à une date. La stratification permet dans ce cas de définir un nombre suffisant d'échantillons dans ces classes rares afin de diminuer l'erreur type pour l'estimation de l'exactitude de l'utilisateur.

Concernant la taille de l'échantillon, celle-ci doit être représentative de la population, du nombre d'unités spatiales (pixels), le rendant suffisamment grand pour obtenir des estimations fiables, mais aussi petit que possible afin de réduire le temps d'analyse, et par conséquent les coûts. La détermination de la taille de cet échantillon est une science inexacte, car elle dépend d'informations précises et géographiques inconnues avant l'évaluation. Toutefois, une approximation de l'exactitude et des informations de surfaces peuvent être utilisées pour le calcul de la taille de l'échantillon. Bien qu'il existe des formules permettant de calculer la taille globale de l'échantillon et sa distribution, il appartient à l'utilisateur de décider du meilleur moyen de déterminer la taille de l'échantillon. Pour notre étude, l'équation de Cochran (1977) suivante sera utilisée pour calculer la taille d'échantillon globale adéquate pour l'échantillonnage aléatoire stratifié, qui peut ensuite être répartie entre les différentes classes :

$$n = \frac{(\sum W_i S_i)^2}{[S(\hat{O})]^2 + (1/N)\sum W_i S_i^2} \approx \left(\frac{\sum W_i S_i}{S(\hat{O})} \right)^2$$

Où, N est le nombre d'unités dans la zone d'intérêt (nombre de pixels globaux si l'unité spatiale est un pixel), S(\hat{O}) est l'erreur type de l'exactitude globale estimée que nous souhaitons obtenir, W_i est la proportion de surface cartographiée pour la classe i, et S_i est l'écart type de la classe i.

Équation 1 : Calcul de la taille de l'échantillon global représentatif pour la réalisation du plan d'échantillonnage stratifié (Cochran, 1977)

La taille globale de l'échantillon résultant de ce calcul peut ensuite être répartie entre les classes de plusieurs manières, soit par répartition égale, soit par répartition proportionnelle. Dans la répartition égale, la taille globale de l'échantillon est répartie de manière égale entre les classes. Dans la répartition proportionnelle, la taille globale de l'échantillon est distribuée proportionnellement selon la superficie des classes, de sorte que les classes rares reçoivent une petite proportion de la taille totale de l'échantillon. La stratification étant utilisée pour les classes rares, il est nécessaire de s'assurer qu'il y ait un nombre suffisant d'échantillons dans chaque classe. On s'assurera donc que chaque classe possède un minimum de 20 à 100 échantillons (Congalton et Green, 2008).

Pour effectuer le calcul de la taille globale de l'échantillon, le tableur Excel⁴ proposé par FAO (2016) et basé sur l'équation de Cochran est utilisé. Lorsque la taille et la distribution des échantillons ont été définis sur base des résultats de classification, les points aléatoires sont générés dans QGIS.

⁴ https://www.dropbox.com/s/wsihmldebjc024/sample_size_stratified_simple_random.xlsx?dl=0

III.3.3 Conception de la réponse

La conception de la réponse définit comment déterminer si la classification et les données de référence sont en accord ou non. Elle établit ainsi des sources de données de référence à comparer avec des données cartographiques, en supposant que la classification de référence est suffisamment plus précise que la classification produite.

Il existe diverses sources de données de référence, allant des visites de terrain à l'utilisation de l'imagerie satellitaire. Dans tous les cas, la qualité de la classification de référence doit être supérieure à celle de la carte produite, ce qui peut être garanti de deux manières : i) Les données de références doivent être de meilleure qualité (meilleure résolution spatiale ou radiométrique) que les données utilisées pour réaliser la carte, ou ii) dans le cas où les mêmes données sources sont utilisées, la méthode de classification utilisée pour produire les données de référence doit être plus précise. Ceci peut par exemple se faire en procédant à une interprétation visuelle des images comparée à un processus de classification automatique. De plus, les données de référence doivent coïncider dans le temps avec la carte évaluée, ce qui signifie par exemple que si une carte de l'évolution du couvert forestier est réalisée entre les années 2000 et 2005, les données de référence devraient alors être celles de l'année 2000 et 2005 afin de ne pas biaiser l'évaluation.

Après avoir été générés dans QGIS, les points d'échantillonnage sont importés dans Google Earth via Open Foris Collect Earth, utilisé par les techniciens du LOFM pour produire notamment le Niveau d'émission de référence des forêts (NERF) pour Madagascar. Ce plugin Google Earth permet au praticien d'évaluer visuellement la couverture ou l'utilisation des terres des échantillons avec les données disponibles gratuitement dans les archives de Google Earth, Google Earth Engine et les cartes Bing. En cliquant sur un échantillon, une fenêtre s'ouvre permettant de sélectionner la classe, d'affecter le degré de certitude de l'utilisateur à la classification et d'ajouter un commentaire (facultatif).

III.3.4 Protocole d'analyse

Le protocole d'analyse spécifie comment traduire les informations contenues dans la comparaison des données cartographiques et des données de référence en estimation de l'exactitude et des surfaces, et comment quantifier l'incertitude qui leur est associée. La plupart des calculs sont basés sur la matrice d'erreur (également appelée matrice de confusion), qui contraste les résultats cartographiques avec les données de référence.

La matrice d'erreur est un tableau croisé simple des classes attribuées par la carte par rapport aux classes attribuées par les données de référence (issues de l'analyse des points

d'échantillonnage). Elle organise les données d'échantillon acquises d'une manière qui résume les résultats clés et facilite l'estimation de l'exactitude et de la surface. La diagonale principale de la matrice met en évidence les classifications correctes, tandis que les éléments hors diagonale indiquent les erreurs d'omission et de commission. L'erreur de commission est la mesure complémentaire de l'exactitude de l'utilisateur (« User's accuracy – UA » en anglais), calculée en soustrayant 100 % de l'exactitude de l'utilisateur pour chaque classe. L'erreur de commission, calculée pour chacune des classes de la carte, est la probabilité que la classe identifiée sur la carte soit identique à la classe fournie par les données de référence. L'erreur d'omission est la mesure complémentaire de l'exactitude du producteur (« Producer's accuracy – PA » en anglais), calculée en soustrayant 100 % de l'exactitude du producteur pour chaque classe. L'erreur d'omission, calculée pour chacune des classes de carte, est la probabilité que la classe identifiée dans les données de référence soit identique à la classe fournie par la carte.

Les valeurs absolues contenues dans la matrice d'erreur basées sur l'échantillon, n_{ij} , peuvent être converties en proportions de surfaces estimées (voir tableau 1) avec l'Équation 2 lorsque les strates correspondent aux classes de la carte si un échantillonnage aléatoire simple, systématique simple ou aléatoire stratifié a été utilisé.

$$\hat{p}_{ij} = W_i \frac{n_{ij}}{n_i}$$

Où, W_i est la proportion de la zone classée dans la classe i et peut être calculé en divisant le nombre de pixels par strate par le nombre total de pixels.

Équation 2 : Proportions de surfaces estimées

		Reference				
		Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Total
Map	Class 1	p_{11}	p_{12}	p_{13}	p_{14}	$p_{1.}$
	Class 2	p_{21}	p_{22}	p_{23}	p_{24}	$p_{2.}$
	Class 3	p_{31}	p_{32}	p_{33}	p_{34}	$p_{3.}$
	Class 4	p_{41}	p_{42}	p_{43}	p_{44}	$p_{4.}$
	Total	$p_{.1}$	$p_{.2}$	$p_{.3}$	$p_{.4}$	1

Tableau 2 : Matrice d'erreur normalisée par la surface pour quatre classes. Les données d'entrées (p_{ij}) représentent les proportions de surface

Les mesures de l'exactitude sont directement dérivées de la matrice d'erreur et rapportées avec leurs intervalles de confiance respectifs. Ils incluent l'exactitude globale, l'exactitude de l'utilisateur et l'exactitude du producteur. L'exactitude globale est la proportion de la carte classée correctement, et fait donc référence à la probabilité qu'une zone sélectionnée de manière aléatoire sur la carte soit classée correctement (Équation 3). L'exactitude de l'utilisateur correspond à la proportion de la zone classée dans la classe i qui est également la classe i dans les données de

référence. Il donne aux utilisateurs la probabilité qu'une zone particulière de la carte de la classe i soit également cette classe sur le terrain (Équation 4). L'exactitude du producteur est la proportion de la zone qui est la classe de référence j et est également la classe j sur la carte. C'est la probabilité que la classe j sur le terrain soit cette même classe sur la carte (Équation 5).

$$A = \sum_{j=1}^q p_{jj}$$

Équation 3 : Exactitude globale

$$U_i = p_{ii}/p_{i.}$$

Équation 4 : Exactitude de l'utilisateur

$$P_j = p_{jj}/p_{.j}$$

Équation 5 : Exactitude du producteur

Pour les trois mesures d'exactitude, les intervalles de confiance doivent également être dérivés. La formule de la variance est présentée dans les équations 5, 6 et 7 d'Olofsson et al. (2014), et l'intervalle de confiance à 95 % peut être calculé en multipliant la racine carrée de la variance par 1,96.

Au-delà des mesures d'exactitude, FAO (2016) recommande également d'utiliser les informations contenues dans la matrice d'erreur normalisée pour estimer les surfaces de chaque classe, telle que la déforestation, et leur intervalle de confiance. Les données de référence peuvent être utilisées pour ajuster l'estimation de la surface obtenue à partir de la carte. Il est recommandé de baser cette estimation sur la $p_{.k}$, la proportion de surface dérivée de la classification de référence, car contrairement à $p_{k.}$, la proportion cartographiée en tant que classe k , il devrait avoir un biais moins important. $p_{k.}$ est le total de la colonne de la classe de référence k dans la matrice d'erreur (Équation 6)

$$\hat{p}_{.k} = \sum_{j=1}^q \hat{p}_{jk}$$

Équation 6 : Calcul de $p_{.k}$ pour ajuster l'estimation de la surface cartographiée

L'écart-type de cet ajustement peut être calculé à l'aide des équations 10 et 11 de (Olofsson et al., 2014), et l'intervalle de confiance à 95 % est obtenu en multipliant l'erreur type par 1,96.

IV.1. Classes retenues

Parmi les 64 combinaisons potentielles de changement ou non définies au départ, seules 20 classes ont été identifiées et classifiées dans un premier temps (Tableau 3). Toutefois, le faible niveau d'exactitude de certaines classes de changement a nécessité de limiter ce nombre. En effet, les résultats de la première analyse d'exactitude ont révélé un niveau élevé d'erreur de commission et d'omission pour les classes de gain de forêt (classes 7 à 10), de perte de mangrove (35 à 38) et de gain de mangrove (39 à 42), qui se sont traduits par des niveaux d'exactitude de l'utilisateur (UA) et du producteur (PA) proches ou inférieurs à 50%.

Après analyse, ces erreurs étant principalement dues à une confusion au niveau de la date de changement tout en reflétant un même phénomène, il a été convenu d'agréger ces classes en une. Par conséquent, les classes 7 à 10 ont été rassemblées en une classe 66 (gain de forêt), les classes 35 à 38 en une classe 77 (perte de mangrove), les classes 39 à 42 en une classe 88 (gain de mangrove). Ces classes décrivent ainsi le même phénomène avec un niveau de confiance renforcé sans toutefois fournir de détail sur la date de son apparition, à l'image de la classe « gain de forêt » des données Global Forest Watch. S'agissant de classes de changement largement sous-représentées, cette agrégation est opportune.

Label	2000	2005	2010	2015	2019	
1	F	F	F	F	F	
2	F	F	F	F	N	
3	F	F	F	N	N	
4	F	F	N	N	N	
5	F	N	N	N	N	
6	N	N	N	N	N	
7	N	F	F	F	F	66
8	N	N	F	F	F	
9	N	N	N	F	F	
10	N	N	N	N	F	
33	W	W	W	W	W	
34	M	M	M	M	M	
35	M	M	M	M	N	77
36	M	M	M	N	N	
37	M	M	N	N	N	
38	M	N	N	N	N	
39	N	M	M	M	M	88
40	N	N	M	M	M	
41	N	N	N	M	M	
42	N	N	N	N	M	

Tableau 3 : Classes identifiées pour le suivi du couvert forestier national

En conclusion, les résultats de classification distinguent les 11 classes suivantes :

#	Code	Nomenclature	Description
1	1	FFFFF	Forêt
2	2	FFFFN	Déforestation 2019
3	3	FFFNN	Déforestation 2015
4	4	FFNNN	Déforestation 2010
5	5	FNNNN	Déforestation 2005
6	6	NNNNN	Non-forêt
7	33	WWWWW	Eau
8	34	MMMMM	Mangrove
9	66	NFFFF; NNFFF; NNNFF; NNNNF	Gain de forêt
10	77	MMMMN; MMMMN; MMNNN; MNNNN	Perte de mangrove
11	88	NMMMM; NNMMM; NNNMM; NNNNM	Gain de mangrove

Tableau 4 : Classes retenues pour le suivi du couvert forestier national

IV.2. Cartographie de l'évolution du couvert forestier à l'échelle nationale

IV.2.1 Carte de suivi de la déforestation

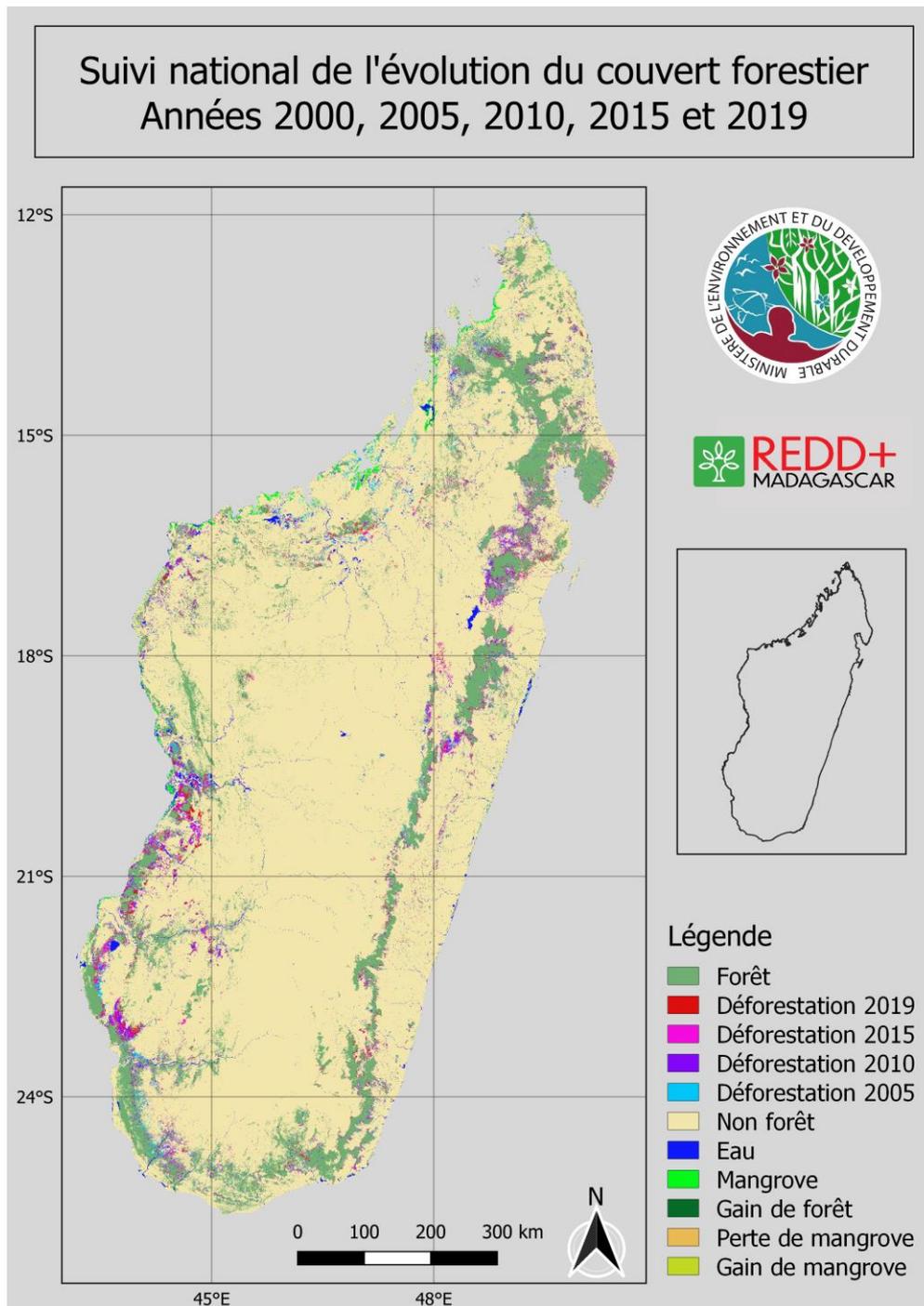


Figure 14 : Carte de suivi de l'évolution du couvert forestier 2000, 2005, 2010, 2015 et 2019

IV.2.2 Statistiques et évaluation de l'exactitude de la carte

IV.2.2.1 Plan d'échantillonnage et matrice de confusion

L'annexe VII.3 fournit le détail des résultats du calcul du plan d'échantillonnage qui, selon les paramètres intégrés dans l'équation de Cochran, indiquait un minimum nécessaire de 3646 points d'échantillons pour réaliser une analyse représentative. Afin de renforcer l'analyse et d'assurer un nombre représentatif minimum d'échantillon par classe, celui-ci a été élargi à 5040 points distribués de manière aléatoire selon le plan stratifié repris au à la Figure 15.

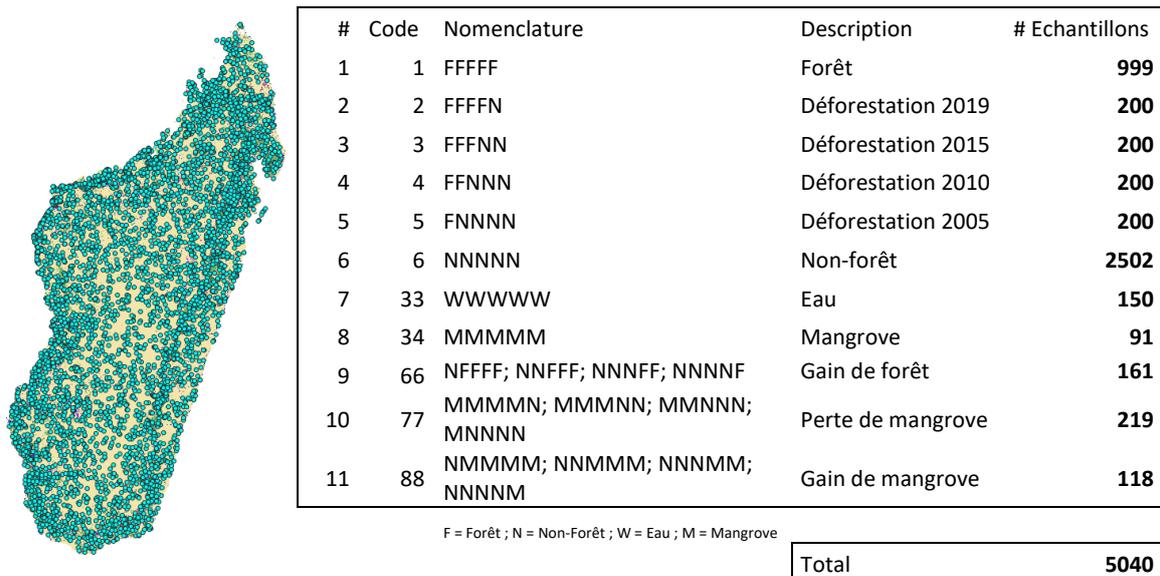


Figure 15 : Stratification des échantillons de points destinés à l'évaluation de l'exactitude de la carte de suivi du couvert forestier

Après analyse de ces échantillons, la matrice d'erreur suivante a pu être générée, nous permettant ensuite d'évaluer le niveau exactitude des résultats. Elle compare, en ligne, les résultats cartographiques et, en colonne, les résultats des données de référence, à savoir l'analyse des échantillons par photo-interprétation.

Code Classification	Code QA (photo-interprétation)													Total
	1	2	3	4	5	6	15	33	34	61	66	77	88	
1	969	1	1	1	0	27	0	0	0	0	0	0	0	999
2	20	174	1	0	0	5	0	0	0	0	0	0	0	200
3	3	1	190	1	1	4	0	0	0	0	0	0	0	200
4	23	4	3	159	2	8	0	0	0	0	1	0	0	200
5	17	4	2	6	156	14	1	0	0	0	0	0	0	200
6	33	2	6	3	1	2454	0	2	1	0	0	0	0	2502
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
33	1	1	0	0	0	3	0	145	0	0	0	0	0	150
34	10	0	0	0	0	1	0	1	78	0	0	1	0	91
61	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
66	5	0	0	1	0	9	0	0	0	0	146	0	0	161
77	3	1	0	1	2	33	0	7	55	1	0	115	1	219
88	3	0	0	0	0	6	0	5	25	0	0	0	79	118
Total	1087	188	203	172	162	2564	1	160	159	1	147	116	80	

Code	Classe	Nomenclature
1	Forêt	FFFFF
2	Deforestation 2019	FFFFN
3	Deforestation 2015	FFNFN
4	Deforestation 2010	FFNNN
5	Deforestation 2005	FNNNN
6	Non-forêt	NNNNN
15	-	FNNFF
33	Eau	WWWWW
34	Mangrove	MMMMM
61	-	NNMMN
66	Gain de forêt	NFFFF; NNFFF; NNNFF; NNNNF
77	Perte de mangrove	MMMMM; MMMMN; MMNNN; MNNNN
88	Gain de mangrove	NNMMM; NNMMN; NNNMM; NNNNM

Tableau 5 : Matrice d'erreur, comparant, en ligne, les résultats cartographiques et, en colonne, les résultats de l'analyse des 5040 échantillons par photo-interprétation

IV.2.2.2 *Indicateurs statistiques de la qualité des résultats*

Sur base de l'analyse de la matrice de confusion normalisée tenant compte du poids de chaque classe selon sa surface couverte, il ressort que la carte possède une **exactitude globale (« Global accuracy » en anglais) de 97,3% (+/- 0,5%)**. Le Tableau 6 détaille également pour chaque classe l'exactitude du producteur et de l'utilisateur, ainsi que l'écart-type pour un intervalle de confiance de 95% pour chacune.

Classe	Producer Accuracy (PA) (100% - Omission)	PA Uncertainty (%)	User Accuracy (UA) (100% - Commission)	UA Uncertainty (%)
1 Forêt	89,6	2,4	97,0	1,1
2 Deforestation 2019	86,1	8,8	87,0	4,7
3 Deforestation 2015	82,5	9,6	95,0	3,0
4 Deforestation 2010	86,7	9,1	79,5	5,6
5 Deforestation 2005	93,9	7,5	78,0	5,7
6 Non-forêt	99,3	0,2	98,1	0,5
33 Eau	93,3	8,0	96,7	2,9
34 Mangrove	88,3	15,2	85,7	7,2
66 Gain de forêt	59,5	47,2	90,7	4,5
77 Perte de mangrove	83,6	26,8	52,5	6,6
88 Gain de mangrove	90,3	17,2	67,0	8,5

Tableau 6 : Exactitude du producteur (Producer accuracy) et de l'utilisateur (User accuracy) et leur écart-type pour un intervalle de confiance à 95% (Uncertainty) pour les différentes classes

De manière globale, le niveau d'exactitude de la carte est très bon. Toutefois, les résultats varient d'une classe à l'autre.

Comme on pouvait s'y attendre, on retrouve les plus hauts niveaux d'exactitude pour les classes stables/de non changement, telles que les classes de forêt, non-forêt et eau qui possèdent des niveaux d'exactitude de l'utilisateur et du producteur supérieurs ou égaux à 90%, avec de faibles niveaux d'incertitude. La mangrove, qui est une classe plus difficile à cartographier car très

dynamique dans le temps et qui possède des densités de couvert variés, présente des niveaux d'exactitude un peu plus faibles aux alentours de 86% avec une incertitude plus marquée.

Concernant les classes de changement, on retrouve des niveaux d'exactitude contrastés entre les classes de déforestation et les classes gain de forêt, gain de mangrove et perte de mangrove. Les classes de déforestation possèdent des niveaux d'exactitude du producteur qui oscillent entre 83% et 94%, ce qui signifie que les pertes de forêt ont généralement été bien détectées avec un niveau d'omission relativement limité. Concernant l'exactitude de l'utilisateur, bien que les résultats restent satisfaisants, on constate néanmoins des niveaux d'exactitude plus faibles pour les périodes 2000-2005 (78%) et 2005-2010 (79%), ce qui implique une surestimation de la déforestation. Cette surestimation plus marquée de la déforestation pour ces périodes comparées aux périodes plus récentes 2010-2015 et 2015-2019 peut s'expliquer en partie par la plus faible qualité des images composites. La présence d'artefacts dus à la couverture nuageuse persistante et à la qualité des images disponibles dans la série temporelle avait été constatée au départ lors de la production des images composites des années 2000 et 2005 principalement, et 2010 dans une moindre mesure (voir III.2.1.1). Les artefacts modifiant la valeur des pixels au sein des images composites peuvent engendrer la détection de faux changements et influencer ainsi sur les résultats de classification. Pour les années suivantes, l'arrivée des données Landsat 8 a permis d'améliorer la disponibilité et la qualité des données, se reflétant positivement dans la qualité des images composites. Pour les classes gain de forêt, gain de mangrove et perte de mangrove qui sont sous-représentées sur le territoire, on constate des niveaux d'exactitude du producteur ou d'utilisateur sensiblement plus faibles et une incertitude plus élevée malgré l'agrégation des sous-classes tel que décrit précédemment.

Pour compléter l'analyse, il est également intéressant d'évaluer les niveaux d'exactitude basés sur la matrice de confusion non normalisée représentée au Tableau 5, c'est-à-dire ignorant le poids de chaque classe. En ignorant les proportions de surface de chaque classe, le niveau d'exactitude global diminue à 92,6%. Cette différence illustre l'influence de la classe non-forêt dans le résultat précédent basé sur la matrice normalisée car celle-ci couvre plus de 80% du territoire (voir plus bas) et possède un très haut niveau d'exactitude (>98%), ce qui influe positivement le niveau d'exactitude global. Sur base de la matrice non normalisée, le Tableau 7 fournit pour chaque classe les indicateurs de qualité suivants : Précision, Rappel et F-score.

Classe	Precision of class [x] vs all	Recall of class [x] vs all	F-score of class [x] vs all
Forêt	97,0%	89,1%	92,9%
Deforestation 2019	87,0%	92,6%	89,7%
Deforestation 2015	95,0%	93,6%	94,3%
Deforestation 2010	79,5%	92,4%	85,5%
Deforestation 2005	78,0%	96,3%	86,2%
Non-forêt	98,1%	95,7%	96,9%
Eau	96,7%	90,6%	93,5%
Mangrove	85,7%	49,1%	62,4%
Gain de forêt	90,7%	99,3%	94,8%
Perte de mangrove	52,5%	99,1%	68,7%
Gain de mangrove	66,9%	98,8%	79,8%

Tableau 7 : Précision (« Precision » en anglais), Rappel (« Recall » en anglais) et F-score mesurés pour les différentes classes

Cette analyse montre que les classes qui performant le moins sont au sein de la mangrove où l'on retrouve un F-Score de 62% pour la classe stable de mangrove, 69% pour les pertes de mangrove et 80% pour les gains de mangrove. On remarque également que la classe gain de forêt possède de très bonnes statistiques comparées à l'analyse basée sur la matrice normalisée. Ceci reflète très peu d'erreur de classification pour cette classe mais vu sa très faible proportion de surface, la seule erreur d'omission commise pour cette classe au sein de la classe déforestation 2010 engendre une forte incertitude sur l'exactitude du producteur et donc une possible sous-estimation.

IV.2.2.3 Mesure et estimation des surfaces

Le Tableau 8 détaille les surfaces cartographiées pour chacune des classes ainsi que les surfaces ajustées avec leur écart-type extrapolées à partir des indicateurs statistiques issus de l'analyse de la matrice d'erreur normalisée par les surfaces. La Figure 16 qui illustre la couverture des terres montre que les zones de non-forêt domine à plus de 80%, les forêts (mangroves incluses) représentant environ 18% du territoire en 2000 et 13% en 2019.

Classe	Surface cartographiée (ha)	% couverture	Surface « réelle » estimée (ha)	% couverture estimée	Incertitude sur la couverture estimée (%)
Forêt	7 661 442	12,94%	8 296 013	14,01%	0,41%
Deforestation 2019	572 004	0,97%	577 691	0,98%	0,11%
Deforestation 2015	707 809	1,20%	814 996	1,38%	0,17%
Deforestation 2010	715 313	1,21%	655 670	1,11%	0,14%
Deforestation 2005	599 314	1,01%	497 598	0,84%	0,09%
Non-forêt	48 090 445	81,23%	47 492 425	80,22%	0,47%
Eau	599 181	1,01%	620 964	1,05%	0,01%
Mangrove	225 629	0,38%	218 987	0,37%	0,10%
Gain de forêt	5 783	0,01%	8 821	0,01%	0,07%
Perte de mangrove	24 079	0,04%	15 124	0,03%	0,00%
Gain de mangrove	1 523	0,00%	1 130	0,00%	0,01%

Tableau 8 : Surfaces cartographiées et estimation des surfaces ajustées

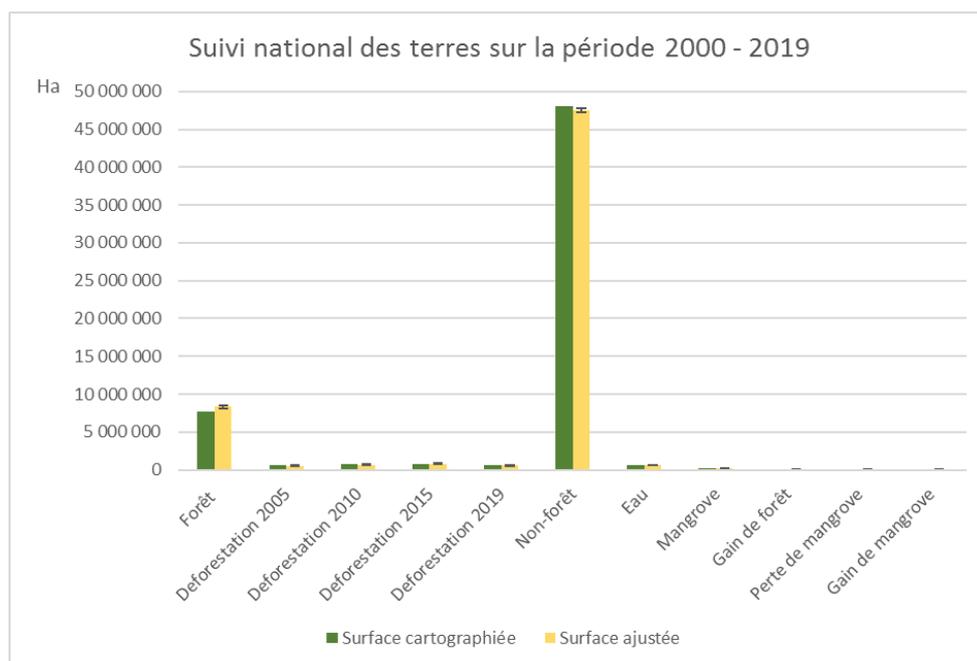


Figure 16 : Couverture des terres à l'échelle nationale au cours de la période 2000-2019

IV.2.2.4 Evolution du couvert forestier

La Figure 17 illustre l'évolution du couvert forestier (mangroves incluses) au cours de la période 2000-2019. Durant cette période le taux de couverture forestière à l'échelle nationale a chuté de 18% à 13%. Ceci correspond à une perte nette de couvert estimée à 2 611 213 ha, ce qui représente environ 25% de la surface forestière initiale en 2000. La Figure 18 illustre les pertes et gains de forêt sur base du Tableau 8 ci-dessus. Elle montre l'augmentation du niveau de déforestation dans le temps au fil des périodes 2000-2005, 2005-2010 et 2010-2015. Sur ces périodes de cinq années, le niveau de déforestation oscille entre 600 000 et 720 000 ha. La dernière période 2015-2019 étant réduite à quatre années au lieu de cinq, celle-ci montre une surface de déforestation plus faible que les périodes précédentes. De ce fait, pour mieux identifier l'évolution de la tendance de déforestation, il est préférable de comparer les taux annuels de déforestation moyens entre les différentes périodes.

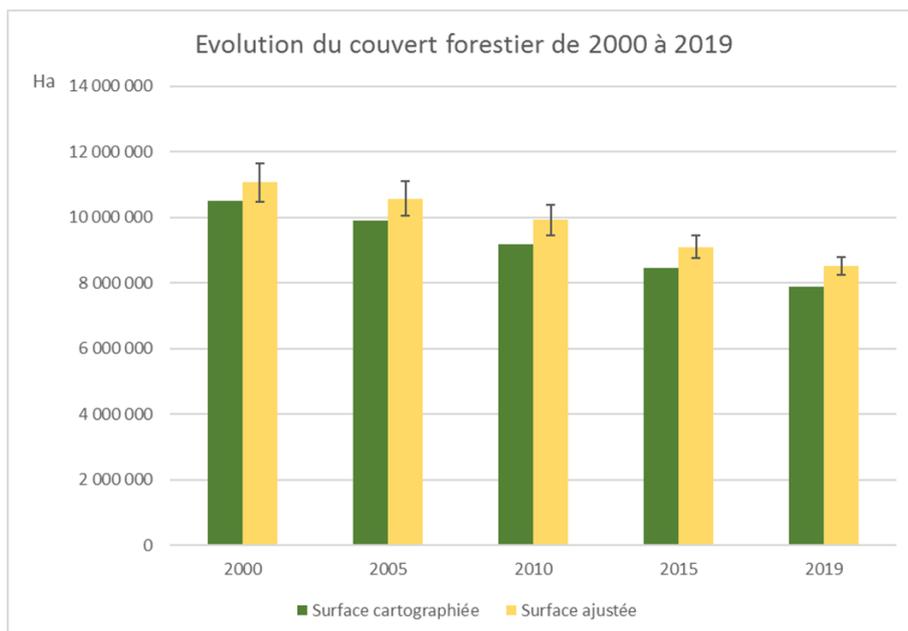


Figure 17 : Evolution du couvert forestier à l'échelle nationale entre 2000 et 2019

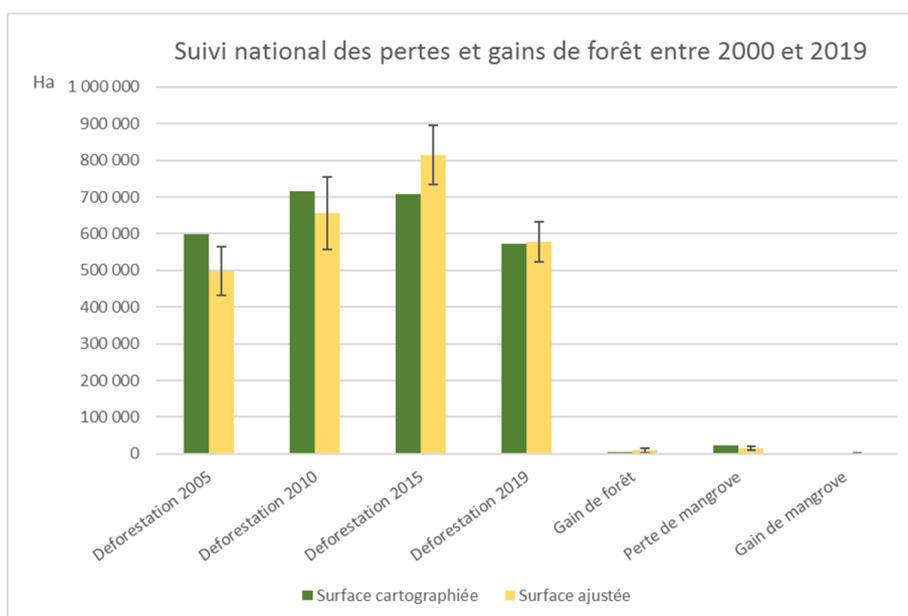


Figure 18 : Pertes et gain de forêt à l'échelle nationale au cours de la période 2000-2005-2010-2015-2019

IV.2.2.5 Taux annuel de déforestation

Le taux annuel de déforestation est calculé à partir de l'équation de Puyravaud (2003) :

$$r = \frac{1}{(t_2 - t_1)} \times \ln \left(\frac{A_2}{A_1} \right)$$

Où A1 et A2 représentent la surface de couvert forestier aux temps t1 et t2, et t2-t1, l'intervalle de temps (en année) entre les deux dates.

Équation 7 : Calcul du taux annuel de déforestation (Puyravaud, 2003).

Les tableaux repris en annexe VII.4 fournissent les taux de déforestation annuels bruts et nets pour les surfaces cartographiées et les surfaces ajustées, ainsi que pour la marge d'erreur supérieure et inférieure sur les surfaces ajustées. De manière générale, les taux annuels de déforestation bruts et nets sont similaires, voire identiques par moment, compte tenu des faibles surfaces couvertes par les classes de gain de forêt. Comme l'illustre la Figure 19, les surfaces cartographiées indiquent un taux annuel de déforestation brut évoluant de manière croissante au fil du temps, c'est-à-dire au cours des périodes 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 et 2015-2019. Le taux annuel de déforestation brut (ou net) évolue de 1,19% (1,18%) pour la période 2000-2005 à 1,77% (1,76%) pour la période 2015-2019. Le taux annuel de déforestation brut (et net) moyen sur l'ensemble de la période 2000-2019 est de 1,51% (1,50%) pour les surfaces cartographiées, ce qui correspond approximativement à la marge d'erreur supérieur pour les surfaces ajustées. Considérant un intervalle de confiance de 95%, le taux annuel de déforestation brut moyen calculé à partir des surfaces ajustées sur l'ensemble de la période 2000-2019 oscille entre 1,27% et 1,48%.

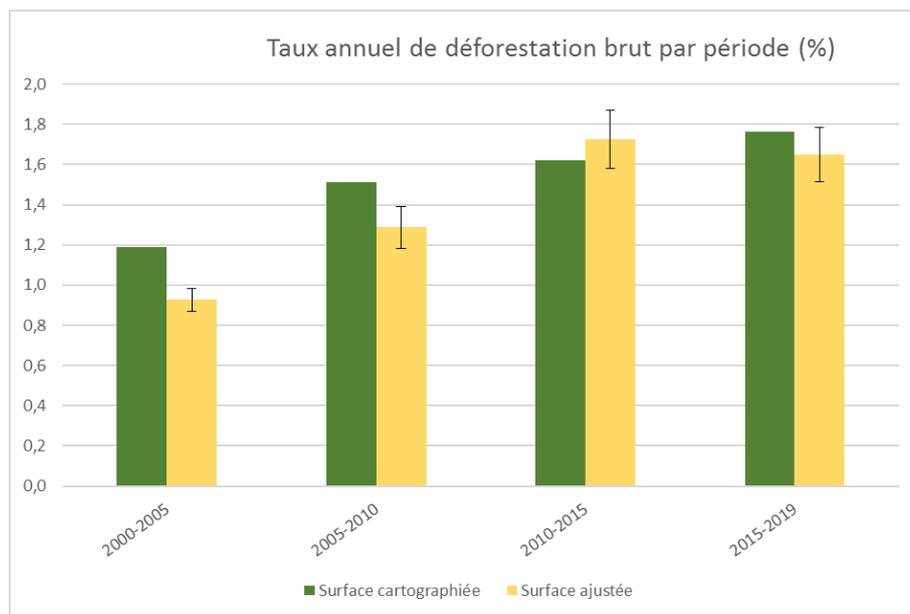


Figure 19 : Taux annuel de déforestation brut pour les périodes 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 et 2015-2019

IV.3. Cartographie de l'évolution du couvert forestier au sein des différentes écorégions

IV.3.1 Atlas cartographique des écorégions

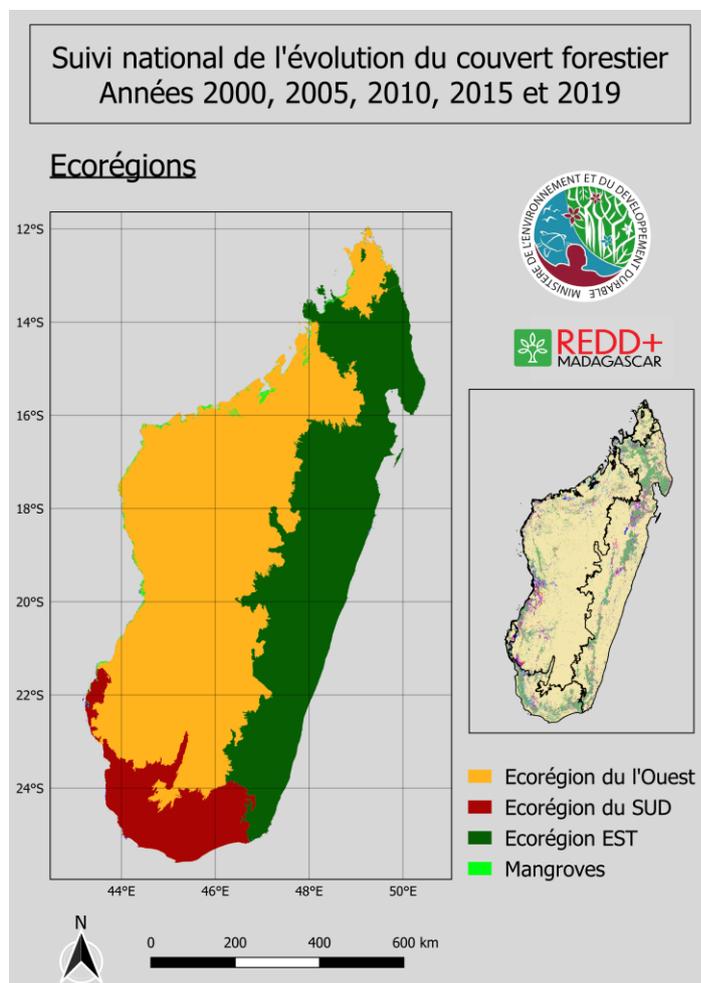


Figure 20: Carte des quatre écorégions de Madagascar

IV.3.2 Surfaces cartographiées et taux de déforestation

Le Tableau 9 ci-dessous fournit le détail des surfaces cartographiées par classe au sein des quatre écorégions. Comme l'illustre la Figure 20, la surface couverte par chaque écorégion varie fortement. Ainsi, l'écorégion des forêts sèches de l'ouest est la plus représentée avec 55,5% des terres, suivie par l'écorégion des forêts humides de l'est qui couvre 34,8%, elle-même suivie par l'écorégion forêts épineuses du sud (9,3%) et l'écorégion des mangroves (0,5%). Le taux de couverture forestière étant différent d'une région à une autre, la distribution des forêts montre une autre tendance. Près de la moitié des forêts à l'échelle nationale se situent au sein de l'écorégion humide de l'est (48% en 2000 et 50% en 2019), un tiers environ au sein de l'écorégion sèche de l'ouest (33% en 2000 et 30% en 2019), un peu moins d'un cinquième au sein de l'écorégion des

forêts épineuses (17% en 2000 et 19% en 2019) et les 2% restant se situent au sein de l'écorégion des mangroves.

Classe	Forêt	Def 2019	Def 2015	Def 2010	Def 2005	Non-forêt	Eau	Mangrove	Gain de forêt	Perte de mangrove	Gain de mangrove
ECOREGIONS	1	2	3	4	5	6	33	34	66	77	88
Ecorégion des forêts épineuses du SUD	1 457 655	51 513	108 487	78 940	85 708	3 644 224	46 505	2 451	0	0	0
Ecorégion des mangroves	3 313	74	131	427	663	86 157	21 930	149 669	0	16 469	744
Ecorégion des forêts humides de l'EST	3 906 893	246 806	337 501	312 284	239 496	15 333 563	172 919	5 514	1 688	478	0
Ecorégion des forêts sèches de l'OUEST	2 285 921	273 488	261 357	323 394	273 198	28 983 008	321 264	52 181	4 091	6 320	722

Tableau 9 : Surfaces cartographiées pour chaque écorégion

Concernant l'évolution des pertes de couvert forestier, les données de déforestation et les taux de déforestation annuels sont repris en détail en Annexe VII.5. Ces résultats sont résumés graphiquement ci-dessous. La Figure 21 montre que les deux écorégions les plus forestées, à savoir les forêts humides de l'est et les forêts sèches de l'ouest, montrent des surfaces totales de déforestation similaires avoisinant 1 137 000 ha au cours de la période 2000-2019. Celles-ci possèdent également les pourcentages de perte de couvert forestier les plus élevés au cours de la période d'analyse. Les forêts de l'écorégion sèche de l'ouest ont le plus souffert de la déforestation avec une diminution de près d'un tiers de leur surface (~33%), ce qui est supérieur à la moyenne nationale qui est de l'ordre de 25% (Figure 22). Quant aux forêts humides de l'est, celles-ci ont subi un niveau de déforestation proche de la moyenne nationale, indiquant une perte de couvert de près d'un quart de leur surface au cours de la période 2000-2019. Comparativement, les forêts des écorégions sud et des mangroves ont subi des pourcentages de perte de couvert forestier moins élevés, respectivement de 18% et 10% environ au cours de la même période.

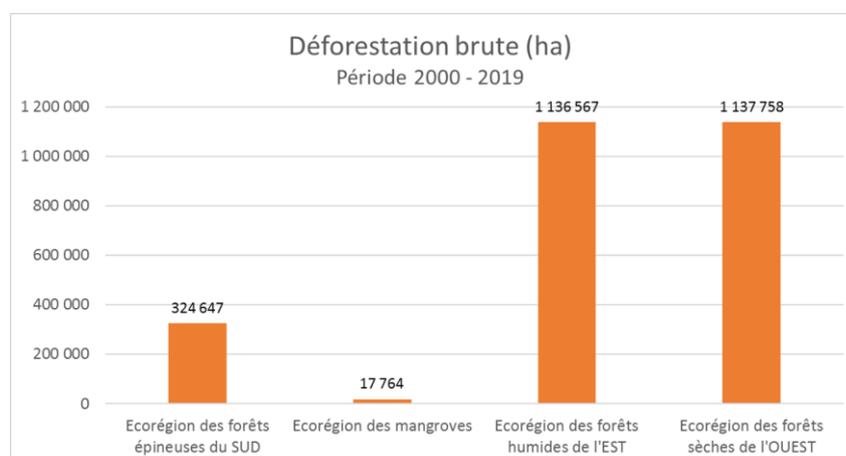


Figure 21 : Déforestation brute totale par écorégion au cours de la période 2000-2019

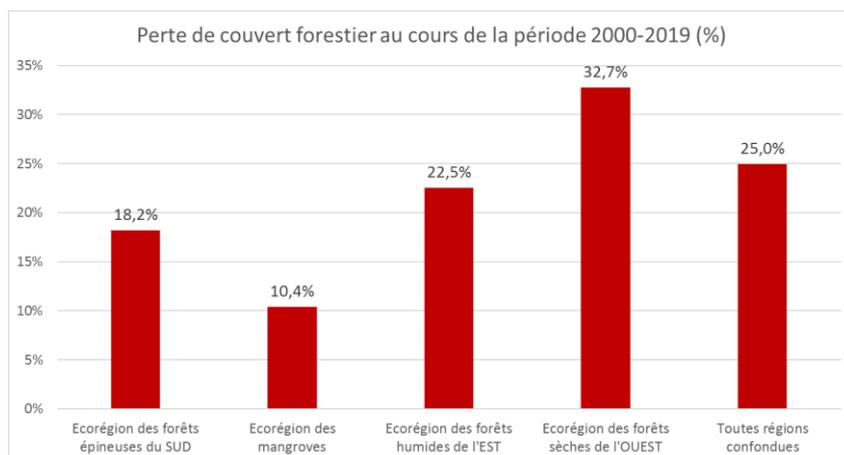


Figure 22 : Pourcentage de perte de couvert forestier par écorégion au cours de la période 2000-2019

Afin de comparer au mieux, les niveaux de déforestations au sein des différentes écorégions, il est utile de comparer les taux annuels de déforestation. La Figure 23 confirme la tendance générale exprimée ci-dessus. Le taux annuel de déforestation brut de l'écorégion sèche de l'ouest au cours de la période 2000-2019 se situe autour de 2%, ce qui est supérieur à la moyenne nationale de 1,5%. Par ailleurs, la Figure 24 nous montre que le taux annuel de déforestation suit une tendance à la hausse depuis 2000 jusqu'à aujourd'hui pour la région sèche de l'ouest, ainsi que pour la région humide de l'est. Ceci est particulièrement marquant pour la région sèche de l'ouest où l'on constate une forte augmentation récente du taux annuel de déforestation, passant de 1,9% sur la période 2010-2015 à près de 2,8% sur la dernière période 2015-2019.

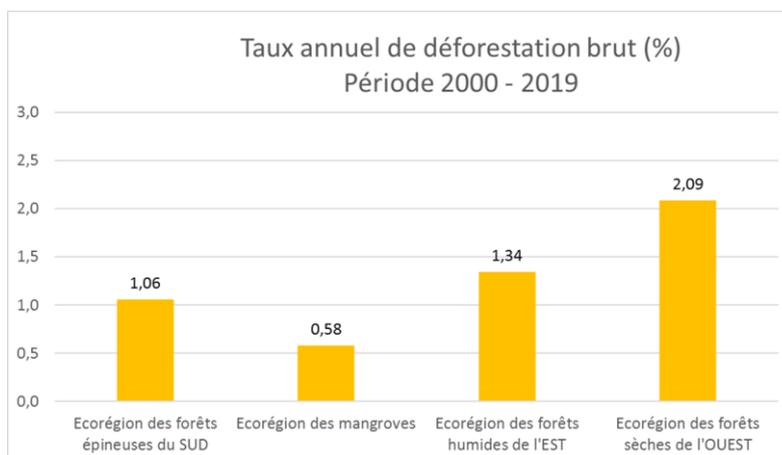


Figure 23 : Taux annuel de déforestation brut moyen par écorégion au cours de la période 2000-2019

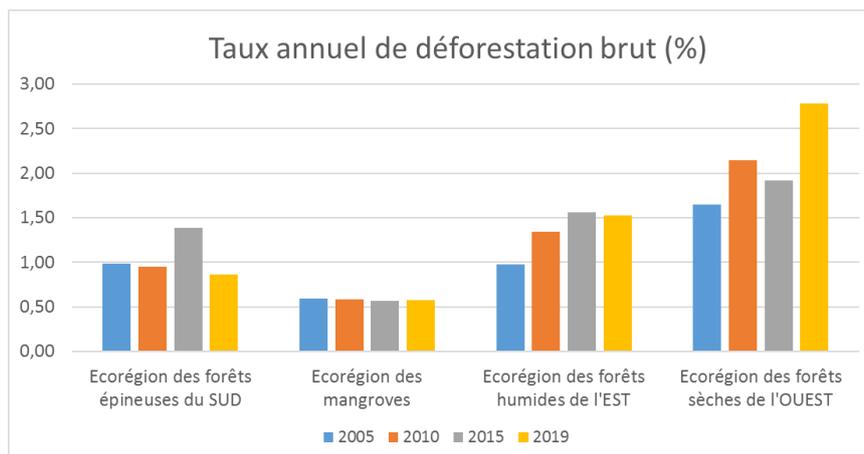
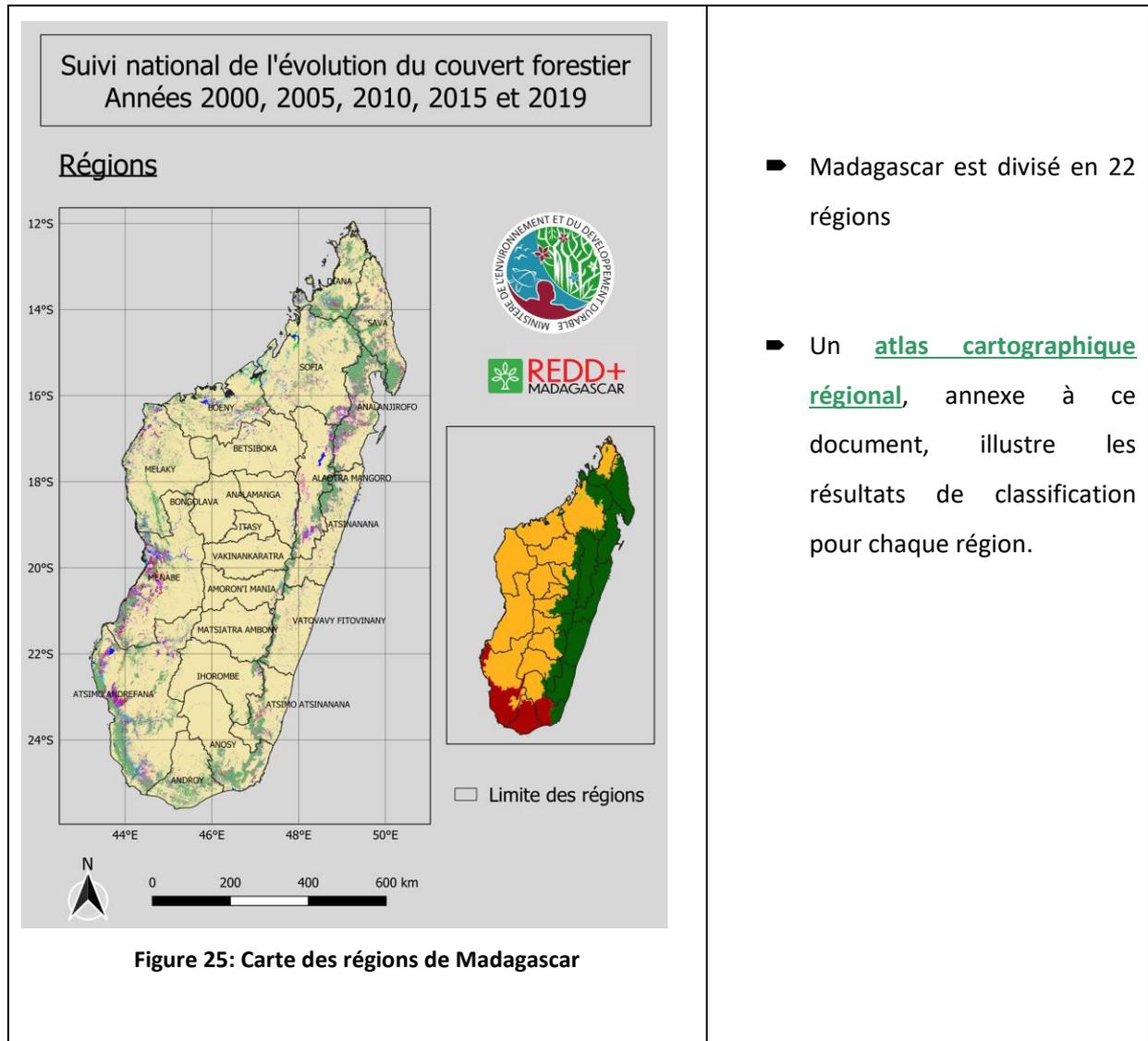


Figure 24 : Taux annuel de déforestation brut par écorégion pour les périodes 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 et 2015-2019

IV.4. Cartographie de l'évolution du couvert forestier à l'échelle régionale

IV.4.1 Atlas cartographique régional



IV.4.2 Surfaces cartographiées et taux annuel de déforestation

Le Tableau 10 ci-dessous fournit le détail des surfaces cartographiées par classe au sein des vingt-deux écorégions.

Classe	Forêt	Def 2019	Def 2015	Def 2010	Def 2005	Non-forêt	Eau	Mangrove	Gain de forêt	Perte de mangrove	Gain de mangrove
REGIONS	1	2	3	4	5	6	33	34	66	77	88
ALAOIRA MANGORO	367 692	32 742	70 233	54 507	35 082	2 157 570	35 631	0	318	0	0
AMORON'IMANIA	48 366	3 206	4 740	5 176	6 813	1 578 331	3 218	0	61	0	0
ANALAMANGA	42 783	2 098	6 359	6 035	6 574	1 661 990	10 272	0	0	0	0
ANALANJIROFO	758 844	60 934	82 964	56 996	36 913	1 179 929	24 868	158	381	0	0
ANDROY	373 630	8 496	18 815	12 918	14 599	1 444 126	4 144	0	0	0	0
ANOSY	463 476	18 164	20 913	19 998	11 633	2 411 288	18 085	0	0	0	0
ATSIMO ANDREFANA	1 249 455	78 956	139 489	143 517	89 222	4 881 870	84 236	7 788	0	0	0
ATSIMO ATSIANANA	266 510	27 627	19 236	16 760	11 286	1 303 663	11 529	0	0	0	0
ATSIANANA	367 507	18 104	25 172	23 612	24 113	1 736 960	35 779	0	26	0	0
BETSIBOKA	66 342	3 692	2 726	3 672	5 000	2 850 766	30 435	0	6	0	0
BOENY	267 107	44 647	29 316	24 119	76 355	2 413 767	61 047	67 207	3 430	7 747	615
BONGOLAVA	24 441	284	344	26	114	1 760 842	3 915	0	0	0	0
DIANA	569 714	20 404	28 900	34 752	36 903	1 258 689	16 824	46 209	0	2 513	0
IHOROMBE	140 102	7 986	2 490	5 612	4 129	2 444 016	4 470	0	0	0	0
ITASY	164	1	7	4	35	651 306	4 547	0	0	0	0
MATSIATRA AMBONY	54 428	6 250	5 424	3 045	6 249	2 009 652	5 950	0	489	0	0
MELAKY	497 944	32 877	17 618	75 289	22 426	3 336 192	55 303	32 409	426	8 949	459
MENABE	581 775	117 866	110 401	105 366	67 820	3 817 959	87 631	24 328	0	1 608	0
SAVA	766 989	37 967	40 538	50 938	21 124	1 445 849	20 660	2 824	22	19	0
SOFIA	544 996	35 503	69 362	57 466	109 336	4 193 250	54 565	44 705	306	3 244	449
VAKINANKARATRA	25 341	424	1 120	1 729	5 440	1 728 131	3 830	0	166	0	0
VATOVAVY FITOVINANY	183 824	13 775	11 645	13 776	8 147	1 824 303	22 241	0	152	0	0

Tableau 10 : Surfaces cartographiées pour chaque classe par région

Concernant l'évolution des pertes de couvert forestier, les données de déforestation et les taux de déforestation annuels sont repris en détail en Annexe VII.6. Ces résultats sont résumés graphiquement ci-dessous. La Figure 26 montre que les cinq régions qui possèdent les surfaces de déforestation les plus élevées au cours de la période 2000-2019 sont par ordre décroissant :

1. Atsimo andrefana, située au sud-ouest de l'île et incluant partiellement les écorégions de forêt sèche, de forêt épineuse et de mangrove : 451 185 ha. Atsimo andrefana est également la région qui possède la plus vaste couverture de forêt de l'île en 2019 avec environ 1,7 Mha.
2. Menabe, située à l'ouest de l'île, jouxtant la région Atsimo andrefana, et incluant partiellement les écorégions de forêt sèche et de mangrove : 403 060 ha. Menabe est également, après Atsimo andrefana, la région qui possède la plus vaste couverture de forêt en 2019 avec environ 1 Mha.
3. Sofia, située au nord-ouest de l'île, partiellement intégrée au PREAA, et incluant partiellement les écorégions de forêt sèche, de mangrove et de forêt humide : 274 911 ha
4. Analanjirofo, située au nord-est de l'île dans la zone du PREAA, jouxtant la région de Sofia, et incluant partiellement l'écorégion de forêt humide : 237 807 ha
5. Alaotra mangoro, située à l'est de l'île dans la zone du PREAA, jouxtant la région de Analanjirofo, et incluant partiellement l'écorégion de forêt humide : 192 563 ha

Au regard des pourcentages de perte de couvert forestier, il apparaît que neuf régions ont perdu plus d'un quart de leur forêt au cours de la période 2000-2019 (Figure 27). Menabe est la

région la plus touchée avec près de 40% de perte de couverture forestière. Ceci est illustré ci-après par la comparaison des taux annuels de déforestation moyens sur la période.

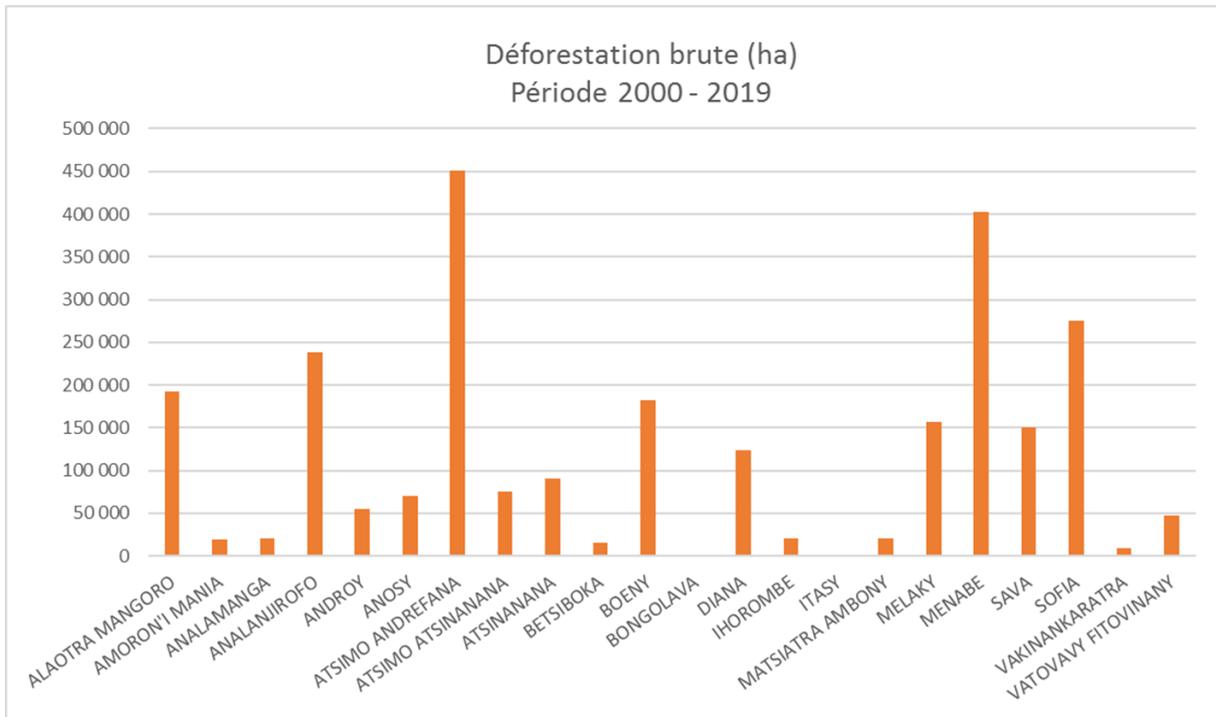
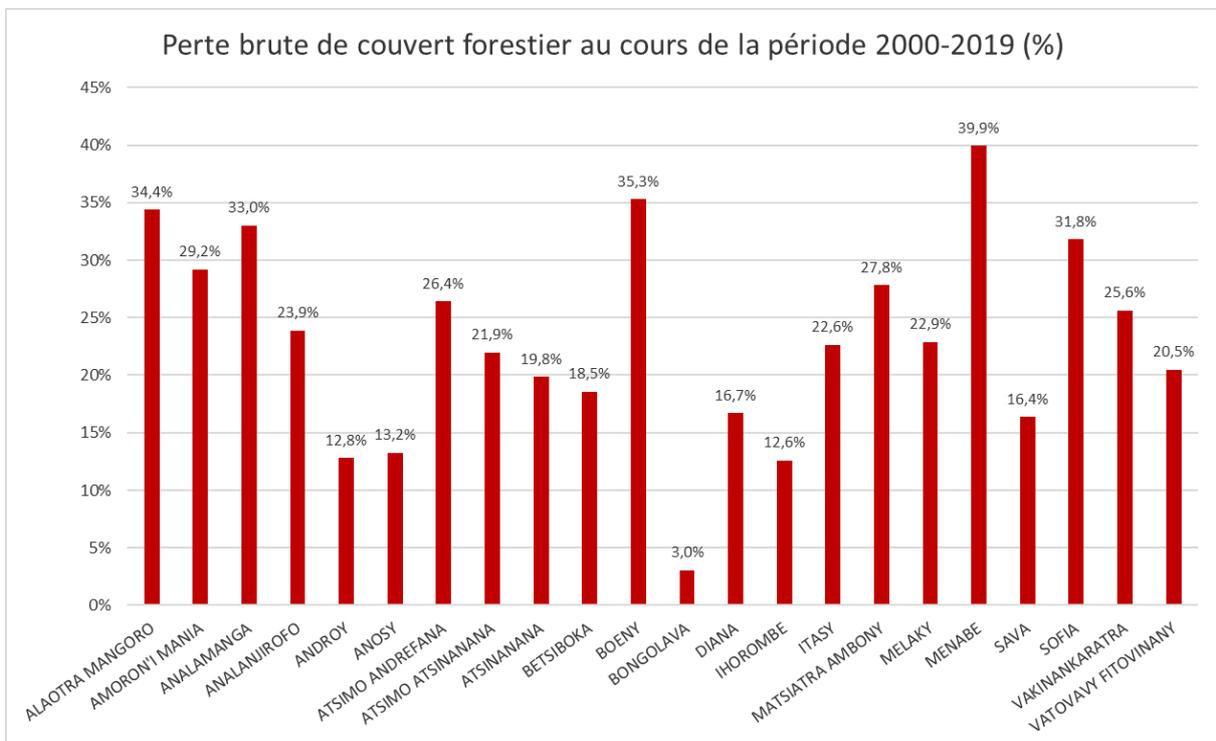
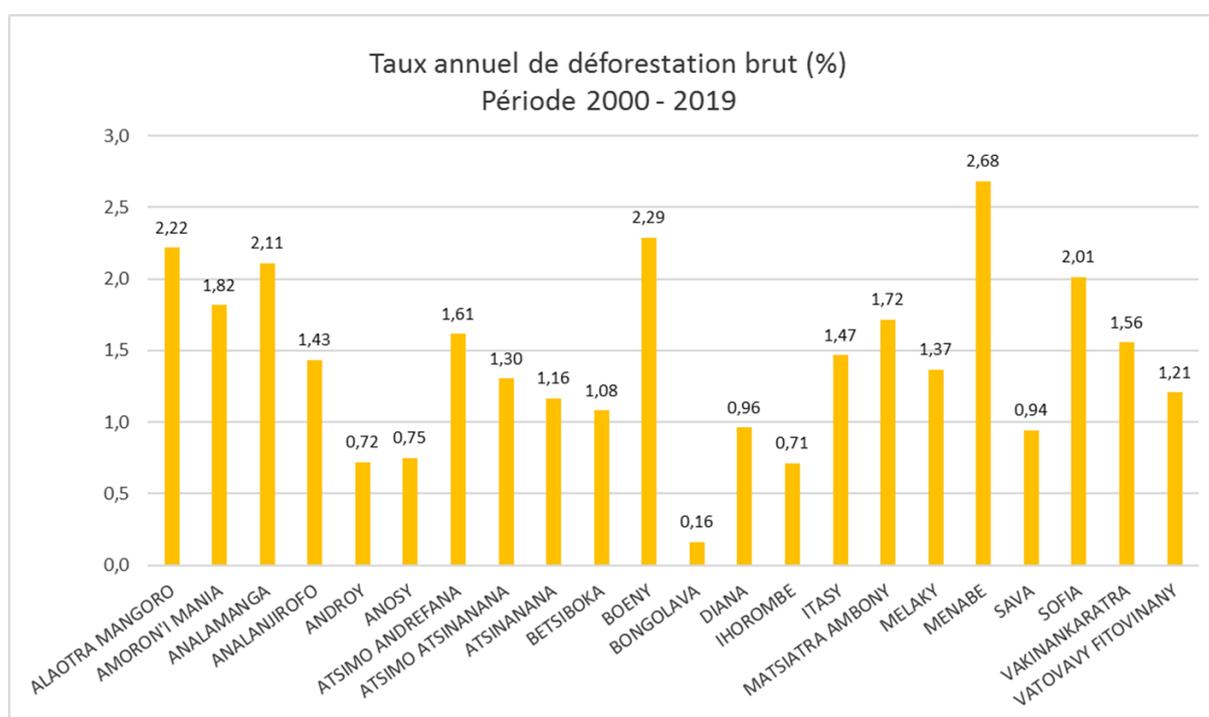


Figure 26 : Déforestation brute totale par région au cours de la période 2000-2019



En comparant les taux de déforestation annuels brut moyens au cours de la période 2000-2019 (Figure 28), il apparaît que cinq régions montrent un taux supérieur à 2%. Par ordre décroissant, on retrouve les régions de :

1. Menabe, située à l'ouest dans les écorégions des forêts sèches et mangroves : 2,68%
2. Boeny, située à l'ouest dans les écorégions des forêts sèches et mangroves : 2,29%
3. Alaotra mangoro, située à l'est dans l'écorégion des forêts humides : 2,22%
4. Analamanga, située au centre de l'île, jouxtant la région de Alaotra mangoro, et incluant les forêts humides de l'est : 2,11%
5. Sofia, située au nord-ouest au sein des écorégions de forêt sèche, de mangrove et de forêt humide : 2,01%



On notera par ailleurs que les deux régions situées à l'extrême nord, à savoir Sava et Diana, possèdent toutes deux des niveaux de couverture forestière parmi les plus élevés de l'île (920 398 ha et 739 395 ha) avec des taux de déforestation annuel brut moyen parmi les plus faibles (0,94% et 0,96%).

V | Conclusion

Cette étude a permis au Laboratoire d'observation des forêts de Madagascar (LOFM) du BNCCREDD+ de produire les premiers résultats de suivi historique de l'évolution du couvert forestier depuis les années 2000 jusqu'en 2019. Réalisée à partir de données satellites Landsat à 30m de résolution, l'analyse s'est portée sur quatre périodes incluant cinq dates pivot, à savoir : 2000-2005, 2005-2010, 2010-2015 et 2015-2019. Pour chaque date pivot, une image composite sans nuage a été produite à partir de la médiane des valeurs de chaque pixel sain au sein d'une série temporelle de trois années de données autour de la date de référence. Une classification multidate des changements a ensuite été réalisée afin de spatialiser et d'extraire les statistiques de l'évolution du couvert forestier sur les différentes périodes.

Les résultats cartographiques montrent que le taux de couverture forestière à l'échelle nationale a chuté de 18% à 13% entre 2000 et 2019. Compte tenu des ajustements statistiques issus de l'évaluation de l'exactitude des résultats (exactitude globale de 97,3% +/- 0,5% sur base de la matrice d'erreur normalisée), la surface forestière est passée d'environ 11 100 000 ha en 2000 à 8 500 000 ha en 2019. Ceci correspond à une déforestation approximative de 2 600 000 ha, représentant une perte de l'ordre de 25% de la surface forestière initiale. Malgré un taux annuel de déforestation brut moyen de l'ordre de 1,5% sur l'ensemble de la période, il apparaît que l'intensité de la déforestation à l'échelle nationale ait augmenté de manière continue au cours du temps, oscillant autour de 1% pour la période 2000-2005 jusqu'à 1,7% pour la période 2015-2019. Cette tendance se traduit différemment selon les différentes écorégions. L'écorégion des forêts sèches de l'ouest est la plus touchée avec un taux annuel de déforestation brut moyen de 2,1%, suivi par l'écorégion des forêts humide de l'est (1,3%), l'écorégion des forêts épineuses du sud (1,1%) et l'écorégion des mangroves (0,6%). Bien que le taux annuel de déforestation reste relativement constant au cours des différentes périodes pour les écorégions des forêts épineuses et de la mangrove, les écorégions des forêts sèches et humides suivent la tendance nationale avec une augmentation de l'intensité de la déforestation au fil du temps. Pour les forêts de l'ouest, le taux annuel de déforestation brut sur la période 2015-2019 atteint 2,8%. Certaines régions sont plus impactées que d'autres, telle que la région de Menabe qui montre un taux annuel de déforestation en constante augmentation, atteignant un taux alarmant de 4,4% sur la dernière période 2015-2019.

L'ensemble des résultats présentés dans ce rapport ont été partagés et validés à travers la tenue d'ateliers à l'échelle régionale et nationale, rassemblant les principales parties prenantes à la

REDD+. Trois ateliers régionaux ont été organisés, rassemblant chacun des représentants de plus ou moins 7 régions :

1. Atelier de validation régional organisé à Tuléar le 19 août 2021, rassemblant les représentants des ONG locales, les représentants de la région Atsimo Andrefana et plusieurs représentants du MEDD incluant les directions régionales de l'environnement et du développement durable (DREDD) des régions suivantes : Amoron'i Mania, Androy, Anosy, Atsimo Andrefana, Ihorombe, Matsiatra Ambony et Menabe
2. Atelier de validation régional organisé à Foulpointe le 9 septembre 2021, rassemblant les représentants des ONG locales, les représentants de la région Atsinanana et plusieurs représentants du MEDD incluant les directions régionales de l'environnement et du développement durable (DREDD) des régions suivantes : Alaotra Mangoro, Analamanga, Analanjirofo, Atsinanana, Bongolava, Itasy, Sava, Sofia et Vakinankaratra
3. Atelier de validation régional organisé à Mahajanga le 18 novembre 2021, rassemblant les représentants des ONG locales, les représentants de la région Boeny et plusieurs représentants du MEDD incluant les directions régionales de l'environnement et du développement durable (DREDD) des régions suivantes : Atsimo Atsinanana, Betsiboka, Boeny, Diana, Melaky et Vatovavy Fitovinany

Suite à la validation des résultats par l'ensemble des régions, un atelier de validation national s'est tenu à Antananarivo le 13 décembre 2021, en présence de l'ensemble des parties prenantes nationales ainsi que de la Ministre de l'environnement et du développement durable. Officiellement validés par l'ensemble des parties prenantes, les résultats fournissent un premier état des lieux qui constitue une avancée importante pour le mécanisme REDD+ à Madagascar ainsi que pour le LOFM du BNCCREDD+. S'agissant d'une première expérience en la matière, cette étude a été particulièrement structurante pour le laboratoire qui a pu, grâce à l'accompagnement du consultant, produire de manière autonome les résultats et acquérir l'ensemble des compétences nécessaires à leur réplique. Ces données pourront ainsi être mises à jour dans le futur dans le respect des spécifications techniques définies, sous réserve toutefois des capacités humaines disponibles dans le futur au sein du laboratoire. De plus, des sessions de formation à destination de près de 80 agents du MEDD aux niveaux central et décentralisé ont été organisées afin d'assurer le transfert des compétences au-delà du laboratoire. La production de ces données de suivi du couvert forestier à l'échelle locale, régionale ou encore nationale permettra d'orienter la prise de décision, notamment en matière d'affectation des terres et de lutte contre les changements climatiques.

VI | Références

- Acharya, Tri & Lee, Dongha & Yang, Intae & Lee, Jae. (2016). Identification of Water Bodies in a Landsat 8 OLI Image Using a J48 Decision Tree. *Sensors*. 16. 1075. 10.3390/s16071075.
- Ambinakudige, Shrinidhi & Inamdar, Pushkar & Lotfata, Aynaz. (2018). A Spectral Analysis of Snow in Mt. Rainier. *Journal of Geography and Geology*. 10. 20. 10.5539/jgg.v10n3p20.
- Baisantry, Munmun & Shukla, Dericks & Bansal, Geeta. (2017). Evaluation of Object-based Image Analysis Softwares for segmentation in Remote Sensing Applications. The 20th AGILE International Conference on Geographic Information Science, At Wageningen, Netherlands.
- Belgiu, M., Draǎgut, L. (2016). RandomForest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 114, 24–31.
- Benz, U.C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., Heynen, M. (2004). Multiresolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 58 (3-4), 239-258.
- Blaschke, T. (2010) Object Based Image Analysis for Remote Sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 65, 2-16. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- Blaschke, T., Hay, G.J. (2001). Object-oriented image analysis and scale-space: Theory and methods for modeling and evaluating multi-scale landscape structure. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* 34 (Part 4/W5), 22-29.
- Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Mach. Learn.* 24, 123–140.
- Breiman, L. (2001). Random Forests, *Machine Learning*, 45(1): pp 5-32
- Bucki et al. (2012). “Assessing REDD+ Performance of Countries with Low Monitoring Capacities: The Matrix Approach.” *Environmental Research Letters* 7: 014031. http://iopscience.iop.org/1748-9326/7/1/014031/pdf/1748-9326_7_1_014031.pdf.
- Bylander, T. (2002). Estimating generalization error on two-class datasets using out-of-bag estimates. *Machine Learning*, 48: pp 287–297.
- Cakir, H. I., Khorram, S., & Nelson, S. A.C. (2006). Correspondence analysis for detecting land cover change. *Remote Sensing of Environment*, 102, 306–317.
- Cochran, W. G. (1977). *Sampling techniques*. John Wiley & Sons.
- Cohen, J., (1960). A coefficient of agreement for nominales scales, *Educational and Psychological Measurement*, vol. 20, 1: pp 37 – 46

Congalton, R. G. & Green, K. (2008). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data: Principles and Practices*, Second Edition. CRC Press

Darwish, A., Leukert, K., Reinhardt, W. (2003). Image segmentation for the purpose of object-based classification. In: *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2003. IGARSS '03. 2003 IEEE International (3)*, 2039-2041.

Dorren, L.K., Maier, B., Seijmonsbergen, A.C. (2003). Improved Landsat-based forest mapping in steep mountainous terrain using object-based classification. *Forest Ecology and Management* 183 (1-3), 31-46.

Duveiller, G., Defourny, P., Desclée, B., Mayaux, P. (2008). Deforestation in Central Africa: Estimates at regional, national and landscape levels by advanced processing of systematically-distributed Landsat extracts. *Remote Sensing of Environment* 112 (5), 1969-1981.

Food and Agriculture Organization (FAO). In: *Assessing forest degradation. Towards the development of globally applicable guidelines*. UN FAO, Forest Resources Assessment Working Paper 177. 2011. <http://www.fao.org/docrep/015/i2479e/i2479e00.pdf>.

FAO. (2016). *Map Accuracy Assessment and Area Estimation: A practical guide*. Rome: National forest monitoring assessment. Working paper No.46/E

Flanders, D., Hall-Beyer, M., Pereverzoff, J. (2003). Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29 (4), 441-452.

Friedl, M.A., Brodley, C.E. (1997). Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote Sens. Environ.* 61, 399–409.

Global Forest Observations Initiative (GFOI). *Review of priority research & development topics: R&D related to the use of remote sensing in national forest monitoring*. Geneva: GEO; 2013. ISBN 978-92-990047-5-3.

Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., and Sveinsson, J. R. (2006). Random forests for land cover classification. *Pattern Recognition Letters*, 27: pp 294–3.

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).

Hansen, M., Dubayah, R., DeFries, R. (1996). Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers. *Int. J. Remote Sens.* 17, 1075–1081.

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

Hay, G.J., Castilla, G. (2008). Geographic Object-Based Image Analysis (GEOBIA): A new name for a new discipline. In: Blaschke, T., Lang, S., Hay, G. (Eds.), *Object Based Image Analysis*. Springer, Heidelberg, Berlin, New York, pp. 93-112.

Herold, M., et al. (2011). "Options for Monitoring and Estimating Historical Carbon Emissions from Forest Degradation in the Context of REDD+." *Carbon Balance and Management* 6 (13). doi: 10.1186/1750-0680-6-13. <http://www.cbmjournal.com/content/6/1/13>

Hojas-Gascon, L., Cerutti, P.O., Eva, H., Nasi, R., Martius, C. (2015). Monitoring deforestation and forest degradation in the context of REDD+ : Lessons from Tanzania. : 8p. CIFOR Infobrief No. 124. Bogor, Indonesia: Center for International Forestry Research (CIFOR). <http://dx.doi.org/10.17528/cifor/005642>

Huang, C., Goward, S. N., Masek, J. G., Thomas, N., Zhu, Z., & Vogelmann, J. E. (2010). An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks. *Remote Sensing of Environment*, 114, 183–198.

Jobin, B., Labrecque, S., Grenier, M., Falardeau, G. (2008). Object-based classification as an alternative approach to the traditional pixel-based classification to identify potential habitat of the grasshopper sparrow. *Environmental Management* 41 (1), 20-31.

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 Sens. Environ.* 177, 89–100.

Mas, J. F., Perez-Vega, A., A. Ghilardi, S. Martinez, J. Octavio Loya-Carrillo, and E. Vega, A Suite of Tools for Assessing Thematic Map Accuracy, *Geography Journal*, vol. 2014, Article ID 372349, 10 pages, 2014. doi:10.1155/2014/372349

Mayaux, P., Eva, H., Gallego, J., Strahler, A. H., Herold, M., Agrawal, S., et al. (2006). Validation of the Global Land Cover 2000 map. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44, 1728–1739.

Mitchell, A.L., Rosenqvist, A. & Mora, B. (2017). Current remote sensing approaches to monitoring forest degradation in support of countries measurement, reporting and verification (MRV) systems for REDD+. *Carbon Balance Manage* 12: 9. <https://doi.org/10.1186/s13021-017-0078->

Mollicone D, Achard F, Federici S et al. (2007). An incentive mechanism for reducing emissions from conversion of intact and non-intact forests. *Climatic Change* 83:477–493

Olofsson, P., Foody, G., Herold, M., Stehman, S., Woodcock, C., & Wulder, M. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 42–57.

Olofsson, P., Foody, G.M., Stehman, S.V., & Woodcock, C.E. (2013). Making better use of accuracy data in land change studies: Estimating accuracy, area, and quantifying uncertainty using stratified estimation. *Remote Sensing of Environment*, 129, 122–131

- Olofsson, P., Kuemmerle, T., Griffiths, P., Knorn, J., Baccini, A., Gancz, V., et al. (2011). Carbon implications of forest restitution in post-socialist Romania. *Environmental Research Letters*, 6, 045202.
- 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 Sens. Environ.* 2016, 187, 156–168.
- Peres, Carlos & Barlow, Jos & Laurance, William. (2006). Detecting anthropogenic disturbance in tropical forests. *Trends in ecology & evolution*. 21. 227-9. 10.1016/j.tree.2006.03.007
- Potapov P, Yaroshenko A, Turubanova S, et al. (2008) Mapping the world's intact forest landscapes by remote sensing. *Ecology and Society*13: 51
- Puyravaud (2003). Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *For. Ecol. Manage.*, 177 (2003), pp. 593-596
- Rakotomala FA, Rabenandrasana JC, Andriambahiny JE, Rajaonson R, Andriamalala F, Burren C, et al. Estimation de la déforestation des forêts humides à Madagascar utilisant une classification multitempore d'images Landsat entre 2005, 2010 et 2013. *Revue Française de Teledetection et de Photogrammetrie*. 2015; 211–212:11–23.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. (1973). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third ERTS Symp.*, Washington, NASA 309–317.
- Shapiro A., Randriamanantena D., Kuechle H., Razafindramasy F. (2019). Les mangroves de Madagascar: Superficies, condition et évolution 2000-2018. WWF Germany, Berlin, and WWF Madagascar, Antananarivo. (39) pp.
- Simula, M. (2009). "Towards Defining Forest Degradation: Comparative Analysis Of Existing Definitions." Working Paper 154, FAO, Rome. <ftp://ftp.fao.org/docrep/fao/012/k6217e/k6217e00.pdf>
- Sundaresan A, Varshney PK, Arora MK (2007). Robustness of change detection algorithms in the presence of registration errors. *Photogramm. Eng. Remote Sens.*, 73(4): 375-383.
- Szuster, B.W., Chen, Q., Borger, M. (2011). A comparison of classification techniques to support land cover and land use analysis in tropical coastal zones. *Applied Geography* 31, 525–532.
- UNFCCC (United Nations Framework Convention on Climate Change). (2008). "Informal Meeting of Experts on Methodological Issues Related to Forest Degradation: Chair's Summary of Key Messages." Bonn, October 20 – 21. http://unfccc.int/methods_science/redd/items/4579.php
- van der Werff, H.M.A., van der Meer, F.D. (2008). Shape-based classification of spectrally identical objects. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 63 (2), 251-258.
- Vieilledent, G., Gardi, O., Grinand, C., Burren, C., Andriamanjato, M., Camara, C., Gardner, C. J., Glass, L., Rasolohery, A., Ratsimba, H. R., Gond, V., Rakotoarijaona, J. R. (2016). Bioclimatic envelope

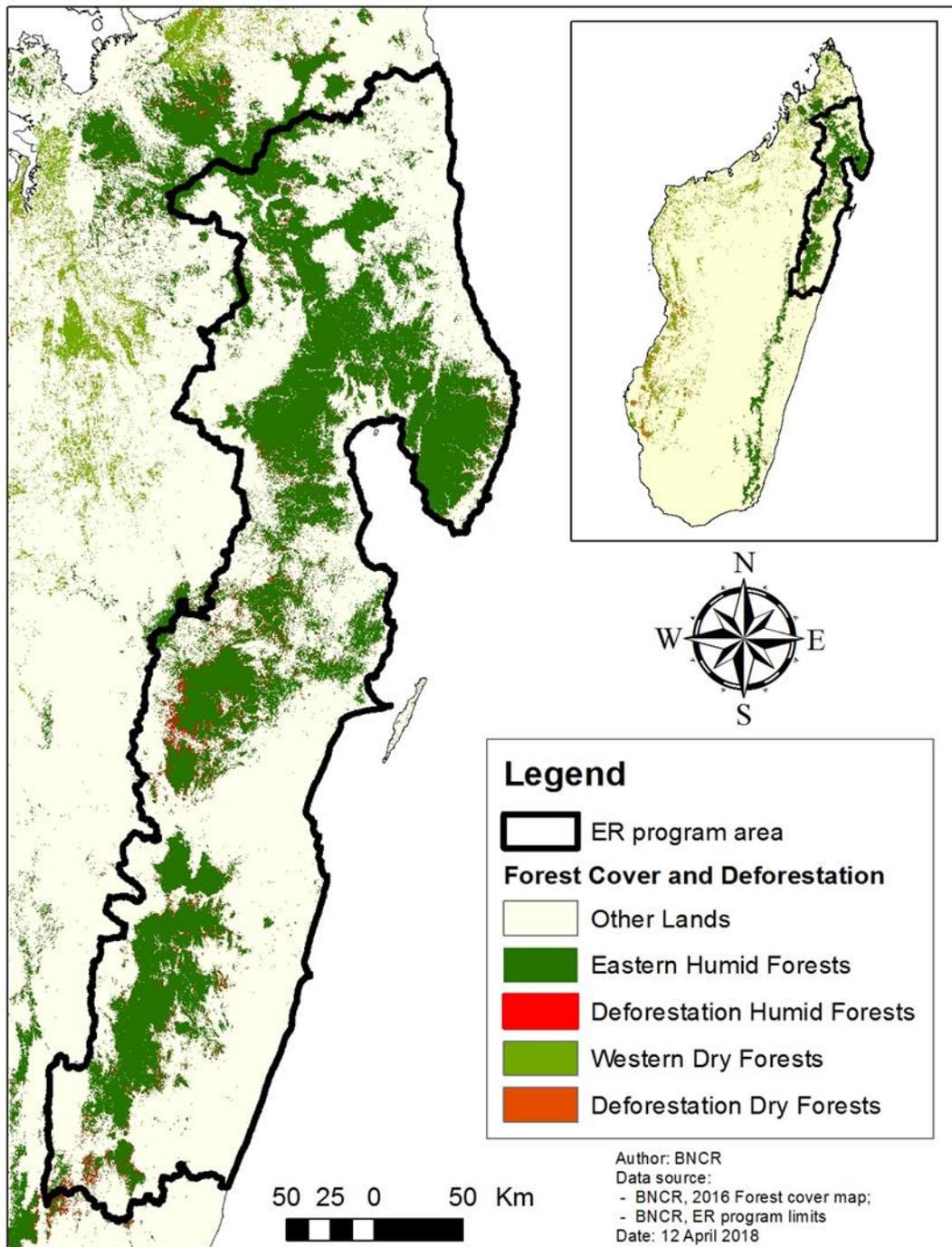
models predict a decrease in tropical forest carbon stocks with climate change in Madagascar. *Journal of Ecology* (Oxford), Vol. 104, No. 3, pp. 703-715

Vieilledent, G., Grinand, C., Rakotomalala, F.A., Ranaivosoa, R., Rakotoarijaona, J.R., Allnutt, T.F. & Achard, F. (2018) Combining global tree cover loss data with historical national forest cover maps to look at six decades of deforestation and forest fragmentation in Madagascar. *Biological Conservation* 222, 189 – 197.

Wulder, M.A., Loveland, T.R., Roy, D.P., Crawford, C.J., Masek, J.G., Woodcock, C.E., Allen, R.G., Anderson, M.C., Belward, A.S., et al. (2019). Current status of Landsat program, science, and applications: *Remote Sensing of Environment*, v. 225, p. 127–147, at <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.015>

VII | Annexes

VII.1. Carte de la zone PRE ATIALA-ATSINANANA



VII.2. Classes stables ou de changement potentiellement présentes au sein de la série temporelle

F = Forêt ; N = Non-Forêt ; W = Eau ; M = Mangrove

Label	2000	2005	2010	2015	2019	
1	F	F	F	F	F	
2	F	F	F	F	N	
3	F	F	F	N	N	
4	F	F	N	N	N	
5	F	N	N	N	N	
6	N	N	N	N	N	
7	N	F	F	F	F	66
8	N	N	F	F	F	
9	N	N	N	F	F	
10	N	N	N	N	F	
11	F	N	F	F	F	
12	F	N	F	F	N	
13	F	N	F	N	F	
14	F	N	F	N	N	
15	F	N	N	F	F	
16	F	N	N	F	N	
17	F	N	N	N	F	
18	F	F	F	N	F	
19	F	F	N	F	F	
20	F	F	N	F	N	
21	F	F	N	N	F	
22	N	F	F	F	N	
23	N	F	F	N	F	
24	N	F	F	N	N	
25	N	F	N	F	F	
26	N	F	N	F	N	
27	N	F	N	N	F	
28	N	F	N	N	N	
29	N	N	F	F	N	
30	N	N	F	N	F	
31	N	N	F	N	N	
32	N	N	N	F	N	
33	W	W	W	W	W	
34	M	M	M	M	M	
35	M	M	M	M	N	77
36	M	M	M	N	N	
37	M	M	N	N	N	
38	M	N	N	N	N	
39	N	M	M	M	M	88
40	N	N	M	M	M	
41	N	N	N	M	M	
42	N	N	N	N	M	
43	M	N	M	M	M	
44	M	N	M	M	N	
45	M	N	M	N	M	
46	M	N	M	N	N	
47	M	N	N	M	M	
48	M	N	N	M	N	
49	M	N	N	N	M	
50	M	M	M	N	M	
51	M	M	N	M	M	
52	M	M	N	M	N	
53	M	M	N	N	M	
54	N	M	M	M	N	
55	N	M	M	N	M	
56	N	M	M	N	N	
57	N	M	N	M	M	
58	N	M	N	M	N	
59	N	M	N	N	M	
60	N	M	N	N	N	
61	N	N	M	M	N	
62	N	N	M	N	M	
63	N	N	M	N	N	
64	N	N	N	M	N	

VII.4. Taux annuel de déforestation brut et net à partir des surfaces cartographiées et ajustées

	2000	2005	2010	2015	2019	2000-2019
Forêt (ha) (Mangrove incluse)	10 505 591	9 900 257	9 178 924	8 465 095	7 887 071	
Déforestation brute (ha) (Mangrove incluse)		605 334	721 333	713 829	578 024	2 618 520
Déforestation nette (ha) (Mangrove incluse)		603 507	719 506	712 002	576 197	2 611 213
Taux annuel de déforestation brut (%) (Puyravaud, 2003)		1,19	1,51	1,62	1,77	1,51
Taux annuel de déforestation net (%) (Puyravaud, 2003)		1,18	1,51	1,61	1,76	1,50

Tableau 11 : Taux annuel de déforestation brut et net sur les surfaces cartographiées

	2000	2005	2010	2015	2019	2000-2019
Forêt (ha) (Mangrove incluse)	11 076 078	10 574 699	9 915 248	9 096 471	8 515 000	
Déforestation brute (ha) (Mangrove incluse)		501 379	659 451	818 777	581 471	2 561 078
Déforestation nette (ha) (Mangrove incluse)		498 891	656 963	816 289	578 984	2 551 127
Taux annuel de déforestation brut (%) (Puyravaud, 2003)		0,93	1,29	1,72	1,65	1,38
Taux annuel de déforestation net (%) (Puyravaud, 2003)		0,92	1,28	1,72	1,64	1,38

Tableau 12 : Taux annuel de déforestation brut et net sur les surfaces ajustées

	2000	2005	2010	2015	2019	2000-2019
Forêt (ha) (Mangrove incluse)	11 663 430	11 107 187	10 365 182	9 446 012	8 796 975	
Déforestation brute (ha) (Mangrove incluse)		556 244	742 005	919 170	649 037	2 866 456
Déforestation nette (ha) (Mangrove incluse)		551 902	737 663	914 829	644 695	2 849 090
Taux annuel de déforestation brut (%) (Puyravaud, 2003)		0,98	1,38	1,86	1,78	1,48
Taux annuel de déforestation net (%) (Puyravaud, 2003)		0,97	1,37	1,85	1,77	1,47

Tableau 13 : Taux annuel de déforestation brut et net sur la marge d'erreur supérieure des surfaces ajustées

	2000	2005	2010	2015	2019	2000-2019
Forêt (ha) (Mangrove incluse)	10 488 725	10 042 211	9 465 314	8 746 931	8 233 025	
Déforestation brute (ha) (Mangrove incluse)		446 514	576 897	718 383	513 906	2 255 700
Déforestation nette (ha) (Mangrove incluse)		445 880	576 263	717 749	513 272	2 253 164
Taux annuel de déforestation brut (%) (Puyravaud, 2003)		0,87	1,18	1,58	1,51	1,27
Taux annuel de déforestation net (%) (Puyravaud, 2003)		0,87	1,18	1,58	1,51	1,27

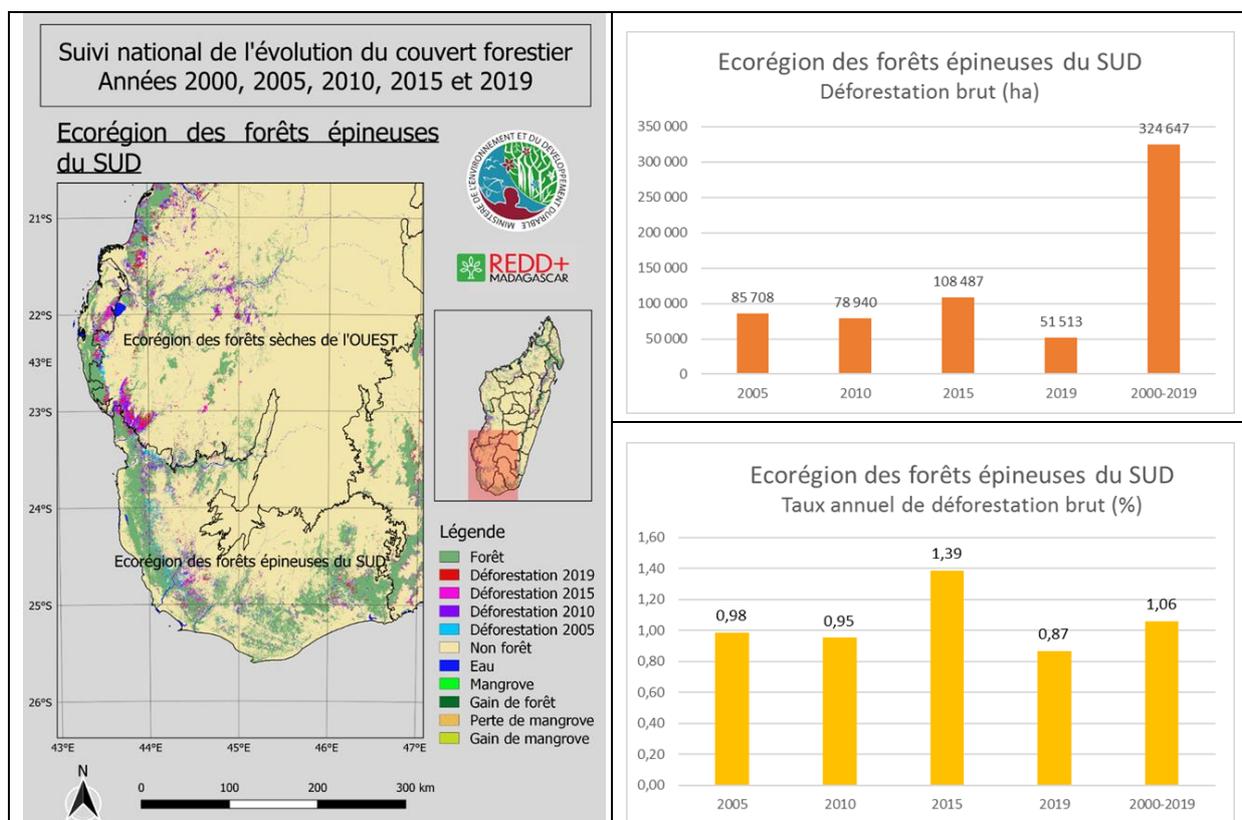
Tableau 14 : Taux annuel de déforestation brut et net sur la marge d'erreur inférieure des surfaces ajustées

VII.5. Déforestation brute et taux annuel de déforestation par écorégion

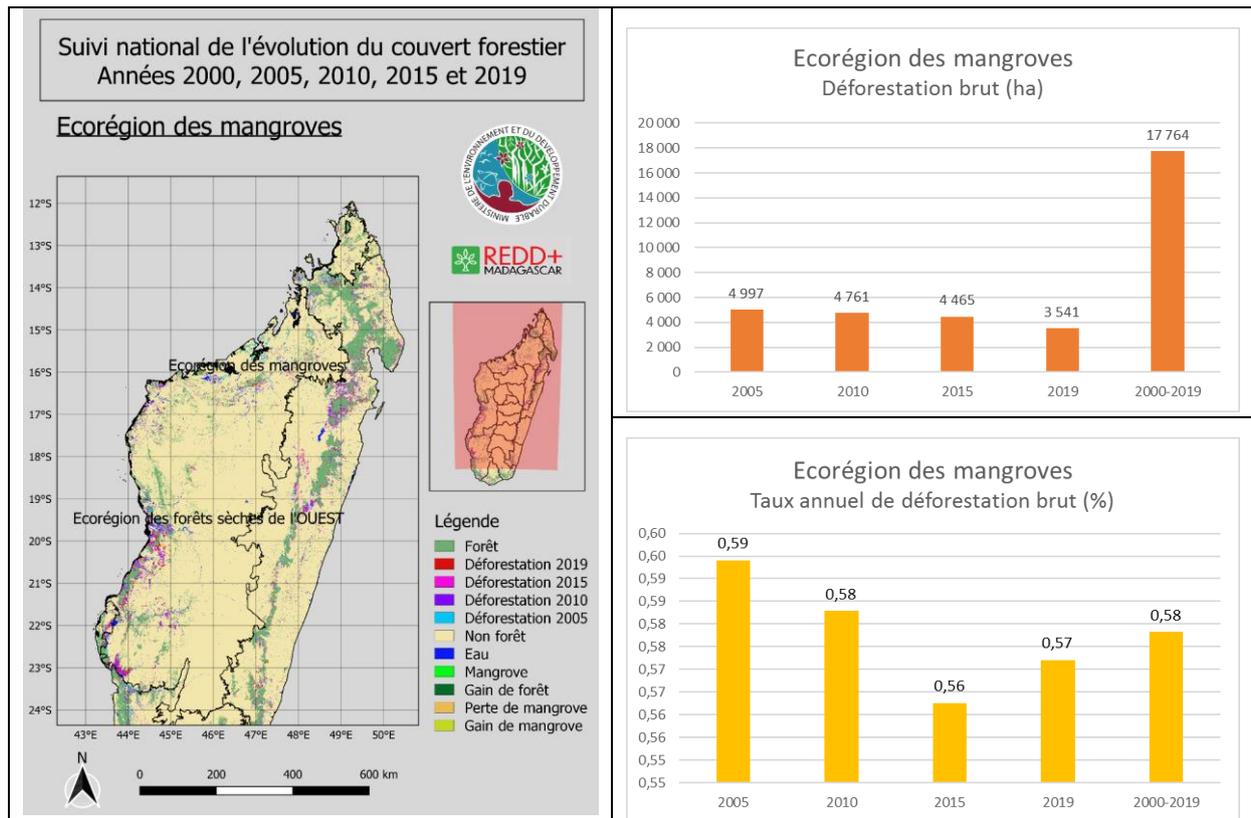
ECOREGIONS	Forêt 2000 (ha)	Déforestation brute (ha) (Mangrove incluse)					Taux annuel de déforestation brut (%) (Puyravaud et al., 2003)				
	2000	2005	2010	2015	2019	2000-2019	2005	2010	2015	2019	2000-2019
Ecorégion des forêts épineuses du SUD	1 784 753	85 708	78 940	108 487	51 513	324 647	0,98	0,95	1,39	0,87	1,06
Ecorégion des mangroves	170 746	4 997	4 761	4 465	3 541	17 764	0,59	0,58	0,56	0,57	0,58
Ecorégion des forêts humides de l'EST	5 048 973	239 622	312 410	337 627	246 907	1 136 567	0,97	1,34	1,56	1,53	1,34
Ecorégion des forêts sèches de l'OUEST	3 475 859	274 861	325 058	263 021	274 818	1 137 758	1,65	2,14	1,92	2,78	2,09

Tableau 15 : Déforestation brute et taux annuel de déforestation par écorégion

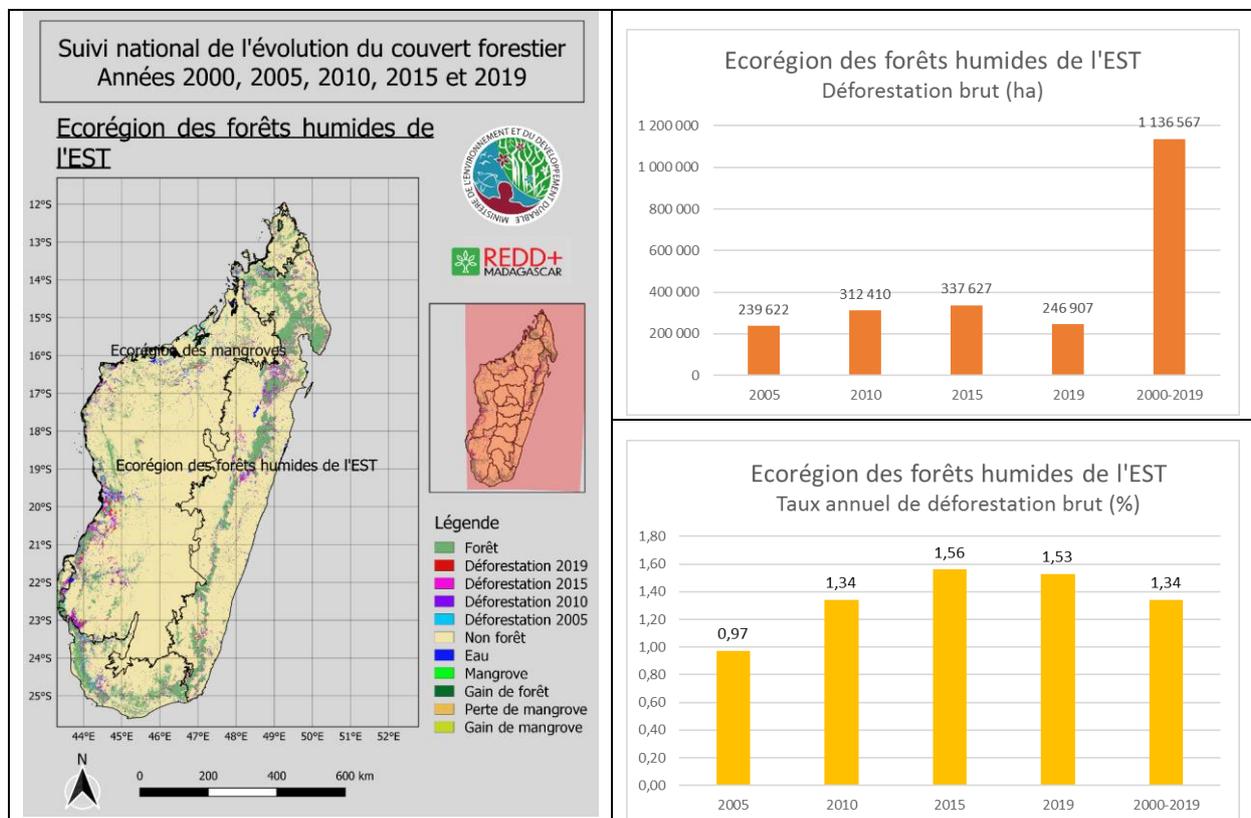
VII.5.1 Ecorégion des forêts épineuses du SUD



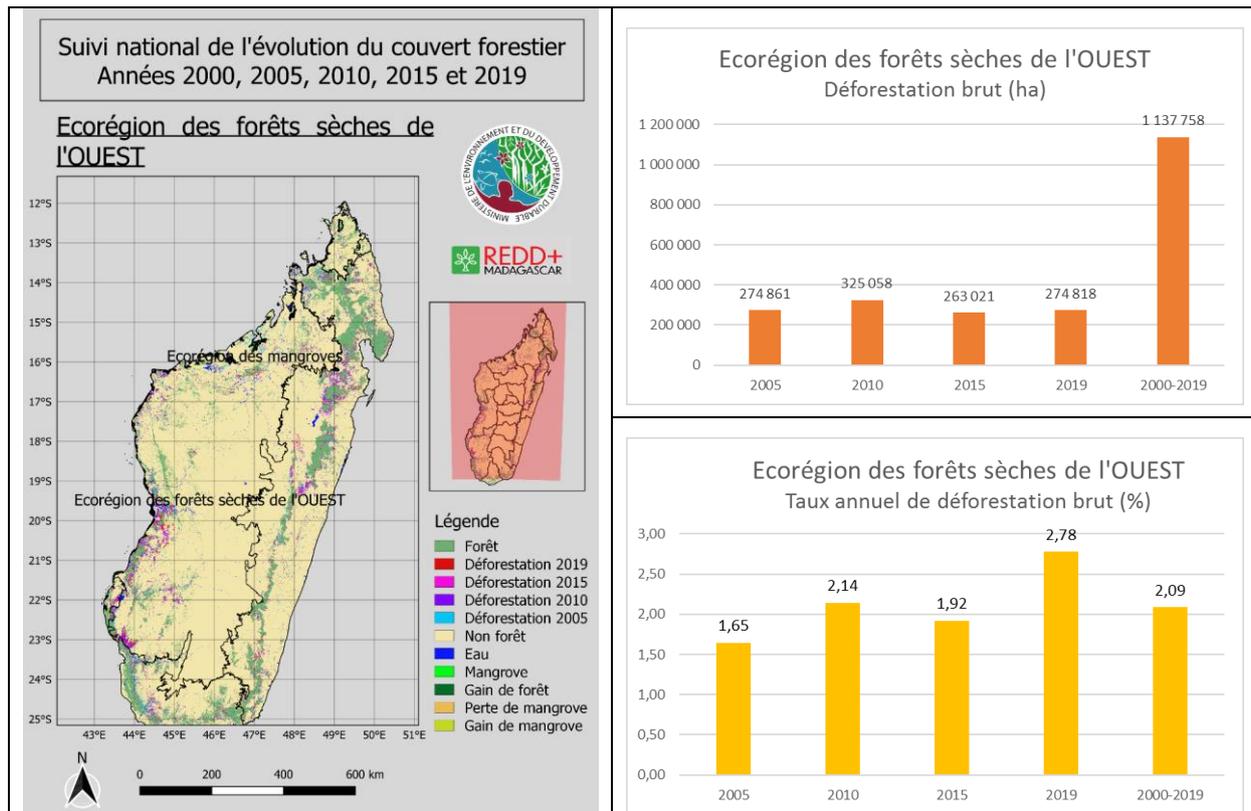
VII.5.2 Ecorégion des mangroves



VII.5.3 Ecorégion des forêts humides de l'EST



VII.5.4 Ecorégion des forêts sèches de l'Ouest

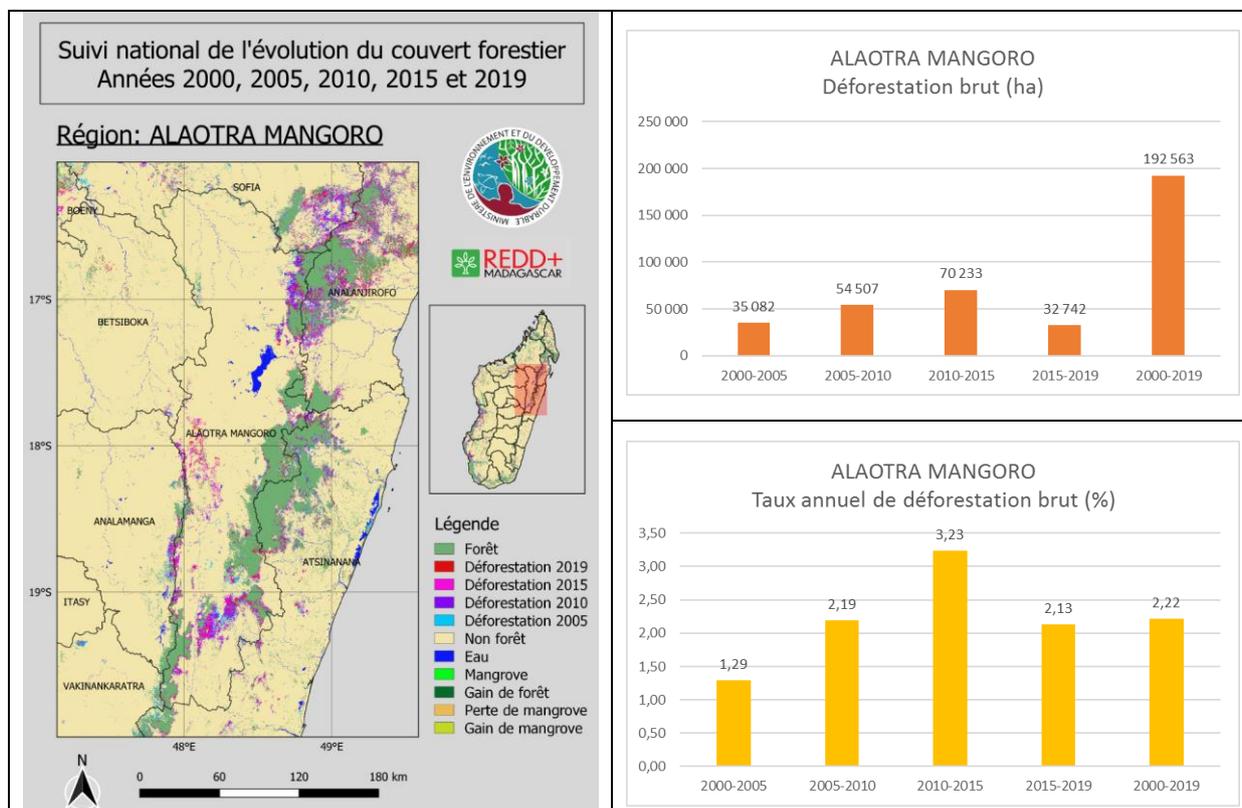


VII.6. Déforestation brute et taux annuel de déforestation par région

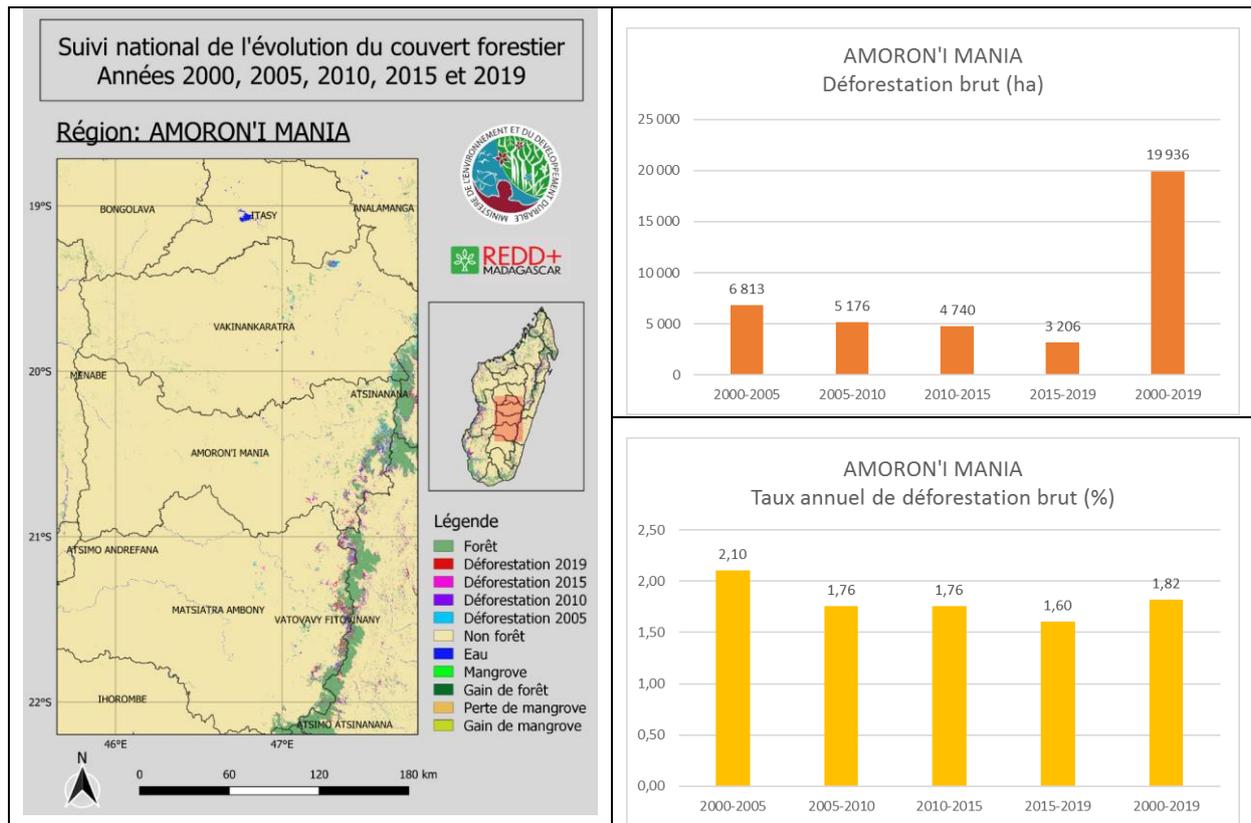
REGIONS	Forêt 2000 (ha)	Déforestation brute (ha) (Mangrove incluse)					Taux annuel de déforestation brut (%) (Puyravaud et al., 2003)				
		2000	2005	2010	2015	2019	2000-2019	2005	2010	2015	2019
ALAO TRA MANGORO	560 255	35 082	54 507	70 233	32 742	192 563	1,29	2,19	3,23	2,13	2,22
AMORON'IMANIA	68 302	6 813	5 176	4 740	3 206	19 936	2,10	1,76	1,76	1,60	1,82
ANALAMANGA	63 849	6 574	6 035	6 359	2 098	21 066	2,17	2,23	2,65	1,20	2,11
ANALANJIROFO	996 809	36 913	56 996	82 964	60 934	237 807	0,75	1,22	1,93	1,93	1,43
ANDROY	428 457	14 599	12 918	18 815	8 496	54 827	0,69	0,63	0,96	0,56	0,72
ANOSY	534 184	11 633	19 998	20 913	18 164	70 708	0,44	0,78	0,85	0,96	0,75
ATSIMO ANDREFANA	1 708 427	89 222	143 517	139 489	78 956	451 185	1,07	1,86	1,99	1,52	1,61
ATSIMO ATSIANANA	341 418	11 286	16 760	19 236	27 627	74 908	0,67	1,04	1,27	2,47	1,30
ATSIANANA	458 508	24 113	23 612	25 172	18 104	91 002	1,08	1,12	1,26	1,20	1,16
BETSIBOKA	81 432	5 000	3 672	2 726	3 692	15 091	1,27	0,98	0,76	1,35	1,08
BOENY	516 497	78 394	26 157	31 354	46 278	182 183	3,29	1,23	1,58	3,24	2,29
BONGOLAVA	25 210	114	26	344	284	768	0,09	0,02	0,28	0,29	0,16
DIANA	739 395	37 565	35 414	29 561	20 933	123 472	1,04	1,04	0,91	0,84	0,96
IHOROMBE	160 319	4 129	5 612	2 490	7 986	20 216	0,52	0,73	0,33	1,39	0,71
ITASY	211	35	4	7	1	48	3,61	0,50	0,85	0,21	1,47
MATSIATRA AMBONY	75 396	6 249	3 045	5 424	6 250	20 968	1,73	0,90	1,71	2,72	1,72
MELAKY	687 512	24 781	77 644	19 973	34 761	157 159	0,73	2,49	0,69	1,59	1,37
MENABE	1 009 164	68 243	105 789	110 824	118 204	403 060	1,40	2,39	2,85	4,45	2,68
SAVA	920 398	21 129	50 943	40 543	37 971	150 585	0,46	1,17	0,98	1,20	0,94
SOFIA	864 612	110 190	58 320	70 215	36 186	274 911	2,73	1,61	2,13	1,49	2,01
VAKINANKARATRA	34 054	5 440	1 729	1 120	424	8 714	3,48	1,25	0,85	0,41	1,56
VATOVAVY FITOIVINANY	231 167	8 147	13 776	11 645	13 775	47 343	0,72	1,28	1,15	1,81	1,21

Tableau 16 : Déforestation brute et taux annuel de déforestation par région

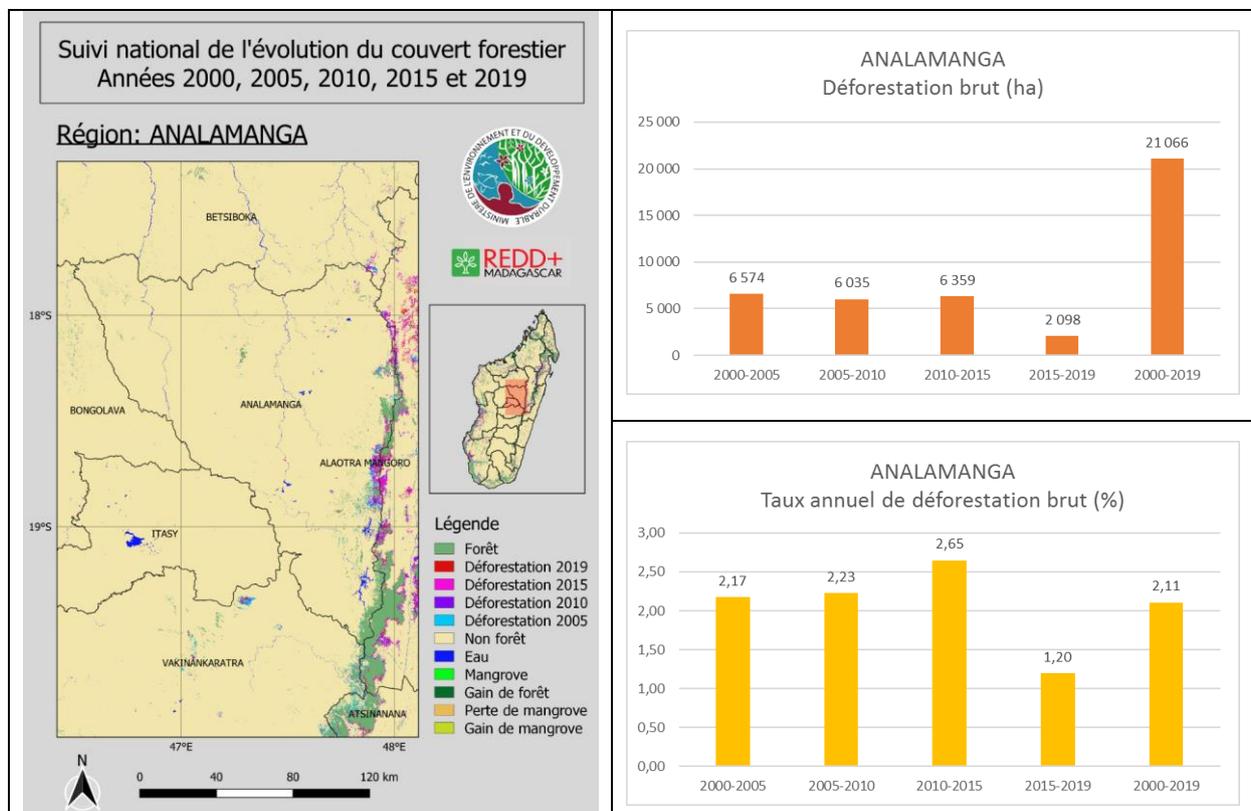
VII.6.1 ALAO TRA MANGORO



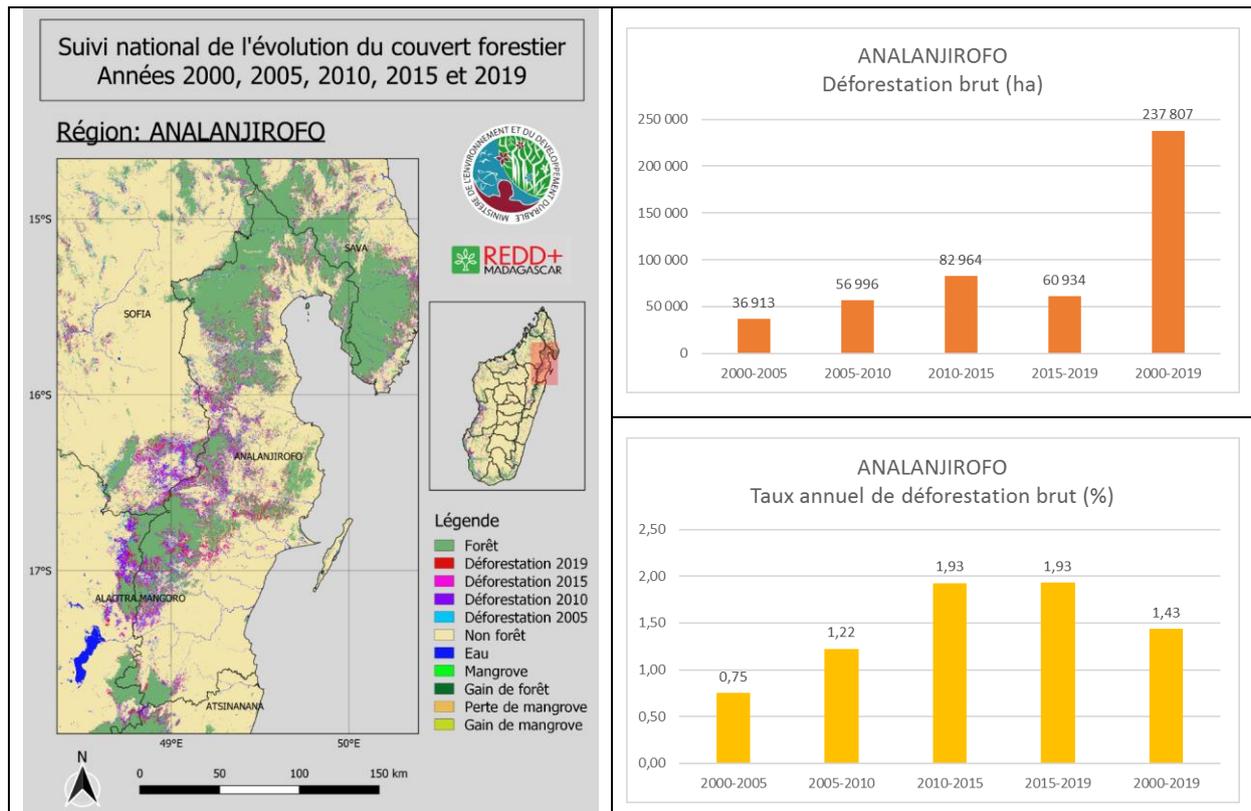
VII.6.2 AMORON'I MANIA



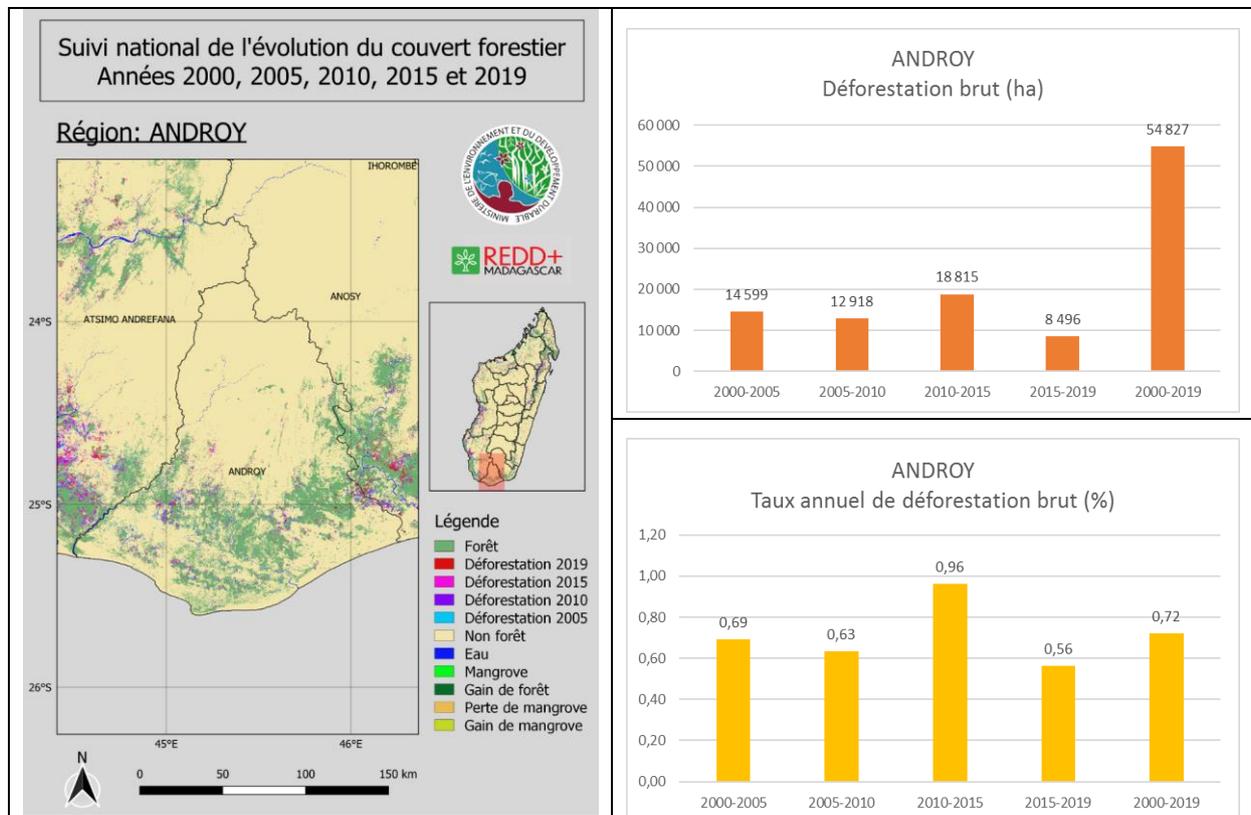
VII.6.3 ANALAMANGA



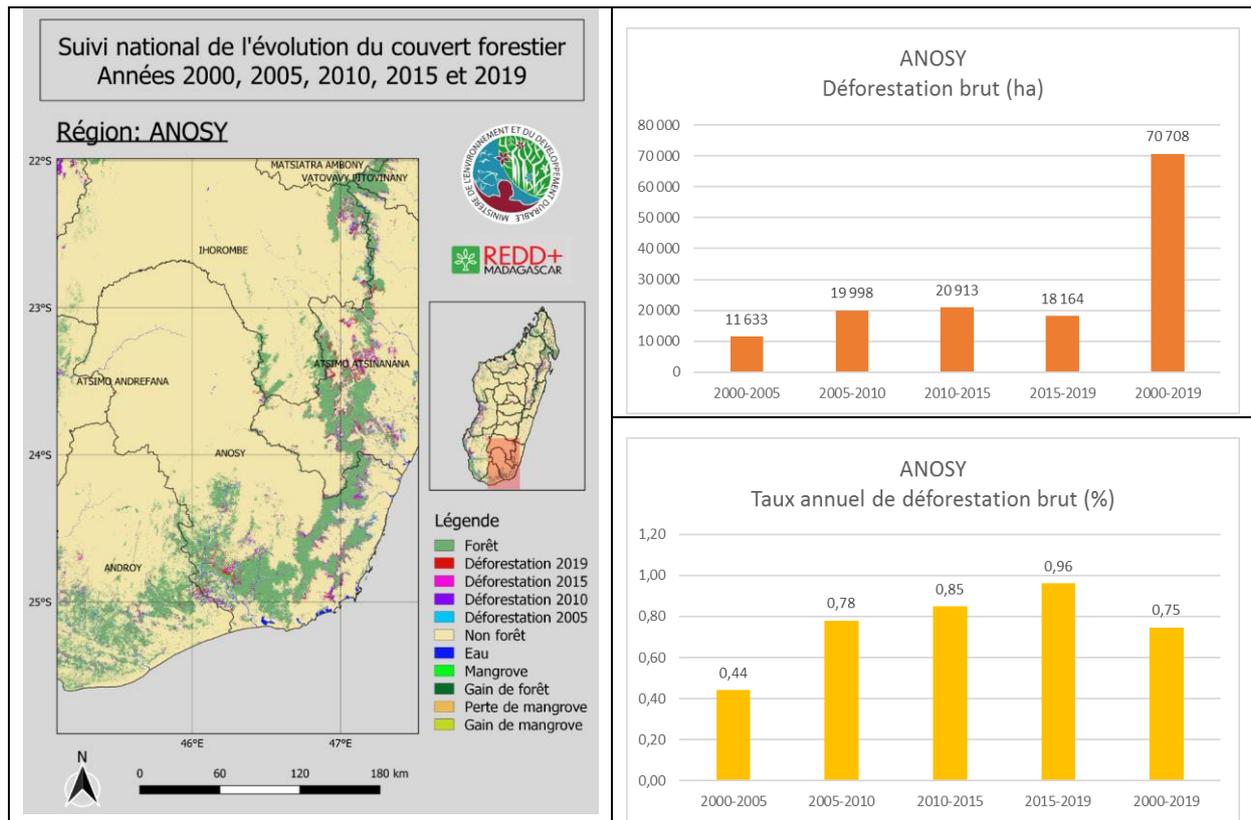
VII.6.4 ANALANJIROFO



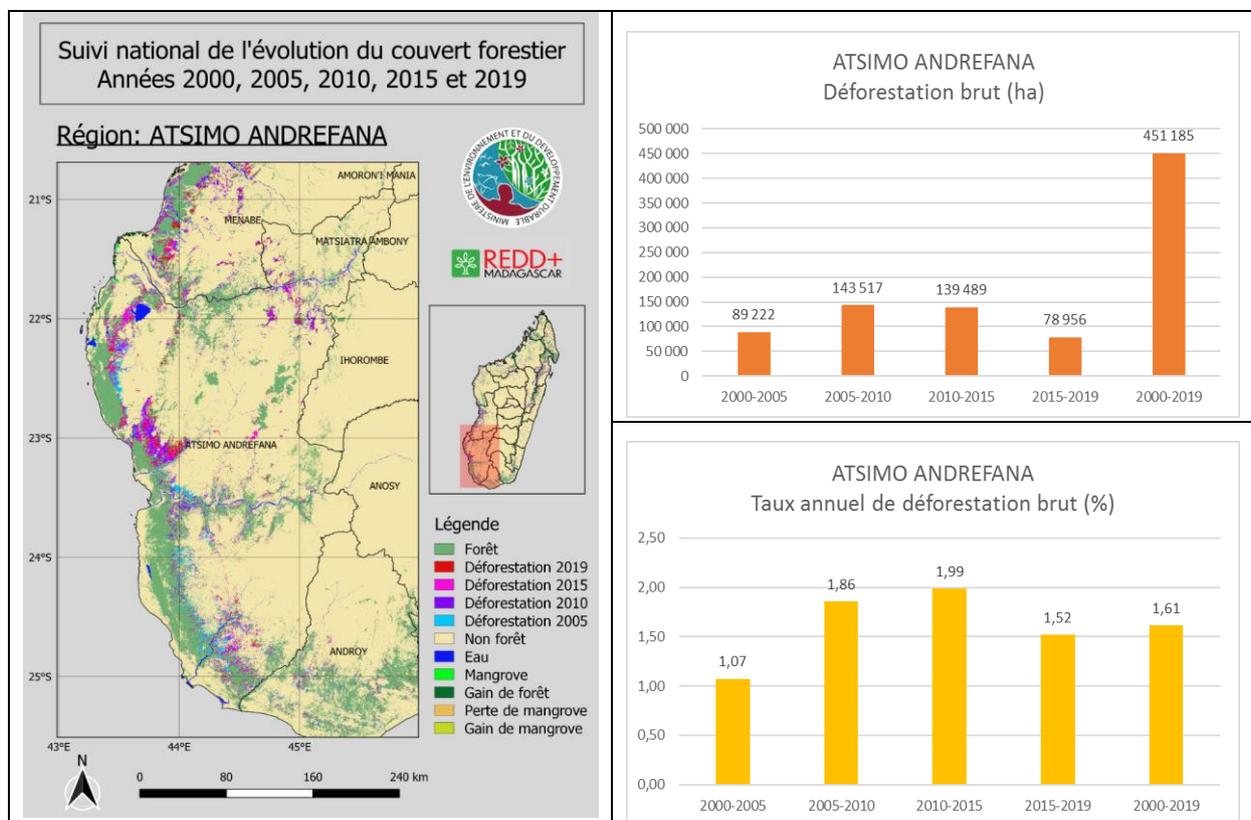
VII.6.5 ANDROY



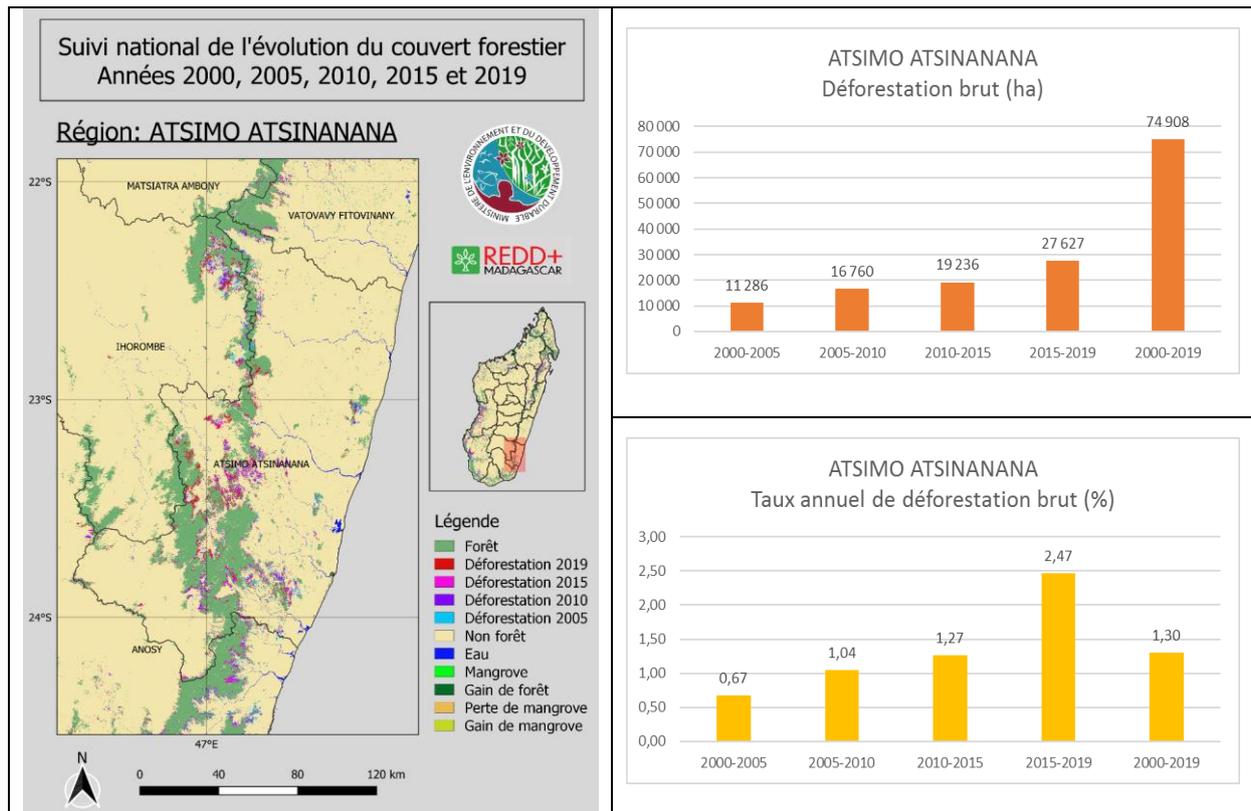
VII.6.6 ANOSY



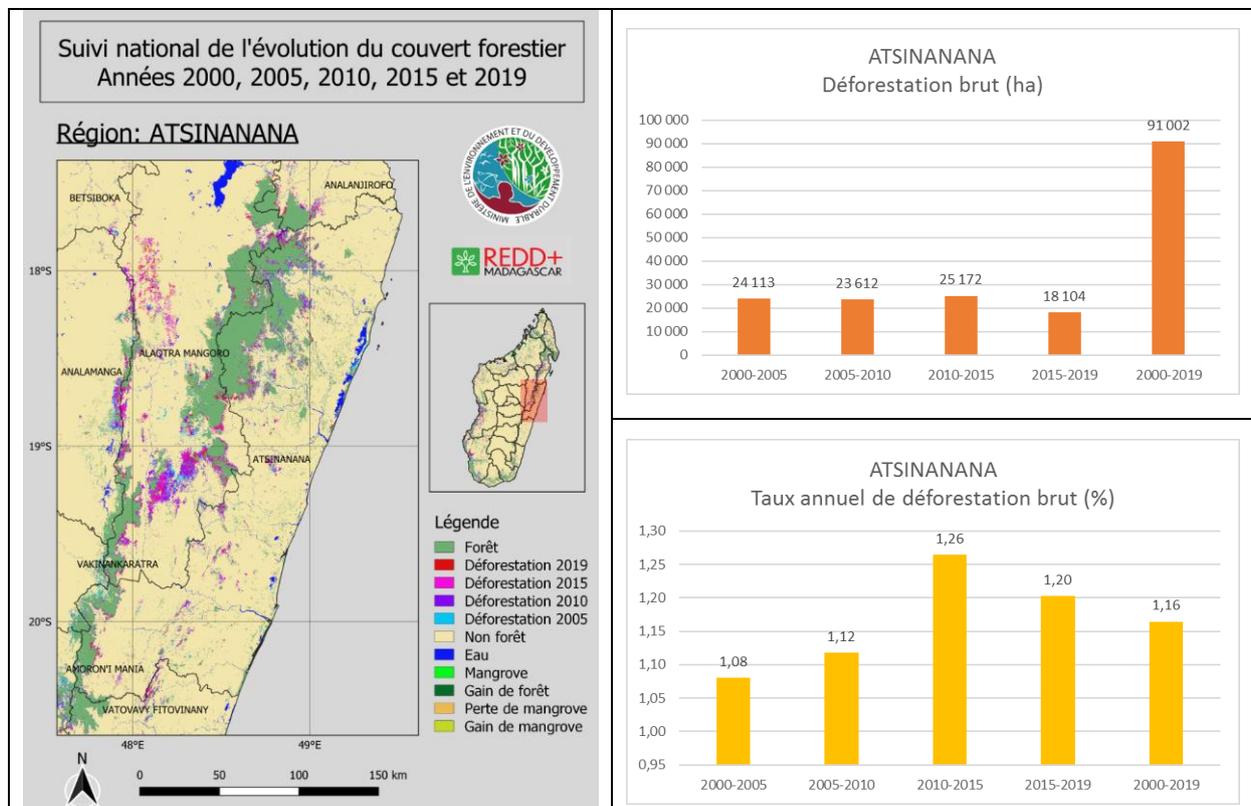
VII.6.7 ATSIMO ANDREFANA



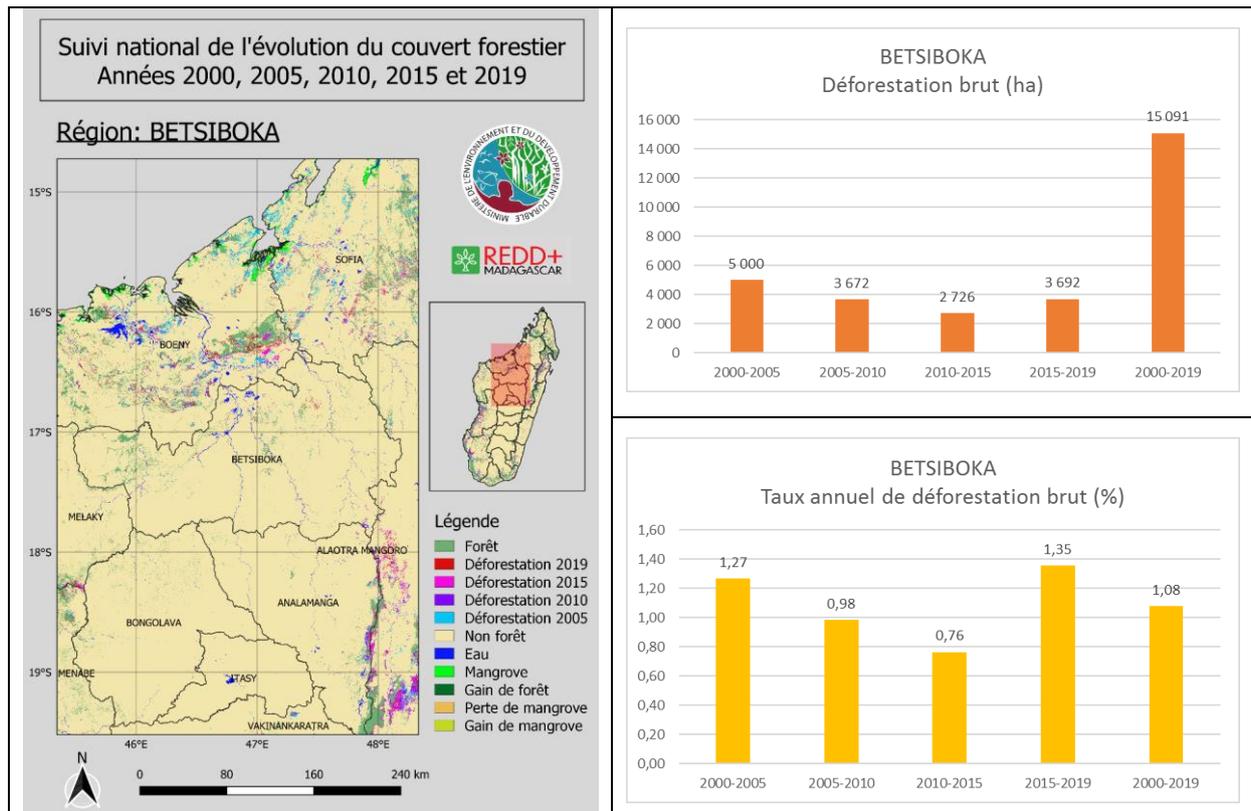
VII.6.8 ATSIMO ATSIANANA



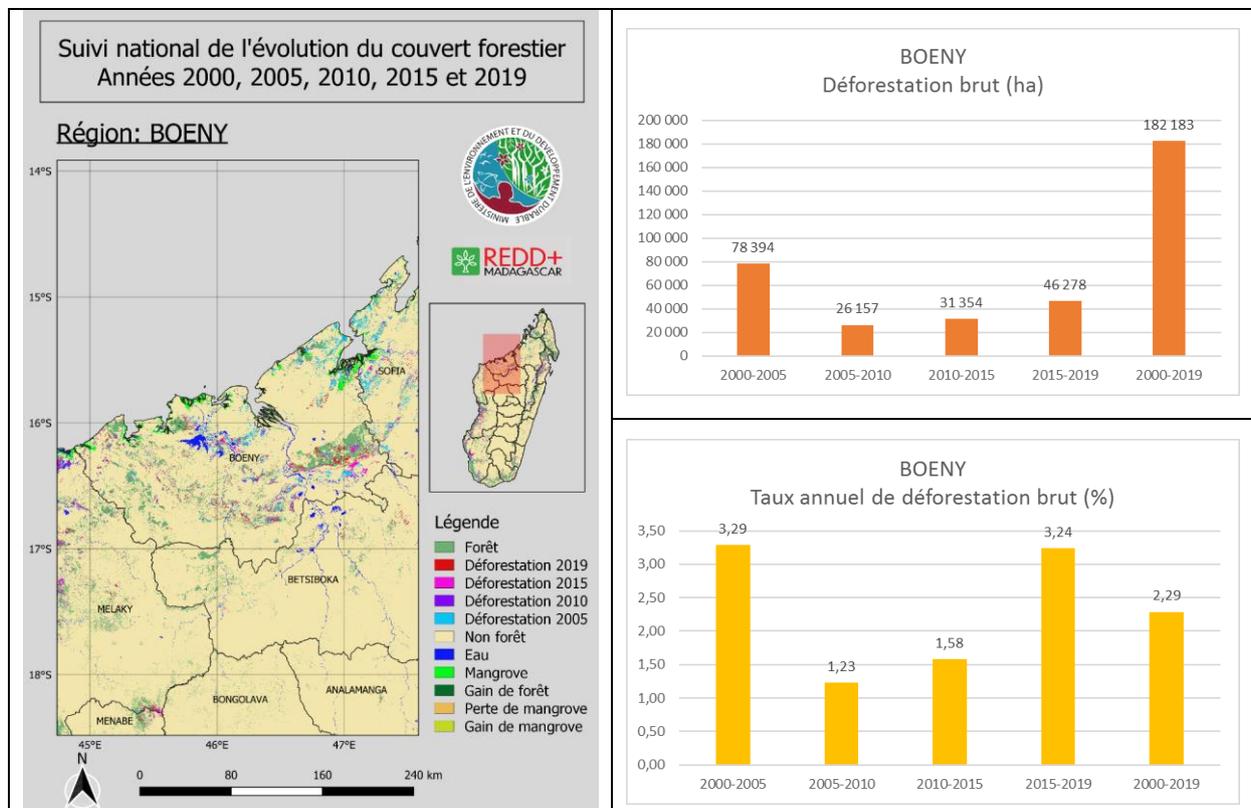
VII.6.9 ATSIANANA



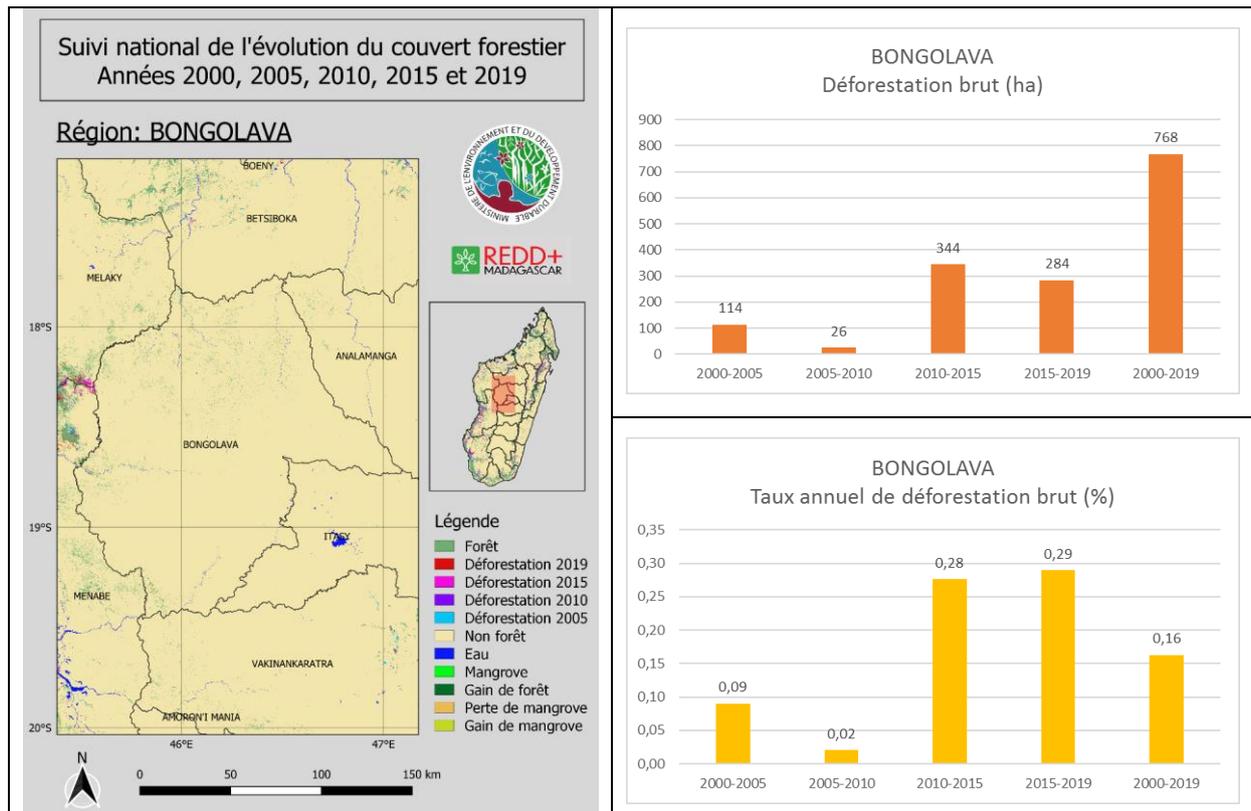
VII.6.10 BETSIBOKA



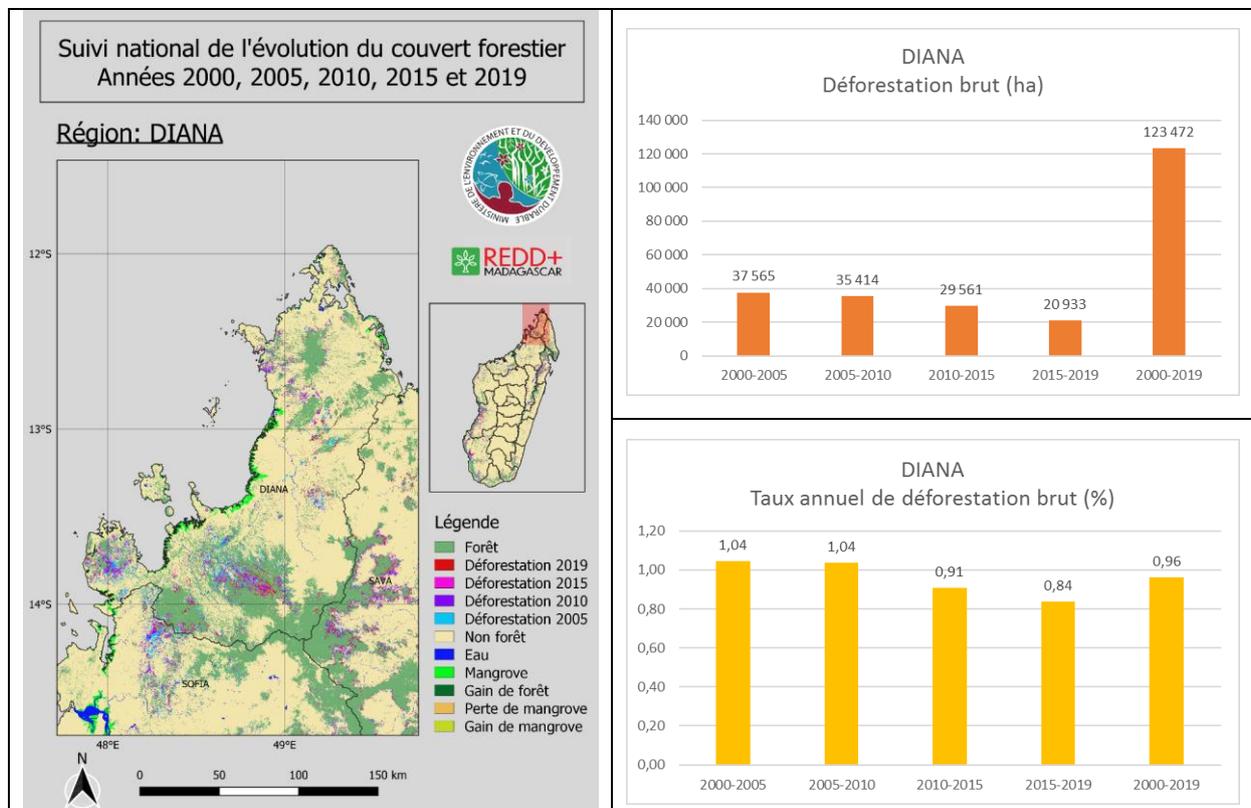
VII.6.11 BOENY



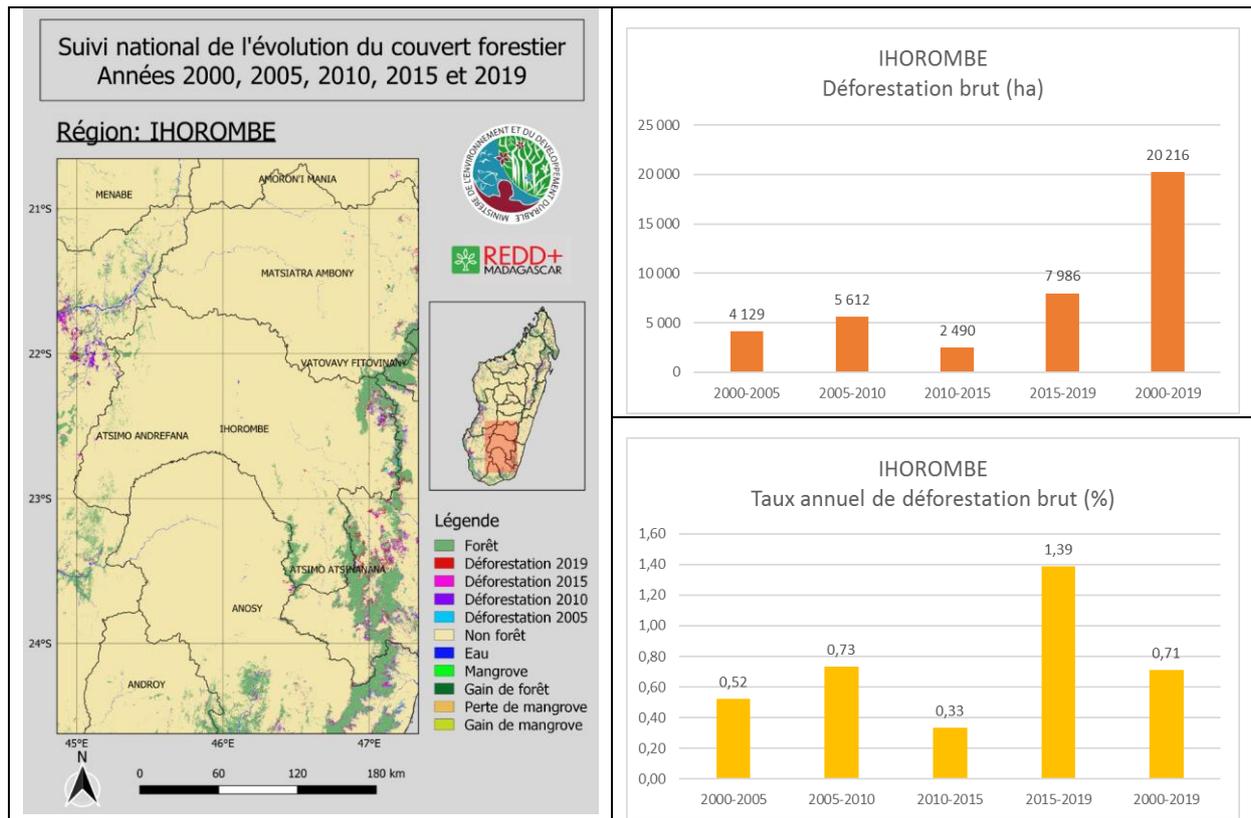
VII.6.12 BONGOLAVA



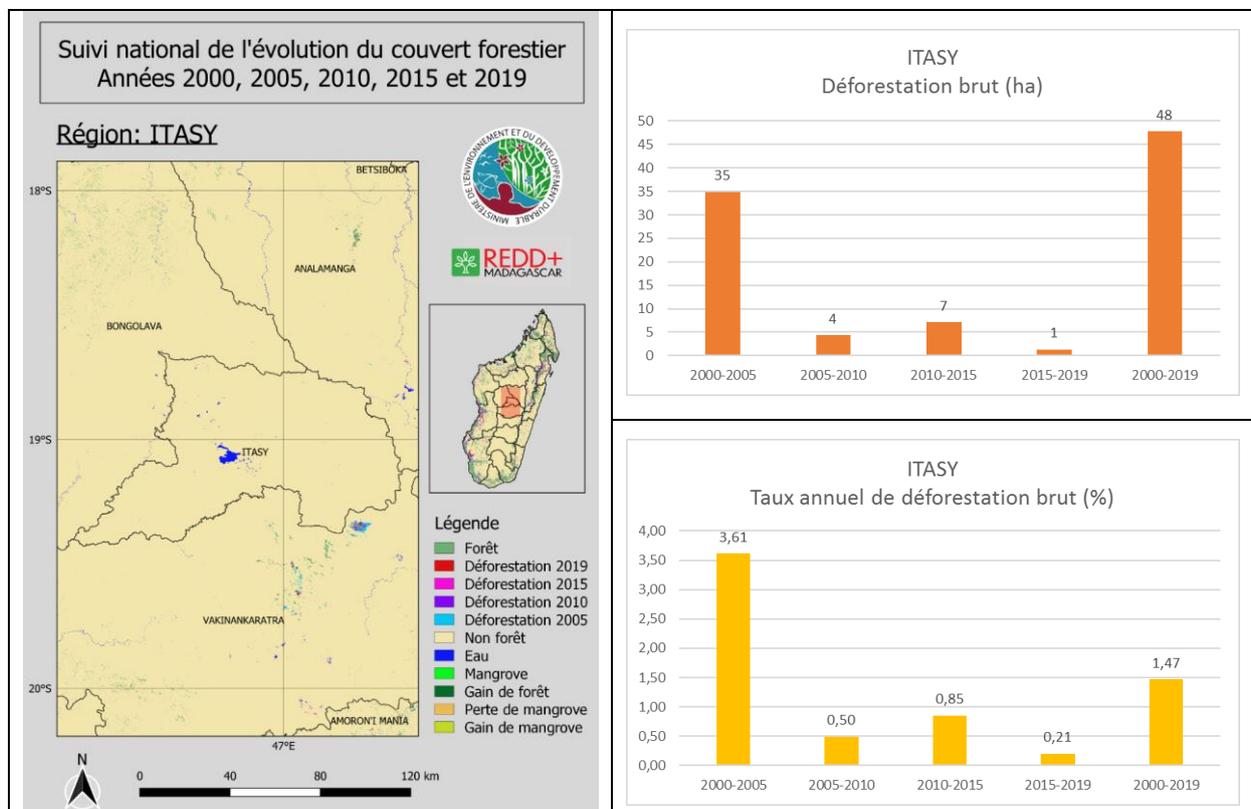
VII.6.13 DIANA



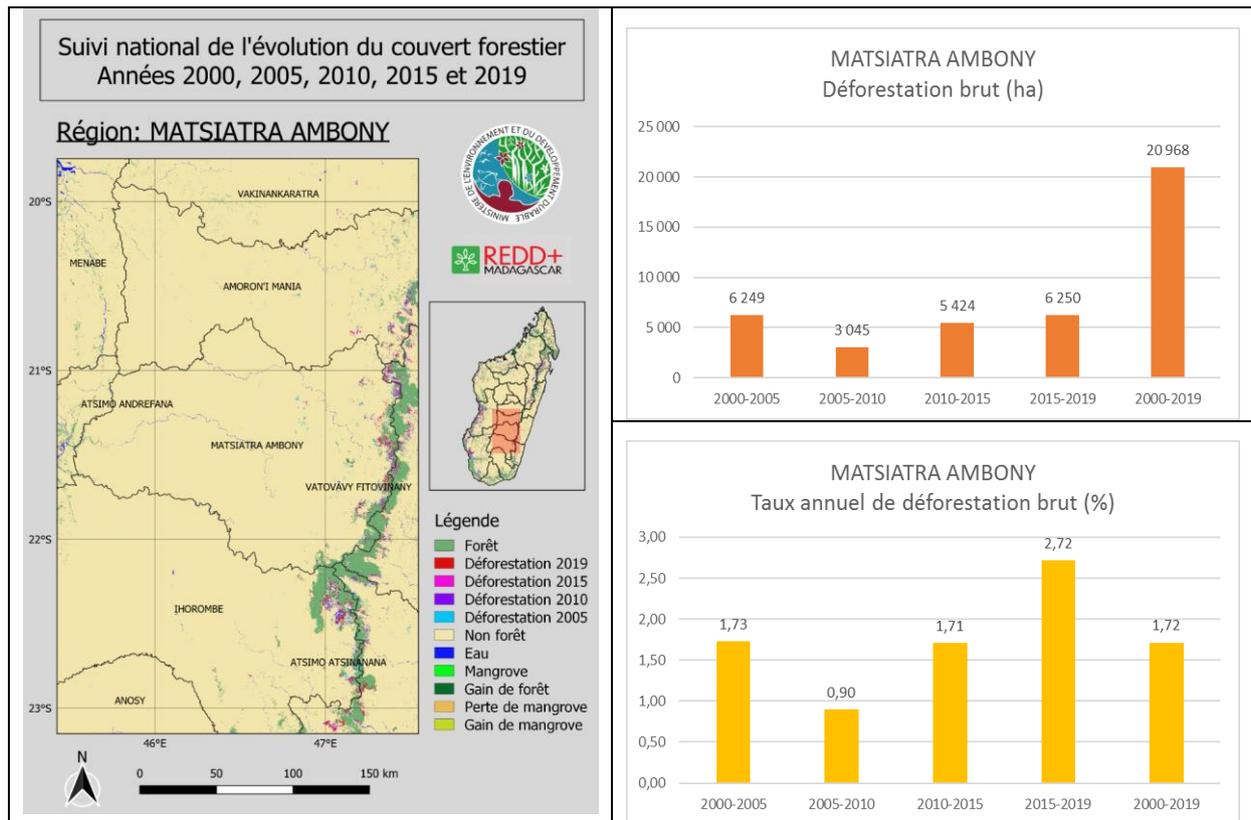
VII.6.14 IHOROMBE



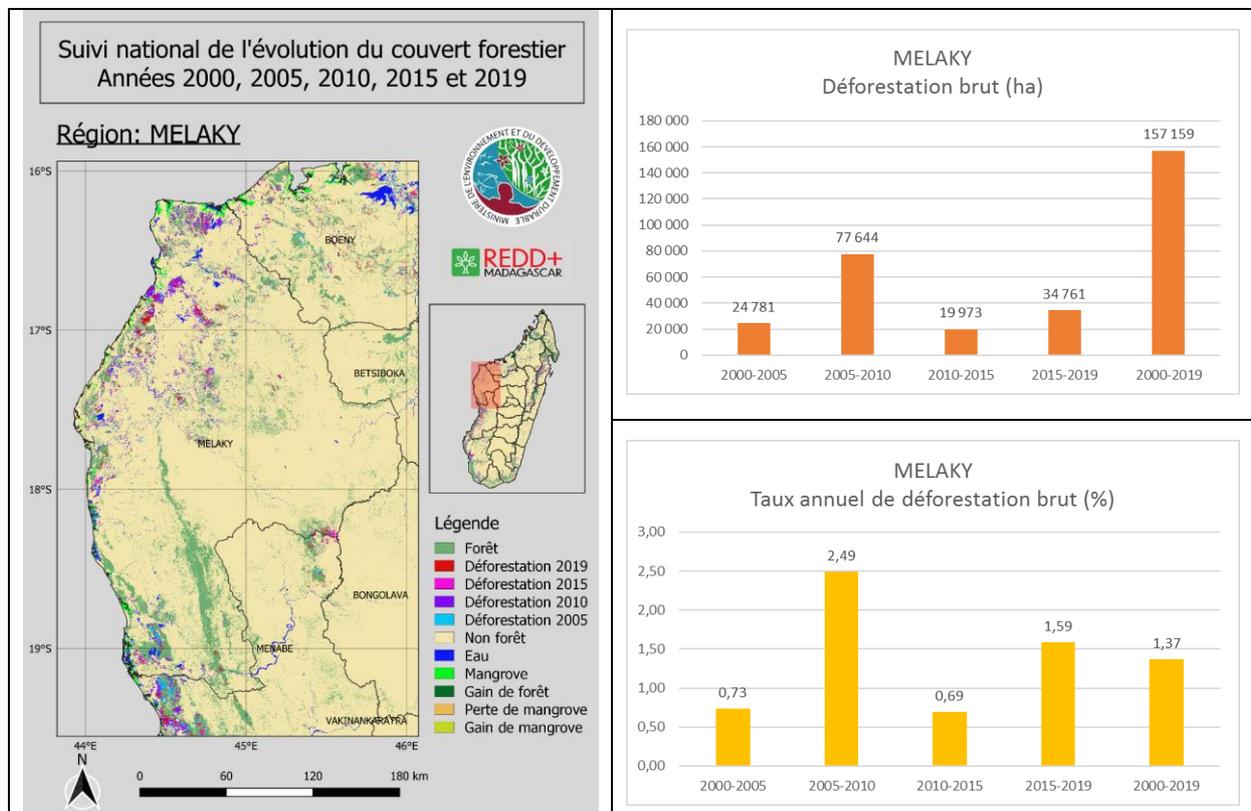
VII.6.15 ITASY



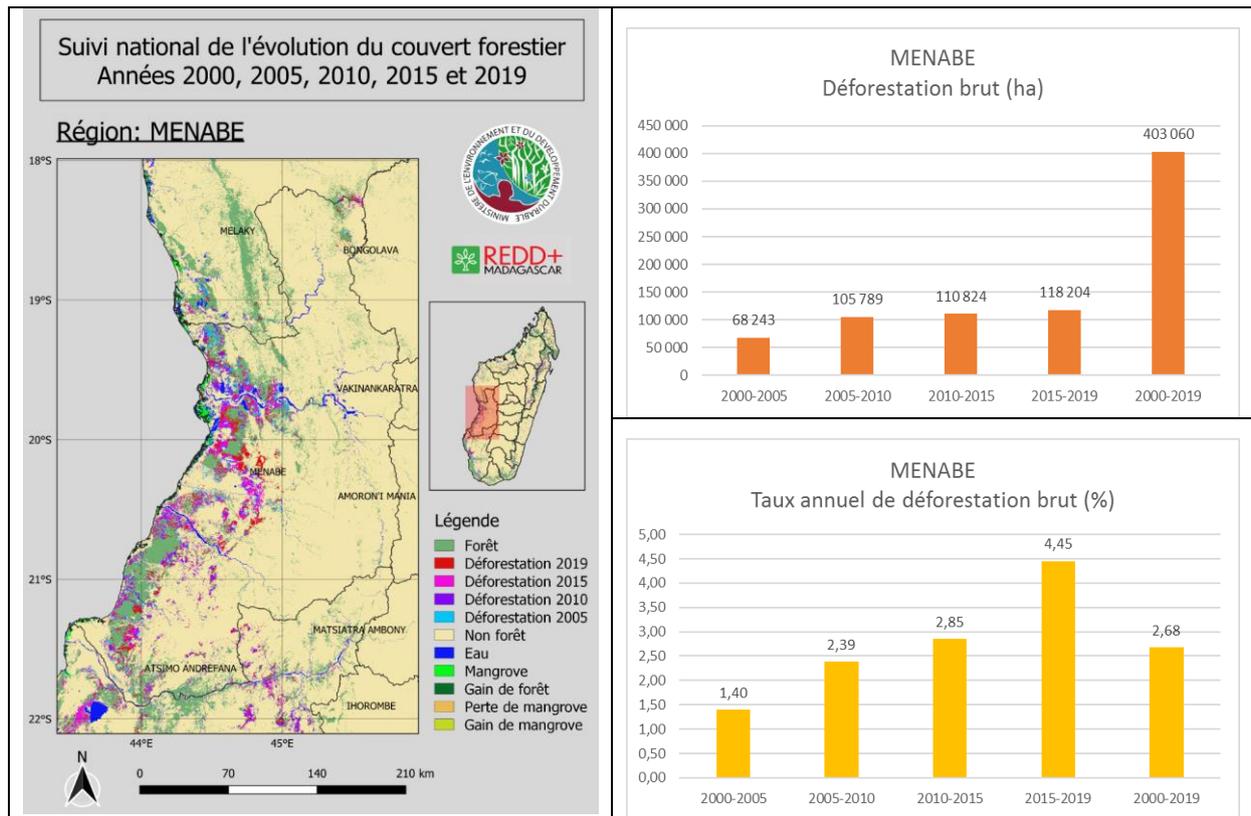
VII.6.16 MATSIATRA AMBONY



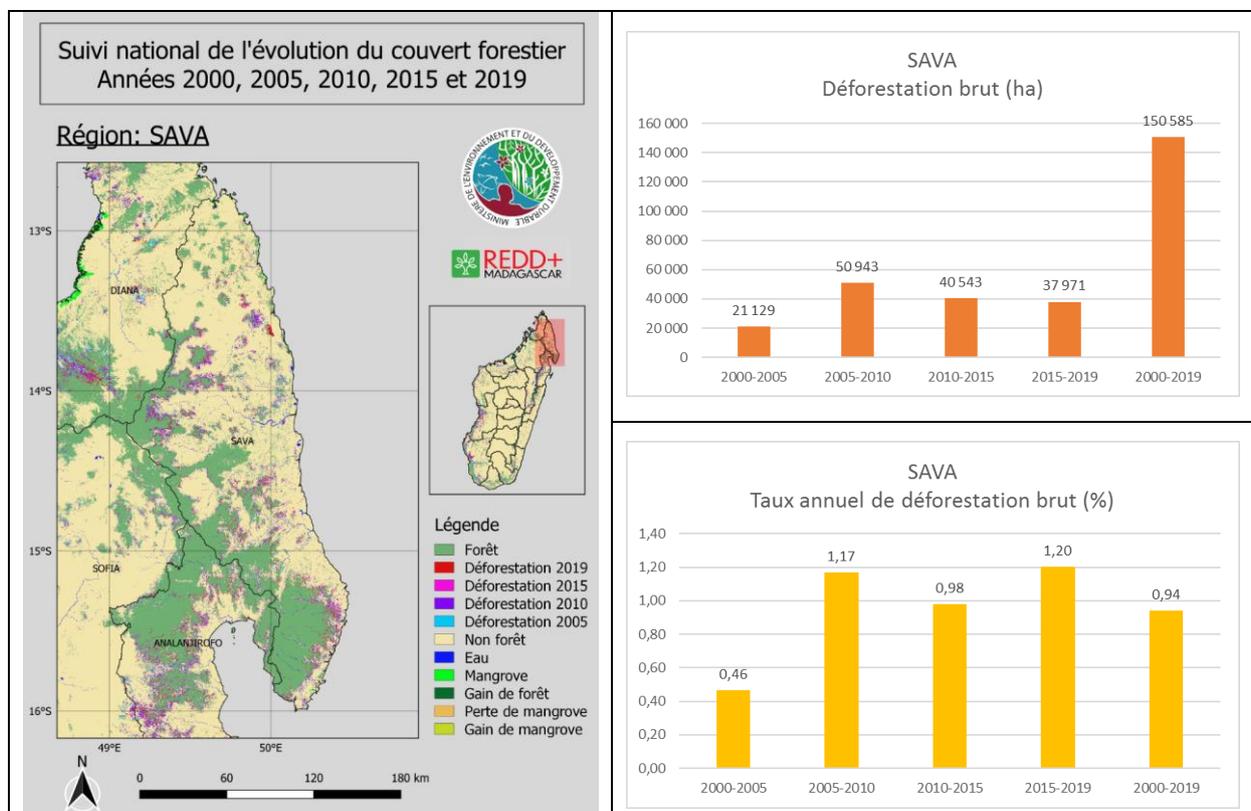
VII.6.17 MELAKY



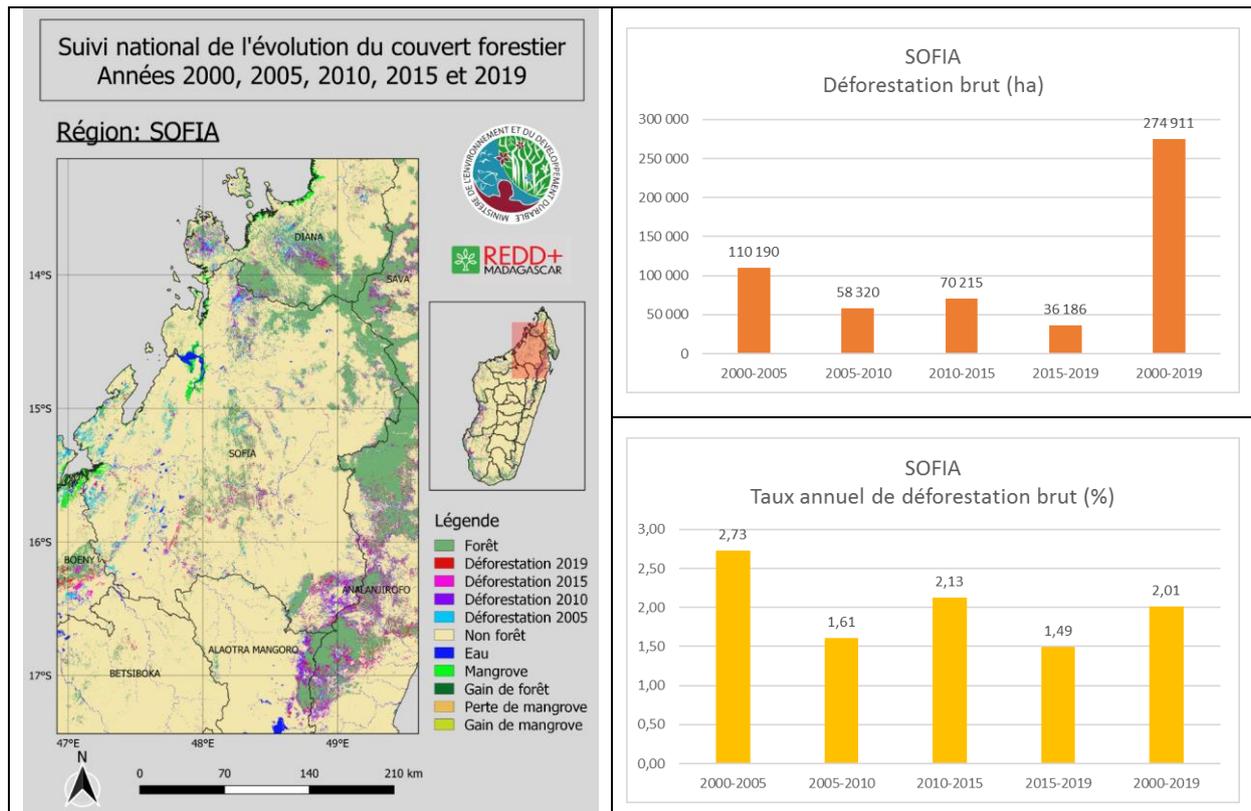
VII.6.18 MENABE



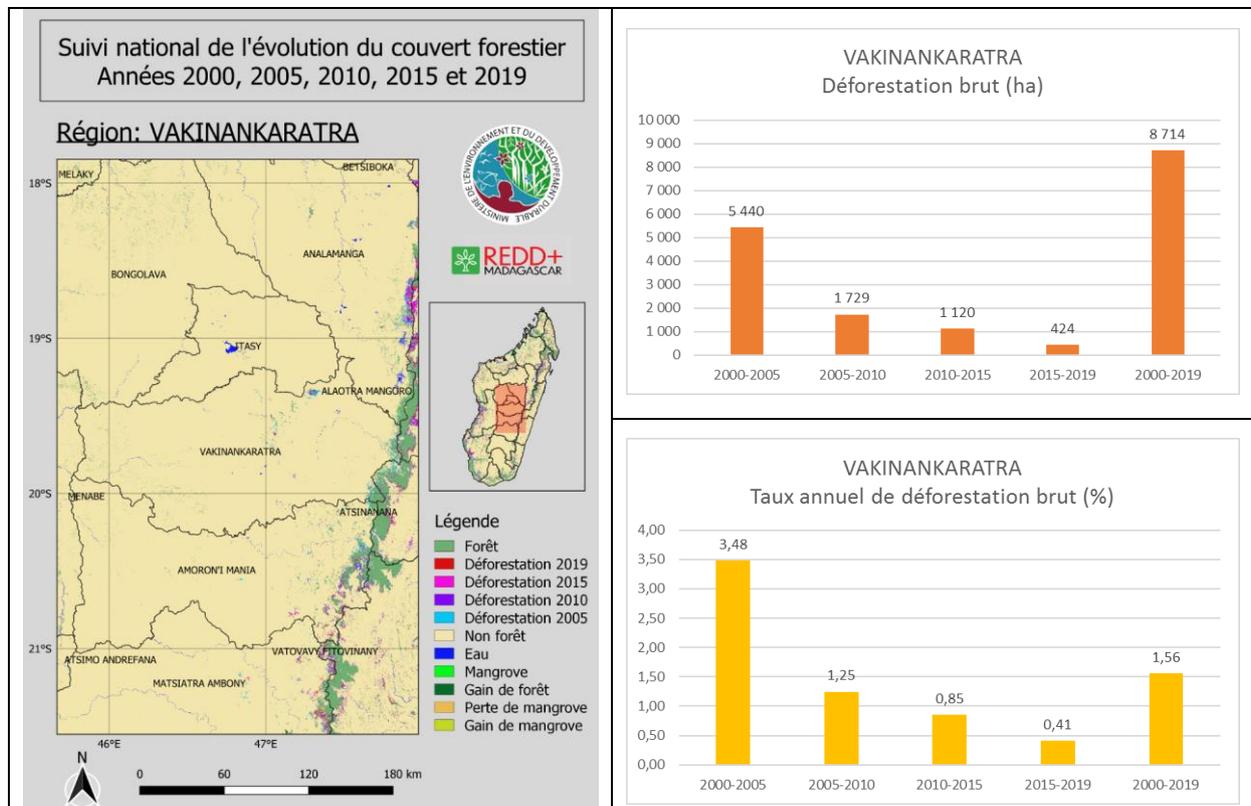
VII.6.19 SAVA



VII.6.20 SOFIA



VII.6.21 VAKINANKARATRA



VII.6.22 VATOVAHY FITOVINANY

