

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

**CARTOGRAPHIE DE LA DÉFORESTATION ET
ANALYSE DE SES DÉTERMINANTS SPATIAUX DANS LA
MUNICIPALITÉ DE CAMPOVERDE, UCAYALI, PÉROU,
PÉRIODE 1993-2006**

TRAVAIL

PRÉSENTÉ

**COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GÉOGRAPHIE**

PAR

ERNESTO VICTOR CUADRA SANDOVAL

MAI 2015

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de ce mémoire se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.01-2006). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier d'une manière amicale et respectueuse à mon directeur de recherche, Benoît St-Onge, PhD, Directeur du Laboratoire de cartographie des dynamiques forestières de l'Université de Québec à Montréal, pour sa collaboration, sa bonne guidance et sa disponibilité pour arriver à la bonne fin de ce travail de recherche.

Je veux remercier à Dieu qui a tout fait pour moi. Un grand remerciement à ma famille, mon épouse : la petite Romy et mes enfants : Ernesto, María Romy, Diego et Fernando. Je tiens à adresser une prière et un remerciement spécial à mes parents : Olga et Jesús.

TABLE DES MATIÈRES

LISTE DES FIGURES.....	iv
LISTE DES TABLEAUX.....	vi
LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES	vii
LISTE DE SYMBOLES	viii
RÉSUMÉ.....	ix
INTRODUCTION	1
CHAPITRE I.....	3
LES FORÊTS DANS LE MONDE.....	3
1.1 Les forêts.....	3
1.1.1 Dimension économique.....	3
1.1.2 Dimension sociale.....	5
1.1.3 Dimension environnementale.....	5
1.2 Le droit à la propriété.....	6
CHAPITRE II.....	7
DÉFORESTATION ET CHANGEMENT DE LA SUPERFICIE FORESTIÈRE.....	7
2.1 Situation de la déforestation dans le monde.....	7
2.2 Causes du changement de la superficie forestière.....	7
2.2.1 La commercialisation du bois.....	7
2.2.2 Le changement d'affectation des sols.....	9
2.3 Principales conséquences.....	11
2.3.1 Impacts sur des écosystèmes.....	11
2.3.2 Le changement climatique.....	12
DÉVELOPPEMENT DURABLE.....	14
CHAPITRE IV.....	18
LES FORÊTS AU PÉROU.....	18
4.1 La gestion forestière au Pérou.....	18
4.1.1 La politique forestière péruvienne.....	20

4.2 La forêt et la dynamique sociale	22
4.3 L'aire d'étude : municipalité de Campoverde	23
4.4 Hypothèse et objectifs de la recherche	26
4.4.1 Hypothèse	26
4.4.2 Objectifs	26
CHAPITRE V	27
MÉTHODES	27
5.1 Région d'étude et données géospatiales	27
5.1.1 Précisions sur la géographie physique de la région d'étude	27
5.2 Données géospatiales	28
5.2.1 Images satellitaires	28
5.2.2 Modèle numérique d'altitude	31
5.2.3 Réseau routier	32
5.3 Aperçu méthodologique	34
5.4 Prétraitement des images	36
5.5 Extraction du rapport de bandes	36
5.6 Segmentation	37
5.7 Approche de la classification	40
5.7.1 Entraînement	40
5.7.2 Classification	43
5.7.3 Validation	43
5.8 Modélisation des changements	44
5.8.1 Dérivation des variables prédictives de la déforestation	44
5.8.2 Élaboration d'un modèle de prédiction LOGIT	46
5.8.3 Prévision de la déforestation	49
CHAPITRE VI	52
RÉSULTATS	52
6.1 Extraction du rapport de bandes	52
6.2 Segmentation	55
6.3 Classification	58
6.4 Dérivation des variables prédictives de la déforestation	63

6.5 Modèle LOGIT	73
6.6 Modèle de Markov	74
CHAPITRE VII	78
DISCUSSION	78
CHAPITRE VIII	83
CONCLUSION.....	83
RÉFÉRENCE.....	85

LISTE DES FIGURES

Figure	Page	
2.1	Consommation de bois dans le marché mondial 2000-2008.....	8
2.2	Production mondiale de bois rond : 2000-2008.....	8
2.3	Indice FAO des prix des produits alimentaires (les valeurs de 2002 à 2004 sont prises comme base de l'indice, d'une valeur de 100).....	10
4.1	Municipalité de Campoverde.....	23
5.1	Modèle numérique d'altitude <i>Shuttle Radar Topographic Mission</i> (90 m), rééchantillonné à 30 m.....	31
5.2	Carte de réseau de routes principales et secondaires.....	33
5.3	Flux de travail.....	35
5.4	Définition du seuil des classes.....	41
5.5	Exemple d'un diagramme ROC en tant que modèle de validation de la fonction Logit	47
6.1	Carte de NDVI des années 1993.....	53
6.2	Carte de NDVI des années 2006.....	54
6.3	Image du NDVI de 1993 sur laquelle sont superposés les polygones issus de la segmentation.....	56
6.4	Image du NDVI de 2006 sur laquelle sont superposés les polygones issus de la segmentation.....	57
6.5	Carte de classification : 1993.....	61
6.6	Carte de classification : 2006.....	62
6.7	Carte de la pente locale du terrain.....	63
6.8	Carte de la distance à partir de la route la plus proche.....	64
6.9	Carte de l'altitude locale du terrain	65
6. 10	Fréquences des observations de non-forêt en fonction de DISROU.....	68
6.11	Analyse de quartiles : variable DISROU.....	68

6.12	Fréquences des observations de non-forêt en fonction d'ELEVA.....	70
6.13	Analyse de quartiles : variable ELEVA.....	70
6.14	Fréquences des observations de non-forêt en fonction de PENTE.....	72
6.15	Analyse de quartiles : variable PENTE.....	72
6.16	Modèle graphique de la chaîne de Markov.....	74
6.17	Image de probabilités de changement.....	76
6.18	Projection de déforestation 2019.....	77

LISTE DES TABLEAUX

Tableau		Page
4.1	Superficie ayant subi la déforestation accumulée jusqu'en l'an 2000 selon l'utilisation du sol	19
4.2	Concessions forestières par département.....	21
4.3	Évolution de l'exploitation forestière : période 1985-2000 Département : Ucayali	25
5.1	Description de l'image 1993.....	29
5.2	Description de l'image 2006.....	30
5.3	L'arbre de traitement	39
5.4	Matrice de confusion : validation du modèle.....	48
5.5	Variables du diagramme ROC	49
6.1	Matrice de confusion 1993	58
6.2	Matrice de confusion 2006.....	59
6.3	Superficies forestières et non forestières.....	60
6.4	Distribution de fréquence de la variable DISROU.....	67
6.5	Distribution de fréquence de la variable ELEVA.....	69
6.6	Distribution de fréquence de la variable PENTE.....	71
6.7	Matrice de transition.....	74

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

ENAHO Encuesta Nacional de Hogares

INRENA Instituto Nacional de Recursos Naturales

ITTO International Tropical Timber Organization

FAO Food and Agriculture Organization

GIEC Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat

IDH Indicateur du développement humain

NDVI Normalized Difference Vegetation Index

ONU Organisation des Nations unies

PFNL Produits forestiers non ligneux

ROC Receiving Operating Characteristics

UNCCD Secrétariat de la Convention des Nations Unies sur la Lutte contre la Désertification

LISTE DE SYMBOLES

ha/an	Hectares par an
kg/ha	Kilogrammes par hectare
°C	Degré Celsius
mm	Millimètre

RÉSUMÉ

Ce mémoire a comme objectif d'étudier, d'analyser, et de cartographier la distribution et la dynamique spatiale du changement du couvert forestier afin de mettre en lumière les déterminants spatiaux de ce changement entre 1993 et 2006 dans la municipalité de Campoverde, Département d'Ucayali, Pérou.

Nous soutenons que la mise en place du réseau routier ainsi que des caractéristiques locales du terrain comme la pente et l'élévation ont favorisé une diminution de la couverture forestière dans la municipalité de Campoverde qui a une superficie de 156 507 hectares.

Notre approche a consisté d'abord à détecter la déforestation durant la période 1993 - 2006. Ceci a été effectué en comparant des classifications forêt/non-forêt réalisées séparément pour ces deux années selon une approche objet. C'est à cet effet que nous avons utilisé deux images LANDSAT. En parallèle, nous avons produit des cartes des variables suivantes : distance à partir des routes (DISROU), pente (PENTE) et altitude (ELEVA) locales du terrain. Ces variables ont été mises en relation avec la carte de déforestation 1993-2006 à l'aide d'un modèle de régression logistique de type LOGIT. Finalement, nous avons utilisé ce modèle de manière prospective dans une analyse basée sur les chaînes de Markov afin de prédire la déforestation potentielle en 2019.

Nous avons obtenu des signes adéquats par chaque variable. Les coefficients négatifs par chaque variable, DISROU, ELEVA et PENTE, indique que la probabilité d'un changement de la forêt de l'état de forêt vers l'état de non-forêt diminue lorsque ces variables augmentent. Ces résultats reflètent la rationalité économique des producteurs de bois car les coûts de production diminueront si les lieux d'exploitation se trouvent proches des routes, ne se trouvent pas dans des zones élevées et si les pentes sont favorables pour faire l'extraction de ces produits.

La matrice de transition obtenue à partir du changement d'état de forêt vers non-forêt nous a permis d'estimer la projection de la perte de la couverture végétale pour l'année 2019, sous forme cartographique. On estime que pour cette année que la classe forêt n'occuperait plus que 24% de la superficie totale de la municipalité de Campoverde, contre 35% en 2006 et 73% En 1993.

MOT CLÉ : Classification orienté objet, Logit, modèle de Markov, déforestation, forêt tropicale

INTRODUCTION

Plusieurs études ont été réalisées pour comprendre la dynamique de la déforestation et pour trouver des solutions aux problèmes de la gestion globale ou locale des forêts. Durant les dernières décennies, des organismes internationaux ont investi des sommes importantes dans l'élaboration de multiples programmes de conservation et de protection de la biodiversité. Cependant, la déprédation des forêts continue avec des conséquences négatives sur la qualité environnementale mondiale, spécialement sur le climat et les populations locales, car la forêt pourvoit aussi des aliments, des médicaments, des sources d'énergie et des moyens d'habitation, en plus d'être une source de matière ligneuse.

Dans ce contexte, nous avons cartographié et expliqué des déterminants spatiaux de la déforestation pour la période située entre 1993 et 2006 dans la municipalité de Campoverde, Ucayali au Pérou. À cette fin, nous avons utilisé deux images satellitaires Landsat. L'analyse de données a été faite en utilisant des logiciels de télédétection pour les corrections géométriques et atmosphériques, et de traitement d'images (eCognition) pour mettre en œuvre une méthode de classification orientée objet des aires avec forêt et des aires sans forêt, et finalement, un logiciel de géomatique (IDRISI) qui a permis de faire l'estimation de la fonction *Logit* afin de trouver la relation entre les changements d'états et certaines variables explicatives et de prédire l'évolution future théorique de la déforestation dans cette municipalité.

Aux chapitres I et II, nous présentons les aspects généraux de la situation des forêts et de la déforestation dans le monde. Nous analysons la dynamique des facteurs économiques, sociaux et environnementaux qui se trouvent liés à la gestion des forêts et aux effets de la dégradation continue affectant ces ressources. Au chapitre III, nous présentons un arrimage entre la théorie du développement économique et la théorie du territoire comme lieu approprié pour des acteurs afin de construire un modèle de développement soutenable pour l'exploitation des forêts. Le chapitre IV fait la mise en situation de l'aire en étude; ce chapitre explique la situation socio-économique de la population de la municipalité, la description de la politique forestière péruvienne et les facteurs sociaux liés à la gestion de cette ressource. Au chapitre V, nous expliquons le traitement des données afin d'élaborer un modèle de

simulation. Enfin, dans le chapitre VI, nous présentons les résultats obtenus, résultats faisant subséquemment l'objet d'une discussion.

CHAPITRE I

LES FORÊTS DANS LE MONDE

1.1 Les forêts

La couverture forestière mondiale joue un rôle vital dans le support de la vie, notamment chez les humains, et dans les grands équilibres planétaires (FAO, 2011). La forêt a une étendue d'un peu plus que quatre milliards d'hectares, ce qui représente 31 % de la superficie terrestre de la planète (Liabert, 2008). Les forêts peuvent être considérées comme des objets d'analyse ayant trois dimensions : économique, sociale et environnementale (FAO, 2010b), en plus de leurs caractéristiques scientifiques objectives (étendue, structure, composition, etc.).

1.1.1 Dimension économique

Les forêts offrent notamment des services et des biens environnementaux. Les ressources forestières constituent un moyen de subsistance pour environ 1,6 milliard d'individus dans le monde entier. La plupart de cette population se trouve dans les pays en développement. Une valorisation appropriée de ces éléments permet de faire des analyses comparatives entre les activités destructrices et celles d'une gestion durable ainsi que de développer des politiques plus rationnelles pour éviter la dégradation des forêts. Les forêts sont considérées comme une ressource de bois commercialisable sur les marchés mondiaux. Environ 949 millions d'hectares, soit à peu près 30 % des forêts de la planète, sont dédiées à l'exploitation. En 2005, pour les bois et les produits forestiers non ligneux (PFNL), la FAO avait estimé une valeur commerciale totale approximative de 121.9 milliards de dollars américains. Par rapport aux PFNL, la FAO a estimé une valeur de 4.7 milliards de dollars américains pour la même année. On doit noter que 51 % de cette production est destinée à l'autoconsommation. Cependant, cette valeur estimée pour le bois et les PFNL est imprécise, car il existe une extraction informelle et illégale de ces produits, qui n'est pas enregistrée.

D'autre part, les systèmes d'enregistrement de l'information sur l'exploitation forestière ne se trouvent pas correctement déployés. Les forêts sont également une source d'emplois, de revenus, d'énergie et d'alimentation pour la population locale.

Au niveau mondial, la gestion forestière présente des caractéristiques variables. Durant la période allant de 2000 à 2010, la région de l'Amérique latine a eu un taux de déforestation moyen de 5.2 millions d'ha/an. Dans cette région, 57 % de la production est utilisée comme bois de feu.

Dans la même période, la valeur économique générée par région a été de différents niveaux : l'Afrique a produit à partir de ses forêts 4.3 milliards de dollars américains tandis que l'Amérique latine en a produit 6.5 millions. L'Asie a atteint des chiffres de 28.4 milliards de dollars américains, l'Europe de 24.1 millions et finalement, l'Amérique du Nord de 37.4 millions de dollars. On remarque que la valeur d'extraction dans ces dernières régions équivaut approximativement de cinq à neuf fois plus que celles de l'Afrique ou de l'Amérique du Sud. D'un autre côté, en Afrique et en Amérique latine, l'exploitation forestière primaire a seulement généré 934 000 emplois. En revanche, 9.3 millions d'emplois découlent de l'industrie forestière en Europe et en Asie. Les données pour l'Amérique du Nord (Canada et États-Unis) indiquent un recul de 17 % dans le niveau d'emploi du secteur forestier en attendant à 154 000 emplois.

Au niveau mondial, les caractéristiques de l'actuelle gestion forestière a des conséquences sur la conservation et préservation future des forêts y en conséquence sur les éléments de subsistance de la population locale qui dépend de l'exploitation de leurs ressources. Une gestion qui ne prend pas en compte cette relation mettre en péril la source de subsistance future de cette population ayant comme conséquence une augmentation du niveau de pauvreté local tel comme a été démontré par différentes études socio-économiques. La participation des producteurs locaux dans la gestion de ces ressources pourrait assurer la conservation des forêts. Selon l'hypothèse que les producteurs peuvent s'approprier la gestion de ces ressources, les processus d'équité intergénérationnelle et intragénérationnelle pourraient être soutenables (FAO, 2011; Ostrom, 1990).

1.1.2 Dimension sociale

Dans sa dimension sociale, la forêt agit comme un espace pour soutenir les relations humaines, les activités récréatives, le tourisme, l'éducation et les activités religieuses. Les forêts sont entre autres le soutien des pratiques fondées sur les connaissances traditionnelles communautaires. On doit ajouter que dans certaines communautés locales, notamment celles d'Afrique et d'Amérique latine, la division du travail est basée sur le genre. Ainsi, les hommes y sont davantage liés aux activités à l'extérieur de la communauté, comme le travail rémunéré, tandis que les activités des femmes se trouvent plus liées aux activités d'attention à la famille comme la préparation des aliments et la garde des enfants. Les forêts constituent une source pour la récolte d'aliments qui est une activité principalement attribuée chez les femmes dans ces communautés. Il n'existe malheureusement pas d'information sur les affectations de superficie forestière en tant que source d'aliments (FAO, 2011).

1.1.3 Dimension environnementale

En ce qui concerne l'aspect environnemental, les forêts offrent des services pour la conservation de l'environnement planétaire qu'aucune autre ressource naturelle ne peut générer (Foster, 1997). Elles maintiennent la qualité des sols, régulent l'érosion, le cycle de l'eau et du carbone, contribuent à l'agriculture, contrôlent la désertification, la fixation des dunes, la maîtrise des avalanches ainsi que la protection côtière. Dans le monde entier, environ 330 millions d'hectares, soit presque 8 % de la superficie forestière, ont été destinés à ces buts. En outre, certains gouvernements ont mis en relief l'importance de la création des aires de conservation de la biodiversité dans lesquelles la diversité biologique sera protégée. Actuellement, autour de 460 millions d'hectares, soit 11 % de la superficie totale forestière, ont été dédiés à la conservation de la biodiversité (FAO, 2010a). Aussi, les forêts contiendraient, entre leur végétation et leurs sols, 1 146 Gt de carbone, ce qui représente 46 % du stock de carbone des écosystèmes terrestres (GIEC, 2007). Au niveau régional, l'Amérique latine et les Caraïbes contiendraient 42 % du stock mondial de carbone.

Cependant, différents facteurs influent sur l'affectation du sol, par exemple, l'augmentation de la population, des espaces pour le développement des villes, des aires industrielles, des activités minières, de l'agriculture et pour les aires de conservation. Cette situation, qui génère des conflits d'utilisation, a fait de l'espace terrestre considéré en tant que ressource économique, un bien rare et convoité.

La gestion forestière est un facteur important dans la définition des politiques économiques et sociales et possède des incidences environnementales. Elle est liée aux effets du changement climatique (cause et effet), à la conservation des écosystèmes et à l'économie locale (Foster, 1997; Grafton, 2004). Ces politiques doivent trouver des mécanismes qui permettront de concilier les fonctions de la forêt et le mode d'exploitation de ses ressources, évitant l'appauvrissement ou la disparition des écosystèmes (FAO, 2011).

1.2 Le droit à la propriété

Dans la majorité des pays, l'État est le principal propriétaire des aires forestières. Environ 80 % des forêts du monde sont des propriétés publiques (FAO, 2011). Sous l'hypothèse que la forêt représenterait un obstacle à vaincre et que son exploitation n'entraînerait aucune conséquence sur l'environnement, les gouvernements des pays du Sud ont développé des politiques de colonisation des zones forestières. L'accès à la propriété et la manière d'extraire les ressources n'ont pas été pris en considération dans ces politiques de colonisation. Malheureusement, les systèmes de surveillance pour contrôler les changements d'affectations des sols sont insuffisants (FAO, 2011). Les affectations impliquant une dégradation forestière ou une déforestation doivent se faire sans dépasser un seuil critique, afin que les nouvelles activités conservent leur utilité économique. Au-delà de ce point, une activité se trouvera dans un état non soutenable. Les forêts doivent ainsi être utilisées d'une manière efficace afin d'obtenir un niveau optimal de bien-être collectif (Perman 2003).

CHAPITRE II

DÉFORESTATION ET CHANGEMENT DE LA SUPERFICIE FORESTIÈRE

2.1 Situation de la déforestation dans le monde

La déforestation est généralement un phénomène produit par des actions anthropiques. Il consiste en la perte de couverture forestière comme conséquence de l'exploitation de ses ressources et du changement de vocation du sol (FAO, 2005; GIEC, 2007).

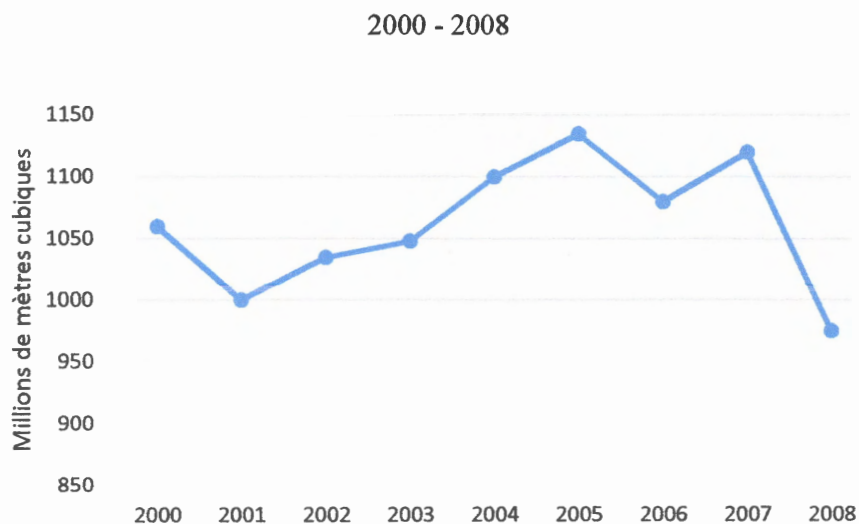
Durant la période allant de 1990 à 2000, le taux annuel mondial de déboisement a été de 16 millions d'hectares par an, tandis qu'entre 2000 et 2010, ce taux a diminué à 13 millions d'hectares par an. Cette réduction peut être expliquée par l'application des programmes de conservation et de reboisement que différents organismes internationaux ont déployés, principalement dans les forêts du bassin congolais (Afrique) et amazonien (Amérique du Sud). Ces deux bassins représentent 39 % de la superficie de la couverture forestière et 55 % du stockage de carbone du monde (FAO, 2010a; FAO, 2011).

2.2 Causes du changement de la superficie forestière

2.2.1 La commercialisation du bois

Durant la période entre 2000 et 2005, la consommation du bois au sein du marché international a augmenté alors que depuis l'année 2006, cette consommation a plutôt diminué. En 2008 notamment, à cause de la crise économique mondiale, le niveau de consommation a chuté de 12 % pour arriver à un niveau inférieur à celui de l'année 2001 (voir la Figure 2.1).

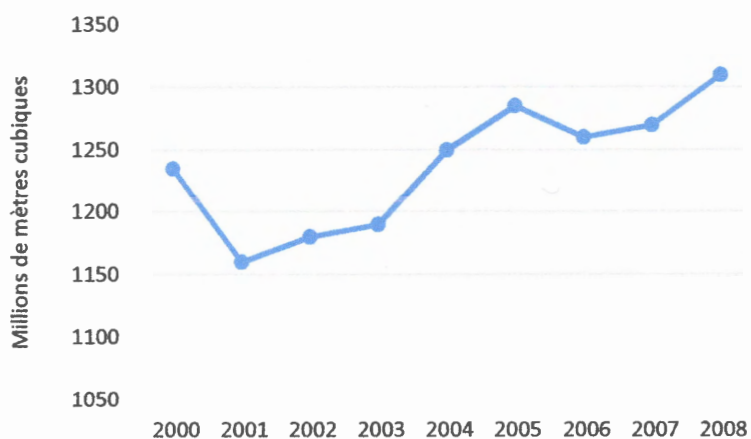
Figure 2.1 Consommation de bois au sein du marché mondial (millions de m³)



Source : ITTO, 2011

Durant la période allant de 2000 à 2008, la production mondiale du bois rond industriel a plutôt montré une tendance positive. La moyenne de production a été de 1 237 millions de m³ par année au cours de cette période (voir la Figure 2.2).

Figure 2.2 Production mondiale de bois rond : 2000-2008



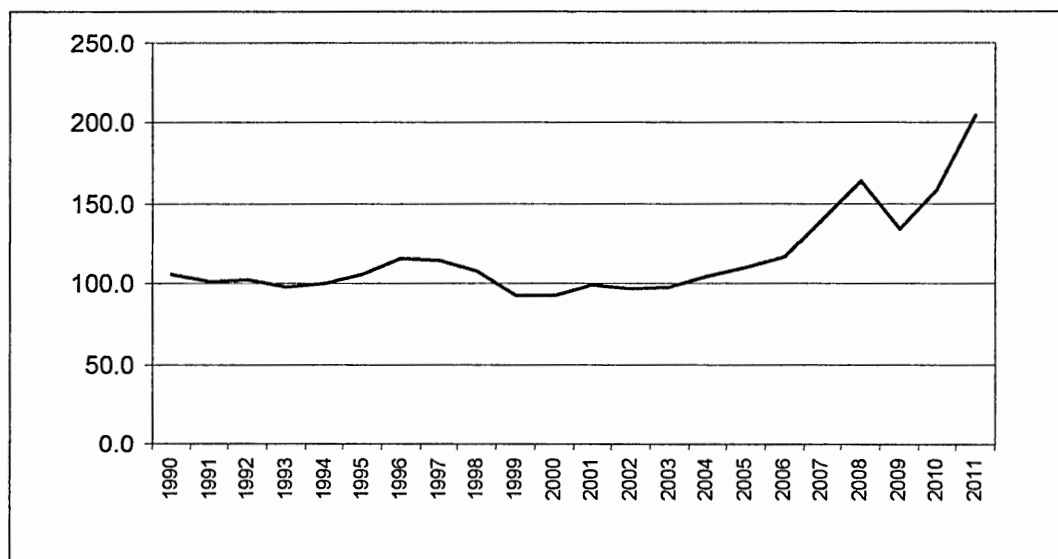
Source : ITTO 2011

Au niveau international, durant la même période, les pays consommateurs ont importé 569 millions de m³ en bois rond.

2.2.2 Le changement d'affectation des sols

Les changements d'utilisation du sol obéissent aux opportunités ou contraintes que différents facteurs (sociaux, démographiques, économiques, environnementaux) produisent sur l'environnement de l'exploitation forestière. Nous avons considéré deux de ces facteurs. Premièrement, la croissance de la population mondiale génère une augmentation de la demande d'aliments et de produits agricoles qui a comme conséquence une pression pour l'accroissement de la superficie de terres agricoles. Deuxièmement, la continuelle augmentation des prix mondiaux des produits alimentaires augmente l'intérêt pour les terres cultivables. La FAO a développé un indice des prix de ces produits mesurant la variation des coûts internationaux d'un ensemble de produits alimentaires. Durant la période allant de 1990 à 2011, le niveau de l'indice a continué d'augmenter, notamment entre 2009 et 2011. Dans certaines régions, comme au Brésil avec la culture du soja et l'élevage bovin, cette augmentation de prix a incité les producteurs à déboiser en vue d'une rentabilité à court terme.

Figure 2.3 Indice FAO des prix des produits alimentaires (les valeurs de 2002 à 2004 sont prises comme base de l'indice, d'une valeur de 100)



Source : FAO 2011

Les produits agricoles sont utilisés comme denrées de consommation finale, comme produits dérivés, comme intrants pour l'élevage ou comme une source d'énergie lorsqu'il s'agit de biocarburants faits à partir de canne à sucre, de palme, du ricin ou du tournesol. La rentabilité de chaque produit détermine la substitution de culture étant donné que les terrains productifs deviennent une ressource rare, spécialement ceux qui montrent une haute productivité.

Les principaux produits alimentaires qui sont échangés dans le marché international sont : les viandes, les céréales, les huiles, les matières grasses et le sucre. Dans le monde, « Le maïs, le blé et le riz constituent 60 % des calories végétales humaines » (Libaert 2008). Ces sont des produits qui peuvent être développés dans les zones forestières du bassin de l'Amazonie. En conséquence, la pression pour des espaces agricoles ne cesse de s'accroître.

Les politiques des différents gouvernements ont proposé de convertir certains paysages forestiers en terres agricoles. Cependant, les terrains agricoles produiront uniquement pendant deux ou trois ans, après quoi les sols ne seront plus fertiles. Ils seront donc abandonnés dans un état de jachère qui peut se prolonger entre quinze et vingt ans. Cette dynamique d'utilisation des sols est appelée "agriculture itinérante". De plus, si le sol

se trouve sur une pente élevée, les processus d'érosion et d'émission de gaz seront plus importants (Frontier, 1998).

2.3 Principales conséquences

La dégradation de l'environnement forestier est à l'origine de phénomènes comme les changements climatiques, la perte d'espèces de la flore et de la faune, l'augmentation des décès et des maladies causées par une piètre qualité environnementale. La déforestation a de plus entraîné des modifications sur le cycle de l'eau et du carbone (FAO, 2011; GIEC 2007).

2.3.1 Impacts sur des écosystèmes

Dans les forêts humides tropicales primaires, on retrouve les écosystèmes terrestres les plus riches en espèces et les plus divers du monde. Il existe différents recensements des espèces de la forêt tropicale; entre 8.5 et 13 millions d'espèces seraient présentes dans ce type de forêts. Les écosystèmes forestiers tropicaux sont des systèmes complexes et fragiles parce que les sols ne sont pas fertiles. Cependant, un système complexe de circulation de matière et d'énergie entre les systèmes vivants et les systèmes physico-chimiques assure l'existence de cette biomasse abondante et diversifiée ainsi que la protection des sols (Frontier, 1998).

Le réchauffement climatique entraîne la perturbation du cycle de l'eau dans lequel les arbres jouent un rôle important dans le processus de ruissellement, d'infiltration et d'évapotranspiration. Cependant, la pluie produit la déminéralisation des sols, ce qui réduit sa fertilité lorsqu'elle tombe directement sur le sol. Les niveaux d'eau des fleuves augmentent, produisant des inondations et, en conséquence, des pertes économiques.

Le déboisement entraîne aussi des perturbations dans le cycle du carbone. Les sols des forêts agissent comme puits de séquestration de carbone. Ainsi, la forêt amazonienne a une capacité de séquestration moyenne de carbone qui est de 115 tonnes/ha, tandis que les sols africains ont une capacité de 77.8 tonnes/ha. Durant la période 1990-2000, la déforestation mondiale avait produit une émission de 14.9 millions de tonnes de CO₂ dont 6,8 millions de tonnes avaient été émises par l'Amérique du Sud et 4,8 millions de tonnes par l'Afrique (FAO, 2010b).

Lorsque la couverture forestière est enlevée, le sol se trouve exposé à un processus de dégradation par le vent ou par la pluie. La dégradation des sols comprend deux aspects : i) l'aspect physique comme la perte de matière organique, la libération de carbone, le changement de la structure physique comme la compaction de sols et l'apparition d'aires d'accumulation de l'eau et ii) l'aspect organique qui comprend la salinisation, l'acidification, la lixiviation, la perte de fertilité ou du rendement agricole et la perte de l'équilibre de nutriments (Nkonya 2011). Les statistiques de l'UNCCD indiquent que chaque année, 12 millions d'hectares de terres productives perdent leur capacité de production d'aliments, ce qui fragilise la sécurité alimentaire mondiale et un entraîne l'appauvrissement de la population rurale étant donné que la production de denrées représente entre 50 et 80 % des revenus de cette population. (UNCCD, 2009).

2.3.2 Le changement climatique

Selon le GIEC, « le changement climatique est la variation de l'état du climat, qu'on peut déceler (par exemple) par modifications de la moyenne et/ou de la variabilité de ses propriétés et qui persiste pendant une longue période, généralement pendant des décennies ou plus » (GIEC, 2007). Depuis la révolution industrielle, moment marquant le début de l'utilisation massive des combustibles fossiles pour la production de biens et services, la concentration de carbone dans l'atmosphère a augmenté de 280 parties par million à plus de 390 parties par million. Cette situation a entraîné des modifications dans le climat et a mis en péril certains écosystèmes de la planète.

En général, la température de la surface de la planète a augmenté de 0.72 à 0.85 °C dans la période entre 2003-2012 (GIEC, 2007). Cela a produit un réchauffement global qui a généré une diminution annuelle de 2.7 % de la masse glaciaire et de la couverture neigeuse, entraînant une augmentation du niveau de l'eau de la mer de 3.1 mm/an durant la période 1993-2003. Si le réchauffement climatique se maintient durant la première moitié du siècle actuel, il aura des effets sur l'intégrité biotique produisant la disparition de deux millions d'espèces (Joseph, 2009). Le changement climatique global a généré l'augmentation des tempêtes dans les zones de forêt tropicale. Cette augmentation des tempêtes pourrait accélérer la dégradation forestière et augmenter la décomposition de la biomasse dans les

forêts provoquant ainsi le relâchement de grandes quantités de carbone vers l'atmosphère (Frontier, 1998).

Les forêts ont un rôle important dans le processus de séquestration durable de carbone. Ce processus consiste en l'extraction du carbone de l'atmosphère terrestre et son stockage dans des puits de carbone. Durant la vie des arbres, le processus naturel de la photosynthèse permet la capture ou le stockage du carbone au lieu de le libérer dans l'atmosphère. On estime que 289 gigatonnes de carbone sont emmagasinées dans leur biomasse (FAO, 2011). Cependant, nous devons remarquer que le déboisement est une source d'émission de CO₂ lorsque les arbres sont brûlés ou se décomposent après leur mort. Le déboisement des forêts représente ainsi 17 % des émissions de CO₂.

En résumé, l'augmentation continue de la population mondiale, la croissance des aires urbaines et la demande de terres pour la production agricole génèrent une pression qui se traduit par des changements d'utilisation des sols, notamment dans les régions forestières.

CHAPITRE III

DÉVELOPPEMENT DURABLE

Le modèle de croissance économique mondiale entre 1950 et 1980 a été fondamentalement extractiviste des ressources naturelles. La constante augmentation de la population qui force l'accroissement de l'affectation de sols à la production d'aliments et qui provoque l'expansion des aires urbaines a entraîné une crise environnementale qui affecte l'économie globale et en particulier l'économie des ménages ruraux qui dépendent de l'agriculture et des ressources forestières comme principales sources de nourriture, de santé, de revenu et d'emploi (FAO, 2002).

En revanche, le développement durable se manifeste comme une réponse à cette situation. Il a pour but la préservation de l'environnement et la lutte contre l'inégalité ou l'exclusion sociale. Ce modèle analyse la dynamique entre les aspects économiques, sociaux et écologiques dans un espace. Le développement économique ne se base plus uniquement sur l'insertion du grand capital et l'exploitation des ressources naturelles. Les bénéfices obtenus par l'exploitation de ces ressources se transforment en une source d'investissement dans la santé, l'éducation de la population et le développement des capacités de gestion des communautés locales pour assurer leur participation dans l'administration des ressources naturelles afin d'assurer un environnement de qualité (FAO, 2002; Mikesell, 1995).

Le développement durable est un thème complexe. Les solutions qui sont proposées à partir de ce concept doivent intégrer les dimensions sociales, économiques et environnementales d'une réalité donnée. Les acteurs locaux doivent considérer ces dimensions au moment de la prise de décisions durant la construction des plans de développement. La participation communautaire est un élément important du développement durable, car elle permet de définir le projet politique d'une société. Cette participation permet aussi la construction d'un plan stratégique local à suivre en fonction de l'espace et du temps ainsi que l'évolution de l'apprentissage et de la mémoire collective pour développer une société. La participation collective pour la construction du territoire signifie d'organiser

l'espace que les acteurs se sont approprié et d'agir pour le transformer afin de produire la richesse dans un cadre de gouvernance. La définition de la gouvernance est un processus dynamique. Les acteurs connaissent l'état de leur situation socio-économique et cherchent des manières de s'adapter aux changements des conditions réelles en fonction de leurs valeurs et de l'évaluation des options en analysant les conséquences les plus probables (Ducroux, 2002 ; Grandjean, 2009).

Un aspect à considérer est la mise en valeur des services écosystémiques offerts par les forêts et qui n'ont pas un marché où ils peuvent être achetés ou vendus. Les biens comme les arbres et les fruits peuvent être vendus, mais il n'existe pas de marché pour la vente du service forestier de stockage de carbone et la protection de la faune et de la flore. En conséquence, la valeur des forêts est sous-évaluée. Une économie durable incorporera dans ses processus de décision des critères de valeur qui permettent de considérer certains services qui ne sont pas clairement commercialisables et qui offrent des services environnementaux pour l'existence de l'être humain. Dans ce sens, des pouvoirs publics, la société civile et le secteur privé ont développé des actions pour mettre en valeur les bénéfices tirés des forêts. Une de ces actions est le Programme sur la réduction des émissions liées à la déforestation et à la dégradation des forêts (REDD) qui a comme objectif la conservation et l'amélioration des stocks de carbone des forêts (FAO 2011). Par exemple, en Amérique latine, les projets REDD développés ont permis d'éviter l'émission de 521 tonnes de CO₂ dans l'atmosphère et la déforestation de presque 15 millions d'hectares. Les gouvernements locaux, municipaux et régionaux ainsi que les communautés ou groupes indigènes participent aux phases de conception, d'implantation et de surveillance des projets qui sont développés par les acteurs dans un marché volontaire de carbone (Colini, 2009). On peut constater, à partir de cet exemple, que la dimension territoriale présente une pluralité d'options de production et différentes trajectoires de développement qui sont étroitement liées à leur espace et à leur histoire sans pouvoir les transférer à d'autres espaces. Chaque territoire crée un monde réel de production qui est particulière parce que les acteurs ont des intentionnalités sur des objets spatiaux (Courlet, 2001).

La gouvernance suppose des décisions et des actions collectives pour le développement économique. Dans la construction d'un territoire, l'information économique, sociale et écologique doit être connue et accessible à tous les acteurs parce qu'à partir de cette

information, les acteurs produiront de nouveaux conflits, de nouvelles négociations, de nouvelles normes ou de nouvelles institutions qui donneront lieu à des innovations (Courlet, 2001). La création d'un système de mesure et de surveillance de la performance des décisions qui ont été prises est nécessaire (Devillé, 2010). Il y a des indicateurs pour mesurer le niveau d'évolution à laquelle une société est arrivée en terme de développement. L'indicateur du développement humain (IDH) est le résultat de la combinaison de trois éléments : l'espérance moyenne de vie, le taux d'alphabétisation des adultes et le PIB ou le pouvoir d'achat par habitant. C'est l'indicateur le plus utilisé dans le contexte d'analyse du développement durable (Devillé, 2010; Veyret, 2007). Le fondement de cet indicateur reste dans l'idée que la croissance économique par elle-même ne peut être soutenable. Il faut développer le capital humain en investissant dans l'éducation et la santé de la population (Gürlük, 2009; Veyret, 2007). Cependant, on peut constater que l'indicateur n'inclut pas de variables liées à l'environnement, comme le changement de l'utilisation des sols, la dégradation des sols, la diminution de la biomasse d'un territoire donné ou les effets négatifs qui ont été produits par les activités productives, spécialement pour l'activité minière, l'extraction du pétrole et l'exploitation forestière. Les indicateurs doivent permettre de connaître la capacité d'organisation et de transformation des ressources latentes pour assurer la pérennité du territoire (Courlet 2001; Vedenine 1981). Pour cette raison, les recherches pour trouver les facteurs qui doivent être inclus dans le calcul de l'indicateur afin de mesurer le développement durable sont encore en cours. L'identification de ces facteurs est considérée comme une des premières étapes pour contrôler la perte de la surface forestière et pour conceptualiser des stratégies de programmes de la gestion forestière (Apan, 1998).

L'exploitation du capital naturel s'est faite au niveau local et suit les principes classiques de la microéconomie : la maximisation de bénéfices. Comme différentes recherches l'ont démontré (Apan, 1998 ; Brown, 1994 ; Fadhil, 2009), l'exploitation forestière est intensive dans des zones qui sont voisines aux routes, qui ne se trouvent pas dans des zones élevées et qui sont de pentes légères. La maximisation de bénéfices ne considère pas comme coût interne la reforestation ou l'afforestation. Tout coût additionnel augmentera les coûts de production, entraînant une diminution de bénéfices. Ces coûts sont transférés à la société étant donné que la forêt est un bien public. Au niveau local, la diminution du capital naturel cause une augmentation de la pauvreté parmi la population,

l'exclusion sociale et l'insécurité alimentaire. Au niveau global, ce phénomène est lié au changement climatique.

La construction de territoires dans l'optique des principes du développement durable apparaît comme une réponse. C'est le marché qui demande une affectation plus efficiente dans l'utilisation des ressources naturelles, financières et humaines. Des expériences en France, en Allemagne et en Italie ont démontré que la création d'un système de production qui optimise d'une manière soutenable le développement économique local est faisable. Ce système est constitué d'unités de production complémentaires (Coulert, 2001) qui coordonnent la production, le savoir-faire et la commercialisation de produits. Le territoire s'adapte à la situation du marché. De plus, l'aménagement du territoire sert d'instrument intégrateur de la dynamique des acteurs et des institutions locales. Le développement durable veut donc renverser les effets négatifs générés par l'actuel mode d'exploitation. Pour y arriver, il est important de développer des instruments de gestion environnementale, de développement économique et les intégrer à la connaissance des acteurs, spécialement de la population locale (Ostrom, 1990).

CHAPITRE IV

LES FORÊTS AU PEROU

4.1 La gestion forestière au Pérou

Le Pérou est un pays qui se trouve à l'ouest de l'Amérique du Sud et qui a une superficie de 1 285 220 km². La population totale du Pérou était de 28 millions d'habitants, selon le recensement du 2007. Avec un taux de croissance annuel de la population de 1.4 %, on estime une population actuelle de 32 millions d'habitants. Le pays est divisé en 24 régions administratives ou départements, chaque département est divisé en provinces et celles-ci en municipalités. Géographiquement, le pays est divisé en trois régions naturelles: la « costa » (côte) limitée à l'ouest par l'océan Pacifique. La côte contient 53 % de la population et 10 % de la superficie totale du pays ; la densité dans cette région est de 108 personnes par km². La « sierra » (montagne) contient 36 % de la population et 30 % de la superficie avec une densité de 24 personnes par km². Et finalement, la « selva » (la forêt d'Amazonie péruvienne ou forêt) contient 11 % de la population et 60 % de la superficie avec une densité de 4 personnes par km². En 1972, les zones urbaines contenaient 60 % de la population totale et en 1993, ce pourcentage a atteint 70 %, c'est-à-dire qu'il existe un courant migratoire continu des zones rurales vers les zones urbaines (INEI, 2009).

En l'an 2000, l'organisme public responsable de développer le système d'information, de produire l'inventaire et de promouvoir la consommation soutenable des ressources naturelles était l'*Instituto Nacional de Recursos Naturales* (INRENA). Durant cette année, l'INRENA avait estimé que la couverture forestière de l'Amazonie péruvienne était de 70 644 495 hectares; celle-ci représente 60 % de la superficie totale du Pérou. D'autre part, la superficie accumulée ayant subi la déforestation est de 7 172 554 hectares, ce qui représente 10 % de la superficie des forêts. En 2007, il y avait 9.7 millions d'hectares pour l'afforestation. Cependant, l'afforestation a seulement atteint 93 517 hectares. Cela représente 2.3 % des aires déboisées. Pour la période 1990-2000, le taux de déboisement a été de 149 362 ha/an (INRENA, 2000).

Le Tableau 4.1 présente la superficie totale déboisée dans l'Amazonie péruvienne et leur respectif changement d'utilisation du sol pour l'année 2000. La première classe, forêt secondaire/agriculture, correspond à auxquelles aires mixtes où la présence combinée de ces classes était autour de 50 %/50 % et dont la séparation de classes était non pratique par exemple la présence des petites fermes de production agricole à l'intérieur des aires de forêt secondaire. Le changement d'utilisation du sol des forêts primaires vers des aires de forêt secondaire et des aires de production agricole représente 44 % de la superficie déboisée. La forêt secondaire est constituée par des aires où, après un déboisement de la forêt primaire, la couverture végétale a repoussée soit par l'intervention de l'homme ou de manière naturelle. Elle représente le 29 % de la superficie. Finalement, on peut observer que seulement un hectare déboisé sur dix est utilisé pour la production de produits agricoles. En général, les terrains sont laissés abandonnés et sans aucun aménagement.

Tableau 4.1 Superficie ayant subi la déforestation accumulée jusqu'en l'an 2000 selon l'utilisation du sol

Utilisation du sol	Superficie (ha)	% du total de déforestation
Forêt secondaire/agriculture	3 168 727	44.2
Forêt secondaire	2 067 765	28.8
Pâturage	1 179 982	16.5
Agriculture	690 515	9.6
Aires sans végétation	65 565	0,9
Total	7 172 554	100.00
Source : INRENA, 2000		

De plus, l'exportation du bois a augmenté, passant de 86 334 m³ en 2000 à 179 976 m³ en 2007, soit une variation de 108 %. Le principal produit d'exportation est le bois de sciage, qui a le prix le plus bas parmi les autres produits d'exportation provenant des forêts. Ce produit n'a pas une grande valeur ajoutée et représente 60 % du volume d'exportation.

Les sols forestiers ont subi des changements d'utilisation vers l'agriculture. Cependant, ces types de sols n'ont pas d'aptitudes pour cette activité. Par exemple, nous pouvons mentionner la différence des rendements du maïs industriel (en kg/ha) entre deux régions du Pérou : la Côte une aire aride et la Forêt une aire plus avantageuse que la Côte par rapport à l'approvisionnement d'eau. Les rendements dans la Côte sont trois ou quatre fois plus élevés que ceux de la Forêt. Durant la période 2000-2006, le taux de rendement le plus élevé appartenait au département de Lima (la Côte) qui a un rendement avec une tendance positive à cause d'une utilisation importante de la technologie. Dans la forêt, la tendance du rendement des produits agricoles est négative. À cause de cette tendance, les paysans abandonneront des terrains et chercheront de nouvelles aires à cultiver, créant ainsi une déprédation continue de la flore et de la faune. Généralement, ces terrains se trouvent dans des aires marginales. Le manque d'infrastructure de l'État pour faire la surveillance des affectations des sols et le manque d'un système d'enregistrement foncier permettent que les terrains soient appropriés de manière illégale. Cela génère une situation permanente de conflits et d'instabilité quant à la propriété. Dans l'Amazonie péruvienne, il y a deux types de propriété : premièrement, un état formel dans lequel les terrains ont des titres fonciers et les paysans pratiquent la rotation des cultures; deuxièmement, un état informel qui est pratiqué par les paysans les plus pauvres ou les nouveaux arrivants qui proviennent de la zone de la montagne (INRENA, 2000). Environ 90 % des forêts tropicales sont pauvrement administrées ou sans aucun type d'administration (ITTO, 2011).

4.1.1 La politique forestière péruvienne

Au Pérou, la politique forestière est régie par la Loi 27308, la Loi forestière et de faune sylvestre, qui a été sanctionnée le 15 juillet 2000 par le Décret suprême N. 014-2001-AG, promulguée et publiée le 9 avril 2001.

L'État promeut la gestion soutenable des ressources forestières et de la faune sylvestre dans le territoire national. La Loi et le règlement ont comme objectif de créer un cadre pour l'exploitation soutenable de ces ressources. Le ministère de l'Agriculture et l'INRENA sont les organismes responsables. À cette fin, le ministère doit élaborer le Plan national de développement forestier qui permettra d'établir les priorités, les programmes opérationnels et les projets à développer. De la même manière, en 2006, le ministère de l'Agriculture avait approuvé le Plan national de la reforestation. Cependant, ce plan ne présente pas la liste des espèces favorables, qui est importante pour les projets de la séquestration de carbone.

Selon la loi, les concessions forestières sont de deux types : premièrement, la concession des unités entre 10 000 et 40 000 hectares pour une période de quarante ans qui pourrait être renouvelable et deuxièmement, la concession des unités entre 5 000 et 10 000 hectares qui sont dirigées par de petites et moyennes entreprises. Avant de commencer l'exploitation des ressources forestières, les responsables doivent établir un Plan de gestion forestière de l'exploitation des ressources ligneuses et non ligneuses approuvé par l'INRENA. Cependant, la reforestation des aires déboisées n'est pas clairement spécifiée et n'est pas obligatoire pour les entreprises qui font l'extraction de ces ressources.

Tableau 4.2 Concessions forestières par département

Département	Nombre de concessions	Superficie (hectares)	Superficie moyenne (hectares)
Huánuco	48	284 342	5 923
Loreto	250	2 644 756	10 579
Madre de Dios	85	1 267 111	14 907
San Martin	34	494 668	14 549
Ucayali	171	2 871 925	16 794
Total	588	7 562 802	12 861

Source : ITTO, 2011

Entre les années 2002 et 2003, le processus de concessions forestières avait octroyé un total de 588 contrats pour une superficie de 7.56 millions d'hectares (voir Tableau 4.2).

Le plan de gestion forestière qui est prévu dans la loi est un instrument de gestion. Nonobstant, les communautés locales et les gouvernements locaux ne participent pas à l'élaboration ni à la surveillance de l'exécution du plan. Les communautés sont exclues de la prise de décisions de leurs ressources et n'ont pas de mécanismes formels pour faire des réclamations. En effet, l'article 151 du règlement indique que l'exploitation des ressources communautaires sera faite en fonction des critères que l'INRENA détermine. Afin de corriger ce défaut, le Congrès a développé la Loi de consultation afin de créer des mécanismes de participation formelle des communautés dans la prise de décisions et d'éviter des conflits sociaux qui provoquent des situations d'instabilité politique et économique. Cependant, différentes études ont démontré que l'État ne répond pas de manière efficace et opportune en matière de surveillance, d'implantation de politiques et d'administration publique (« *government failure* ») (Brown et Pearce, 1994).

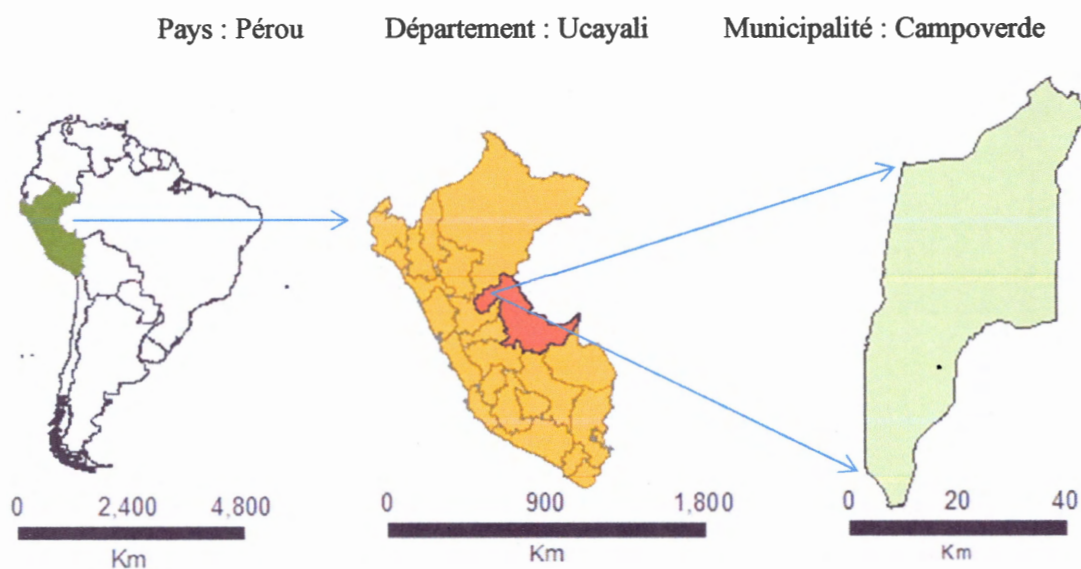
4.2 La forêt et la dynamique sociale

La gestion des ressources naturelles, spécialement l'occupation des sols, joue un rôle important dans la gouvernance d'une nation. Au Pérou, selon l'organisme gouvernemental de la *Defensoría del pueblo*, il y avait 233 conflits sociaux en mai 2011. Parmi ceux-ci, 117 cas appartiennent aux problèmes d'origine sociale environnementale à cause du changement de l'utilisation du sol. Les entreprises d'exploitation pétrolière, gazière et minière veulent développer leurs activités sur des espaces où existent d'autres activités économiques, comme l'agriculture et l'élevage. Les bénéfices économiques que la nature offre à la population locale, généralement rurale et pauvre, sont mis en péril. Selon la Constitution politique du Pérou de 1993, à l'article 66 : « Les ressources naturelles, renouvelables et non renouvelables font partie du patrimoine de la nation. L'État est souverain de leur exploitation » (traduction libre). Dans l'article 69, on retrouve cette loi : « l'État promeut le développement soutenable de l'Amazonie en utilisant une législation adéquate » (traduction libre). L'État n'a développé aucune politique de gestion adéquate de ces ressources.

4.3 L'aire d'étude : municipalité de Campoverde

La municipalité de Campoverde se trouve dans le département d'Ucayali au Pérou, dans la zone nord-est de la province de Coronel Portillo, voir la Figure 4.1. Le centre-ville se trouve à la longitude de $74^{\circ}48'21''$ et à la latitude de $8^{\circ}28'31''$, à 200 mètres d'altitude au-dessus du niveau de la mer, à 34 kilomètres de l'autoroute Federico Basadre. La température moyenne a varié entre 23°C et 29°C . Le niveau moyen de précipitation mensuel a été de 155 mm pour la même période. De plus, l'humidité relative se situait entre 73 % et 89 % (INEI, 2003).

Figure 4.1 Municipalité de Campoverde



La population est majoritairement rurale. L'agriculture est la principale activité économique et fournit de l'emploi à 69 % de la population économiquement active (PEA) qui comprend les habitants de 14 ans et plus. La concentration de la population dans un seul secteur constitue une situation économique insoutenable. Dans la région de la Forêt, les prix et les rendements de la production agricole ainsi que le revenu des ménages sont faibles. Les

données de l'ENAHO pour l'année 2007 démontrent que 100 % des répondants reçoivent l'assistance alimentaire des programmes gouvernementaux qui consiste généralement en un verre de lait par enfant et la distribution occasionnelle de quelques kilogrammes de farine et de sucre. Cette situation entraîne une insécurité alimentaire et la malnutrition de la population. La plus grande partie de la production agricole est pour l'autoconsommation.

L'économie des ménages est liée aux biens et services environnementaux que la flore et la faune peuvent leur offrir. Néanmoins, d'autres activités comme l'exploitation du pétrole, la croissance des zones urbaines sans planification et l'exploitation forestière sans gestion adéquate génèrent des problèmes de contamination des fleuves et des nappes phréatiques, produisant la disparition des poissons qui constituent une source de protéines.

Au Pérou, l'indice du développement humain est de 0.56. La municipalité de Campoverde se situe quant à elle à 0.48. Cela peut être expliqué par les facteurs socio-économiques suivants :

Durant la période 1993-2007, on a vu une augmentation de 1 015 habitants qui n'ont pas suivi de scolarité; cela constitue près de 10 % de la PEA comparé à 1 % en 1993. On peut conclure qu'il y a eu un recul de la population fréquentant le système éducatif.

En 2007, 30 % de la population avait accès à l'électricité. L'accès à Internet est presque nul. Cette réalité est identifiée comme l'exclusion d'une population qui a le droit de profiter de ces ressources, spécialement dans l'économie péruvienne qui a eu une croissance entre 6 et 8 % durant la période 2005-2010.

Environ 76 % de la population utilise le bois de feu comme principale source d'énergie. En conséquence, la dégradation de la forêt locale aurait des effets sur l'économie des ménages. La population achèterait d'autres sources d'énergie, comme le charbon ou le gaz, sinon elle aurait besoin d'investir plus de temps pour apporter le bois de chauffage qui se trouverait plus éloigné.

La population est exposée aux maladies provoquées par la mauvaise qualité de l'eau. De ce fait, 88 % de la population boit de l'eau qui n'est pas traitée. La mauvaise qualité de l'eau cause des maladies comme l'hépatite, des maladies du système digestif, la fièvre typhoïde et la méningite. De plus, 65 % de la population n'a pas accès au système de santé.

Les ressources forestières représentent un facteur important pour la subsistance de cette population. Les données statistiques de l'exploitation forestière locale sont rares. Cependant, nous disposons de données au niveau du département d'Ucayali (INEI 2003).

Tableau 4.3 Évolution de l'exploitation forestière : période 1985-2000
Département : Ucayali

Année	Perte cumulative de la couverture forestière (ha)	Variation absolue (ha)	Intervalle (années)	Variation moyenne annuelle (ha)
1985	415 908			
1995	569 843	153 935	10	15 394
2000	932 141	362 298	5	72 460

Le Tableau 4.3 présente la superficie cumulée de la perte de la couverture végétale pour les périodes 1985-1995 et 1995-2000 pour le département d'Ucayali. Durant la première période qui est composée de 10 ans, on a eu une perte de 153 935 hectares; cela représente une perte moyenne de 15 394 hectares par an. Durant la deuxième période, celle-ci de 5 ans, la perte a été d'une moyenne de 72 460 hectares. Cela veut dire que, dans une période plus courte, l'exploitation forestière de la deuxième période a été presque 5 fois plus grande que celle de la première période. Le taux de déforestation de la première période était de 3.2 % annuellement, tandis que pour la deuxième période il était de 10.3 %. La perte cumulative de la couverture végétale durant la période 1985-2000 a été de 932 141 hectares. Selon les données statistiques, en 2000, un total de 16 000 hectares ont été destinés à la production agricole (INEI, 2009). Durant la période 1985-2000, de 50 hectares déboisés, un hectare est affecté aux activités agricoles.

Finalement, la situation socio-économique de la population de la municipalité de Campoverde est largement défavorable. Les problèmes structurels qui existent par rapport à la gestion des ressources forestières créent des contraintes pour le développement économique local. Nous avons constaté que ce type d'exploitation n'est pas soutenable et a produit des effets négatifs en laissant cette population dans une situation d'extrême pauvreté.

4.4 Hypothèse et objectifs de la recherche

4.4.1 Hypothèse

La mise en place des réseaux routiers et des pistes de débardage ainsi que des caractéristiques du terrain comme la pente et l'élévation ont favorisé une diminution de la couverture forestière dans la municipalité de Campoverde.

4.4.2 Objectifs

Objectif général

En utilisant un système d'information géographique et de télédétection, l'objectif principal de ce mémoire est d'étudier, d'analyser, et de cartographier la distribution et la dynamique spatiale du phénomène de changement du couvert forestier afin de mettre en lumière les déterminants spatiaux de changement entre 1993 et 2006.

Objectifs spécifiques

- a) Quantifier et cartographier le changement du couvert forestier.
- b) Concevoir un modèle pour estimer la tendance du changement du couvert forestier.

CHAPITRE V

MÉTHODES

5.1 Région d'étude et données géospatiales

5.1.1 Précisions sur la géographie physique de la région d'étude

La municipalité de Campoverde se trouve à l'intérieur du bassin du fleuve Aguaytía. L'axe central de communication terrestre est la route Federico Basadre. Le terrain est généralement plat avec des aires qui sont vallonnées. Les surfaces planes sont formées par l'accumulation de sédiments alluviaux à différentes périodes de l'Holocène. Les sols qui se trouvent proches de la montagne, en direction ouest, sont acides, à faible teneur en matière organique et de faible fertilité. Les sols de l'est de la zone se trouvent dans des zones d'inondation et ont une meilleure fertilité (INEI 2003).

La municipalité reçoit une accumulation totale annuelle de précipitation qui ne dépasse pas les 155 mm. L'eau est drainée vers le fleuve Aguaytía qui termine sa course dans le fleuve Ucayali. L'accumulation de sédiments dans cette biozone se compose principalement d'argile, de limon, de sable et de conglomérats alluviaux. Les processus géodynamiques qui se produisent dans les collines et les terrasses sont les inondations, l'hydromorphie, l'érosion latérale des fleuves et l'affouillement.

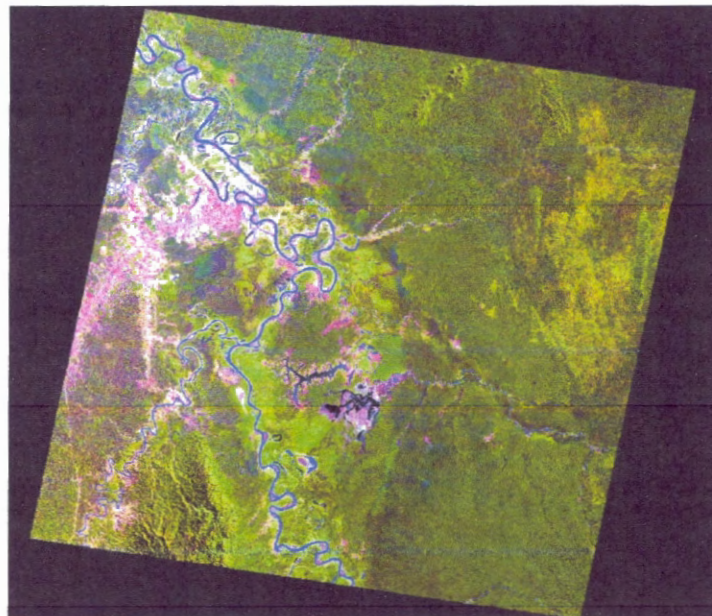
Le réseau hydrographique s'inscrit dans le bassin du fleuve Aguaytía, lequel a une étendue de 1 762 086 hectares. Le régime hydrologique a deux saisons : la saison des pluies qui s'étend du mois d'octobre jusqu'au mois de mars et la saison sèche dure du mois de mars jusqu'au mois de septembre. La publication "Almanaque de Ucayali 2002-2003" (INEI, 2003) indique qu'entre 1997 et 2002, la température moyenne maximale mensuelle a été de 31.6 °C et la température moyenne minimale mensuelle a été de 21.3 °C.

5.2 Données géospatiales

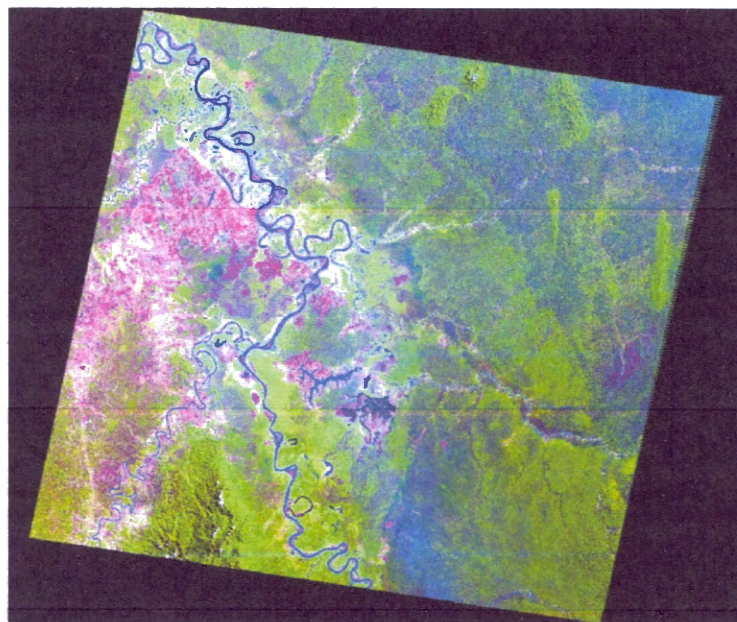
5.2.1 Images satellitaires

Le traitement des images satellitaires permet une surveillance qui minimise les coûts et permet de tirer profit des archives d'images. Pour réaliser cette recherche, nous avons utilisé deux images Landsat de la municipalité de Campoverde. La première a été acquise en 1993 (Tableau 5.1) et la deuxième en 2006 (Tableau 5.2).

Tableau 5.1 Description de l'image 1993	
Satellite	LANDSAT 5
Capteur	TM
Date d'acquisition	1993-09-05
Couverture	185 x 185 km
PATH/ROW	06 66
Bandes spectrales	Longueur d'onde μm
Bande 1	0,45-0,52
Bande 2	0,52-0,60
Bande 3	0,63-0,69
Bande 4	0,76-0,90
Bande 5	1,55-1,75
Bande 7	2,08-2,35



Satellite	LANDSAT 7	
Capteur	ETM+	
Date d'acquisition	2006-08-25	
Couverture	185 x 185 km	
PATH/ROW	06	66
Bandes spectrales	Longueur d'onde μm	
Bande 1	0,45-0,52	
Bande 2	0,53-0,61	
Bande 3	0,63-0,69	
Bande 4	0,78-0,90	
Bande 5	1,55-1,75	
Bande 7	2,09-2,35	

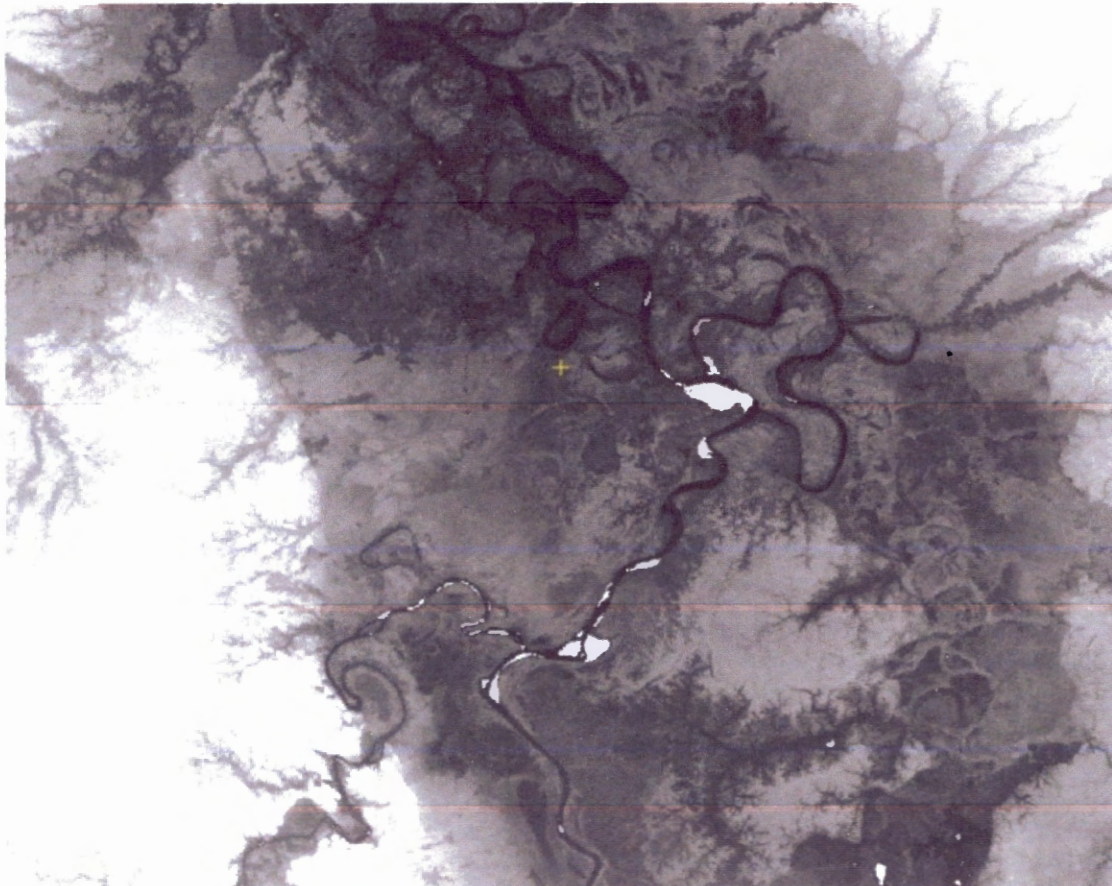


Les images ont été obtenues en projection UTM selon l'ellipsoïde WGS84 à une résolution de 30 m.

5.2.2 Modèle numérique d'altitude

Afin de pouvoir calculer la pente et l'azimut locaux du terrain de la région d'étude, nous avons obtenu un modèle numérique d'altitude de 90 m de résolution extrait de la base de données produite par la mission *Shuttle Radar Topographic Mission* en février 2000. Ce modèle a été rééchantillonné à une résolution de 30 m pour en faciliter la superposition aux images Landsat (Figure 5.1).

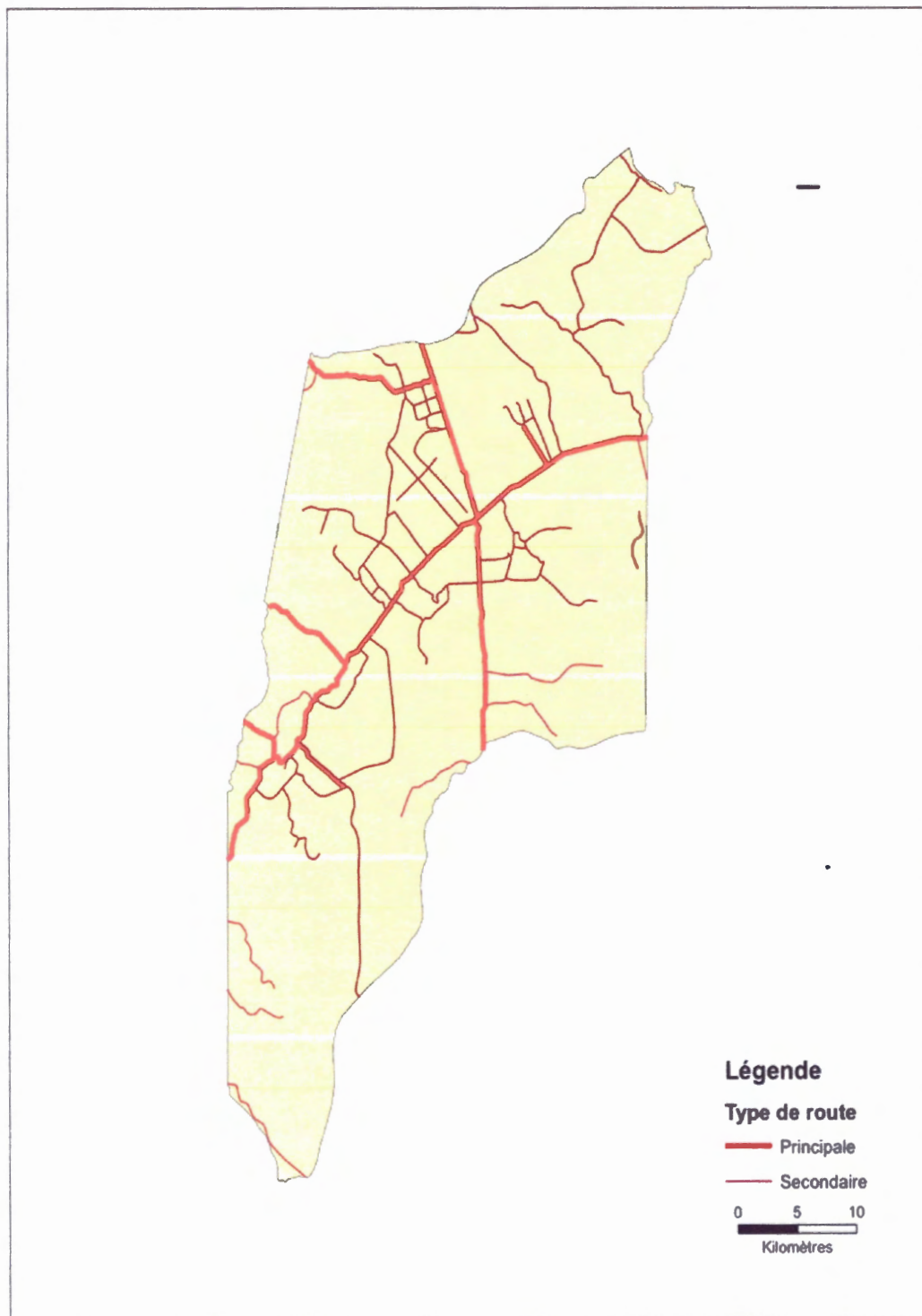
Figure 5.1 Modèle numérique d'altitude *Shuttle Radar Topographic Mission* (90 m), rééchantillonné à 30 m.



5.2.3 Réseau routier

Afin de calculer la distance à partir des routes des zones forestières lors de l'élaboration d'un modèle expliquant l'arrangement spatial de la déforestation, nous avons obtenu une carte vectorielle du réseau routier de la municipalité de Campoverde extraite de la base de données topographique de l'*Instituto Nacional de Recursos Naturales*, Lima, Pérou, à l'échelle du 1 : 100 000. Le type de route principale appartient à la Via Marginal de la Selva qui est une route destinée à relier les régions amazoniennes de Colombie, d'Équateur et du Pérou et les plaines de Venezuela et de Bolivie. D'un autre côté, le type de routes secondaires sont des constructions pour favoriser l'exploitation forestière.

Figure 5.2 Carte de réseau de routes principales et secondaires dans la municipalité de
Campoverde

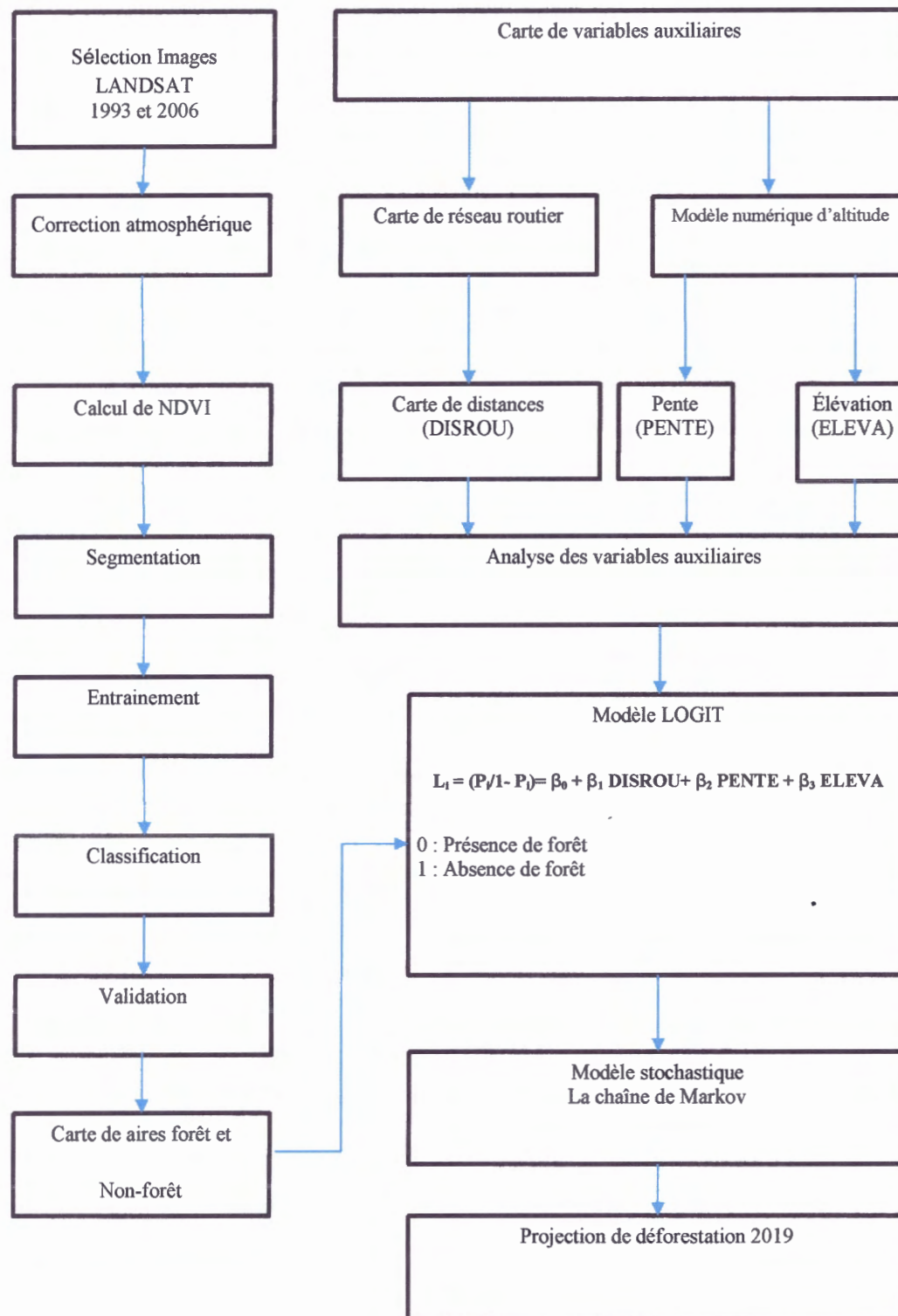


5.3 Aperçu méthodologique

Nous présentons dans cette sous-section, un aperçu des étapes méthodologiques, qui sont elles-mêmes ensuite décrites de manière détaillée dans les sous-sections qui suivent. La figure 5.3 illustre l'ordre des traitements et analyses constituant notre méthodologie. Il faut noter que, dans une phase exploratoire, nous avons notamment testé l'utilisation de canaux dérivés des images Landsat, canaux qui n'ont pas été retenus dans la version finale de la méthodologie en raison de leur contribution marginale à l'amélioration des résultats. Au nombre de ces canaux se trouvaient ceux de la transformée en *tasseled cap* ainsi que certaines bandes de texture (matrice de cooccurrence Jensen, 2005).

Notre approche a consisté d'abord à détecter la déforestation entre les années 1993 et 2006. Ceci a été effectué en comparant des classifications forêt/non-forêt réalisées séparément pour ces deux années selon une approche objet. En parallèle, nous avons produit des cartes de variables pouvant expliquer cette déforestation : distance à partir des routes, pente et altitude locales du terrain. Ces variables ont été mises en relation avec la classification 1993-2006 à l'aide d'un modèle de régression logistique de type LOGIT prédisant la déforestation à partir de ces variables. Finalement, nous avons utilisé ce modèle de manière prospective dans une analyse basée sur les chaînes de Markov afin de prédire la déforestation potentielle en 2019.

Figure 5.3 Flux de travail



5.4 Prétraitement des images

Les images satellitaires ne peuvent pas être analysées telles quelles, car elles sont affectées par deux formes de distorsion, soit les déformations géométriques et le bruit atmosphérique, qui doivent être corrigés. Les images satellitaires que nous avons obtenues avaient été déjà redressées géométriquement par l'Institut national des ressources naturelles du Pérou. Cependant, il nous a fallu corriger les effets causés par la présence d'aérosols et d'humidité dans l'atmosphère qui provoquent des altérations sur la radiation électromagnétique collectée par le capteur. Les effets de ces éléments peuvent altérer la qualité de l'interprétation. Dans l'analyse diachronique, la correction atmosphérique des images avant d'analyser le changement s'avère donc nécessaire (Jensen, 2005; Caloz, 2001). À cause du haut niveau d'humidité de notre zone d'étude, le prétraitement des images inclut aussi une correction atmosphérique avant le processus de classification et la détection du changement d'utilisation des sols. La méthode utilisée a été la DOS (de l'anglais *Dark Object Subtraction*), Cette méthode consiste à retrancher de chaque pixel la valeur minimum de la bande à laquelle il appartient (Chavez, 1988). Cette opération a été réalisée à l'aide du logiciel Geomatica de PCI.

5.5 Extraction du rapport de bandes

Une fois les images corrigées, nous avons utilisé les bandes rouge (R) et proche infrarouge (PIR) afin de calculer l'indice de végétation de différence normalisée (ou NDVI de l'anglais *Normalized Difference Vegetation Index*). Le NDVI est très fréquemment utilisé pour caractériser la vigueur ou la densité de la végétation (Fahdil 2009; Jensen 2005; Kahya 2010). De plus, il est moins sensible aux multiples bruits (effets d'éclairement, variations topographiques, atténuation atmosphérique) que ne le sont les bandes brutes. Il s'agit donc d'un très bon outil pour séparer la végétation des sols nus ou des surfaces urbanisées. L'indice NDVI a en effet des valeurs élevées en présence de la forêt de haute densité, tandis que le sol nu a des valeurs quasi nulles (Caloz, 2001; Jensen, 2005). Il est d'ailleurs souvent

employé pour l'analyse diachronique. Globalement, c'est l'indice le plus utilisé pour mesurer et classifier la couverture végétale (Jensen, 2005; Smith 2007). Le NDVI se définit comme suit :

$$NDVI = \frac{BandePIR - BandeR}{BandePIR + BandeR}$$

5.6 Segmentation

Avant de procéder à la classification forêt/non-forêt des scènes prétraitées de 1993 et 2006, nous avons segmenté ces images en polygones homogènes en utilisant une approche basée sur les objets. Elle permet d'inclure les caractéristiques spectrales, texturales, spatiales et topologiques des scènes que nous voulons analyser et réduit le bruit résultant des approches de classification pixel par pixel. L'approche basée sur les objets peut ainsi intégrer la connaissance et l'expérience dans la catégorisation des unités spatiales. De plus, la méthode permet d'intégrer l'information du contexte d'analyse en utilisant des critères de forme et d'homogénéité. Ainsi, les méthodes basées sur les objets contribuent à améliorer la compréhension du contenu complexe des scènes. Elles requièrent cependant que les pixels soient préalablement regroupés en groupes de pixels contigus d'une nature semblable prenant la forme de polygones. À cet effet, nous avons utilisé le logiciel eCognition version 8.0 qui est produit par la compagnie Definiens.

La création de segments est basée sur l'application des algorithmes de croissance de régions. La croissance de la région est un algorithme qui fusionne, de façon hiérarchique, des éléments primitifs (pixels ou sous-régions) dans une région plus large en respectant l'ensemble des critères de fusion déterminés. Ces critères peuvent être l'échelle et l'homogénéité. Cet algorithme maximise l'homogénéité à l'intérieur des objets qui sont produits (Definiens, 2007).

Selon les critères d'échelle et d'homogénéité, l'image originale est transformée successivement en images objets de basse résolution avec une haute hétérogénéité vers des objets images de haute résolution avec une hétérogénéité minimale. Ce processus, appelé « multi-résolution pyramidale », permet la localisation des objets d'intérêt sans nécessité de connaissances préalables. La puissance de l'analyse basée objet en utilisant eCognition se déploie lors de l'utilisation de multiples niveaux de segmentation (Definiens 2007).

Le critère de l'échelle est lié à la taille des images objets. De plus, ce critère détermine la variation maximale possible d'hétérogénéité pour l'objet résultant. C'est un concept abstrait; une valeur élevée produira des objets d'un périmètre majeur. De plus, d'autres variables comme la longueur du périmètre et l'homogénéité de contenu de chaque polygone sont déterminées par les critères d'homogénéité. Ceux-là sont composés de la forme et de la compacité. Premièrement, en ce qui concerne la forme, la valeur de ce critère modifie la relation entre la forme et les valeurs spectrales des couches dans le critère total de l'homogénéité. Une valeur élevée représente une faible influence de l'aspect de la couleur dans le processus de segmentation. Ce critère minimise l'hétérogénéité des éléments primitifs qui composent l'objet. Les valeurs acceptables sont entre 0.1 et 0.9. Deuxièmement, la compacité indique le poids de l'homogénéité en fonction de la valeur spectrale du pixel; elle permet de déterminer la composition à l'intérieur de chaque objet. Une valeur élevée génère les polygones les plus homogènes possibles (Definiens 2007).

En utilisant la moyenne de l'indice NDVI par polygone segmenté, nous avons mis en place un processus de segmentation hiérarchisé en utilisant les paramètres suivants :

Tableau 5.3 L'arbre de traitement pour la segmentation des images

Niveau	Paramètres		
	Échelle	Forme	Compacité
1	50	0.1	0.5
2	20	0.1	0.5
3	5	0.1	0.5

Ces valeurs ont été obtenues à partir de l'expérimentation de différents ensembles de paramètres.

Nous avons ainsi créé une segmentation hiérarchique. Le Tableau 5.3 montre les valeurs utilisées pour les années 1993 et 2006. Le niveau 1 a été créé avec une valeur du paramètre de l'échelle égale à 50. La première segmentation a pour but d'obtenir des segments plus étendus. La forme a une valeur égale à 0.1; cette faible valeur met en importance la valeur de NDVI du polygone. Finalement, la compacité a une valeur de 0.5. Cette valeur a permis d'obtenir les polygones les plus homogènes possibles. Le niveau 2 a été obtenu à partir du niveau 1; la valeur du paramètre de l'échelle est égale à 20. Finalement, le troisième est créé à partir du niveau 2 avec une valeur d'échelle égale à 5. Les valeurs de la forme et de la compacité restent constantes.

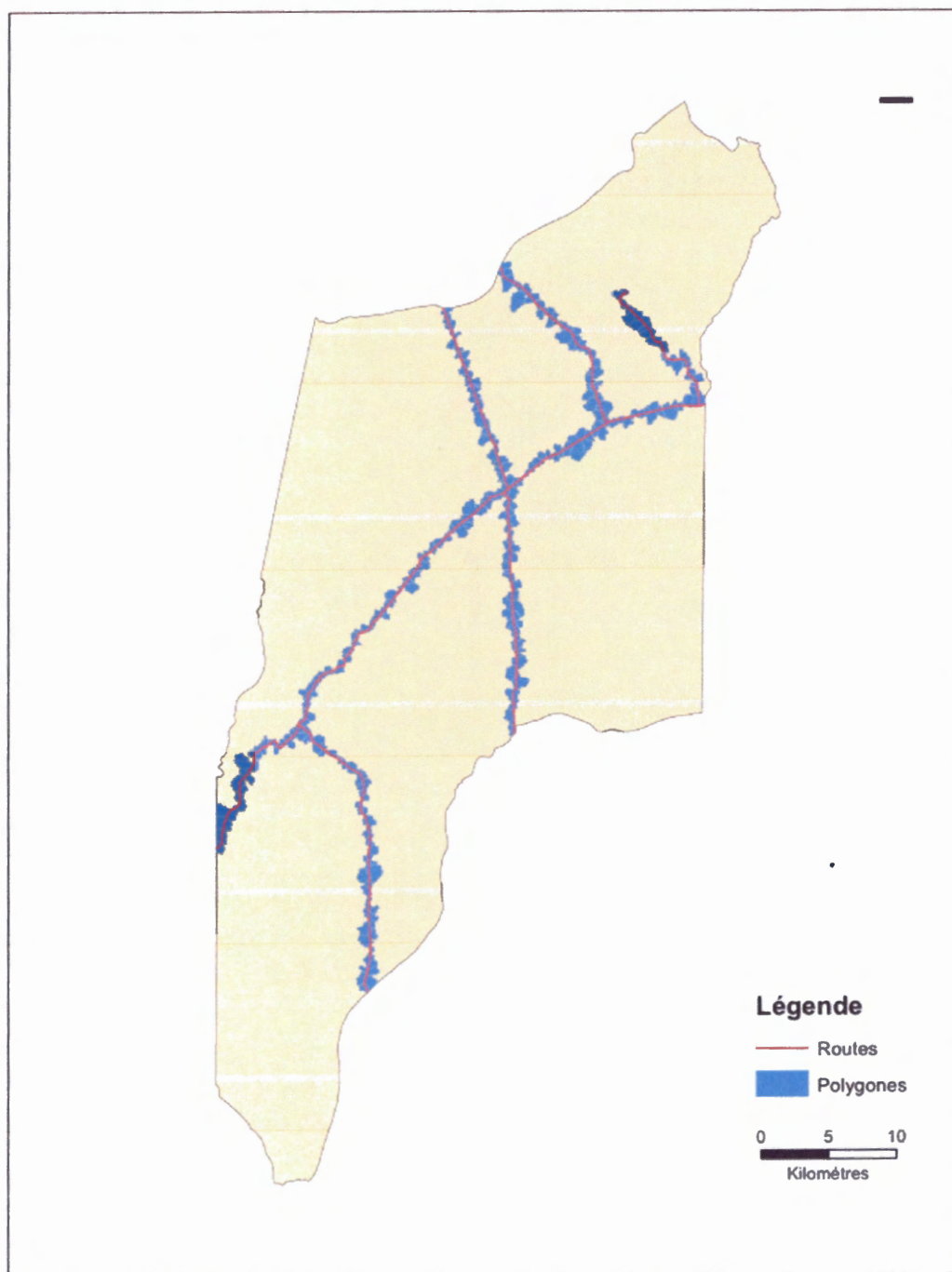
Rappelons que des tests employant d'autres variables, telles que celles dérivées de l'analyse de *tasseled cap* et de texture ont été réalisées. Cependant, elles ne contribuaient pas à améliorer sensiblement la qualité des résultats de segmentation et ont été laissées de côté. Nous avons donc préféré utiliser un modèle de segmentation parcimonieux. Pour cette raison, nous ne présentons pas les détails des autres expérimentations réalisées dans le cadre de ce travail de recherche.

5.7 Approche de la classification

5.7.1 Entraînement

Nous avons ensuite procédé à la classification basée sur les objets des images de 1993 et 2006. Ceci a consisté à établir premièrement un échantillon d'entraînement et un échantillon de validation, tous deux formés de polygones, pour chacune des images. Afin de faciliter notre travail de sélection, nous avons d'abord effectué une classification préliminaire par simple seuillage des valeurs de NDVI. Pour établir ce seuil, nous avons d'abord effectué une sélection des polygones intersectés par les routes. Ces polygones sont habituellement non recouverts de forêt. Cette sélection automatique de polygones a été inspectée visuellement afin de nous assurer de ne pas inclure par erreur des polygones boisés. La classe non-forêt, représentée par les polygones intersectés avec les routes et les villes, présente les plus faibles valeurs de NDVI. Pour l'année 1993 (voir la Figure 5.2), la valeur moyenne de NDVI était de 0.4115 avec un écart-type de 0.0736. Ces valeurs ont permis d'établir un seuil maximum de 0.4851 ($=0.4115 + 0.0736$). En revanche, les valeurs supérieures à ce seuil ont été considérées comme appartenant à la classe forêt. Les polygones boisés ainsi identifiés ont également été inspectés visuellement.

Figure 5.4 Définition du seuil des classes forêt et non-forêt



En utilisant les polygones que nous avons identifiés à partir de ce premier tri, nous avons sélectionné deux sous-ensembles de polygones. Le premier rassemble les polygones d'entraînement pour la création de masques afin de les utiliser dans eCognition. Le deuxième sous-ensemble rassemble ceux utilisés pour la vérification de la qualité de la classification. Nous avons fait la sélection au hasard dans ArcGis. La taille de chaque sous-ensemble a été calculée à partir de la formule de distribution binomiale suivante (Jensen, 2005) :

$$N = \frac{Z^2(p)(q)}{E^2}$$

dans laquelle :

N : est la taille de l'échantillon;

p : est le pourcentage d'exactitude attendu pour toute la carte ;

q : q = 100 – p, est le complément de p par rapport à 100 %;

E : est l'erreur admissible, exprimée en pourcentage;

Z : a une valeur de 2 si l'on souhaite un intervalle de confiance de 95 %.

En utilisant des valeurs de 85 pour p, 15 pour q et 5 pour E, nous avons :

$$N = \frac{2^2(85)(15)}{5^2} = 204$$

La taille retenue pour chacun des sous-ensembles et pour chacune des images a donc été de 204 polygones.

5.7.2 Classification

Afin de procéder à la classification des polygones selon les classes définies (forêt et non-forêt) nous avons utilisé la méthode du plus proche voisin, disponible dans eCognition. Cette méthode consiste à attribuer à un polygone segmenté de classe inconnue la classe de l'observation d'entraînement la plus proche dans l'espace spectral. Après plusieurs expérimentations, nous avons constaté que la moyenne du NDVI par polygone suffisait à obtenir une classification de très grande qualité et que d'autres variables, tout en alourdissant la méthodologie, n'apportaient pas de pouvoir de séparabilité des classes significativement accru. Notre espace spectral est donc demeuré unidimensionnel. Dans ce cas, la méthode du plus proche voisin se résume à un simple seuil entre les deux classes sur l'axe de la moyenne du NDVI.

5.7.3 Validation

Afin d'évaluer la précision du processus de classification, nous avons calculé le coefficient Kappa, une statistique standard pour évaluer la précision globale de classification (Jensen 2005 ; Rogan 2002). Ce coefficient a été calculé en comparant les classes de l'échantillon des polygones automatiquement classifiés aux polygones de référence. La valeur de ce coefficient tend vers 1 au fur et mesure que l'exactitude de la classification augmente (Wang 2010). La valeur de K s'obtient par l'équation suivante :

$$K = \frac{\sum_{i=1}^r X_{ii} - \sum_{i=1}^r (X_{i-} * X_{-i})}{N^2 - \sum_{i=1}^r (X_{i-} * X_{-i})}$$

dans laquelle :

r : est le nombre de lignes de la matrice de confusion;

X_{ii} : est le nombre d'observations dans la ligne i et la colonne i ;

X_{i+} : est le total d'observations de la ligne i ;

X_{+i} : est le total d'observations de la colonne i ;

N : est le total du nombre d'observations.

5.8 Modélisation des changements

5.8.1 Dérivation des variables prédictives de la déforestation

La comparaison des résultats des classifications obtenues pour les années 1993 et 2006 met en évidence la dynamique du changement. Nous avons produit à partir de ces classifications une carte binaire de la déforestation. Dans celles-ci, les pixels passés d'un état forêt à un état non-forêt ont été identifiés par la valeur 1. Dans les autres cas, tels que ceux qui n'ont pas changé d'état ou qui sont passés de non-forêt à forêt, les pixels ont reçu la valeur 0. Cependant, l'information initiale de chacune des deux classifications a été préservée en parallèle pour les besoins de l'analyse de Markov présentée plus loin. Selon notre hypothèse de travail, le changement est la conséquence de facteurs tels que des routes, des pistes de débardage et des conditions du terrain comme la pente et l'altitude (Arekhi et Jafarzadeh, 2012). Pour les modéliser, nous avons généré trois variables quantitatives continues considérées comme variables indépendantes :

DISROU : la distance d'un pixel (en m) de la route la plus proche. Afin de produire cette carte matricielle de distance nous avons employé l'outil de distance euclidienne du logiciel ARCGIS appliqué à la carte vectorielle de routes.

ELEVA : la valeur de l'altitude du terrain pour chacun des pixels. Cette variable est obtenue directement du modèle numérique d'altitude.

PENTE : la valeur de la pente locale par pixel (en degrés). Afin de générer cette variable, nous avons utilisé comme données d'entrée le modèle numérique d'altitude et appliqué l'outil « Slope » du ArcToolbox de ARCGIS. Cette méthode considère la variation maximum entre les 8 pixels qui se trouvent autour de chaque pixel analysé.

Nous avons ensuite analysé la relation entre chacune de ces variables et l'état du couvert (forêt/non-forêt) de la carte classifiée de 2006. L'objectif était d'illustrer des

tendances, par exemple, on s'attend selon notre hypothèse à ce que les aires sans forêts soient plus fréquentes à proximité des routes et moins fréquentes au fur et à mesure que l'on s'éloigne. Pour ce faire, nous avons mis en classe chacune des variables indépendantes et comptabilisé la fréquence des pixels forêt et non-forêt. Nous avons également calculé les quartiles des distributions pour les caractériser. Le nombre de classes pour chacune de variables a été établi selon la règle de Sturges, en suivant l'équation:

$$\text{Nombre de classes} = 1 + 3.32 * \log_{10}n$$

où n est la taille de l'échantillon, déterminée plus bas. Puis, nous avons vérifié si l'état du couvert était indépendant de chacune des variables dérivées (distance à partir des routes, altitude et pente locale) à l'aide d'un test du chi-deux (χ^2). La taille des échantillons pour effectuer les tests a été établie comme suit, selon Baillargeon (2002) :

$$\text{Nombre d'observations} = \frac{Z_{\alpha/2}(p)(1-p)}{E^2} \quad \text{Équation 5.1}$$

P : la proportion favorable

1-p : la proportion défavorable

E : l'erreur acceptable

Selon la littérature sur la statistique descriptive (Anderson et al., 2001; Baillargeon, 2002), dans une population pour laquelle on ne connaît pas la moyenne et l'écart-type, on doit utiliser les valeurs suivantes :

$$p = 0.5$$

$$1-p = 0.5$$

$$\text{Erreur} = 0.05$$

$$Z_{\alpha/2} = 1.96$$

Dans le cas du test du chi-deux, nous avons deux hypothèses :

hypothèse nulle : les deux caractères sont indépendants.

hypothèse alternative : les deux caractères sont liés.

La règle de décision est que si la valeur observée chi-deux est supérieure à la valeur critique 16.92, l'hypothèse alternative est acceptée.

5.8.2 Élaboration d'un modèle de prédiction LOGIT

Il s'agit maintenant de prédire le changement d'état entre 1993 et 2006 à partir des trois variables générées. Nous nous retrouvons face à un problème de prédiction d'une variable dépendante binaire. On trouve une solution à ce type de problèmes en appliquant une régression de type Logit (Arekhi1 et Jafarzadeh 2012; Chomitz 2005; Geoghegana et al 2011; Mahapatra 2005). C'est un type d'analyse qui permet ici d'évaluer la probabilité qu'un pixel ait changé d'état (0 = aucun changement, 1 = changement). La structure de notre modèle était la suivante :

$$L_i = (P_i/1 - P_i) = \beta_0 + \beta_1 \text{DISROU} + \beta_2 \text{PENTE} + \beta_3 \text{ELEVA} \quad \text{Équation 5.2}$$

où :

$L_i = (P_i/1 - P_i)$: la probabilité qu'un pixel ait changé de condition de forêt vers non-forêt.

DISROU : la distance d'un pixel à la route la plus proche.

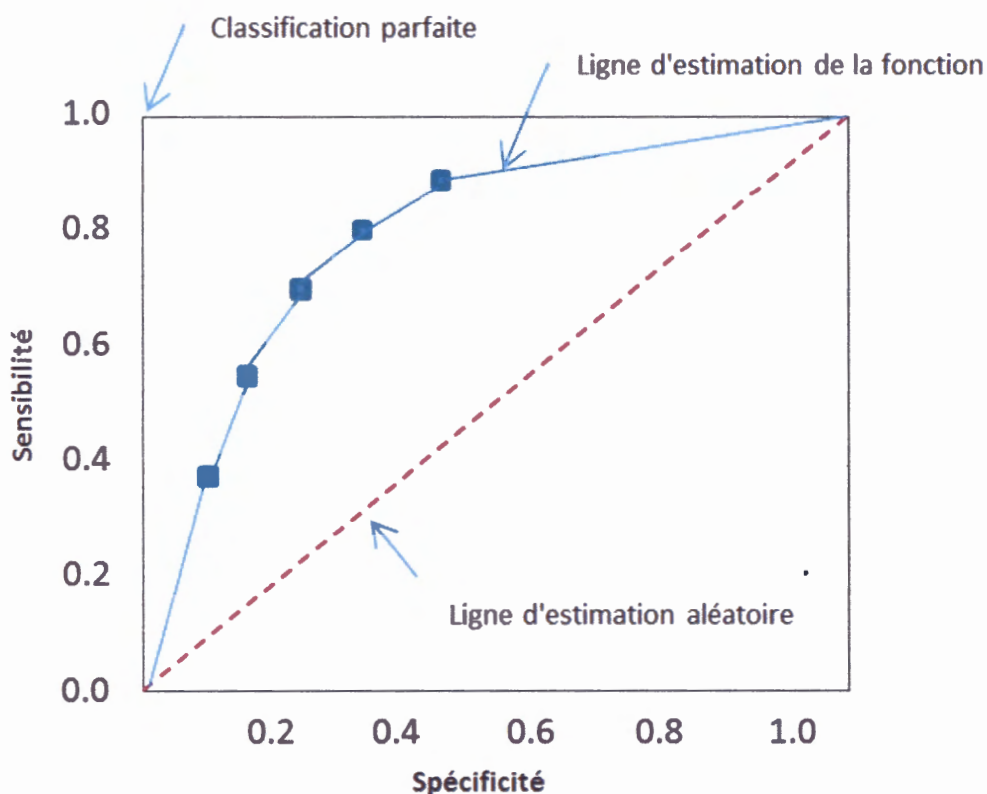
PENTE : la valeur de la pente locale de chaque pixel.

ELEVA : la valeur d'altitude de chaque pixel.

La validation de ce modèle ne se fait habituellement pas selon les mêmes modalités, par exemple, qu'un modèle de régression linéaire. Les mesures classiques d'ajustement ne sont pas significatives dans le cas de modèles à variables binaires (Gujarati, 2004). Afin de valider la précision de classification de la fonction Logit, nous avons utilisé un test de performance d'un classificateur binaire nommé courbe sensibilité/spécificité (ROC, *Receiving Operating Characteristic*), mesure très utilisée (Kutner, 2004). Ce test est implanté

grâce à un algorithme itératif qui consiste à calculer l'aire qui se trouve au-dessous de la ligne d'estimation de la fonction (ou AUC : *the area under the ROC curve*), voir Figure 5.5. Si l'aire estimée est égale ou inférieure à 50 %, on considère que le modèle Logit faisant l'objet de l'évaluation n'a pas une bonne performance prédictive. Une valeur supérieure à 60 % peut être considérée comme acceptable, alors que des valeurs supérieures à 60 % sont jugées élevées.

Figure 5.5 Exemple d'un diagramme ROC en tant que modèle de validation de la fonction Logit



Le logiciel IDRISI version 15.00 offre cet algorithme comme outil de validation de la fonction Logit. À cet effet, l'algorithme prend de manière aléatoire un échantillon de pixels de la carte de classification forêt et non-forêt. À partir des paramètres qu'ont été estimés pour la fonction Logit et les valeurs observées des variables indépendantes, l'application fait le calcul de la probabilité du changement de chaque pixel. Les valeurs trouvées sont comparées

avec différents seuils de discrimination choisis. Les points de la ligne d'estimation de la fonction représentent les différents niveaux de seuil de discrimination qui ont été considérés pour la classification d'un pixel comme forêt ou non-forêt. La procédure normale dans Idrisi teste 100 seuils différents. Pour chaque seuil de discrimination, il produit une matrice de confusion ayant la structure suivante:

Tableau 5.4 Matrice de confusion : validation du modèle de la carte forêt et non-forêt

Résultat du test	Carte de classification 2006	
	Forêt	Non-forêt
Forêt	Vrais positifs (VP)	Faux positifs (FP)
Non-forêt	Faux négatifs (FN)	Vrais négatifs (VN)

Le Tableau 5.4 compare les classes de la carte forêt/non-forêt de 2006 aux classes prédites en appliquant un seuil de discrimination donné aux probabilités produites par le modèle Logit. Un pixel de forêt de la carte de 2006 correctement prédit par le modèle Logit est compté en tant que « vrai positif ». Si le même pixel est classé comme un pixel non-forêt, ce pixel a été identifié comme faux-négatif. D'un autre côté, si un autre pixel du même échantillon qui appartient à la classe non-forêt de la carte de classification 2006 est classé comme de la classe forêt, le pixel est identifié comme un faux positif, etc.

Pour chacune des matrices de confusion, le logiciel calcule deux variables permettant de construire la ligne d'estimation de la fonction de la Figure 5.5 (ligne bleue). Ces variables sont présentées dans le Tableau 5.5.

Tableau 5.5 Variables du diagramme ROC

Axe Y	Axe X
Sensibilité	Spécificité
$VP/(VP+FN)$	$VN/(VN+FP)$

La sensibilité indique la probabilité que la fonction Logit classe correctement les pixels de l'échantillon qui sont réellement des pixels de forêt. De manière semblable, la spécificité indique la probabilité que la fonction Logit classe correctement les pixels de la classe non-forêt (Barreno, 2006; Fawcett, 2006). Rappelons que les opérations décrites dans cette section sont réalisées 100 fois, c'est-à-dire une fois par seuil.

5.8.3 Prédiction de la déforestation

L'étape suivante a consisté à établir une prévision de la déforestation en 2019 sur la base de la capacité prédictive des variables utilisées dans le modèle Logit. Nous avons choisi de produire une prévision pour l'an 2019, car l'intervalle entre cette année et 2006 est le même qu'entre 1993 et 2006 (13 ans). Le but de cette prévision, qui bien qu'elle demeure très incertaine, est de démontrer l'utilité d'un modèle pour prévoir les effets d'une dynamique, ici la déforestation, dans une logique de planification des politiques d'aménagement du territoire et de conservation. Il s'agit en quelque sorte de poser la question « qu'advierait-il si la tendance observée se maintenait ? ». Pour ce faire, nous avons d'abord procédé au choix d'un modèle prédictif. Les modèles de régression linéaire, malgré l'utilisation de différents types de variables, ont démontré de faibles efficacités pour expliquer et interpréter la déforestation (Brown et Pearce, 1994; Lambin, 1997). Pour les décideurs, ces modèles ne permettent pas de construire des projections ou des simulations adéquates, lesquelles sont des outils pour la prise de décision pour l'aménagement du territoire. Toutefois, le développement de l'informatique a permis d'inclure des modèles stochastiques dans l'analyse spatiale (comme dans le cas des modèles basés sur les chaînes de Markov). L'avantage de cette approche réside dans sa simplicité opérationnelle et mathématique ainsi que dans sa capacité de prédiction à court terme (Lambin, 1997). En utilisant les probabilités de transition, la chaîne

de Markov développée dans le logiciel IDRISI permet de considérer et d'évaluer les impacts de différentes variables sur le changement du couvert forestier, par exemple : la mise en place de routes de pénétration et les conditions physiques (comme la pente du terrain).

La chaîne de Markov permet d'analyser le changement d'état d'un ensemble d'individus. Les images satellitaires sont constituées de pixels, ceux-ci étant considérés comme des individus. Par exemple, dans une étape initiale (t_0), un pixel peut se trouver dans un état de présence du couvert forestier (qui peut prendre la valeur de 0). Dans une étape suivante (t_1), le même pixel peut se trouver dans un état d'absence du couvert (dans ce dernier cas, la valeur pourrait être de 1). Cette situation nous permet de développer un système de deux états. En effet, un pixel peut changer entre ces deux états ($0 \rightarrow 0$), ($0 \rightarrow 1$), ($1 \rightarrow 1$), ($1 \rightarrow 0$). Le système est représenté par la matrice de probabilités de transition P .

$$P = \begin{pmatrix} P_{00} & P_{01} \\ P_{10} & P_{11} \end{pmatrix}$$

où les P_{ij} sont les probabilités de passer à l'état final j à partir d'un état initial i .

Comme nous l'avons exposé, l'état d'un pixel dans le temps t_1 dépend de l'état du pixel dans le temps t_0 . Cette situation nous conduit à effectuer un test d'hypothèses. Dans le cas de l'hypothèse nulle de notre système, nous affirmons que l'état final ne dépend aucunement de l'état initial; eu égard à la chaîne de Markov, on parle alors d'une matrice d'ordre zéro. Dans ce cas, l'occurrence des événements est aléatoire. L'hypothèse alternative affirme que l'état final dépend de l'état initial, pour lequel nous parlons d'une matrice de premier ordre. Dans ce cas-ci, il y a une dépendance des événements précédents. Nous avons utilisé le test du chi-deux (éq. 5.3) avec deux degrés de liberté pour un système de deux états pour vérifier les hypothèses. En d'autres termes, à partir d'un échantillonnage, nous voulons vérifier s'il est possible de réfuter l'hypothèse nulle.

$$\chi^2_{\text{calc}} = 2 \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n f_{ij} \ln \frac{f_{ij} f_{..}}{f_{i.} f_{.j}} \quad \text{Équation 5.3}$$

Où f_{ij} est le nombre d'observations par cellule, f_i , le nombre d'observations en ligne, f_j , le nombre d'observations en colonne et $f_{..}$, le nombre total d'observations.

CHAPITRE VI

RÉSULTATS

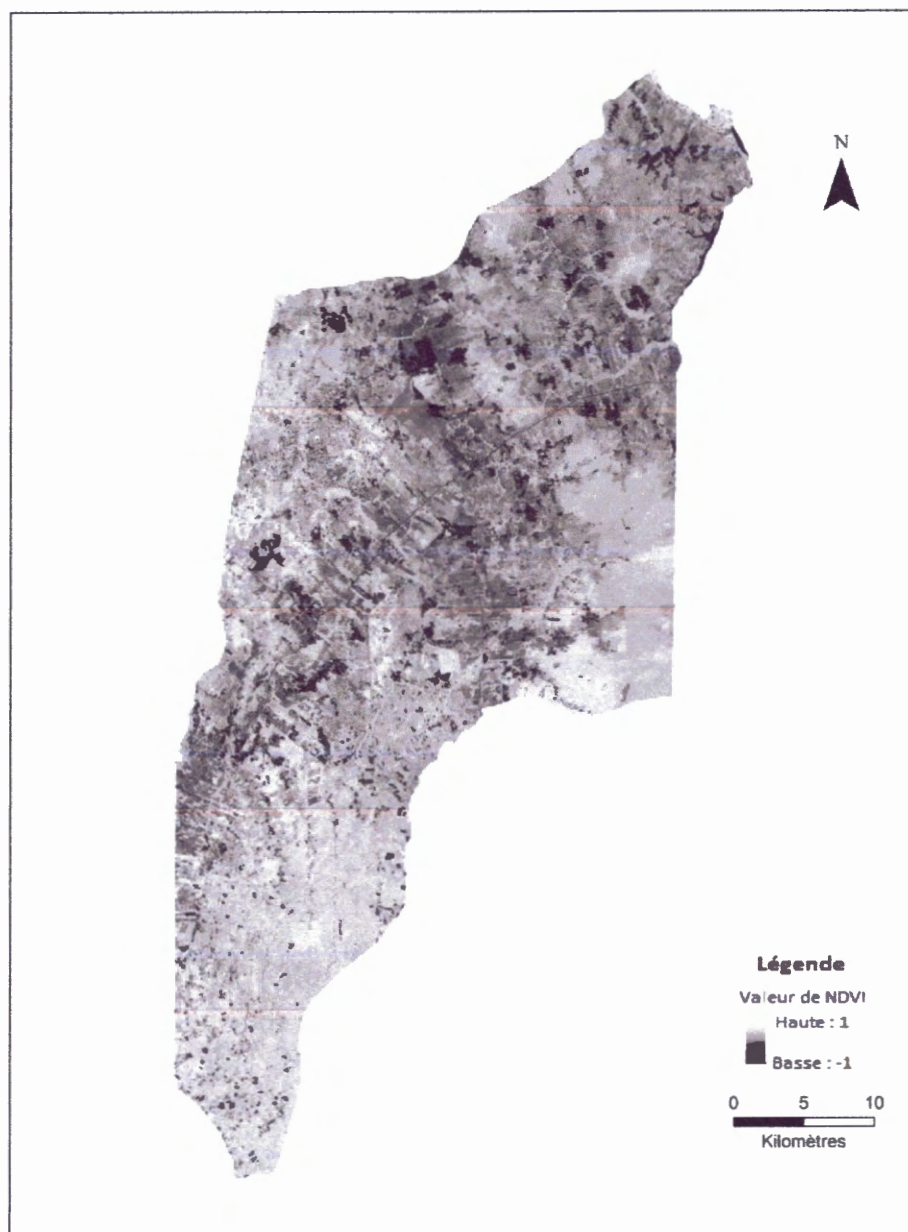
6.1 Extraction du rapport de bandes

Après prétraitement des images, nous avons produit les cartes de NDVI pour les années 1993 et 2006. On peut déjà y voir au premier coup d'œil que certaines zones ont connu une diminution marquée de la valeur du NDVI (Figure 6.1 et Figure 6.2). Ces endroits correspondent a priori à des zones de déforestation.

Figure 6.1 – Carte de NDVI : 1993



Figure 6.2 – Carte de NDVI : 2006



6.2 Segmentation

La segmentation réalisée dans eCognition a permis d'identifier des objets homogènes préalablement à la classification. Au niveau le plus fin, un total de 5 173 polygones d'une superficie moyenne de 0.30 km² ont été obtenus pour l'image de 1993 (Figure 6.3), et de 5 193 polygones d'une superficie moyenne de 0.29 km² pour l'image de 2006 (Figure 6.4). La valeur moyenne du NDVI par polygone a été calculée pour être ensuite utilisée dans la classification.

Figure 6.3 Image du NDVI de 1993 sur laquelle sont superposés les polygones issus de la segmentation.

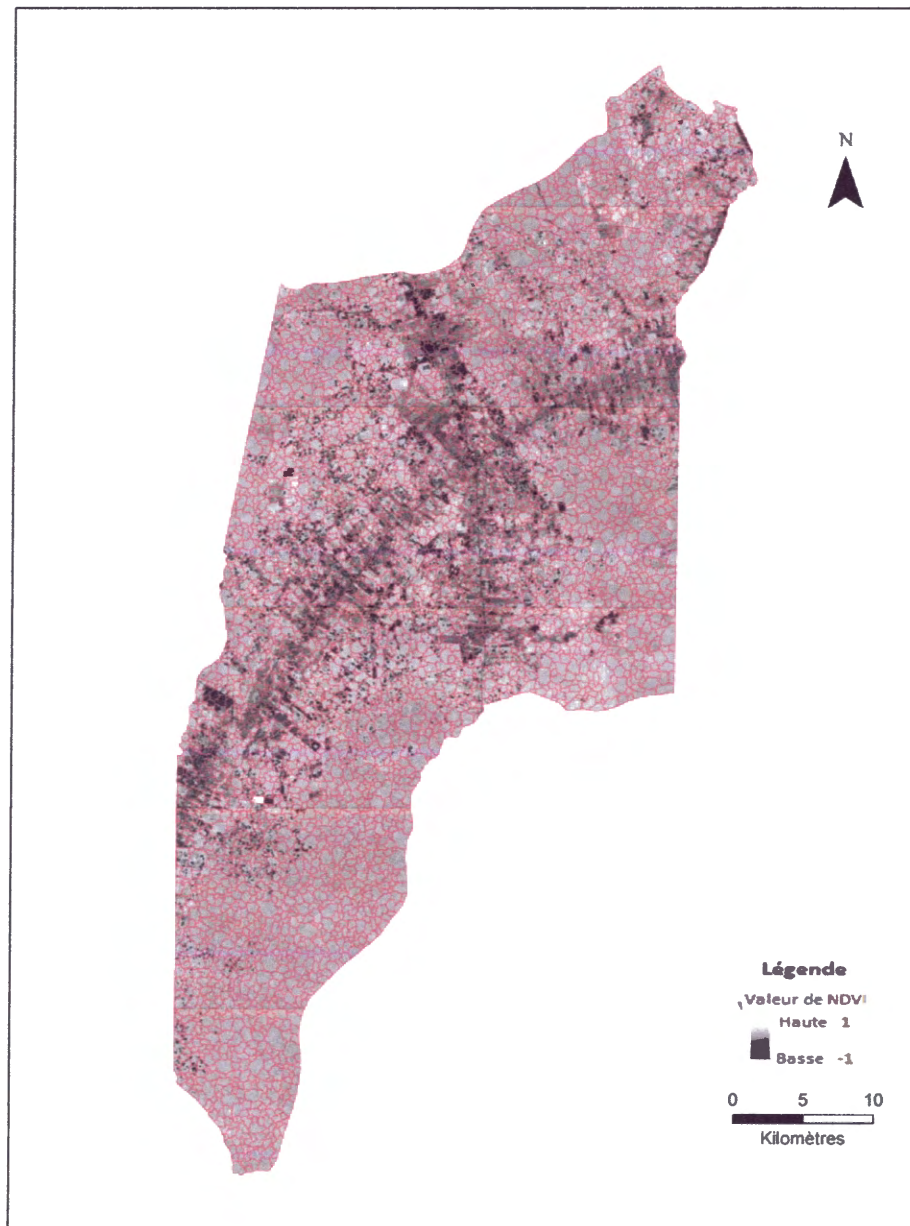


Figure 6.4 Image du NDVI de 2006 sur laquelle sont superposés les polygones issus de la segmentation.



6.3 Classification

Pour l'année 1993, 31 % des polygones avaient des valeurs inférieures au seuil choisi (NDVI de 0.4851, départageant forêt et non-forêt) et 69 % avaient des valeurs supérieures. À partir de ces objets, nous avons composé l'échantillon d'entraînement de 204 polygones, dont 63 polygones appartiennent à la classe non-forêt et 141 polygones à la classe forêt. Un échantillon distinct, mais formé de la même manière, a également été extrait pour l'étape de vérification. Les résultats de classification pour l'année 1993 sont présentés à la Figure 6.5.

Pour l'année 2006, 60 % des polygones avaient des valeurs inférieures au seuil et 40 % avaient des valeurs supérieures. En conséquence, l'échantillon de 204 polygones a été déterminé de la manière suivante : 122 polygones comme classe non-forêt et 82 polygones comme classe forêt. Un échantillon similaire a été extrait aux fins de vérification. Les résultats de classification pour l'année 2006 sont présentés à la Figure 6.6.

Nous avons calculé le taux de classification correcte global à partir des matrices de confusion présentées aux Tableaux 6.1 et 6.2. Cet indicateur est calculé en divisant le total des polygones qui se trouvent sur la diagonale de la matrice (ceux qui ont été bien classifiés) par le nombre total de polygones de l'échantillon.

Tableau 6.1 Matrice de confusion 1993				
Classification	Polygones de référence			
	Classe	Forêt	Non-forêt	Total
	Forêt	135	6	141
	Non-forêt	12	51	63
	Total	147	57	204

Pour l'année 1993, la valeur d'exactitude globale est de 83 %, tandis que pour 2006, la valeur est de 82 %.

Tableau 6.2 Matrice de confusion 2006				
Classification	Polygones de référence			
	Classe	Forêt	Non-forêt	Total
	Forêt	51	31	82
	Non-forêt	3	119	122
	Total	54	150	204

Nous avons de plus calculé le coefficient Kappa (K). Pour l'année 1993, la valeur de K est de 72 %, tandis que pour l'année 2006 la valeur est de 60 %. Ces valeurs indiquent un bon ajustement entre le résultat de la classification et les données de référence. Nous les jugeons acceptables pour procéder à la comparaison des deux années.

À partir de ces cartes de classification, nous avons calculé les superficies respectives des classes, présentées au Tableau 6.3.

Tableau 6.3 Superficies des classes forêt et non-forêt

Classes	Superficies (hectares)			Différence exprimée en %
	1993	2006	Différence	
Forêt	114 730	54 739	(59 991)	-52 %
Non-forêt	41 777	101 768	59 991	143 %
Total	156 507	156 507		

Durant la période allant de 1993 à 2006, on a observé une perte de 59 991 ha de surface forestière. Cela représente une perte annuelle moyenne de 4 615 ha.

Figure 6.5 Carte de classification : 1993

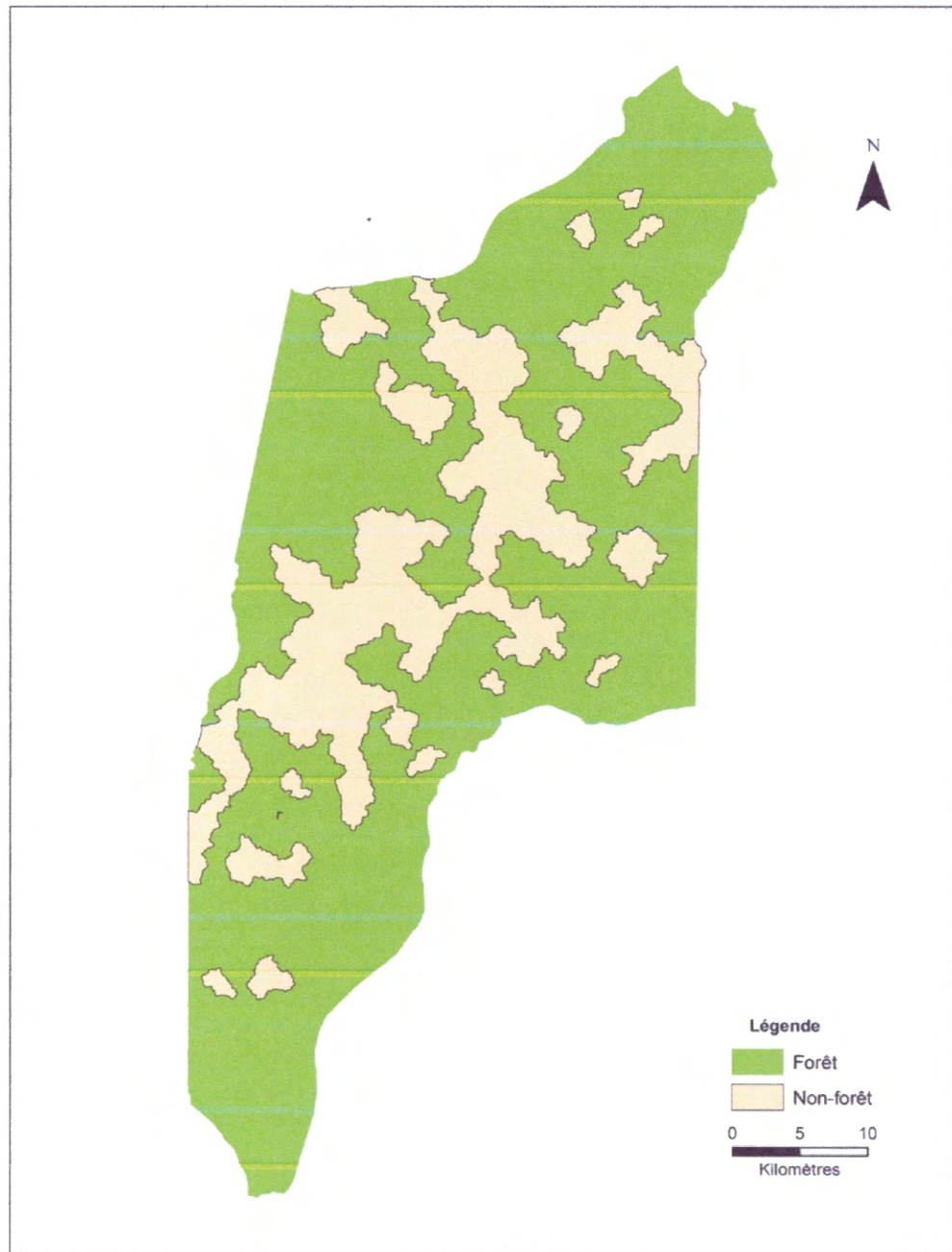
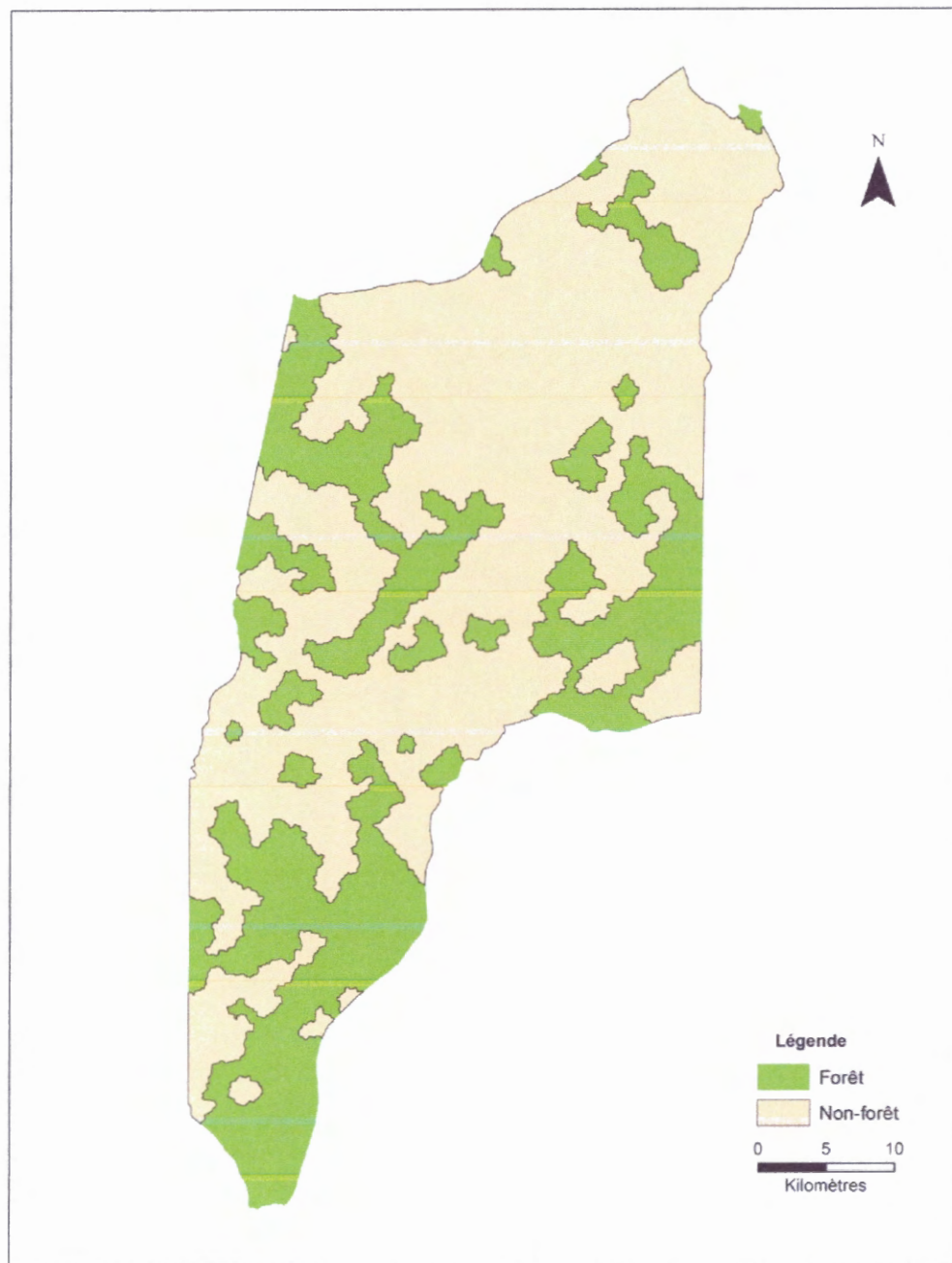


Figure 6.6 Carte de classification : 2006



6.4 Dérivation des variables prédictives de la déforestation

Les variables dérivées, la pente locale du terrain et la distance à partir de la route la plus proche, ont été calculées. Elles sont présentées respectivement dans les Figures 6.7 et 6.8. La variable altitude locale du terrain est présentée dans la Figure 6.9.

Figure 6.7 Carte de la pente locale du terrain

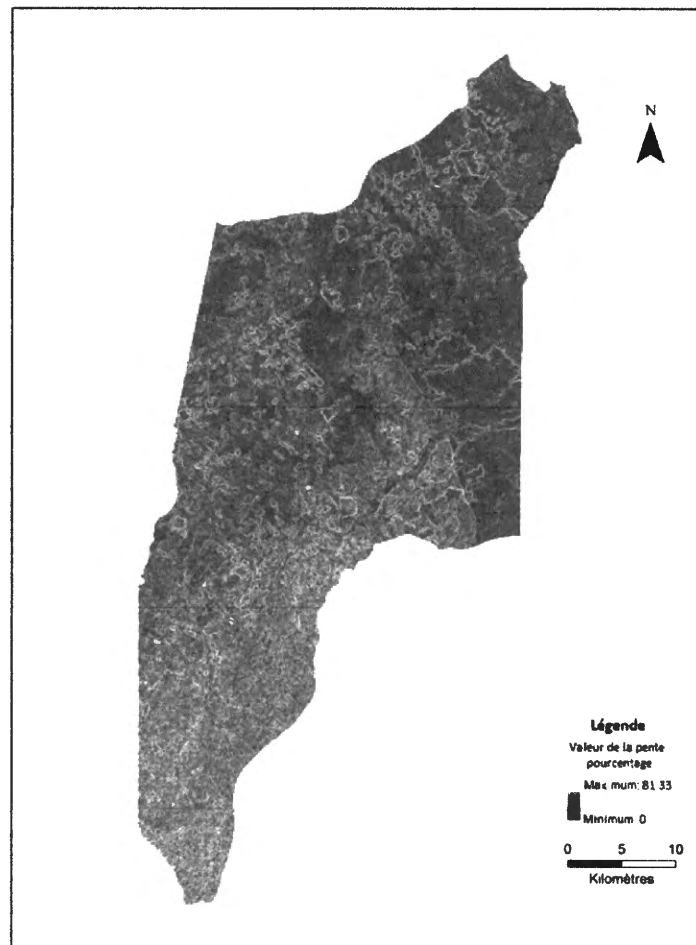


Figure 6.8 Carte de la distance à partir de la route la plus proche

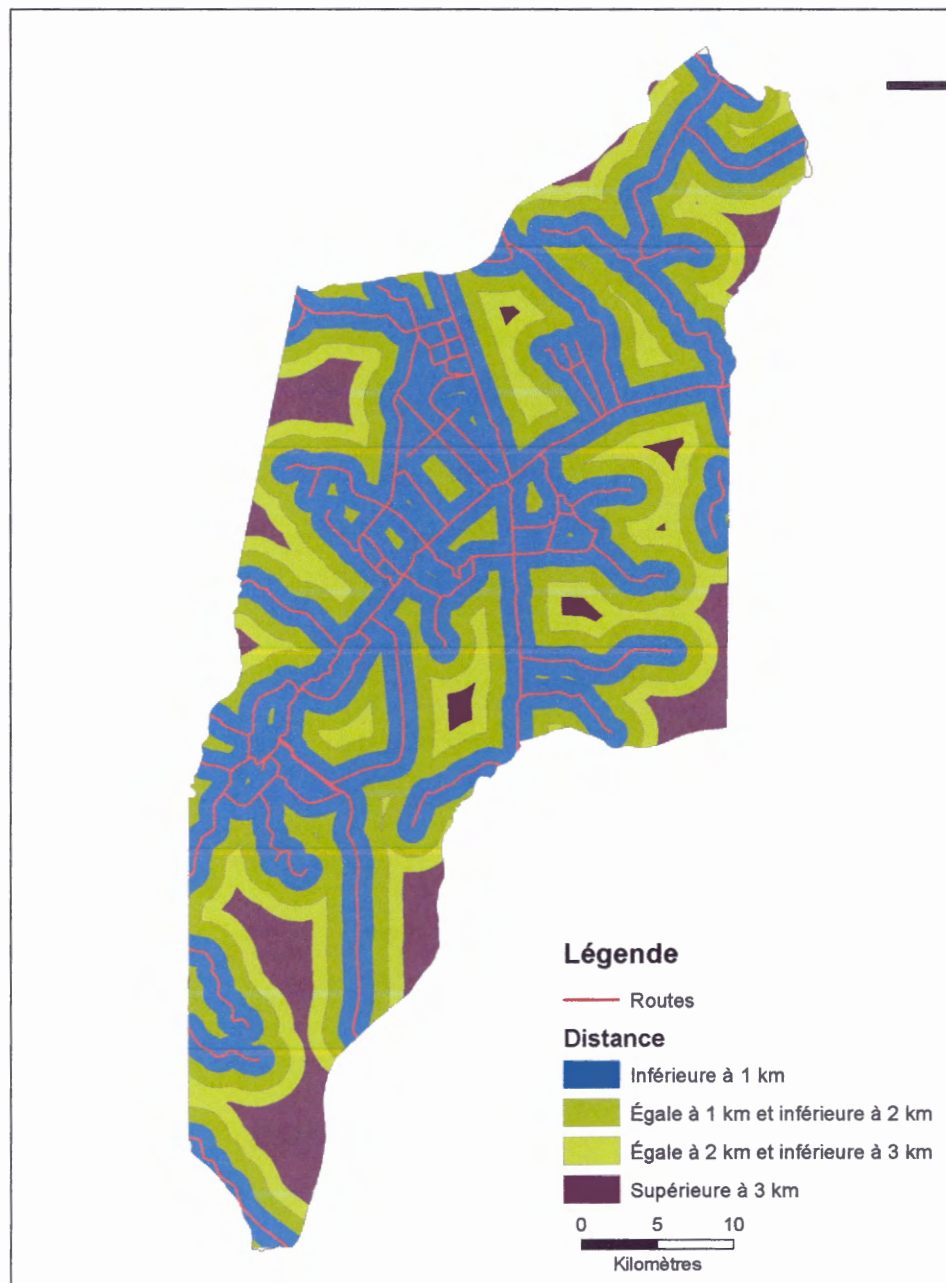
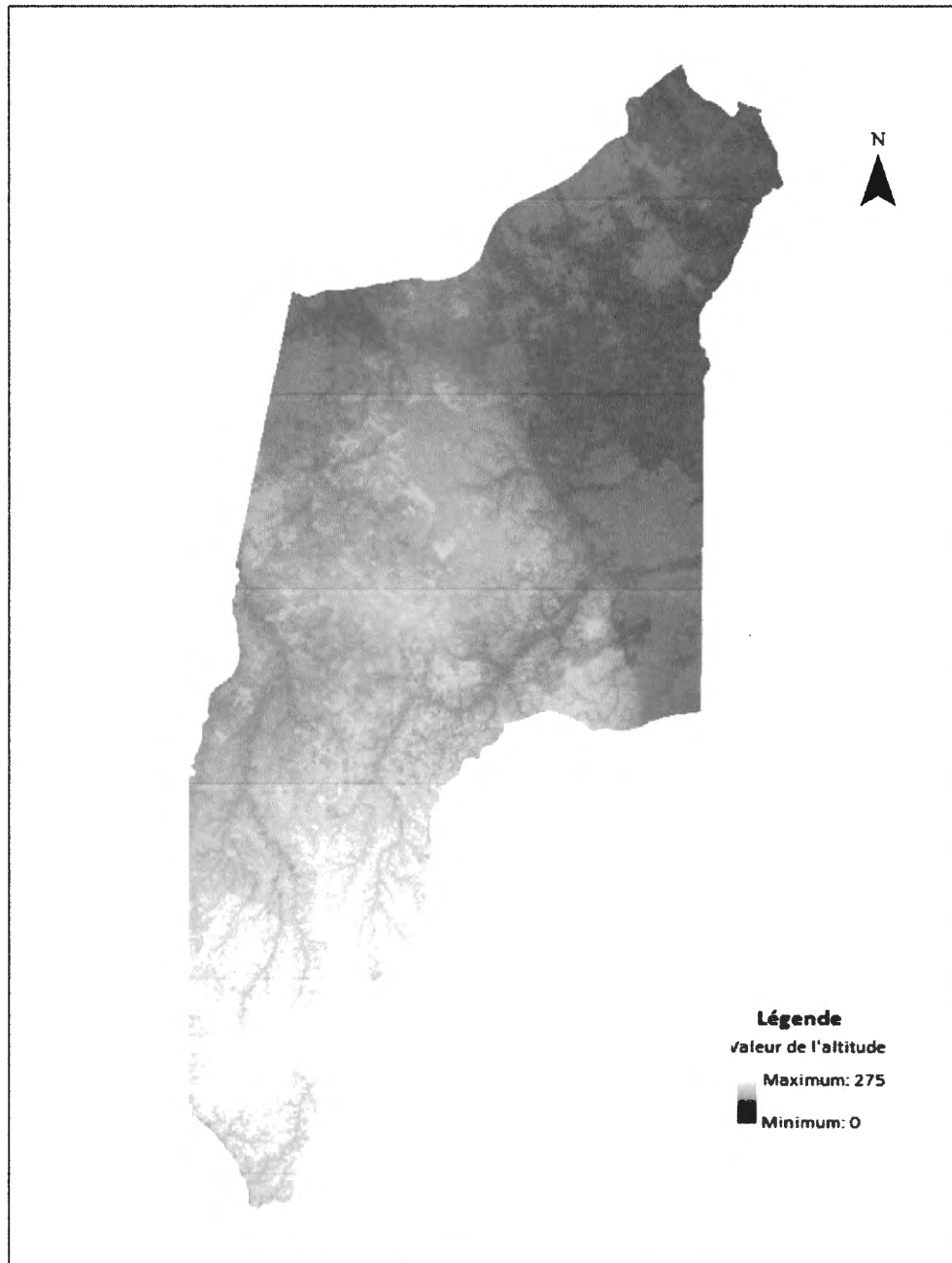


Figure 6.9 Carte de l'altitude locale du terrain



Nous avons ensuite analysé le comportement des variables dérivées par rapport à l'absence de couverture végétale identifiée pour l'année 2006. Nous avons pris des échantillons pour chaque variable afin d'estimer leurs tendances en termes de fréquences. À cette fin, les variables indépendantes ont été utilisées en tant que variables ordinales divisées en 10 classes égales, nombre établi selon la règle de Sturges, où n (taille de l'échantillon) a été déterminé à 384 selon l'équation 5.1:

$$1 + 3.32 * \log_{10}384 = 10 \text{ classes}$$

Les résultats de cette mise en relation, basée sur ces 10 classes sont présentés ci-dessous, variable par variable.

Résultats pour la variable distance à partir des routes (DISROU)

Premièrement, la variable DISROU permet de savoir si les pixels où on observe une perte couverture végétale se trouvent proche ou loin des routes principales ou secondaires. Des recherches antérieures indiquent que les activités d'exploitation forestière se produisent à une distance inférieure à 4 km des routes (Apan, 1998).

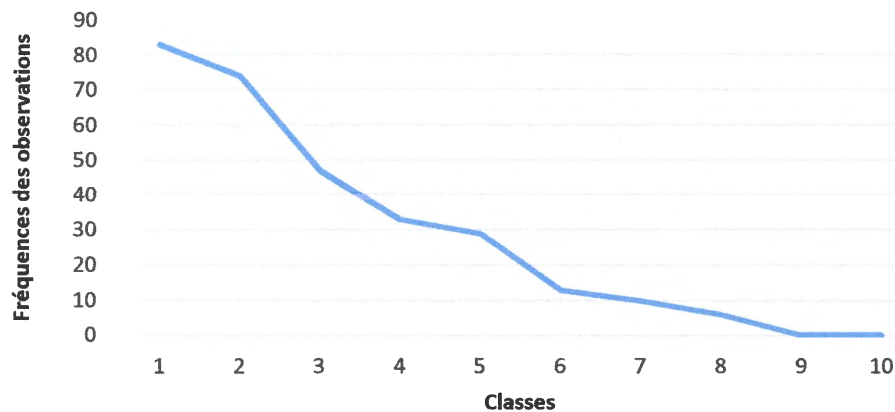
Le Tableau 6.4 présente la distribution de fréquences des observations de l'échantillon. On peut constater que la fréquence cumulative de pixels non-forêt des trois premières classes constitue 69 % des observations. Les pixels de ces classes se trouvent à moins de 1 357 mètres de distance d'une route. Les classes 4, 5 et 6 représentent 25 % des observations de pixels non-forêt. Ces observations se trouvent entre 1357 mètres et 2714 mètres d'une route. À ce point, on peut dire par exemple que plus des deux-tiers (69 %) des pixels non-forêt se trouvent à moins de 1 357 mètres d'une route.

Tableau 6.4 Distribution de fréquences de la variable DISROU

DISTANCE mètres								
Classe	Min	Max	Non-forêt			Forêt		
			Fréq. Absol.	Fréq. Relat.	Fréq. Cumul.	Fréq. Absol.	Fréq. Relat.	Fréq. Cumul.
1	0	452	83	28	28	14	16	16
2	452	904	74	25	53	15	17	33
3	904	1357	47	16	69	8	9	42
4	1357	1809	33	11	80	11	12	54
5	1809	2261	29	10	90	19	21	75
6	2261	2714	13	4	94	12	13	88
7	2714	3166	10	4	98	2	2	90
8	3166	3618	6	2	100	3	3	93
9	3618	4071	0	0	100	4	5	98
10	4071	4297	0	0	100	1	2	100
			295			89		

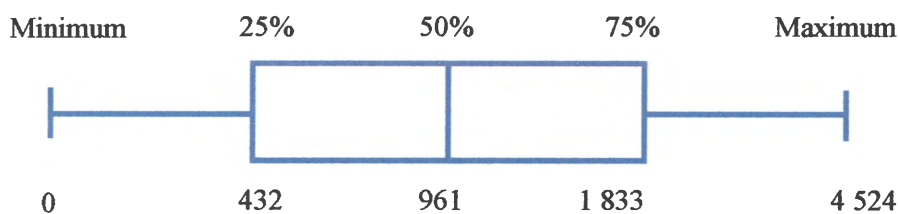
La Figure 6.10 représente de manière graphique les données du Tableau 6.4 pour le cas des observations non-forêt en comparaison avec les classes de la variable distance. On peut constater qu'il y a une forte concentration d'observations non-forêt dans les premières classes et que cette concentration diminue lorsque la distance augmente.

Figure 6.10 Fréquences des observations de non-forêt en fonction de DISROU



La Figure 6.11 présente la distribution des observations de la variable DISROU en fonction des valeurs de quartiles. Nous pouvons y observer que 75 % des observations se trouvent au-dessous de 1832 m d'une route.

Figure 6.11 Analyse de quartiles : variable DISROU



À partir des fréquences du Tableau 6.4, nous avons estimé la valeur du chi-deux.

Dans l'analyse chi-deux, rappelons que la règle de décision est que si la valeur observée chi-deux est supérieure à la valeur critique 16.92, l'hypothèse alternative est acceptée, les deux caractères sont liés. Nous avons trouvé une valeur observée de chi-deux égale à 41.84. En conséquence, l'hypothèse alternative a été acceptée.

En général, nous pouvons déduire qu'il y a une association entre les superficies classifiées comme non-forêt et la variable DISROU. L'activité d'exploitation forestière est plus probable lorsque l'aire d'exploitation se trouve proche des routes.

Résultats pour la variable altitude (ELEVA)

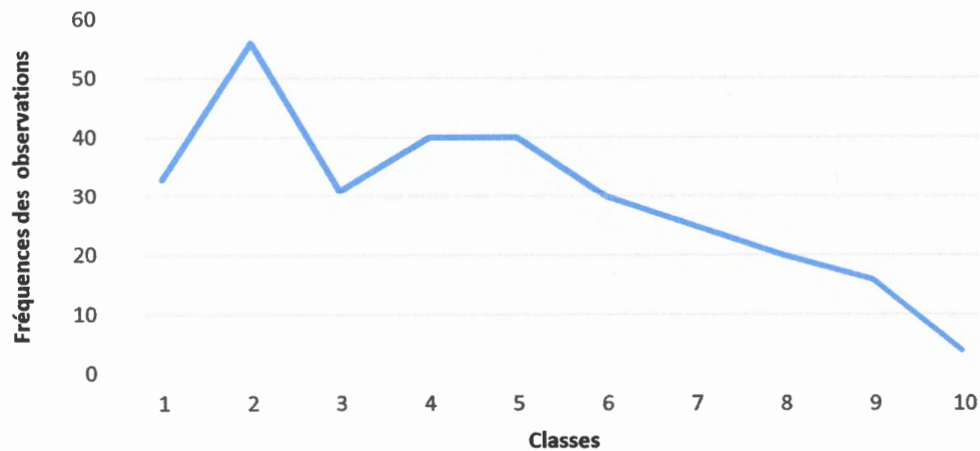
Deuxièmement, nous avons analysé la variable ELEVA. C'est une variable qui représente les caractéristiques de la superficie du terrain. Cela nous permet de différencier, *grosso modo*, les terrains qui se trouvent en des lieux élevés de ceux qui se trouvent plus bas. Cette position est importante du point de vue économique parce que les aires dans la partie haute sont moins attractives pour l'activité forestière et agricole, parce qu'elles entraînent une augmentation importante des coûts d'exploitation.

Tableau 6.5 Distribution de fréquence de la variable ELEVA

ALTITUDE mètres								
Classe	Min	Max	Non-forêt			Forêt		
			Fréq. Absol.	Fréq. Relat.	Fréq. Cumul.	Fréq. Absol.	Fréq. Relat.	Fréq. Cumul.
1	158	166	33	11	11	6	7	7
2	166	175	56	19	30	13	15	22
3	175	184	31	11	41	11	12	34
4	184	192	40	14	55	28	31	65
5	192	201	40	14	69	9	10	75
6	201	209	30	10	79	8	9	84
7	209	218	25	4	87	5	6	90
8	218	227	20	7	94	8	9	99
9	227	235	16	5	99	0	0	99
10	235	240	4	1	100	1	1	100
			295			89		

Le Tableau 6.5 présente la distribution des 384 observations qui ont été prises du modèle numérique d'altitude et de la carte de classification pour l'année 2006.

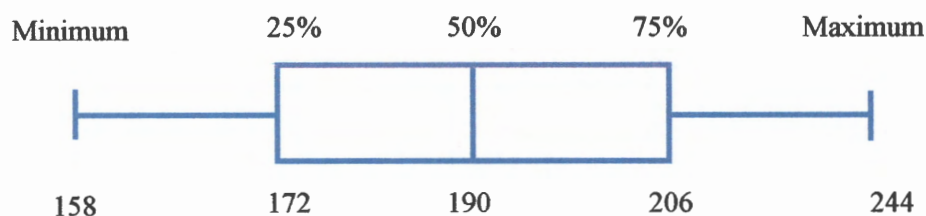
Figure 6.12 Fréquences des observations de non-forêt en fonction d'ELEVA



La Figure 6.11 représente de manière graphique les données du Tableau 6.5. Nous pouvons y observer une forte concentration des observations de pixels non-forêt dans les quatre premières classes ; elles représentent en effet 55 % des observations. En analysant la Figure 6.8, on peut constater qu'au fur et à mesure que la variable ELEVA augmente, le nombre d'observations non-forêt diminue

La Tableau 6.5 nous indique que la plupart des observations des pixels identifiés comme non-forêt, soit 69 % des observations, se trouvent dans une altitude inférieure à 201 mètres. Cela est confirmé avec l'analyse de quartiles qui sont représentés dans la Figure 6.12 : 75 % de l'échantillon se trouve en-deçà de 206 mètres.

Figure 6.13 Analyse de quartiles : variable ELEVA



À partir du Tableau 6.5, nous avons obtenu la valeur chi-deux égale à 21.41, c'est-à-dire supérieur à la valeur critique de 16.92. Ce résultat nous a permis d'accepter l'hypothèse alternative, les deux variables sont donc liées.

Résultats pour la variable pente (PENTE)

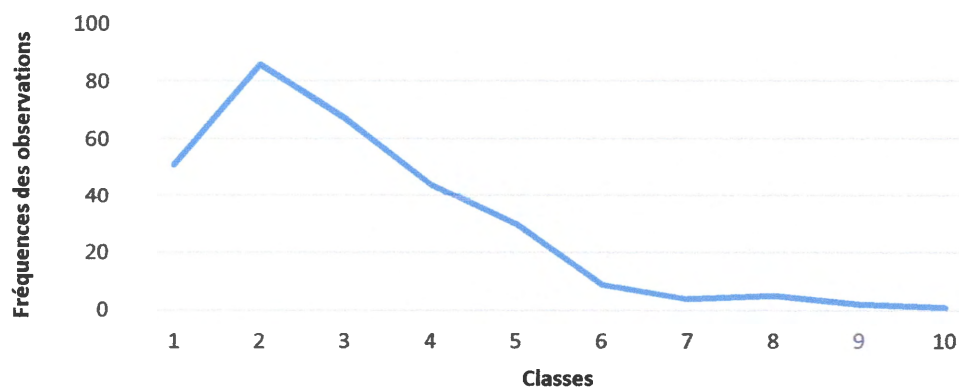
Finalement, nous avons analysé les caractéristiques de la variable pente. Des pentes élevées ne permettent pas d'avoir des conditions favorables pour l'exploitation forestière ou pour la production agricole. Des pentes élevées diminuent la profitabilité des activités forestières et agricoles à cause d'un coût majeur de production et d'une diminution accélérée de productivité comme conséquence de l'érosion (Muñoz, 2003).

Tableau 6.6 Distribution de fréquence de la variable PENTE

PENTE								
Pourcentage								
Classe	Min	Max	Non-forêt			Forêt		
			Fréq. Absol.	Fréq. Relat.	Fréq. Cumul.	Fréq. Absol.	Fréq. Relat.	Fréq. Cumul.
1	0	4	51	17	17	24	28	28
2	4	8	86	29	46	21	25	53
3	8	12	67	22	68	17	20	73
4	12	16	44	15	83	10	12	85
5	16	19	30	10	93	1	1	86
6	19	23	9	3	96	4	5	91
7	23	27	4	1	97	5	6	97
8	27	31	5	2	99	1	1	98
9	31	35	2	1	100	0	0	98
10	35	37	1	0	100	2	2	100
			299		85			

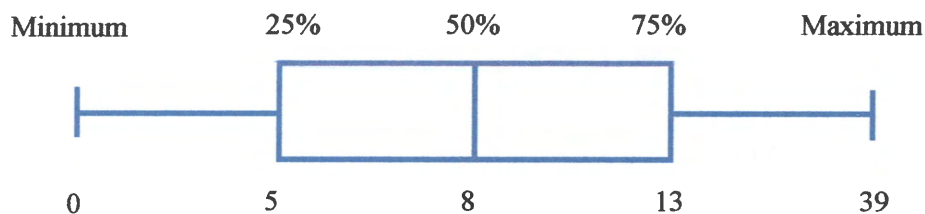
Le Tableau 6.6 présente la distribution de fréquence de l'échantillon des données que nous avons pris de cartes de pentes et de la classification pour l'année 2006. Selon ce tableau, presque 70 % des observations ont une pente inférieure ou égale à 12 %.

Figure 6.14 Fréquences des observations de non-forêt en fonction de PENTE



La Figure 6.14 présente une relation négative entre les observations non-forêt et l'augmentation de la pente. Autrement dit, si la pente augmente, la probabilité de trouver une observation non-forêt diminue.

Figure 6.15 Analyse de quartiles : variable PENTE



La Figure 6.15 présente l'analyse de la distribution des observations selon les quartiles. Nous pouvons constater que 50 % des observations ont des pentes légères entre 0 et 8 %.

À partir du Tableau 6.6, nous avons obtenu une valeur chi-deux égale à 22.16, soit supérieure encore une fois à la valeur critique de 16.92. En conséquence, nous avons accepté l'hypothèse alternative, les variables sont liées.

En fonction des résultats reportés à partir du traitement des échantillons, nous avons obtenu l'évidence statistique que les variables DISROU, ELEVA et PENTE rapportée sur une échelle ordinale se trouvent liées au comportement de la variable d'état forêt et non-forêt. Les représentations graphiques de chaque variable, nous indiquent la tendance suivante : au fur et à mesure que les variables DISROU, ELEVA et PENTE augmentent, la probabilité de trouver une observation non-forêt diminue. Cette tendance nous amène à attendre des valeurs négatives pour les paramètres de la fonction Logit.

6.5 Modèle LOGIT

La régression Logit a mené au modèle suivant :

$$L_i = 6.49 - 0.29*DISROU - 0.03*ELEVA - 0.01*PENTE.$$

La variation de la valeur de L_i s'explique par l'addition de la variation partielle de chaque paramètre du modèle Logit. Ici, les trois paramètres ont des signes négatifs, tel que présumé suite à l'analyse présentée à la section précédente. Ceci est conforme à ce que nous avons observé dans l'analyse de fréquences qui précède. Cela signifie qu'une augmentation d'une unité dans les variables explicatives la probabilité du changement d'état de la forêt vers la non-forêt diminuera.

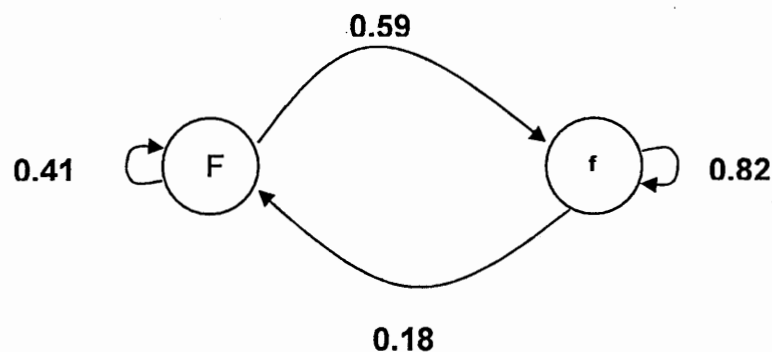
La valeur obtenue pour la courbe ROC est de 75 % (largement supérieure au seuil critique de 50 %). Cela permet d'accepter le modèle comme étant valide pour prédire la probabilité d'un changement d'état.

6.6 Modèle de Markov

En utilisant le logiciel IDRISI, nous avons développé un modèle pour prédire théoriquement la dynamique du changement du couvert forestier. Afin d'obtenir la matrice de transition de la chaîne de Markov, nous avons inclus, dans le modèle, l'image des pentes dérivée du modèle numérique du terrain, l'image des distances vers les routes et les images de classification obtenues pour les années 1993 et 2006. À partir de ces données, le logiciel prend un échantillon de la population des pixels pour construire la matrice de transition (Tableau 6.7 et Figure 6.16).

	À forêt	À non-forêt
De forêt (F)	0,41	0,59
De non-Forêt (f)	0,18	0,82

Figure 6.16 Modèle graphique de la chaîne de Markov



Ces résultats indiquent que durant la période entre 1993 et 2006, 18% des pixels de l'échantillon étaient passés de l'état non-forêt vers l'état forêt. Cela est dû à un processus

naturel de reboisement qui s'appelle la forêt secondaire. Durant la même période, 59% des observations étaient passées de l'état forêt à l'état non-forêt.

La valeur de χ^2 calculée (7 788,5) permet de confirmer qu'il s'agit d'une matrice de premier ordre modélisable par une chaîne de Markov.

La Figure 6.17 présente les valeurs des probabilités de changement de l'état forêt vers l'état non-forêt. La Figure 6.18 présente quant à elle la projection pour l'année 2019 qui a été calculée en fonction de l'image de probabilité de la Figure 6.17. Selon les conditions de notre matrice de transition, le logiciel IDRISI nous permet d'effectuer la projection de la distribution du couvert forestier pour l'année 2019. On a estimé qu'à cette année, le couvert forestier sera de 37 546 hectares, c'est-à-dire 24% de la superficie totale.

Figure 6.17 Image de probabilités de changement

Predicted Image of ATM1006_Train_Foret_to_IonFo

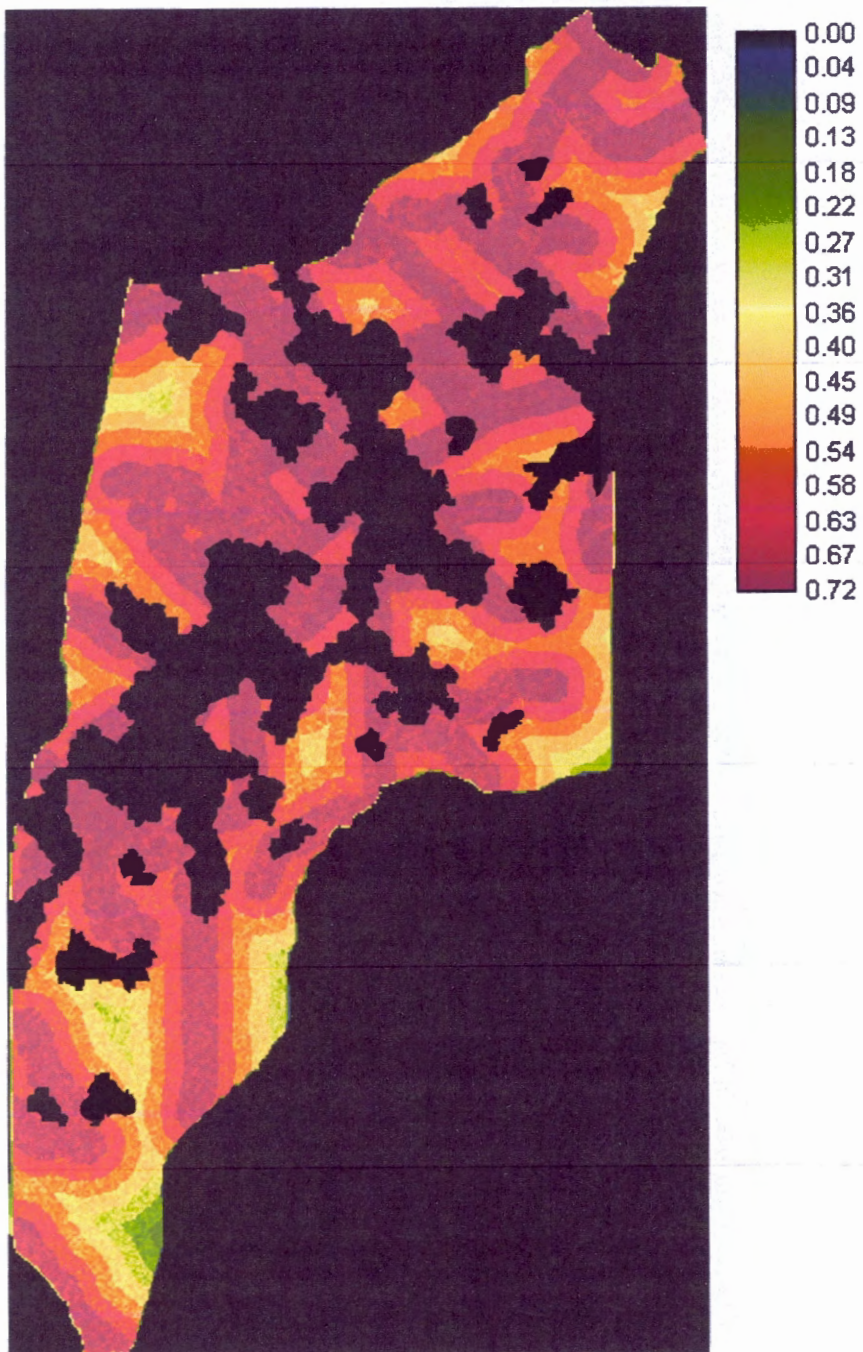
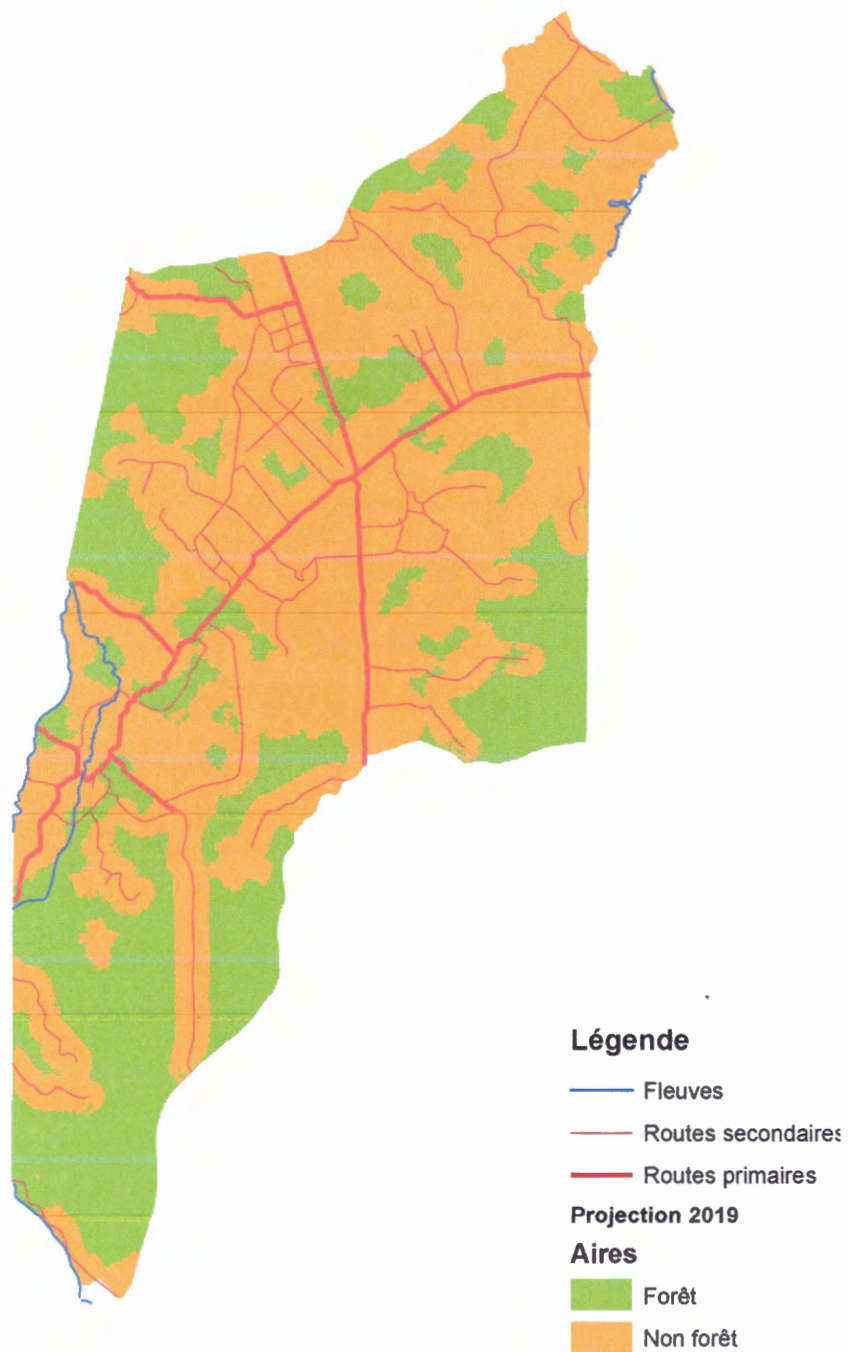


Figure 6.18 Estimation de la classe forêt et non-forêt en 2019



CHAPITRE VII

DISCUSSION

Notre travail a consisté à établir par traitement d'images Landsat des cartes des couverts forestiers pour les années 1993 et 2006 pour ensuite les comparer afin de produire une carte de la déforestation. Les facteurs de cette déforestation ont ensuite été étudiés, puis, une fois modélisés, ont été employés pour produire une carte prédictive de la déforestation en 2019. Une large part de la valeur de notre contribution repose sur l'exactitude des classifications forêt/non-forêt pour les deux années. En effet, si le niveau d'erreur est trop élevé, la détection des changements deviendra elle-même très incertaine. De même, la force de la relation entre, d'une part, les facteurs tels que la pente ou la distance aux routes, et d'autre part, la déforestation, doit être suffisamment grande pour être concluante. Nous amorçons donc cette discussion par des commentaires sur les niveaux d'erreur.

Nous avons utilisé l'indice Kappa pour valider la précision globale de classification. Pour l'année 1993, sa valeur est de 72% tandis que pour la classification de l'année 2006, elle a été de 60%. D'autres recherches qui ont utilisé des images Landsat TM et ETM ont trouvé des valeurs entre 56% et 86%, considérées acceptables par rapport à la précision (Rogan, 2002; Wang, 2010). Rappelons que l'indice de Kappa tient compte de la probabilité que certaines classifications correctes soient dues au hasard. Pour cette raison, les pourcentages exprimés sont plus bas que le pourcentage de classification correcte. Nous considérons donc que les classifications effectuées sont suffisamment exactes pour les utiliser dans une analyse des changements.

Nous constatons par ailleurs que les résultats obtenus à l'aide du modèle Logit prédisant la probabilité de déforestation en fonction de la pente, la distance aux routes et l'altitude ont comparables à ceux d'autres recherches antérieures (Apan, 1998; Arehki, 2012). Nous avons mentionné l'utilisation de la courbe ROC pour faire la validation du modèle Logit. Si l'aire au-dessous de la courbe ROC est inférieure ou égale à 50%, le modèle Logit serait considéré comme insuffisamment exact. Une valeur entre 50% et 60%, nous amènerait à considérer le modèle étant de faible exactitude pour la prédiction du changement d'état

tandis qu'une valeur supérieure à 60% permettrait d'accepter le modèle Logit. La valeur que nous avons obtenue (75 %) nous permet donc de considérer ce modèle Logit suffisamment exact pour prédire la probabilité d'un changement d'état à partir des variables retenues, à savoir la distance à partir des routes, l'altitude et la pente locale du terrain.

Les signes obtenus (+/-) pour chaque variable correspondent à ceux des hypothèses. Le coefficient de -0.29 pour la variable DISROU signifie que la probabilité d'un changement de la forêt de l'état de forêt vers l'état de non-forêt diminue dans cette proportion lorsque la distance augmente. Il s'agit d'ailleurs du paramètre ayant la plus forte influence. Cette valeur soutient l'affirmation de plusieurs études que les routes sont la principale cause de la perte de la superficie forestière. Le coefficient -0.03 pour la variable d'altitude (ELEVA) indique que les terrains de faible altitude sont les plus propices à être exploitées et plus adaptées à l'expansion agricole. Le coefficient de -0.01 pour la variable PENTE nous indique que, si la valeur de la pente est élevée, la probabilité de perte de couverture végétale ou de dégradation diminue. Ces résultats sont cohérents avec ceux que nous avons obtenus dans l'analyse statistique des variables indépendantes de la section 6.4. Dans cette section, nous avons présenté que, pour chaque variable indépendante (distance, pente, élévation), les aires non-forêt diminuaient lorsque ces variables augmentaient.

Les coefficients β_i de la fonction Logit reflètent la rationalité économique des producteurs de bois. Ces derniers diminueront les coûts de production si les lieux d'exploitation se trouvent proches des routes, ne se trouvent pas dans des zones élevées et si les pentes sont favorables pour faire l'extraction de ces produits.

La matrice de transition obtenue à partir du changement d'état de forêt vers non-forêt nous a permis d'estimer la projection de la perte de la couverture végétale. Selon ces résultats, en 2019 nous aurons une couverture végétale de 24% de la superficie totale de la municipalité de Campoverde, alors qu'elle était de 35% en 2006, ce qui représenterait une perte importante. Nous avons ainsi constaté une variation négative de la couverture forestière durant la période 1993-2006 égale à 59 991 ha. La perte totale cumulée de couverture pour l'année 2006 était de 101 768 ha qui représentent 65% de la superficie totale de la municipalité. Selon la projection estimée pour l'année 2019, ce pourcentage augmentera à 74% de la superficie totale en arrivant au chiffre de 118 961 ha. Notre approche a consisté

non seulement à prédire ces pertes en pourcentage, mais également à les spatialiser, ce qui pourrait être utile dans une démarche d'aménagement du territoire et de conservation des milieux forestiers.

Dans la municipalité de Campoverde, les terrains propices à l'exploitation agricole sont assez répandus. Ils se trouvent à moins de 1 500 mètres des routes, 70% se trouvent entre 158 et 201 mètres d'altitude et presque 50% des terrains ont une pente inférieure ou égale à 7.78%. Cela représente aux yeux de la municipalité et de la communauté un grand capital naturel. Un total de 101 800 ha ont été déboisés durant la période s'étalant de 1993 à 2006. Il reste potentiellement 70 300 ha pour implanter des productions agricoles. L'accumulation du capital est toutefois insuffisante pour permettre le développement d'une industrie, aujourd'hui encore embryonnaire. Cependant, le marché international présente de nouvelles opportunités, spécialement dans les aliments en conserve. Les politiques du développement agricole pourraient s'orienter vers ce marché. Mais le manque de capital est un élément contraignant qui ne permet pas de développer une agriculture intensive et une industrie pour produire des aliments en conserve. La génération d'emploi dans d'autres secteurs productifs permettrait d'alléger la pression pour le déboisement dans un but agricole. Malheureusement, du point de vue socio-économique, la structure de l'État ne permet pas un contrôle adéquat de l'exploitation des ressources naturelles, occasionnant un transfert de coûts vers la société à travers des externalités négatives. De plus, le droit de la propriété du terrain est presque nul. En effet, selon l'ENAHO 2003, 100% des répondants exprimaient qu'ils pratiquent leurs activités agricoles sur des terrains qui selon eux leur appartiennent, mais seulement 1.5% répondait qu'il détenait un titre de propriété. De plus, les communautés sont peu organisées et les capacités de gestion sont précaires.

Globalement, le Pérou a connu une croissance de la déforestation : pour la période 1990-2000, le taux moyen de déforestation fut de 94 000 ha tandis que pour la période entre 2000-2010, ce taux fut de 122 000 ha, c'est-à-dire une augmentation de 30%. À travers le monde, la quantité de superficies déboisées est supérieure à ceux de la superficie soumise à l'afforestation, à l'agriculture, l'élevage ou autres activités économiques. Le rythme de déforestation s'est accru, spécialement dans les zones des pays en développement comme l'Amérique du sud et l'Afrique. Ces deux continents regroupent 38% de la forêt mondiale. Durant la période allant de 1990 à 2010, on a assisté à la disparition de 162 109 000 ha, c'est-

à-dire une perte moyenne annuelle de 8 105 000 ha, dont 4 365 000 (plus de 50%) en Amérique latine. Dans cette région, le pays qui a le taux annuel moyen de variation le plus élevé est le Brésil avec 2 890 000 ha pour la période entre 1990 et 2000 et un taux moins élevé pour la période entre 2000 au 2010, égal à 2 642 000 ha.

Nous avons présenté des données sur l'évolution de la déforestation pour notre aire d'étude et de manière générale pour l'exploitation forestière au niveau mondial. Elles mettent en relief l'usage strictement économique de la forêt au détriment de l'environnement. Ce type d'exploitation obéit ou est influencé par les politiques ou les réglementations des États, par le marché, les systèmes de subventions et par le comportement logique et rentable à court terme des individus. Autrement dit, les décisions de changement d'affectation du sol sont essentiellement déterminées par des comportements et des choix d'ordre économique.

Une grande partie des aires déboisées sont abandonnées, car le rapport entre les bénéfices potentiels et les coûts d'aménagement ne justifient pas la mise en place d'activités agricoles ou d'élevage. La détérioration des terrains suite au déboisement amène les producteurs à abandonner les terrains dégradés ou à abandonner la production de viandes en raison des coûts de production élevés. De plus la dégradation des sols diminue leur capacité de rétention de l'eau, produisant un stress de cette ressource.

La demande d'aliments augmente et les ressources naturelles, spécialement les sols, augmentent en rareté entraînant une augmentation de prix des produits agricoles et une croissance de la demande de terrains. En revanche les forêts offrent des services environnementaux qui ont des effets positifs localement et globalement. Selon les statistiques de la FAO par exemple, le stockage de carbone dans la biomasse forestière vivante de la forêt péruvienne est de 126 tonnes/ha (FAO 2011). Mais durant la période allant de 1990 à 2010, on a eu vu une variation négative de 271 millions de tonnes de carbone, ce qui représente 3% de la valeur initiale en 1990 qui était de 8 831 millions de tonnes de carbone. Dans notre aire d'étude, nous avons estimé une variation négative de 59 991 hectares durant la période entre 1993 et 2006. Si nous prenons le stockage de carbone de 126 tonnes/ha comme une moyenne applicable à notre région, nous obtenons une valeur égale à 7 558 000 de tonnes de carbone qui ont été perdues des puits carbone dans la municipalité de Campoverde, contribuant ainsi aux changements climatiques.

Différents types de solutions ont été mis à l'essai pour optimiser la gestion du territoire, spécialement la gestion forestière. Une d'elles consiste à imposer un taux environnemental aux agents polluants. Ce coût marginal produit par le taux est transféré vers organisations de recherche en technologie, cette méthode n'accorde toutefois aucune redevance pour la fonction de stockage de carbone que la forêt réalise. Une autre alternative est la création d'un marché de droit d'émission dans lequel le régime de propriété de la terre est un aspect fondamental pour une gestion et une affectation adéquates de ressources forestière. L'absence d'une définition de la propriété a comme conséquence l'usage irrationnel des ressources naturelles. Dans cette situation, il existe une perte d'efficacité économique que se traduit en la perte de biomasse et des espèces.

CHAPITRE VIII

CONCLUSION

Notre recherche a eu comme finalité d'analyser et de comprendre le processus de déforestation dans la municipalité de Campoverde durant la période 1993-2006. À cette fin, nous avons utilisé des images satellitaires Landsat TM pour l'année 1993 et Landsat ETM pour l'année 2006, le modèle numérique de terrain et la carte de routes principales et secondaires de la municipalité de Campoverde. Le processus de classification a eu comme but d'identifier la dynamique de la déforestation en utilisant le NDVI et une approche orientée objet au lieu d'une approche pixel à pixel qui a été traditionnellement utilisée. En intégrant les résultats obtenus de la classification avec les variables auxiliaires spatiales, comme la pente, la distance vers les routes et l'élévation, nous avons obtenu deux modèles pour tenter d'expliquer le processus de la déforestation locale. Premièrement, le modèle Logit a mis en évidence l'association entre l'évolution de la déforestation et les variables spatiales. Deuxièmement, le modèle stochastique -chaîne de Markov- a permis de faire la projection de la tendance de la déforestation dans notre aire d'étude. Les résultats nous indiquent qu'entre 1996 et 2006, on a perdu 59 991 hectares de forêt, ce qui représente une moyenne annuelle de 4 615 hectares. En 1993, 26% de la superficie totale de la municipalité de Campoverde a été déboisée. Pour l'année 2006, ce pourcentage est monté jusqu'à 74% de la superficie totale. Le modèle Logit indique que la variable de majeure signification qui explique la perte de la superficie forestière est la distance entre les aires d'exploitation et les routes. Le modèle de Markov nous indique que la superficie forestière totale pour l'année 2019 diminuera, arrivant à un total de 37 546 hectares. Autrement dit, 76% de cette superficie totale sera déboisée.

La déforestation a produit des effets négatifs. Premièrement, quant à l'aspect économique, il y a eu une perte de la richesse naturelle. Deuxièmement, quant à l'aspect social, la disparition de la flore et la faune a produit un processus migratoire parce que la population a perdu une source de revenu, d'alimentation, de source d'énergie et de médicaments. La population reste pauvre. Finalement, en ce qui concerne l'aspect environnemental, la perte de couverture végétale a entraîné des effets négatifs sur

l'environnement local et global. La libération de tonnes de carbone vers l'atmosphère et la dégradation des sols sont des résultats documentés par des études antérieures. La disparition des aires forestières implique une perte de puits de carbone qui est un service environnemental qui n'est pas encore suffisamment mis en valeur. Cette mise en valeur a besoin des instruments qui permettent de bien comprendre et de quantifier la dynamique spatiale du phénomène de changement du couvert forestier et leur impacts sur les aspects économiques, sociaux et environnementaux au niveau local comme mondial. On peut constater que les systèmes d'information géographique et la télédétection, à partir des résultats obtenus dans ce travail de recherche, satisfont ce besoin.

Finalement, les politiques environnementales pour éviter la dégradation de ces ressources sont limitées à cause d'un manque de capacité de gestion du gouvernement central, du gouvernement régional et des communautés locales. La rationalité économique de la maximisation de bénéfice en diminuant les coûts de production se reflète dans l'exploitation forestière des aires qui se trouvent proches des routes, qui ont des pentes peu inclinées et qui ne se trouvent pas dans des zones élevées. Cependant, ces caractéristiques constituent des zones économiquement avantageuses qui doivent être exploitées en suivant un plan d'aménagement territorial local.

RÉFÉRENCE

- Anderson, D., Sweeney, D. et Williams, T. (2001). *Statistiques pour l'économie et la gestion*. Bruxelles : De Boeck.
- Apan, A. et Peterson, J. (1998). Probing tropical deforestation: the use of GIS and statistical analysis of georeferenced data. *Applied Geography*, 18(2), 137-152.
- Arekhi, S. et Jafarzadeh, A. A. (2012). Deforestation modeling using logistic regression and GIS. *African Journal of Agricultural Research*, 7(11), 1727-1741.
- Atkinson, P. M. et Lewis, P. (2000). Geostatistical classification for remote sensing: an introduction. *Computers & Geosciences*, 26(6), 361-371.
- Baillargeon, G. (2002). *Probabilités et Statistique avec applications en sciences de la nature, sciences administratives et sciences de la santé*. Trois-Rivières : Les Éditions SMG.
- Brown, K. et Pearce, D. (1994). *The causes of tropical deforestation: the economic and statistical analysis of factors giving rise to the loss of the tropical forests*. Vancouver : UBC Press.
- Caloz, R. et Collet, C. (2001). *Précis de télédétection, traitement numérique d'images de télédétection (Volume 3)*. Québec : Presses de l'Université du Québec.
- Chavez Pat (1996). *Image-Based Atmospheric Corrections Revisited and Improved Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* Vol. 62 No. 9, September 1996, pp 1025-1036.
- Chomitz, K. et Wertz-Kannounnikoff, S. (2005). *Measuring the initial impacts on deforestation of Mato Grosso's Program for environmental control*. Washington : The World Bank.
- Colini, M., Nogueira, M., Campos, M. T. et al. (2009). *The Nature Conservancy. Casebook of REDD projects in Latin America*. [Document de travail]. Manaus : IDESAM.
- Courlet, C. (2001). *Territoires et Régions, les grads oubliés du développement économique*. Paris : L'Harmattan.
- Definiens AG (2007). *Definiens Developer 7 – User Guide (eCognition) Germany : Definiens*.

- Devillé, H. (2010). *Économie et politiques de l'environnement. Principe de précaution Critères de soutenabilité, Politiques environnementales*. Paris : L'Harmattan.
- Ducroux, A.-M. (2002). *Les nouveaux utopistes du développement durable*. Paris : Les Éditions Autrement.
- Eastman, J. et Laney, R. (2002). Bayesian Soft Classification for sub-pixel analysis: A critical evaluation. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 68(11), 1149-1154.
- Flanders, D., Hall-Beyer, M. et Pereverzoff, J. (2003). Preliminary evaluation of eCognition object-based software for cut block delineation and feature extraction. *Canadian Journal Remote Sensing*, 29(4), 441-452.
- Foster, J. (1997). *Valuing Nature? Economics, Ethics and Environment*. North Yorkshire : J&L Composition Ltd.
- Frontier, S. (1998). *Écosystèmes : structure, fonctionnement, évolution (3e tirage corr.)*. Paris : Dunod.
- Grafton, Q., Adamowicz, W., Dupont, D., Nelson, H. et al. (2004). *The Economics of the environment and natural resources*. Massachusetts : Wiley-Blackwell.
- Grandjean, P. (2009). *Construction identitaire et espace*. Paris : L'Harmattan.
- Groupe d'experts intergouvernementaux sur l'évolution du climat. (2007). *Changements climatiques 2007 – Rapport de synthèse*. [Rapport]. Genève : GIEC.
- Gujarati, Damodar. (2004). *Économetrie. Collections : Ouvertures économiques. Éditeur: Bruxelles : De Boeck*.
- Gürlük, S. (2009). Economic growth, industrial pollution and human development in the Mediterranean Region. *Ecological Economics*, 68(8-9), 2327-2335.
- Instituto Nacional de Estadística (INEI). (2003). *Almanaque de Ucayali 2002-2003*. Oficina Departamental de estadística e informática de Ucayali. Pucallpa, Perú : INEI.

- _____ (2009). *Anuario de Estadísticas Ambientales, 2009*. [Annuaire de statistiques]. Lima : INEI.
- Instituto Nacional de Recursos Naturales (INRENA). (2000). *Mapa de deforestación de la Amazonía Peruana – 2000 Memoria Descriptiva*. Lima : INRENA.
- International Tropical Timber Organization (ITTO). (2011). *Status of Tropical Forest Management 2011* (Technical series no. 38). [Rapport]. Japan : ITTO.
- Jensen, J. (2005). *Introductory digital image processing*. New Jersey : Prentice Hall.
- Joseph Phillipe (2009). *Écosystèmes forestiers des Caraïbes*. Paris; France.
- Kahya, O., Bayram, B. et Reis, S. (2010). Land cover classification with an expert system approach using Landsat ETM imagery: a case study of Trabzon. *Environmental Monitoring and Assessment*, 160(1-4), 431-438.
- Kutner, Mitchel et autres (2004). *Applied Linear Regression Models*, Fourth edition. Boston. McGraw-Hill 701pages.
- Lambin, E. (1997). Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. *Progress in Physical Geography (Université catholique de Louvain)*, 21(3), 375-393.
- Liabert, T. et Guérin, A.-J. (2008). *Le développement durable*. Paris : Dunod.
- Mahapatra, K. et Kant, S. (2005). Tropical deforestation: a multinomial logistic model and some country-specific policy prescription. *Forest Policy and Economics*, 7(1), 1-24.
- Mikesell, R. F. (1995). *Economic Development and the Environment, A comparison of the Sustainable Development with Conventional Development Economics*. Londres : Mansell.
- Nkonya, E., Gerber, N., Baumgartner, P. et al. (2011). *The Economic of Land Degradation, Toward an Integrated Global Assessment*. Frankfurt : Peter Lang.
- Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture (FAO). (2002). *Réduction de la pauvreté: le rôle déterminant du financement de l'alimentation, de l'agriculture et du développement rural*. Rome : FAO.

- _____. (2005). *Mise à jour de l'Évaluation des ressources forestières mondiales à 2005*. [Programme d'évaluation des ressources forestières. Document de travail 83/F]. Rome : FAO.
- _____. (2010a). *Enquête par télédétection, Évaluations des ressources forestières mondiales 2010, objectifs, données, méthodes et approche*. [Document de travail no 155]. Rome : FAO.
- _____. (2010b). *Global Forest Resource Assessment 2010*. Rome : FAO.
- _____. (2010c). *Objectifs du Millénaire pour le développement Rapport 2010*. [Rapport]. New York : ONU.
- _____. (2011). *Situation des forêts du monde*. Rome : FAO.
- Ostrom, E. (1990). *Governing the Commons: The Evolution of Institutions for Collective Action*. Cambridge : Cambridge University Press.
- Perman, R., May, Y., McGilvray, J. et Common, M. (2003). *Natural Resource and Environmental Economics* (3e édition). Toronto : Addison Wesley.
- Rogan, J., Franklin, J. et Roberts, D. A. (2002). A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery. *Remote Sensing of Environment*, 80, 143-156.
- Secrétariat de la Convention des Nations Unies sur la Lutte contre la Désertification (UNCCD). (2009). *La gouvernance territoriale et ses enjeux pour la gestion des ressources naturelles. Des approches novatrices pour lutter contre la désertification et la dégradation des terres et des eaux*. [Documentation thématique no. 3]. Bonn : UNCCD.
- Smith, M. J., Goodchild, M. F. et Longley, P. A. (2007). *Geospatial Analysis. A comprehensive Guide to Principles, Techniques and Software Tools*. [livret]. Leicester : Matador, p. 263.
- Vedenine, Y. A., Kobakhidse, E. D. et Préobrajenski, V. S. (1981). Mise en valeur des ressources naturelles. *Revue de géographie alpine*, 69(2), 290-308.

Veyret, Y. (2007) *Le développement durable : réflexions géographiques*. Paris : Université de Paris X-Nanterre.

Wang, X. et Niu, R. (2010). Landslide intelligent prediction using object-oriented method. *Soil Dynamic and Earthquake Engineering*, 30(12), 1478-1486.