

Analyse de l'usage du sol de la région de Bokito (Mbam et Inoubou, Cameroun) à partir de données de télédétection et implications sur les systèmes de culture agroforestiers.



Responsable universitaire : Eric DELAITRE
Sous la direction de Camille LELONG

Chercheur en télédétection et information spatiale - Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement (CIRAD) - Unité Mixte de Recherches Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale (TETIS).

Cyprien ALEXANDRE

Soutenu le 23 septembre 2013



Lettre de « mission de stage » - Master 2 Géomatique - 2012/2013

Nom / Prénom stagiaire ALEXANDRE Cyprien

Missions du stage :

Objectifs :

Cette étude a pour objectif de fournir des informations à partir des données de télédétection pour un projet de développement s'intéressant à la contribution aux ressources des ménages des produits issus de l'agroforesterie. Il s'agit en premier lieu d'établir la carte d'occupation et d'usage du sol à fine échelle à partir d'images à très haute résolution spatiale (Worldview2) d'une petite région de production de cacao au Sud Cameroun (Bokito, près de Bafia) située en zone de transition forêt/savane et aussi productrice de vivrier. On analysera ensuite la distribution spatiale des différents systèmes de culture en termes de surfaces et de localisation dans la toposéquence.

Tâches confiées au stagiaire – nature de ces tâches

Analyser les divers descripteurs accessibles à partir de données de télédétection à très haute résolution spatiale Worldview2 et des enquêtes de terrain en particulier :

- identifier les indices de texture (type, échelle, etc...) et les bandes spectrales (sur le s8 disponibles) et autres néocanaux pertinents pour discriminer les différents usages du sol
- établir la possibilité de discriminer les différents systèmes de culture agroforestiers
- établir la nomenclature de la classification
- définir le Process-tree sous Ecognition adapté pour la classification
- obtenir une carte informative au regard de différentes questions de recherche (distribution des différents usages du sol, structure et complexité des systèmes agroforestiers, organisation dans le paysage et la toposéquence, etc...)
- analyser la carte obtenue, en particulier en lien avec la toposéquence telle que précisée par le MNT SRTM et les données de terrain

Compétences à mettre en œuvre

- Analyse de diverses données de télédétection (descripteurs)
- Approche orientée objet et classification thématique
- Maîtrise des outils géomatiques

Résultats escomptés en forme de produit

- Liste de descripteurs pertinents pour la discrimination des différents types d'usage du sol, et en particulier les différents systèmes de culture agroforestiers

- Process-tree Ecognition pour l'établissement d'une carte d'occupation et d'usage du sol
- Typologie des systèmes de culture
- Carte de l'occupation et de l'usage du sol dans la région de Bokito

Nom du tuteur de stage dans la structure d'accueil : LELONG-RICHAUD Camille

Fonction du tuteur Chargée de recherches CIRAD

Coordonnées du tuteur CIRAD-UMR TETIS, Maison de la Télédétection, 500 rue Jean-François Breton
34093 Montpellier Cedex 5

N° Tel : 04 67 54 87 37, fax : 04 67 54 87 00 **et e-mail** : camille.lelong@teledetection.fr

Conditions du stage

Lieu et descriptif rapide de la structure d'accueil : UMR TETIS – Maison de la Télédétection à Montpellier

L'Unité Mixte de Recherche Territoires, Environnement, Télédétection et Information Spatiale (TETIS) est un laboratoire de la recherche publique dépendant de trois organismes : AgroParisTech, CIRAD et Irstea. Le projet scientifique de l'UMR TETIS vise à produire des méthodes et connaissances sur l'ensemble de la « chaîne de l'information spatiale » : l'acquisition de données spatialisées notamment satellitaires et leur traitement, l'analyse et la modélisation spatio-temporelle des systèmes agro-environnementaux et territoriaux, la gestion des systèmes d'information, les conditions de l'utilisation de l'information spatiale par les acteurs territoriaux. Le fil directeur des travaux de l'UMR est donc l'élaboration et la transmission d'une information spatialisée « utile, utilisable et utilisée ». L'UMR déploie ses activités sur divers domaines thématiques (agriculture, environnement, territoires, ressources, santé, risques naturels), liés au développement territorial et à la gestion agri-environnementale durable.

Équipements géomatiques : Un poste informatique attribué au stagiaire sur une plateforme technique, avec accès aux ressources logicielles du labo (ENVI, Erdas, Ecognition, ArcGis, etc...), internet et messagerie, serveurs de données et d'impression, imagerie satellitaire sur la zone d'intérêt, centre de documentation dédié à la télédétection et la géomatique, encadrement spécialisé au sein d'un laboratoire expert.

Dates et durée : du 18 février 2013 au 18 août 2013 : 6 mois

Rémunération : 436.05€/mois

Nom de l'enseignant/chercheur chargé du suivi du stage (ou tuteur pédagogique) : Eric DELAITRE

N° Tel, fax et e-mail : eric.delaitre@teledetection.fr

Résumé – Abstract

Dans un contexte de crise alimentaire mondiale, les enjeux agronomiques sont cruciaux. En zone sub-saharienne le mode de culture en agroforêt est très répandu et pourrait être une solution durable. Plusieurs projets multidisciplinaires ont pour but d'évaluer la part de cette production dans le revenu des ménages. La zone étudiée dans la région de Bokito au Cameroun présente la particularité d'être en transition savane-forêt où l'agroforesterie est en grande partie à base de cacaoyers. L'objet de cette étude est de réaliser une carte d'occupation du sol et d'analyser spatialement la distribution des cultures. Une cartographie de l'usage du sol a donc été produite avec une précision globale de 85%, à partir d'images WorldView2 et grâce à l'usage de différentes techniques de télédétection (ex : analyse spectrale, texturale) et d'un outil de classification orientée objet. La typologie en est assez fine, notamment pour les cultures agroforestières, et permet d'analyser la répartition des différents systèmes de culture. Une première analyse statistique de cette classification indique une « clusterisation » du paysage, très fortement liée à l'altitude, ce qui permettra aux agronomes d'en déduire des inférences sur les pratiques agricoles dans la région.

Mots clés : agroforesterie - cacaoculture - occupation du sol - classification orientée objet - analyse texturale - statistiques spatiales – télédétection- très haute résolution spatiale

In a global food crisis context, agronomic issues are crucial. In the sub-saharian area, the agroforestry is predominant and could be a sustainable solution. Several multi-disciplinary projects aim to assess its contribution to the household income. The study area (Bokito region in Cameroon) has the particularity of being a savannah-forest transition, where agroforestry is largely cocoa-based. The purpose of this study is to provide a land cover map and analyze the crop spatial distribution. Thus, a land-use map was produced with 85% of global accuracy, based on WorldView2 imagery, and thanks to several remote sensing skills (eg. spatial, textural analyses) and an object-based classification tool. Its typology is rather fine, especially for the agroforestry crops, and allows the analysis of the various cropping systems. A first spatial analysis of this classification shows a landscape clusterization, highly related to the altitude, which will help the agronomists to infer about the cropping practices in the area.

Key words: agroforestry - cocoa culture - land use - object-oriented classification - textural analysis - spatial statistics - remote sensing – very high spatial resolution

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Jean-Philippe Tonneau, directeur de l'UMR Tetis pour son accueil chaleureux à la Maison de la Télédétection.

Je remercie particulièrement Camille Lelong pour son aide précieuse ainsi que sa grande disponibilité durant ce stage.

Je souhaite remercier Stéphane Dupuy pour son aide technique sur *eCognition* et mon intégration parmi les membres permanents de la Maison de la Télédétection. Membres que je remercie également pour leur accueil et leur bienveillance.

Je remercie enfin ma famille et mes amis pour leur soutien, particulièrement durant ces deux dernières années.

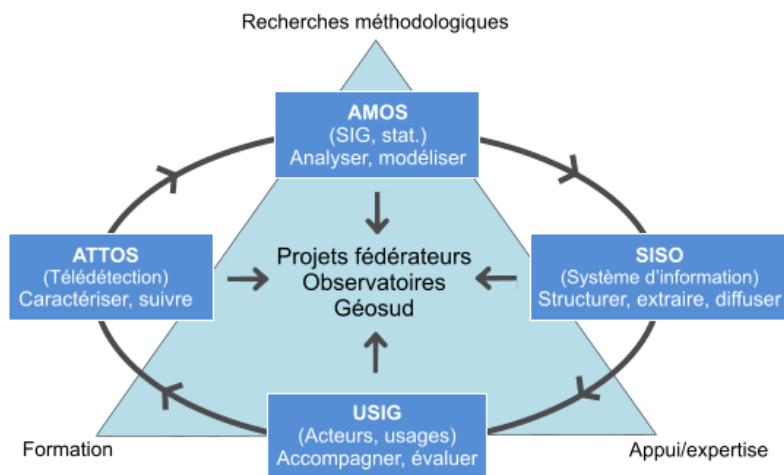
Je n'oublie pas les stagiaires présents à la Maison de la Télédétection durant cette expérience humaine très enrichissante.

Préambule



L'Unité Mixte de Recherche TETIS a pour objectif de développer la maîtrise de l'information spatiale pour la recherche agro-environnementale et pour la gestion durable des territoires. Il regroupe des chercheurs de trois institutions : AgroParisTech, Irstea et CIRAD. La recherche au sein de cet UMR se divise ainsi en quatre axes méthodologiques : AMOS, SISO, USIG, ATTOS. Ce stage s'intègre à

l'axe ATTOS (Acquisition, Télédétection, Traitement et Observations Spatiales) qui regroupe essentiellement les travaux de télédétection ; il est financé par le CIRAD.



Sommaire

Introduction	8
I. Etat des lieux	9
I.1. Zone d'étude	9
I.1.1. La région de Bokito	9
I.1.2. La cacao culture	9
I.2 Les données	10
I.2.1. Base de vérité terrain	10
I.2.2. Images satellites	11
I.2.3. MNT SRTM.....	11
I.3 Prétraitements de l'image	12
I.3.1. Ortho rectification	12
I.3.2. Conversion en luminance	12
I.3.3. Conversion en réflectance au-dessus de l'atmosphère (TOA)	12
I.3.4. Fusion panchromatique/multi spectrale	13
II. Analyse des données	14
II.1. La typologie des systèmes de culture	14
II.2. L'information spectrale	15
II.3. L'information texturale.....	16
III. Cartographie des systèmes de culture	21
III.1. L'approche orientée objet	21
III.1.1. La segmentation	21
III.1.2. La classification.....	22
III.2. La classification mise en œuvre (process-tree).....	22
III.3. Validation	24
IV. Analyse spatiale	27
IV.1. Statistiques descriptives.....	27
IV.2. Statistiques avancées	30
V. Discussion	32
VI. Conclusion et perspectives.....	34
Bibliographie	35
Index	38
Annexes.....	39

Introduction

Une grande partie de l'agriculture d'Afrique subsaharienne (47%) repose sur des systèmes agroforestiers (SAF). Ce terme désigne l'ensemble des systèmes et techniques de mise en valeur du sol avec des associations simultanée ou séquentielle d'arbres, de cultures et/ou animaux sur la même unité de terre. L'agroforesterie permet généralement d'associer une culture pivot (cacaoyer, caféier) et une grande diversité d'espèces arborées locales à usage alimentaire, médicinal, énergétique etc...

C'est un système d'utilisation agricole des terres très développé dans les zones tropicales : on estime à plus de 10 millions de kilomètres carrés les terres agricoles possédant un couvert arboré supérieur à 10% dont 1,88 millions en Afrique subsaharienne (Zomer, Trabucco et al. 2009). Les SAF contribuent ainsi à l'alimentation et au revenu de millions de familles rurales et sont évoqués comme une alternative contre la vulnérabilité écologique et socio-économique des cultures intensives dans un contexte de crise alimentaire et de changement climatique (Garrity, Okono et al. 2006, Tschardtke, Clough et al. 2012). Cependant, par un manque d'organisation des filières, par la difficulté des agriculteurs à faire reconnaître leurs droits et par le manque de valorisation des services environnementaux, ces systèmes sont souvent jugés comme peu productifs. C'est pourquoi agronomes et autres agents du développement dans les pays du Sud cherchent à évaluer ces systèmes de culture, de manière objective et prenant en compte l'ensemble des éléments du milieu. (PCP Agroforesterie Cameroun : Pôle de compétence en partenariat, plateforme de recherche pour le développement de systèmes agroforestiers durables et performants en Afrique – ASB Partnership for the Tropical forest Margins, CIFOR, CIRAD, ICRAF, IITA, IRD, et Universités de Douala, Dschang, Ngaoundéré, Yaoundé I et II)

Au CIRAD, en particulier, plusieurs projets allant dans ce sens ont donc vu le jour ces dernières années. On peut citer en particulier l'exemple du projet *EuropeAid* « AFS4FOOD : L'agroforesterie au service de la sécurité alimentaire », le projet CIRAD/AIRD « SAFSE : Recherche de compromis entre productions et services écosystémiques fournis par les systèmes agroforestiers tropicaux », ou encore le projet *PNTS* « EYSSAF : Extraction d'Indicateurs à partir d'Images à très haute résolution spatiale sur la Structure de Systèmes AgroForestiers » dans lesquels ce stage s'intègre. L'objectif de la contribution de l'UMR TETIS à ces projets est de proposer des produits géomatiques utiles à l'évaluation de ces systèmes, permettant notamment de détecter une logique spatiale de la distribution des cultures agroforestières, d'une part, et d'établir une typologie des systèmes agroforestiers basée sur leur structure intraparcellaire, d'autre part.

Dans le cadre de ce stage, nous nous intéresserons au cas de la cacaoculture dans une région située au Centre Cameroun. Nous analyserons le potentiel des images satellitaires multispectrales à très haute résolution spatiale pour la discrimination et la cartographie des différentes cultures. Pour cela, nous adopterons une approche orientée objet afin de classer les différents couverts végétaux sur la base d'attributs variés tels que certains des 8 canaux spectraux de l'image ou des indices de texture pertinemment choisis. Enfin, nous étudierons la distribution spatiale des cultures dans le paysage sur la base de la cartographie obtenue.

I. Etat des lieux

I.1. Zone d'étude

I.1.1. La région de Bokito

Nous étudierons dans ce rapport une zone d'environ 110km² située directement à l'Est de Bokito, au Sud de Bafia et l'Ouest de Guéfigué, dans une commune du département du Mbam et Inoubou (Province du Centre), à 150kms de Yaoundé. Bokito se trouve dans une zone de transition savane-forêt. L'espace boisé est en majeure partie exploité sous forme d'agroforêts principalement consacrées à la culture du cacao associée à des fruitiers et des arbres forestiers. Le reste du paysage est une mosaïque de savanes et de cultures vivrières (taro, maïs, manioc, ananas, légumes divers...) et de petites plantations de palmiers et/ou fruitiers.

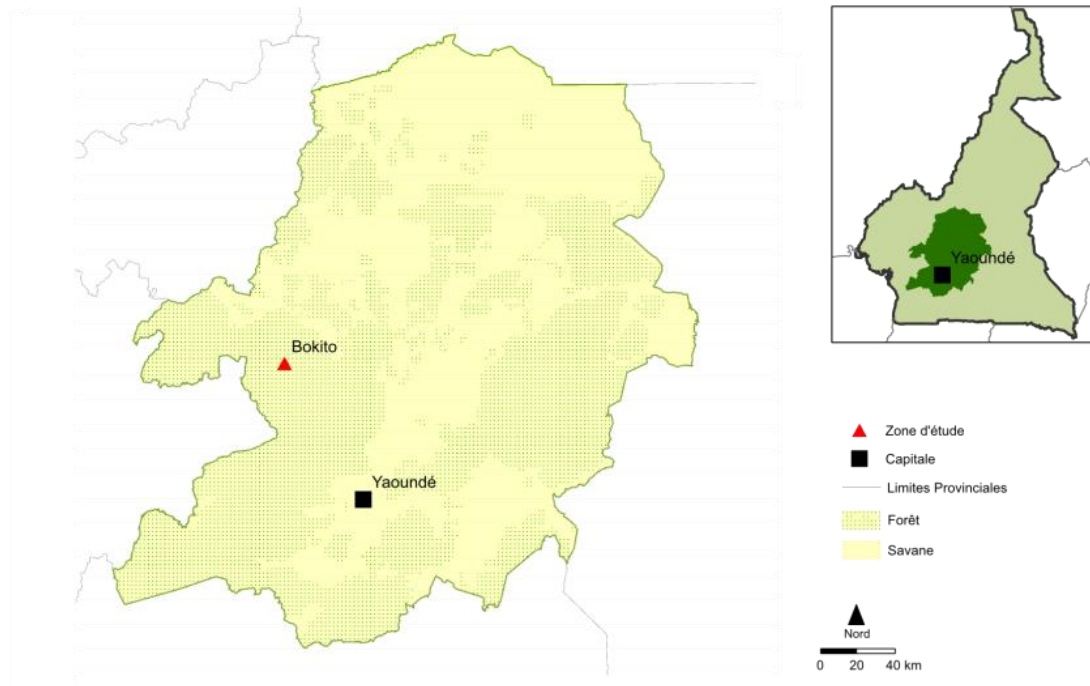


Figure 1 : Localisation de la zone d'étude, Bokito (Cameroun)

I.1.2. La cacao culture

Le Cameroun est le 5^{ème} producteur mondial de cacao qui est son premier produit d'exportation après le pétrole et représente environ 25% de la valeur totale des exportations du pays. Il est cultivé dans 7 des 10 régions camerounaises et couvre une superficie d'environ 400 000 hectares. Il projette de porter sa production annuelle de 230 000 tonnes actuellement à 600 000 tonnes d'ici 2020. Il fait intervenir 600 000 producteurs et près de 8 millions de personnes vivent directement ou indirectement de l'économie cacaoyère. (Institut National de la Statistique du Cameroun - Food and Agriculture Organization of the United Nations)

Dans la région d'étude, cette culture est essentiellement présente sous deux formes (Jagoret 2011) :

1) Les cultures traditionnelles sont des systèmes hétérogènes, plantés plus ou moins aléatoirement, associant au cacao une extrême diversité d'arbres fruitiers et autres arbres d'ombrage. On y trouve plusieurs strates productives simultanément. Elles représentent une grande partie de la surface forestière ne laissant qu'une maigre place à la forêt primaire.

2) Les cultures plus modernes associent au cacao des palmiers le plus souvent, mais aussi des agrumes et bananiers, en plantation régulière. Elles permettent à la fois un défrichage de la parcelle envahie par l'*Imperata Cylindrica* (herbe de savane) puis par la suite un ombrage suffisant pour les cacaoyers.

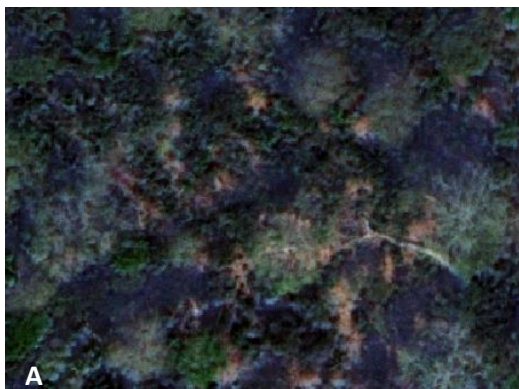


Figure 2 : Cacaoyère traditionnelle (A) et moderne (B)

I.2 Les données

I.2.1. Base de vérité terrain

Dans tout travail de télédétection l'étape de vérité terrain est indispensable. Elle permet de collecter des informations nécessaires à la compréhension du milieu, parfois invisibles sur l'image satellite et faussant leur interprétation. Cette vérité permet aussi de valider la classification finale d'une image. Ces données sont généralement constituées de relevés GPS agrémentés de

photographies de l'environnement proche. Nous disposons dans la zone de Bokito de données hétérogènes issues de plusieurs missions terrain d'agents différents.

I.2.2. Images satellites

Les données satellitaires sont constituées d'images acquises en Février 2012 par le satellite WorldView-2 sur une surface d'environ 110km² (coin en haut à gauche à 11°6'44,86"E et 4°35'51.69"N et coin en bas à droite à 11°15'40,77"E et 4°32'8,09"N). WorldView-2 est un satellite commercial lancé en 2009, disposant d'un capteur à très haute résolution spatiale (THRS). La résolution de l'image panchromatique est de 0,5m, celle de la multispectrale constituée de 8 bandes est de 2m.

Les 8 bandes spectrales (cf. Annexe I) d'acquisition de l'image couvrent tout le domaine du visible et du proche infrarouge, de 400nm à 1040nm : bleu « côtier » (400-450nm), bleu (450-510nm), vert (10-580nm), jaune (585-625nm), rouge (630-690nm), red-edge (705-745nm), proche infrarouge 1 (770-895nm) et proche infrarouge 2 (860-1040nm).

Ces images ont été livrées brutes et nécessitent diverses corrections avant toute analyse. En outre, deux tuiles ont dû être acquises pour couvrir la zone d'étude et il est nécessaire de les homogénéiser pour les traiter simultanément.



Figure 3 : Image satellite WorldView-2 de la zone d'étude

I.2.3. MNT SRTM

Le Modèle Numérique de Terrain (MNT) SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) est un produit gratuit de la NASA (<https://lta.cr.usgs.gov/SRTM2>) donnant l'altitude avec une résolution spatiale de 90m. S'il reste peu précis pour l'analyse de l'occupation du sol à notre échelle de travail, il est indispensable pour l'ortho rectification de l'image.

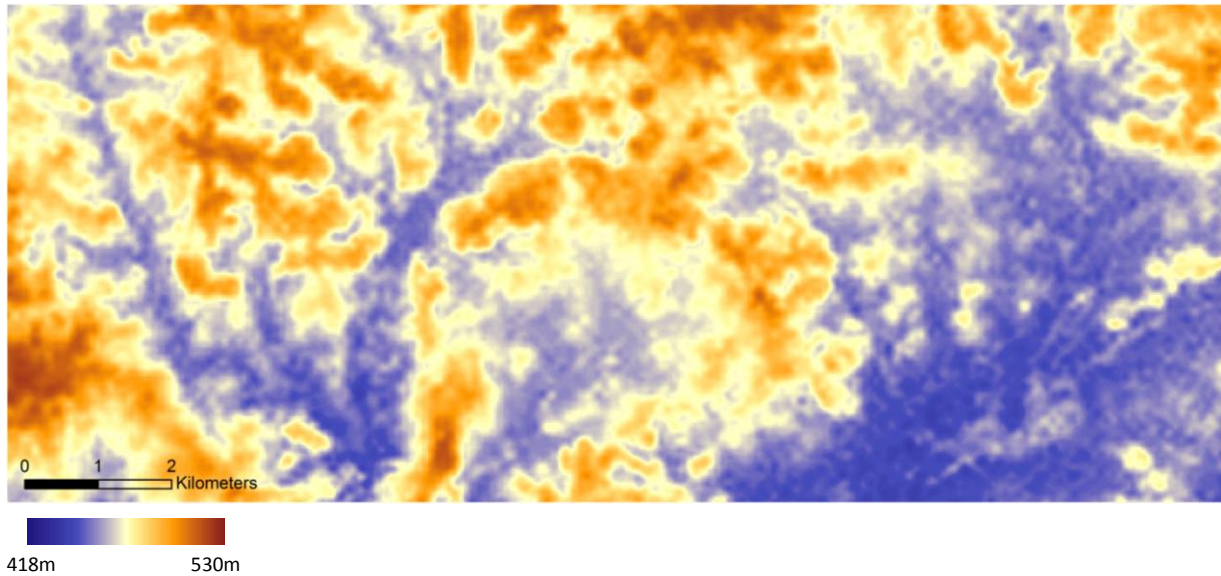


Figure 4 : MNT SRTM de la zone d'étude

I.3 Prétraitements de l'image

I.3.1. Ortho rectification

Toute image satellite brute souffre d'une altération de la métrique et de la radiométrie due aux variations de la topographie locale de la surface observée. Il est donc nécessaire d'ortho rectifier ces images afin de les corriger des différents effets du relief (Schowengerdt 2007). Cette opération a été effectuée sous *Erdas* à partir du MNT SRTM comme référence topographique. Ayant une résolution de 90m, il est considéré comme suffisamment précis compte tenu du faible dénivelé de la zone d'étude (Altitude de 415 à 533m et pente moyenne 8%)

I.3.2. Conversion en luminance

Un capteur optique fournit une tension proportionnelle à la luminance qu'il reçoit. La luminance est donc transformée en compte numérique. L'image obtenue est alors constituée de pixels codés de 0 à 255. Afin de pouvoir effectuer toute analyse sur l'image, il faut pouvoir retrouver la valeur physique de l'intensité lumineuse réfléchiée par la surface observée en prenant compte des défauts du capteur : le gain et l'offset (ou courant d'obscurité).

$$L_{band} = CN_{band} \cdot Gain_{band} + Offset_{band}$$

Figure 5 : Formule de la luminance

Cette conversion a été effectuée sous ENVI à partir des paramètres du capteur Worldview2.

I.3.3. Conversion en réflectance au-dessus de l'atmosphère (TOA)

La luminance est l'énergie réémise par les différents éléments terrestres. Elle dépend de l'intensité du rayonnement solaire. Or, ce rayonnement fluctue suivant plusieurs facteurs. Un même objet n'aura donc pas obligatoirement la même signature spectrale à quelques heures d'intervalle. La conversion en réflectance $\rho_{pixel,band}$ permet de tenir compte des variations de ce rayonnement

incident. Elle est fonction des conditions de prise de vue : distance Terre/Soleil d_{ES}^2 (cf. Annexe I) l'angle zénithal θ_s , l'irradiance solaire $E_{sun_{band}}$. Il est alors possible de réaliser une mosaïque des deux tuiles, afin de les traiter simultanément.

$$\rho_{pixel,band} = \frac{L_{pixel,band} \cdot d_{ES}^2 \cdot \pi}{E_{sun_{band}} \cdot \cos(\theta_s)}$$

Figure 6 : Formule de la réflectance au-dessus de l'atmosphère (TOA)

I.3.4. Fusion panchromatique/multi spectrale

Une fusion de l'image panchromatique et multispectrale a été réalisée afin d'obtenir une image à 8 bandes spectrales présentant une résolution de 0,5 mètres et ainsi de travailler avec une plus grande précision. Etant le plus adapté à la fusion de plus de trois bandes spectrales (Aiazzi, Baronti et al. 2007), c'est l'algorithme de Gram-Schmidt a été utilisé sous ENVI (Laben and Brower 2000). Cette représentation sert surtout à la photo-interprétation de l'image.

II. Analyse des données

II.1. La typologie des systèmes de culture

La zone étudiée a la particularité d'avoir un système de production complexe, incluant des systèmes de cultures variés basés aussi bien sur une culture vivrière (taro, ananas...) que pérenne (majoritairement du cacao et des arbres fruitiers)



Figure 7 : Typologie de l'occupation du sol

A : Fromager B : Vivrier C : Palmiers D : Cacao en rang E : Brulis F : Savane G : Cacao en forêt H : Maïs I : Taro

Les cultures vivrières sont majoritairement présentes en plaine. Deux grands types sont facilement discriminables entre elles. Les tarodières (I) lorsqu'elles sont entretenues ont une structure permettant une reconnaissance aisée: elles sont composées d'une butte rectangulaire surélevée, au centre de laquelle se cultive le taro, bordée de manioc laissé en place plusieurs années

et permettant la consolidation des bords de la butte, et entourée de sol nu. Lorsqu'elles sont laissées à l'abandon il devient alors difficile de les différencier de la savane (F) ou du maïs (H). Les autres cultures vivrières sont, elles, très semblables. Ceci est notamment dû à la date de la prise de vue en période sèche pendant laquelle les plants ne sont pas ou peu développés.

Adjacents à ces cultures vivrières se trouvent des systèmes agroforestiers simplifiés, qui se sont implantés très récemment. On y trouve des plantations de palmiers parfois associés à du vivrier(C) mais principalement des cultures de cacao (D). Ces dernières sont plantées en rangs intercalés de palmiers ou agrumes. Cette structure est elle aussi facilement discriminable. Mais deux choses viennent compliquer la tâche :

- D'une part lorsque la parcelle est récente, les rangs de cacaoyers sont très peu visibles. Ces parcelles sont alors similaires à une culture de palmiers.
- D'autre part ce schéma palmiers-agrumes-cacaoyers n'est pas toujours respecté comme on peut le voir à gauche de l'extrait D. Une parcelle de ce type comportant des jeunes plants de cacao peut être semblable à une parcelle de vivrier telle que celle présente au centre de l'extrait B.

Nous pouvons aussi observer quelques brûlis (E). Ils apparaissent aussi bien sur vivriers que sur savane. Souvent contrôlés et confinés à une petite parcelle ils permettent une augmentation de la fertilité de celle-ci.

La partie forestière est quasiment totalement exploitée en SAF. Les cultures sont présentes en cœur de forêt et sont formées de trois strates d'arbres au minimum : les cacaoyers, les arbres fruitiers puis les arbres dominants. Ces systèmes traditionnels sont plus complexes que les plantations modernes en termes de structure ce qui les rend très difficilement détectables. Seuls certains cacaoyers exposés au soleil présents en clairière ou lisière sont visibles.

Lorsqu'une agroforêt est visible sur l'image, il est possible d'avoir une idée de la période de début de son exploitation. Cette information est donnée par une espèce d'arbres : les fromagers (A). Reconnaissables à cette période par le fait qu'ils perdent leur feuillage, leur branchage apparaît très clair sur l'image. Historiquement ils représentaient la limite entre les villages et servaient de tour de guet. Ces arbres ne sont pas présents dans les SAF récents. Ainsi c'est en réalité la densité de ces arbres au sein de la forêt qui donne une idée de l'âge de la plantation.

II.2. L'information spectrale

La réponse spectrale des différents éléments à la surface de la terre n'est pas la même selon les longueurs d'onde du visible et de l'infrarouge. Certains éléments à discriminer ont une signature spectrale facilement reconnaissable. Par exemple une végétation en bonne santé, à l'inverse d'une route réfléchira davantage dans le proche infra-rouge. Cette information est la première donnée exploitable rapidement à partir d'une image. Elle est ici constituée des 8 bandes spectrales WorldView-2. Elles offrent des possibilités supérieures en termes d'analyse spectrale par rapport à une image très haute résolution spatiale « classique » constituée de 4 bandes.

Afin de compléter ce premier type d'information, il est possible de calculer divers indices ou transformations multispectrales. Ils consistent à convertir les valeurs dans les différentes bandes

spectrales en grandeurs ayant une signification dans le domaine d'étude. Nous avons ainsi sélectionné pour cette étude les néocanaux suivants :

- ❖ Le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index (Rouse and Hass 1973)) par exemple permet un suivi de la végétation. Il est compris entre -1 et 1, les valeurs négatives correspondant aux surfaces autres que les couverts végétaux, comme la neige, l'eau ou les nuages, pour lesquelles la réflectance dans le rouge est supérieure à celle du proche infrarouge.

$$NDVI = \frac{PIR - R}{PIR + R}$$

- ❖ SAVI (Soil Adjusted Vevegation Index (Huete 1988)). Plus robuste que le NDVI il prend en compte la droite des sols (L), approximée généralement à 0.5.

$$SAVI = \frac{(1 + L)(PIR - R)}{(PIR + R + L)}$$

- ❖ IB (Indice de brillance). Il traduit les changements de teintes des sols nus.

$$IB = \sqrt{PIR^2 + R^2}$$

Ces indices combinés à l'information spectrale brute permettent une discrimination d'objets bien distincts. Par exemple les toits en tôle du bâti réfléchissent énormément dans tous les canaux. Ils prennent donc de fortes valeurs dans ces derniers et ont un indice de brillance élevé. Plus proche de notre sujet d'étude, le SAVI combiné aux valeurs dans le PIR nous a permis de différencier les massifs agroforestiers des savanes et cultures vivrières. En revanche, cette combinaison d'informations ne permet pas de différencier certains types de végétation entre eux comme une savane très dense d'une culture de maïs ou un massif agroforestier contenant du cacao ou non. Il faut donc dans ce cas produire une donnée supplémentaire afin de les discriminer.

II.3. L'information texturale

Les canaux multispectraux de l'image seuls ne suffisent pas à la discrimination de certains éléments de l'image, comme une parcelle d'arbres répartis aléatoirement et une parcelle d'arbres en rangs. Pourtant bien différents dans leur organisation spatiale, ces derniers peuvent avoir une signature spectrale semblable. L'analyse de texture permet de dégager une information supplémentaire de l'image satellitaire en analysant l'ensemble des relations et variations des niveaux de teinte entre les pixels d'une image. Plusieurs méthodes existent mais la plus utilisée est de loin la matrice de co-occurrence(Harralick, Shanmugan et al. 1973). Elle consiste à faire glisser une fenêtre de taille paramétrable à travers l'image et à relever le nombre de fois qu'il existe dans cette fenêtre les différentes transitions d'une valeur de pixel à une autre, ce qu'on reporte dans la matrice de co-occurrence.

1	1	5	6	8
2	3	5	7	1
4	5	7	1	2
8	5	1	2	5

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	0	0	1	0	0	0
2	0	0	1	0	1	0	0	0
3	0	0	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	0	1	0	0	0
5	1	0	0	0	0	1	2	0
6	0	0	0	0	0	0	0	1
7	2	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	0

Figure 8 : matrice de co-occurrence

Soit la première matrice représentant la fenêtre glissante. Elle contient donc les valeurs des pixels d'une partie de l'image. On y relève le nombre de fois où l'on passe d'une valeur 1 à 1 et on reporte l'information dans la matrice de co-occurrence. Cette analyse peut s'effectuer dans plusieurs directions et en fonction d'un pas différent.

Cette matrice étant difficilement exploitable telle quelle, Harralick propose une série d'indices décrivant les phénomènes à l'intérieur de celle-ci. Ce sont ces indices qui nous ont permis de réaliser une typologie des éléments discriminable grâce à l'information texturale. Il en existe dix, dont certains sont corrélés. Nous avons choisis ceux ayant une variance forte entre les éléments à discriminer : la variance, l'entropie et la corrélation. Pour chaque indice il a été calculé trois orientations différentes (0°,45°,90°) et ce pour une taille de fenêtre comprise de 7 à 35 pixels. Les valeurs de ces indices ont ensuite été extraites sur des parcelles représentatives (ROIs) afin d'obtenir une valeur moyenne par type d'occupation du sol. Afin de déterminer lesquelles de ce 72 variables au total caractérisent le mieux les différents type d'occupation du sol, nous avons mis en place une analyse en composantes principales (ACP).

L'ACP propose une représentation de données intégrant plusieurs variables dans un espace de dimension réduite, permettant ainsi de mettre en évidence d'éventuelles structures au sein des données. Pour cela, nous recherchons les sous-espaces dans lesquels la projection du nuage déforme le moins possible le nuage initial. L'un des résultats de l'ACP exploitable directement est le cercle des corrélations. On y représente dans un espace réduit les vecteurs représentant les variables. Son interprétation est essentiellement graphique. Les vecteurs les plus longs sont ceux qui représentent le mieux la variable dans l'espace défini. Sur la figure 9 on observe que le vecteur V_a est mieux représenté dans l'espace x,y que le vecteur V_b . Lorsque l'angle formé par deux vecteurs est proche de 180° les variables sont corrélées positivement, négativement lorsque l'angle est proche de 0°. Un angle de 90° signifie que les variables ne sont pas corrélées. A ces cercles des corrélations on peut superposer le nuage de points des individus, ici les classes d'occupation du sol. Ainsi il est visuellement possible de déterminer quelle variable permet de discriminer au mieux telle ou telle classe.

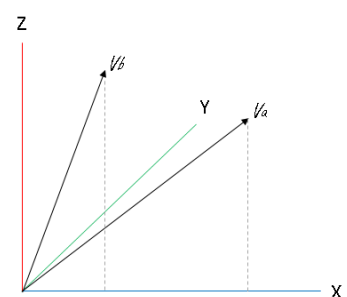
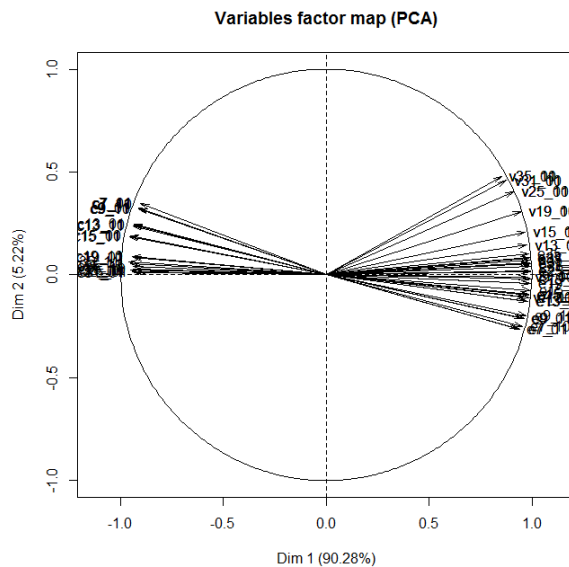


Figure 9 : Représentation des vecteurs (variables) dans un espace réduit

Comme énoncé précédemment, l'utilité de ce type d'analyse est d'étudier les données dans un nombre de dimensions réduit. Le choix des dimensions à étudier est dirigé par l'information qu'elles retranscrivent : le pourcentage d'information cumulée par les axes. Ici les deux premiers axes sont porteurs de plus 95% de l'information totale. Etudier le troisième axe nous apporterait seulement 2% d'information supplémentaire, ce qui est ici négligeable. Nous nous en tiendrons donc ici à l'étude des deux premiers axes factoriels.

Tableau 1 :
Information portée par les axes de l'ACP

Axes	%	
	d'information cumulée	
1	90,28	
2	95,50	
3	97,74	
4	99,36	
5	99,76	
6	99,87	
7	99,95	
8	100,00	
9	100,00	



Graphique 1 : Cercle des corrélations du premier plan factoriel de l'ACP

Les résultats graphiques concernant les variables sont dans notre cas très peu exploitables étant donné le nombre de ces dernières. Nous remarquons toutefois que toutes les variables sont dans l'ensemble correctement retranscrites dans le premier plan factoriel (vecteurs longs). Il est aussi possible d'extraire certaines variables non corrélées entre elles comme la variance de fenêtre 35, décorrélée de l'entropie de fenêtre 7. De la même façon cet indice de variance sera décorrélé de l'indice de corrélation de fenêtre 9. Ces indices nous donneront donc une information différente.

Le choix des indices suivants se fait ensuite par étude des coordonnées sur les axes. Nous favorisons les indices ayant des coordonnées fortes afin de cumuler le plus d'information possible (cf. Annexe II).

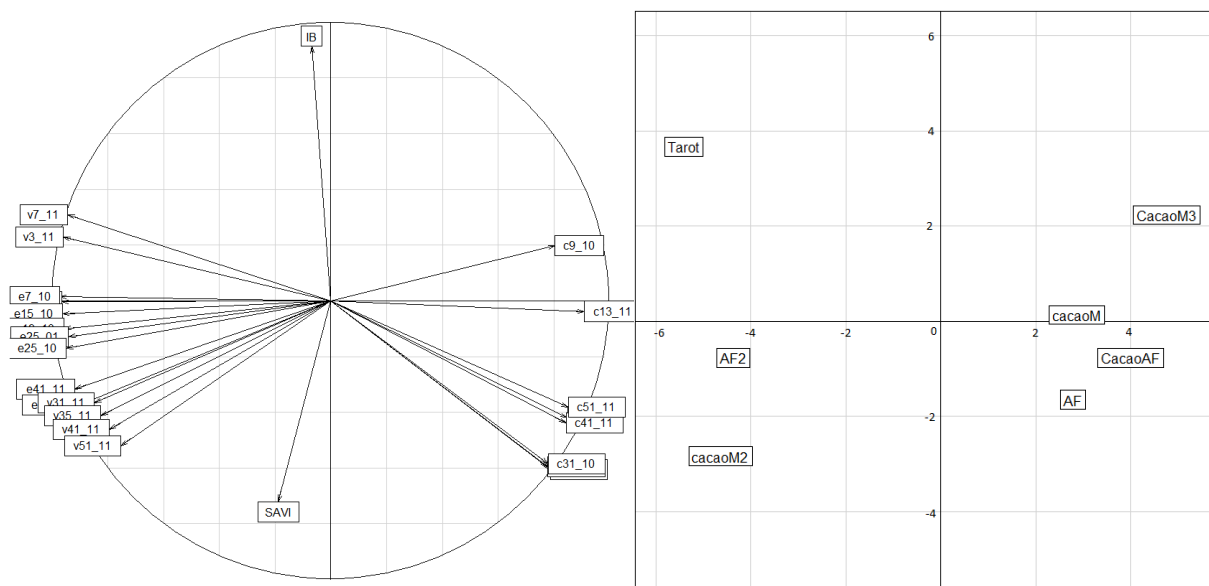
C'est au total 21 indices de texture qui ont été retenus (cf. tableau 2).

Tableau 2 : Indices de texture sélectionnés

Taille de fenêtre	3			7			9			13			15			19			
	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°	
Variance		x			x														
Corrélation		x						x		x									
Entropie		x				x									x				x
Taille de fenêtre	25			31			35			41			51						
	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°	0°	45°	90°				
Variance				x		x		x			x			x					
Corrélation	x		x			x													
Entropie	x		x							x				x					

Parmi ces 21 indices certains d'entre eux (fenêtre de 3, 41 et 51 pixels) non pas été générés en début d'étude. Ils se sont pourtant avérés utiles pour la discrimination du bâti, des routes ou encore des tarodières et ont donc été inclus à posteriori.

Plusieurs autres ACP ont été réalisées sur des sous-ensembles de classes proches radiométriquement. Les résultats de l'analyse présentée ci-dessous ont permis de caractériser les cultures de taro en termes d'information texturale. Nous avons ici complété l'information texturale par des indices radiométriques hypothétiquement utiles : SAVI et l'indice de brillance. L'individu « taro » a une relativement forte coordonnée sur le second axe factoriel. La valeur de l'indice de brillance le caractérisant (IB) sera donc relativement élevée. Le taro apparaît à l'image comme très contrastée entre les rectangles de végétation réguliers et le sol nu qui l'entoure. La variance y est donc forte. A l'inverse il aura de faibles valeurs en corrélation puisque l'on observe une forte corrélation négative entre « v7_11 » et c51_11 ». C'est ce qu'on retrouve dans le résultat de cette ACP, où les cultures de taro se distinguent des autres classes texturées grâce à l'indice de texture variance appliqué aux fenêtres de 7 et 3 pixels.



Graphique 2: Résultats graphiques de l'ACP pour les deux premiers axes factoriels

On remarque encore une fois que des classes comme les agroforêts, les plantations de cacao modernes et traditionnelles sont proches. Toutefois l'agroforêt diffère des cacaoyers en plantation moderne par la taille des couronnes des arbres qui la composent et l'espacement de ceux-ci. Le grain de texture est donc différent, plus important pour l'agroforêt. Ces éléments de description visuels se retrouvent dans les résultats de l'ACP encore une fois puisqu'un objet « agroforêt » aura des valeurs importantes dans l'indice de corrélation à grande fenêtre (c31) tandis que les cacaoyers en plantation moderne auront de fortes valeurs dans l'indice de corrélation mais de fenêtre plus petite (c9 ou c13).

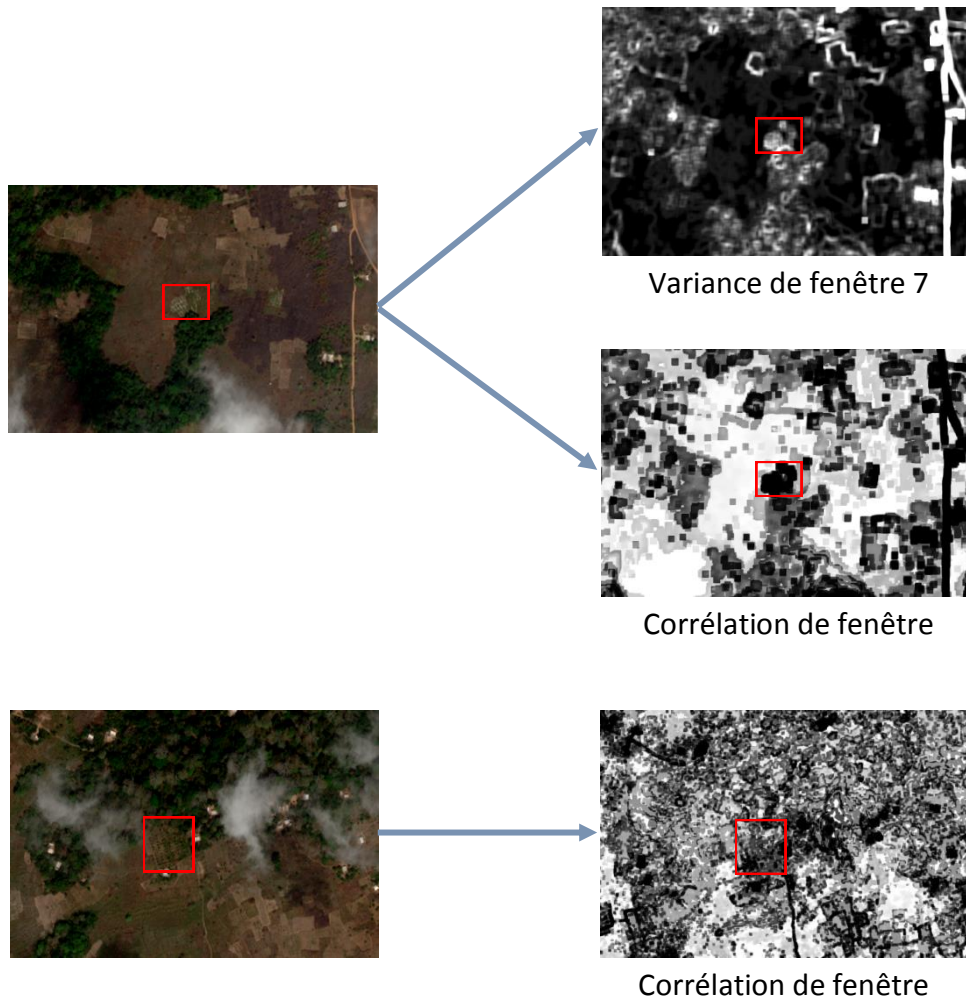


Figure 10 : Extraits de texture caractérisant en partie le taro, l'agroforêt et les cacaoyers en plantation moderne

III. Cartographie des systèmes de culture

III.1. L'approche orientée objet

III.1.1. La segmentation

Lors d'une classification classique (orientée pixel) d'une image on cherche à classer le pixel selon son information radiométrique et/ou texturale afin de former des ensembles de pixels similaires. Or, avec la très haute résolution spatiale, on observe très vite un effet « poivre et sel » dans ces classifications, c'est à dire une grande dispersion des valeurs de classe attribuées aux pixels et une incohérence spatiale du résultat. Cet effet est principalement dû à la variabilité importante entre des pixels appartenant à un même objet. La classification orientée objet (Blaschke 2010) ne traite plus du pixel mais d'un groupe de pixel (objet) obtenu par une étape préalable, la segmentation. Celle-ci consiste à agréger plusieurs pixels avec leurs voisins afin de créer des objets respectant un certain seuil d'homogénéité. Ce seuil dépend à la fois de l'information radiométrique (dans notre cas il dépendra parfois aussi de l'information texturale) des différents pixels concomitants mais aussi de la forme et de la taille des polygones ainsi agrégés. La classification orientée objet s'intéresse alors au segment dans son ensemble, dont un attribut est la moyenne intégrée de tous les pixels appartenant à ce segment, c'est-à-dire l'objet.

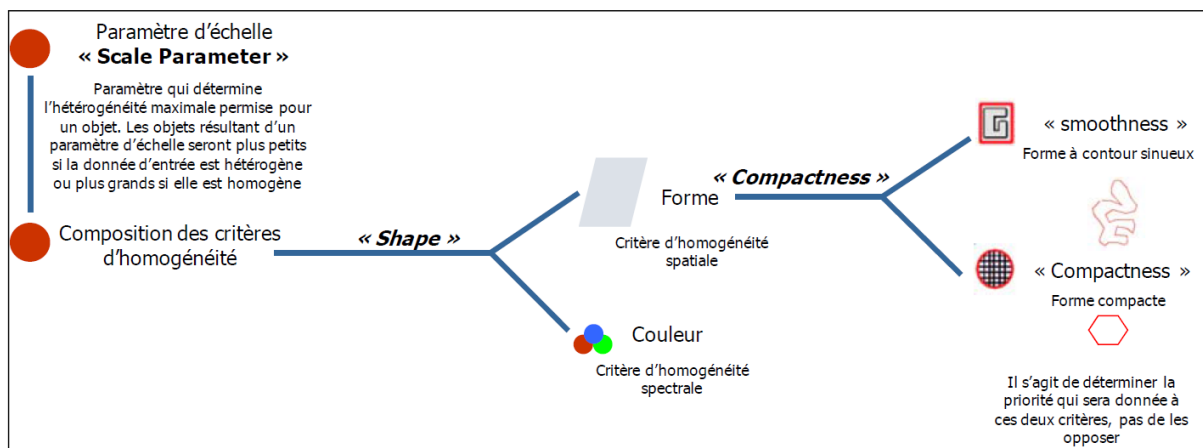


Figure 11 : Les paramètres de la segmentation multi-résolution sous eCognition

Le logiciel eCognition, entre autres algorithmes permet une segmentation multi-échelle, suivie d'une classification hiérarchique des objets obtenus. On peut alors travailler sur une hiérarchie d'objets définis dans plusieurs niveaux de segmentation ce qui est à la fois très souple et très puissant et tout à fait adapté au type de milieu complexe analysé ici. En effet cette hiérarchisation des classes et des niveaux de segmentation permet de cibler la segmentation. Il est par exemple possible comme dans le cas traité ici de réaliser un niveau de segmentation large permettant de discriminer au moment de la classification une végétation dense comme la forêt, d'une végétation plus rase et sèche à l'image de la savane ou du vivrier en saison sèche. Ces deux classes peuvent être segmentées une seconde fois à des échelles différentes correspondant à la taille des objets visés : les arbres ou groupes d'arbres pour la forêt par exemple.



Figure 12 : Différents niveaux de segmentation obtenus sur l'image d'étude

III.1.2. La classification

Dans l'approche orientée objet, la classification s'intéresse donc aux objets segmentés dans la première étape du processus. Une fois la première étape de segmentation réalisée, nous pouvons classifier les objets obtenus. Ils sont discriminés grâce à plusieurs critères :

- La radiométrie : moyenne, variance, etc... des valeurs des pixels, mais aussi des critères plus complexes comme la moyenne de la valeur des pixels qui constituent le contour d'un objet.
- L'information texturale
- La géométrie : la taille (aire, périmètre, longueur, largeur...) et la forme (compacité, forme rectangulaire, forme arrondie ...)
- Le contexte : relation vis-à-vis des objets classés voisins, super-objets ou sous-objets (frontière commune, distance, niveau de segmentation...)

III.2. La classification mise en œuvre (process-tree)

La classification orientée objet induit un ordre et donc une priorité temporelle par rapport aux éléments à classer. Le choix a été fait ici de dégager en priorité les éléments perturbants l'étude : les nuages et leur ombre portée. C'est ici un paramètre d'échelle important qui a été utilisé ainsi que la bande bleu « coastal » réagissant aux effets atmosphériques. Les seconds objets traités ont été les plus facilement discriminables : le bâti et les pistes. Les bâtiments de la zone d'étude ayant tous des toits en tôle, c'est l'indice de brillance qui a prévalu ainsi que la petite taille des objets. Les pistes, souvent trop petites et similaires radiométriquement à certains sols nus, ont été digitalisées en grande partie par photo-interprétation. Le fichier vecteur a ensuite été intégré dans l'analyse afin de classer les objets connexes au vecteur grâce à un critère de relation de voisinage et ainsi dégager l'objet piste dans son ensemble et non pas uniquement son tracé vectoriel.

Ces différents éléments secondaires dans notre analyse étant classés, il reste uniquement les agroforêts et différents types de vivrier et savane. Afin de les délimiter, nous effectuons une segmentation large, avec un fort poids sur l'indice SAVI ainsi que la texture de façon à discriminer certaines savanes à l'aspect lisse mais radiométriquement similaires à certaines zones de forêt ayant une texture plus granuleuse.

Une fois ces deux types de végétation différents dissociés, la classification s'est opérée en deux parties. Tout d'abord la partie non-agroforêts dans laquelle nous avons pu extraire le vivrier, le taro, les cultures annuelles et les savanes, et ensuite la partie agroforêt contenant les différents types de cultures de cacao (moderne, traditionnelles en lisière de forêt, au cœur d'agroforêt) mais aussi les autres plantations (agrumes et palmiers seuls). Cette dernière étape s'est opérée grâce à

l'outil « feature space optimisation » de *eCognition*. Ce système de classification supervisée permet grâce à des échantillons de sélectionner les variables les plus déterminantes pour une classification « nearest neighbor ».

Le produit final ne comporte pas d'éléments non-classés. En effet, sous *eCognition*, les objets ne répondant pas aux critères de classification sont regroupés dans une classe « unclassified ». Ensuite, lors du dernier niveau de classification, nous avons retravaillé sur ces éléments : assignation de nouvelles règles d'appartenance et classification.

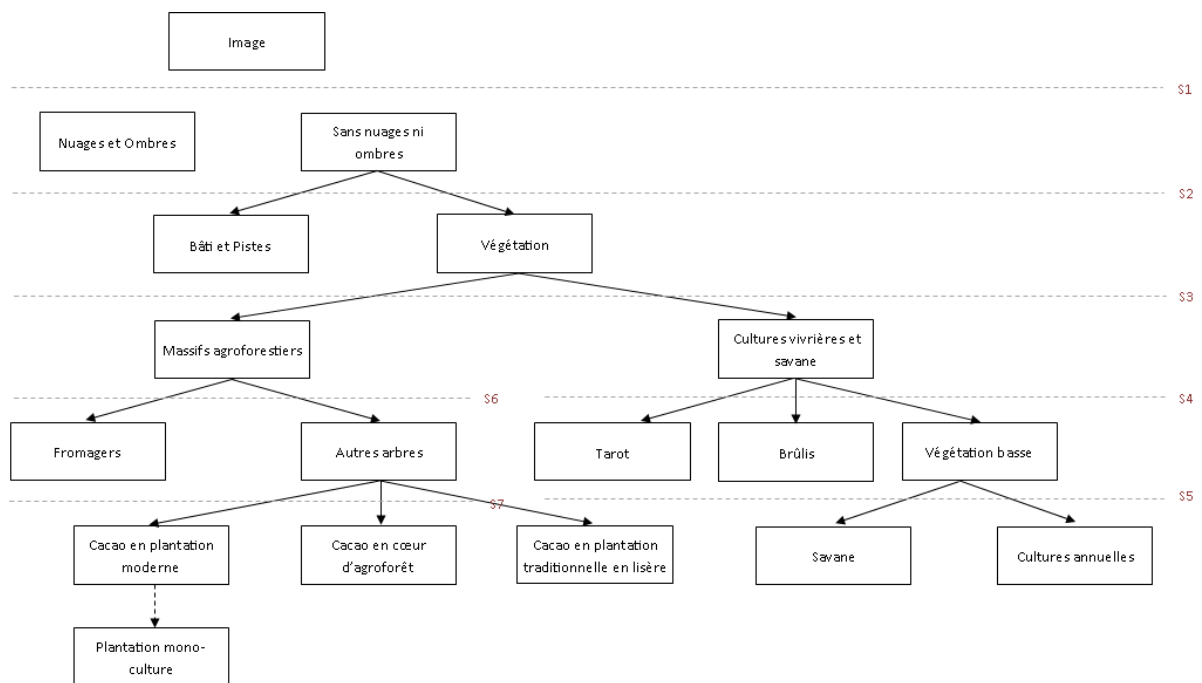


Figure 13 : Arbre de décision pour la classification hiérarchique

La taille de l'image entière étant trop importante toutes les étapes décrites précédemment ont été réalisées sur un extrait de l'image totale. Cet extrait de 15,4 km² a été choisi afin qu'il soit représentatif de la variabilité du milieu étudié et dans le but de limiter le temps de traitement. L'image entière, plus lourde, a été traitée par la suite sur un « cluster » (ferme de calcul) avec le process-tree mis en œuvre sur l'extrait. Le principe d'un cluster est de distribuer les tâches à plusieurs processeurs en réseau. Un ordinateur gère la distribution et la réception des tâches sur les autres machines, ce qui permet d'effectuer plusieurs traitements en même temps au lieu de les placer à la file. Celui élaboré à la Maison de la Télédétection pour le traitement d'image sous *eCognition* possède quatre ordinateurs biprocesseurs 8 cœurs (soit 64 cœurs) permettant un calcul 64 fois plus rapide qu'une machine simple cœur dans l'absolu, si l'on ne tient pas compte de la gestion des tâches. Les tâches envoyées aux différentes machines sont ici des tuiles de l'image complète. Chaque machine segmente et classe une partie de l'image. Les tuiles sont ensuite réassemblées afin d'obtenir une classification sur l'image entière.

III.3. Validation

La phase de classification terminée, il faut évaluer le produit final. Cette étape de validation consiste à quantifier les objets correctement classés en comparant le résultat du processus de classification et la vérité terrain. Pour ce faire, 50 points par classes ont été générés aléatoirement, hors non classés et nuage-ombres. En associant photo interprétation et relevés terrain ces points ont été renseignés afin de les comparer à la classification. On utilise ensuite la matrice de confusion qui permet d'évaluer les erreurs de classification. Il s'agit d'un tableau de contingence confrontant les classes obtenues et les classes désirées. (cf. figure 15)

Tableau 3 : Matrice de confusion

Classes	CLASSIFICATION													Nb de points	Précision en %
	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14		
2	42	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	44	95,455
3	2	47	0	4	1	1	0	0	0	0	0	1	0	56	83,929
4	0	0	45	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	49	91,837
5	0	2	6	77	3	4	2	0	0	0	0	0	1	95	81,053
6	0	0	0	2	44	1	0	0	0	0	0	0	0	47	93,617
7	0	0	0	0	0	35	0	0	0	0	0	0	0	35	100,000
8	0	0	1	5	0	3	51	0	0	0	0	0	0	60	85,000
9	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	0	0	0	12	100,000
10	0	1	0	1	0	0	0	1	43	5	1	0	0	52	82,692
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	1	1	0	31	93,548
12	0	0	0	5	0	5	0	0	6	13	50	11	0	90	55,556
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	0	37	100,000
14	0	0	0	0	1	0	0	0	0	2	0	0	49	52	94,231
Nb d'objets	44	50	52	98	49	49	53	13	49	49	54	50	50	660	
Précision en	95,455	94,000	86,538	78,571	89,796	71,429	96,226	92,308	87,755	59,184	92,593	74,000	98,000		

Précision globale 85% Kappa = 0,836 p<0,05

Grâce à cette matrice nous pouvons calculer la précision globale qui est le rapport entre les éléments bien classés, en diagonale, et le nombre total d'éléments vérifiés soit 85%. Mais c'est réellement l'indice Kappa qui détermine statistiquement l'accord entre la classification et la vérité terrain. Sa valeur est comprise entre 0 pour un accord mauvais et 1 pour un accord parfait. On considère que l'accord est bon à partir d'une valeur de 0.6. Nous avons ici un indice de 0.83, soit un excellent accord entre classification et vérité terrain. On peut donc en conclure que notre classification est exploitable dans sa globalité.

$$K = \frac{P_0 - P_e}{1 - P_e}$$

Figure 14 : Formule de l'indice Kappa ou P_0 est la précision globale et P_e le facteur de correction ($\frac{\sum X_i * Y_j}{N^2}$)

On peut maintenant s'attarder sur les résultats par classe. La mieux identifiée est celle représentant les plantations de type palmiers ou agrumes seuls, essentiellement réparties sur la zone en quelques grandes plantation très reconnaissables (à 98% bien classées). Viennent ensuite les cultures vivrières ainsi que le bâti et les pistes (95,5% et 94% bien classés) aussi facilement identifiables. Si les cacaoyers en plantation moderne et en plantation traditionnelle en lisère d'agroforêt ont un taux important d'objets bien classés (92,3% et 87,8%), les cacaoyers en cœur d'agroforêt comportent eux plus d'erreur (59%). En effet cette dernière classe intègre les éléments les plus difficilement identifiables sur cette image. On remarque qu'elle est essentiellement confondue avec celle des massifs agroforestiers qui les englobe, ce qui est bien naturel compte tenu

du contexte de cet environnement. Le deuxième type d'erreur est dû à la confusion avec les cacaoyers en plantation traditionnelle mais en lisère d'agroforêt. Dans ce cas seul la position relative aux autres objets permet de dissocier ces deux classes. Ces deux erreurs sont donc compréhensibles et difficilement corrigible pour le moment.

Nous noterons que cette précision de 85% est obtenue avec une typologie fine. Ainsi, en fusionnant les classes appartenant au même système de culture, à savoir les plantations de cacao en cœur d'agroforêt traditionnelles et la classe agroforêt nous obtenons un taux de bonne classification de plus de 97% avec 148 objets correctement classés sur 152. Ceci démontre bien que les erreurs dues à la confusion des classes de cacao sont statistiquement réelles. Lorsque l'on analyse thématiquement cette erreur elle apparaît plutôt minime puisqu'il s'agit du même système de culture apparaissant sous deux formes à l'image.

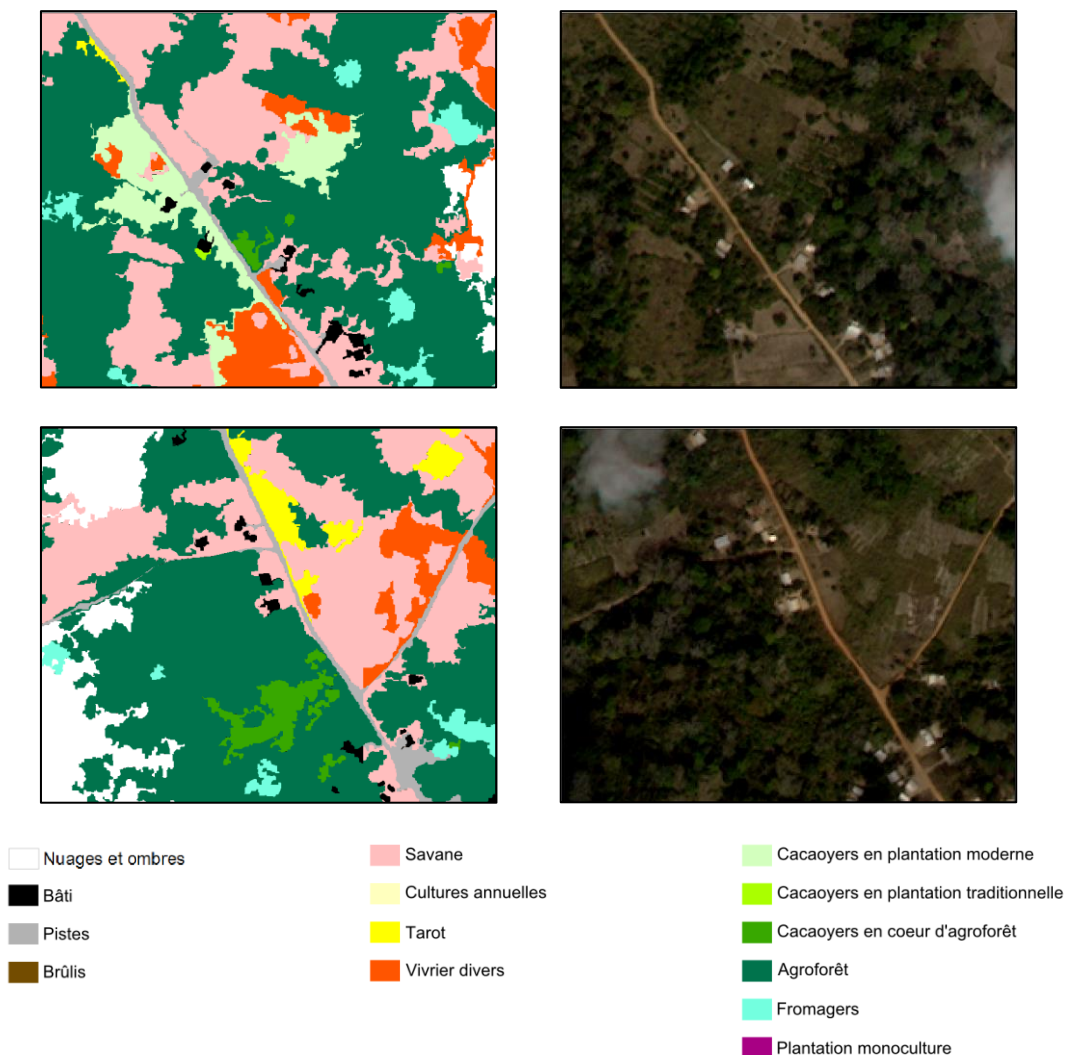


Figure 15 : Extraits de classification

La figure 18 montre des extraits de la classification finale disponible en annexe III. Nous y retrouvons les remarques faites précédemment. Par exemple la cacaoyère moderne sur la première

vignette s'étend le long de la piste et à la parcelle non arborée voisine. On voit en réalité que l'espace elle est beaucoup plus structuré et aurait dû représenter plusieurs classes. Il y donc ici un problème sur la segmentation : l'objet classé était trop hétérogène. En revanche certains objets comme le fromager au nord de la première vignette ou encore la cacaoyère en cœur d'agroforêt dans la seconde sont précisément segmentés et classés.

IV. Analyse spatiale

IV.1. Statistiques descriptives

La première utilité de la carte d'occupation de sol produite est d'analyser et comprendre l'agencement des différentes cultures. On doit alors effectuer des statistiques spatiales, permettant d'étudier les phénomènes spatiaux sur notre zone d'étude. Calculer des grandeurs simples comme la surface totale ou l'évolution de cette dernière en fonction de l'altitude sont les premières statistiques à mettre en œuvre dans le but de résumer les données dans leur globalité.

Nous examinerons dans un premier temps les surfaces de chaque type d'occupation du sol afin d'avoir une vue d'ensemble des portions du territoire attribuées à chaque classe. La zone d'étude est une zone peu artificialisée. On ne dénombre que 0,63 km² de bâti et pistes soit moins de 1% de la surface visible. La savane occupe encore une zone prédominante à première vue avec près de 31km² soit plus de 40%. Les agroforêts n'occupent que 32% de la zone. Mais lorsque l'on agrège aux agroforêts les classes fromagers, et les trois classes de plantation de cacao nous arrivons à une surface de plus de 26km² soit près de 35% de la surface totale étudiée (hors nuages et ombres). La transition savane-forêt est donc encore en cours.

Nous pouvons remarquer une surface importante de brûlis sur savane et vivrier. Au total 4,9 km² de la zone étudiée sont donc en transition vers du vivrier ou vers un type de culture arboré. Ces surfaces brûlées sont généralement maîtrisées et limitées aux bords de la parcelle grâce à des sentiers. Nous avons tout de même à faire à quelques feux de broussaille ou brûlis non maîtrisés qui prennent une ampleur assez conséquente puisque la plus grande zone brûlée est de près de 31ha.

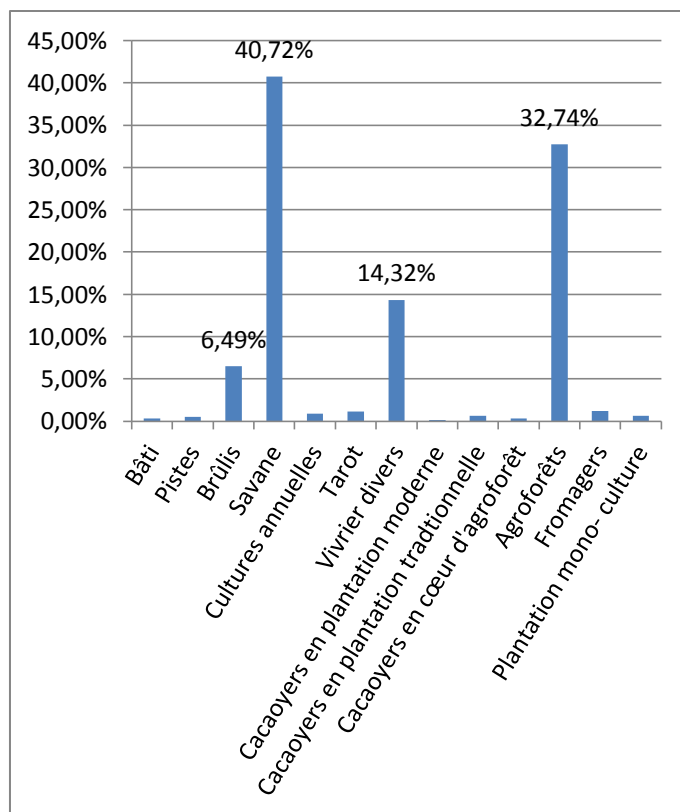


Tableau 4: Aire des différentes classes

Classe	Surface en km ²
Bâti	0,24
Pistes	0,39
Brûlis	4,91
Savane	30,79
Cultures annuelles	0,68
Tarot	0,85
Vivrier divers	10,83
Cacaoyers en plantation moderne	0,08
Cacaoyers en plantation traditionnelle	0,47
Cacaoyers en cœur d'agroforêt	0,26
Agroforêts	24,76
Fromagers	0,91
Plantation mono-culture	0,47

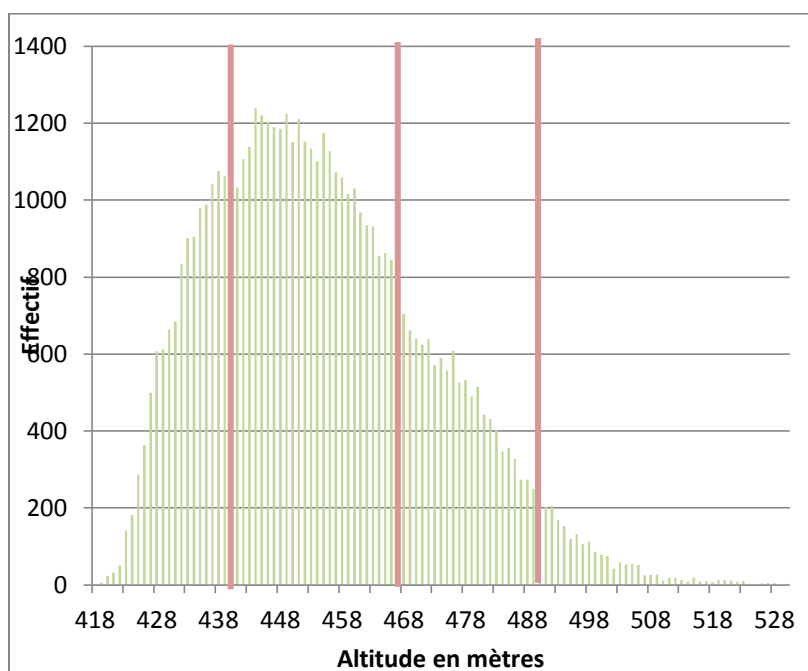
Graphique 3 : Pourcentage de surface occupée par classe d'occupation du sol

Chose surprenante, la plantation d'arbres en monoculture, principalement de palmiers et parfois d'agrumes, représente une surface similaire à celle des cacaoyers en plantation traditionnelle. Toutefois ces plantations sont moins nombreuses en terme d'effectif et de plus grande taille (2ha en moyenne) et donc moins dispersées en comparaison des multiples patches (1ha en moyenne) de cacaoyers en culture traditionnelle témoins de l'avancée de la forêt sur la savane.

Classe	Surface moyenne en m ²
Bâti	162,99
Pistes	1282,89
Brûlis	5880,24
Savane	18229,72
Cultures annuelles	5112,78
Tarot	1263,00
Vivrier divers	5404,19
Cacaoyers en plantation moderne	4705,88
Cacaoyers en plantation traditionnelle	5402,30
Cacaoyers en cœur d'agroforêt	1106,38
Agroforêts	17039,34
Fromagers	897,44
Plantation monoculture	20434,78

Tableau 5 : Surface moyenne par classe

L'altitude joue un rôle non négligeable dans la distribution spatiale des différents systèmes de culture, que nous avons analysée en fonction de quatre classes d'altitude déterminées en fonction de la distribution des effectifs de pixels par altitude. Une borne correspond à un saut important dans la distribution des altitudes.



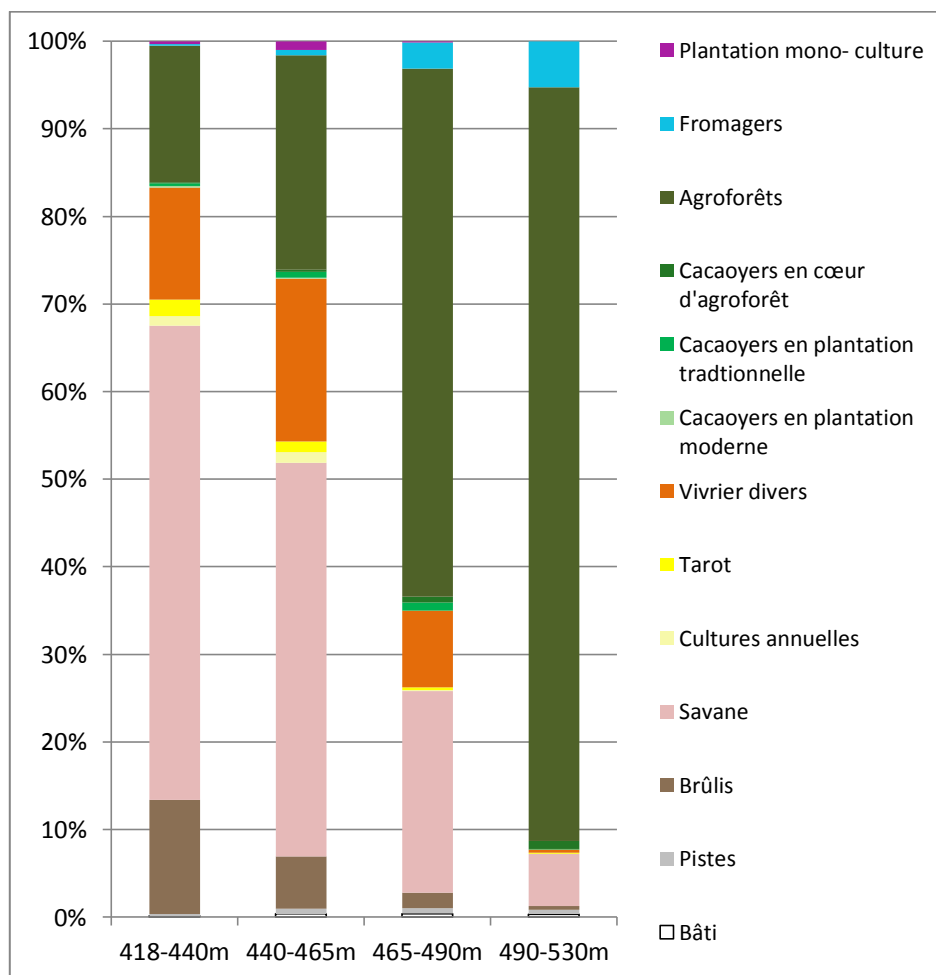
Graphique 4 : Distribution des altitudes de la zone d'étude

Nous constatons que plus l'altitude est élevée plus la proportion des cultures en agroforêt est importante. Ainsi, la proportion d'agroforêts dans la tranche 490-530m est plus de cinq fois

supérieure à la tranche la plus basse 418-440m. A l'inverse on observe un baisse importante de la proportion de savane et vivrier avec l'augmentation de l'altitude.

Tableau 6: Aire par classe en fonction de l'altitude

Classe	418-440m	440-465m	465-490m	490-530m
Bâti	0,023	0,135	0,076	0,007
Pistes	0,039	0,225	0,120	0,010
Brûlis	2,363	2,218	0,317	0,009
Savane	9,774	16,633	4,264	0,119
Cultures annuelles	0,195	0,461	0,020	0,000
Tarot	0,339	0,443	0,063	0,002
Vivrier divers	2,309	6,899	1,614	0,008
Cacaoyers en plantation moderne	0,035	0,041	0,001	0,000
Cacaoyers en plantation traditionnelle	0,054	0,243	0,170	0,000
Cacaoyers en cœur d'agroforêt	0,025	0,085	0,127	0,019
Agroforêts	2,815	9,072	11,155	1,715
Fromagers	0,032	0,220	0,550	0,105
Plantation mono-culture	0,062	0,380	0,028	0,000



Graphique 5 : pourcentage d'occupation du sol des classes par tranche d'altitude

Il existe dans cette étude une limite importante concernant la connaissance des surfaces cultivées par ménage. Le parcellaire n'étant pas connu il est difficile pour les agronomes d'intégrer ces données dans des modèles à l'échelle des exploitations. Ainsi l'étude des contributions comme des rendements des cultures par ménage devra en premier lieu bénéficier d'une enquête de terrain permettant d'acquérir des informations à dire d'acteurs sur les limites des exploitations.

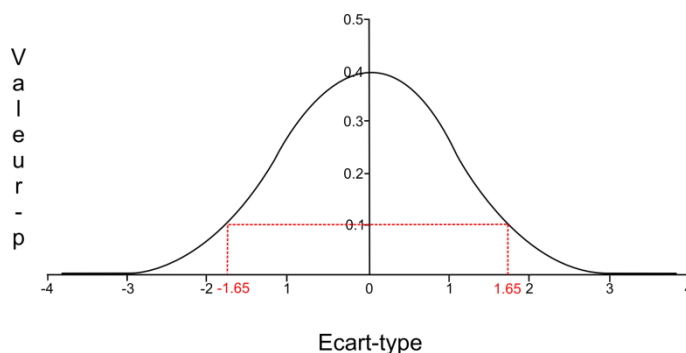
IV.2. Statistiques avancées

Les statistiques avancées sont un outil de compréhension de l'agencement de la zone étude. Ainsi il est possible de connaître les relations spatiales entre les différentes occupations du sol, mais aussi dériver des indices sur la fragmentation du paysage.

Sur notre zone d'étude, plusieurs types de cultures différentes ont été recensés et cartographiés. Afin d'étudier leur répartition, il est utile de savoir si ces différentes cultures forment des groupes spatialement homogènes ou si elles sont fragmentées. Pour cela nous avons calculé et étudié l'indice d'autocorrélation spatiale de Moran (Moran 1973) Lors d'un test statistique nous émettons deux hypothèses :

- H0 : La distribution spatiale est aléatoire
- H1 : La distribution spatiale n'est pas aléatoire, elle est dispersée ou agrégée.

Le test d'autocorrélation produit un Z-score (écart-type) suivant une loi normale. La valeur p est l'erreur, le risque de rejeter H0 alors qu'elle est vraie. Plus cette valeur est faible moins le risque est important. Si l'on est par exemple prêt à accepter 10% de risques, cela correspond à un Z-score inférieur à -1,65 ou +1,65. Le Z-score indique donc la significativité de l'indice de Moran. Si le test est significatif, l'hypothèse nulle doit être rejetée. La distribution spatiale n'est donc pas aléatoire. Elle est dispersée si l'indice de Moran est négatif, agrégée si l'indice de Moran est positif.



Graphique 6 : Distribution normale du Z-score

D'après les résultats obtenus le Z-score est de 32. On rejette l'hypothèse nulle avec un risque inférieur à 1%. Comme l'indice de Moran vaut 0,33, il est positif donc la zone d'étude est constituée de surfaces importantes de chaque classe engendrant un espace agrégé ou « clusterisé ». Cette organisation est la résultante de la dynamique d'implantation des cacaoyères sur savane. En effet les cacaoculteurs gagnent principalement du terrain à partir des agroforêts existantes et rares sont les plantations qui se créent au milieu de la savane.

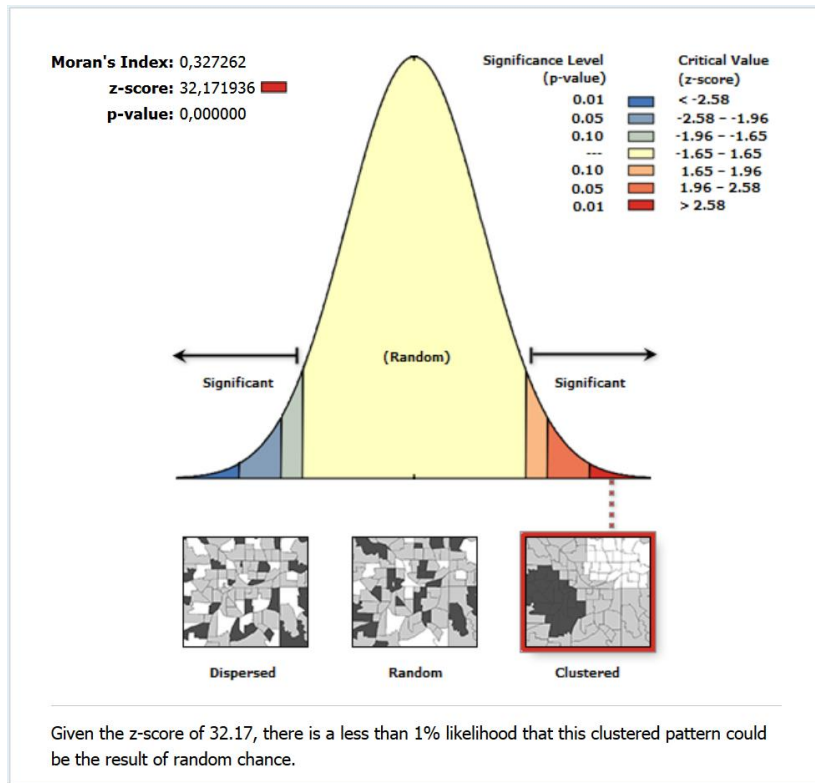


Figure 16 : Résultats autocorrélation spatiale de Moran sous ArcGis 10.1

De plus nous avons pu voir que l'implantation des agroforêts était aussi fonction de l'altitude. Nous avons donc calculé cet indice de Moran sur les quatre classes d'altitudes utilisées précédemment. En effet avec un Z-score de 7,96 et un indice de Moran de 0,38, nous pouvons affirmer avec une probabilité d'erreur de moins de 1% que les classes d'altitude sont agrégées.

Si l'implantation des agroforêts est en partie liée à l'altitude et que les classes d'altitudes apparaissent agrégées, une partie de la « clusterisation » des classes d'occupation du sol peut être dû à l'altitude. Autrement dit, dans cette zone l'agencement savane-forêt ne changera que très peu au cours des années à venir : les systèmes agroforestiers exploités en hauteur et le vivrier dans les bas-fonds

V. Discussion

Plusieurs projets en agronomie cherchent à évaluer les apports aux ménages des systèmes agroforestiers, très répandus mais mal répertoriés en Afrique subsaharienne. Le rôle de notre étude fut d'élaborer un produit cartographique venant en support de l'évaluation des agronomes sur une zone d'étude particulière : la carte d'occupation du sol des différents systèmes de culture dans la région de Bokito au Cameroun. Intrinsèquement, il fut question d'évaluer l'avantage de l'utilisation d'images à très haute résolution spatiale à 8 bandes spectrales WorldView-2 mais aussi les bénéfices de l'information texturale dans la classification, tout cela combiné à la méthode orientée objet.

La plus grande partie de la complexité de cette étude fut engendrée par la zone d'étude en elle-même. La zone étudiée est une zone très hétérogène où coexistent des cultures vivrières et cultures agroforestières de différentes formes, ainsi que des plantations en monoculture et de la savane. Les 8 bandes de l'image WorldView-2 ont été un réel avantage pour discriminer les grands segments de la zone d'étude. Nous pouvons retenir la bande « bleu côtier » pour les nuages ainsi que les fromagers caducs défoliés, ou encore la bande jaune pour les pistes.

Pour affiner le niveau de segmentation il a en revanche été nécessaire de s'appuyer sur de l'information texturale. Elle permet d'analyser les variations de teinte de gris sur une image panchromatique. Des indices décrivant les phénomènes visibles ont ainsi servi à discriminer les classes les plus fines telles que les différents types de plantation de cacao non différenciables par la seule information radiométrique. Cette information est indispensable pour un niveau aussi fin de classification dans une zone aussi complexe. La classification obtenue résulte donc de cette combinaison d'informations. D'autres méthodes d'analyse de la texture existent. Nous pensons aux transformées de Fourier qui montrent des résultats très concluants dans certains cas. Cette méthode reste lourde à mettre en œuvre puisque complexe à analyser dans le peu de temps imparti. (Riou and Seyler 1997, Ursani, Kpalma et al. 2012)

La méthode de classification orientée objet est pour beaucoup dans les résultats obtenus. Elle permet d'éviter l'effet poivre et sel d'une classification orientée pixel. Ainsi nous classons un objet homogène. Cette méthode est appliquée en deux étapes : la segmentation en objets homogènes puis la classification de ces objets. S'il est possible d'évaluer l'erreur de classification il est aujourd'hui encore difficile et long d'évaluer la qualité de la segmentation (Radoux, Bogaert et al. 2010). Elle pourrait pourtant nous permettre d'améliorer encore notre classification des parcelles arborées et en particulier agroforestières en cherchant à classer des objets encore plus homogènes en termes de taille et proportion d'arbres par exemple.

D'autres biais peuvent participer à l'erreur globale de classification. La précision du capteur tout d'abord. Le capteur à très haute résolution du satellite WorldView-2 permet une résolution de 2m en multispectral, qui nous confère une précision suffisante pour limiter grandement ce type d'erreur. L'erreur induite par la vision du terrain entre aussi en compte. Lorsque le nombre de points de vérité terrain, relevés directement sur la zone, est faible il y a une part importante d'interprétation du validateur qui peut influencer la précision de la classification. En effet s'il on prend comme exemple les cacaoyers en cœur d'agroforêt, il est parfois difficile de les discerner de la forêt. Dans notre cas, cette erreur est très limitée en raison du grand nombre d'enquêtes et de relevés GPS effectués sur le terrain. De plus, la visite en fin de stage d'un agronome du CIRAD ayant

travaillé plus de dix ans sur place et ayant une parfaite connaissance de la zone (Jagoret 2011) a permis des réajustements sur la vision que nous avons de certains objets. Nous obtenons finalement un taux de classification global de 85%, qui permet d'exploiter la cartographie obtenue avec confiance.

En particulier, une première analyse spatiale de la carte montre qu'elle apporte un certain nombre d'informations sur la distribution spatiale des différents systèmes de culture, qui permettent de proposer des scénarios de dynamique d'implantation de ces différents systèmes dans un contexte où l'agriculteur cherche à gagner des terres sur la savane. Il reste à approfondir cette analyse et à la confronter aux questions de recherches des agronomes et socio-économistes pour valider ces hypothèses et aller plus loin dans la discussion.

Toutefois, il apparaît qu'on pourrait aussi approfondir la classification elle-même en affinant la typologie des classes agroforestières, par exemple en définissant des classes basées sur la structure des plantations. Pour cela, il faudrait repartir sur une segmentation des classes de cacaoyères pour descendre jusqu'à l'échelle des grands arbres forestiers et en analyser ensuite la taille, la proportion et la répartition intraparcélaire. La densité de ces arbres ne permettant pas toujours de bien distinguer les couronnes laisse supposer que cette étape sera difficile. De plus, la classe « fromager » n'a pas encore été exploitée et permettrait aussi d'estimer l'âge de certaines parcelles en fonction de leur densité de ces arbres traditionnels à usage culturel.

VI. Conclusion et perspectives

L'objectif de cette étude était de fournir une cartographie de l'occupation du sol, fiable et servant de base aux études des agronomes en charge d'études sur les apports de l'agroforesterie. La zone étudiée (environs de Bokito au Cameroun) étant très complexe, il a fallu user de méthodes spécifiques. Tout d'abord, l'image utilisée est une image très haute résolution constituée de 8 bandes spectrales. Elle permet donc une grande précision spatiale et une information spectrale conséquente permettant une meilleure discrimination des objets à classer. Les couverts végétaux très variés à discriminer ne présentant pas une réponse radiométrique très contrastée en raison de leur densité, une étude de la texture fut nécessaire. Enfin, la zone étudiée étant particulièrement complexe, avec notamment un mitage de petites parcelles très disparates, il a fallu adopter une approche orientée objet pour effectuer cette cartographie. Elle a permis de réaliser une classification très fine de la zone avec 14 classes dont 4 relatives à l'agroforesterie. Cette classification permet de comprendre l'organisation spatiale des différents systèmes de culture (cacao, vivrier) dans cette zone de savane, et de la mettre en regard avec la toposéquence. En particulier la localisation des cacaoyères sur les hauteurs (vivriers et savane en bas-fonds) rappelle la meilleure adaptabilité de cette culture aux terrains les moins humides, limitant potentiellement leur propagation aux zones de plus basses altitudes. Certaines analyses statistiques ont permis de valider le fait que l'espace agroforestier gagne du terrain sur la savane par extension à partir de d'agroforêts existantes, et non par poches éparses en milieu de savane. Ce sont majoritairement des plantations de cacaoyers de type traditionnel.

Cette étude terminée et les résultats validés, elle sera utile aux agronomes et aux socio-économistes impliqués dans le projet AFS4food. Dans un contexte de crise alimentaire, leur but est de mesurer la place de l'agroforesterie dans le revenu des ménages. Cette carte constitue une trame objective sur laquelle s'appuyer pour définir « à dire d'acteur » les emprises et les limites de concession des ménages et ainsi évaluer la surface cultivée en agroforesterie et sa contribution aux ressources. Une des difficultés de cette étude sera de délimiter les parcelles de cacao en forêt, difficilement accessibles, et aux contours assez flous.

Par ailleurs, des analyses complémentaires seront mises en œuvre sur la base des indices fournis par cette cartographie sur la structure intraparcellaire des plantations de cacaoyers (ex : présence de patchs de cacaoyers exposés au soleil au cœur d'agroforêts ; présence proportion et organisation des fromagers ; proportions relatives et organisation des petites/grosses couronnes d'arbres ; etc ...). Différentes structures de plantation seront ainsi mises en évidence et étudiées en fonction de leur position dans le paysage, et seront mises en relation avec des données agronomiques telles que le rendement en cacao ou la vitalité des cacaoyers au regard des maladies et autres stress, pour permettre aux agronomes d'évaluer les niveaux et les apports de la complexité de ces systèmes.

Bibliographie

Références du mémoire

Aiazzi, B., et al. (2007). "Improving Component Substitution Pansharpening Through Multivariate Regression of MS + Pan Data." IEEE transactions on geoscience and remote sensing **45**(10): 3230-3239.

Blaschke, T. (2010). "Object based image analysis for remote sensing." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **65**: 2-6.

Garrity, D., et al. (2006). "World Agroforestry into the Future." Nairobi: World Agroforestry Centre.

Harralick, R. M., et al. (1973). "Textural features for image classification." Man and Cybernetics **3**(6): 610-621.

Huete, A. R. (1988). "A soil adjusted vegetation index (SAVI)." Remote Sensing of Environment **25**: 295-309.

Jagoret, P. (2011). Analyse et évaluation de systèmes agroforestiers complexes sur le long terme : application aux systèmes de culture à base de cacaoyer au Centre Cameroun. Montpellier, Ecole doctorale SIBAGHE. **Thèse de doctorat en agronomie**: 235.

Laben, C. A. and B. V. Brower (2000). "Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using pan-sharpening."

Moran, P. A. P. (1973). "Notes on continuous stochastic phenomena." Biometrika **37**: 17-33.

Radoux, J., et al. (2010). "Thematic accuracy assessment of geographic object-based image classification." International Journal of Geographical Information Science **25**(6): 895-911.

Riou, R. and F. Seyler (1997). "Texture analysis of tropical rain forest infrared satellite images." Photogrammetric Engineering & Remote Sensing **63**(5): 515-521.

Rouse, J. W. and R. H. Hass (1973). "Monitoring vegetation systems in the great plain with ERTS." Third ERTS Symposium **1**: 309-317.

Schowengerdt, R. A. (2007). Remote Sensing: Models and methods for image processing. London, Elsevier.

Tscharntke, T., et al. (2012). "Global food security, biodiversity conservation and the future of agricultural intensification." Biological Conservation **151**: 53-59.

Ursani, A. A., et al. (2012). "Fusion of Textural and Spectral Information for Tree Crop and Other Agricultural Cover Mapping With Very-High Resolution Satellite Images." IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing **5**(1): 225-235.

Zomer, R. J., et al. (2009). "Trees on Farm : Analysis of Global Extent and Geographical Patterns of Agroforestry." World Agroforestry Centre ICRAF Working Paper n89.

Références complémentaires

(2009). "The Benefits of the 8 Spectral Bands of WorldView-2." Digital globe: 12.

Aksoy, S., et al. (2010). "Automatic Mapping of Linear Woody Vegetation Features in Agricultural Landscapes Using Very High Resolution Imagery." IEEE transactions on geoscience and remote sensing **48**(1): 511-528.

Aksoy, S., et al. (2012). "Automatic Detection and Segmentation of Orchards Using Very High Resolution Imagery." IEEE transactions on geoscience and remote sensing **50**(8): 3117-3131.

Correia, M., et al. (2010). "Conserving forest tree diversity in Guinée Forestière (Guinea, West Africa): the role of coffee-based agroforests." Biodiversity and Conservation **19**(6): 1725-1747.

Dalierre, C. and E. Dounias "Agroforêts caféières et cacaoyères des Tikar (Cameroun central) - structures, dynamiques et alternatives de développement." 26.

Dedieu, J.-P., et al. (1997). "Apport des informations de texture en télédétection pour l'étude de l'occupation des sols." Revue de géographie alpine **85**(3): 9-26.

Etienne, M. (2011). "La dynamique d'extension des cacaoyères sur savane à Bokito." 116.

Fauvel, M., et al. (2012). "Hedges detection using local directional features and support vector data description." 2320-2323.

Jagoret, P., et al. (2006). "Amélioration du système traditionnel de caféiculture au Cameroun par l'introduction de trois innovations techniques." Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement **10**(3): 197-107.

Jagoret, P., et al. (2008). "Analyse de la diversité des systèmes de pratiques en cacaoculture. Cas du Centre Cameroun." Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement **12**(4): 367-377.

Jagoret, P., et al. (2011). "Long-term dynamics of cocoa agroforests: a case study in central Cameroon." Agroforestry Systems **81**(3): 267-278.

- Jagoret, P., et al. (2009). "Diversification des exploitations agricoles à base de cacaoyer au Centre Cameroun : mythe ou réalité ?" Biotechnologie, Agronomie, Société et Environnement **13**(2): 271-280.
- Jum, C., et al. (2007). "Building broad-based partnership for sustainable forest management: the Model Forest experience in Cameroon." International Journal of Environmental Studies **64**(5): 625-641.
- Meissner, H. H. (1997). "Recent research on forage utilization by ruminant livestock in South Africa." Animal Feed Science and Technology **69**(1-3): 103-119.
- P. Mbile, P. N., M. Besingi, C. Nfoumou, A. Degrande, A. Tsobeng, T. Sado and T. Menimo (2009). "Farmer management of cocoa agroforests in Cameroon : Impacts of decision scenarios on structure and biodiversity of indigenous tree species." Tropical Conservancy: 12-19.
- R. Bourgoing, H. T. (2009). "Association du cacaoyer avec le palmier ou le cocotier. Création d'une nouvelle parcelle sur jachère ou savane." Systèmes innovants en cacaoculture: 58.
- Reis, S. and K. Tasdemir (2011). "Identification of hazelnut fields using spectral and Gabor textural features." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing **66**: 652–661.
- Santurri, L., et al. (2010). "Assessment of very high resolution satellite data fusion techniques for landslide recognition." International Society for Photogrammetry and Remote Sensing **38**: 492-497.
- Tahar, I. and S. Abdelmounaine (2004). "Comparaison entre la matrice de cooccurrence et la transformation en ondelettes pour la classification texturale des images HRV (XS) de Spot." Téledétection **4**(1): 39-49.
- Tasdemir, K. (2010). "Classification of hazelnut orchards by self-organizing maps."

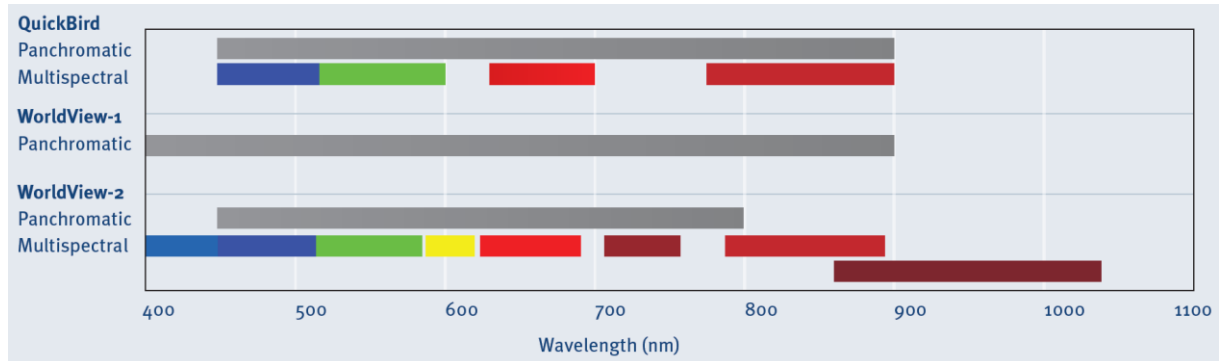
Index

Figure 1 : Localisation de la zone d'étude, Bokito (Cameroun)	9
Figure 2 : Cacaoyère traditionnelle (A) et moderne (B)	10
Figure 3 : Image satellite WorldView-2 de la zone d'étude	11
Figure 4 : MNT SRTM de la zone d'étude	12
Figure 5 : Formule de la luminance	12
Figure 6 : Formule de la réflectance au-dessus de l'atmosphère (TOA)	13
Figure 7 : Typologie de l'occupation du sol	14
Figure 8 : matrice de co-occurrence	17
Figure 9 : Représentation des vecteurs (variables) dans un espace réduit.....	17
Figure 10 : Extraits de texture caractérisant en partie le taro, l'agroforêt et les cacaoyers en plantation moderne	20
Figure 11 : Les paramètres de la segmentation multi-résolution sous <i>eCognition</i>	21
Figure 12 : Différents niveaux de segmentation obtenus sur l'image d'étude	22
Figure 13 : Arbre de décision pour la classification hiérarchique	23
Figure 14 : Formule de l'indice Kappa	24
Figure 15 : Extraits de classification	25
Figure 16 : Résultats autocorrélation spatiale de Moran sous <i>ArcGis 10.1</i>	31
Graphique 1 : Cercle des corrélations du premier plan factoriel de l'ACP	18
Graphique 2: Résultats graphiques de l'ACP pour les deux premiers axes factoriels	19
Graphique 3 : Pourcentage de surface occupée par classe d'occupation du sol	27
Graphique 4 : Distribution des altitudes de la zone d'étude	28
Graphique 5 : pourcentage d'occupation du sol des classes par tranche d'altitude.....	29
Graphique 6 : Distribution normale du Z-score	30
Tableau 1 : Information portée par les axes de l'ACP	18
Tableau 2 : Indices de texture sélectionnés	18
Tableau 3 : Matrice de confusion	24
Tableau 4: Aire des différentes classes.....	27
Tableau 5 : Surface moyenne par classe	28
Tableau 6: Aire par classe en fonction de l'altitude.....	29

ANNEXES

ANNEXE I

Les 8 bandes spectrales du satellite WorldView-8



Irradiance solaire des 8 bandes spectrales

Spectral Band	Spectral Irradiance [$\text{W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\mu\text{m}^{-1}$]
Panchromatic	1580.8140
Coastal	1758.2229
Blue	1974.2416
Green	1856.4104
Yellow	1738.4791
Red	1559.4555
Red Edge	1342.0695
NIR1	1069.7302
NIR2	861.2866

Script R de calcul de la distance Terre-Soleil

```

year<-2011
month<-02
day<-21

##hh+(mm/60)+(ss.ssssss/3600)##
UT<-10+(00/60)+(14.426269/3600)

##pour les mois de janvier et fevrier##
year<-year-1
month<-month+12
#####
A<-floor(year/100)

B<-2-A+floor(A/4)
JD<-floor(365.25*(year+4716))+floor(30.6001*(month+1))+day+(UT/24)+B-1524.5

JD
##JD<-2455613.916839##

D<-JD-2451545
g<-357.529+0.98560028*D
des<-1.00014-0.01671*cos(g)-0.00014*cos(2*g)
des

```

ANNEXE II : Coordonnées des variables de l'ACP globale (R)

	Dim,1	Dim,2	Dim,3	Dim,4	
c7_01	-0,902	0,3475	-0,1262	0,1988	
c7_10	-0,9024	0,3454	-0,1246	0,2001	
c7_11	-0,9041	0,3458	-0,1201	0,1978	
c9_01	-0,9105	0,3254	-0,0919	0,2333	
c9_10	-0,9109	0,3224	-0,0934	0,2342	
c9_11	-0,9136	0,3221	-0,0864	0,2282	
c13_01	-0,9344	0,2458	0,011	0,2212	
c13_10	-0,9342	0,2433	0,0054	0,2253	
c13_11	-0,9398	0,2391	0,0167	0,2086	
c15_01	-0,9524	0,1902	0,0963	0,1742	
c15_10	-0,9532	0,1895	0,0903	0,1783	
c15_11	-0,9468	0,1854	0,1026	0,1571	
c19_01	-0,9396	0,0838	0,3115	0,0343	
c19_10	-0,9442	0,0893	0,2996	0,0449	
c19_11	-0,9432	0,0902	0,2976	0,0231	
c25_01	-0,9526	0,0161	0,3834	-0,0321	
c25_10	-0,9507	0,0275	0,3625	-0,0152	
c25_11	-0,9361	0,0421	0,3426	-0,034	
c31_01	-0,934	0,0115	0,3406	-0,0544	
c31_10	-0,962	0,0234	0,3125	-0,0356	
c31_11	-0,9502	0,052	0,2859	-0,057	
c35_01	-0,9442	0,0161	0,299	-0,0513	
c35_10	-0,9497	0,0243	0,275	-0,0314	
c35_11	-0,9404	0,0627	0,2399	-0,0518	
e7_01	0,9343	-0,263	0,1927	0,11	
e7_10	0,9534	-0,251	0,1338	0,0697	
e7_11	0,9411	-0,2628	0,1679	0,1083	
e9_01	0,9558	-0,2126	0,1607	0,1105	
e9_10	0,9717	-0,1976	0,1011	0,067	
e9_11	0,961	-0,2117	0,1347	0,1107	
e13_01	0,9767	-0,1304	0,1327	0,1028	
e13_10	0,9889	-0,1102	0,0714	0,0561	
e13_11	0,9804	-0,1286	0,1046	0,1055	
e15_01	0,9824	-0,0969	0,1264	0,0944	
e15_10	0,9929	-0,0753	0,0642	0,0472	
e15_11	0,9856	-0,0953	0,0978	0,0985	
e19_01	0,9893	-0,0417	0,1196	0,0693	
e19_10	0,9966	-0,0181	0,0545	0,0219	
e19_11	0,9918	-0,0412	0,0904	0,0761	
e25_01	0,9919	0,0189	0,1126	0,0295	
e25_10	0,9952	0,0431	0,0453	-0,0174	
e25_11	0,9911	0,0164	0,0844	0,0399	
e31_01	0,9893	0,0596	0,111	-0,0042	
e31_10	0,9902	0,0833	0,0425	-0,0502	
e31_11	0,992	0,054	0,0838	0,0089	
e35_01	0,9861	0,0798	0,1115	-0,0233	
e35_10	0,986	0,1027	0,0429	-0,0686	
e35_11	0,9894	0,0725	0,0847	-0,0085	
v7_01	0,9686	-0,1088	0,0508	0,2081	
v7_10	0,9686	-0,1088	0,0508	0,2081	
v7_11	0,9786	-0,1088	0,0508	0,2081	
v9_01	0,9681	-0,0124	0,0252	0,1927	
v9_10	0,9681	-0,0124	0,0252	0,1927	
v9_11	0,9681	-0,0124	0,0252	0,1927	
v13_01	0,9653	0,1445	0,0213	0,135	
v13_10	0,9653	0,1445	0,0213	0,135	
v13_11	0,9653	0,1445	0,0213	0,135	
v15_01	0,9684	0,2079	0,0259	0,1016	
v15_10	0,9684	0,2079	0,0259	0,1016	
v15_11	0,9684	0,2079	0,0259	0,1016	
v19_01	0,9483	0,3079	0,0351	0,0322	
v19_10	0,9483	0,3079	0,0351	0,0322	
v19_11	0,9483	0,3079	0,0351	0,0322	
v25_01	0,9112	0,4044	0,0429	-0,0643	
v25_10	0,9112	0,4044	0,0429	-0,0643	
v25_11	0,9112	0,4044	0,0429	-0,0643	
v31_01	0,8748	0,4584	0,0491	-0,145	
v31_10	0,8748	0,4584	0,0491	-0,145	
v31_11	0,8748	0,4584	0,0491	-0,145	
v35_01	0,8526	0,4793	0,0537	-0,1902	
v35_10	0,8526	0,4793	0,0537	-0,1902	
v35_11	0,8526	0,4793	0,0537	-0,1902	