



HAL
open science

Analyse paysagère des changements d'usage des terres sur l'état du couvert forestier à Paragominas, Para (Brésil)

Florent Rumiano

► **To cite this version:**

Florent Rumiano. Analyse paysagère des changements d'usage des terres sur l'état du couvert forestier à Paragominas, Para (Brésil). Géographie. 2018. dumas-02138854

HAL Id: dumas-02138854

<https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-02138854>

Submitted on 24 May 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

MASTER 2

(Promotion 2017-2018)

Domaine : Sciences humaines et sociales

Mention : Géographie, Aménagement, Environnement, Développement (GAED)

**Spécialité : Géographie, Informations, Interfaces, Durabilité,
Environnements
(GEOÏDES)**

Sujet :

Analyse paysagère des changements d'usage des terres sur l'état du couvert forestier à Paragominas, Pará (Brésil)

*Stage de fin d'étude de six mois réalisé au sein de l'UR Forêts et Sociétés du CIRAD
sur le campus de Baillarguet (Montpellier)*

Mémoire de **Florent Rumiano**

Date de soutenance du mémoire : 25/06/2018

Présidente du jury : **Mélanie Bertrand (IRSTEA)**

Professeur référent : **Sylvain Bigot (IUGA – IGE)**

Tuteurs professionnels : **Julie Betbeder (CIRAD) – Valéry Gond (CIRAD) – Lilan Blanc (CIRAD) et Damien Arvor (CNRS)**



Résumé

De nos jours, Paragominas, municipalité caractéristique d'un front pionnier amazonien, possède une matrice paysagère complexe composée d'éléments agricoles et forestiers. L'utilisation des sols et des paysages forestiers évolue qualitativement malgré un ralentissement de la déforestation à l'échelle de l'Amazonie légale brésilienne (INPE) et la stabilisation de la structuration spatiale des paysages induite.

En partant de l'hypothèse que l'organisation spatiale des paysages reflète les pratiques des acteurs, cette étude a pour objectif d'établir des relations entre l'état du couvert forestier et l'organisation spatiale de la matrice paysagère et son évolution dans le temps et dans l'espace à l'échelle de la municipalité de Paragominas dans l'état du Pará au Brésil. Pour ce faire, un objectif méthodologique sera d'évaluer les données de télédétection pour cartographier l'occupation du sol à différentes dates et notamment de caractériser l'apport du radar aux classifications supervisées utilisant l'algorithme « Random Forest ». A partir de ces cartographies fines d'occupation du sol, les calculs des métriques paysagères et des matrices de transitions permettront de caractériser l'évolution de la structure des paysages.

Les premiers résultats montrent que les données de télédétection permettent l'obtention de cartographies fines à l'échelle de la municipalité. Il a été déterminé, après comparaison des capteurs, que la fusion des images radar avec les images optiques donnait les meilleurs résultats en termes de classification avec un indice de kappa de 0,83. Cependant, les classifications issues des données optiques (Sentinel-2 et Landsat 8) présentent l'avantage de demander très peu de variables en entrée de modèle pour la stabilisation de l'indice de kappa à un niveau satisfaisant (à 0,81 et 0,78 respectivement) comparativement à la classification issue de la fusion des images radar et optiques. Cet aspect est à prendre en considération pour une méthodologie qui se veut reproductible avec un temps de calcul rapide et une facilité d'exécution.

Abstract

Today, Paragominas, a characteristic amazonian pioneering front municipality, has a complex landscape matrix composed of agricultural and forest elements. The combined use of soils and landscapes is changing qualitatively despite a slowdown in deforestation at the Brazilian legal Amazon scale (INPE) and the stabilization of the landscapes spatial structuration induced.

Assuming that the spatial landscapes organization reflects agricultural practices, this study has the methodological objective of evaluating remote sensing data to map the land cover at different dates and to particularly characterize the Synthetic Aperture Radar (SAR) images contribution to supervised classifications using the "Random Forest" algorithm. On the basis of these detailed land-use maps, calculations of landscape metrics and transition trajectories will provide answers to the thematic objective of understanding how changes in land use have influenced the state of the forest land cover.

The first results show that detailed mapping at the municipal level is possible to obtain. It has been determined, after comparing the sensors, that the fusion of radar images with optical images gives the best results in terms of classification with a kappa index of 0.83. However, the classifications derived from optical data (Sentinel-2 and Landsat 8) have the advantage of requiring less variables input into the model to achieve a stabilization of the kappa index at a satisfactory level (at, 78 and 0, 81 respectively) compared to the classification resulting from the fusion of radar and optical images. This aspect is to be considered for a methodology that aims to be reproducible with a quick calculation time and ease of execution.

Remerciements

Depuis le début de mon stage au Cirad, je me suis senti considéré dans mon travail, accompagné dans les moments d'incertitudes liés à l'appréhension des outils et de la méthode, et le plus important, je me suis senti le bienvenu. Toute l'équipe de l'unité de recherche Forêt et Sociétés du campus de Baillarguet se rend disponible pour ses stagiaires malgré des emplois du temps bien chargés. C'est véritablement gratifiant de savoir que son investissement quotidien au cours de toutes les étapes du stage apporte concrètement aux travaux de recherches d'une équipe scientifique focalisée à avancer dans la compréhension de sujets complexes aux enjeux majeurs.

Je tiens à remercier tout particulièrement Julie Betbeder qui, dès le départ, m'a fait prendre un rythme de travail en accord avec un haut degré d'exigence, reflétant assurément son investissement personnel et la qualité de son travail. J'ai énormément progressé et continue de le faire quotidiennement à son contact.

Merci à Valéry Gond pour sa disponibilité, ses conseils avisés, son expérience à toute épreuve, la patience, la gentillesse et la simplicité dans son rapport aux autres. Je garde en mémoire nos discussions sympas autour d'un déjeuner et les nombreux bouquins prêtés qui éclaircissent des interrogations variées. Quoi de mieux qu'une discussion de hockey sur glace à la pause du midi pour se changer les idées après une matinée de traitement sur R ?!

Quand des questionnements se posent vis-à-vis du contexte historique, sociologique et écologique de la zone d'étude de Paragominas, Lilian Blanc est là. Ses connaissances du terrain, son expérience ainsi que ses conseils instructifs, rigoureux et précis ont été d'une grande aide pour la rédaction de ce mémoire. Bourg-en-Bresse fera mieux la saison prochaine !

J'avais promis de le remercier dans une langue différente pour éviter de répéter « merci » trop souvent et d'apporter un peu de variété. « Obrigado » Guillaume Cornu ! Son aide pour tous les soucis techniques et de programmation, sa pédagogie et sa disponibilité sont des atouts très précieux. Au top !

Merci à Audrey Mercier de m'avoir transmis son travail de programmation pour la mise en place de la méthodologie de classification. A Damien Arvor pour ses conseils en programmation sur R et pour les codes de la méthode de Baraldi, même si cette dernière n'a pas donné de résultats concluants dans cette étude. A Clément Bourgoïn, depuis sa « grotte » à rédiger sa thèse, qui est toujours là, jovial, pour un conseil pertinent accompagné d'une bonne blague. A Sarah, Ophélie, Begüm, Amah, Camille, Andes, Régis et tant d'autres, stagiaires et thésards du campus, pour votre présence, vos encouragements et toutes les soirées montpelliéraines passées en votre compagnie. Ce stage est tellement plaisant avec vous à mes côtés.

Je tiens également à remercier l'ensemble de l'équipe pédagogique du master GEOÏDES de l'Institut de Géographie Alpine de Grenoble. Merci de m'avoir donné l'opportunité de reprendre mes études après tant d'années passées hors de l'université. Merci de vos conseils, formations et disponibilités. Merci tout particulièrement à Sylvain Bigot, pour avoir encadré mon stage et pris le temps de répondre patiemment à toutes mes interrogations.

Enfin, merci à toute ma famille et amis proches. Vous êtes indissociables de mon bien-être et donc, de ma faculté à aller au bout de mes initiatives.

Merci à tous pour cette expérience des plus enrichissante !

Sommaire

Résumé	p.1
Remerciements	p.2
Table des acronymes	p.4
Introduction	p.6
1) Présentation du site d'étude	p.10
2) Matériels et méthodes	p.11
3) Résultats et analyses	p.23
4) Discussion	p.29
Conclusion	p.34
Bibliographie	p.35
Table des figures	p.41
Tables des matières	p.42
Table des annexes	p.45
Annexes	p.46

Table des acronymes

AGB → Above Ground Biomass

BR → Brazilian Road

CANAL → Circulations et appropriations des normes et des modèles de l'action locale

CIRAD → Centre International de Recherche Agronomique pour le Développement

EVI → Enhanced vegetation index

FAPAR → Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation

FCOVER → « Fractional Vegetation Cover

GLCM → Grey-Level Co-Occurrence Matrices

GPS → Global Positioning System

GRDH → Ground Range Detected High resolution

INPE → Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais

LAI → Leaf Area Index

MNT → Modèle Numérique de Terrain

MSAVI → Modified Soil-adjusted Vegetation Index

NBR → Normalized Burn Ratio

NDMI → Normalized Difference Moisture Index

NDVI → Normalized Difference Vegetation Index

NDWI → Normalized Difference Water Index

PPCDAM → Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal

SAR → Synthetic-aperture radar

SAVI → Soil Adjusted Vegetation Index

SIG → Système d'Information Géographique

SNAP → SentiNel Application Plateforme

SRTM → Shuttle Radar Topography Mission

TOA → Top Of Atmosphere

UR → Unité de Recherche

UTM → Universal Transverse Mercator

VH → Vertically transmitted Horizontally received

VV → Vertically transmitted Vertically received

WGS → World Geodetic System

En préambule : *Il est à noter que ce travail présente l'avancée d'un stage de fin d'étude à mi-parcours et ne comprend pas l'intégralité des traitements et analyses attendus dans le cahier des charges.*

Introduction :

Les paysages forestiers et agricoles en Amazonie brésilienne ont été progressivement façonnés au cours des 5 dernières décennies par différentes modalités d'occupation de l'espace. Ce stage vise à comprendre l'organisation spatiale de la matrice paysagère et son évolution dans le temps et dans l'espace. Ces éléments de compréhension sont indispensables pour gérer plus durablement ces espaces.

Le territoire amazonien a connu deux grandes phases historiques dans l'évolution de ses paysages avec la dominance exclusive de déterminants socio-économiques dans un premier temps, et de déterminants environnementaux dans un second temps :

Dans la 1^{ère} phase (de 1960 au milieu des années 2000) dominent les déterminants socio-économiques. Le territoire s'ouvre par la construction d'un maillage de routes. La colonisation de l'Amazonie (qui débute dans les années 60) est voulue et soutenue par une politique de l'état fédéral, favorisant la migration de populations vers le nord du pays (Carvalho et al., 2002). Cette colonisation du territoire amazonien se fait surtout grâce aux principaux axes routiers qui pénètrent dans le territoire amazonien (figure 1). La route BR 10 Belém-Brasilia, l'un des premiers axes (construit en 1958), a permis la colonisation du centre et du sud de l'état du Pará (Nepstad et al., 2001 ; Moran, 1993). Les fronts de déforestation se mettent ainsi en place et se développent à partir des marges du territoire amazonien vers l'intérieur. La surface forestière est progressivement remplacée par des espaces agricoles et d'élevage.

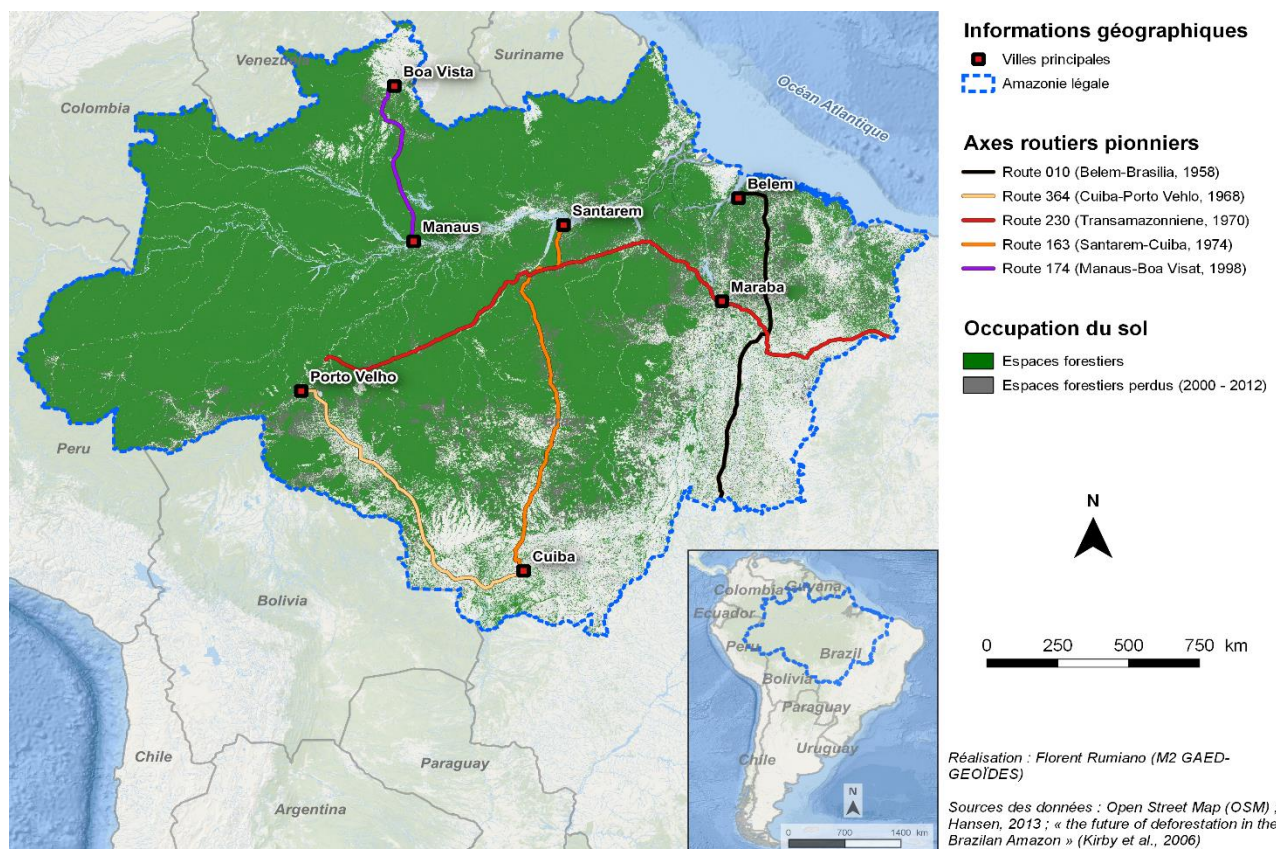


Figure 1 : Les drivers de la déforestation - les axes routiers

Dans la 2^{ème} phase (à partir de 2004) dominent les déterminants environnementaux. On observe un arrêt de la déforestation sous l'impulsion de l'état fédéral qui mobilise quatorze ministères et

l'ensemble des Etats amazoniens (Gasques et al., 1990 ; Fearnside et al., 1990 ; Carvalho et al., 2002). De nombreuses mesures sont prises comme le plan d'action pour la prévention et le contrôle de la déforestation dans l'Amazonie légale (Plano de Ação para Prevenção e Controle do Desmatamento na Amazônia Legal - PPCDAM). Cette volonté politique de stopper la déforestation bénéficie également d'un contexte économique de baisse des prix du soja et de la viande entre 2003 et 2007 (Assunção, 2012). Les mesures d'interdiction de déforester et d'utiliser le feu, associées à des programmes de surveillance satellitaires développés par l'Institut National de Recherche Spatiale du Brésil (INPE), ont permis de réduire de façon spectaculaire la déforestation à partir de 2004 (figure 2). Ainsi en 2012, la déforestation a chuté de 84% par rapport à celle enregistrée en 2004 à l'échelle de l'Amazonie légale.

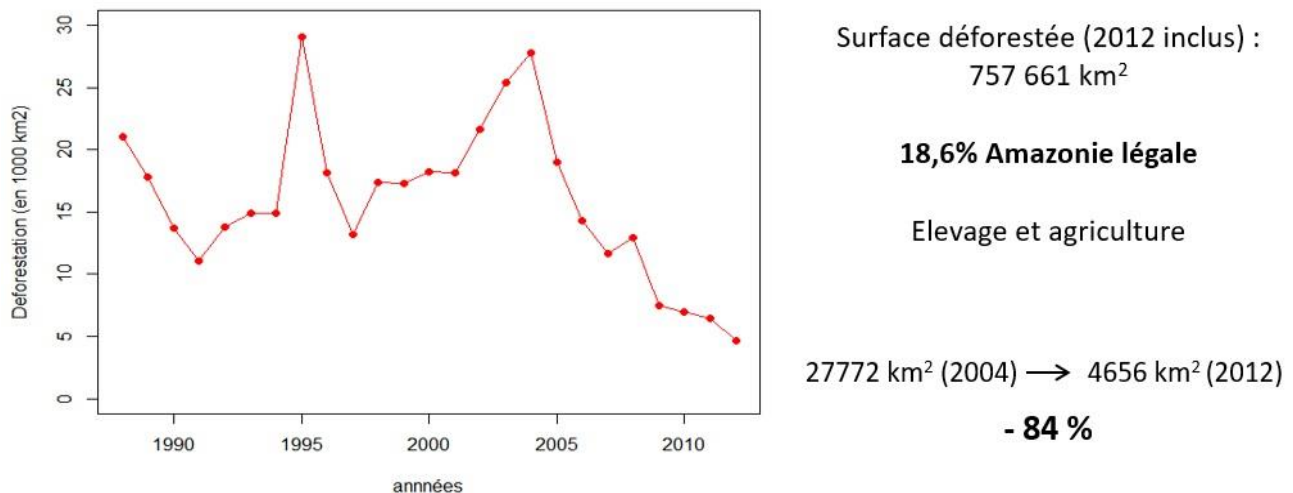


Figure 2 : Evolution des surfaces déforestées à l'échelle de l'Amazonie légale entre 1988 et 2012

Source : INPE - <http://www.obt.inpe.br/>

Un double constat s'impose : la structure spatiale des paysages se fige progressivement mais l'utilisation des sols et des paysages évolue. Les fronts de déforestation auparavant dynamiques se stabilisent au niveau spatial et forment une matrice complexe d'éléments agricoles et forestiers. Au sein de cette mosaïque paysagère complexe, les zones agricoles évoluent qualitativement avec l'arrivée du soja et du palmier à huile. Il en va de même pour les espaces forestiers avec le maintien des impacts sur les forêts.

Si la déforestation a été beaucoup ralentie, les impacts anthropiques sur les ressources naturelles (forêt, eau) et les paysages continuent. En effet, l'arrêt de la déforestation ne signifie pas l'interruption ou la diminution de la dégradation des forêts amazoniennes dont les taux annuels restent très élevés (7508 km² de forêt ont été dégradés en 2010 selon l'INPE). La dégradation forestière est définie comme une perte de la capacité de la forêt à produire des services écosystémiques (stockage carbone, maintien de la biodiversité et de produits forestiers, etc.) résultant d'une surexploitation du bois, des feux et de la fragmentation forestière (Foley et al., 2007 ; Thompson et al., 2013 ; Berenguer et al., 2014). Pour la période 2007-2012, à l'échelle de l'Amazonie légale, les surfaces dégradées sont deux fois supérieures aux surfaces déforestées selon l'INPE (102 923 km² vs 55 906 km²). Les forêts dégradées sont désormais un élément de paysage dominant dans les régions amazoniennes brésiliennes colonisées. Les matrices paysagères observées aujourd'hui, et définies par les fronts de déforestation en voie de stabilisation, concentrent les enjeux de maintien des services écosystémiques (Asner et al., 2006 ; Mazzei et al., 2010 ; Matricardi et al., 2010) et des potentiels socio-économiques. Il est dès lors important de caractériser l'organisation spatiale de la matrice paysagère et son évolution si on souhaite mettre en place des solutions durables en matière d'aménagement et d'usage des espaces forestiers par les populations locales. La télédétection est un outil tout indiqué et à fort potentiel pour cela.

De nos jours, les données de télédétection présentent un fort potentiel pour caractériser et suivre, à différentes résolutions spatiales et temporelles, les éléments paysagers constitutifs de ces matrices sur de larges étendues. Il est ainsi possible de cartographier finement l'occupation du sol de différents milieux à partir de données radar et optiques (Baltzer et al., 2015 ; Zhang, 2010 ; McNairn et al., 2009 ; Zhu et al., 2006). Inglada et al., 2016 ont par exemple démontré l'intérêt de l'utilisation combinée de données radar et optiques (Sentinel 1 et 2) pour cartographier l'occupation des sols à petite échelle avec une typologie assez fine (un total de huit classes a été considéré dans cette étude).

Concernant les éléments forestiers, les méthodes pour suivre la déforestation sont de nos jours multiples et éprouvées : par exemple les mesures de la progression de la déforestation à l'aide de séries temporelles de données optiques annuelles (Shimabukuro et al., 2014 ; Souza Jr et al., 2013 ; Hansen et al., 2008), ou encore le suivi de la phénologie de la végétation comme proxy pour la classification de l'occupation du sol à l'échelle hebdomadaire et donc la détection des aires déforestées (Gond et al., 2013 ; Koltunov et al., 2009 ; Pennec et al., 2001). Tout l'enjeu réside désormais dans la capacité à explorer de nouvelles méthodes afin d'analyser la dégradation des espaces forestiers qui n'est pas homogène dans l'espace ou au niveau temporel (Guitet et al., 2012 ; Oszwald et al., 2007). Même s'il existe aujourd'hui très peu d'études proposant un protocole bien défini permettant de caractériser la dégradation des espaces forestiers, certaines ont néanmoins été réalisées (Tritsh, et al., 2016 ; Bourbier, et al., 2013 ; Verbesselt, et al., 2012). Bourgoin et al. 2018 ont, par exemple, évalué le potentiel des données Sentinel 1 et Sentinel 2 pour caractériser la biomasse des forêts tropicales humides comme proxy du niveau de dégradation. Il est intéressant de noter que les espaces forestiers analysés dans ces études présentant des niveaux de dégradation plus ou moins importants se situent dans des paysages très différents, comme des paysages façonnés par l'agriculture intensive ou encore par l'agriculture familiale. Toute la difficulté consiste ainsi à identifier les déterminants expliquant, structurant et localisant ces différents niveaux de dégradations forestières avec pour objectif de comprendre comment restaurer les services écosystémiques rendus par les forêts. Ces déterminants peuvent être analysés par l'étude de trajectoires paysagères dérivés de cartes d'occupation des sols. La prise en compte de l'évolution temporelle des dynamiques de l'occupation du sol est en effet indispensable à l'identification d'indicateurs spatiaux des dynamiques paysagères comme l'ouverture/fermeture des mosaïques paysagères ou encore la détection des formations végétales secondaires (Oswald et al., 2011). Cette approche peut être couplée au calcul de métriques paysagères caractérisant la structure d'un paysage d'un point de vue écologique, comme par exemple son niveau de fragmentation, mais également d'un point de vue économique et social (hétérogénéité d'un paysage traduisant différentes pratiques agricoles).

La problématique centrale de ce stage consiste donc à comprendre comment les changements d'usages des terres ont influencé l'état du couvert forestier dans une approche paysagère. Plus particulièrement :

- i) L'état du couvert forestier sera analysé *via* i) la déforestation, ii) l'apparition des forêts secondaires, iii) l'organisation spatiale du couvert (fragmentation et connectivité) à différentes échelles géographiques
- ii) Les changements d'usages des terres seront analysés à six dates (1988, 1994-1995, 2000-2001, 2004-2005, 2009, 2017)
- iii) L'évolution de la structure spatiale des paysages sera analysée via le calcul de métriques paysagères (composition et configuration)

Les objectifs thématiques sont de déterminer quelles sont les pratiques d'usages des sols qui influencent le plus l'état du couvert forestier dans une approche paysagère. Il s'agit, au final, de sortir d'une vision dichotomique « forêt/non forêt ».

Les objectifs méthodologiques visent, dans un premier temps, à évaluer les données de télédétection pour cartographier l'occupation et l'usage des sols à différentes dates :

- 1) Evaluation des données radar (Sentinel-1) et optiques (Sentinel-2, Landsat) pour cartographier les différents types d'occupation des sols
- 2) Evaluer la perte d'information lors du passage aux images satellites optiques Landsat qui ont une résolution inférieure et qui sont actuellement les seules données gratuites disponibles depuis les années 80.

Dans un second temps, l'emploi des métriques paysagères et des trajectoires d'occupation du sol est envisagé sur des cartographies fines de l'occupation des sols qui seront réalisées par télédétection :

1) Les métriques paysagères se déclinent par la caractérisation d'attributs pour la classification des types de paysage ou par l'extraction d'indicateurs de changement ou de perturbations du paysage (Antrop et al., 2000). Elles se définissent comme des mesures quantitatives dérivées de l'analyse de cartes thématiques comme par exemple la connectivité, la fragmentation ou l'hétérogénéité spatiale à différentes échelles et résolutions (Herold et al., 2003). L'usage des métriques paysagères peut ainsi être appliqué pour des analyses multi-échelles et multi-temporelles permettant une extraction des changements fondée sur les modifications de la structure spatiale des paysages (Skupinsky et al., 2009).

2) Les trajectoires d'occupation du sol sont envisagées via le calcul des matrices de transitions dans un système d'information géographique (SIG) qui permettent de distinguer les différences d'occupation du sol entre deux années de référence (Houet, 2006).

Dans une première partie, le site d'étude sera décrit à travers ses caractéristiques géographiques, historiques et socio-économiques afin de poser le contexte de l'étude. Dans une deuxième partie, les données utilisées et la méthodologie mise en place seront détaillées. Dans une troisième partie, les résultats et les analyses qui en découlent seront présentés avant d'être discutées dans une quatrième partie.

Ce stage est à l'initiative de l'unité de recherche (UR) Forêts et Sociétés du CIRAD sur le campus de Baillarguet (Montpellier) et est encadré par Valéry Gond (CIRAD), Julie Betbeder (CIRAD), Lilian Blanc (CIRAD) et Damien Arvor (CNRS) de l'Université de Rennes 2. L'UR Forêts et Sociétés, composée d'une équipe de recherche pluridisciplinaire d'une quarantaine de cadres scientifiques, a pour objectif principal de conserver, valoriser et restaurer les forêts tropicales à travers la mise en place et la promotion de pratiques de gestion durable de leurs ressources au profit des populations locales et de la société en général.

1) Présentation du site d'étude

1.1) Situation géographique

La zone d'étude choisie est la municipalité de Paragominas (superficie de 19342 km²) située au nord-est de l'Etat du Pará au Brésil (figure 3). Il s'agit d'un espace géographique caractéristique d'une zone de front pionnier amazonien ayant connue plusieurs périodes transitoires dans les processus de déforestation et de dégradation de ses espaces forestiers.

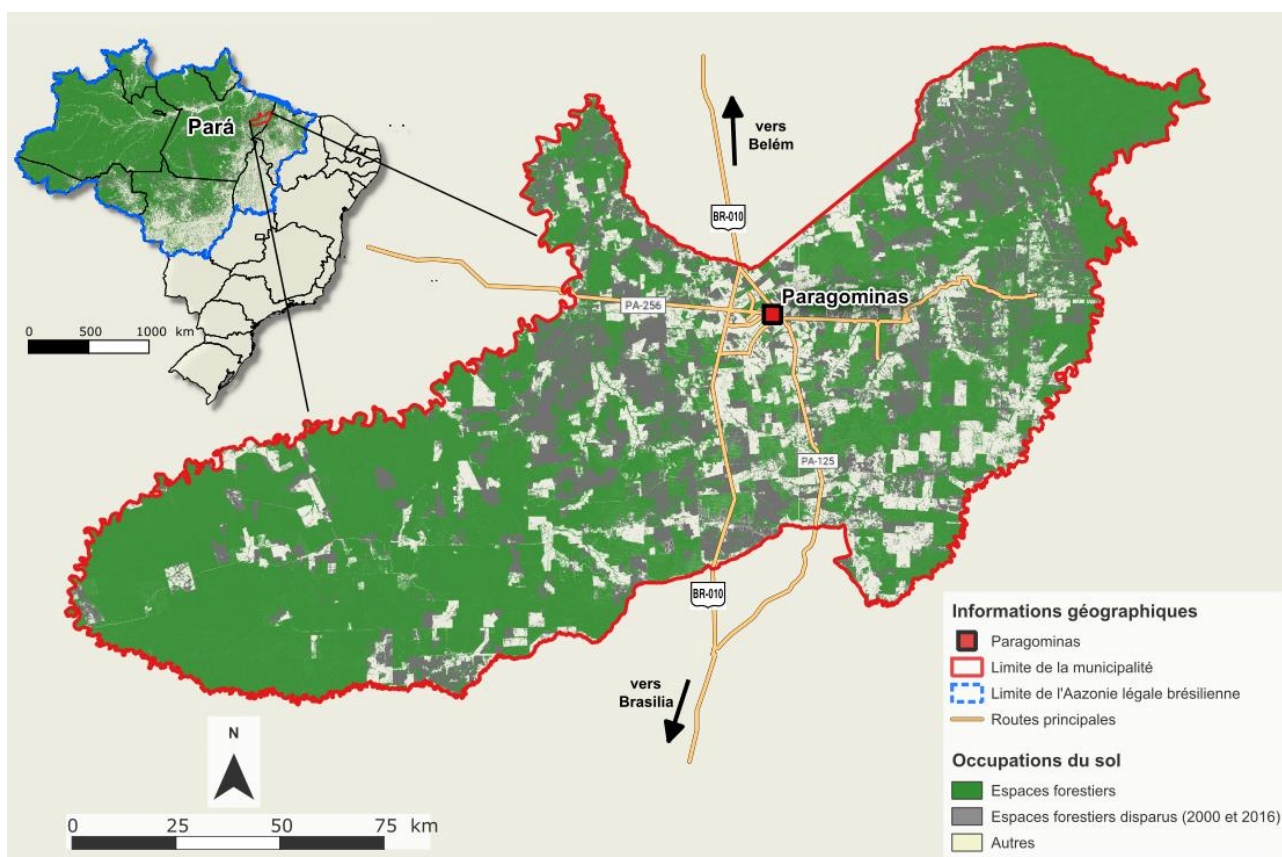


Figure 3 : Paragominas, une municipalité située au sein d'une zone de front pionnier amazonien

Réalisation : Florent Rumiano (M2 GAED-GEOÏDES) **Sources des données :** Open Street Map (OSM) ; Hansen, 2013

1.2) Eléments de contexte géographique

Située proche de l'équateur (2-3° de latitude sud), la municipalité de Paragominas est caractérisée par un climat tropical de type mésothermal humide avec une pluviométrie annuelle moyenne d'environ 1750 mm, une température annuelle moyenne de 26.3°C et une saison sèche comprise entre juin et novembre. Les mois de janvier à juin reçoivent à eux seuls 80% des précipitations annuelles, impliquant de fortes crues et des inondations. L'humidité relative est de 85% toute l'année. La végétation de la région est de type forêt ombrophile de basse altitude, caractérisée par une formation végétale arborée haute et dense.

Le relief est marqué par une succession de talus reliant les basses vallées sableuses (alt. +/- 60m) aux hauts plateaux argileux (« chapadas », alt. +/- 140m). Dans les vallées, les forêts ont été remplacées par les pâturages afin de bénéficier de la présence des cours d'eau. Aujourd'hui, les forêts ne sont présentes principalement que sur les plateaux. Depuis les années 2000, une expansion des cultures sur les plateaux est observée afin de profiter de la fertilité du sol, augmenter les rendements agricoles

et faciliter la mécanisation des exploitations agricoles. Les pentes reliant les vallées aux plateaux sont recouvertes de forêts très dégradées par le feu et l'exploitation du bois ou de forêts secondaires.

1.3) Eléments de contexte historique et socio-économique

Différents modèles économiques se sont succédés et ont façonné au fil du temps le paysage de Paragominas, transformant progressivement l'espace en une mosaïque de paysages forestiers et agricoles. Les premiers colons sont arrivés sur ce territoire au cours des années 1960 pour s'installer sur les domaines fonciers inégalement répartis. Cette distribution hétérogène des terres, dirigée par de riches entrepreneurs, allant de la « fazenda » (domaine agricole) de plusieurs centaines d'hectares à la « fazenda » de milliers d'hectares, ont induit une première segmentation de l'espace qui a eu des conséquences importantes sur la gestion des ressources forestières. Assez rapidement, les cultures sur brulis favorisant l'agriculture vivrière ont été mises en place par les petits agriculteurs sur des parcelles de petite taille (à relativiser avec la superficie du territoire de la municipalité). Les cultures agricoles à visée d'exportation pour différents marchés agro-industriels se sont développées sur les grandes « fazendas » des colons les plus fortunés. Les pâturages destinés à l'élevage de bétail se sont établis (Laurent et al., 2017). Toutes ces activités ont progressivement pris la place de la forêt mature. Si bien que dès le début des années 60, l'élevage est devenu alors le premier modèle de développement adopté à Paragominas (Piketty et al., 2017). La proximité relative avec la ville de Belém (environ 314 km) a permis un acheminement du bétail rapide et a attiré de nombreuses familles fortunées à venir investir à Paragominas. La municipalité est ensuite devenue la capitale du bois au début des années 90, comptant jusqu'à 350 scieries environ. Cette déforestation et dégradation forestière s'est accentuée avec l'arrivée de l'agrobusiness des grains dans les années 2000 dominé par les cultures intensives du soja et du maïs. Dans le même temps, toute la partie nord du municipe a connu également une activité intense de charbonnage.

En 2009, Paragominas a lancé l'initiative du « municipio verde » qui est devenue un modèle de transition vers « un développement vert » (Piketty et al., 2017 ; Colloque CANAL, 2013). Cette initiative s'est inscrite indépendamment et en parallèle des mesures gouvernementales (à partir de 2004) qui visaient à stopper la déforestation à l'échelle de l'Amazonie brésilienne. Paragominas a donc renforcé son positionnement parmi les municipalités du Pará ayant proposées un pacte territorial avec pour objectifs : l'arrêt de la déforestation, la réalisation des cadastres des exploitations agricoles, l'incitation à la restauration ou au reboisement des sols dégradés, l'adoption de bonnes pratiques agricole, d'élevage et forestière (Piketty et al., 2017).

2) Matériels et méthodes

2.1) Approche méthodologique générale

La méthodologie mise en place repose sur deux phases principales (figure 4) :

- La phase de prétraitement : a) prétraitements des données satellitaires (optiques Sentinel-2, Landsat 8 et 5 et radar Sentinel-1) pour l'application de la méthodologie envisagée. b) établissement de trois typologies d'occupation des sols à partir d'une campagne de terrain menée en 2017 et c) prise d'échantillons par photo-interprétation pour les autres années étudiées
- La phase de traitements : a) identification du nombre et des meilleurs indicateurs dérivés des images Sentinel-1 (radar), Sentinel-2 (optique) et Landsat 8 (optique) pour la cartographie des

usages des sols en 2017 via des classifications supervisées utilisant l’algorithme « Random Forest » (RF). b) Cartographie de l’occupation du sol à différentes dates à partir d’une série temporelle d’images Landsat. c) calcul de trajectoires paysagères (métriques paysagères et analyse diachronique) et d) mise en relation des trajectoires paysagères et de l’état des couverts forestiers (les étapes c) et d) constitueront la deuxième partie du stage et n’ont donc pas encore débutées au moment de la rédaction de ce mémoire).

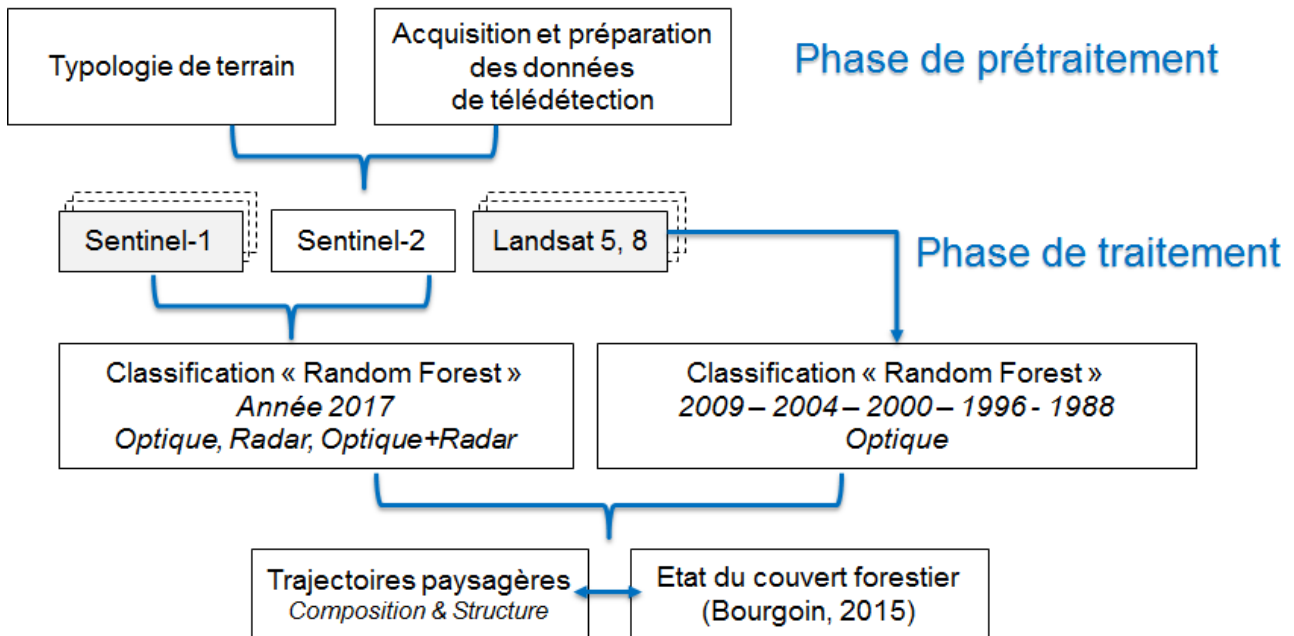


Figure 4 : Organigramme de la méthodologie générale

2.2) Matériels

2.2.1) Données de terrain

a) Données de terrain et protocole d’acquisition

Une mission de terrain de 10 jours a été réalisée en septembre 2017 sur le site d’étude. L’objectif principal était d’effectuer un relevé des différents types d’éléments paysagers caractéristiques de la zone d’étude. Chacun des 328 points GPS relevés a été associé à quatre photographies prises aux quatre points cardinaux et à une description du milieu. Une base de donnée a été réalisée, attribuant pour chaque point : la proximité avec la route, le type de milieu, la structure de la végétation et les espèces indicatrices (dans la strate herbacée, arbustive et arborescente), le type de sol, le pourcentage d’ouverture de la canopée (qualitatif), les indices de la dégradation (cicatrices du feu, coupes à blanc, traces au sol, types de culture…) et leurs coordonnées spatiales (voir annexe 12).

b) Définition de trois typologies pour l’échantillonnage des images Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat

A partir de la base de données terrain, trois typologies différentes ont été établies pour la cartographie de l’occupation des sols à partir des différents capteurs optiques et radar (figure 5) :

- *La typologie détaillée* : qui apporte une précision fine et exhaustive de l’occupation des sols présente sur la zone d’étude
- *La typologie intermédiaire* : qui conserve un degré de précision tout en s’affranchissant d’informations jugées non essentielles pour notre étude comme par exemple la différenciation des différents types de cultures.

- La typologie « grossière » : qui synthétise au maximum la diversité paysagère de Paragominas, permettant ainsi de faire ressortir des informations à plus petite échelle géographique.

Types d'occupation du sol					
Typologie grossière	Typologie intermédiaire	Typologie détaillée	Photo descriptive	Description	Statistiques Typo détaillée
Bâti/route goudronnée	Bâti/route goudronnée	Bâti/route goudronnée		Espaces construits et routes possédant un revêtement	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 1400 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 0,89% • Surface (en Km²) : 0,14
Eau libre	Eau libre	Eau libre		Naturel ou anthropique	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 40500 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 25,81 • Surface (en Km²) : 4,05
Espace forestier	Forêt dégradée	Forêt dégradée		Traces d'exploitation, 3 strates végétaives, hauteur de canopée variable en fonction de l'intensité et du nombre d'exploitation. Plus d'émergent (>30m)	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 28100 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 17,91 • Surface (en Km²) : 2,81
	Forêt dégradée brûlée	Forêt dégradée brûlée		2 strates végétaives, dominance strate inférieure (<3m) et arbres reliques au-delà de 10m. Traces d'exploitation et feu	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 9100 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 5,8 • Surface (en Km²) : 0,91
	Forêt mature, conservée	Forêt mature, conservée		4 strates végétaives, canopée à plus de 30m, émergent au-delà, structure interne intacte	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 15800 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 10,07 • Surface (en Km²) : 1,58
Espace cultivé	Espace cultivé	Mais/ Millet		Champs de maïs cultivé Plantation : de Novembre à Janvier Récolte : de Avril à Mai	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 2900 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 1,85 • Surface (en Km²) : 0,29
		Sorgho		Champs de sorgho cultivé Plantation : de Avril à Mai Récolte : de Septembre à Octobre	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 1500 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 0,96 • Surface (en Km²) : 0,15
		Soja		Champs de soja cultivé Plantation : de Novembre à Janvier Récolte : de Avril à Mai	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 4900 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 3,12 • Surface (en Km²) : 0,49
Pâturage propre	Pâturage propre	Pâturage propre		Strate herbacée inférieure à 1m.	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 4500 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 2,87 • Surface (en Km²) : 0,45
Pâturage sale/Vieille juquiera	Pâturage sale/Vieille juquiera	Pâturage sale		Strate herbacée (1m), présence de ligneux entre 1 et 4m	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 2600 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 1,66 • Surface (en Km²) : 0,26
		Vieille juquiera		Embrousaillement important entre 2-20m, présence d'espèces ligneuses > 4m de haut. Présence d'espèces pionnières (Cecropia) à croissance rapide	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 1300 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 0,83 • Surface (en Km²) : 0,13
plantation	Plantation	Plantation		Eucalyptus, Parica ou association des deux	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 40300 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 25,69 • Surface (en Km²) : 4,03
Sol nu/piste	Sol nu/piste	Sol nu/piste		Routes sans revêtement ou espaces vacants	<ul style="list-style-type: none"> • Nombre de pixels : 4000 • % de l'échantillon en fonction du nombre de pixel : 2,55 • Surface (en Km²) : 0,4

Figure 5 : Tableau des typologies déterminées pour les images Sentinel-1 et Sentinel-2

L'échantillonnage a été réalisé par l'application de polygones autour des points GPS en se basant sur l'image Sentinel-2 de 2017 et a été complété par la prise de nouveaux points par photo-interprétation.

Au final, une base de données de 2285 polygones a été utilisée pour entraîner et valider les classifications.

Spatialement, l'échantillonnage réalisé se répartit équitablement sur l'ensemble de la zone d'étude à l'exception des classes où la représentativité est localisée et ne se retrouve pas ailleurs sur le territoire (la classe du bâti par exemple). (Voir carte annexe 11)

Afin d'effectuer les classifications de l'occupation des sols à l'échelle de Paragominas sur la série d'image temporelle Landsat, la « typologie grossière » développée (figure 5) a été retenue. En effet, en l'absence de points terrain réalisés aux différentes années étudiées il est très difficile de distinguer finement différentes classes d'occupation du sol par photo-interprétation. Les classes « nuages » et « ombres portées » ont été ajoutées afin de classer les nuages et les zones d'ombres présentes sur une partie de nos images Landsat. Un échantillonnage particulier a donc été réalisé sur chacune des images Landsat de la série temporelle par photo-interprétation et appui de la typologie Sentinel de 2017. Au total, six échantillonnages correspondant aux six dates de la série temporelle d'image Landsat ont été réalisés.

2.2.2) Données de l'état du couvert forestier à Paragominas

Une cartographie du niveau de dégradation des forêts de Paragominas a été réalisée par Bourgoïn et al. 2018 à partir de données Sentinel 1 et Sentinel 2. Cette dégradation a été quantifiée par la cartographie de la biomasse hors sol (« Above Ground Biomass » : AGB), indicateur directement corrélé au niveau de dégradation. On observe que ces valeurs sont inégalement distribuées spatialement à l'échelle de la municipalité de Paragominas (figure 6). L'écart entre les valeurs AGB est également très important (s'échelonnant de 57 to 454 Mg·ha⁻¹) ce qui traduit une grande hétérogénéité de la biomasse hors sol sur ce territoire. Les forêts localisées dans le corridor central de 80km de large sont celles qui possèdent les valeurs d'AGB les plus basses et sont très fragmentées. Les forêts situées le plus à l'ouest et le plus à l'est de la municipalité possèdent les valeurs d'AGB les plus élevées. Le pourcentage de forêt dégradée dont les valeurs d'AGB sont situées en dessous 286 Mg·ha⁻¹ représentent 87 % du total des surfaces de forêt à Paragominas. Les espaces forestiers situés au sein de la municipalité de Paragominas sont donc en majorité très dégradés. Cette donnée sera utilisée comme référence de l'état des forêts de Paragominas, que nous chercherons à expliquer par l'étude des trajectoires paysagères.

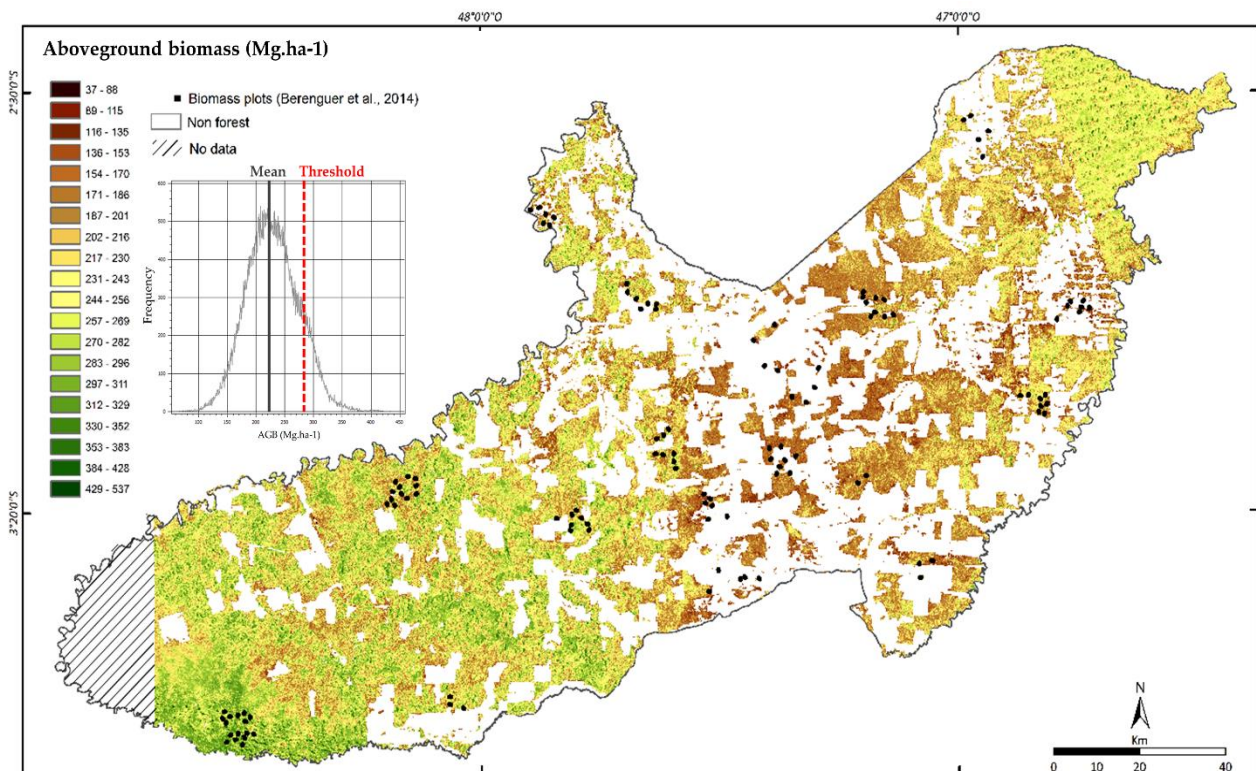


Figure 6 : Valeurs de biomasse hors sol prédites par « random Forest » à l'échelle de la municipalité de Paragominas
Source et réalisation : Bourgoin, 2018

2.2.3) Données de télédétection utilisées et prétraitements

Sur les images satellites optiques, la présence d'une couverture nuageuse plus ou moins importante selon la saison en milieu tropical vient régulièrement perturber l'établissement d'une chronologie régulière d'images satellites sur la totalité d'une zone d'étude donnée (Dursh et al., 2012). L'apport d'images radar comble en partie cette lacune. Elles ne présentent pas de perturbation liée à la couverture nuageuse et permettent donc un suivi régulier d'une zone donnée de jour comme de nuit (Torres et al., 2012 ; Ulaby, 1990). Les images radar sont bien souvent sous-exploitées malgré l'intérêt qu'elles présentent pour la caractérisation de la végétation, en particulier dans les régions du globe où la couverture nuageuse est élevée (Betbeder et al., 2014). Le couplage de données satellitaires optiques et radar s'avèrent très prometteur dans la mesure où les informations qu'elles fournissent sont à priori complémentaires (Betbeder, 2015). Au même titre que les images satellites optiques, les images radar présentent un grand intérêt pour l'évaluation des surfaces en eau, de l'humidité des sols ou encore la caractérisation de la végétation (Betbeder et al., 2014 ; Evans et al. 2013).

Dans le cadre de cette étude, des données optiques dérivées de deux capteurs (Sentinel 2 et Landsat 8), des données radar (Sentinel 1) et le couplage de données optiques et radar (Sentinel 1 et Sentinel 2) ont été évaluées pour cartographier l'occupation des sols à l'échelle de la municipalité de Paragominas pour l'année 2017 (figure 7). Les cartographies de l'occupation des sols pour les autres années a été réalisé à partir de données Landsat 5.

Image satellite radar		Image satellite optique					
Sentinel 1		Sentinel 2		Landsat 8		Landsat 5	
Polarisation	VV/VH	Nombre de bandes spectrales	13 dans le VNIR et le SWIR	Nombre de bandes spectrales	11 (9 dans le visible, 2 dans le thermique)	Nombre de bandes spectrales	7 (6 dans le visible, 1 dans le thermique)
Empreinte de fauchée	250 x 250 (km)	Empreinte de fauchée	290 x 290 (km)	Empreinte de fauchée	185 x 185 (km)	Empreinte de fauchée	170 x 185 (km)
Angle d'incidence	36° - 42°	Angle d'incidence	20,6°	Angle d'incidence	15°	Angle d'incidence	98,2°
Répétitivité de passage	6 jours	Répétitivité de passage	5 jours	Répétitivité de passage	16 jours	Répétitivité de passage	16 jours
Mode d'acquisition	IW	Résolution	10m – 20m – 60m	Résolution	15m – 30m	Résolution	30m – 120m
Mode de balayage	Descendant	Mission et propriétaire	ESA – Programme Copernicus	Mission et propriétaire	NASA – landsat data continuity mission	Mission et propriétaire	NASA – Solar maximum mission
Résolution	10m	Date de lancement	- Sentinel-2A (Juin 2015) - Sentinel-2B (Mars 2017)	Date de lancement	Février 2013	Date de lancement	Mars 1984 – arrêté en Janvier 2013
Mission et propriétaire	ESA – Programme Copernicus	Niveau du produit utilisé	1C	Niveau du produit utilisé	Level 1 Tier 1	Niveau du produit utilisé	Level 1 Tier 1
Date de lancement	- Sentinel1-A (Avril 2014) - Sentinel1-B (Avril 2016)	Nom du capteur	MSI	Nom du capteur	OLI-TIRS	Nom du capteur	MSS et TM

Figure 7 : Informations des différents satellites utilisés dans le cadre de l'étude

a) Images Sentinel-1

Une série temporelle d'images radar Sentinel 1 a été acquise entre novembre 2016 et décembre 2017 à raison d'une image par mois, afin de prendre en considération l'intégralité des cycles culturels annuels à l'échelle de Paragominas. Ces données ont été acquises en bande C, avec une résolution de 10m, un angle d'incidence variant de 36 à 42° (fauchée proximale et fauchée distale respectivement) et une double polarisation (VV et VH). Les données ont été téléchargées gratuitement via la plateforme internet proposée par l'ESA (<https://scihub.copernicus.eu/>) au niveau « level-1 - Ground Range Detected » (GRDH) (figure 7) (voir annexe 1). Ces données permettent d'étudier les coefficients de rétrodiffusion mais ne permettent pas de travailler l'information polarimétrique (car elles sont géocodées et donc « la phase » permettant les traitements polarimétriques n'est plus présente).

Pour couvrir la totalité de la zone d'étude, le téléchargement de trois images correspondant à l'emprise de la grille de projection du programme Copernicus a été nécessaire pour chacune des dates (voir carte annexe 7). En totalité, 42 images radar ont été téléchargées.

b) Images Sentinel-2

Les données Sentinel-2 de niveau 1C ont été sélectionnées. Ce niveau de produit comprend des bandes spectrales de réflectance « Top of Atmosphere » (TOA) qui sont orthorectifiées (figure 7). Seules les bandes 1 (aérosols), 9 (vapeur d'eau) et 10 (cirrus), qui ont une résolution de 60m n'ont pas été conservées pour l'analyse (voir tableau annexe 9).

Neuf tuiles (emprise spatiale d'une image Sentinel-2 en fonction de la grille de projection spatiale déterminée par le programme Copernicus - <https://scihub.copernicus.eu/>) ont été téléchargées afin de couvrir l'intégralité de la superficie de Paragominas (voir carte annexe 7). Chacune de ces tuiles ont été acquises au mois de juillet 2017 afin d'obtenir une mosaïque sans nuage de la zone (maximum de

sept jours entre deux images). Au regard de la couverture nuageuse très présente sur ce site d'étude il n'a pas été possible de constituer une série temporelle de la même manière que pour les images radar.

2.3.3) Images Landsat 5 et 8

Dans le cadre de l'étude, des images Landsat de niveau 1 dans le « Tier 1 » (images Landsat avec la meilleure qualité possible et considérées conformes pour effectuer des analyses temporelles) ont été choisies pour l'analyse (figure 6). Les produits de données standard Landsat niveau 1 sont des images en réflectance au sol déjà corrigées atmosphériquement et géométriquement et dont certains indices de végétation ont déjà été calculés (voir annexe 4). Les indices de végétation sont les suivants (voir annexe 10 pour les formules de calcul) :

- Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)
- Enhanced vegetation index (EVI)
- Normalized difference water index (NDWI)
- Soil-adjusted Vegetation Index (SAVI)
- Modified Soil-adjusted Vegetation Index (MSAVI)
- Normalized difference moisture index (NDMI)
- Normalized Burn Ratio (NBR)
- Normalized Burn Ratio2 (NBR2)

Les images Landsat ont été acquises via le site de l'Institut d'Etudes Géologiques des Etats-Unis (USGS) : <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Seules les images sans couverture nuageuse compromettant l'analyse ont été sélectionnées à l'aide de l'interface de la plateforme « Earth Explorer » de USGS (voir annexe 5). Une série temporelle d'images Landsat 5 et Landsat 8 correspondant aux dates suivantes a donc été constituée : 1988 ; 1995-1996 ; 2000-2001 ; 2004-2005 ; 2009 ; 2017. On notera l'absence de dates intermédiaires entre 2009 et 2017. Cela s'explique par l'indisponibilité d'images sans couverture nuageuse sur une partie ou la totalité de la zone d'étude. Trois tuiles par année sont nécessaires afin de couvrir l'intégralité de la zone d'étude (voir annexe 7).

2.3) Méthodes de traitement

2.3.1) Prétraitements des données de télédétection

Les prétraitements ont été effectués à l'aide du logiciel Sentinel Toolbox (SNAP 6.0), ArcGIS 10.3 et des scripts R spécialement réalisés dans cette optique :

a) Sentinel-1

Etape 1 → La calibration. Ce processus permet de passer des comptes numériques des pixels aux valeurs de rétrodiffusion d'une image radar. La formule suivante a été utilisée :

$$value(i) = \frac{|DN_i|^2}{A_i^2}$$

$$value(i) = \text{one of } \beta^0_i, \sigma^0_i \text{ or } \gamma_i \text{ or } originalDN_i.$$

$$A_i = \text{one of } betaNought(i), sigmaNought(i), gamma(i) \text{ or } dn(i) \quad (1)$$

Etape 2 → Le filtrage du chatoiement ou « speckle filtering ». Le chatoiement est une conséquence du principe d'acquisition cohérente des données radar. Une image radar est constituée de plusieurs cellules de résolution. Au sein de chaque cellule de résolution plusieurs diffuseurs peuvent coexister. Ainsi, la réponse d'une cellule de résolution est la somme cohérente des différents diffuseurs présents au sein de la cellule. L'interférence de ces ondes déphasées entraîne un effet poivre et sel sur l'image connue sous le nom de speckle ou chatoiement. Cet effet dégrade la qualité de l'image et peut rendre son interprétation difficile. Le filtrage est une étape permettant de corriger le chatoiement *via* l'utilisation de différents filtres comme les filtres moyens. Le filtre utilisé dans cette étude est le filtre « Refined Lee » (Lee, 1980) qui permet de ne filtrer que les zones homogènes et de ne pas filtrer les zones hétérogènes afin de conserver le détail dans les images (Lee and Pottier, 2009).

Etape 3 → La correction de terrain. Cette étape permet de superposer les images radar à la topographie de la zone d'étude pour éviter tout décalage spatial, notamment sur les reliefs et ainsi corriger les déformations du terrain. L'algorithme de resampling utilisé est le « nearest neighbour » (ou « plus proche voisin ») et le MNT (modèle numérique de terrain) permettant le calcul est le MNT « Shuttle Radar Topography Mission (SRTM).

Etape 4 → La conversion des images radar en décibel. Contrairement aux données linéaires issues de la calibration des images radar, les données en décibel sont des mesures relatives qui correspondent à des différences proportionnelles entre des valeurs logarithmiques. Cette conversion permet d'étirer les valeurs des pixels. La formule appliquée est la suivante : $\sigma^{db} = 10 * \log_{10}(\sigma^{\circ})$ (2)

Etape 5 → Calcul des textures à partir des bandes VV et VH. Le calcul des textures des images radar a été réalisé à partir de leur matrice de co-occurrence des niveaux de gris. Parmi les nombreux indices de textures qui peuvent être calculés à partir des données radar les indices de textures moyennes, entropiques, de dissemblance et d'homogénéité (Haralick et al., 1973) ont été calculés à partir du package R « GLCM » développé par Alex Zvereff car ils ont montré leur potentiel pour cartographier l'occupation des sols (Inglada et al., 2016). Une fenêtre de 5*5 pixels a été choisie pour réaliser ces calculs.

Etape 6 → Création d'une mosaïque pour chacune des dates sélectionnées, soit un total de 14 mosaïques comprenant les deux bandes VV et VH.

⇒ En sortie des prétraitements, nous obtenons une image compilant les bandes VV et VH et les quatre bandes de textures (moyenne, entropie dissemblance, homogénéité) reprojctées et découpées en fonction de la zone d'étude pour chacun des 14 mois de la période considérée pour l'étude. Soit un total de 56 images et 140 variables.

Se reporter à l'annexe 3 pour une description plus détaillée de la méthodologie.

b) Sentinel-2

Etape 1 → Application de corrections atmosphériques sur les images brutes. Des corrections atmosphériques ont été réalisées *via* l'utilisation de l'application Sen2cor 2.5.5 (version mise à jour en mars 2018) développé par l'ESA qui permet la génération et le formatage des produits Sentinel-2 de niveau 1C au niveau 2A. Sen2cor effectue les corrections atmosphériques et géométriques. Il crée des images de réflectance corrigées dites de réflectance au sol, des cartes de classification des scènes et des indices de qualité pour les nuages .

Etape 2 → Ré-échantillonnage des bandes de 20m de résolution spatiale à une résolution de 10m. Cette étape dite de « resampling » permet une homogénéisation de l'ensemble des bandes spectrales considérées pour la classification.

Etape 3 → Reprojection des tuiles Sentinel-2 dans le système de coordonnées de référence choisit pour l'étude. Le territoire de Paragominas se répartit sur deux projections différentes (WGS 84 UTM 22S et WGS 84 UTM 23S). La majorité des tuiles Sentinel-2 étant projetée en WGS 84 UTM 22S, il a été déterminé de convertir l'ensemble des tuiles Sentinel-2 de l'étude en fonction de ce système de projection afin d'éviter toute erreur de traitement, notamment en ce qui concerne la création de la mosaïque et le découpage de cette dernière à l'emprise de la zone d'étude.

Etape 4 → Calcul d'indices de végétation. Différents indices de végétation ont été sélectionnés puisqu'ils ont montré leur potentiel à discriminer différentes classes de végétation (DeFries et al., 2000 ; Hansen et al., 2000 ; Loveland et al., 2000). Le NDVI, l'EVI, le NDWI, le SAVI ont été calculés à l'aide d'un script R (voir annexe) à partir des images mosaïquées, découpées et projetées lors de l'étape 3. Le « Leaf area index » (LAI), le « Fractional Vegetation Cover » (FCOVER) et le « Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation » (FAPAR) ont quant à eux été calculés à partir de SNAP d'après le modèle de transfert radiatif PROSAIL (Jacquemoud et al., 2009).

⇒ Au total, une image constituée de neuf tuiles et contenant 17 variables (bandes spectrales et indices de végétation) sera utilisée pour l'analyse.

Se reporter à l'annexe 2 afin pour une description plus détaillée de la méthodologie.

c) Landsat 5 et Landsat 8

Les images satellites sont organisées et intégrées au sein d'un système de fichiers à la suite du désarchivage du produit brut directement téléchargé afin de faciliter les traitements ultérieurs. L'intégralité des bandes se trouvant dans l'archive du produit brut n'ont pas été conservées pour l'analyse. Seules les bandes (B2, B3, B4, B5, B6, B7) et les indices spectraux (EVI, MSAVI, NBR, NBR2, NDMI, NDVI, SAVI) ont été considérés. Chacune des tuiles a été reprojétée dans le système de projection de référence (WGS84 UTM 22N) afin de pouvoir effectuer la mosaïque des trois tuiles qui couvrent l'intégralité du territoire de Paragominas. Enfin, les mosaïques sont découpées en fonction de l'emprise spatiale de la zone d'étude afin de conserver uniquement les données utiles à l'analyse.

⇒ En sortie des prétraitements, une image pour chacune des six dates de la série temporelle, projetée et découpée selon l'emprise de la zone d'étude et comprenant 13 bandes est obtenue, soit 6 images de 13 variables.

Se reporter à l'annexe 6 afin pour une description plus détaillée de la méthodologie.

2.3.2) Evaluation des données Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat pour la cartographie de l'occupation du sol en 2017

La méthode de classification a été appliquée pour l'année 2017 sur les images Sentinel-1, Sentinel-2, sur la combinaison des images Sentinel-1 et Sentinel-2, et sur les images Landsat 8 pour les trois typologies déterminées. Il est dès lors possible d'effectuer des comparaisons effectives des résultats des classifications obtenues via l'application de l'algorithme « Random Forest » par type de capteur et pour l'utilisation combinée de données optiques et radar.

L'algorithme de classification retenu est celui de la méthode des forêts aléatoires (Random Forest, ou RF ; Breiman, 2001). En effet, ce dernier a été utilisé pour la classification d'images satellitaires

dans de nombreux travaux (Grinand et al., 2013 ; Gislason et al., 2006) et a permis dans de nombreux cas d'obtenir de meilleurs résultats que d'autres méthodes utilisées pour la classification comme le maximum de vraisemblance ou les machines à vecteur de support (Grinand et al., 2013 ; Schneider, 2012 ; Gislason et al., 2006). De plus, il a été montré que cette méthode est robuste pour classer de grandes étendues, permet de gérer les erreurs d'échantillonnages et fournit un « score » d'importance aux différentes variables utilisées en entrée du modèle (Pelletier, 2017). RF utilise un grand nombre d'arbres de décision construits chacun avec un sous-échantillonnage différent de l'ensemble d'apprentissage. Pour chaque construction d'arbre, la décision à un nœud est faite en fonction d'un sous-ensemble de variables tirées au hasard. L'algorithme utilise ensuite l'ensemble des arbres de décision produits pour faire la prédiction, avec un vote à la majorité (source : <http://www.duclert.org/r-apprentissage/random-forest-R.php>).

La méthode de classification mise en place est la suivante (figure 8) :

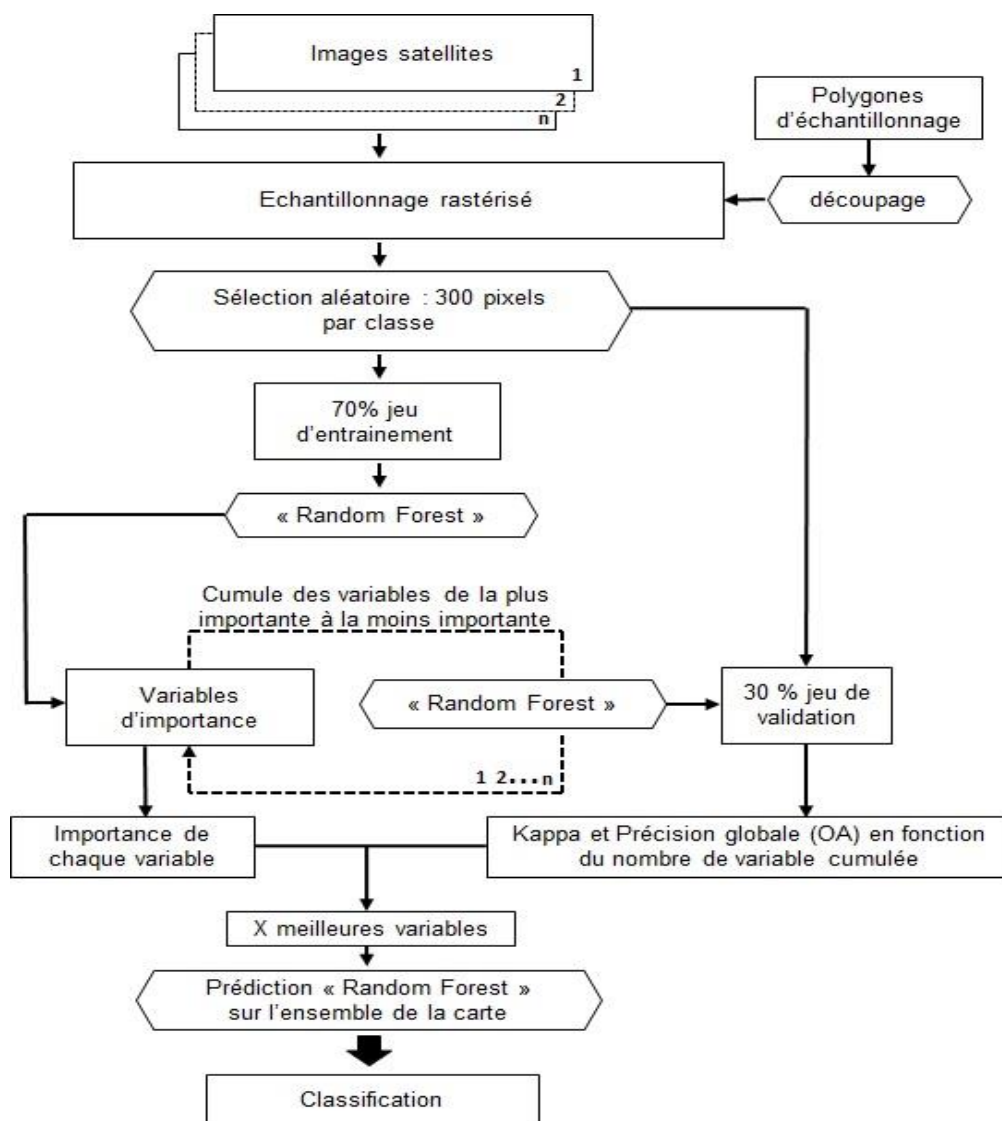


Figure 8 : Organigramme de la classification supervisée selon la méthode "Random Forest". Le processus décrit sur cet organigramme est itéré 50 fois à partir de l'étape de la rasterisation des échantillons et a été appliqué à différents jeux de données : Sentinel 1, Sentinel 2, Landsat 8, Sentinel 1 et Sentinel 2 pour les trois typologies présentée section 2.2.1

Elle se base sur les étapes suivantes :

Etape 1 → 70 % des 2285 polygones échantillonnés (section 2.2.1) ont été utilisés pour constituer un jeu d'entraînement de la classification et 30% un jeu de validation. Au sein de ces deux jeux de

données 300 pixels par classes ont été sélectionnés aléatoirement pour un total de 3900 pixels d'entraînements et de validation pour la typologie détaillée, 3000 pixels pour la typologie intermédiaire et 2400 pixels pour la typologie grossière.

Etape 2 → L'algorithme RF a été appliqué à l'ensemble des variables dérivées des données de télédétection, nous permettant d'obtenir un classement des variables par ordre d'importance. Au sein du jeu d'entraînement (in-bag), les valeurs d'une variable sont aléatoirement permutées avant une classification supplémentaire par l'arbre. La différence d'erreur sert d'estimation de l'importance de la variable. La mesure est effectuée pour chaque variable, sur chaque arbre et est moyennée sur la forêt.

Etape 3 → Afin de déterminer le nombre optimum de variables nécessaires pour classer l'occupation du sol de la zone d'étude avec une précision suffisante (Indice de kappa compris entre 0,7 et 1) l'algorithme RF a été de nouveau appliqué pour des sous jeux de données considérant dans un premier temps la première variable d'importance (rang 1) puis les deux premières variables d'importance, puis les trois premières variables d'importances etc... jusqu'au cumul de l'ensemble des variables de l'image en entrée du modèle. Aussi, n (nombre de variables) = 17 pour les images Sentinel-2 ; n = 140 pour les images Sentinel-1 ; n = 157 pour la combinaison des images Sentinel-1 et 2 ; n = 14 pour les images Landsat 8.

Etape 4 → L'indice de kappa (coefficient qui exprime une différence relative entre la proportion d'accord observée et la proportion d'accord aléatoire d'un ensemble d'items), la précision globale (nombre d'items correctement prédits rapporté au nombre d'items total) et la matrice de confusion (outil servant à mesurer la qualité d'un système de classification) ont ensuite été calculé à partir des données de validation sur chacun de ces sous-ensembles de variables.

=> L'ensemble de ce processus a été itéré 50 fois afin de s'affranchir des biais liés aux données d'entraînements et de validation. Ceci nous a permis d'obtenir un « score d'importance » pour chaque variable correspondant au rang (classement) cumulé de chaque variable pour chacune des itérations. Deux graphiques ont ainsi pu être réalisés. Le premier montre le nombre de variables en fonction de l'indice de kappa. Il permet de repérer pour l'ensemble des itérations à partir de combien de variables l'indice de kappa se stabilise. Le second affiche les scores d'importances de l'ensemble des variables pour l'ensemble des itérations et nous permet ainsi de déterminer quelles sont les variables les plus importantes.

=> L'obtention des images classifiées finales se fait après application de l'algorithme RF uniquement sur le nombre de variables et les variables les plus discriminantes.

La méthode développée pour l'obtention des classifications et utilisant l'algorithme « Random Forest » repose sur la modification et l'adaptation d'un script R réalisé initialement par la doctorante Audrey Mercier (Université de Rennes 2) et Julie Betbeder (CIRAD).

2.3.3) Cartographie de l'occupation du sol à partir d'images Landsat pour les années 1988, 1995-1996, 2000-2001, 2004-2005, 2009

Le processus de classification est le même que celui appliqué pour les images Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat 8 (voir 2.3.2). Pour chaque date, le jeu d'échantillonnage basé sur la typologie grossière (voir 2.2.1) est utilisé. Une seule itération est effectuée au sein de la méthode « Random Forest » développée dans le cadre de cette étude. Seules les meilleures variables estimées sont utilisées pour la classification finale.

2.3.4) Analyse des trajectoires paysagères

Cette partie est présente dans ce rapport à titre indicatif et fera l'objet de traitements lors des trois mois de stage restant. La méthodologie envisagée est sujette à changements.

a) Calcul de métriques paysagères (composition et configuration)

A partir de la cartographie de l'occupation du sol dérivée de données de télédétection, il est possible de mesurer différentes métriques traduisant la structure des paysages à différentes échelles. Un paysage est généralement constitué de plusieurs classes d'occupation du sol. L'agencement et l'organisation spatiale de ces classes dans l'espace détermine dès lors la structure des paysages. Cette structure paysagère permet ainsi de représenter des conditions environnementales relativement homogènes à une échelle particulière (Burel and Baudry 2003).

Les métriques paysagères mesurent un ensemble de paramètres spatiaux tels que :

- La surface totale des différents éléments du paysage
- Le nombre de taches (fragments) de chacun de ces éléments
- Le périmètre des taches (leur contact avec un autre milieu permettant d'étudier les effets lisières) qui augmente avec l'augmentation du nombre de taches des éléments du paysage, puis diminue lorsque la superficie de ces derniers décroît
- Le ratio surface/périmètre, qui est une mesure de l'importance des lisières
- Le nombre d'interfaces entre les éléments du paysage qui permet de refléter la disposition spatiale des éléments.
- L'hétérogénéité du paysage qui peut se mesurer à l'aide de différentes métriques comme par exemple la métrique d'hétérogénéité dérivée de la formule de Shannon (Burel et Baudry, 2003). Voici la formule permettant le calcul de métrique d'hétérogénéité :

$$H = - \sum p(i,j) \log p(i,j) \quad (3)$$

Où « i » et « j » correspondent à deux pixels adjacents horizontalement et verticalement, appartenant à deux classes différentes. La prise en compte de couples de pixels (i, j) équivaut à une mesure de leur connectivité spatiale, connectivité intra et inter-taches. L'hétérogénéité augmente avec le nombre de classes d'occupation du sol représentant le paysage mais également avec la complexification de l'arrangement spatial de ces éléments. Ainsi, d'autres métriques d'hétérogénéité peuvent également être utilisées, elles reflètent notamment l'hétérogénéité liée à l'agrégation des taches d'occupation du sol ou encore liée au degré de fragmentation du paysage étudié (Burel and Baudry 2003).

- Le grain du paysage qui est une mesure du gradient d'ouverture du paysage. Cette métrique permet de décrire des gradients de structures paysagères, allant de structures fermées présentant de nombreux petits éléments (grains fins) à des structures ouvertes présentant des éléments plus grands (grains grossiers) (Vannier et al. 2011).

L'analyse spatiale des métriques paysagères calculées à un temps t permet de quantifier et de qualifier un paysage à un instant donné, elle ne permet pas d'étudier leurs dynamiques temporelles.

b) Analyse diachronique des trajectoires d'occupation du sol (matrices de transitions)

Les matrices de transitions représentent des trajectoires (par exemple des surfaces agricoles ayant été remplacées par du bâti entre une année N et une année N+1) qui projettent un résultat visuellement interprétable et apportent une dimension de temporalité à l'analyse. Cette méthode est indissociable d'une réflexion en amont sur les éléments que l'on souhaite mettre en évidence afin de répondre à une problématique bien définie. Elles permettent de mesurer :

- l'intensité des transferts d'occupation du sol (compare ce qui a changé de ce qui n'a pas changé)
- Le devenir d'un type d'occupation du sol
- la provenance d'un type d'occupation du sol
- l'analyse des variations d'occupation du sol en termes de pertes et de gains

On re-classifie les rasters d'entrée au modèle en fonction de la typologie mise en place. Il est important qu'un pixel soit indexé à une classe par un « entier ». On détermine ensuite les trajectoires que l'on souhaite mettre en évidence a priori afin de leur attribuer un code couleur représentatif au sein d'un SIG pour une bonne interprétation. On effectue enfin une addition entre le raster de l'année N et le raster de l'année N+1 selon la formule suivante : **Raster N x 100 + Raster N+1** (4)

2.3.5) Mise en relation entre l'état du couvert forestier et les trajectoires paysagères

Il sera intéressant de démontrer la relation voire la corrélation existante entre la structure des paysages et son évolution dans le temps et dans l'espace avec la dégradation des espaces forestiers. En ciblant des zones géographiques à petite échelle, il est possible de démontrer la dégradation d'un paysage via la mise en relation de l'état du couvert forestier avec la carte de biomasse (figure 6) et l'évolution des métriques paysagères. Des analyses cartographiques et statistiques comparatives sont envisagées.

3) Résultats et analyses

3.1) Résultats des classifications en 2017

3.1.1) Choix du nombre d'indicateurs et des indicateurs les plus discriminants dérivés de données Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat 8 et pour classer l'occupation du sol

Les résultats présentés dans cette section sont ceux obtenus à partir de la typologie la plus détaillée :

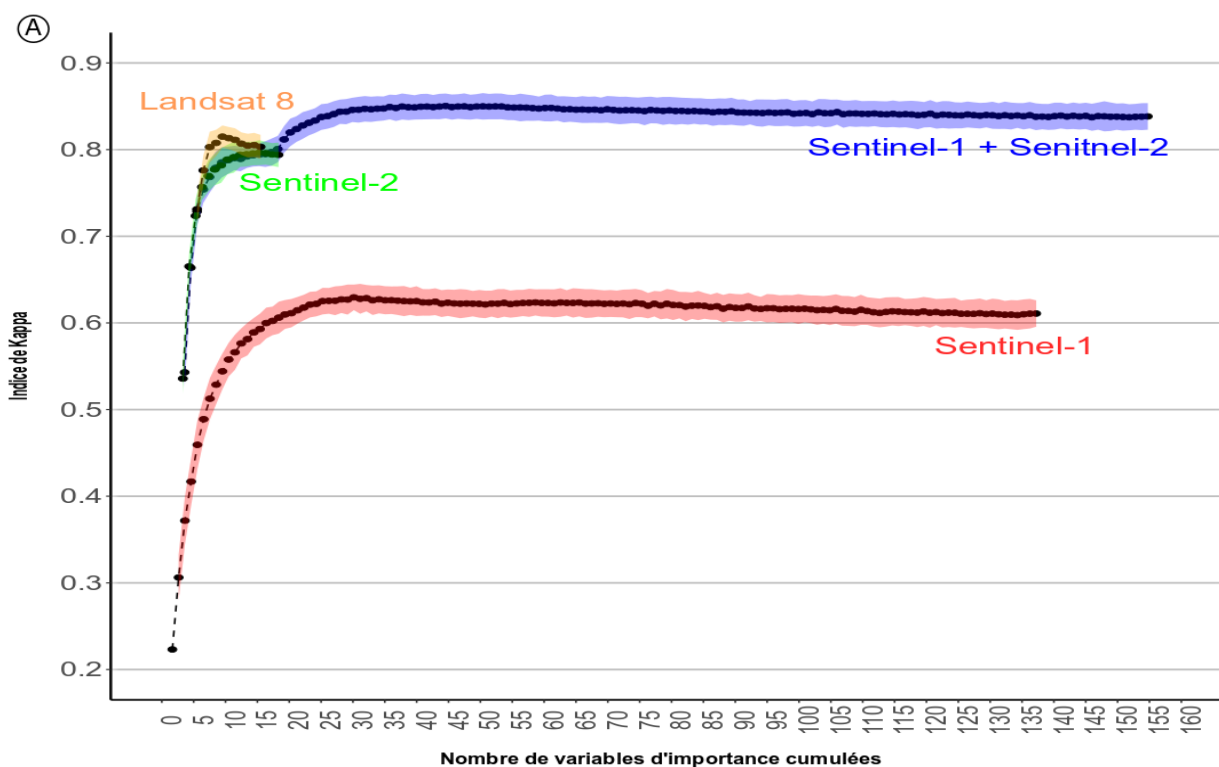
- Images radar Sentinel-1 : La classification sur les images radar est celle qui donne les moins bons résultats. L'indice de kappa moyen, sur l'ensemble des 50 itérations, atteint une valeur maximale de 0,63. L'indice de kappa se stabilise à partir du cumul de 30 variables sur les 140 variables prises en compte au total (kappa de 0,61). Les variables de texture moyennes sont les variables les plus discriminantes qui donnent les meilleurs résultats de classification ainsi que, dans une moindre mesure (au-delà des dix variables les plus importantes), les bandes VH des mois de novembre et de décembre (figure 8b).

- Images optiques Sentinel-2 : la classification donne des résultats très satisfaisants. Les indices de kappa, sur l'ensemble des 50 itérations, atteignent une valeur moyenne maximale de 0,81. Les indices de kappa se stabilisent à partir du cumul de 7 variables sur les 17 variables totales prises en compte pour la classification (kappa de 0,78) (figure 8a). On observe que les bandes spectrales B12, B11 et B5 (bandes dans l'infrarouge à courte longueur d'onde et le proche infrarouge) sont celles qui

ressortent le plus souvent. Les indices de végétation et les variables biophysiques n'apparaissent pas très significatifs à l'exception du NDWI et du LAI (figure 8b).

- Combinaison des images radar Sentinel-1 et optiques Sentinel-2 : La classification issue de l'utilisation combinée des données radar et optiques présente les meilleurs résultats. Les valeurs de l'indice de kappa moyen atteignent une maximale de 0,85 (figure 8a). Les indices de kappa se stabilisent à partir du cumul de 30 variables (kappa de 0,83). Cependant, les dix premières variables d'importance sont toutes des variables optiques. Les bandes spectrales B12, B11 et B5 (bandes dans l'infrarouge à courte longueur d'onde et le proche infrarouge) sont de nouveau les plus importantes. Les indices de végétation et les variables biophysiques sont plus présents que pour la classification des images optiques seules. Le LAI et le NDWI sont, comme sur la classification des images optiques, considérés. Le NDVI fait son apparition (figure 8b). On remarque donc que malgré l'apport des images radar, les bandes spectrales des images optiques sont les variables les plus importantes pour la classification même si les bandes radar de textures moyennes pour les polarisation VV et VH influencent également la classification et se classent parmi les trente premières variables d'importances.

- Images Landsat : La classification donne des résultats comparables à ceux obtenus par la classification des images Sentinel-2. Les valeurs de l'indice de kappa moyen, après les 50 itérations générées, atteignent une maximale de 0,83. Les indices de kappa se stabilisent à partir du cumul de 8 variables sur les 14 variables totales que compte l'image en entrée du modèle (figure 8a). Les bandes spectrales B10, B3 et B5 (bande spectrales thermique, proche infrarouge et vert) sont les variables donnant les meilleurs résultats pour la classification. On remarque également la présence de trois indices que sont le NBR2, le NBR et de NDWI parmi les variables les mieux classées après traitement des images Landsat par l'algorithme. Même si les résultats de classification combinant les images optiques et radar sont supérieurs, les classifications sur les images optiques Sentinel et Landsat ne nécessitent que respectivement 7 et 8 variables au maximum pour que l'indice de kappa se stabilise à un niveau satisfaisant (moins que les 30 variables nécessaires lors de la classification sur la combinaison des images optiques et radar).



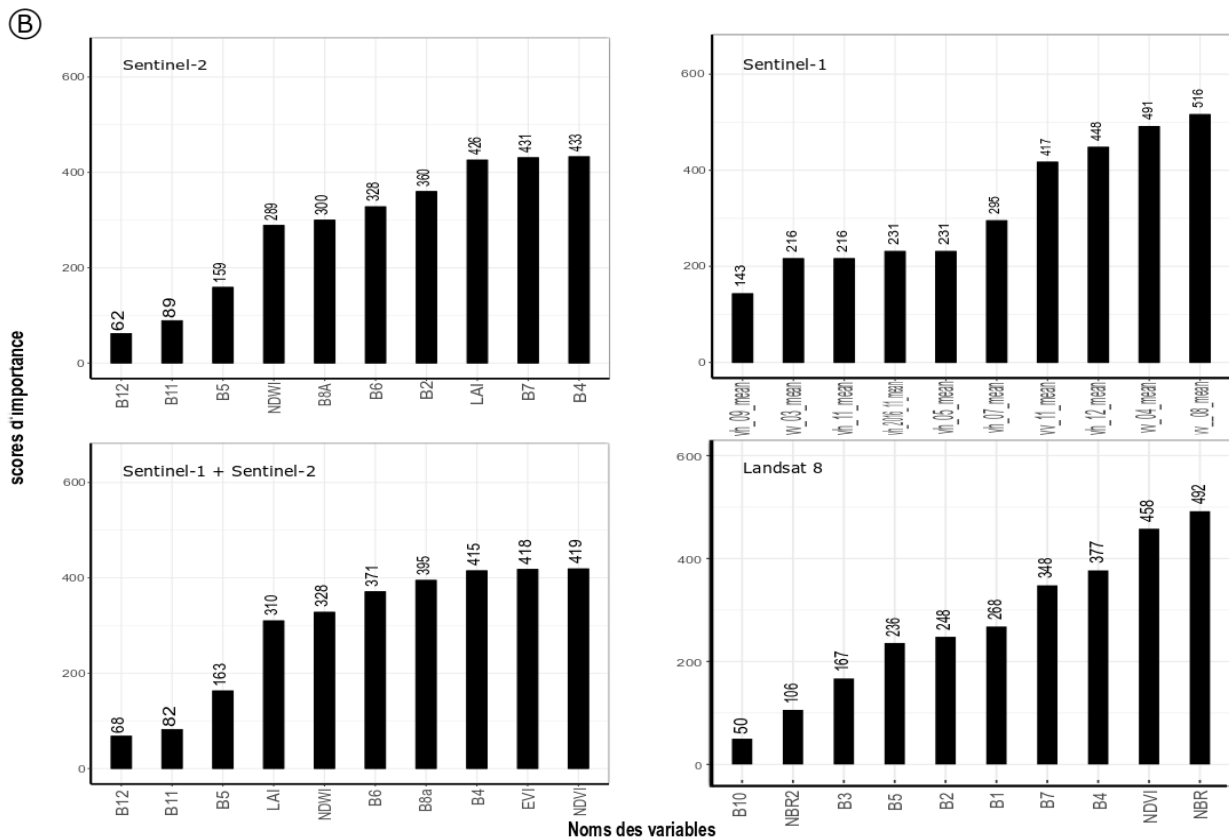


Figure 9 : A) Evolution du Kappa en fonction de l'accumulation des variables d'importances B) Scores des 10 variables les plus importantes pour la classification (plus le score est petit, plus la variable est importante).

Le classement des scores d'importance des variables suit la logique suivante : plus ce dernier est faible, plus l'importance de la variable au niveau de la classification est grande. A titre d'exemple, une variable classée plusieurs fois en rang numéro 1 (donc très discriminante) présentera un score plus petit qu'une variable classée plusieurs fois dans des rangs plus éloignés. La Figure 9 démontre que les scores des deux premières variables d'importance (B12 et B11) issues de la classification à partir des images Sentinel-2 (figure 9b), sont de loin inférieurs aux autres variables. Elles sont donc très importantes pour discriminer les différentes classes d'occupation du sol. Ceci démontre l'impact de l'infra-rouge court vis-à-vis des résultats de classification au regard de l'importance des 16 autres variables. Il est à noter que le proche infra-rouge ressort également comme la variable la plus importante pour la classification.

3.1.2) Comparaison des résultats issus des classifications des trois typologies pour les données Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat 8

Pour l'ensemble des capteurs considérés ici, l'indice de kappa et la précision globale augmentent progressivement à mesure que la typologie appliquée en entrée de la classification perd en précision (tableau 1). Pour les images Sentinel-1, par exemple, l'indice de kappa passe de 0,51 pour la typologie détaillée contre 0,57 pour la typologie intermédiaire et 0,64 pour la typologie grossière.

On remarque également que l'écart de la précision globale et de l'indice de kappa n'est pas régulier d'une typologie à l'autre pour chacun des capteurs. En revanche, pour l'ensemble des capteurs, que cela soit l'indice de kappa ou la précision globale, leurs valeurs croient à mesure que la typologie perd en précision (tableau 1).

Les images Sentinel-1 sont celles ayant les moins bons résultats à la suite de la classification appliquée sur les variables d'importance sélectionnées. Les images Landsat 8 ont des résultats relativement proches des images Sentinel-2 mais sur une résolution inférieure. Ils présentent cependant un degré de détail moindre d'un point de vue de visuel (Figure 11 a et b) et ce, quel que soit la typologie. La combinaison des images Sentinel-1 et Sentinel-2 donne les meilleurs résultats comme constaté en section 3.1.1, quelle que soit la typologie utilisée.

	Sentinel-1		Sentinel-2		Sentinel-1 + Sentinel-2		Landsat 8	
	Indice de kappa	Précision globale	Indice de kappa	Précision globale	Indice de kappa	Précision globale	Indice de kappa	Précision globale
Typo détaillé	0,51	0,55	0,78	0,79	0,83	0,85	0,81	0,83
Typo intermédiaire	0,57	0,61	0,79	0,81	0,83	0,85	0,82	0,84
Typo grossière	0,64	0,68	0,83	0,85	0,85	0,87	0,85	0,87

Tableau 1 : Comparaison des indices de kappa et de précision globale moyens sur nos différentes images Sentinel et Landsat 8 pour l'année 2017

Pour la typologie détaillée sur les images Sentinel-2, on observe une disparité dans la précision de classement des différentes classes de la typologie (figure 10). Les classes les moins bien classées sont les forêts dégradées, les pâturages sales et les plantations avec des indices de précision estimée de 0,53 – 0,61 et 0,64 respectivement. Les pâturages propres, les sols nus et les vieilles juquiers (espaces laissés en jachère) sont assez bien classés avec des indices de précision estimée de 0,74 – 0,73 et 0,79 respectivement. Le reste des classes de la typologie sont bien voire très bien classées par l'algorithme RF avec des indices de précision estimée s'échelonnant de 0,80 à 0,99. La classe « eau libre » obtient l'indice le plus élevé avec la quasi-totalité des pixels d'entraînement classés correctement par l'algorithme RF.

Il existe quelques différences entre les indices de précision estimée et les indices de précision réelle selon les classes de la typologie détaillée sur la classification des images Sentinel-2, Sentinel-1 et la combinaison Sentinel-1 Sentinel-2. Ce n'est en revanche pas le cas sur la classification Landsat 8 qui conservent une similarité entre les précisions réelles et les précisions estimées sur la totalité des classes de la typologie. Sur la classification Sentinel-2, par exemple, on peut noter une différence notable pour la classe de forêt mature conservée. Son indice de précision réelle est de 0,63 contre 0,53 pour l'indice de précision estimée. Il en va de même pour les classes de plantation, sol nu / piste et de pâturage sale. Ces classes sont au final celles, à l'exception des sols nus/ pistes, que l'algorithme RF a le moins bien classifié. En revanche, toutes les autres classes ont vu une augmentation de leur indice de précision estimée vis-à-vis de leur indice de précision réelle.

Pour la classification des images Landsat 8, on remarque qu'il existe une confusion comparable aux autres capteurs en ce qui concerne les trois différents types de forêts de la typologie avec, par exemple, une précision réelle (0,63) sur la classe de forêt dégradée similaire pour la classification des images Landsat 8 et Sentinel-2. En revanche, les forêts matures conservées sont beaucoup mieux classées sur les images Landsat 8 que les images Sentinel-2. La précision réelle est de 0,75 en sortie de classification des images Sentinel-2 contre 0,92 pour la classification issue des images Landsat 8. Sur l'ensemble des autres classes de la typologie, les précisions réelles et estimées restent comparables et dans le même ordre de grandeur pour les deux capteurs.

Les matrices de confusion des autres capteurs pour la typologie détaillée sont présentes en annexe (voir annexe 8).

Typologie détaillée - Sentinel-2															
	bâti / route goudronnée	eau libre	forêt dégradée	forêt dégradée brûlée	forêt mature conservée	maïs / millet	pâturage propre	pâturage sale	plantation	soja	sol nu / piste	sorgho	vieille juquiera	somme	précision réelle
bâti / route goudronnée	275,94	0,04	0,02	0	0	0,32	0,84	0	0	0,98	20,7	0	0	298,84	0,92
eau libre	0,22	299,64	0,04	0,06	0,08	0	0	0	0	0	0	0	0	300,04	1,00
forêt dégradée	0	0,04	160,38	21,36	29,86	0	0	1,76	35,88	0	0,02	0	6,06	255,36	0,63
forêt dégradée brûlée	0,34	0,18	25,28	240,78	1,96	0	0	4,68	33,66	0	0,22	0	11,12	318,22	0,76
forêt mature conservée	0	0,1	70,54	4,36	258,96	0	0	0	9,82	0	0	0	0	343,78	0,75
maïs / millet	1,18	0	0	0	0	255,06	6	3,22	0,2	11,3	27,48	8,38	0	312,82	0,82
pâturage propre	2,9	0	0,34	0,62	0	9,06	221,04	53,36	2,04	0,28	9,26	8,46	8,5	315,86	0,70
pâturage sale	0,4	0	1,24	3,92	0,1	3,52	49,96	182,42	5,24	0,02	2,86	2,76	19,08	271,52	0,67
plantation	0,06	0	27,88	15,96	9,04	0	0,28	6,82	191,96	0	0,08	0	17,16	269,24	0,71
soja	2,4	0	0	0	0	10,28	0,76	0,06	0,2	279,1	15,26	0,22	0	308,24	0,91
sol nu / piste	15,88	0	0,02	0	0	14,68	3,12	0,46	0,04	8,04	218,86	3,48	0	264,58	0,83
sorgho	0,46	0	0	0	0	7,08	10,38	10,46	0,36	0,32	5,1	276,7	0	310,86	0,89
vieille juquiera	0,22	0	14,26	12,94	0	0	7,62	36,76	20,6	0	0,16	0	238,08	330,64	0,72
somme	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	3098,88	3900,00
précision estimée	0,92	1,00	0,53	0,80	0,86	0,85	0,74	0,61	0,64	0,93	0,73	0,92	0,79	3900,00	
PG	0,79														
PC	0,08														
Kappa	0,78														

Figure 10 : Matrices de confusion moyennes des quatre différents capteurs utilisés pour la classification selon la typologie détaillée sur l'année 2017

3.1.3) Résultat de la cartographie de l'occupation du sol pour l'année 2017 (comparaison entre les résultats sur Sentinel-2 et Landsat 8)

Nous ne présenterons dans cette section que les résultats cartographiques issus des images Sentinel 2 et Landsat 8 car ce sont celles qui obtiennent les meilleurs résultats et qui ne nécessitent qu'un faible nombre d'indicateurs en entrée de classification.

Si les indices de kappa sont proches à l'issue des classifications (0,78 pour les images Sentinel-2 et 0,81 pour les images Landsat 8), on constate que les résultats des classifications se traduisent par des différences notables d'un point de vue visuel (figure 11 a et b).

A l'ouest de Paragominas notamment, sur la carte d'occupation du sol issue des images Landsat 8 (figure 11a), on observe une représentativité importante des forêts dégradées. Ces dernières représentent 38% de la surface totale de la zone d'étude. Sur la carte d'occupation des sols issue des images Sentinel-2 (figure 11b), les forêts dégradées ne représentent plus que 22 % de la surface totale de la zone d'étude, soit une différence relativement importante de 16%. Cela se traduit par une différence de superficie de l'ordre de 3100 km².

Cette différence s'observe toujours dans la partie occidentale de la zone d'étude où on observe une importante représentativité des forêts matures conservées. En effet, sur la carte d'occupation du sol issue des images Sentinel-2, la part des forêts matures conservées au regard des trois classes de forêts déterminées au sein de la typologie détaillée (figure 5) est de 47 % contre 20 % sur la carte d'occupation du sol issue des images Landsat 8. Soit une représentativité doublée ou divisée par deux d'une carte d'occupation du sol à l'autre.

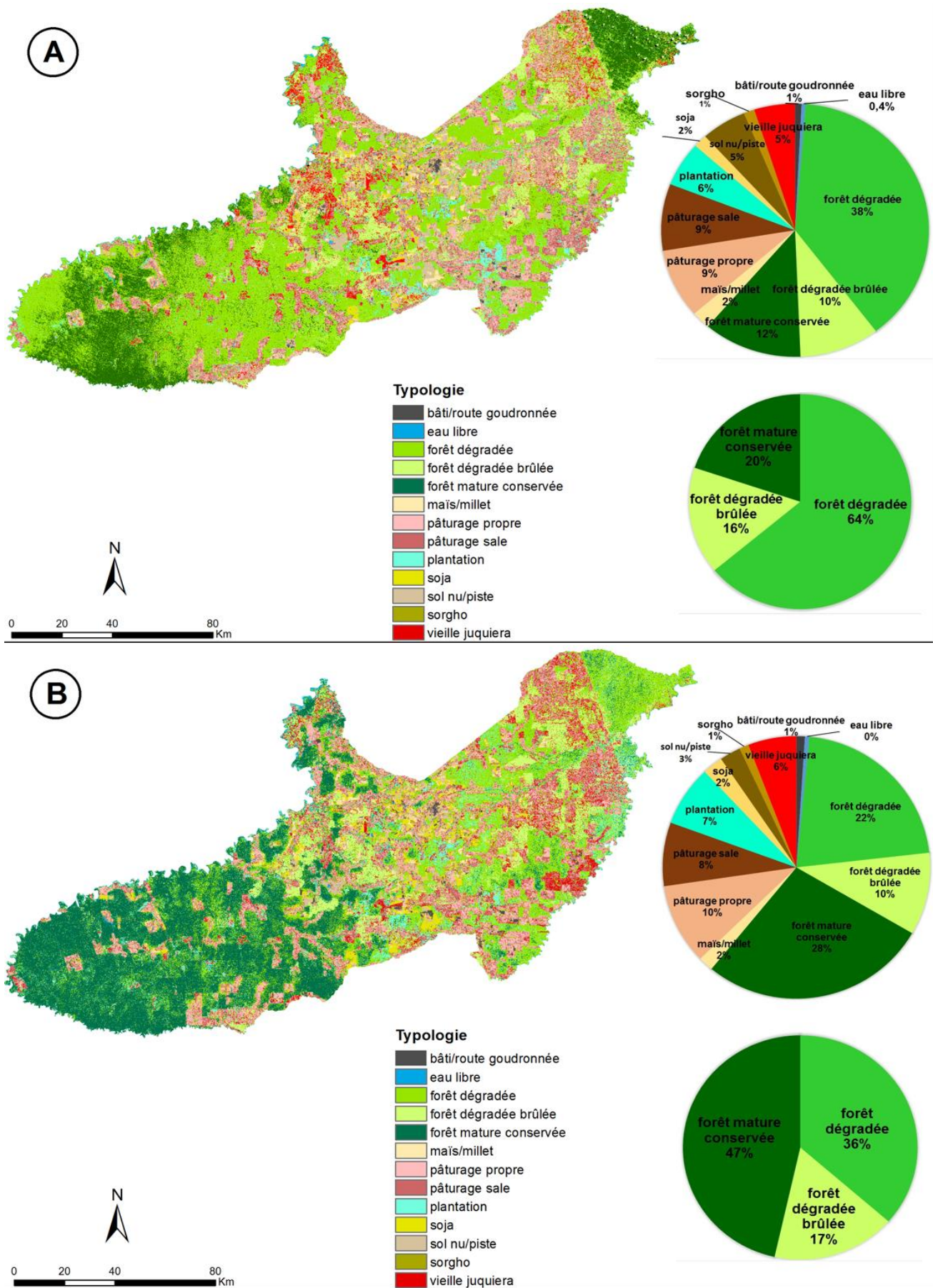


Figure 11 : A) Carte d'occupation du sol de Paragominas en 2017 réalisé à partir d'images Landsat 8 B) Carte d'occupation du sol de Paragominas en 2017 réalisé à partir d'images Sentinel-2 Réalisation : Florent Rumiano (M2 GAED - GEOÏDES)

Hormis les deux classes que sont les forêts matures conservées et les forêts dégradées, l'ensemble des autres classes de la typologie ont des représentativités relativement similaires en terme de superficie propre, proportionnellement à la superficie totale de la zone d'étude. Par exemple, les pâturages propres représentent 10 % sur la carte d'occupation du sol issue des images Sentinel-2 (figure 11b) contre 9 % sur la carte d'occupation du sol issue des images Landsat 8 (figure 11a). Cependant, il est à noter que malgré des superficies proportionnelles relativement similaires d'une carte d'occupation du sol à l'autre pour la majorité des classes de la typologie, des disparités spatiales existent comme le démontre l'interprétation visuelle des deux cartes (figure 11a et b). En effet, certaines zones considérées à une petite échelle géographique peuvent-être classifiées en champs de soja sur une carte et en sol nu sur une autre par exemple.

3.2) Résultats attendus et toujours en cours de traitement

L'objectif est ici de mettre en évidence un recul de la surface occupée par les espaces forestiers à travers les années avant de caractériser l'hétérogénéité des types d'occupation de sol qui les ont remplacés. Par la suite, il s'agit de voir quelles sont les évolutions morphologiques de ces espaces forestiers pour mettre en évidence une fragmentation de ces derniers. Du fait de cette fragmentation, les interfaces entre forêts et différents types d'occupation du sol peuvent apporter des éléments de réponses quant à l'état de dégradation supposé d'un espace forestier en particulier. En effet, s'il s'agit d'une culture sur brûlis à proximité d'un espace forestier par exemple, ce dernier est davantage sujet au risque incendie que si un pâturage se situait en lisière de ce même espace forestier.

Des données et résultats présentés sous formes cartographiques et statistiques sont attendus. Ils visent à répondre aux questionnements thématiques de ce stage afin de faire le lien entre l'état de dégradation du couvert forestier et les trajectoires paysagères.

4) Discussion

4.1) Protocole de prise de mesures in-situ pour l'établissement des trois typologies de l'étude

Les trois typologies de classification adoptées dans le cadre de cette étude pour l'année 2017 reposent sur un travail de terrain visant à faire le lien avec le signal télédétekté. Les éléments de la matrice paysagère observés sur le terrain sont directement liés avec l'activité chlorophyllienne, la rugosité de surface ou encore leur morphologie, autant de variables qu'il est possible d'identifier en télédétection multi-source (Pelletier, 2017 ; Turner et al., 2003). Cette approche se basant sur l'extraction de variables descriptives des éléments de la matrice paysagère permet d'orienter le choix du capteur et de la méthode afin d'aboutir à des cartographies d'occupation du sol en adéquation avec la réalité terrain.

L'intégralité des points GPS correspondant à la description des éléments de la matrice paysagère in-situ et servant de référence aux typologies mises en place ont été pris en lisière de forêt ou en bord de route. Il est important de noter que ce protocole est concerné par l'effet observateur et présente donc, par conséquent, une reproductibilité limitée. Ces descriptions paysagères in-situ traduisent également une réalité terrain ponctuelle et difficilement extrapolable à des parties d'éléments de la matrice paysagère non visibles au point de mesure. Cependant, le protocole de terrain a permis de déterminer plusieurs éléments de la matrice paysagère même s'il reste basé sur des indicateurs visuels et

qualitatifs dont l'appréciation est fortement dépendante de la personne prenant les mesures. Ce protocole présente tout de même l'intérêt d'être rapide et simple à mettre en place.

L'échelle géographique à laquelle on souhaite appliquer la classification reposant sur la typologie déterminée en amont doit également être considérée lors de la prise de mesures in-situ. Il est nécessaire d'avoir un jeu de données qui soit représentatif et réparti équitablement spatialement sur la zone à cartographier. Il s'agit d'optimiser le degré de précision de la classification souhaité avec le temps et le budget nécessaire à l'acquisition des données de terrain. Plus les données de terrain sont nombreuses et complètes, plus la probabilité d'une cartographie d'occupation du sol précise à la réalité terrain est élevée (Feilhauer et al., 2014 ; Rocchini et al., 2102). Il s'agit de trouver un compromis entre le nombre de point GPS et le coût, notamment en temps, nécessaire à la collecte de ces données surtout dans ces régions où l'accessibilité est limitée.

Le drone pourrait apporter une solution pertinente, flexible et à moindre coût (financier et temporel) dans l'optique de visualiser l'élément paysager que l'on souhaite caractériser au-delà de la lisière à partir de laquelle le point GPS est collecté. Koh L.P. and Wich S., 2012 ont développé une méthode permettant par exemple d'établir une cartographie précise à haute résolution d'espaces forestiers en milieu tropical. Cette méthode de « drone truthing » (vérité terrain du drone) combinée aux relevés des éléments paysagers en bord de route pourrait constituer une approche à développer afin d'enrichir et de compléter une base de données terrain essentielle à l'établissement d'une classification de l'occupation du sol optimale.

4.2) Evaluation des capteurs Sentinel et Landsat pour la réalisation de cartographies d'occupation du sol sur l'intégralité de la zone d'étude

La combinaison des capteurs optiques Sentinel-2 et radar Sentinel-1 permet d'aboutir aux meilleurs résultats de classification (indice de kappa de 0,83 et de précision globale de 0,85 pour la typologie détaillée) comparativement aux résultats de classification issus des autres capteurs considérés dans cette étude (indice de kappa de 0,81 ; 0,78 ; 0,51 et précision globale de 0,83 ; 0,79 et 0,55 pour les images Landsat, Sentinel-2, et Sentinel-1 respectivement) (tableau 1). Cependant, les classifications effectuées à partir des images optiques Landsat 8 et Sentinel-2 présentent un avantage certain dans la mesure où l'indice de kappa se stabilise à un niveau satisfaisant à partir de 8 et 7 variables respectivement contre 30 variables pour la classification issue de la combinaison des images radar et optiques (figure 9a). Cet avantage se traduit par un gain potentiel important en termes de temps de traitement mais également en matière de vitesse et puissance de calcul requis pour l'exécution de la classification. Cela peut avoir de l'importance si l'objectif de la méthode mise en place est d'être reproductible, comme c'est le cas dans cette étude.

En effet, les classifications issues des images optiques Sentinel-2 et Landsat 8 sont comparables et complémentaires dans la mesure où il n'y a pas de perte d'information malgré le changement de résolution spectrale (13 bandes pour le Sentinel-2 contre 11 pour le Landsat 8) et le changement de résolution spatiale (10 m pour le Sentinel-2 contre 30 m pour le Landsat 8) (figure 7). L'approche temporelle grâce à la base de données Landsat (près de trente années de production d'images exploitable et disponible gratuitement, pour le moment...) est ainsi envisageable *via* l'application de la méthodologie mise en place dans cette étude. Toute la question est de savoir à quelle échelle géographique se porte l'analyse, en lien avec la perte de résolution spatiale. Si qualitativement et thématiquement, les cartes d'occupation du sol issues de la classification des images Landsat 8 sont très satisfaisantes, il est nécessaire de garder à l'esprit que leur degré de détail est moindre que les

cartes d'occupation du sol issues de la classification sur les images Sentinel-2 et que des erreurs de confusion au sein des classifications issues de deux capteurs existent.

Malgré des indices de kappa élevés sur l'ensemble de nos classifications, la confusion existante entre les classes de forêt dégradée et de plantation, par exemple, sur la carte d'occupation du sol issue des images Sentinel-2, comme décrit précédemment dans la section 3.1.2, illustre bien cette hétérogénéité qui peut limiter la lisibilité de l'information voir fausser l'interprétation. En effet, les changements dans les propriétés spectrales du sol et de l'atmosphère (par exemple un voile de fumée) peuvent nuire à l'interprétation des propriétés spectrales terrestres et végétales enregistrées par les images satellites optiques (Joshi et al., 2015). La valeur du pixel d'un même élément paysager peut-être sensiblement altérée d'une image à l'autre, impactant de facto l'indexation d'un pixel donné, par l'algorithme de classification, à une ou plusieurs autres classes spectralement proches. Couplé à cela, les algorithmes de classification restent très dépendants de la qualité du jeu de donnée en entrée de modèle (Belgiu et al., 2014 ; Körting et al., 2013) et de la subjectivité de la personne effectuant l'échantillonnage servant de base au modèle (Rapp *et al.* 2005). Cependant, qualitativement, les variables Sentinel-1, sentinel-2 et Landsat 8 sont capables de différencier de grandes zones qui ont subi des impacts différents. Elles permettent visuellement de montrer que la forêt n'est pas un couvert végétal homogène et mettent en évidence la complexité de la matrice paysagère actuelle à l'échelle de la municipalité de Paragominas. Il est également important de considérer que la variabilité de la qualité des images satellitaires et leur hétérogénéité à l'échelle interannuelle, et même intra-mensuelle, rend la comparaison des résultats de classification entre chaque capteur difficile, voire discutable (Sha et al. 2008 ; Yichun et al., 2008).

Une solution à envisager afin de réduire la confusion inhérente à la classification serait d'appliquer la méthode du « sub-pixel analysis » (Lee and Lathrop 2005) qui, à l'échelle d'un pixel, tente de déterminer différentes classes au sein de ce pixel en fonction de sa position spatiale relative, son homogénéité spectrale locale et la forme du groupe adjacent de pixels similaires. Une solution alternative serait de tester l'apport de la classification objet (Aguilar et al., 2015 ; Zhang et al., 2005) sur certaines classes de la typologie où la texture et la morphologie est facilement interprétable visuellement tout en se démarquant fortement des autres classes (la classe de plantation par exemple). Enfin, la possibilité de fusionner les classifications issues des différents capteurs (règle de fusion de Dempster-Shafer par exemple) afin d'associer à chacun des pixels d'un échantillon une probabilité d'appartenance à une classe en fonction des résultats de classification (Corgne et al., 2004 ; Smets, 1990 ; Shafer, 1976) serait intéressante. Elle permettrait de combiner les résultats dérivés des différents capteurs afin de réduire la confusion entre les classes aux valeurs spectrales proches. Cependant, aux vues des résultats satisfaisants obtenus dans cette étude, le caractère reproductible de la méthode mise en place et l'acquisition gratuite des données satellitaires présentent un avantage non négligeable et tout à fait respectable dans l'optique de réaliser des cartes d'occupation du sol à 10 ou 30m de résolution.

4.3) Apport des images radar à la classification

Les résultats de l'importance des variables et du nombre nécessaire à l'obtention d'une classification précise placent la combinaison des images optiques Sentinel-2 et radar Sentinel-1 comme étant le capteur dont les variables ont le plus de poids sur la précision du modèle (tableau 1). Ce résultat est cependant à nuancer dans la mesure où les variables les plus importantes et influençant fortement la classification via l'algorithme RF sont principalement des variables optiques. L'utilité des indices de végétation et des variables biophysiques issues des images optiques est aussi discutable. Que cela soit

les indices de végétation ou les variables biophysiques, ces éléments ont une importance moindre vis-à-vis de la classification et ne figure pas parmi les premières variables d'importance comparativement aux bandes spectrales à proprement parlé (figure 9b). Il existe néanmoins une synergie intéressante dans l'utilisation des données satellitaires optiques et radar (Betbeder, 2015). En effet, la continuité temporelle qu'offre les images radar peut, par exemple, venir combler le manque de données optiques disponibles du fait de la couverture nuageuse fréquente en milieu tropicale humide (Inglada et al., 2016). A cette caractéristique s'ajoute le fort potentiel des images satellitaires radar pour caractériser, par exemple, la végétation et les zones humides (Betbeder et al., 2014 ; Baghdadi et al., 2009 ; Touzi et al., 2006). Joshi et al., 2015 renseignent dans leur article que sur 32 études ayant testées les avantages de la fusion entre les capteurs optiques et radars, 28 concluent que cette fusion apporte une amélioration de la précision des classifications permettant l'établissement de cartographie de l'occupation du sol comparativement à l'utilisation d'un seul capteur. Il est néanmoins difficile de comparer ces études avec les résultats obtenus dans le cadre de cette étude dans la mesure où chacune des études détaillées dans cet article utilise une méthodologie différente avec des images en entrée de modèle non identiques. Inglada et al., 2016, arrivent, par exemple, à la même conclusion en utilisant la fusion des images satellites radars et optiques afin de d'identifier différents types de cultures dans le sud-ouest de la France. Leur indice de kappa sur la fusion des capteurs est de 0,73 (sur une typologie de huit classes) et de 0,66 sur les images optiques seules (Landsat 8). A titre de comparaison, dans cette étude l'indice de kappa est de 0,83 (sur une typologie de 13 classes) en ce qui concerne la classification de la combinaison des deux capteurs et de 0,78 pour la classification issue des images Sentinel-2. Même s'il est délicat de comparer des résultats de deux méthodes différentes appliquées sur deux environnements différents, cela donne une indication quant au potentiel qu'offre la combinaison de capteurs radar et optiques pour classifier l'occupation du sol.

Il reste cependant de nombreux progrès à faire concernant l'utilisation combinée des images radars avec les images optiques pour une caractérisation de l'occupation du sol via la télédétection. Afin de tenter de remédier à ce problème, le développement de procédures systématiques et normalisées pour évaluer la précision et les avantages de la fusion des images radars et optiques d'une étude à l'autre pourrait être envisagée. Egalement, la mise au point des techniques robustes pour fusionner les données optiques et radar à travers différentes gammes de résolutions temporelles et spatiales tout en les testant sur les mêmes régions et dans les mêmes thèmes d'utilisation des sols pourrait faciliter la comparabilité des résultats et amener à des pistes de réflexion pour l'amélioration de l'utilisation combinée de capteurs optiques et radar pour la classification de l'occupation du sol (Joshi et al., 2015).

4.4) Discussion thématique sur la carte d'occupation du sol de 2017 issue de la classification des images Sentinel-2

La volonté de départ de cette étude de réaliser des cartes d'occupation du sol pour caractériser la complexité de la matrice paysagère à Paragominas prend tout son sens au regard des résultats obtenus. La distinction des trois classes de forêt au sein de la typologie détaillée envisagée (cf. 2.2.1-b) illustre parfaitement ce point et permet concrètement de sortir de la dichotomie forêt/non forêt et de caractériser avec finesse l'occupation du sol (figure 12). En cela, il s'agit d'une avancée majeure en ce qui concerne la caractérisation détaillée de la mosaïque paysagère de la municipalité de Paragominas avec la possibilité d'une analyse à plusieurs échelles (de la grande échelle à la petite échelle géographique).

On observe un gradient forestier est/ouest qui nous renseigne sur l'hétérogénéité spatiale des espaces forestiers à l'échelle de la municipalité (figure 12). Ce gradient nous permet de focaliser l'analyse

localement pour observer plusieurs caractéristiques propres à l'état de dégradation des espaces forestiers et à l'usage des paysages fait par les différents acteurs locaux.

En effet, la culture du soja, par exemple, est clairement identifiée au niveau de la zone centrale de Paragominas où elle s'insère dans une mosaïque paysagère dominée par des espaces de cultures céréalières (figure 12). On observe également que la culture de soja fait une incursion à l'ouest de la municipalité et arrive au contact direct avec des espaces forestiers considérés majoritairement mature. Il s'agit là d'une dynamique tout autre dans la mesure où cela peut potentiellement traduire une cause de dégradation potentielle future des espaces forestiers à l'échelle de la municipalité.

Au nord de Paragominas, on constate par exemple des patches de forêt mature conservée entourés par des lisières de forêt dégradée. Ce constat démontre non seulement la capacité de la méthode de classification mise en place à distinguer ce niveau de détail mais démontre aussi la possibilité qu'offre cette méthode d'effectuer une analyse thématique à petite échelle géographique. En effet, ces patches de forêts mature entourés de forêt dégradée donnent une indication de la capacité de résilience de forêts considérées comme mature dans un espace fortement impacté par l'agriculture familiale qui pratique principalement de la culture sur brûlis. La mise en évidence par cette méthode de classification de ces structurations spatiales de l'état de la forêt permet de faire des hypothèses sur la dynamique de dégradation (vitesse, forme et causes de dégradation). Ces hypothèses pourront être testées par une analyse temporelle

Espaces forestiers issues de la classification Sentinel-2

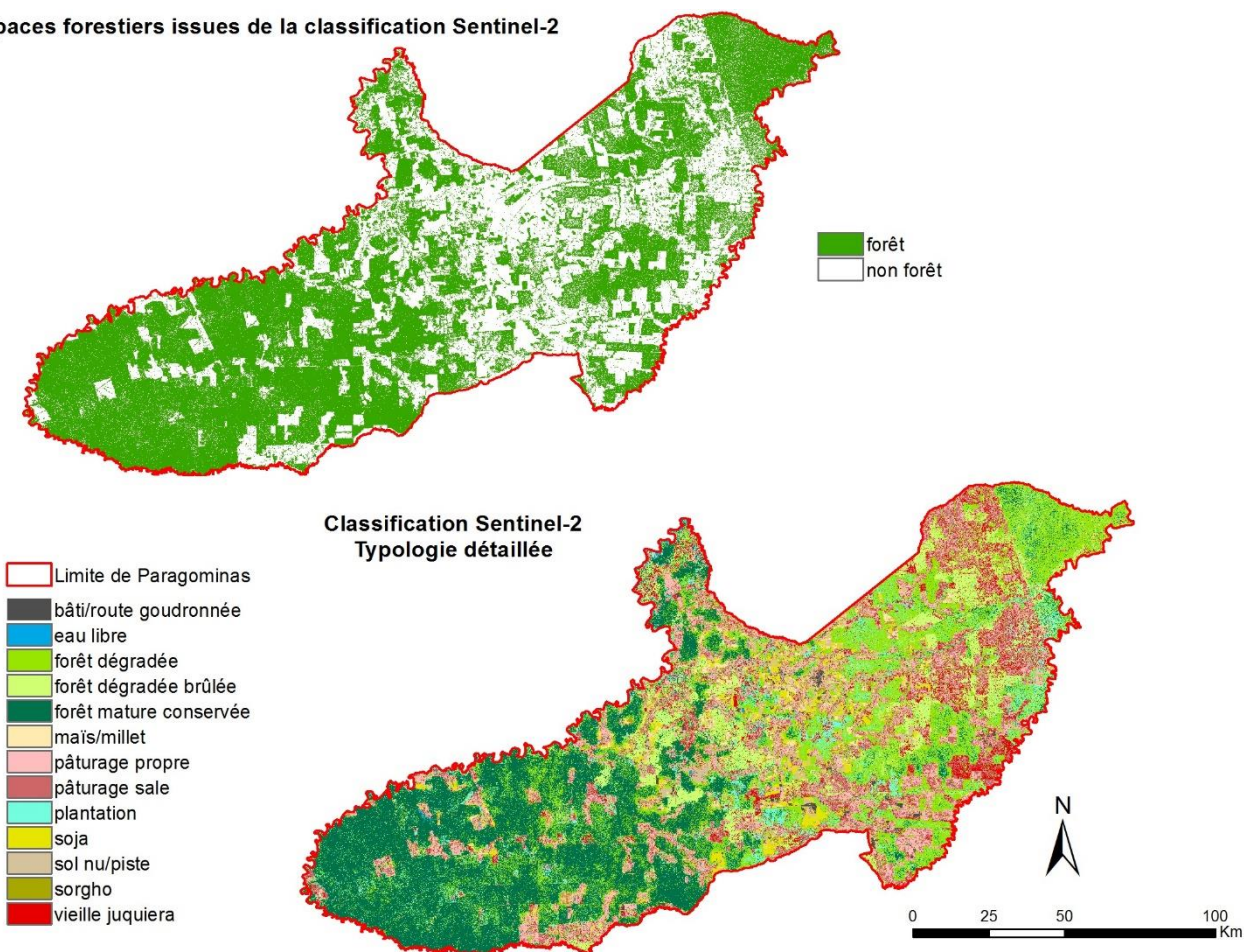


Figure 12 : Carte comparative des espaces forestiers avec la classification détaillée issue des images Sentinel-2
Réalisation : Florent Rumiano (M2 GAED GEOÏDES)

Un autre élément que cette carte d'occupation du sol nous permet de mettre en évidence est le degré de vulnérabilité des espaces forestiers à l'échelle de la municipalité. L'état de dégradation des fragments de forêts dans la partie orientale et centrale de Paragominas rend les espaces forestiers très vulnérables en cas de feu dans la mesure où ces derniers sont i) plus morcelés et donc plus exposés aux vents, ii) moins denses du fait de leur exploitation par l'industrie du bois, et iii) ne conserve donc plus l'humidité résiduelle car sont concernés par un assèchement des sols (Briant et al., 2010). A l'ouest de la municipalité, la morphologie relativement homogène des espaces forestiers observée offre une capacité plus importante à ces derniers pour absorber les feux de forêt (naturels ou anthropiques) qui sont nombreux dans cette partie de Paragominas.

Toute cette documentation apportée par la lecture des cartes d'occupation du sol produites par la méthode mise en place dans cette étude peut potentiellement servir de base à une nouvelle vision capable d'être interprétée par les acteurs locaux en charge de l'aménagement du territoire.

Conclusion

L'établissement d'une cartographie fine de l'occupation des sols d'un territoire vaste de 19 350 km² nécessite la mise en place d'une méthodologie complexe, de l'apport de données de terrain précises et détaillées, d'un temps de traitement relativement important et d'une puissance de calcul élevée.

La combinaison des images satellites radar avec des images satellites optiques offre les meilleurs résultats de classification après l'application d'une méthode supervisée via l'algorithme RF. Cependant, l'apport de l'imagerie radar est à nuancer dans le sens où ce sont principalement les variables optiques qui influencent les résultats des classifications. Avec les données optiques seules en entrée du modèle de classification, peu de variables sont nécessaires afin d'aboutir à des résultats quasi similaires à ceux obtenus après la classification issue de la combinaison des capteurs optiques et radar et ce, quel que soit la typologie. La méthode de classification pour l'établissement de cartographie d'occupation du sol se voulant reproductible, il sera dès lors intéressant de l'appliquer sur une autre zone d'étude avec la volonté de comparer les résultats obtenus pour confirmer sa robustesse.

Cette étude ayant répondu aux objectifs méthodologiques, les objectifs thématiques doivent cependant être approfondis et développés davantage via le calcul de métriques paysagères et l'utilisation des matrices de transitions. Dès lors, la mise en perspective de l'état des forêts de référence de Paragominas avec les trajectoires paysagères ainsi obtenues permettra de comprendre quelles sont les pratiques d'usages des sols qui influencent le plus l'état du couvert forestier. Ce volet thématique et en partie méthodologique sera l'objet de la suite de ce stage

Bibliographie

- Aguilar, M., Vallario, A., Aguilar, F., Lorca, A., Parente, C., 2015, « Object-Based Greenhouse Horticultural Crop Identification from Multi-Temporal Satellite Imagery: A Case Study in Almeria, Spain », *Remote Sens.*, 7, 7378–7401
- Antrop M., Eetvelde V., 2000, « Holistic aspects of suburban landscapes: visual image interpretation and landscape metrics », *Landscape and urban planning*, Vol.50, No.1-3, 43-58
- Asner, G. P., E. N. Broadbent, P. J. C. Oliveira, M. Keller, D. E. Knapp, and J. N. M. Silva, 2006, « Condition and Fate of Logged Forests in the Brazilian Amazon », *Proceedings of the National Academy of Sciences* 103 (34) : 12947–50
- Assunção J., 2012, « Deforestation Slowdown in the Legal Amazon : Prices or Policies ? », *Climate Policy Initiative Rio de Janeiro, PUC-RIO, Janeiro*
- Belgiu M., Drăguț L., Strobl J., 2014, « Quantitative evaluation of variations in rule-based classifications of land cover in urban neighbourhoods using WorldView-2 imagery », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 87, pp. 205-215
- Berenguer E., Ferreira J., Gardner T.A., Luiz Eduardo Oliveira Cruz Aragão, Barbosa De Camargo P., Carlos Eduardo Cerri, Mariana Durigan, Raimundo Cosme De Oliveira, Ima Célia Guimarães Vieira, and Jos Barlow, 2014, « A Large-Scale Field Assessment of Carbon Stocks in Human-Modified Tropical Forests », *Global Change Biology* 20 (12) : 3713–26
- Betbeder J., Gond V., Frappart F., Baghdadi N., Briant G., Bartholome E., 2014, « Mapping of central Africa Forested wetlands using remote sensing », *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 7(2) : 531-542
- Betbeder J., 2015, « Évaluation des données de télédétection pour l'identification et la caractérisation des continuités écologiques », *Thèse de doctorat, Rennes, Université Rennes 2*, 356p.
- Bourbier, L., Cornu, G., Pennec, A., Brognoli, C., and Gond, V., 2013, « Estimation à grande échelle de l'ouverture du couvert forestier en Afrique centrale à l'aide de données de télédétection », *BOIS FORETS Trop.* 315, 3–9
- Bourgoïn C., 2015, *Mémoire de fin d'études : « Paysage. Géo-information appliquée à l'agronomie au paysage et à l'environnement »*, Rennes, Agro Campus Ouest, 72 p.
- Bourgoïn C., Blanc L., Bailly J.S., Cornu G., berenguer E., Oszwald J., Tritsh I., Laurent F., Hasan A. F., Sist P., Gond V., 2018, « The potential of Multisource Remote Sensing for Mapping the Biomass of a Degraded Amazonian Forest », *Forests*, 9(6), 303
- Breiman, L., 2001, « Random forests. *Machine Learning* », Kluwer Academic Publishers, 45, 5–32. [en ligne], URL : <http://dx.doi.org/10.1023/A:1010933404324>, (consulté le 31/05/2018)
- Briant G., Valéry G., and Susan G.W. Laurance, 2010, « Habitat Fragmentation and the Desiccation of Forest Canopies: A Case Study from Eastern Amazonia », *Biological Conservation* 143 (11): 2763–69
- Burel, F. and Baudry J., 2003, « *Landscape Ecology: Concepts, Methods, and Applications* », Enfield, N.H, CRC Press.

- CANAL 2013, Circulations et appropriations des normes et des modèles de l'action locale, « Paragominas ou la succession de modèles controversés pour l'Amazonie », 20-23 Mars 2013, Agropolis, Montpellier, France, ARTdev – UMR 5281
- Carvalho G O, Nepstad D, McGrath D, del Carmen Vera Diaz M, Santilli M, Barros A C., 2002, « Frontier expansion in the Amazon. Environment » ; 44(3) : 34-45
- Corgne S., Hubert-Moy L., Mercier G., Dezert J., 2004, « Application of DSMT for Land Cover Land Prediction », in « Advances and Applications of DSMT for Information Fusion » (Collected works) , F. Smarandache & J. Dezert ed., American Research Press, pp 371-382.
- DeFries R.S., Hansen M.cC, Townshend J.R.G., Sohlberg R.S., 1998, « Global land cover classifications at 8 km spatial resolution : The use of training data derived from Landsat imagery in decision tree classifiers », International Journal of Remote Sensing, 19 (1998), pp. 3141-3168
- Drusch M., Del Bello U., Carlier S., Colin O., Fernandez V., Gascon F., Hoersch B., Isola C., Laberinti P., Martimort P., Meygret A., Spoto F., Sy O., Marchese F., Bargellini P., 2012, « Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services », Remote Sensing of Environment, 120, pp. 25-36
- Evans, T. L., Costa M., 2013, «Landcover classification of the Lower Nhecolândia subregion of the Brazilian Pantanal Wetlands using ALOS/PALSAR, RADARSAT-2 and ENVISAT/ASAR imagery », Remote Sensing of Environment 128: 118-137.
- Fearnside P.M., 1990, « Predominant land uses in Brazilian Amazonia in : A.B. Anderson (Ed.), « Alternative to deforestation : Steps towards a sustainable use of the amazon rainforest », Columbia University Press, New-York, pp. 233-251
- Feilhauer H., Dahlke C., Doktor D., Lausch A., Schmidtlein S., Schulz G., Stenzel S., 2014, « Mapping the local variability of Natura 2000 habitats with remote sensing », Appl. Veg. Sci., 17, pp. 765-779
- Foley J-A., Asner P.G., Heil Costa M., Coe M.T., DeFries R., Gibbs H.K., Howard E.A., Olson S., Patz J., Ramankutty N., and Snyder P., 2007, « Amazonia Revealed : forest degradation and loss of ecosystem goods and services in the Amazon Basin », Front Ecol Environ ; 5(1) : 25-32
- Gasques J G, Yokomizo C., 1990, « Resultados do 20 anos de incentivos fiscais na agropecuaria da Amazonia », Proceedings ANPEC 1986 ; pp.47-84. Cited in Hecht S B Cockburn « A. The fate of the forest : developers, destroyers, and defenders of the Amazon », New-York : Harper Collins
- Gislason, P. O., Benediktsson, J. A., & Sveinsson, J. R., 2006, « Random forests for land cover classification. Pattern Recognition Letters », 27, 294–300.
- Gond, V., A. Fayolle, A. Pennec, G. Cornu, P. Mayaux, P. Camberlin, C. Doumenge, N. Fauvet, and S. Gourlet-Fleury, 2013, « Vegetation Structure and Greenness in Central Africa from Modis Multi-Temporal Data », Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences 368 (1625) : 20120309–20120309
- Grinand, C., Rakotomalala, F., Gond, V., et al., 2013, « Estimating deforestation in tropical humid and dry forests in Madagascar from 2000 to 2010 using multitemporal Landsat satellite images and the random forests classifier » Remote Sensing of Environment, 2013, vol. 139, p. 68-80.

- Guitet, Stéphane, Sophie Pithon, Olivier Brunaux, Guillaume Jubelin, and Valéry Gond, 2012, « Impacts of Logging on the Canopy and the Consequences for Forest Management in French Guiana », *Forest Ecology and Management* 277 (August) : 124–31
- Hansen M.C., DeFries R.S., Townshend J.R.G., Sohlberg R.S., 2000, « Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach », *International Journal of Remote Sensing*, 21 (6–7) (2000), pp. 1331-1364
- Hansen, Matthew C., Stephen V. Stehman, Peter V. Potapov, Thomas R. Loveland, John RG Townshend, Ruth S. DeFries, Kyle W. Pittman, 2008, « Humid Tropical Forest Clearing from 2000 to 2005 Quantified by Using Multitemporal and Multiresolution Remotely Sensed Data », *Proceedings of the National Academy of Sciences* 105 (27) : 9439–44
- Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I., 1973, « Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* », 3:610–621. doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314.
- Herold M., Noah C.G., Clarke K.C., 2003, « The spatiotemporal form of urban growth: measurement, analysis and modelling », *Remote Sensing of Environment*, Vol.86, 286-302
- Houet T., and Hubert-Moy L., 2006, « Modelling and projecting land-use and land-cover changes with cellular automaton considering landscape trajectories: an improvement for simulation of plausible future states, *EARSeL eProceedings*, n°5, pp. 63-76
- Inglada, J.; Vincent, A.; Arias, M.; Marais-Sicre, C., 2016, « Improved early crop type identification by joint use of high temporal resolution SAR and optical image time series », *Remote Sens.*, 8, 362.
- Jacquemoud, S., Verhoef, W., Baret, F., Bacour, C., Zarco-Tejada, P. J., Asner, G. P., et al., 2009, « PROSPECT plus SAIL models: A review of use for vegetation characterization », *Remote Sensing of Environment*, 113, S56–S66.
- Joshi N, Baumann M, Ehammer A et al., 2016, « A review of the application of optical and radar remote sensing data fusion to land use mapping and monitoring », *Remote Sensing*, 8, 70.
- Kirby, K.R., Laurance W.F., Albernaz A.K., Schroth G., Fearnside P.M., Bergen S., Venticinque E.M., da Costa C., 2006, « The future of deforestation in the Brazilian Amazon. », *Futures* 38 : pp. 432-453 THE FUTURE OF DEFORESTATION IN THE... (PDF disponible). Url : https://www.researchgate.net/publication/242222766_THE_FUTURE_OF_DEFORESTATION_IN_THE_BRAZILIAN_AMAZON [consulté le 26/04/2018]
- Koh, L. P. And Wich, S. A., 2012, « Dawn of drone ecology: low-cost autonomous aerial vehicles for conservation », *Tropical Conservation Science* Vol. 5(2):121-132.
- Koltunov, Alexander, Susan L. Ustin, Gregory P. Asner, and Inez Fung, 2009, « Selective Logging Changes Forest Phenology in the Brazilian Amazon : Evidence from MODIS Image Time Series Analysis », *Remote Sensing of Environment* 113 (11) : 2431–40
- Körting T.S., Garcia Fonseca L.M., Câmara G., 2013, « GeoDMA—geographic data mining analyst », *Comput. Geosci.*, 57, pp. 133-145
- Laurance W F., 1998, « A crisis in the making : responses of Amazonian forests to land use and climate change », *Trends in Ecology and Evolution* ; 13 : 411-415

- Laurance, William F., Miriam Goosem, and Susan G.W. Laurance, 2009, « Impacts of Roads and Linear Clearings on Tropical Forests », *Trends in Ecology & Evolution* 24 (12) : 659–69
- Laurent, F., Arvor, D., Daugeard, M., Osis, R., Tritsch, I., Coudel, E., Piketty, M.-G., Piraux, M., Viana, C., Dubreuil, V., et al., 2017, « Le tournant environnemental en Amazonie: Ampleur et limites du découplage entre production et déforestation », *EchoGéo*, 41, 36–57
- Lavelle M., Wright T., 2009, « Absolute Radiometric and Polarimetric Calibration of ALOS PALSAR Products Generated within Aden », [en ligne], URL : http://earth.eo.esa.int/pcs/alos/palsar/articles/Calibration_palsar_products_v13.pdf, [consulté le 29/05/2018]
- Lee J.S., 1980, « Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* PAMI-2
- Lee, J.-S. and Pottier E., 2009, *Polarimetric Radar Imaging: From Basics to Applications*, CRC Press.
- Loveland T.R., Reed B.C., Brown J.F., Ohlen D.F., Zhu Z., Yang L., et al., 2000, « Development of a global land cover characteristics database and IGBP DISCover from 1 km AVHRR data », *International Journal of Remote Sensing*, 21 (6–7) (2000), pp. 1303-1330
- Matricardi, Eraldo A.T., David L. Skole, Marcos A. Pedlowski, Walter Chomentowski, and Luis Claudio Fernandes, 2010, « Assessment of Tropical Forest Degradation by Selective Logging and Fire Using Landsat Imagery », *Remote Sensing of Environment* 114 (5) : 1117–29
- Mazzei, Lucas, Plinio Sist, Ademir Ruschel, Francis E. Putz, Phidias Marco, Wagner Pena, and Josué Evandro Ribeiro Ferreira, 2010, « Above-Ground Biomass Dynamics after Reduced-Impact Logging in the Eastern Amazon », *Forest Ecology and Management* 259 (3) : 367–73
- McNairn, H.; Champagne, C.; Shang, J.; Holmstrom, D.; Reichert, G., 2009, « Integration of optical and Synthetic Aperture Radar (SAR) imagery for delivering operational annual crop inventories », *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.*, 64, 434–449.
- Moran E F., 1993, « Deforestation and land use in the Brazilian Amazon », *Human Ecology* ; 21(1) : 1-21
- Nengwang C., Huancheng L., Lihong W., 2009, « A GISbased approach for mapping direct use value of ecosystem services at a county scale : Management implications », *Ecological Economics*, 68 : 2768-2776
- Nepstad D, Carvalho G, Barros A C, Alencar A, Capobianco J P, Bishop J, Moutinho P, Lefebvre P, Silva Jr. U L, Prins E., 2001, « Road paving, fire regime feedbacks, and the future of Amazon forests », *Forest Ecology and Management* ; 154(3) : 395-407
- Observaao da Terra, OBT – INPE, [en ligne], Brasil Governo Federal, mis à jour en 2018, [consulté le 28/04/2018], disponible à l'url : <http://www.obt.inpe.br/OBT/home>
- Oszwald, J., Kouacou Atta J-M., Kergomard C., and Robin M., 2007, « Représenter L'espace Pour Structurer Le Temps : Approche Des Dynamiques de Changements Forestiers Dans Le Sud-Est de La Côte d'Ivoire Par Télédétection », *Télédétection* 7 (1-2-3-4) : 271–82
- Oswald J., Gond V., Dolédec S., Lavelle P., 2011, « Identification d'indicateurs de changement d'occupation du sol pour le suivi des mosaïques paysagères », *Bois et Forêt des Tropiques, Dynamiques paysagères*, n°307 (1) : pp. 7-21

- Pelletier C., 2017, sujet de thèse : « Cartographie de l'occupation des sols à partir de séries temporelles d'images satellitaires à hautes résolutions Identification et traitement des données mal étiquetées ». Interfaces continentales, environnement. Université Toulouse 3 Paul Sabatier (UT3 Paul Sabatier), 292p.
- Pennec, Alexandre, Valéry Gond, and Daniel Sabatier, 2011, « Tropical Forest Phenology in French Guiana from MODIS Time Series », *Remote Sensing Letters* 2 (4) : 337–45
- Piketty M.G., Piraux M., Blanc L., Laurent F., Cialdella N., Ferreira J., Coudel E., Mazzei L.F., Resque G.L., Lepage C., Naudin K., Carvalho S.A., Gomes M., Pocard_Chapuis R., 2017, « Municipios Verdes : limites et défis pour passer du zéro-déforestation à la gestion durable des ressources naturelles dans les territoires d'Amazonie Brésilienne », Chapitre 7 in « Des territoires vivants pour transformer le monde », p.54-57, Editions Quae, collection Agricultures et défis du monde, 280p.
- Rocchini D., Foody G., Nagendra H., Ricotta C., Anand M., He K., Amici V., Kleinschmit B., Foerster M., Schmidtlein S., Feilhauer H., Gishla A., Metz M., Neteler M., 2012, « Uncertainty in ecosystem mapping by remote sensing », *Comput. Geosci.*, 50, pp. 128-135
- Shafer G., 1976, « A Mathematical Theory of Evidence », Princeton University Press
- Smets P., 1990, « Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty », in « Uncertainty in Artificial Intelligence 5 », Henrion M., Shachter R. D., Kanal L. N., Lemmer J.F. Eds., North Holland, Amsterdam, pp 29-40
- Shimabukuro, Yosio Edemir, René Beuchle, Rosana Cristina Grecchi, and Frédéric Achard, 2014, « Assessment of Forest Degradation in Brazilian Amazon due to Selective Logging and Fires Using Time Series of Fraction Images Derived from Landsat ETM+ Images », *Remote Sensing Letters* 5 (9) : 773–82
- Souza, Jr, Carlos, João Siqueira, Marcio Sales, Antônio Fonseca, Júlia Ribeiro, Izaya Numata, Mark Cochrane, Christopher Barber, Dar Roberts, and Jos Barlow, 2013, « Ten-Year Landsat Classification of Deforestation and Forest Degradation in the Brazilian Amazon », *Remote Sensing* 5 (11) : 5493–5513
- Skupinski G., Tran T.D.B., Weber C., 2009, « Les images satellites Spot multi-dates et la métrique spatiale dans l'étude du changement urbain et suburbain – Le cas de la basse vallée de la Bruche (Bas-Rhin, France) », *Cybergeographie : European Journal of Geography*, article 439, Url : <http://cybergeographie.revues.org/21995>
- Thompson, Ian D., Manuel R. Guariguata, Kimiko Okabe, Carlos Bahamondez, Robert Nasi, Victoria Heymell, Cesar Sabogal, and others. 2013. « An Operational Framework for Defining and Monitoring Forest Degradation », *Ecology and Society* 18 (2) : 20p.
- Torres R., Snoeij P., Geudtner D., Bibby D., Davidson M., Attema E., et al, 2012, « GMES Sentinel-1 Mission Remote Sensing of Environment », 120 (2012), pp. 9-24
- Tritsch, I., Sist, P., Narvaes, I., Mazzei, L., Blanc, L., Bourgoin, C., Cornu, G., and Gond, V/, 2016, « Multiple Patterns of Forest Disturbance and Logging Shape Forest Landscapes in Paragominas », *Brazil. Forests* 7, 315
- Turner, W., Spector, S., Gardiner, N., Fladeland, M., Sterling, E., Steininger, M., 2003, « Remote sensing for biodiversity science and conservation », *Trends Ecol. Evol.* 18,306–314, [http://dx.doi.org/10.1016/S0169-5347\(03\)00070-3](http://dx.doi.org/10.1016/S0169-5347(03)00070-3)
- Ulaby F.T., 1990, « Radar polarimetry for geoscience applications », Artech House
- Vannier, C., 2011, « Observation et modélisation spatiale de pratiques agricoles territorialisées à partir de données de télédétection : application au paysage bocager », *Rennes* 2: 311

- Verbesselt, J., Zeileis, A., and Herold, M., 2012, « Near real-time disturbance detection using satellite image time series », *Remote Sens. Environ.* 123, 98–108
- Zhang, J., Marszalek, M., Lazebnik, S., and Schmid, C., 2005, « Local features and kernels for classification of texture and object categories: An in-depth study », Technical Report RR-5737, INRIA Rhône-Alpes
- Zhang, J., 2010, « Multi-source remote sensing data fusion: Status and trends », *Int. J. Image Data Fusion*, 1, 5–24.
- Zhu, L.; Tateishi, R., 2006, « Fusion of multisensor multitemporal satellite data for land cover mapping », *Int. J. Remote Sens.*, 27, 903–918.

Table des figures

Figure 1 – <i>Les drivers de la déforestation - les axes routiers.....</i>	<i>p.6</i>
Figure 2 – <i>Evolution des surfaces déforestées à l'échelle de l'Amazonie légale entre 1988 et 2012.....</i>	<i>p.7</i>
Figure 3 – <i>Paragominas, une municipalité située au sein d'une zone de front pionnier amazonien.....</i>	<i>p.10</i>
Figure 4 – <i>Organigramme de la méthodologie générale.....</i>	<i>p.12</i>
Figure 5 – <i>Tableau des typologies déterminées pour les images Sentinel-1 et Sentinel-2.....</i>	<i>p.13</i>
Figure 6 – <i>Valeurs de biomasse hors sol prédites par « random Forest » à l'échelle de la municipalité de Paragominas.....</i>	<i>p.15</i>
Figure 7 – <i>Informations des différents satellites utilisés dans le cadre de l'étude.....</i>	<i>p.16</i>
Figure 8 – <i>Organigramme de la classification supervisée selon la méthode "Random Forest".....</i>	<i>p.20</i>
Figure 9 – <i>A) Evolution du Kappa en fonction de l'accumulation des variables d'importances B) Scores des 10 variables les plus importantes pour la classification (plus le score est petit, meilleur plus la variable est importante).....</i>	<i>p.25</i>
Figure 10 – <i>Matrices de confusion moyennes des quatre différents capteurs utilisés pour la classification selon la typologie détaillée sur l'année 2017.....</i>	<i>p.27</i>
Figure 11 – <i>A) Carte d'occupation du sol de Paragominas en 2017 réalisé à partir d'images Landsat 8 B) Carte d'occupation du sol de Paragominas en 2017 réalisé à partir d'images Sentinel-2.....</i>	<i>p.28</i>
Figure 12 – <i>Carte comparative des espaces forestiers avec la classification détaillée issue des images Sentinel-2.....</i>	<i>p.33</i>
Tableau 1 – <i>Comparaison des indices de kappa et de précision globale moyens sur nos différentes images Sentinel et Landsat 8 pour l'année 2017.....</i>	<i>p.26</i>

Table des matières

Résumé.....	p.1
Remerciements.....	p.2
Sommaire.....	p.3
Table des acronymes.....	p.4
Introduction.....	p.6
1) Présentation du site d'étude.....	p.10
1.1) Situation géographique et éléments de contexte.....	p.10
1.2) Eléments de contexte géographique.....	p.10
1.3) Eléments historiques et socio-économiques.....	p.11
2) Matériels et méthodes.....	p.11
2.1) Approche méthodologique générale.....	p.11
2.2) Matériels.....	p.12
2.2.1) Données de terrain.....	p.12
a) Données de terrain et protocole d'acquisition	
b) Définition de trois typologies pour l'échantillonnage des images Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat	
2.2.2) Données de l'état du couvert forestier à Paragominas.....	p.14
2.2.3) Données de télédétection utilisées.....	p.15
a) Sentinel-1	
b) Sentinel-2	
c) Landsat 5 et Landsat 8	
2.3) Méthodes de traitement.....	p.17
2.3.1) Prétraitement des données de télédétection.....	p.17

- a) Sentinel-1
- b) Sentinel-2
- c) Landsat 5 et Landsat 8

2.3.2) Evaluation des données Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat pour la cartographie de l'occupation du sol en 2017.....p.19

2.3.3) Cartographie de l'occupation du sol à partir d'images Landsat pour les années 1988, 1995-1996, 2000-2001, 2004-2005, 2009).....p.21

2.3.4) Analyse des trajectoires paysagères.....p.21

a) Calcul des métriques paysagères (composition et configuration)

b) Analyse diachronique des trajectoires d'occupation du sol (méthode combinatoire)

2.3.5) Mise en relation entre l'état du couvert forestier et les trajectoires paysagères.....p.23

3) Résultats et analyses.....p.23

3.1) Résultats des classifications pour l'année 2017.....p.23

3.1.1) Choix du nombre d'indicateurs et des indicateurs les plus discriminants dérivés de données Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat 8 pour classer l'occupation du sol.....p.23

3.1.2) Comparaison des résultats issus des classifications des trois typologies pour les capteurs Sentinel-1, Sentinel-2 et Landsat 8.....p.25

3.1.3) Résultat de la cartographie de l'occupation du sol pour l'année 2017 (comparaison entre les résultats sur Sentinel-2 et Landsat 8).....p.27

3.2) Résultats attendus et toujours en cours de traitement.....p.29

4) Discussion.....p.29

4.1) Protocole de prise de mesures in-situ pour l'établissement des trois typologies de l'étude.....p.29

4.2) Evaluation des capteurs Sentinel et Landsat pour la réalisation de cartographies d'occupation du sol sur l'intégralité de la zone d'étude.....p.30

4.3) Apport des images radar à la classification.....p.31

4.4) Discussion thématique sur la carte d'occupation du sol de 2017 issue de la classification des images Sentinel-2.....p.32

Conclusion.....	p.34
Bibliographie.....	p.35
Table des figures.....	p.41
Table des annexes.....	p.45
Annexes.....	p.46

Table des annexes

- Annexe 1** – *Protocole de téléchargement automatisé des images Sentinel.....p.46*
- Annexe 2** - *Organigramme de prétraitement des images Sentinel-2 et description des différentes étapes.....p.47*
- Annexe 3** - *Organigramme de prétraitement des images Sentinel-1 et description des différentes étapes méthodologiques.....p.52*
- Annexe 4** - *Métadonnées et timeline des images Landsat.....p.56*
- Annexe 5** - *Protocole de téléchargement automatisées des images Landsat.....p.57*
- Annexe 6** - *Organigramme de prétraitement de l'image Landsat 8 et description des différentes étapes méthodologiques.....p.58*
- Annexe 7** - *Emprise spatiale des tuiles des images satellites brutes.....p.59*
- Annexe 8** - *Matrices de confusion des typologies détaillées des images Sentinel-1, Sentinel-1 + Sentinel-2 et Landsat 8.....p.60*
- Annexe 9** - *Tableaux des bandes spectrales des différents capteurs optiques...p.61*
- Annexe 10** - *Formules de calcul des indices spectraux.....p.62*
- Annexe 11** - *Carte de répartition spatiale de l'échantillonnage.....p.63*
- Annexe 12** - *Protocole d'acquisition des données terrain et localisation des points GPS.....p.64*

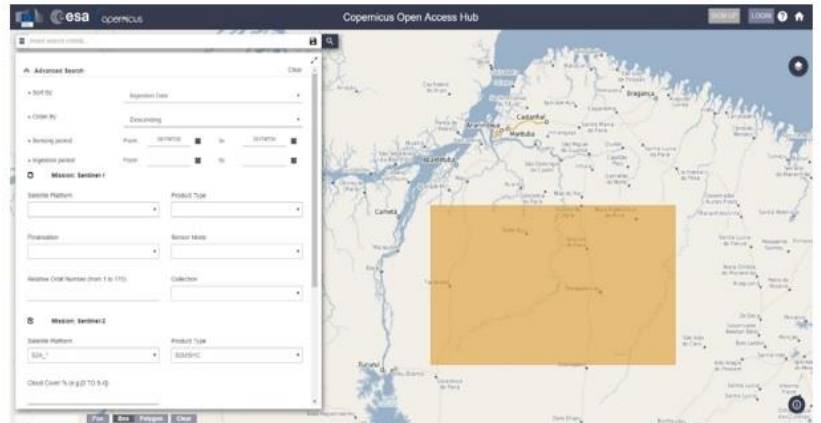
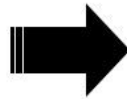
Annexe 1

Protocole de téléchargement automatisé des images Sentinel-1 & 2

Acquisition des images satellites

- Depuis la plateforme « Copernicus Open Access Hub » de l'ESA : Sélection du produit S1 GRD (order by « Descending ») et des dates souhaitées pour l'analyse après avoir déterminé l'emprise de la zone géographique concernée par l'étude via le tracé d'un polygone sur le canevas de carte

Interface de la plateforme internet du programme Copernicus qui permet le téléchargements des produits « Sentinel »



« produit.meta4 » = fichier de téléchargement du panier contenant les images Sentinel sélectionnées

Lien de téléchargement Wget : <https://www.gnu.org/software/wget/>

```
5 library(rvest)
6 library(stringr)
7
8 panier <- read_html("d:/utilisateurs/rumiano/Documents/Downloads/products.meta4")
9 files <- html_nodes(panier, "file")
10 file_names <- unlist(lapply(files, function(f) html_attr(f, "name")))
11 urls <- html_nodes(panier, "url")
12 urls <- unlist(lapply(urls, html_text))
13 code <- str_extract(urls, "Cart\\{\\{[^}]+\\}")
14 code <- str_remove(code, "\\{\\{")
15
16 df <- data.frame(file_names, code)
17
18 for(i in 2:nrow(df)) {
19   system2("wget.exe", c("--no-check-certificate", "--user=cornug", "--password=fetid-love-crank",
20     paste0("https://scihub.copernicus.eu/apihub/odata/v1/Products('", code[i], "')/$value")),
21   )
22   file.rename("$value", file_names[i])
23 }
```

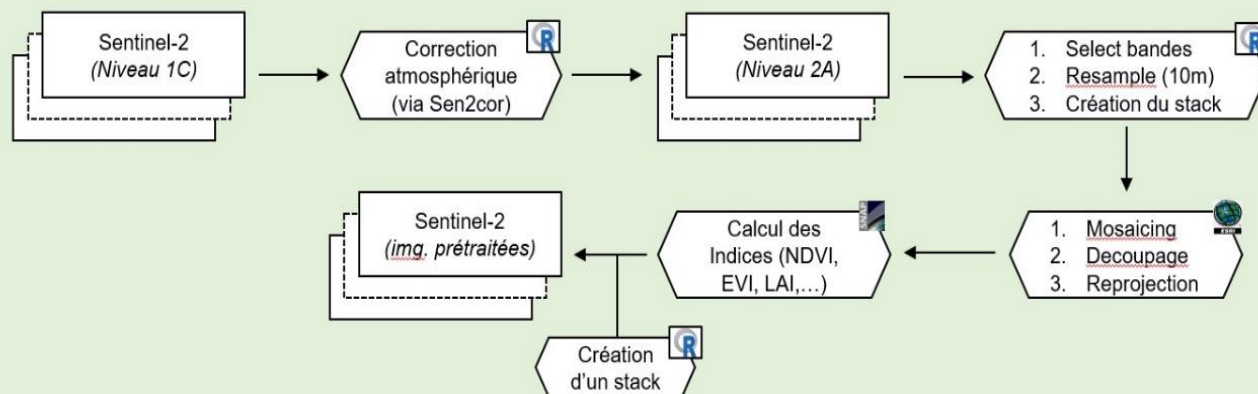


Script R permettant de téléchargement automatisé des images sentinel depuis la plateforme internet. Pour s'appliquer, le script nécessite le téléchargement et l'installation du programme Wget dans le répertoire de travail

Annexe 2

Organigramme de pré-traitement des images Sentinel-2 et description des différentes étapes

Phase de pré-traitements :



2. Correction atmosphérique

- Utilisation de l'algorithme Sen2cor, développée par l'ESA, afin d'appliquer les corrections atmosphériques, de terrain, nuageuses (cirrus), d'aérosols et de vapeur d'eau aux images sentinel-2 de niveau 1C

Lien pour télécharger Sen2cor v2.5.5 :

<http://step.esa.int/main/third-party-plugins-2/sen2cor/>

Avant l'application du script, il est nécessaire de **télécharger l'application Sen2cor** et de l'installer dans le répertoire de travail.

Script R permettant l'algorithme sen2cor :

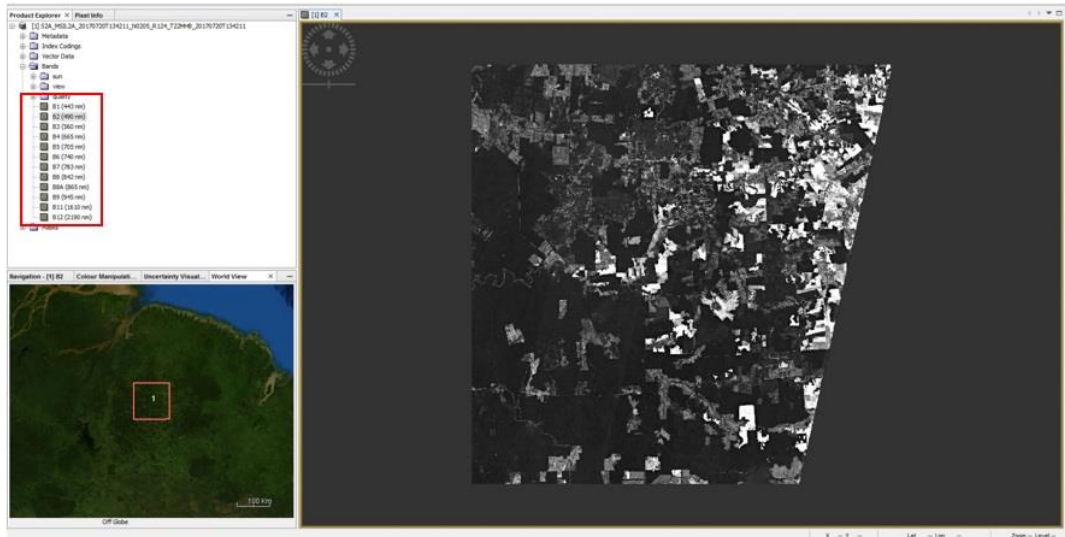
```
1 # Application de l'algorithme sen2cor sur les images sentinel-2 1C#
2 #Correction atmosphérique#
3
4 #Packages utilisés --> Installer un package : install.packages("stringr")#
5 library(stringr)
6 library(gdalutils)
7 library(rgdal)
8 library(stringr)
9
10 #Fichier où se trouvent les images 1C qui doivent être traitées#
11 wd = "G:\Projets\Paragominas\s2\1C"
12 setwd(wd)
13
14 #nom du process sen2cor utilise et liste des fichiers auxquels il s'applique#
15 process = ".\\L2A_Process.bat"
16 file_data = dir(pattern = "*.SAFE")
17
18 end_file = length(file_data)
19
20 #Boucle qui permet d'appliquer l'algorithme à l'ensemble des images 1C dans chacun des repertoires .SAFE#
21 for (i in 1:end_file){
22
23   nameinitial = file_data[i]
24   name_final = str_c(wd,"\\",nameinitial)
25   list = paste(process,name_final)
26   shell(list)
27
28 }
29
30 #Creation du dossier "2A" pour y transférer les images traitées par "sen2cor"#
31 wd = "G:\Projets\Paragominas\s2"
32 setwd(wd)
33
34 dir.create("2A")
```

Utilisation du fichier « L2A_process.bat » comme process d'application. La fonction « shell » permet de lancer la commande spécifiée par le cmd de Windows sur l'ensemble de la liste des images sélectionnées

3. Création du stack

- Si les images traitées via Sen2cor (fichiers .SAFE dans le répertoire) sont intégrées à SNAP, alors elles sont automatiquement stackées en sortie après l'application d'un traitement

Ouverture d'un fichier .SAFE (fichier en sortie après le traitement via sen2cor) : On constate la prise en compte automatique de l'intégralité des bandes spectrales



3bis. Création du stack

- Création du stack via un script en langage R. Cette étape nécessite d'être effectuée après le resample (développée sur la slide 6, étape 4bis) afin d'obtenir su stack de l'intégralité des bandes sélectionnées à 10m

Sélection des bandes d'intérêt : B2(bleu.10m) – B3(vert.10m) – B4(rouge.10m) – B5;6;7(vegetation edge.20m) – B8(NIR.10m) – B8A(narrow NIR.20m) – B11;12(SWIR.20m)

Utilisation de la fonction « stack » de la librairie « **Raster** » :

```
134 #Stack des 10 bandes à 10m dans chacun des repertoires#
135
136 #generate a list of input rasters ("grids")
137 #pattern = "*.tifs" - filters for main raster files only and skips any associated files (e.g. world files)
138
139 library(raster)
140 library(gdalutils)
141 library(rgdal)
142 library(stringr)
143
144 wd = "G:/Projets/Paragominas/S2/1C/ZA"
145 setwd(wd)
146
147 end_file = length(File_data_output)
148
149 #Boucle qui permet l'execution de la fonction "stack" aux bandes 10m selectionnees#
150
151 for (i in 1:end_file){
152   chemin = str_c(wd, "/", file_data_output[i])
153   setwd(chemin)
154
155   file_data4 = dir(pattern = "*.tifs")
156   data_stack = c(file_data4[1], file_data4[2], file_data4[3], file_data4[4], file_data4[5], file_data4[6], file_data4[7], file_data4[10], file_data4[8], file_data4[9])
157   s = stack(data_stack)
158
159   #Creation du nom du stack en sortie#
160
161   file_entry = str_sub(file_data_output, 39)
162   filename = str_c("L2A_", file_entry, "_stack")
163
164   #Ecriture du stack dans le systeme de fichier en sortie#
165   writeRaster(s, filename[i], format="Griff", overwrite=TRUE)
166
167 }
```

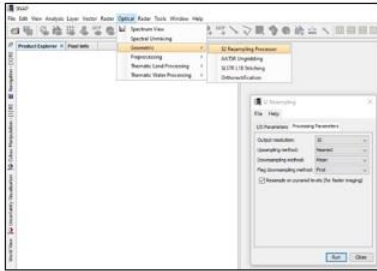
4. Resample + Création d'une mosaïque

- Possibilité d'effectuer l'intégralité des traitements sous SNAP (via l'application de fonctions intégrées au logiciel)



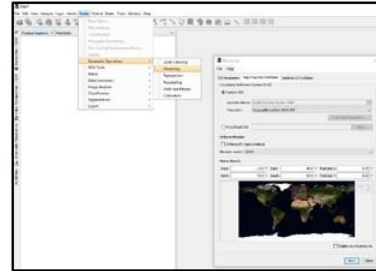
Sélection des bandes d'intérêt : B2(bleu.10m) – B3(vert.10m) – B4(rouge.10m) – B5;6;7(vegetation edge.20m) – B8(NIR.10m) – B8A(narrow NIR.20m) – B11;12(SWIR.20m)

Processus de ré-échantillonnage des bandes spectrales à 10m



- **I/O Parameters** : sélection des neufs tuiles traitées via `sen2cor` depuis le système de fichier `windows`
- **Processing parameters** : `output resolution = 10 – Upsampling method = NEAREST – Downsampling method = MEAN – flag downsampling method = FIRST`

Création de la mosaïque des bandes spectrales à 10m



- **I/O Parameters** : sélection des neufs tuiles resamplées à 10m
- **Map projection définition** : `pixel size X/Y = 0.00008983°` (équivalent à 10mx10m de résolution)
- **Variables & conditions** : sélection des 10 bandes spectrales

4bis. Resample + Création d'une mosaïque

- Possibilité d'effectuer l'intégralité des traitements avec le langage R en utilisant les bibliothèques « Raster » et « GdalUtils »



Etape 1

Etape 2

Resample à l'aide de la fonction « `Gdal_translate` » de la bibliothèque « `rgdal` » :

```

27 #re-sample bandes 20m
28
29 library(rgdal)
30 library(gdal)
31 library(stringr)
32
33 wd = "G:/Projets/Paragominas/S2/1C/2A"
34 setwd(wd)
35
36 #liste tous les dossier SAFE
37 file_data = dir(pattern = "*.SAFE")
38
39 end_file = length(file_data)
40
41 #sélection des dossiers sans le _SAFE
42 file_data_output = dir(pattern = "~_SAFE")
43
44 #boucle qui permet de créer les fichiers sans le _SAFE dans le repertoire 2A#
45 for (i in 1:end_file)
46   name = substr(file_data[i], 1, nchar(file_data[i]) - 5)
47   dir.create(name)
48 }
49
50 #boucle qui permet de lister les noms de dossier dans GRANULE et de sélectionner les bandes d'intérêt
51 for (i in 1:end_file)
52   chemin = str_c(wd, "/", file_data[i], "/GRANULE/")
53   setwd(chemin)
54
55   liste_fichier_12a = dir(chemin)
56
57   chemin2 = str_c(wd, "/", file_data[i], "/GRANULE/", liste_fichier_12a, "/IMG_DATA/R20m")
58   setwd(chemin2)
59
60   file_data2 = dir(pattern = "~_jp2")
61   file_data3 = file_data2[5:10]
62
63   end_file2 = length(file_data3)
64
65 #boucle qui permet d'exécuter la commande sur les jp2 des bandes 20m sélectionnées dans le dossier R20m
66 for (j in 1:end_file2)
67   # chemin2 = str_c(wd, file_data3[j])
68
69   name = substr(file_data3[j], 1, nchar(file_data3[j]) - 8)
70   nom_sortie = str_c(name, "_10m.tif")
71   chemin_output = str_c(wd, name)
72   output = str_c(wd, "/", file_data_output[j], "/", nom_sortie)
73   gdal_translate(file_data3[j], output, -strict -T, tr = c(10,10), r = "bilinear", of = "GTIFF")
74 }

```

Création d'une mosaïque à l'aide de la fonction « `mosaïque_raster` » de la bibliothèque « `Gdalutils` » :

```

1 library(raster)
2 library(stringr)
3 library(rgdal)
4 library(gdalutils)
5
6 #espace de travail et dossier où se trouve les images raster#
7 wd = "G:/Projets/Paragominas/S2/1C/2A/stack_c"
8 setwd(wd)
9
10 #sélection des images raster pour la mosaïque. Le "S" informe R de prendre les caractères "_stack.tif" comme les derniers caractères du nom de fichiers
11 #file_data = dir(pattern = "_stack*.tif")#
12
13 #methode de mosaicing 1 via la création d'un vrt#
14 file_data = dir(pattern = "_stack*.tif")
15 gdalbuildvrt(file_data, "mosaic.vrt", srcnodata = 0, b = 1, overwrite = TRUE)
16
17 gdal_translate("mosaic.vrt", "mosaic.tif")
18
19 #methode de mosaicing 2 via la création d'un raster support de la mosaïque#
20 r = extent(664782, 1098964, 9481036, 9815205)
21 template = raster(r)
22 projection(template) = "+proj=longlat +ellps=WGS84 +datum=WGS84 +no_defs"
23 writeRaster(template, file="mosaic_stack.tif", format="GTIFF")
24
25 #forme la permutation la création de la mosaïque#
26 mosaic_rasters(gdal$file = file_data, dst_dataset="mosaic_stack.tif", of="GTIFF")

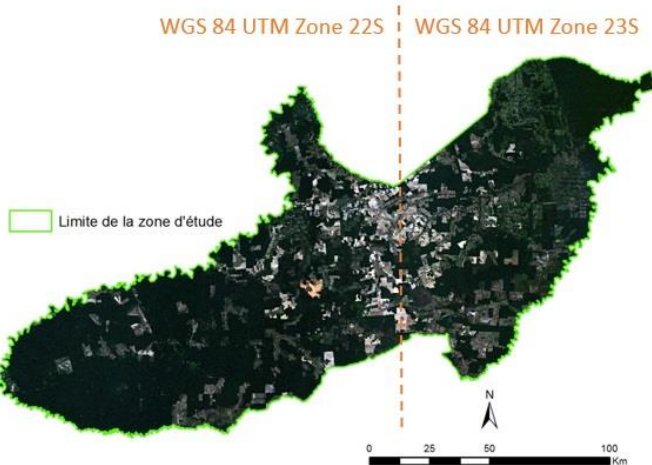
```

5. Reprojection + découpage

- Il est nécessaire de reprojeter la mosaïque dans le même système de coordonnées géographiques que celui du territoire de la municipalité de Paragominas avant tout traitements ultérieurs

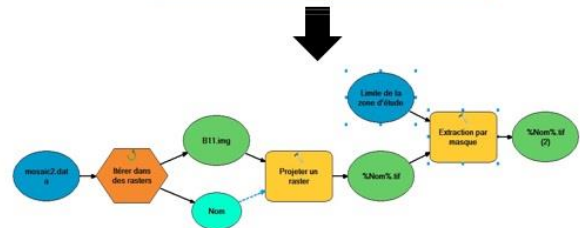


Deux systèmes de projections différents couvrent la zone :



« **Model builder** » arcgis qui permet une reprojection et un découpage par itération sur toutes les tuiles et/ou la mosaïque finale

Outils utilisés
- Reprojeter un raster
- Extraction par masque



6. Calculs des Indices

- Calculs des indices NDVI, NDWI, EVI, SAVI à l'aide du langage R



Nécessité de créer un stack virtuel via la fonction « **brick** » de la librairie « **raster** » afin d'indexer le nom correspondant à la bande spectrale concordante. On applique ensuite les formules de calcul pour chacun des indices :

```

1 library("raster")
2 library("stringr")
3 library("rgdal")
4 library("gdalutils")
5
6 wd = "G:\\Projets\\Paragominas\\S2\\2A\\mosaic_indices"
7 setwd(wd)
8
9 #file_data = dir(pattern = ".*[.]tif$")
10
11 file_data = dir(pattern = "mosaic_decoup_stack[.]tif$")
12 file_data2 = brick(file_data)
13
14 #plotRGB(file_data2, r=3, g=2, b=1, main="bandes321")
15 #dim(file_data2)
16 #print(file_data2)
17
18 bande4 = raster(file_data2, layer=3) #rouge#
19 bande8 = raster(file_data2, layer=7) #proche-infra-rouge#
20 bande3 = raster(file_data2, layer=2) #vert#
21 bande2 = raster(file_data2, layer=1) #bleu#
22
23 NDVI = (bande8 - bande4) / (bande8 + bande4)
24 #plot(NDVI)
25 writeRaster(NDVI, filename = 'ndvi.tif', format = "GTiff", overwrite= T)
26
27 NDWI = (bande3 - bande8) / (bande3 + bande8)
28 #plot(NDWI)
29 writeRaster(NDWI, filename = 'ndwi.tif', format = "GTiff", overwrite= T)
30
31 EVI = (2.5 * (bande8 - bande4)) / ((bande8 + (6.0 * bande4) - (7.5 * bande2) + 1.0))
32 #plot(EVI)
33 writeRaster(EVI, filename = 'evi.tif', format = "GTiff", overwrite= T)
34
35 SAVI = (bande8 - bande4) * (1 + 0.5) / (bande8 + bande4 + 0.5)
36 #plot(SAVI)
37 writeRaster(SAVI, filename = 'savi.tif', format = "GTiff", overwrite= T)

```

$$\text{NDVI} : \frac{(\text{NIR} - \text{Rouge})}{(\text{NIR} + \text{Rouge})}$$

$$\text{NDWI} : \frac{(\text{Vert} - \text{NIR})}{(\text{Vert} + \text{NIR})}$$

$$\text{EVI} : \frac{(2,5 * (\text{NIR} - \text{Rouge}))}{(\text{NIR} + (6 * \text{Rouge}) - (7,5 * \text{Bleu}) + 1)}$$

$$\text{SAVI} : \frac{(\text{NIR} - \text{Rouge}) * (1 + 0,5)}{(\text{NIR} + \text{Rouge} + 0,5)}$$

NIR = Proche Infra-rouge

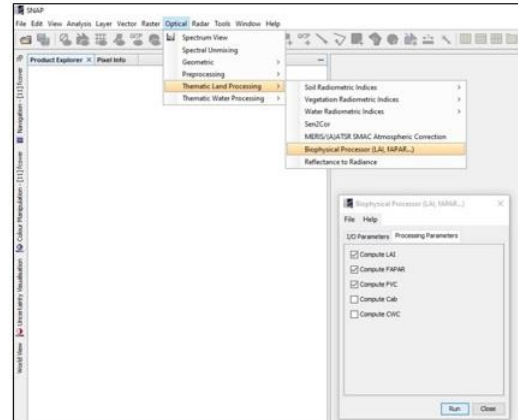
- Calculs des indices LAI, fCOVER, fAPAR sous SNAP



L'algorithme « processus biophysiques » utilisé pour le calcul du LAI consiste en une application d'un réseau neuronal qui inverse les simulations PROSAIL. Cela permet une meilleure précision des dérivés du NDVI

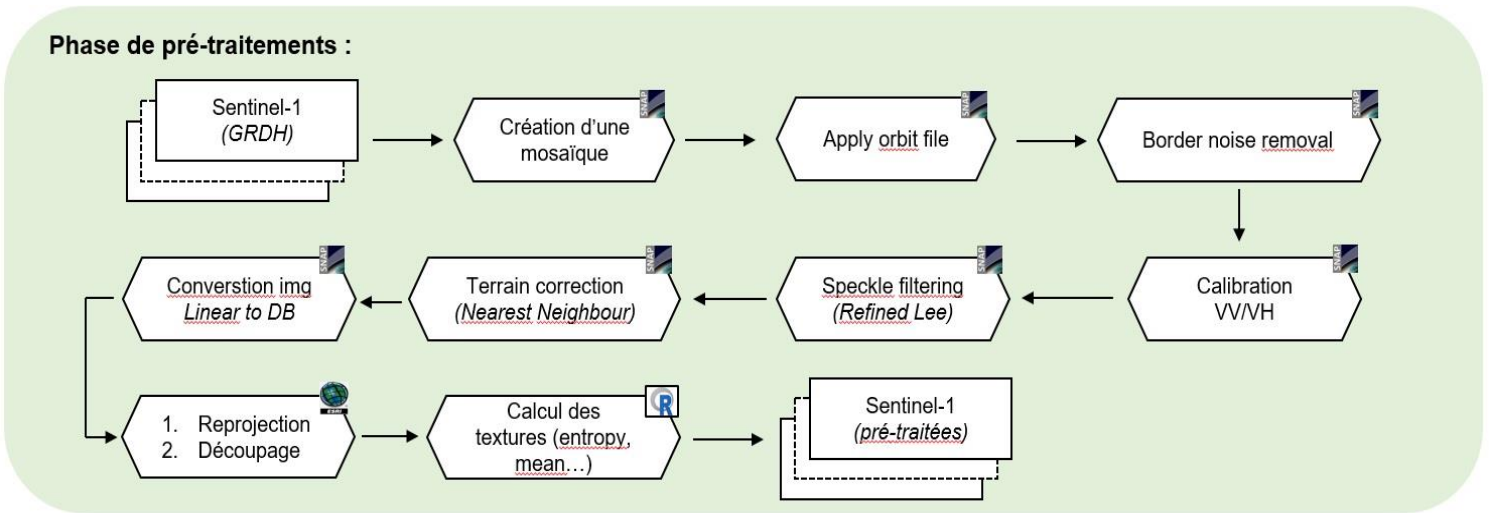
- fCover : Correspond à la fraction de sol recouvert par de la vegetation (de couleur verte principalement)
- fAPAR : Quantifie la part de la radiation solaire absorbée par l'activité photosynthétique des feuilles. Cet indice prend seulement en consideration les feuilles vertes au niveau de la canopée
- LAI : Indice qui permet la distinction de la moitié de la surface totale des éléments verts d'une canopée par unité horizontale de surface au sol

Nécessité de conserver les bandes spectrales contenant les azimuts afin de permettre à SNAP de calculer ces indices :



Annexe 3

Organigramme de prétraitement des images Sentinel-1 et description des différentes étapes méthodologiques

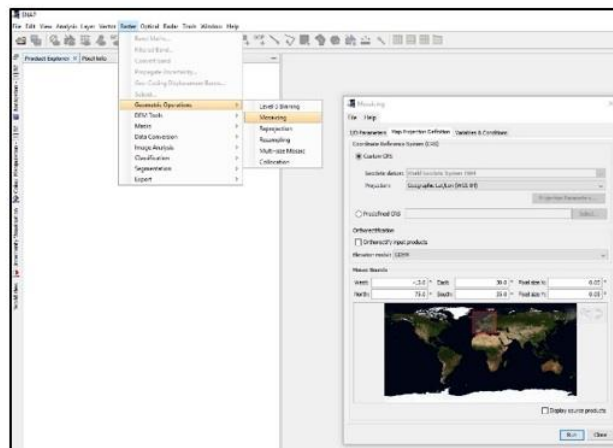
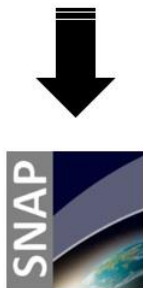


2. Création d'une mosaïque

- La zone d'étude nécessite trois tuiles sentinel-1 afin d'avoir son emprise spatiale couverte intégralement. Une couverture mensuelle s'échelonnant de Novembre 2016 à Décembre 2017 a été considérée, soit 42 images au total. Le processus de création de la mosaïque a été répété 14 fois (un par mois)

Création de la mosaïque des bandes VV et VH à 10m de résolution

Création de la mosaïque à l'aide du logiciel SNAP



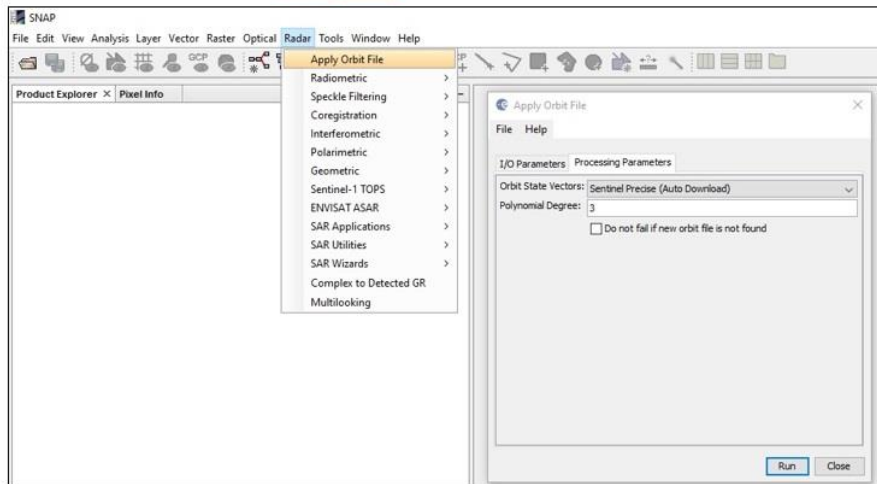
- **I/O Parameters** : sélection des trois tuiles resamplées à 10m
- **Map projection définition** : pixel size X/Y = 0.00008983° (équivalent à 10mx10m de résolution)
- **Variables & conditions** : sélection des 2 bandes radar d'intérêt (VV et VH)

3. Apply orbit file

- Le processus **“Apply orbit file”** permet d’acquérir la **trajectoire orbitale** du satellite qui **n’est pas calculée par défaut** sur les images radar. Cette étape améliore de facto le **geocoding** et la **vitesse de processing** des images traitées.



Application de l’outil « **apply orbit file** » sous SNAP :



Paramètres par défaut :

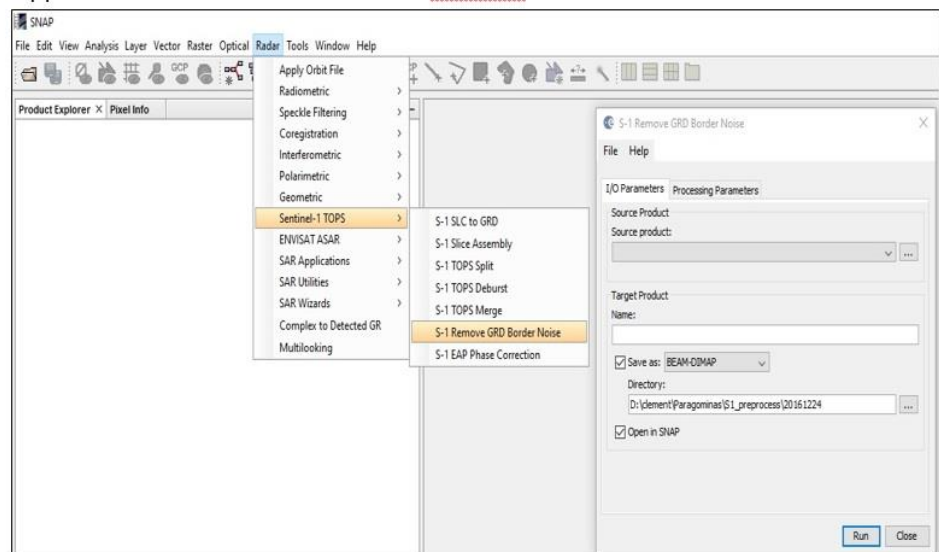
- **Orbit state vector** = **sentinel precise (auto download)**
- **Polynomial degree** = 3

4. Border noise removal

- L’outil **“border noise removal”** permet de se **débarasser des pixels non valides** se trouvant autour des **limites d’une image satellite**.



Application de l’outil « **Border noise removal** » sous SNAP :



Paramètres :

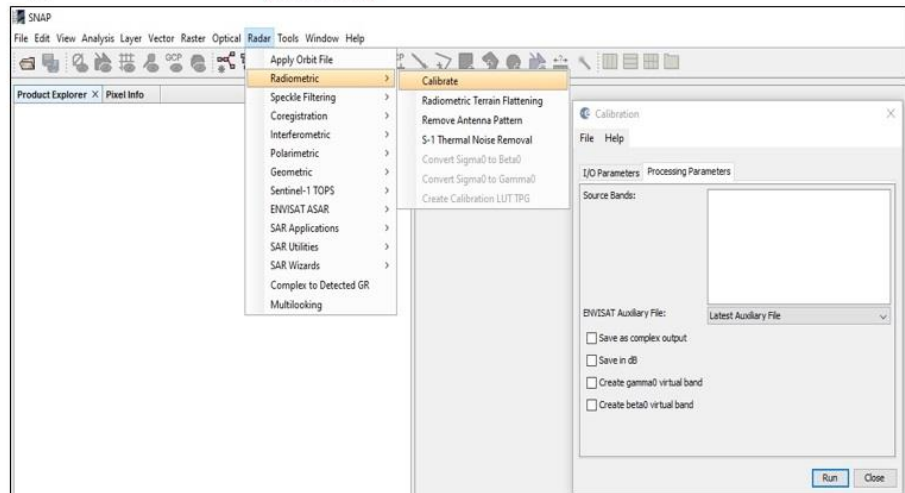
- **Border margin limits (pixels)** = 2000
- **Threshold** = 2

5. Calibration

- L'outil calibration est appliqué sur les images radar afin que les valeurs de pixels constituent une véritable représentation de la rétrodiffusion du radar. On calcule le délai entre la transmission et la réception de l'impulsion rétrodiffusée par les différentes cibles que les radars illuminent pour déterminer leur distance au radar et par extension, donc leur position.



Application de l'outil « **Calibrate** » sous SNAP :



Paramètres :

- **Polarisations** = VH, VV
- **Output** = sigma0

Soit :

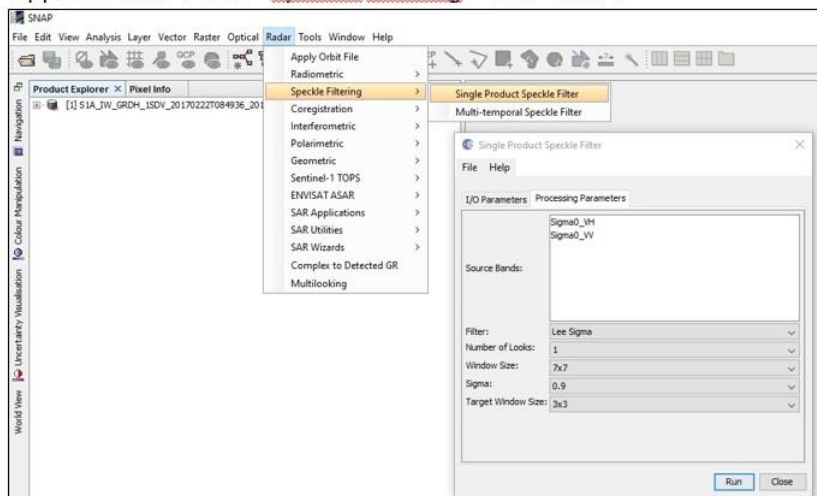
$$10 * \log(DN^2) - 83 \quad 10 * \log_{10}(\cos(\text{teta}_L))$$

6. Speckle filtering

- Le speckle est considéré comme du bruit indésirable sur un image radar attribué à des interférences aléatoires des ondes de retour lors de l'ouverture du transducteur. Le filtering est une étape essentielle afin de corriger cette lacune via l'utilisation de différents filtres.



Application de l'outil « **Speckle Filtering** » sous SNAP :



Paramètres :

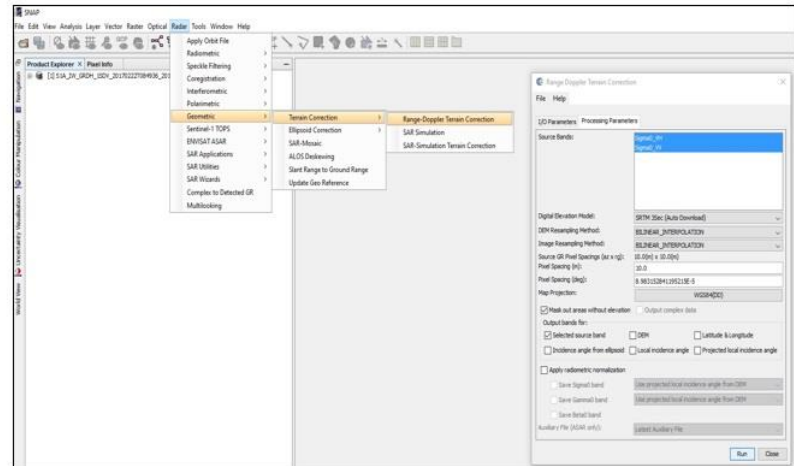
- **Source bands** = sigma0VH, sigma0VV
- **Filter** = Refined Lee

7. Terrain correction

- Cet outil permet de superposer les images radar à la topographie de la zone d'étude pour éviter tout décalage spatial (notamment sur les reliefs) et, par extension, une mauvaise interprétation de l'information.



Application de l'outil « Range doppler terrain correction » :



Paramètres :

- **Source bands** = sigma0VH, sigma0VV
- **Digital elevation model** = par défaut
- **DEM et image resampling methode** = Nearest neighbour
- **Pixels spacing (m)** = 10x10
- **Mask out areas without elevation** = yes

8. Conversion des images en décibel

- Contrairement aux données linéaires de base des images radar, les données en décibel sont des mesures relatives qui correspondent à des différences proportionnelles entre des valeurs logarithmiques.



Script R permettant la conversion des images en décibel :

Le logarithme décimal est la [fonction réciproque](#) de la fonction $f(x)=10^x$:

pour $x>0$, si $y = \log_{10}(x)$ alors $x=10^y$

```

1 library(raster)
2 library(rgdal)
3
4 setwd("E:\\Projets\\paragominas\\test")
5
6 file_data = dir(pattern="Sigma0_VH_2016_11_reproj")
7 img = raster(file_data)
8 shapefile = readOGR("E:\\Projets\\paragominas\\test")
9
10 img_decoup = crop(img, shapefile)
11 img_decoup[] = 10*log(img_decoup[])
12
13 name = substr(file_data, 1, nchar(file_data) - 10)
14
15 writeRaster(img_decoup, paste0(name, "db1.tif"), overwrite=T)

```

Annexe 4

Métadonnées et timeline des images Landsat

Timeline des missions Landsat :



Source : USGS

Traitements effectués sur les images Landsat de niveau 1 :

Landsat Level-1 Processing Levels		
Pre-Collection	Collection 1	Description
L1T	L1TP	Radiometrically calibrated and orthorectified using ground control points and digital elevation model (DEM) data to correct for relief displacement. These are the highest quality Level-1 products suitable for pixel-level time series analysis.
L1GT	L1GT	Radiometrically calibrated and with systematic geometric corrections applied using the spacecraft ephemeris data and DEM data to correct for relief displacement.
L1G	L1GS	Radiometrically calibrated and with only systematic geometric corrections applied using the spacecraft ephemeris data.

Source : USGS

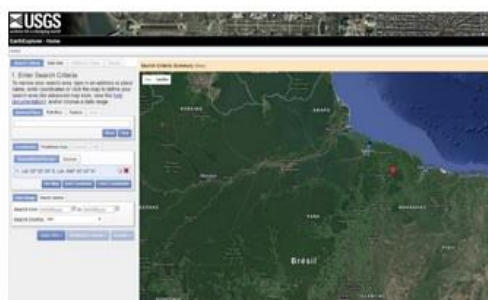
Annexe 5

Protocole de téléchargement automatisées des images Landsat

Acquisition des données landsat

- Depuis la plateforme Earth Explorer de l'USGS, les produits Landsat 4, 5 et 8 de niveau 1 Tier 1 sont sélectionnés selon plusieurs critères : **land cloud cover** – de 10% ; **scene cloud cover** – de 10% ; **collection category** : tier 1 ; **data type level 1** : all ; **sensor identifier** : all ; **day/night indicator** : all ; **nadir/off nadir** : all

Interface de la plateforme internet de l'USGS qui permet le téléchargements des produits « landsat »



Enregistrement de la commande et réception d'un email permettant le téléchargement de la liste d'images au format csv

Trois point de localisation des tuiles landsat :
 Path : 222 Row : 62
 Path : 223 Row : 62
 Path : 223 Row : 6

Après réception d'un mail de l'usgs, on récupère les liens url des produits Landsat à télécharger, on les réorganise en liste et on utilise la boîte de commande « cmd » pour télécharger les images à l'aide de l'utilitaire de téléchargement aria2c. Ce dernier doit être dans le dossier où l'on souhaite télécharger les images :



Aria2c est un utilitaire de téléchargement multi-protocole et multi-source gratuit.
 Lien de téléchargement de aria2C 1.34.0 : <https://github.com/aria2/aria2/releases/tag/release-1.34.0>

Connexion au site <https://espa.cr.usgs.gov/ordering/new/>
 Le fichier .txt donne la liste des images en input, on choisit ensuite les produits que l'on souhaite télécharger (indices, bandes QA...) et leur format de sortie (tiff, envi...)



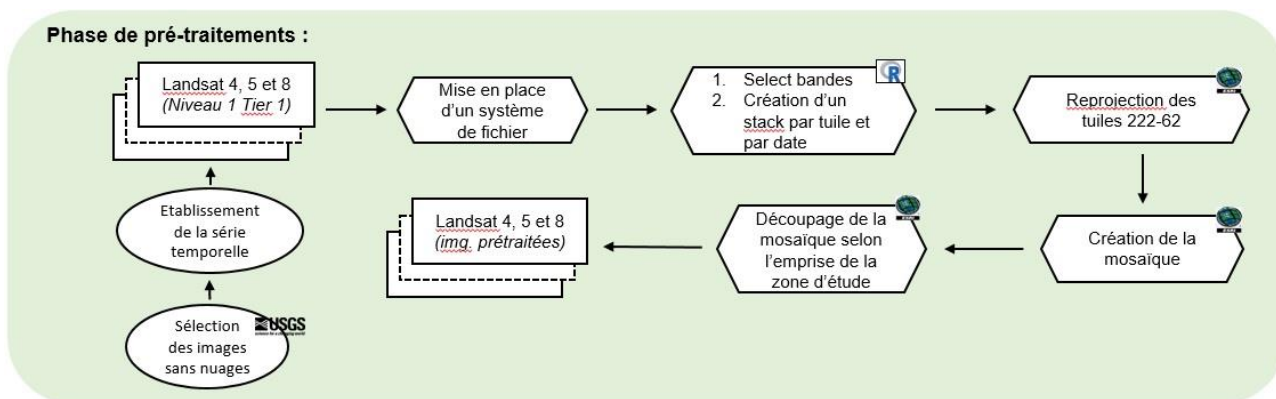
Script R qui permet de créer un fichier liste au format .txt à partir du csv reçu dans le mail de l'usgs :

```

1 # Loading packages
2 install.packages("data")
3 install.packages("rvest")
4 install.packages("readr")
5 library(data)
6 library(rvest)
7 library(readr)
8 library(readr)
9
10 # Set the working directory
11 projectPath = "~/Project/Paragiss/Landsat/Preparation_000000/222_62"
12 filePath = "data"
13 write.projectPath()
14
15 # Read both csv files
16 csv1 = read.csv(file = "LANDSAT_TM_C1_231000.csv")
17 csv2 = read.csv(file = "LANDSAT_TM_C2_231000.csv")
18
19 # Create a text file
20 order_list = file("order_list.txt", "w")
21
22 # Retrieve scene ID's from first csv file
23 sceneID = as.character(csv1$Landsat_Product_Identifier)
24
25 # Write the ID's in the text file line by line
26 for (i in 1:length(sceneID)) {
27   print(i)
28   print(sceneID[i])
29   writeLines(ID, order_list, sep="\n")
30 }
31
32 # Retrieve scene ID's from second csv file
33 sceneID = as.character(csv2$Landsat_Product_Identifier)
34
35 # Write the ID's in the text file line by line
36 for (i in 1:length(sceneID)) {
37   print(i)
38   print(sceneID[i])
39   writeLines(ID, order_list, sep="\n")
40 }
41
42 # Close connection to file
43 close(order_list)
  
```

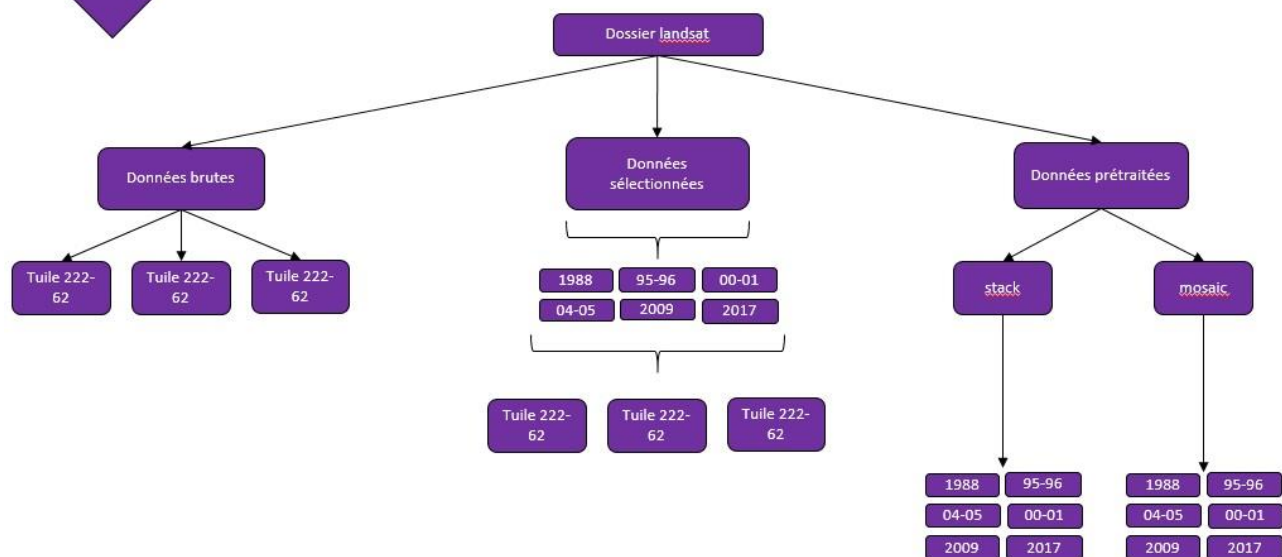

Annexe 6

Organigramme de prétraitement de l'image Landsat 8 et description des différentes étapes méthodologiques



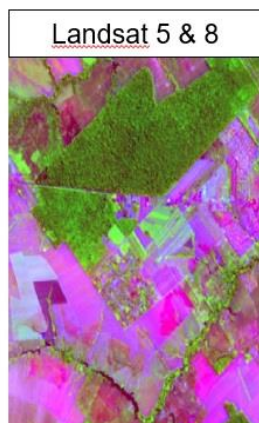
1. Organisation des données

- Réorganisation des données brutes landsat en système de fichier pour l'exécution optimale des traitements ultérieurs via Arcmap



Annexe 7

Emprise spatiale des tuiles des images satellites brutes



Résolution
30m

Répétitivité
de passage
16 jours

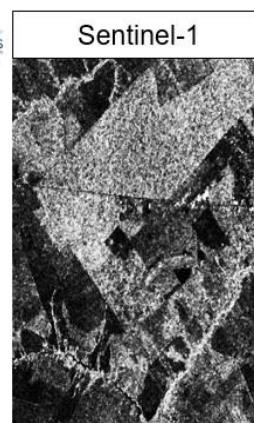
Nombre de
bandes
spectrales
**11 (Landsat 8)
7 (Landsat 5)**



Résolution
10-20-60m

Répétitivité
de passage
5 jours

Nombre de
bandes
spectrales
13

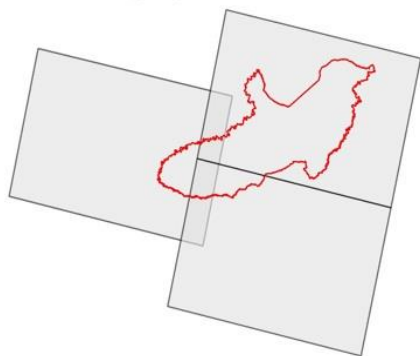


Résolution
10m

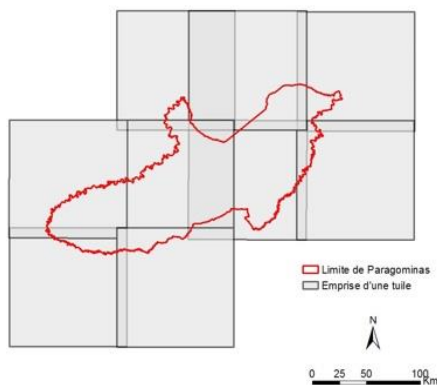
Répétitivité
de passage
5 jours

Nombre de
polarisations
4

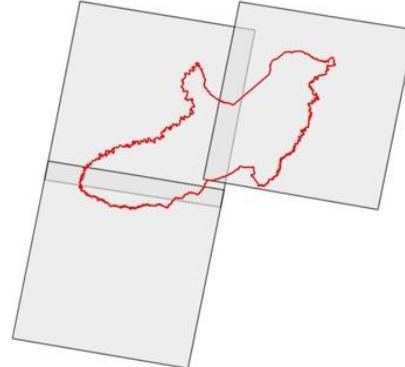
Emprise spatiale des tuiles Landsat



Emprise spatiale des tuiles Sentinel-2



Emprise spatiale des tuiles Sentinel-1



Annexe 8

Matrices de confusion des typologies détaillées des images Sentinel-1, Sentinel-1 + Sentinel-2 et Landsat 8

Typologie détaillée - Sentinel-1															
	bâti / route goudronnée	eau libre	forêt dégradée	forêt dégradée brûlée	forêt mature conservée	maïs / millet	pâturage propre	pâturage sale	plantation	soja	sol nu / piste	sorgho	vieille juquiera	somme	précision réelle
bâti / route goudronnée	155,96	11,16	10,34	16,98	3,8	2,08	5,42	3,84	3	1,4	30,76	0,42	2,28	247,44	0,63
eau libre	6,5	267,78	0,02	0	0	0	0	0	0	0	3,84	0	0	278,14	0,96
forêt dégradée	17,88	1,5	76,42	61,6	47,8	0,24	9,78	17,38	24,88	0	6,3	0,04	45,66	309,48	0,25
forêt dégradée brûlée	17,42	1,16	49,9	66,88	19,74	0,84	8,7	20,66	21,98	0	10,78	0,3	33,26	251,62	0,27
forêt mature conservée	8,9	0,78	76,58	39,02	193,9	0	5,98	14,28	38,92	0	3,08	0	39,06	420,50	0,46
maïs / millet	5	0,02	0	0	0	241,66	16,52	3,2	0	26	19,88	25,86	0	338,14	0,71
pâturage propre	9,12	0,68	2	4,66	0,38	11,7	143,1	44,2	12,62	2,88	29,2	9,5	8,98	279,02	0,51
pâturage sale	9,14	0,96	9,08	14,94	1,4	3,94	44,22	119,54	25,88	0,38	18,9	1,32	22,98	272,68	0,44
plantation	14,58	0,26	28,64	39,32	16,12	1	29,16	29,46	139,48	0	11,1	0,5	34,76	344,38	0,41
soja	8,42	0,64	0	0	0	23	5,66	4,66	0	253,4	26,26	6,4	0	328,48	0,77
sol nu / piste	40,88	14,28	2,26	7,16	0,78	6,64	8,4	10,44	1,68	3,54	128,72	2,36	0,18	227,32	0,57
sorgho	1,68	0,22	0,02	0,04	0	8,86	14,96	1,58	0,04	12,36	5,02	253,3	0,26	298,34	0,85
vieille juquiera	4,52	0,56	44,74	49,4	16,08	0,04	8,1	30,76	31,52	0	6,16	0	112,58	304,46	0,37
somme	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	3900,00
précision estimée	0,52	0,89	0,25	0,22	0,65	0,81	0,48	0,40	0,46	0,84	0,43	0,84	0,38	0,37	0,51
PG	0,55														
PC	0,08														
Kappa	0,51														

Typologie détaillée - Sentinel-1 + Sentinel-2															
	bâti / route goudronnée	eau libre	forêt dégradée	forêt dégradée brûlée	forêt mature conservée	maïs / millet	pâturage propre	pâturage sale	plantation	soja	sol nu / piste	sorgho	vieille juquiera	somme	précision réelle
bâti / route goudronnée	268,9	0,18	0,04	0	0	0,42	1,42	0	0	1,52	14,3	0	0	286,78	0,94
eau libre	1,1	299,46	0,1	0,02	0	0	0	0	0	0	0	0	0	300,68	1,00
forêt dégradée	0	0,02	177,56	21,04	31,4	0	0	3,66	23,2	0	0	0	7,36	264,24	0,67
forêt dégradée brûlée	0,5	0,22	24,46	240,3	2,58	0	0,04	4,26	23,14	0	0,08	0	10,64	306,22	0,78
forêt mature conservée	0	0,02	63,98	4,04	260,54	0	0	0	2,72	0	0	0	0	331,30	0,79
maïs / millet	1,66	0	0	0	0	281,38	3,24	2,76	0,02	6,02	5,2	4,42	0	304,70	0,92
pâturage propre	1,52	0,06	0,14	1,38	0	3	247,68	34,36	2,26	0,36	4,1	5,84	7,26	307,96	0,80
pâturage sale	0,78	0	1,9	4,9	0,12	1,18	30,82	211,92	7,54	0	3,54	0,42	17,18	280,30	0,76
plantation	0,08	0	17,44	12,24	5,26	0	0,04	5,42	226,24	0	0,02	0	14,74	281,48	0,80
soja	2,04	0,02	0	0	0	6,52	1,16	0,06	0	286,2	7,4	0,34	0	303,76	0,94
sol nu / piste	23,38	0,02	0,04	0	0	2,86	1,68	1,48	0,46	4,56	264,74	0,26	0,04	299,52	0,88
sorgho	0,02	0	0	0	0	4,64	8,98	0,9	0	1,32	0,52	288,72	0	305,10	0,95
vieille juquiera	0,02	0	14,34	16,08	0,1	0	4,94	35,18	14,42	0	0,1	0	242,78	327,96	0,74
somme	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	300,00	3296,44	3900,00
précision estimée	0,90	1,00	0,59	0,80	0,87	0,94	0,83	0,71	0,75	0,95	0,88	0,96	0,81	0,80	0,83
PG	0,85														
PC	0,08														
Kappa	0,83														

Typologie détaillée - Landsat 8																	
	bâti / route goudronnée	eau libre	forêt dégradée	forêt dégradée brûlée	forêt mature conservée	maïs / millet	pâturage propre	pâturage sale	plantation	soja	sol nu / piste	sorgho	vieille juquiera	Nuages	Ombres	somme	précision réelle
bâti / route goudronnée	262,56	1,08	0,06	0,2	0	0,42	0,82	0,54	0	1,52	18,86	0,18	0,8	0,08	0	300	0,88
eau libre	0,82	294,06	0	0	0	0	0	0	0	0	0,16	0	0	0,52	2,3	300	0,98
forêt dégradée	0,24	0,18	190,48	22,24	20,62	0,06	0,6	4,32	16,66	0	0,2	0,1	13,94	0,52	0,52	300	0,63
forêt dégradée brûlée	2,86	0,74	33,1	236,44	1,1	0	0,04	2,64	14,5	0	1,42	0,12	30,7	0,1	0,06	300	0,79
forêt mature conservée	0	0,04	31,36	0,82	276,14	0	0	0	6,18	0	0	0	0,06	0,14	1,78	300	0,92
maïs / millet	1,34	0	0,1	0,1	0	255,52	8,32	7,48	0,6	4,3	14,22	4,34	1,54	0,02	0	300	0,85
pâturage propre	3,44	0,04	2,34	1,3	0	8,02	226,26	43,08	7,62	3,56	8,02	14,88	8,62	0	0	300	0,75
pâturage sale	0,98	0,1	2,66	2,8	0	6,8	34,58	176,94	7,72	0,12	8,48	10,44	24,86	0,02	0	300	0,59
plantation	0,08	0,16	13,9	4,14	1,42	0,02	0,44	6,38	237,76	0	1,3	0,74	5,34	0,38	0,02	300	0,79
soja	2,9	0	0	0	0	4,14	4,88	0,58	0,02	266,22	13,96	0,04	0	0	0	300	0,89
sol nu / piste	21,36	0,86	0,14	0,84	0	10,8	8,42	10,16	0,44	24,1	225,34	2,3	2,88	0,92	0	300	0,75
sorgho	2,4	0	0,1	0	0	13,42	12,68	8,86	0,22	0,18	2,24	265,42	0,18	0	0	300	0,88
vieille juquiera	1,02	0	25,06	30,46	0,02	0,8	2,96	38,64	7,86	0	5,54	1,44	211,08	0	0	300	0,70
Nuages	0	0	0,02	0,1	0,02	0	0	0,38	0,22	0	0,26	0	0	297,3	0,02	300	1,00
Ombres	0	2,74	0,68	0,56	0,68	0	0	0	0,2	0	0	0	0	295,3	0,02	300	1,00
somme	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	300	3716,82	4500
précision estimée	0,88	0,98	0,63	0,79	0,92	0,85	0,75	0,59	0,79	0,89	0,75	0,88	0,70	0,99	0,98	0,88	0,81
PG	0,83																
PC	0,07																
Kappa	0,81																

Annexe 9

Tableaux des bandes spectrales des différents capteurs optiques

Nom de capteur	Landsat 5 TM				Landsat 8 OLI-TIRS				Sentinel-2			
Longévité	mars 1984 – juin 2013				février 2013 - opérationnel				juin 2015 – opérationnel			
Capacité de revisite	16 jours				16 jours				5 jours			
Taille de l'image	185 km x 185 km				185 km x 185 km				290 km x 290 km			
Bandes spectrales et leurs résolutions	Bande	Bande spectrale	Résolution	Utilisation	Bande	Bande spectrale	Résolution	Utilisation	Bande	Bande spectrale	Résolution	
	1	0,45 - 0,52 μm	30 m x 30 m	Différenciation sol / végétaux, zones côtières	1	0,435 - 0,451 μm	30 m x 30 m	Différenciation sol / végétaux, zones côtières	1	0,443 μm (Aerosols)	60 m x 60 m	
	2	0,52 - 0,60 μm	30 m x 30 m	Végétation	2	0,452 - 0,512 μm	30 m x 30 m	Végétation	2	0,490 (bleu)	10 m x 10 m	
	3	0,63 - 0,69 μm	30 m x 30 m	Différenciation des espèces végétales	3	0,533 - 0,590 μm	30 m x 30 m	Différenciation des espèces végétales	3	0,560 μm (vert)	10 m x 10 m	
	4	0,76 - 0,90 μm	30 m x 30 m	Biomasse	4	0,636 - 0,673 μm	30 m x 30 m	Biomasse	4	0,665 μm (rouge)	10 m x 10 m	
	5	1,55 - 1,75 μm	30 m x 30 m	Différenciation neige/nuage	5	0,851 - 0,879 μm	30 m x 30 m	Différenciation neige/nuage	5	0,705 μm (vegetation red edge)	20 m x 20 m	
	6	10,41 - 12,5 μm	120 m x 120 m	Thermique	6	1,566 - 1,651 μm	30 m x 30 m	Thermique	6	0,740 μm (vegetation red edge)	20 m x 20 m	
	7	2,08 - 2,35 μm	30 m x 30 m	Lithologie	7	2,107 - 2,294 μm	30 m x 30 m	Lithologie	7	0,783 μm (vegetation red edge)	20 m x 20 m	
						PAN	0,503 - 0,676 μm	15 m x 15 m	Meilleure résolution spatiale	8	0,842 μm (NIR)	10 m x 10 m
						Cirrus	1,363 - 1,384 μm	30 m x 30 m	Masque de nuage	8A	0,865 μm (vegetation red edge)	20 m x 20m
						10	10,60 -11,19 μm	100 m x 100 m	Thermique	9	0,945 μm (vapeur d'eau)	60 m x 60 m
						11	11,50 -12,51 μm	100 m x 100 m	Thermique	10	1,375 μm (SWIR - cirrus)	60 m x 60 m
										11	1,610 μm (SWIR)	20 m x 20m
									12	2,190 μm (SWIR)	20 m x 20m	
Technique de prise d'image	Whiskbroom				Pushbroom				CMOS			
Orbite	Altitude : 705 km heure : 9 h 30-10 h				Altitude : 705 km heure : 10 h				Altitude : 786 km heure : 10 h 30			

Annexe 10

Formules de calcul des indices spectraux

$$\text{NDVI} : (\text{NIR-Rouge})/(\text{NIR}+\text{Rouge})$$

$$\text{NDWI} : (\text{Vert-NIR})/(\text{Vert}+\text{NIR})$$

$$\text{EVI} : (2,5*(\text{NIR-Rouge}))/(\text{NIR}+(6*\text{Rouge})-(7,5*\text{Bleu})+1)$$

$$\text{SAVI} : (\text{NIR-Rouge})*(1+0,5)/(\text{NIR}+\text{Rouge}+0,5)$$

$$\text{MSAVI} : (\text{NIR-Rouge})*(1+L)/(\text{NIR}+\text{Rouge}+L) \quad \text{où } L = 1-s*(\text{NIR-Rouge})*(\text{NIR-s*Rouge})/(\text{NIR}+\text{Rouge})$$

S = degré de pente de la ligne de sol à partir d'une courbe des valeurs de rouge et proche infra-rouge

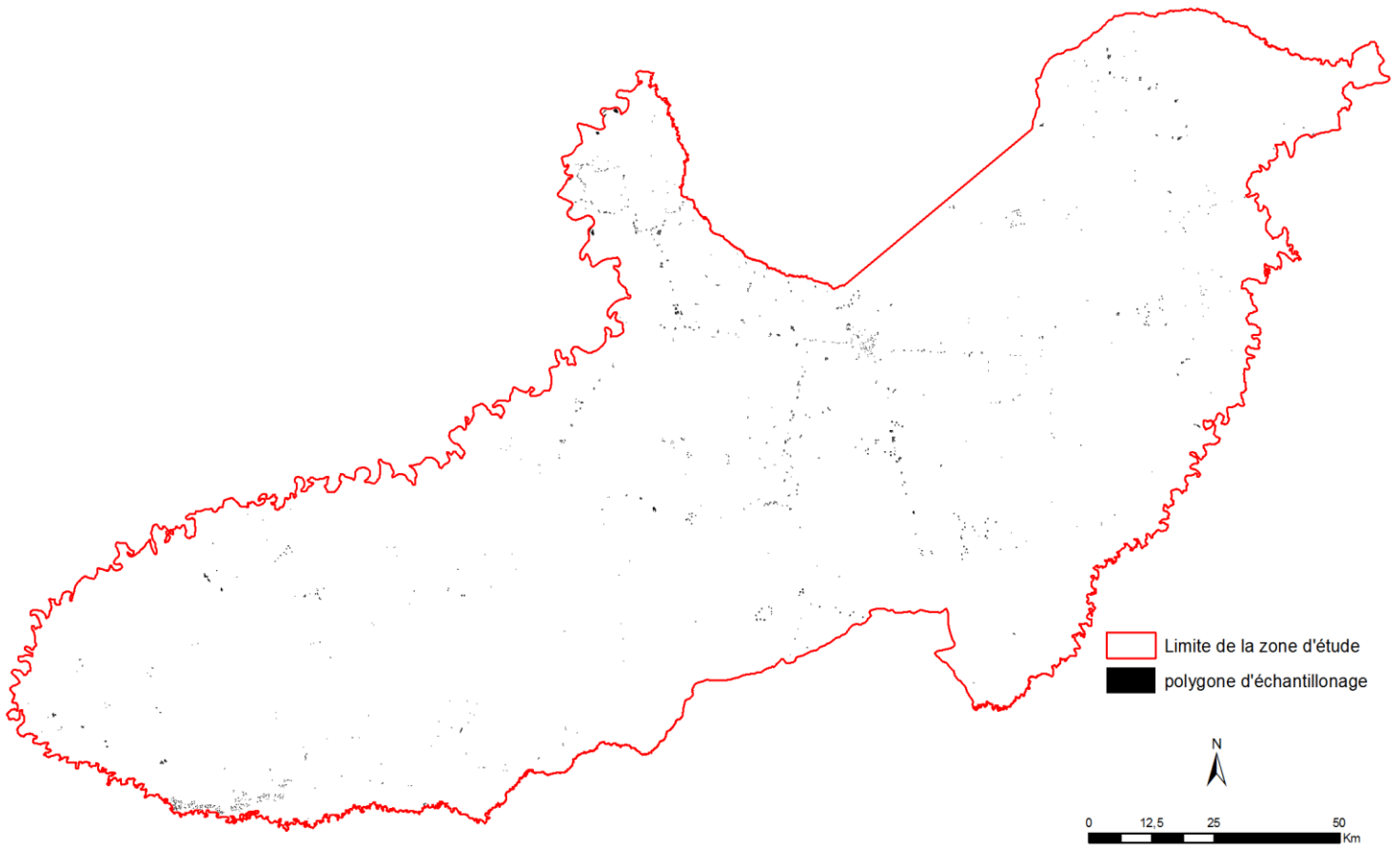
$$\text{NBR} : (\text{NIR-SWIR})/(\text{NIR}+\text{SWIR})$$

$$\text{NMI} : (\text{NIR-MIR})/(\text{NIR}+\text{MIR})$$

NIR = Proche Infra-rouge SWIR = Infra-rouge court MIIR = Infra-rouge moyen

Annexe 11

Carte de répartition spatiale de l'échantillonnage



Annexe 12

Protocole d'acquisition des données terrain et localisation des points GPS



+



+

- Canopy height
- % tree cover
- Vegetation layers
- Soil
- Mean diameter
- Basal area
- Presence of degradation (pioneers, bamboo, strains..)
- Presence of non degradation (tall and straight trees, lianas, termites, plant litter)
- Surrounding landscape
- ...

Un total de 328 point GPS

Une mission de 10 jours en Septembre 2017

