



CLASSIFICATION DES SERIES TEMPORELLES LANDSAT-8 POUR LA CARTOGRAPHIE DU GRADIENT DE VEGETATION DANS LE NORD DE LA REPUBLIQUE DU CONGO

Loubelo Madiela B. D.^{1,2}, Arvor D.³, Bouka Biona C.^{1,4}✉ et Durieux L.⁵

- ¹ *Département des Sciences Physiques, Institut National de Recherche en Sciences Exactes et Naturelles (IRSEN), Route Gascogne, château d'eau, BP. 2400, Brazzaville, Congo, bill_loubelo@yahoo.fr*
- ² *Laboratoire de Physique de l'Atmosphère, Faculté des sciences et Techniques, Université Marien Ngouabi, B.P. 69, Brazzaville, Congo*
- ³ *UMR LETG – Rennes – COSTEL, CNRS-UMR 6554, Université Rennes 2, Place du Recteur H. Le Moal, 35000 RENNES, France ; damien.arvor@gmail.com*
- ⁴ *Laboratoire de Physique de l'Atmosphère, Faculté des sciences et Techniques, Université Marien Ngouabi, B.P. 69, Brazzaville, Congo ; clobiteboukabiona@gmail.com*
- ⁵ *Institut de Recherche pour le Développement (IRD) (France) ; laurent.durieux@ird.fr*
✉ *Correspondance : clobiteboukabiona@gmail.com ; Tel. : 00242 06 666 42 65*

RESUME

Cette étude a permis d'élaborer une carte détaillée du gradient de la végétation dans le bassin du Congo sous une résolution de 30 m. Elle caractérise la couverture terrestre à partir d'une discrimination spatiale améliorée. Une approche automatique de classification de différentes thématiques d'occupation des sols, basée sur les règles de classification proposées par Baraldi et al. (2006), a été utilisée. A partir d'un modèle de démixage linéaire (LMM), nous avons traité 28 images Landsat-8 d'une série temporelle dans un site du Département de la Sangha dans le nord de la République du Congo. Nous avons ainsi estimé la proportion de pixels des classes végétation, minéral eau/ombres, afin de produire une image annuelle presque sans nuage. La classification obtenue a permis de générer une carte de végétation de huit classes sémantiques allant de la classe « forêt marécageuse » à la classe « eau ». La validation de la qualité de la classification à partir d'une fusion des classes ayant des proches appartenances de pixels, a généré des indices de validation satisfaisants dont 0,89 pour l'indice global de précision et 0,85 pour

l'indice kappa, les seuils standards de satisfaction admis dans la littérature étant supérieurs ou égaux respectivement à 0,85 et 0,75. Cependant, des pixels mal classés dans la matrice de confusion apparaissent principalement entre les classes «forêt marécageuse» et «forêt dense». Cette approche de fusion des classes sémantiques permet de séparer les différentes thématiques d'occupation des sols tout en conservant les informations texturales de l'image brute.

Mots-clés : végétation ; image Landsat ; modèle de démixage linéaire ; séries temporelles ; classes sémantiques ; République du Congo.

INTRODUCTION

Les images de télédétection sont utilisées, avec succès, depuis longtemps pour cartographier différents types de végétation. Les capteurs Landsat (Mappeur thématique amélioré Landsat 7 (ETM+) et actuellement Imagerie terrestre opérationnelle (OLI)) ont apporté de nombreuses avancées pour évaluer l'étendue et les pertes des forêts tropicales. L'Institut National pour la Recherche Spatiale (INPE) du Brésil utilise les données Landsat pour produire des cartes annuelles de déforestation à partir du programme de suivi de la forêt Amazonienne brésilienne par satellite (PRODES) (Carlos et al., 2013). Hansen et al. (2013) ont également utilisé ces images pour estimer et cartographier la déforestation dans les tropiques à l'échelle mondiale. D'autres études sont allées plus loin dans l'utilisation des images du Landsat pour évaluer les changements plus fins de la végétation tropicale (Xia et al., 2013 ; Song et al., 2015 ; Aguilar et al., 2016). La plupart de ces approches sont fondées sur les modèles de fusion linéaire (LMM), déjà utilisés par l'INPE dans le programme PRODES pour évaluer différents types de végétation. Lu et al. (2003) ont aussi utilisé le modèle LMM pour cartographier quatre classes à différentes étapes de régénération dans les forêts de Rondônia dans l'Etat de Ji-Paraná au Brésil. Le programme de cartographie automatisée de suivi de la déforestation et de la dégradation des forêts tropicales (CLASlite) était également basé sur le modèle LMM (Asner et al., 2009). Cependant, l'utilisation des images Landsat est limitée en raison de sa résolution temporelle (16 jours). Par conséquent, dans les basses latitudes, ces images sont affectées par des taux élevés de couverture nuageuse. Pour résoudre ce problème de couverture nuageuse, le traitement des séries temporelles des images est particulièrement important. De nombreux travaux se sont centrés sur l'utilisation des séries temporelles de l'indice de végétation du Spectroradiomètre d'Imagerie de Résolution Modérée (MODIS) pour classer à la fois la végétation naturelle (Gond et al., 2013) et les cultures (Arvor et al., 2011). L'accès libre aux données Landsat a permis à certaines études récentes de se focaliser sur l'utilisation des séries temporelles Landsat pour produire des cartes (presque) sans nuage de la couverture du sol (Waldner et al., 2015 ; Arvor et al., 2016).

D'autres études, comme celles de Asner et al. (2009), Arvor et al. (2011) et Arvor et al. (2016), ont porté leur attention sur l'utilisation d'une méthode automatique de pré-classification des images Landsat afin de séparer les différentes classes d'occupation des sols à partir des règles de classification proposées par Baraldi et al. (2006).

L'objectif de cet article est de mettre en place une approche automatique de classification des différentes thématiques de végétation dans les zones forestières tropicales, en particulier dans le bassin du Congo, pour mieux séparer les différentes classes d'occupation des sols, afin d'améliorer les méthodes de cartographie de la végétation.

1. Zone d'étude (Sangha)

La Figure 1 (Voir Annexe) présente la zone d'étude est comprise entre les latitudes 1°23'16"N et 1°40'44"N et les longitudes 15°57',36"E et 16°25',08"E. Elle est située au nord de la République du Congo, dans le Département de la Sangha, dont les limites au nord sont constituées par les frontières du Cameroun et de la République centrafricaine. Au sud, le Département est limité par un champ phytogéographique appartenant au Département de la Likouala. A l'ouest, il fait frontière avec le Gabon et à l'est par un champ phytogéographique appartenant à la basse Sangha qui s'ouvre sur la cuvette congolaise. Le climat du nord du Congo est équatorial (Vennetier, 1963; Gillet et Doucet, 2012). Celui de la zone d'étude a été décrite à partir des données de la station synoptique de Ouessou qui fait partie du réseau météorologique de l'Agence Nationale de l'Aviation civile du Congo. Ce climat est caractérisé par une précipitation annuelle de 1600–2000 mm, avec deux saisons sèches : une de juin à août et l'autre de décembre à février ((Bégué, 1967) ; White (1983) ; Astrid et al. (2016)). Les températures mensuelles moyennes fluctuent légèrement autour de 26°C avec des valeurs minimales en juillet et août (25°C). Les valeurs maximales sont enregistrées surtout en février (27°C). L'humidité relative annuelle moyenne est de 80%, avec un minimum en février (75%) et un maximum en Juillet (83%). La ville de Ouessou se trouve dans la zone d'étude ; elle est située le long de la rivière Sangha. Sa principale activité économique est l'exploitation

forestière réalisée par des sociétés internationales telles que l'Industrie Forestière de Ouessou (IFO) et la Congolaise Industrielle des Bois (CIB). La région de la Sangha est dominée par les forêts. La végétation se caractérise un gradient de végétation allant des grandes forêts denses à feuilles persistantes à des forêts ouvertes de *Marantaceae*. En outre, il contient également de grandes forêts marécageuses ainsi que des zones agricoles et des plantations de palmiers.

2. Matériels et méthodes

2.1. Matériels

2.1.1. Données de télédétection

Notre étude s'est focalisée sur le traitement des images fournies par de nouveaux capteurs OLI et du capteur Infrarouge Thermique (TIRS) de Landsat-8. Plusieurs scènes des images Landsat-8 traitées sont intégrées dans ces travaux. Un total de 58 images obtenues entre 2014 et 2015 dont 28 images pour le Département de la Sangha. Les scènes sont téléchargées à partir du site USGS Earth Explorer (earthexplorer.usgs.gov/) pour une orbite (Path : 181 et 182) et un rang (Row : 058 et 059). Toutes ces images sont téléchargées avec un pourcentage de couverture nuageuse inférieure à 50%.

2.1.2. Données de terrain

Les données collectées étaient des vecteurs points de chaque thématique d'occupation des sols. Ce sont des points définis selon leurs coordonnées géographiques données par un GPS (Garmin 64s). En outre, nous avons aussi intégré dans notre étude plusieurs types de données nécessaires pour la validation de notre carte de végétation : i) la carte de la stratification forestière de IFO (Unité Forestière d'Aménagement (UFA)-Ngombé) couvrant le site de la Sangha ; ii) la carte de la stratification forestière de la CIB ; iii) les données que nous avons collectées lors de la campagne de mesures forestières dans le site de la Sangha, du 28 juillet au 10 août 2015.

2.2. Méthodes

2.2.1. Approche de la télédétection dans la classification des images Landsat

L'approche choisie de la classification des images consiste à déterminer dans le temps et dans l'espace la plus forte probabilité d'appartenance d'un pixel d'être alloué dans une classe thématique à partir d'une série multi-

temporelle de démixage linéaire des images Landsat. Pour ce faire, nous avons premièrement élaboré une liste de coordonnées de toutes les images à traiter. Ensuite, cette liste est envoyée sur le site espa.cr.usgs.gov pour le prétraitement. Celui-ci comprend deux étapes : i) le calcul des valeurs de réflectance de surface dans les bandes optiques et celle de la température du sommet de l'atmosphère pour la bande thermique, ii) le calcul de masque des nuages, des ombres et de l'eau (cfmask) (Zhu et al., 2012).

Cette approche comprend quatre étapes successives. Les deux premières étapes font références aux processus de traitement appliqués sur chaque image Landsat prise séparément tandis que les troisièmes et quatrièmes étapes se réfèrent à l'approche de la fusion des séries temporelle des images Landsat. Tous les processus de traitement ont été effectués à partir du logiciel R (R Core Team 2015). La première étape concerne le traitement des images basé sur une méthodologie automatique de pré-classification de chaque image Landsat comme dans Baraldi et al. (2006). Dans la deuxième étape, nous avons appliqué le modèle de démixage linéaire (LMM) de chaque image Landsat en s'inspirant des travaux de Benhadj et al. (2012). Dans cette étape, nous avons séparé chaque pixel de l'image en trois familles principales en fonction des signatures spectrales (classe de végétation, classe de minéraux et classe eau/ombres). Dans la troisième étape, à partir du modèle LMM, nous avons appliqué les règles de classification de Baraldi et al. (2006) pour catégoriser ces résultats de gradients de végétation. Tous les processus ont été menés avec le logiciel open source R (R Core Team 2015).

2.2.2. Pré-classification des images Landsat

Chaque image Landsat a d'abord été pré-classifiée en se basant sur une méthode de pré-classification automatique (Baraldi et al., 2006). Elle a spécifiquement été élaborée pour calibrer les images Landsat TM et ETM+. Dans notre étude, nous l'avons appliquée spécifiquement sur les données Landsat OLI. Notons que parmi les multi bandes du capteur OLI de Landsat-8, seulement les bandes Bleu (B), Vert (G), Rouge (R), proche Infrarouge (NIR), moyen 1 Infrarouge (SWIR_1) et moyen 2 Infrarouge (SWIR_2) sont intégrées dans les traitements

des images. Les longueurs d'ondes utilisées sont résumées dans le Tableau 1 (Voir Annexe). La procédure attribue des pixels à l'une des 46 catégories spectrales sémantiques possibles basées exclusivement sur des règles spectrales (Baraldi et al., 2006). Ces catégories ne correspondent pas à des classes de couverture terrestre, mais doivent plutôt être considérées comme des descriptions sémantiques de signatures spectrales. C'est pourquoi nous l'appelons une « pré-classification ».

2.2.3. Modèle de fusion linéaire (LMM)

A partir du modèle LMM inspiré de l'approche de Benhadj et al. (2012), nous avons regroupé les pixels qui donnent les informations sur la végétation, le minéral et l'eau ou les ombres dans chaque image de la série temporelle considérée pour composer une image de synthèse pour le triplet végétation, minéral et eau/ombres. Pour ce faire, nous avons appliqué, pour chaque image Landsat de la série temporelle, les règles de classification de Baraldi et al. (2006) qui répartissent la végétation dans les classes 10 à 14, le minéral dans les classes 22 à 38 et 41, et l'eau ou les ombres dans les classes 5, 6, 40 et 45. Pour chacune de ces trois classes, 10 000 pixels sont choisis au hasard afin d'effectuer une classification en "k-means" non supervisée. Cette classification conduit à l'obtention de 60 signatures spectrales moyennes sur lesquelles nous avons appliqué un test itératif pour identifier la meilleure combinaison de triplet qui minimise, comme dans Benhadj et al. (2012), l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Par ce moyen, nous obtenons ainsi des « pixels purs » des classes correspondant au triplet.

2.2.4. Classification de l'image

La pré-classification de chaque image de la série temporelle nous a conduit à cartographier notre site d'étude selon huit classes sémantiques suivantes selon la vérité terrain : forêt marécageuse, forêt humide, forêt dense, forêt de transition, forêt claire, autre végétation, sol nu et eau. Cette classification sémantique permet d'être cohérent avec le système de Baraldi et al. (2006). Les règles de classification utilisées pour les huit classes sémantiques sont représentées dans le Tableau 2 (Voir Annexe).

2.2.5. Validation de la carte d'occupation des sols à partir des données de terrain

La validation s'est effectuée en deux étapes distinctes : le premier test de la validation s'est basé directement sur les huit classes fines de la couverture terrestre notamment : la classe 1 « forêt marécageuse » ; la classe 2 « forêt humide » ; la classe 3 « forêt dense » ; la classe 4 « forêt de transition » ; la classe 5 « forêt claire » ; la classe 6 « autre végétation » ; la classe 7 « sol nu » ; et la classe 8 « eau ». Le deuxième test a été effectué en fusionnant les classes ayant des proches appartenances de pixels. Pour ce faire, nous avons reclassé les huit classes de la couverture terrestre en cinq grandes classes distinctes : la classe 9 (forêt marécageuse = classe 1 + classe 2) ; la classe 10 (forêt dense) ; la classe 11 (forêt claire = classe 4 + classe 5) ; la classe 12 (sol nu = classe 6 + classe 7) ; et la classe 13 (eau).

3. Résultats

3.1. Carte de la classification de la zone de végétation

La Figure 2 (Voir Annexe) présente les résultats obtenus lors de la classification sémantique de la zone d'étude. Ils donnent une carte avec une zone noire correspond aux pixels non classés. Les zones forestières marécageuses permanentes sont représentées dans un vert plus foncé tandis que les forêts humides de limbali (*Gilbertiodendron dewevrei*) sont en vert foncé. Les forêts correspondent donc à un vert plus ou moins foncé à clair. Les sols nus (villes) sont en rose en tant que minéraux et la rivière Sangha est représentée en bleu.

3.2. Validation de la carte d'utilisation du sol

Deux indices des matrices de confusion (Tableaux 3 et 4 Voir Annexe) nous ont permis d'évaluer la qualité de la classification : un indice global de précision et un indice Kappa. L'indice global de précision est le rapport entre le nombre de pixels correctement classés et le nombre total de pixels à classer. Une valeur minimale de l'indice global de précision généralement acceptée pour valider une classification est de 85% (Foody et al., 2002 ; Arvor, 2009). L'indice Kappa de 0,75 signifie que 75% de la classification des pixels ne sont pas dûs au hasard (Girard et al., 1999 ; Arvor 2009). 0,75 constitue la valeur minimale acceptée. Pour le premier test de validation de

la matrice de confusion, nous avons obtenu un indice global de précision de 0,59 et un indice Kappa de 0,52 (Tableau 3 Voir Annexe) et dans le deuxième test, les résultats sont respectivement 0,89 et 0,85 (Tableau 4 Voir Annexe).

3. Discussions

La classification produite ressemble à une fausse composition de couleur d'une image brute qui ne permet généralement pas de distinguer les différentes thématiques de la végétation. Ainsi, les résultats obtenus de notre classification dépendent également de la qualité des images à traiter, en particulier une faible couverture nuageuse inférieure à 50%.

La validation de la carte de classification du site de la Sangha avec les données de terrain, les résultats de la matrice de confusion (Cf. Tableau 3), générés à partir de toutes les classes fines, ont donné un score de 0,59 pour l'indice global de précision et de 0,52 pour l'indice kappa. Ces résultats d'indices, comparés aux valeurs standards respectivement de 0,85 et 0,75 de la littérature, ne sont pas satisfaisants. En effet, les données utilisées pour la validation de la classification montrent certaines limites pour discriminer la classe 1 « forêt marécageuse » de la classe 3 « forêt dense ». Dans la matrice de confusion, beaucoup de pixels classés par le modèle ne correspondent pas aux pixels terrain. Par exemple, les 6 pixels de la forêt marécageuse sont mal classés car ils se retrouvent dans la classe « forêt dense ». Par ailleurs, cette remarque est la même pour la classe 6 « autre végétation » et la classe 7 « sol nu ». En revanche, on trouve des pixels bien classés dans la matrice de confusion pour la classe 3 « forêt dense » où parmi les 49 pixels, 42 sont bien classés et pour la classe 8 « eau » où 21 pixels sur 22 sont bien classés.

Le deuxième test de validation de la classification que nous avons conduit, et qui est fondé sur la fusion de quelques classes fines (Cf. Tableau 4), donne un score satisfaisant pour un indice global de précision de 0,89 et pour un indice kappa de 0,85. A partir de la fusion de quelques classes, le modèle fait mieux correspondre les pixels des différentes classes fusionnées. On y remarque en effet, que les classes 10 « forêt dense », 11 « forêt claire », 12 « sols nus » et 13 « eau » ont la majorité des

pixels bien classés, excepté la classe 9 « forêt marécageuse » où l'on trouve une erreur majeure de 4 pixels sur 6 mal classés dans la forêt dense. Ce qui traduit, dans une certaine mesure, la robustesse de l'approche construite. Malgré ces bons résultats obtenus à partir de la fusion de quelques classes fines, il n'en demeure pas moins qu'il existe des erreurs de classification des pixels dans certaines classes. Il serait donc utile d'affiner la qualité de la validation à partir de toutes les classes fines avec de nouvelles données de terrain pour mieux discriminer en particulier les pixels (points terrain) de la classe « forêt marécageuse » et de la classe « autres végétation ».

CONCLUSION

Cette étude a produit, grâce à un modèle de démixage linéaire LLM/fusion, une carte de gradient de végétation d'une zone d'étude dans le Département de la Sangha sous une résolution de 30 m. Cette carte a été produite en se basant sur les règles de classification des classes de végétation proposées par Baraldi et al. (2006). Le modèle a généré, à partir d'une approche de fusion des classes fines d'occupation des sols, un bon score avec un indice global de précision de 0,89 et un indice Kappa de 0,85.

Cependant, des pixels de certaines classes sémantiques restent encore mal classés dans la matrice de confusion, en particulier dans les classes « forêt marécageuse » et « forêt dense ». Il serait donc important d'affiner la qualité de la validation de cette classification par de nouvelles données de terrain discriminant la classe « forêt marécageuse » de celle de « autre végétation ». Cette nouvelle carte du gradient de végétation peut-être très utile pour mettre à la disposition des décideurs les taux réels de changement de la biomasse forestière dû à la déforestation et à la dégradation des forêts, ainsi que ceux de stock de carbone pour chaque pixel. Cela peut également améliorer les schémas de surface des modèles climatiques régionaux par la production des cartes de données de biomasse à des échelles fines de la dimension du pixel.

REMERCIEMENTS

Ces travaux de thèse ont bénéficié de l'appui de l'Institut National de Recherche en Sciences Exactes et Naturelles (IRSEN) du Ministère de la Recherche Scientifique et de l'Innovation Technologique de la République du Congo, du Laboratoire du LETG COSTEL (Université de Rennes 2, France) du CNRS, du Laboratoire de l'UMR ESPACE-DEV (Maison de la Télédétection, Montpellier-France), du Centre des Sciences du Système Terrestre de l'Institut National pour la Recherche Spatiale du Brésil, et de l'Académie des Sciences des Pays du Tiers Monde (TWAS). Les auteurs leur en sont reconnaissants. Ils remercient également les référés anonymes qui ont contribué à améliorer la qualité de cet article scientifique.

BIBLIOGRAPHIE

- Aguilar, Fernando J., Abderrahim Nemmaoui, Manuel A. Aguilar, Mimoun Chourak, Yassine Zarhloule, et Andrés M. García Lorca. **2016**. « A Quantitative Assessment of Forest Cover Change in the Moulouya River Watershed (Morocco) by the Integration of a Subpixel-Based and Object-Based Analysis of Landsat Data ». *Forests* 7 (1) :23. <https://doi.org/10.3390/f7010023>.
- Arvor, Damien. 2009. *Etude par télédétection de la dynamique du soja et de l'impact des précipitations sur les productions au Mato Grosso (Brésil)*. Rennes 2. <http://www.theses.fr/2009REN20020>.
- Arvor, Damien, Milton Jonathan, Margareth Simões Penello Meirelles, Vincent Dubreuil, et Laurent Durieux. **2011**. « Classification of MODIS EVI time series for crop mapping in the state of Mato Grosso, Brazil ». *International Journal of Remote Sensing* 32 (22):784771. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.531783>.
- Arvor, Damien, **Bill Donatien Loubelo Madiela**, et Thomas Corpetti. **2016**. « Semantic pre-classification of vegetation gradient based on linearly unmixed Landsat time series ». 2016 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), juillet, 4,422-4,425. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2016.7730152>.
- Asner, Gregory P., David E. Knapp, Aravindh Balaji, et Guayana Paez-Acosta. **2009**. « Automated mapping of tropical deforestation and forest degradation: CLASlite ». *Journal of Applied Remote Sensing* 3 (1):033543-033543-24. <https://doi.org/10.1117/1.3223675>.
- Astrid, Verhegghen, Eva Hugh, Ceccherini Guido, Achard Frederic, Gond Valery, S Gourlet-Fleury, et Cerutti Paolo. 2016. « The Potential of Sentinel Satellites for Burnt Area Mapping and Monitoring in the Congo Basin Forests - EU Science Hub - European Commission ». *EU Science Hub*. 30 novembre **2016**. <https://ec.europa.eu/jrc/en/publication/potential-sentinel-satellites-burnt-area-mapping-and-monitoring-congo-basin-forests>.
- Baraldi, A., V. Puzzolo, P. Blonda, L. Bruzzone, and C. Tarantino. **2006**. « Automatic Spectral Rule-Based Preliminary Mapping of Calibrated Landsat TM and ETM Images ». *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on* 44 (9):256386. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2006.874140>.
- Bégué, L. **1967**. « Les forêts du nord de la République du Congo (Brazzaville). *Bois. For. Trop.* 1967, 63–76. »
- Benhadj, Iskander, Benoit Duchemin, Philippe Maisongrande, Vincent Simonneaux, Saïd Khabba, et Abdelghani Chehbouni. **2012**. « Automatic Unmixing of MODIS Multi-Temporal Data for Inter-Annual Monitoring of Land Use at a Regional Scale (Tensift, Morocco) ». *International Journal of Remote Sensing* 33 (5):132548. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.564220>.
- Carlos M. Souza, Joao V. Siqueira, Marcio Henrique Ribeiro Sales, et Jos Barlow. **2013**. « Ten-Year Landsat Classification of Deforestation and Forest Degradation in the Brazilian Amazon (PDF Download Available) ». *ResearchGate*. 2013. <http://dx.doi.org/10.3390/rs5115493>.
- Foody, Giles M. **2002**. « Status of land cover classification accuracy assessment ». *Remote Sensing of Environment* 80 (1):185201. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00295-4](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00295-4).
- Gillet, Jean-François, and Doucet Jean-Louis. 2012. « A commented checklist of woody plants in the Northern Republic of Congo ». *Gestion des Ressources forestières*. 2012.

- <http://www.gembloux.ulg.ac.be/gestion-des-ressources-forestieres/2016/03/14/a-commented-checklist-of-woody-plants-in-the-northern-republic-of-congo/>.
- Girard, M.C., Girard, C.M. 1999. « Traitement des données de télédétection : Dunod Ed. Paris, 529 p ». 1999. http://www.banque-pdf.fr/fr_girard-m-c-girard-c-m-1999-traitement-des-donnees-de-teledection.html.
 - Gond, V., A. Fayolle, A. Penneç, G. Cornu, P. Mayaux, P. Camberlin, C. Doumenge, N. Fauvet, et 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. <https://doi.org/10.1098/rstb.2012.0309>.
 - Hansen, M. C., P. V. Potapov, R. Moore, M. Hancher, S. A. Turubanova, A. Tyukavina, D. Thau, et al. 2013. « High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change ». *Science* 342 (6160) :850-853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>.
 - Lu, Dengsheng, Emilio Moran, et Mateus Batistella. 2003. « Linear mixture model applied to Amazonian vegetation classification ». *Remote Sensing of Environment*, Large Scale Biosphere Atmosphere Experiment in Amazonia, 87 (4):456-469. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2002.06.001>.
 - R Core Team. 2015. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. <https://www.R-project.org>.
 - Song, Dan-Xia, Chengquan Huang, Joseph O. Sexton, Saurabh Channan, Min Feng, et John Townshend R. 2015. « Use of Landsat and Corona data for mapping forest cover change from the mid-1960s to 2000s: Case studies from the Eastern United States and Central Brazil ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Global Land Cover Mapping and Monitoring, 103 (mai):8192. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.09.005>.
 - Vennetier, P. 1963. « Les hommes et leurs activités dans le Nord du Congo-Brazzaville. PhD thesis, University of Bordeaux, Bordeaux, France. »
 - Waldner, François, Guadalupe Sepulcre Canto, et Pierre Defourny. 2015. « Automated annual cropland mapping using knowledge-based temporal features ». *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 110:113. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2015.09.013>.
 - White, F. 1983. « The Vegetation of Africa. A Descriptive Memoir to Accompany the Unesco/AEFTFAT/UNSO Vegetation Map of Africa; United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization (UNESCO): Paris, France,1983. »
 - Xia, Cui. 2013. « Using Remote Sensing to Quantify Vegetation Change and Ecological Resilience in a Semi-Arid System (PDF Download Available) ». *ResearchGate*. 2013. <http://dx.doi.org/10.3390/land2020108>.
 - Zhu, Zhe, et Curtis E. Woodcock. 2012. « Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery ». *Remote Sensing of Environment* 118 (mars):8394. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>.

ANNEXE

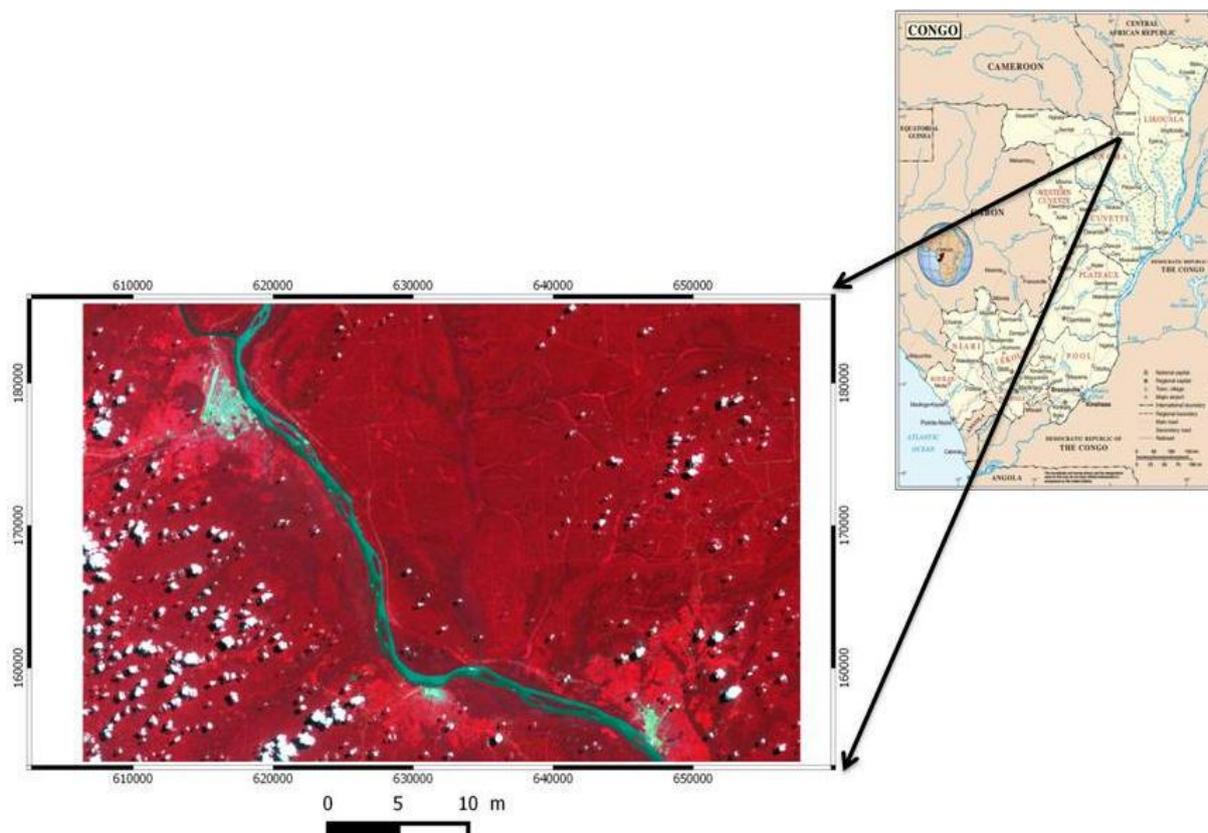


Figure 1 : Localisation de la zone d'étude dans la Sangha, au nord de la République du Congo, et l'image zoomée de Landsat-8 (capteur OLI) dans ses bandes 5 (proche infrarouge), 4 (rouge), et 3 (vert), pour la zone d'étude. Source : carte administrative de la République du Congo (section cartographique des Nations Unies (NU)).

Tableau 1 : Listes des bandes Landsat-8 utilisées

Numéro de bande*	Noms des Bandes	Longueur d'onde (μm)	Résolution (m)
2	Bleu (B)	0,450 - 0,515	30
3	Vert (G)	0,525 - 0,600	
4	Rouge (R)	0,630 - 0,680	
5	Infrarouge proche (NIR)	0,845 - 0,885	
6	Infrarouge moyen 1 (SWIR_1)	1,560 - 1,660	
7	Infrarouge moyen 2 (SWIR_2)	2,100 - 2,300	

*http://landsat.usgs.gov/band_designations_landsat_satellites.php

Tableau 2 : Règles de classification sémantique

N°	classe des Pixels	Règles de classification définies dans cette étude
1	forêt marécageuse	Classe.13 \geq Classe.10 & Classe.13 \geq Classe.12
2	forêt humide	(Classe.13 $>$ Classe.10 & Classe.13 $<$ Classe.12) & (classe.Semantique.majoritaire \leq 4
3	forêt dense	Reste de pixel de Classe.10, Classe.12 & Classe.13 = 0
4	forêt de transition	(classe.Semantique.majoritaire = 6) & (Classe.13 $<$ Classe.12) & (Classe.13 $<$ Classe.10)
5	forêt clair	(Classe.10 \geq Classe.12 & Classe.13 = 0)
6	autre végétation	classe.majoritaire % in % c (16:22,39)
7	Sol nu	classe.majoritaire % in % c (23:38)
8	Eau	classe.majoritaire % in % c (5:6,40,45)

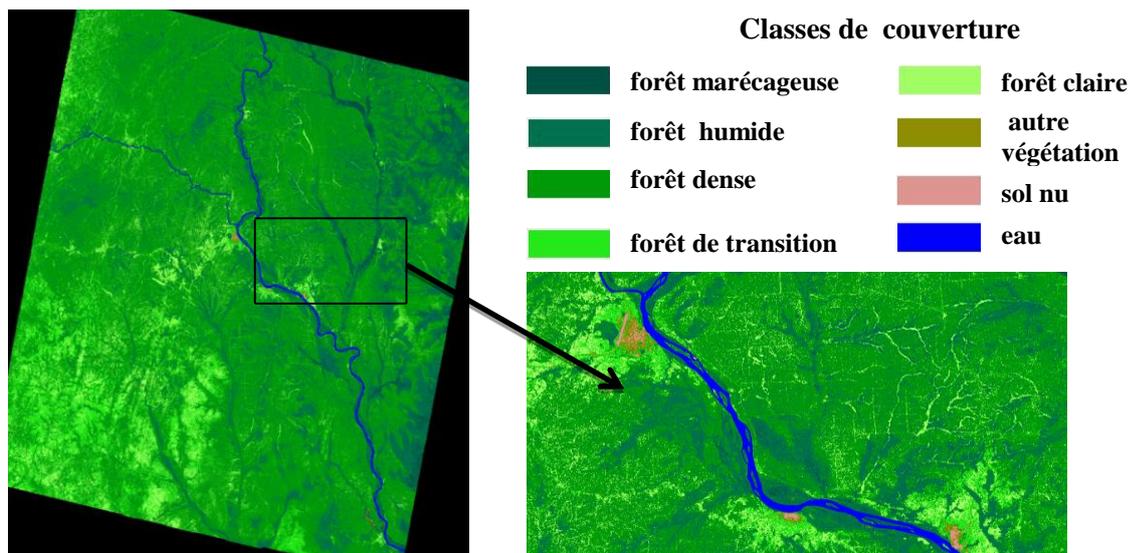


Figure 2 : Carte issue de la classification finale de la zone de végétation de la Sangha avec 8 classes de la couverture terrestre. Inspirée de Arvor et al. (2016).

Tableau 3 : Matrice de confusion des classes fines générée par une pré-classification spectrale à partir des règles de classification proposées par le système de Baraldi et al. (2016) dans le site de la Sangha (République du Congo).

Pixels de classification	Pixels de référence (vérité terrain)								Total	Précision de l'utilisateur (%)
	forêt marécageuse (1)	forêt humide (2)	forêt dense (3)	forêt de transition (4)	forêt claire (5)	autre végétation (6)	sol nu (7)	eau (8)		
forêt marécageuse (1)	0	0	6	0	0	0	0	0	6	0
forêt humide (2)	2	34	15	6	0	3	0	0	60	57
forêt dense (3)	0	3	42	3	1	0	0	0	49	86
forêt de transition (4)	0	0	2	22	18	4	0	0	46	48
forêt claire (5)	0	0	5	15	25	0	0	0	45	56
autre végétation (6)	0	2	6	0	0	0	0	0	8	0
sol nu (7)	0	1	2	4	0	19	27	0	53	51
eau (8)	1	0	0	0	0	0	0	21	22	96
Total	3	40	78	50	44	26	27	21		
précision du producteur (%)	0	85	54	44	57	0	100	100		
Précision globale	0,59									
Kappa	0,52									

Tableau 4 : Matrice de confusion de la fusion des classes sémantiques générée par une pré-classification spectrale à partir des règles de classification proposée par le système de Baraldi et al. (2016) dans le site de la Sangha (République du Congo).

Pixels de classification	Pixels de référence (vérité terrain)					Total	Précision de l'utilisateur (%)
	forêt dense (10)	forêt claire (11)	sols nu (12)	Water (13)	forêt marécageuse (9)		
Forêt dense (10)	40	6	0	0	4	50	80
Forêt claire (11)	1	40	0	0	0	41	98
sol nu (12)	0	0	35	0	1	36	97
eau (13)	0	0	0	17	1	18	94
Forêt marécageuse (9)	4	0	0	0	2	6	33
Total	45	46	35	17	8		
Précision du producteur (%)	89	87	100	100	25		
Précision globale	0,89						
Kappa	0,85						