

ARTICLE DE RECHERCHE**Article Info.:**

Reçu : le 01/07/2026

Accepté : le 30/07/2026

Publié : le 04/08/2026

CARTOGRAPHIE DE LA DYNAMIQUE DE REGRESSION DU COUVERT DU SOL SOUS L'EFFET DES ACTIVITES ANTHROPIQUES DANS LA PROVINCE DU LUALABA (RDC) ENTRE 2016 ET 2026**Sosthène Maombi Katsongo^{1,*}, Fils Milau Empwal¹, Daniel Mulenda Lomena², Georges Mbom Mbaka¹, Benjamin Mandjo Lingbandula¹, Fils Imwangana Makanzu^{3,4}, Camille Nsimanda Ipey¹**<https://doi.org/10.70237/jafrisci.2026.v3.i7.14>**Résumé**

La province du Lualaba, dans le sud-est du pays, illustre la tension entre ces deux attributs. Située à la transition biogéographique entre les forêts denses du bassin du Congo et les forêts claires (miombo) d'Afrique australe, la province abrite des types forestiers structurellement distincts forêt dense sèche, forêt galerie et forêt claire de miombo. Cette étude consiste à cartographier la régression du couvert du sol d'origine anthropique dans la province du Lualaba en République démocratique du Congo à partir d'images satellite. La méthodologie combine l'observation et l'expérimentation : L'analyse repose sur les images Copernicus Sentinel-2 (instrument multispectral MSI), qui acquiert 13 bandes du visible au moyen infrarouge (SWIR) à 10 m (B2, B3, B4, B8), 20 m (red-edge B5–B7, B8A, SWIR B11–B12) et 60 m (bandes atmosphériques), avec une revisite d'environ cinq jours à l'équateur. Les résultats montrent que les forêts constituent la classe la plus dominante en 2015 avec 60.4% de la superficie totale tandis que en 2026, cette proportion a légèrement diminué à 58.7 %. La classe la végétation basse qui occupe la deuxième place en termes de couverture spatiale, sa proportion est passée de 38.9% en 2015 à 40.2% en 2026, traduisant une légère augmentation végétale.

Mots-clés: Forêt, lualaba, occupation du sol, images satellites, télédétection**Abstract**

Lualaba Province, in the southeast of the country, illustrates the tension between these two attributes. Located at the biogeographical transition between the dense forests of the Congo Basin and the open (miombo) forests of southern Africa, the province is home to structurally distinct forest types: dry dense forest, gallery forest, and open miombo forest. This study involves mapping the regression of anthropogenic land cover in Lualaba Province in the Democratic Republic of the Congo using satellite images. The methodology combines observation and experimentation: The analysis relies on Copernicus Sentinel-2 images (MSI multispectral instrument), which capture 13 bands from visible to shortwave infrared (SWIR) at 10 m (B2, B3, B4, B8), 20 m (red-edge B5–B7, B8A, SWIR B11–B12), and 60 m (atmospheric bands), with a revisit time of about five days at the equator. The results show that forests were the most dominant class in 2015 with 60.4% of the Total area while in 2026, this proportion slightly decreased to 58.7%. The low vegetation class, which ranks second in terms of spatial coverage, increased from 38.9% in 2015 to 40.2% in 2026, showing a slight increase in vegetation.

Keywords: Random forest, land use, remote sensing**1. Introduction**

L'occupation et l'utilisation du sol, ainsi que leurs dynamiques, sont des descripteurs fondamentaux de l'interaction entre les activités humaines et l'environnement terrestre ; leur cartographie précise et reproductible constitue un préalable à la gestion environnementale, à la comptabilité du carbone, à la modélisation hydrologique et à l'aménagement du territoire [1]. Dans les régions tropicales soumises à une expansion extractive

et agricole rapide, la régression de la végétation naturelle son remplacement progressif par des surfaces minières, bâties, nues ou cultivées figure parmi les processus d'occupation du sol les plus lourds de conséquences, avec des effets directs sur la biodiversité, les services écosystémiques et les émissions de gaz à effet de serre [2].

La République démocratique du Congo (RDC) abrite la deuxième plus grande étendue de forêt tropicale au monde et

Correspondant : maombisosthene@gmail.com (S. M. Katsongo)**Copyright :** © The Author(s) Published under a Creative Commons Attribution 4.0 International Licence (CC BY 4.0)¹ Sciences et Gestion de l'Environnement, Faculté des Sciences et Technologies, Université de Kinshasa, Kinshasa, République Démocratique Congo² Département des Sciences et Production, Faculté des Sciences Economiques et de Gestion, Université de Kinshasa, Kinshasa, République Démocratique du Congo³ Centre de Recherche en télédétection, Kinshasa, République Démocratique du Congo⁴ Mention Géosciences, Faculté des Sciences et Technologies, Université de Kinshasa, Kinshasa, République Démocratique du Congo

constitue simultanément une puissance minière mondiale [3]. La province du Lualaba, dans le sud-est du pays, illustre la tension entre ces deux attributs. Située à la transition biogéographique entre les forêts denses du bassin du Congo et les forêts claires (miombo) d'Afrique australe, la province abrite des types forestiers structurellement distincts forêt dense sèche, forêt galerie et forêt claire de miombo qui coexistent à des échelles spatiales fines et produisent une proportion élevée de pixels mixtes à la résolution de Sentinel-2 [4]. Dans le même temps, elle s'inscrit dans le Supergroupe katangais du Néoprotérozoïque, réputé pour ses minéralisations de cuivre et de cobalt de classe mondiale, et ses territoires se caractérisent par des usages dominants contrastés, l'agriculture étant concentrée à l'ouest et l'exploitation minière, industrielle et artisanale, autour de Kolwezi et dans les territoires de l'Est [5]. L'activité minière exerce une influence particulièrement forte et bien documentée sur l'occupation du sol : elle modifie la répartition de la végétation, accélère la déforestation, perturbe les paysages et convertit les surfaces végétalisées et nues en excavations, terrils et infrastructures [6], [7]. Au Lualaba, ces impacts directs sont aggravés par des pressions anthropiques diffuses : l'expansion de la production de charbon de bois et l'agriculture itinérante, qui dégradent progressivement le couvert forestier, ainsi que la croissance péri-urbaine rapide. Le développement récent du corridor économique de Lobito devrait par ailleurs accélérer les changements d'usage du sol dans toute la région. Malgré l'ampleur des stocks de carbone menacés et l'intensité de ces pressions, la province demeure relativement sous-représentée dans la littérature de télédétection, et les quantifications multi-temporelles, à l'échelle provinciale, de la régression du couvert du sol d'origine anthropique restent rares.

La télédétection optique multi-temporelle offre le cadre privilégié pour quantifier ces dynamiques. Sentinel-2, avec ses bandes multispectrales à 10–20 m, sa fréquence de revisite élevée et son information dans le red-edge et le moyen infrarouge, est devenu un outil de référence pour la cartographie de l'occupation du sol dans les milieux tropicaux hétérogènes [8]. Il s'est révélé plus performant que des capteurs comparables de résolution moyenne pour les paysages forestiers du bassin du Congo [9]. La mise à disposition de ces données sur des plateformes de calcul à grande échelle telles que Google Earth Engine a en outre rendu possible le traitement de séries temporelles denses à l'échelle régionale [10].

Parmi les classificateurs supervisés, les forêts aléatoires (Random Forest, RF) se sont imposées comme une référence en télédétection. Le RF est une méthode d'ensemble non paramétrique qui agrège les prédictions d'un grand nombre d'arbres de décision, chacun construit sur un échantillon bootstrap des données et sur un sous-ensemble aléatoire de prédicteurs à chaque nœud [11]. Cette stratégie décorrèle les arbres, réduit la variance et confère une robustesse au sur-apprentissage, à la grande dimensionnalité et à la multicollinéarité entre prédicteurs spectraux et auxiliaires propriétés précieuses lorsqu'on empile bandes spectrales, indices, mesures de texture et variables topographiques [12], [13]. Le RF fournit également des estimations d'erreur « out-of-bag » et des scores d'importance des variables qui facilitent l'interprétation. Les études comparatives le classent systématiquement parmi les classificateurs les plus précis et les plus efficaces, égalant ou dépassant fréquemment les machines

à vecteurs de support, les k plus proches voisins et les réseaux de neurones tout en exigeant un réglage moindre [14], [15], [16].

Deux lacunes méthodologiques motivent néanmoins le présent travail. Premièrement, de nombreuses études régionales ne rapportent que des mesures de précision agrégées (précision globale et coefficient Kappa), qui masquent la fiabilité spécifique à chaque classe pourtant décisive lorsque la question de gestion porte sur une transition particulière, ici la perte de végétation naturelle au profit de surfaces anthropisées. La matrice de confusion, la précision globale et le Kappa sont conventionnellement complétés par les précisions du producteur et de l'utilisateur par classe [17], [18]. La première correspond, dans une logique « un contre tous », à la sensibilité de la classe et la seconde à la précision (« precision »), auxquelles s'ajoutent la spécificité et le score F1, qui équilibrent rappel et précision [19], [20]. Le report de l'ensemble de ces mesures, idéalement avec des intervalles de confiance, offre une évaluation bien plus transparente de la confiance que l'on peut accorder à la carte, classe par classe. Deuxièmement, les plans de validation qui ignorent l'autocorrélation spatiale tendent à surestimer la précision ; la validation croisée spatiale par blocs fournit une estimation plus honnête de la qualité des cartes dans des paysages spatialement structurés [21].

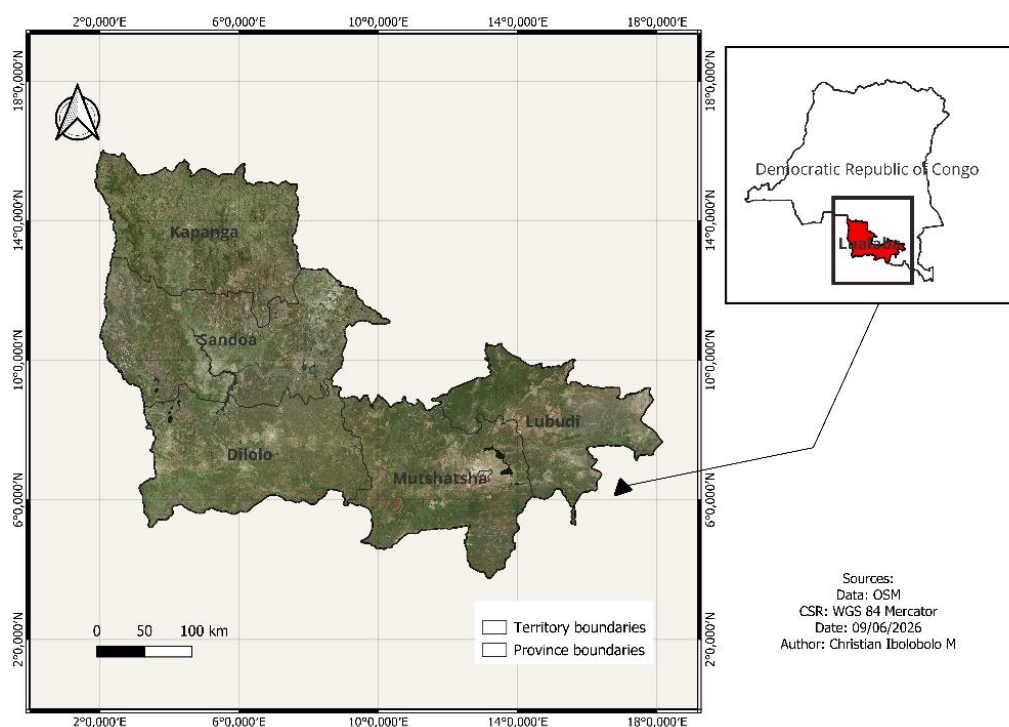


Figure 1. Carte de localisation de la province du Lualaba

Dans ce contexte, la présente étude vise à :

- (i) Quantifier les changements d'occupation du sol entre 2015 et 2026 dans la province du Lualaba,
- (ii) Identifier les territoires les plus affectés par la perte de forêt et les principales conversions paysagères
- (iii) Analyser les dynamiques territoriales de conversion
- (iv) Afin d'orienter la gestion environnementale et l'aménagement du territoire., tout en documentant rigoureusement la fiabilité de la classification propre à chaque classe au moyen de la sensibilité, de la spécificité et de mesures de validation complémentaires.

2. Matériel et méthodes

2.1 Zone d'étude

La province du Lualaba (sud-est de la RDC, environ 8°–12° S et 23°–27° E). En plus de la ville de Kolwezi qui possède un statut propre, la province est subdivisée en 5 territoires ruraux. comprend cinq territoires (Dilolo, Kapanga, Mutshatsha, Lubudi et Sandoa, (Fig.1). cette province est caractérisée par les activités agricoles à l'ouest et à l'exploitation minière à l'est [22].

2.2 Données utilisées

L'analyse repose sur les images Copernicus Sentinel-2 (instrument multispectral MSI), qui acquiert 13 bandes du visible au moyen infrarouge (SWIR) à 10 m (B2, B3, B4, B8), 20 m (red-edge B5–B7, B8A, SWIR B11–B12) et 60 m (bandes atmosphériques), avec une revisite d'environ cinq jours à l'équateur.

Deux périodes encadrent l'analyse décennale :

- Période 2015 : première couverture cohérente de Sentinel-2 (S2A lancé en 2015), utilisée comme référence historique.

- Période 2026 : période actuelle, caractérisant l'état présent de l'occupation du sol.

Les produits de niveau 2A (réflectance de surface) ont été privilégiés ; pour 2015, les produits de niveau 1C ont été corrigés atmosphériquement lorsque le niveau 2A était lacunaire, afin d'assurer la cohérence entre périodes. Toutes les scènes de la fenêtre de saison sèche de chaque période ont été masquées des nuages, ombres et cirrus à l'aide de la couche de classification de scène [23]. Puis composées par médiane par pixel pour obtenir une mosaïque sans nuages [24]. Les bandes à 20 m ont été rééchantillonnées à 10 m pour produire une grille d'analyse commune.

2.3 Approche méthodologique

Pour chaque période, la pile de variables de classification comprend :

- Bandes spectrales : B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B8A, B11, B12 (bandes à 10 m et bandes à 20 m rééchantillonnées).
- Indices spectraux : NDVI (vigreur de la végétation), NDWI (eau/humidité), NDBI (bâti) et BSI (sol nu), calculés à partir des composites pour améliorer la séparabilité entre végétation, eau, bâti, surfaces nues et minées.
- Variables de texture : mesures issues de la matrice de concurrence des niveaux de gris dérivées de la bande PIR, pour saisir l'hétérogénéité structurale des surfaces minières et urbaines.
- Variables topographiques : altitude, pente et exposition issues d'un modèle numérique de terrain, pour limiter la confusion entre classes spectralement proches mais topographiquement distinctes

Formulation des indices :

$$NDVI = (B8 - B4) / (B8 + B4)$$

$$NDWI = (B3 - B8) / (B3 + B8)$$

$$NDBI = (B11 - B8) / (B11 + B8)$$

$$BSI = [(B11 + B4) - (B8 + B2)] / [(B11 + B4) + (B8 + B2)]$$

2.3.1. Nomenclature d'occupation du sol

Une légende d'occupation du sol a été définie pour saisir la transition naturel-vers-anthropique au cœur de l'étude. Les classes proposées sont : forêt, forêt inondée, végétation basse, zone agricole, Plan d'eau, zones urbaines, et mines.

2.3.2. Données de référence et plan d'échantillonnage

Des échantillons de référence ont été collectés pour chaque période à partir d'imagerie à très haute résolution (et, lorsque disponibles, de relevés de terrain/GPS et de couches auxiliaires), interprétés indépendamment de la classification et stratifiés par classe pour garantir une représentation suffisante des classes rares (zones urbaines, mines). Outre une partition aléatoire classique (p. ex. 70/30), une validation croisée spatiale par blocs a été mise en œuvre, où des blocs spatialement contigus plutôt que des pixels sont affectés aux plis, de sorte que les échantillons d'entraînement et de test soient spatialement séparés et que la précision ne soit pas surestimée par l'autocorrélation spatiale (Roberts et al., op.cit.)

2.3.3. Classificateur par forêts aléatoires

Selon Breiman, un classificateur par forêts aléatoires a été entraîné sur la pile de variables de chaque période. Le nombre d'arbres a été fixé pour stabiliser l'erreur « out-of-bag » (300–500) et le nombre de variables tirées à chaque nœud à la racine carrée du nombre de prédicteurs, la population minimale des feuilles et la « bag fraction » étant ajustées sur les données d'entraînement. L'importance des variables (Gini / permutation) a été extraite, puis le classificateur appliqué au composite provincial complet pour produire les cartes de 2015 et 2026.

2.3.4. Évaluation de la précision : globale, par classe, sensibilité et spécificité

La précision des cartes a été évaluée par rapport à l'échantillon de référence (test) indépendant au moyen d'une matrice de

confusion pour chaque période (Congalton, op.cit.). À partir de la matrice, nous avons calculé la précision globale (OA) et le coefficient Kappa, ainsi que les précisions du producteur (PA) et de l'utilisateur (UA) par classe. Pour rendre explicite la fiabilité propre à chaque classe, chaque classe a en outre été évaluée selon une logique « un contre tous » au moyen des vrais positifs (VP), faux positifs (FP), vrais négatifs (VN) et faux négatifs (FN), dont sont dérivées les mesures suivantes

$$\text{Précision globale} = (\Sigma \text{unités correctement classées}) / N$$

$$\text{Sensibilité} = VP / (VP + FN)$$

$$\text{Spécificité} = VN / (VN + FP)$$

$$\text{Précision} = VP / (VP + FP)$$

$$\text{Kappa} = (p_o - p_e) / (1 - p_e)$$

Où N est le nombre total d'unités de référence, p_o l'accord observé et p_e l'accord attendu par hasard. La sensibilité quantifie la proportion de membres réels correctement identifiés (complément de l'omission), la spécificité la proportion de non-membres correctement exclus, la précision la fiabilité des assignations positives (complément de la commission), et le score F1 équilibre les deux ; sa macro-moyenne résume la performance équilibrée entre classes. Des intervalles de confiance à 95 % ont été calculés pour la précision globale et les mesures par classe, et les différences entre les cartes de 2015 et de 2026 testées par le test de McNemar.

2.3.5. Détection des changements et attribution aux moteurs anthropiques

Une comparaison post-classification a été utilisée entre les cartes de 2015 et de 2026. Une matrice de transition a quantifié, classe par classe, la superficie et la proportion de chaque conversion, en privilégiant la régression de la végétation naturelle (Forêt, Végétation de basse) vers les classes anthropiques (Zones urbaines, Terres agricoles, mines) ; les changements nets et bruts, les taux annuels et les transitions dominantes ont été cartographiés. L'attribution aux moteurs anthropiques s'est appuyée sur la superposition des zones de changement avec les concessions minières et carrières actives, les réseaux de peuplement et de routes (y compris le corridor de Lobito) et des métriques de proximité (distance aux routes, agglomérations et sites miniers).

Tableau 1. Synthèse du protocole méthodologique.

Étape	Description
Données d'entrée	Composites Sentinel-2 MSI N2A/N1C pour 2016 et 2026 (saison sèche), grille à 10 m
Prétraitement	Masquage nuages/ombres/cirrus par s2cloudless + SCL ; compositing médiane/percentiles sur Google Earth Engine ; rééchantillonnage à 10 m
Variables	10 bandes spectrales ; NDVI, NDWI, NDBI, BSI ; texture GLCM ; altitude/pente/exposition
Référence	Échantillons stratifiés par classe à partir d'imagerie THR ; partition aléatoire (70/30) + validation croisée spatiale par blocs
Classificateur	Forêts aléatoires (nombre d'arbres, mtry ajustés) ; analyse de l'importance des variables

Étape	Description
Validation	Matrice de confusion ; OA, Kappa ; PA/UA par classe = sensibilité/précision ; spécificité ; F1 ; IC 95 % ; test de McNemar
Changement & attribution	Matrice de transition post-classification ; taux de changement ; superposition avec couches minières, de peuplement, routières et du corridor

3. Présentation des résultats

3.1. Changements globaux d’occupations

Ces images illustrent l’état de la répartition de l’occupation du sol en 2015 et 2026, à travers sept classes principales : les plans d’eau, les forêts, la végétation inondée, les terres agricoles, les zones urbaines, les mines et la végétation basse. Les résultats montrent que les forêts constituent la classe la plus dominante en 2015 avec 60.4% de la superficie totale tandis que en 2026, cette proportion a légèrement diminué à 58.7 %. Malgré cette baisse, elle demeure largement prédominante dans le paysage. De même pour la classe des mines qui a légèrement régressé, passant de 0.03% à 0.02% au cours de cette même période étudiée.

En revanche, la classe la végétation basse qui occupe la deuxième place en termes de couverture spatiale, sa proportion est passée de 38.9% en 2015 à 40.2% en 2026, traduisant une

légère augmentation végétale. Les Zones urbaines ont également connu une progression notable, passant de 0.19% à 0.44% en 2026. Une augmentation relative qui témoigne d’une expansion des espaces bâtis et d’une dynamique d’urbanisation dans la province. Les plans d’eau ont enregistré une légère hausse, leur proportion passant de 0.29% à 0.38% entre 2015 et 2026. De même pour les terres agricoles ont augmenté de 0.07% à 0.09%, ce qui pourrait refléter une extension modérée des activités agricoles. Enfin la Végétation inondée a connu également une augmentation relativement importante, passant de 0.07% à 0.23%. Cette évolution pourrait être associée à des modifications des conditions hydrologiques ou l’expansion des zones humides.

Dans l’ensemble ces chiffres témoignent l’effet des activités humaines et d’une transformation profonde des paysages.

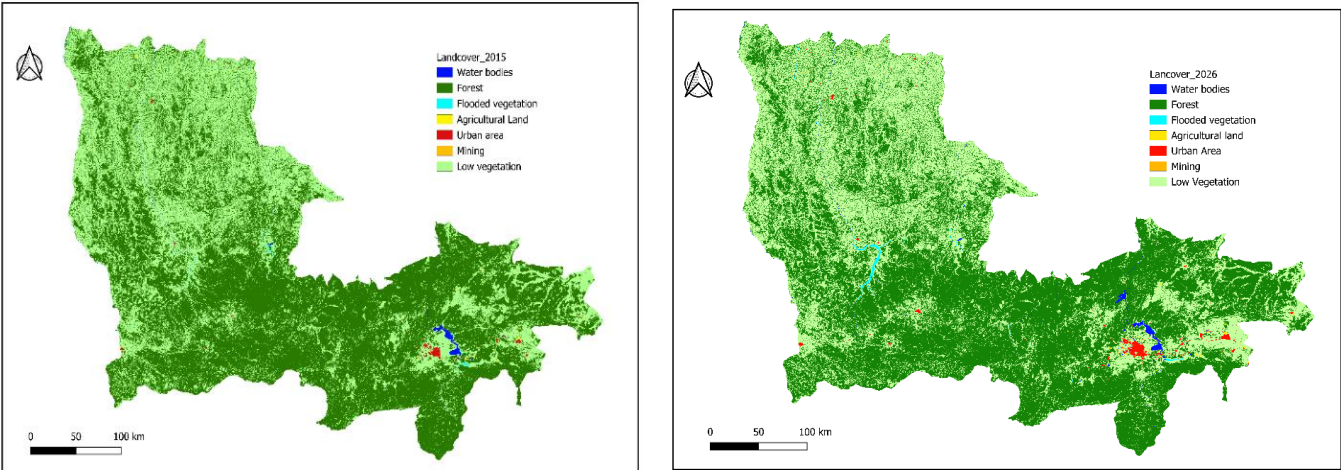


Figure 1. images caractéristiques de l'occupation du sol en 2015 et 2026

3.2. Quantification des changements d’occupation du sol entre 2015 et 2026 dans la province du Lualaba

Les transitions des différentes classes d'occupation du sol entre 2015 et 2026 dans la fig. (3). Les résultats démontrent qu'une grande partie des superficies forestières est conservée dans la classe Forest entre 2015 et 2026, traduisant une certaine stabilité du couvert forestier. Toutefois, une proportion non négligeable des forêts a été convertie vers d'autres classes, principalement vers la végétation basse, qui représente la transition la plus importante observée.

La classe de Végétation basse présente également une forte stabilité, avec une grande partie de ses superficies conservées entre les deux dates. Néanmoins, elle reçoit des apports

provenant de plusieurs autres classes, notamment des forêts, ce qui explique l'augmentation globale de sa superficie observée en 2026. Les classes Terres agricoles, Zone urbaine, Végétation inondée et Mines affichent des superficies relativement faibles différemment aux classes dominantes. Malgré leur faible importance spatiale, elles enregistrent des échanges avec les autres classes.

Les plans d'eau restent globalement stables, avec des changements de faible ampleur. Les transitions impliquant cette classe restent marginales par rapport aux flux observés entre les forêts et la végétation basse. Ces largeurs des flux illustrent l'importance des surfaces ayant changé ou conservé leur classe au cours de la période étudiée.



Figure 3. Diagramme de transition d'occupation 2015-2026

3.3. Identification des territoires les plus affectés par la perte de forêt et les principales conversions paysagères de 2015 à 2025

Cette figure présente le changement net de la superficie forestière entre 2015 et 2026 dans les territoires de Kapanga, Dilolo, Mutshatsha, Lubudi et Sandoa. Les valeurs négatives enregistrées pour l'ensemble des territoires indiquent une régression généralisée de la couverture forestière au cours de la période étudiée. Le territoire de Sandoa enregistre la perte forestière. La plus importante avec une diminution d'environ 74 000ha. Cette régression traduit une pression considérable exercée sur les ressources forestières et suggère une transformation importante de l'occupation du sol dans ce territoire.

Les territoires de Lubudi et de Mutshatsja présentent également des pertes significatives, estimées respectivement à près de 52000ha et 50000. Ce qui traduit le recul marqué du couvert forestier, probablement associé à l'expansion d'autres formes d'occupation du sol.

Le territoire de Dilolo affiche une diminution plus modérée de l'ordre 33000ha, tandis que Kapanga enregistre la perte la plus faible, inférieure à 5000ha. Cette faible valeur de tendance négative indique que comment ce territoire n'a pas été épargné par la réduction de la couverture forestière.

Ceux-ci mettent en évidence une dynamique de déforestation généralisée entre 2015 et 2026.

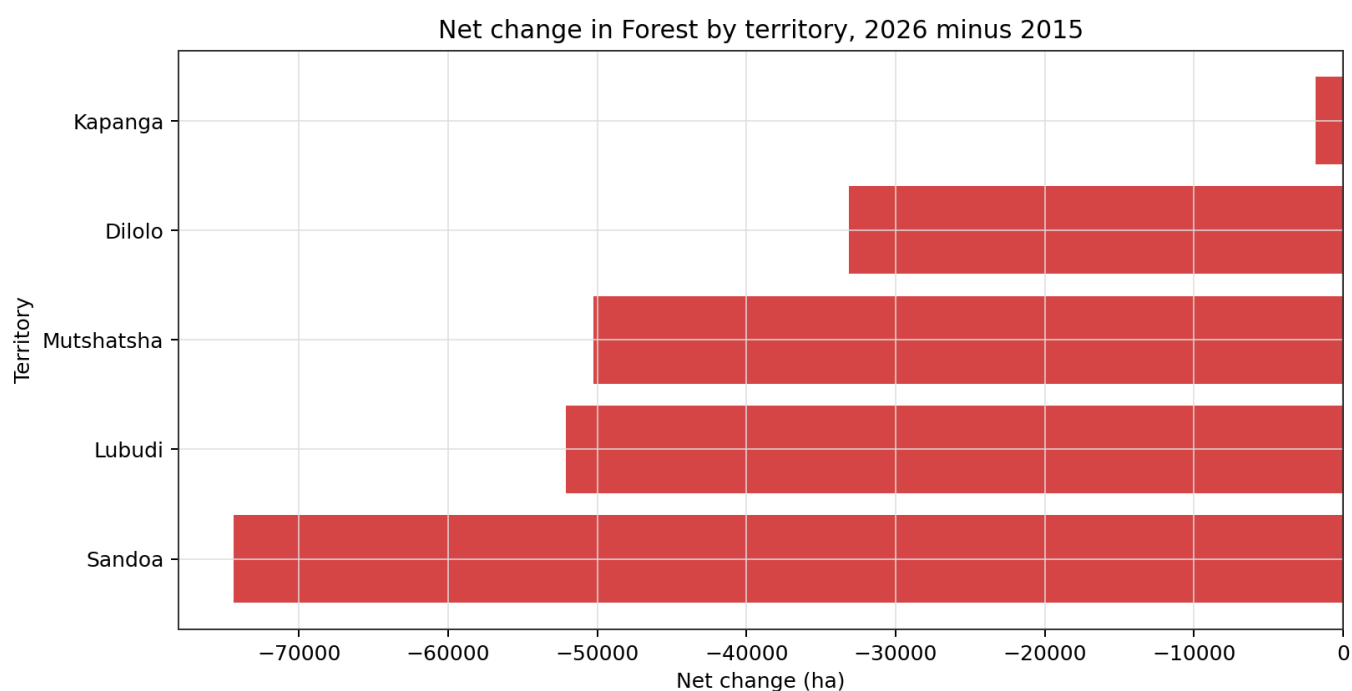


Figure 4. Histogramme de changement net de la superficie forestière 2015-2026

3.4. Évolution de la superficie forestière par territoire entre 2015 et 2026

La figure présente l'évolution des superficies forestières dans les territoires de Mutshatsha, Dilolo, Sandoa, Lubudi et Kapanga entre 2015 et 2026.

En 2015, les plus importantes superficies forestières étaient dans les territoires de Mutshatsha et de Dilolo, avec respectivement près de 1,92 millions d'hectares et 1,88 millions d'hectares de forêts. En 2026, ces superficies ont légèrement diminué pour atteindre environ 1,86 millions d'hectares à Mutshatsha et 1,85 millions d'hectares à Dilolo. Malgré cette régression, ces deux territoires restent les plus fortement boisés de la zone d'étude.

Le territoire de Sandoa a enregistré une réduction plus marquée

de sa couverture forestière, passant d'environ 1,45 million d'hectares en 2015 à près de 1,37 million d'hectares en 2026. Cette diminution représente la perte absolue la plus importante parmi les territoires analysés.

À Lubudi, la superficie forestière est passée d'environ 1,27 million d'hectares à 1,22 million d'hectares. En revanche, le territoire de Kapanga présente une situation relativement stable, avec une superficie forestière demeurant proche de 850 000 hectares sur l'ensemble de la période.

Ces tendances confirment l'existence d'une pression croissante sur les ressources forestières et se traduit par une dynamique de transformation progressive des paysages au sein de la zone d'étude.

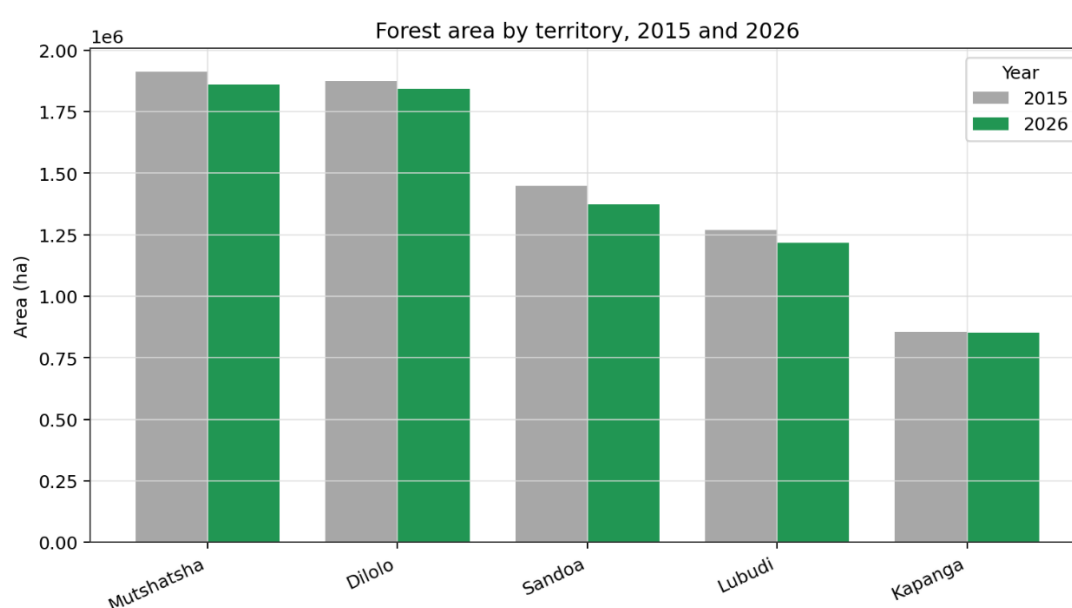


Figure 5. Histogramme de la surface forestière par territoire entre 2015 et 2026

3.5. Dynamique des changements de l'occupation du sol par territoire entre 2015 et 2026

La figure ci-dessous sur l'analyse de la dynamique de l'occupation du sol entre 2015 et 2026 révèle une mutation paysagère majeure au sein des territoires de Dilolo, Kapanga, Lubudi, Mutshatsha et Sandoa. Cette période est marquée par une régression généralisée du couvert forestier, particulièrement aiguë à Sandoa, Lubudi et Mutshatsha, alors que Dilolo et Kapanga affichent une relative résilience. Ce recul des forêts s'opère au profit d'une progression substantielle de la basse végétation, suggérant une transition vers des formations végétales ouvertes et anthropisées. Bien que de moindre ampleur, une dynamique d'extension caractérise également les zones urbaines (étalement bâti), les terres agricoles et les végétations inondées. À l'inverse, l'emprise spatiale liée aux activités minières témoigne d'une stabilité relative sur l'ensemble de la période d'étude.

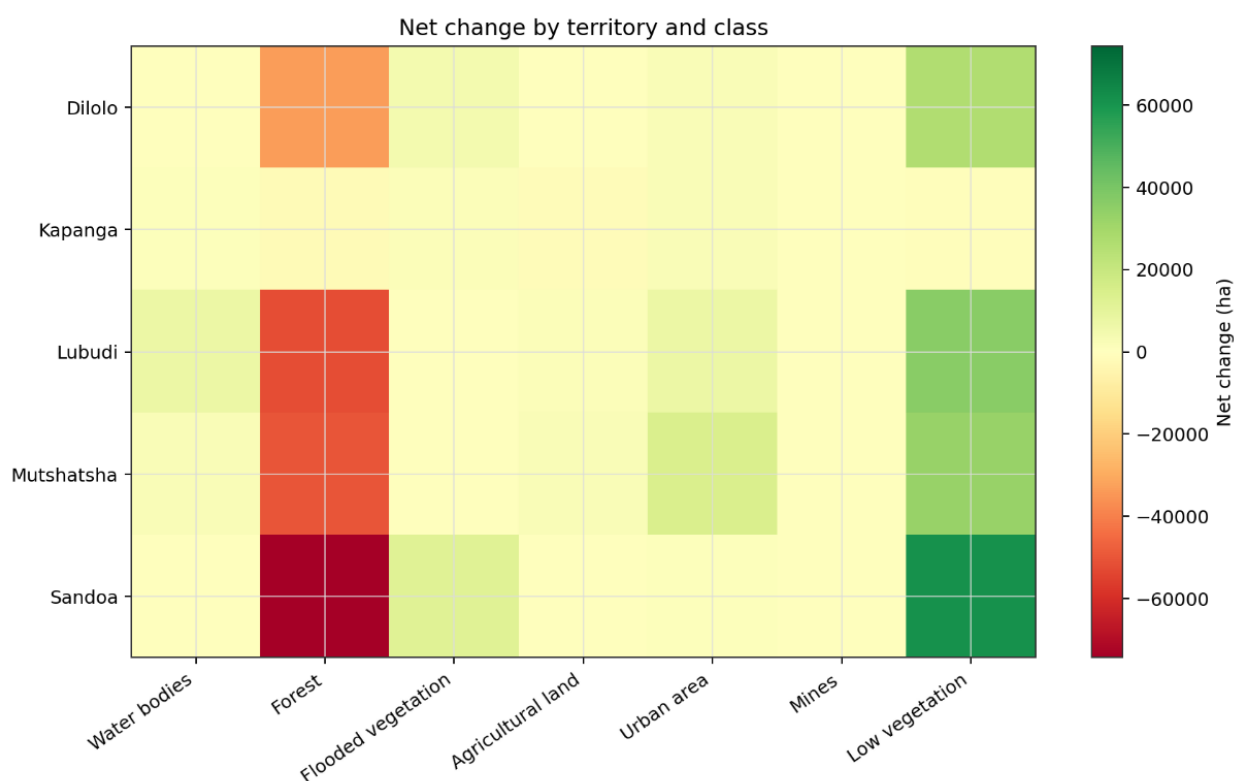


Figure 6. Carte de la chaleur dynamique des changements de l'occupation du sol entre 2015 et 2026

3.6. Importance des changements de l'occupation du sol par territoire entre 2015 et 2026

L'évaluation quantitative des transitions spatiales sur la période 2015-2026 met en évidence une importante hétérogénéité dans l'intensité des mutations paysagères au sein de la zone d'étude. Le territoire de Sandoa s'impose comme le principal foyer de transformation, avec une superficie modifiée atteignant environ 375 000 hectares. Cette forte dynamique de mutation se manifeste également, de manière soutenue, dans les territoires de Dilolo avec 307 000 ha, suivis de près par Lubudi environ

279 000 ha et Mutshatsha 276 000 ha. À l'opposé, le territoire de Kapanga enregistre la dynamique de conversion la plus modérée de la série, avec une superficie affectée d'environ 209 000 hectares. Bien que ce volume demeure significatif à l'échelle absolue, il confirme une relative inertie spatiale de Kapanga par rapport aux autres entités étudiées, illustrant une nette variabilité spatiale de la pression environnementale. Les résultats révèlent une forte variabilité spatiale de l'intensité des transformations enregistrées.

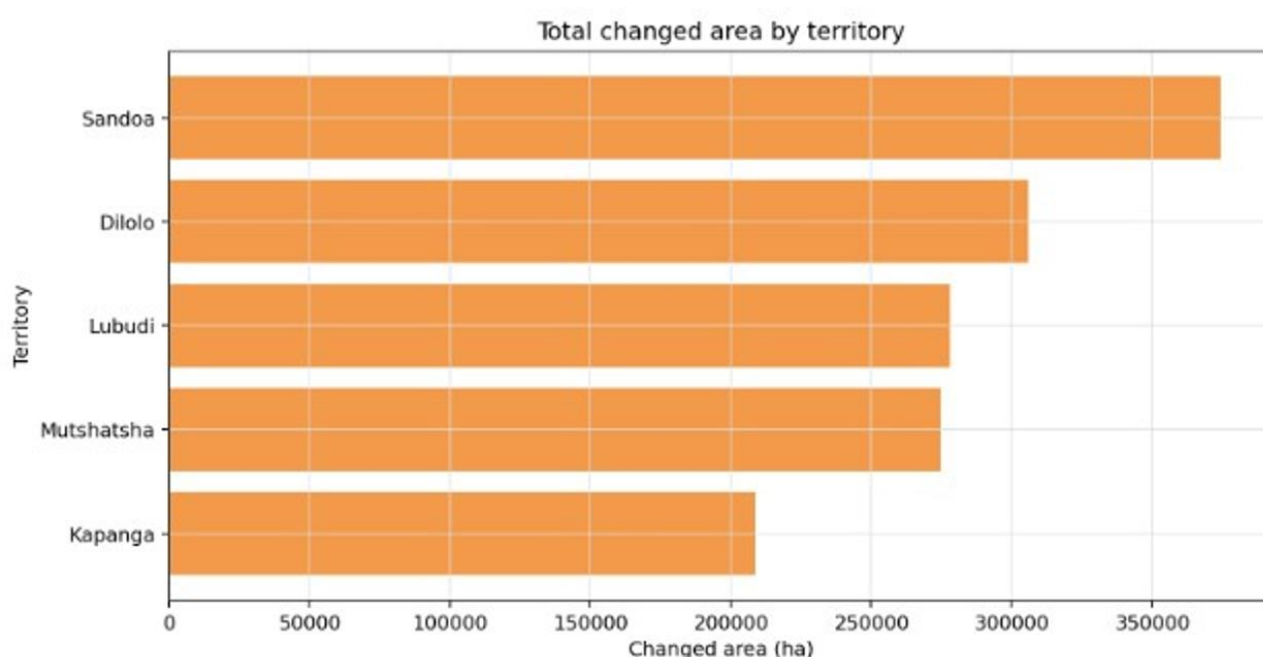


Figure 7. Histogramme de la surface totale transformée entre 2015-2026

Discussion

Les résultats montrent que les forêts constituent la classe la plus dominante dans la province du Lualaba malgré une diminution de sa superficie entre 2015 et 2026 passant de 60,4% à 58,7 %. Cette tendance est cohérente avec les observations récentes réalisés dans les forêts de Miombo du Sud-Est de la République Démocratique du Congo, où une réduction progressive du couvert forestier est observée depuis plusieurs décennies sous l'effet combiné des activités anthropiques et des changements d'utilisations des terres. Cependant, cette diminution de la couverture forestière s'accompagne d'une augmentation de la végétation basse qui occupe la deuxième place en termes de couverture spatiale et dont la proportion est passée de 38,9% en 2015 à 40,2% en 2026, traduisant une légère augmentation végétale. Ce phénomène est fréquemment observé dans les écosystèmes de Miombo où l'exploitation du bois-énergie, les feux récurrents et les défrichements agricoles favorisent la transformation progressive des formations forestières en savanes arborisées ou en végétation basse [25].

Cette dynamique confirme les travaux récents menés dans le bassin du Congo qui identifient l'agriculture itinérante, la production de charbon de bois et la dégradation forestière comme les principaux moteurs des changements de couverture forestière dans la région [26].

La grande partie des superficies forestières est conservée dans la classe Forest entre 2015 et 2026, traduisant une certaine stabilité du couvert forestier. Toutefois, l'analyse du flux de transition révèle que la conversion de la forêt vers la végétation basse constitue le changement dominant observé dans la province du Lualaba. Ce résultat est validé par [27] ils démontrent que dans les paysages forestiers d'Afrique centrale, la perte de couvert forestier primaire ou secondaire stable se fait par vagues successives de dégradation qualitative. La forêt ne disparaît pas brutalement au profit du tissu urbain, elle subit une réduction de sa biomasse et de sa densité canopéale, se transformant en jachères arbustives ou en savanes anthropisées. La forte stabilité observée pour la classe de végétation basse entre 2015 et 2026 indique qu'une grande partie de ses superficies a été maintenue au cours de la période étudiée. Toutefois, cette classe a également bénéficié d'apports provenant d'autres catégories d'occupation du sol, principalement des forêts, ce qui explique l'augmentation globale de sa superficie observée en 2026. Des travaux récents réalisés dans la province du Lualaba ont montré que les forêts de Miombo sont soumises à des pressions anthropiques croissantes favorisant leur transformation vers des formations végétales moins denses. Les travaux [28] démontrent que les territoires traversés par les grands axes de transport (routes nationales, voies ferrées) et situés à la périphérie des grands centres urbains et miniers (comme Kolwezi) subissent une déforestation linéaire exacerbée. Ces territoires agissent comme les bassins d'approvisionnement en produits vivriers et en charbon de bois pour les populations urbaines et minières. Bien que Mutshatsha et Dilolo aient subi des contractions de leur couvert forestier (passant respectivement à 1,86 et 1,85 million d'hectares), ils conservent leur position de matrices paysagères dominantes. Sur le plan de l'écologie du paysage, cette configuration s'explique par les travaux de [29] sur l'analyse de la fragmentation. Ces auteurs rappellent que les grands massifs forestiers continus présentent une résilience structurelle élevée (effet tampon) face aux perturbations

anthropiques.

À l'inverse, le territoire de Sandoa subit une véritable rupture d'équilibre paysager, enregistrant la plus forte baisse absolue de la province (de 1,45 à 1,37 million d'hectares). Cette dynamique corrobore le modèle d'analyse spatiale développé par [30] concernant l'expansion des "complexes ruraux" en Afrique centrale.

Conclusion

Les résultats de cette étude montrent une diminution du couvert forestier (60,4% à 58,7%) au profit de la végétation basse (38,9% à 40,2%), traduisant une transformation progressive des paysages vers des formations plus ouvertes. Les zones urbaines, terres agricoles et végétation inondée augmentent faiblement mais régulièrement.

Spatialement, la déforestation est généralisée mais hétérogène, avec une intensité plus forte à Sandoa, Lubudi et Mutshatsha, contre des pertes plus modérées à Dilolo et Kapanga. Les principales conversions concernent la transition forêt – végétation basse, suivie de conversions secondaires vers les usages agricoles et urbains.

La fiabilité des résultats est assurée par une classification validée à l'aide de la sensibilité, de la spécificité et de la matrice de confusion, confirmant une bonne performance globale malgré les incertitudes sur les classes minoritaires.

Ces résultats soulignent une dynamique de dégradation forestière diffuse et renforcent la nécessité d'un suivi spatial continu pour la planification territoriale durable.

Références Bibliographiques

- [1] Chaves, M., Picoli, M., Sanches, I., "Recent applications of Landsat 8/OLI and Sentinel-2/MSI for land use and land cover mapping: a systematic review", *Remote Sensing*, 12 (18), 2020, 30-62.
- [2] Hansen, M., Potapov, P., Moore, R., Hancher, M., "High-resolution global maps of 21st century forest cover change", *Science*, 342 (6160), 2013, 850–853.
- [3] Tyukavina, A., Hansen, M., Potapov, P., Parker, D., "Congo Bassin forest loss dominated by increasing smallholder clearing", *Science Advances*, 4 (11), 2018, 71-89.
- [4] M. Ngandu, Y. Mpanda, M., Kikuni, J., Kabamb, D., Malaisse, F., Bogaert, "Hierarchical analysis of Miombo Woodland Spatial Dynamics in Lualaba Province, 1990-2024: Integrating remote sensing and Landscape Ecology Techniques", *Remote sensing*, 16 (20), 2024, 3903.
- [5] Mambwe, P., Kipata, M., Kalenga, A., Lubala, K., & Kaniki, T., "Monitoring the impacts of mining activities on land cover using remote sensing and machine learning in the Musonoi copper-cobalt deposit, Lualaba Province, DRC", *Geocarto International*, 41(1), 2026, 1–22.
- [6] Li, X., Wu, C., Cao, Y., & Zhang, J. "Exploring land-cover types and their changes in the open-pit mining area using Sentinel-2 imagery and random forest", *Remote Sensing*, 15(8), 2023, 2115.
- [7] Xiao, W., Hu, Z., & Fu, Y. "Tracking land use/land

- cover change in an underground mining and reforestation area via continuous Landsat classification and random forest", *Remote Sensing*, 11(14), 2019, 1719.
- [8] Phiri, D., Simwanda, M., Salekin, S., Nyirenda, V.R., Murayama, Y., Ranagalage, M. "Sentinel-2 data for land cover/use mapping: a review", *Remote Sensing* 12 (14), 2020, 2291.
- [9] Ifo, S., Loubota P., Packa, S., & Bocko, E. "Comparing Sentinel-2 and Landsat 9 for land use and land cover mapping in the Sangha region, northern Congo Republic", *International Journal of Remote Sensing*, 45(22), 2024, 7381–7402.
- [10] Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., Moore, R. "Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone" *Remote Sensing of Environment* 202, 2017, 18–27.
- [11] Breiman, L. "Random forests", *Machine Learning* 45 (1), 2001, 5–32.
- [12] Belgiu, M., Drăguț, L. "Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions" *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 2016, 24–31.
- [13] Kganyago, M., Mhangara, P., Adjorlolo, C., & Odindi, J. "Enhancing land cover classification in heterogeneous landscapes by integrating auxiliary data with Sentinel-2 imagery using the random forest algorithm", *Frontiers in Remote Sensing*, 6, 2025, 114521.
- [14] Phan, T., Kappas, M., "Comparison of random forest, k-nearest neighbor, and support vector machine classifiers for land cover classification using Sentinel-2 imagery", *Sensors*, 18 (1), 2018, 18.
- [15] Adugna, T., Xu, W., Fan, J. "Comparison of random forest and support vector machine classifiers for regional land cover mapping using coarse resolution FY-3C images" *Remote Sensing*, 14 (3), 2022, 574.
- [16] Tadese, S., Gameda, O., & Chawaka, T. "Machine learning for urban land use/cover mapping: Comparison of ANN, random forest and SVM, Dilla town", *Environmental Systems Research*, 13(1), 2024, 12.
- [17] Congalton, R. "A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data", *Remote Sensing of Environment*, 37 (1), 1991, 35–46.
- [18] Olofsson, P., Foody, G., Herold, M., Stehman, S., Woodcock, E., Wulder, A., "Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change", *Remote Sensing of Environment*, 148, 2014, 42–57.
- [19] Maxwell, E., Warner, A., Fang, F., "Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review", *International Journal of Remote Sensing* 39 (9), 2018, 2784–2817.
- [20] Praticò, S., Solano, F., Di Fazio, S., & Modica, G. "PlanetScope, Sentinel-2 and Sentinel-1 data integration for object-based land cover classification in Google Earth Engine", *Remote Sensing*, 14(11), 2022, 2628.
- [21] Roberts, R., Bahn, V., Ciuti, S., Boyce, M., Elith, J., Guilleri-Arroita, G., Hauenstein, S., Lahoz-Monfort, J., Schröder, B., Thuiller, W., Warton, I., Wintle, B. A., Hartig, F., & Dormann, F. "Cross-validation strategies for data with temporal, spatial, hierarchical, or phylogenetic structure", *Ecography*, 40(8), 2017, 913–929.
- [22] Rapport Provincial (2021). Pauvreté et privations de l'enfant en République Démocratique du Congo, Province de Lualaba, 1-8
- [23] Braaten, J., Schwehr, K., Ilyushchenko, S., "More accurate and flexible cloud masking for Sentinel-2 images (s2cloudless)", *Google Earth Engine / Medium*, 2020.
- [24] Naboureh, A., Bian, J., Lei, G., & Li, A. "Land use and land cover mapping using Sentinel-2, Landsat-8 and Google Earth Engine: A comparison of two composition methods", *Remote Sensing*, 14(9), 2022, 1977.
- [25] Useni, Y., Mpanda, M., Kikuni, J., Kabamb, D., Malaisse, F., Bogaert, J., "Hierarchical Analysis of Miombo Woodland Spatial Dynamics in Lualaba Province (Democratic Republic of the Congo), 1990–2024: Integrating Remote Sensing and Landscape Ecology Techniques", *Remote Sensing*, 16, 2024, 3903.
- [26] Molinario, G., Hansen, C., Potapov, V., Tyukavina, A., Stehman, S., Barker, B., & Humber, A. "Contextualizing landscape transitions of the rural complex in the Democratic Republic of Congo using satellite-derived indicators", *Landscape Ecology*, 35(1), 2020, 189–207.
- [27] Defourny, P., Burgeon, M., & Kibambe, J. "Modélisation spatio-temporelle des moteurs de la déforestation en République Démocratique du Congo : du pixel au territoire", *Cahiers de l'Espace Géographique Africain*, 15(2), 2021, 78–94.
- [28] Bogaert, J., Barima, S., Iyongo, M., Bamba, I., Mama, A., Toyi, M., & Diallo, H. "Les concepts de base de l'écologie du paysage et leur application en Afrique centrale", *Presses Universitaires de Liège*, 2014, 45–62.
- [29] Ernst, C., Verhegghen, A., Mayaux, P., Hansen, M., & Defourny, P. "Central African forest cover change mapping 1990–2000–2005–2010 with landsat imagery", *Biogeosciences*, 10(2), 2013, 1013–1026.
- [30] Curtis, P., Slay, M., Harris, L., Tyukavina, A., Hansen, C., "Classifying drivers of global forest loss", *Science* 361, 2018, 1108–1111.