



Modélisation prédictive des changements d'occupation et d'utilisation des terres dans la commune de Campo (Sud-Cameroun) à l'aide de Google Earth Engine et d'un modèle couplant automates cellulaires et réseaux de neurones artificiels (CA-ANN)

[Predictive modeling of changes in land occupation and land use in the municipality of Campo (South Cameroon) using Google Earth Engine and a model coupling cellular automata and artificial neural networks (CA-ANN)]

Jessy Houston Tchoffo Tsoala^{1*}, Michel Gustave Opelele¹, Yann Edwin Essi Avoto¹, Cedrick Belmich Nkoua Ondon¹, Raphael Muamba Tshimanga^{1,2}, Papy Claude Bolaluembe¹, Bonaventure Nyami Lele¹, Eric Landu Lutete¹ & Jean Ngabinzeke Semeki¹

¹Université de Kinshasa, Faculté des Sciences Agronomiques et Environnement, Département de Gestion des Ressources Naturelles, B.P. 117 Kinshasa XI, District du Mont-Amba, République Démocratique du Congo.

²Centre de Recherche et de Renforcement des Capacités sur l'Eau dans le Bassin du Congo (CRREBaC), République Démocratique du Congo.

³Université d'Ebolowa, Laboratoire des Risques et Crises de l'Environnement (LRCE), République du Cameroun.

Résumé

La commune de Campo (Sud-Cameroun), qui abrite une partie du Parc National de Campo Ma'an, subit des pressions agricoles croissantes. Cette étude analyse la dynamique d'occupation et d'utilisation des terres (LULC) en 2000, 2015 et 2025, puis simule son évolution selon un scénario tendanciel aux horizons 2035 et 2045. La classification en six classes (Random Forest, Google Earth Engine, Landsat) atteint des précisions globales de 95,3 à 98,2 % (Kappa de 0,69 à 0,81). La forêt dense a reculé d'environ 40 181 ha entre 2000 et 2025. La comparaison avec le produit JRC-TMF montre que la dégradation cartographiée sur 2000-2015 provient surtout d'erreurs de classification (96,7 % des pixels concernés restent des forêts intactes), mais confirme l'expansion agricole de 2015-2025 (83,5 % des pixels concernés déforestés ou dégradés), qui coïncide avec les défrichements de la concession de palmier à huile de Camvert (depuis 2019-2020). La simulation repose sur un modèle couplant automates cellulaires et réseaux de neurones artificiels (CA-ANN). Sa validation sur 2025 donne un Kappa de 0,34 et une Figure of Merit de 0,19 : moins exact qu'un modèle nul de persistance (Kappa = 0,40), il localise toutefois une partie des changements (AUC de 0,82 à 0,92 pour les transitions depuis la forêt dense). Selon le scénario tendanciel, la forêt dense passerait de 84,2 % de la superficie modélisée en 2025 à 82,1 % en 2045, et la superficie agricole augmenterait d'environ 23 %. Ces résultats éclairent la gestion des terres, mais la localisation fine des changements simulés doit être interprétée avec prudence.

Mots-clés : occupation et utilisation des terres, changement d'occupation du sol, modélisation prédictive, automates cellulaires–réseaux de neurones artificiels (CA-ANN), Google Earth Engine, Campo, Cameroun.

Abstract

The The commune of Campo (South Cameroon), which hosts part of Campo Ma'an National Park, faces growing agricultural pressure. This study analyses land use and land cover (LULC) dynamics in 2000, 2015 and 2025, then simulates their evolution under a business-as-usual scenario for 2035 and 2045. Six-class classification (Random Forest, Google Earth Engine, Landsat) achieved overall accuracies of 95.3–98.2% (Kappa 0.69–0.81). Dense forest declined by about 40,181 ha between 2000 and 2025. Comparison with the independent JRC-TMF product shows that the degradation mapped over 2000–2015 mainly results from classification errors (96.7% of the pixels concerned remain undisturbed forest), but confirms the agricultural expansion of 2015–2025 (83.5% of the pixels concerned deforested or degraded), which coincides with clearing in the Camvert oil palm concession (since 2019–2020). Simulation relied on a model coupling cellular automata and artificial neural networks (CA-ANN). Validation on 2025 yields a Kappa of 0.34 and a Figure of Merit of 0.19: although less accurate than a null persistence model (Kappa = 0.40), the model locates part of the changes (AUC of 0.82–0.92 for transitions from dense forest). Under the business-as-usual scenario, dense forest would decrease from 84.2% of the modelled area in 2025 to 82.1% in 2045, and agricultural area would increase by about 23%. These results inform sustainable land management in Campo, although the fine spatial location of simulated changes should be interpreted with caution.

Keywords: land use and land cover, land cover change, predictive modelling, cellular automata–artificial neural networks (CA-ANN), Google Earth Engine, Campo, Cameroon.

*Auteur correspondant: Jessy Houston Tchoffo Tsoala, (jessytsoala788@gmail.com). Tél. : (+243) 990 113 049

 <https://orcid.org/0009-0006-0289-293X> ; Reçu le 24/08/2026; Révisé le 17/09/2026 ; Accepté le 12/10/2026

DOI: <https://doi.org/10.59228/rcst.026.v5.i4.360>

Copyright: ©2026 Tsoala et al. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License (CC-BY-NC-SA 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited.

1. Introduction

L'occupation et l'utilisation des terres (Land Use and Land Cover, LULC) constituent un enjeu majeur dans l'étude des dynamiques environnementales à l'échelle locale et globale (Hassan et al., 2016). Les transformations de la surface terrestre résultent d'interactions complexes entre facteurs naturels et anthropiques, notamment la croissance démographique, l'urbanisation, l'expansion agricole et le développement économique (Radwan et al., 2021). Ces mutations affectent les écosystèmes en modifiant la biodiversité, les cycles hydrologiques et les mécanismes de régulation climatique (Admasu et al., 2023 ; Keenan et al., 2015).

Au cours des dernières décennies, l'intensification des activités humaines a accéléré les changements de LULC. La conversion des forêts en terres agricoles, la dégradation des sols et l'expansion des zones urbaines contribuent à la fragmentation des paysages naturels et à la perte de services écosystémiques, notamment la séquestration du carbone et la régulation de l'eau (Musetsho et al., 2021). À l'échelle mondiale, les changements de couverture terrestre sont étroitement liés à la déforestation, à la perte de biodiversité et aux émissions de gaz à effet de serre (Keenan et al., 2015 ; Curtis et al., 2018).

Le continent africain illustre particulièrement cette dynamique. Sous l'effet combiné de la pression démographique, de l'expansion agricole et de l'urbanisation rapide, les paysages y subissent des mutations importantes (Moisa et Gameda, 2021). La conversion des écosystèmes naturels en terres cultivées ou en zones bâties entraîne une réduction des habitats naturels et peut menacer la biodiversité (Pande et al., 2024 ; Assede et al., 2023). Ces changements peuvent également affecter les systèmes hydrologiques, notamment par la transformation des zones humides et la perturbation des cycles de l'eau.

En Afrique subsaharienne, et plus spécifiquement au Cameroun, l'agriculture, l'exploitation forestière, le bois-énergie et l'urbanisation figurent parmi les facteurs anthropiques qui peuvent modifier l'occupation des terres (Hosonuma et al., 2012 ; Tchindjang et al., 2012). Dans le Bassin du Congo, la perte forestière est aujourd'hui dominée par les défrichements de petite taille liés à l'agriculture paysanne (Tyukavina et al., 2018), tandis que les rythmes nationaux de déforestation, mesurés par télédétection, restent de l'ordre de quelques dixièmes

de pour cent par an (Ernst et al., 2013). Dans le département de l'Océan, plusieurs pressions récentes et localisées s'ajoutent à ces facteurs généraux : l'exploitation forestière industrielle de l'Unité Forestière d'Aménagement (UFA) 09-025, voisine du Parc National de Campo Ma'an, par la société Wijma entre 2005 et 2016 (Mongabay, 2019) ; l'entrée en exploitation commerciale du port en eau profonde de Kribi en 2018 (Port Autonome de Kribi, 2024) ; et le déclassement, en 2019, d'une partie de l'UFA 09-025 au profit de la concession de palmier à huile de la société Camvert, dont les défrichements ont commencé en 2020 à la limite du parc (Greenpeace Afrique, 2021 ; AidEnvironment, 2025). Les transformations observées résultent de l'interaction entre ces pressions, la croissance démographique et les dynamiques socioéconomiques. Dans le sud du Cameroun, où subsistent d'importants massifs forestiers, leur quantification spatio-temporelle est particulièrement pertinente pour la gestion des paysages et des aires protégées.

Dans ce contexte, la commune de Campo, située dans le sud du Cameroun et comprenant une partie du Parc National de Campo Ma'an, présente un intérêt particulier pour l'étude des changements d'occupation des terres. Malgré sa forte richesse écologique, les zones périphériques sont soumises à des pressions liées notamment à l'agriculture, à l'exploitation des ressources naturelles et au développement des infrastructures. Les produits globaux de suivi forestier, tels que Global Forest Change (Hansen et al., 2013) et Tropical Moist Forest du Centre commun de recherche de la Commission européenne (Vancutsem et al., 2021), décrivent la perte et la dégradation du couvert forestier dans cette région, et la flore du massif de Campo Ma'an a fait l'objet d'inventaires détaillés (Tchouto, 2004). Ces travaux ne fournissent toutefois ni une cartographie des classes d'occupation du sol présentes dans la commune, ni une projection spatialisée de leur évolution.

Face à ces enjeux, la détection et la modélisation des changements de LULC sont devenues essentielles pour analyser les dynamiques spatio-temporelles et anticiper les évolutions futures (Verburg et al., 2011 ; Dibaba et al., 2020). L'utilisation des données de télédétection et des systèmes d'information géographique permet d'exploiter des séries temporelles d'images satellitaires pour suivre les transformations des paysages. De plus, les avancées en matière d'apprentissage automatique et de modélisation spatiale offrent de nouvelles perspectives pour

améliorer la précision des analyses et simuler les changements futurs.

Cette étude vise à caractériser les changements d'occupation et d'utilisation des terres dans la commune de Campo entre 2000, 2015 et 2025 avec l'algorithme Random Forest dans Google Earth Engine, puis à simuler leur évolution aux horizons 2035 et 2045 avec un modèle CA-ANN. Plus spécifiquement, elle cherche à : (i) cartographier les principales classes de LULC aux trois dates ; (ii) quantifier les transitions et les taux de changement ; (iii) évaluer la capacité d'un modèle CA-ANN calibré sur 2000-2015 à reproduire les changements observés entre 2015 et 2025 ; et (iv) produire un scénario tendanciel de l'évolution future du paysage. Ces résultats visent à fournir des éléments quantitatifs utiles à la gestion durable des terres, sans assimiler les simulations à des prévisions certaines. La question centrale est la suivante : comment l'occupation des terres de la commune a-t-elle évolué depuis la création du parc, et quelle trajectoire un modèle tendanciel calibré sur la période récente laisse-t-il entrevoir ? Deux hypothèses sont examinées : (H1) la perte de forêt dense s'est accélérée après 2015 sous l'effet principal de l'expansion agricole ; (H2) la proximité de la limite du Parc National de Campo Ma'an et l'accessibilité routière structurent la localisation des conversions.

2. Matériels et méthodes

2.1. Description de la zone d'étude

La commune de Campo est située à l'extrême sud du Cameroun, dans la région du Sud, département de l'Océan. Elle est limitée à l'ouest par l'océan Atlantique et au sud par la Guinée équatoriale, à environ 73 km de Kribi. Sa superficie est estimée à 3 135 km² selon le Plan Communal de Développement (MINATD/PNDP, 2014), une valeur qui varie selon les sources et les limites administratives considérées ; la superficie retenue pour la présente étude (275 955,6 ha, soit 2 759,6 km², Tableau 6) correspond à l'emprise du contour administratif utilisé pour le découpage des images satellitaires. Le relief y est contrasté, avec des altitudes variant du niveau de la mer le long du littoral à 1 078 m sur les plateaux de l'intérieur, au nord de Nkolebengue, d'après le modèle numérique de terrain SRTM, influençant ainsi les conditions climatiques et les modes d'occupation du sol.

Le climat est de type équatorial guinéen, à nuance maritime sur la majeure partie de la commune et à

quatre saisons à l'intérieur : une grande saison sèche de décembre à février, une petite saison des pluies de mars à mai, une petite saison sèche de juin à août et une grande saison des pluies de septembre à novembre. La pluviométrie annuelle avoisine 2 685 mm et la température moyenne 25 °C (MINATD/PNDP, 2014). Les sols sont majoritairement ferralitiques, avec des vertisols dans la frange sud-ouest. La végétation relève de la forêt dense humide atlantique biafréenne riche en Caesalpiniaceae (Letouzey, 1985), complétée par des forêts marécageuses le long des cours d'eau et par des mangroves dans l'estuaire du Ntem.

La population est estimée à environ 24 410 habitants, répartis entre zones urbaines, villages ruraux et campements forestiers, avec une faible densité traduisant la dominance des formations naturelles. La commune présente également une diversité ethnique marquée, incluant notamment des groupes bantous (Fang-Mvaé, Mabi, Iyassa, Bènga) et des populations autochtones Bagyeli/Bakola. De plus, Campo abrite le Parc National de Campo Ma'an, une aire protégée majeure pour la conservation de la biodiversité.

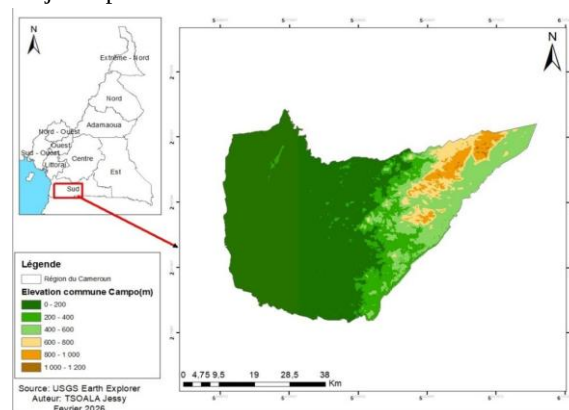


Figure 1. Zone d'étude

2.2. Acquisition et prétraitement des données

Cette étude repose sur des images satellitaires Landsat mises à disposition via Google Earth Engine (GEE), retenues pour la continuité temporelle des archives et leur résolution spatiale adaptée à l'échelle de l'étude (Wulder et al., 2019). Les données mobilisées proviennent de Landsat 5 TM et Landsat 7 ETM+ pour 2000, de Landsat 8 OLI pour 2015, et de Landsat 8 OLI et Landsat 9 OLI-2 pour 2025. Les bandes de réflectance utilisées ont une résolution spatiale de 30 m. Les traitements ont été réalisés dans le système de coordonnées précisé ci-dessous après reprojection des données.

Le choix des années 2000, 2015 et 2025 répond à une double logique, écologique et technique. L'année 2000 marque un jalon institutionnel majeur pour la zone d'étude : la création du parc national de Campo Ma'an par le décret n° 2000/004/PM du 6 janvier 2000, qui constitue un point de référence pertinent pour évaluer les dynamiques d'occupation du sol postérieures à la mise en place de cette aire protégée.

Sur le plan technique, cette date bénéficie en outre d'images Landsat 7 ETM+ non affectées par la panne du correcteur de ligne de balayage (Scan Line Corrector, SLC), survenue le 31 mai 2003, garantissant ainsi une couverture spatiale complète des scènes utilisées. L'année 2015 a été retenue en raison de la disponibilité d'images Landsat 8 OLI, opérationnel depuis 2013, offrant une couverture homogène sur un capteur unique pour cette date, non affecté par les artefacts du défaut SLC de Landsat 7. Sur le plan écologique, 2015 constitue en outre un état de référence antérieur à l'entrée en exploitation du port de [Kribi \(2018\)](#) et aux défrichements de la concession [Camvert \(2020\)](#). Les deux intervalles étant inégaux (15 puis 10 ans), la matrice de transition 2000-2015 a été normalisée au pas de 10 ans avant la simulation de 2025 (section 1.8). Enfin, l'année 2025 correspond à la période la plus récente pour laquelle des images Landsat 8/9 de qualité sont disponibles, permettant de capturer l'état actuel de l'occupation du sol dans la zone d'étude et de servir de base de validation pour le modèle prédictif CA-ANN.

Pour chaque date de référence, une image composite a été construite par calcul de la médiane sur une fenêtre temporelle principale centrée sur l'année cible. Pour combler les pixels sans donnée résultant de la couverture nuageuse, une seconde image composite de secours a été calculée sur une fenêtre temporelle élargie. Les deux composites ont ensuite été fusionnés par mosaïquage, procédure de comblement des lacunes (gap-filling) garantissant une couverture spatiale continue de la zone d'étude pour chacune des trois dates. Pour 2000, la fenêtre principale s'étend du 1er janvier 1999 au 31 décembre 2001 et la fenêtre de secours du 1er janvier 1998 au 1er avril 2003 ; pour 2015, la fenêtre principale couvre les années 2014 et 2015 et la fenêtre de secours la période 2013-2017 (Landsat 8 OLI) ; pour 2025, la fenêtre principale couvre l'année 2025 et la fenêtre de secours la période de janvier 2023 à juin 2026 (Landsat 8 OLI et Landsat 9 OLI-2). Les composites couvrant des années complètes, la médiane combine des observations de saison sèche et de saison des pluies, ce qui atténue sans

les éliminer les effets phénologiques sur la séparation entre forêt dense, forêt dégradée et cultures.

Avant toute analyse, chaque image a fait l'objet d'un prétraitement en deux étapes successives. Un masque de qualité a été appliqué à partir de la bande QA_PIXEL, excluant les pixels affectés par les nuages diffus, les cirrus, les nuages denses et les ombres portées, de manière identique pour l'ensemble des capteurs mobilisés. Par la suite, les valeurs numériques des bandes de réflectance ont été converties en réflectance de surface selon le facteur d'échelle officiel de la Collection 2 level-2 de Landsat (multiplication par 0,0000275, puis ajout d'un offset de -0,2), garantissant la comparabilité radiométrique entre les trois dates d'acquisition. Aucune harmonisation radiométrique supplémentaire n'a été appliquée entre les capteurs TM, ETM+ et OLI, dont les réponses spectrales diffèrent légèrement ; une partie du changement détecté entre 2000 et les dates ultérieures pourrait donc, dans une mesure non quantifiée ici, refléter cet effet de capteur plutôt qu'une dynamique réelle du paysage ([Roy et al., 2016](#)). Aucune correction topographique n'a par ailleurs été appliquée ; les ombres de relief peuvent être confondues avec l'eau ou la forêt dense dans les secteurs accidentés.

En complément des données Landsat, des variables physiques et de proximité ont été utilisées pour la simulation future du LULC : altitude, pente, exposition, distance aux cours d'eau, distance aux routes et distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an. Le modèle numérique d'élévation SRTM (30 m) issu de <https://earthexplorer.usgs.gov/> a servi à dériver l'altitude, la pente et l'exposition dans ArcGIS 10.8. Les distances aux routes, aux cours d'eau et à la limite du parc ont été calculées par distance euclidienne. Les réseaux routier et hydrographique sont issus de l'Atlas forestier interactif du Cameroun (MINFOF et WRI, 2020). Toutes les couches ont ensuite été découpées selon l'emprise de la zone d'étude, harmonisées à 30 m et reprojetées dans le système WGS 84 / UTM zone 32N ([tableau I](#)).

Tableau I. sources de données

Catégorie	Description	Source
Données multitemporelles	LULC 2000, 2015 et 2025	Classifiées à partir des images Landsat
Facteurs socioéconomiques	Distance aux routes	Calculée à partir du réseau routier de l'Atlas forestier interactif du Cameroun (MINFOF et WRI, 2020)
Facteurs physiques (topographiques et hydrographiques)	Distance aux rivières /cours d'eau	Calculée à partir de l'Atlas forestier interactif du Cameroun (MINFOF et WRI, 2020)
	Altitude (MNE / DEM)	https://earthexplorer.usgs.gov/
	Pente	Calculée à partir du MNE (DEM)
	Exposition (aspect)	Calculée à partir du MNE (DEM)
Facteurs institutionnels	Distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an	Calculée par distance euclidienne (ArcGIS 10.8)

2.3. Sélection des bandes spectrales et calcul des indices

Les bandes spectrales retenues ont été choisies en fonction de leur capacité à discriminer les classes d'occupation du sol identifiées. Les six bandes réfléchies ont été extraites des composites : bleu, vert, rouge, proche infrarouge (NIR) et infrarouge à ondes courtes 1 et 2 (SWIR1, SWIR2), soit les bandes B1, B2, B3, B4, B5 et B7 pour Landsat 5 TM et Landsat 7 ETM+, qui partagent la même numérotation, et les bandes B2 à B7 pour Landsat 8 OLI et Landsat 9 OLI-2. Parmi elles, trois bandes ont été retenues comme variables de classification, le NIR, le SWIR1 et le SWIR2, les plus discriminantes pour séparer les formations végétales, l'eau et les surfaces nues. Quatre indices spectraux normalisés, calculés à partir des mêmes composites, leur ont été ajoutés :

- le NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), calculé à partir des bandes rouge et proche infrarouge, rend compte de la vigueur et de la densité du couvert végétal ;
- le NDWI (Normalized Difference Water Index), calculé à partir des bandes vert et proche infrarouge, permet de discriminer les surfaces en eau libre ;
- le NDBI (Normalized Difference Built-up Index), calculé à partir de la bande infrarouge à ondes courtes 1 (SWIR1) et du proche infrarouge, facilite la détection des surfaces imperméables et bâties ;
- le MNDWI (Modified Normalized Difference Water Index), calculé à partir des bandes vertes et SWIR1, renforce la discrimination de l'eau libre et des milieux humides côtiers comme la mangrove (Xu, 2006).

Chaque image composite dispose ainsi d'un espace de variables composé de sept variables d'entrée

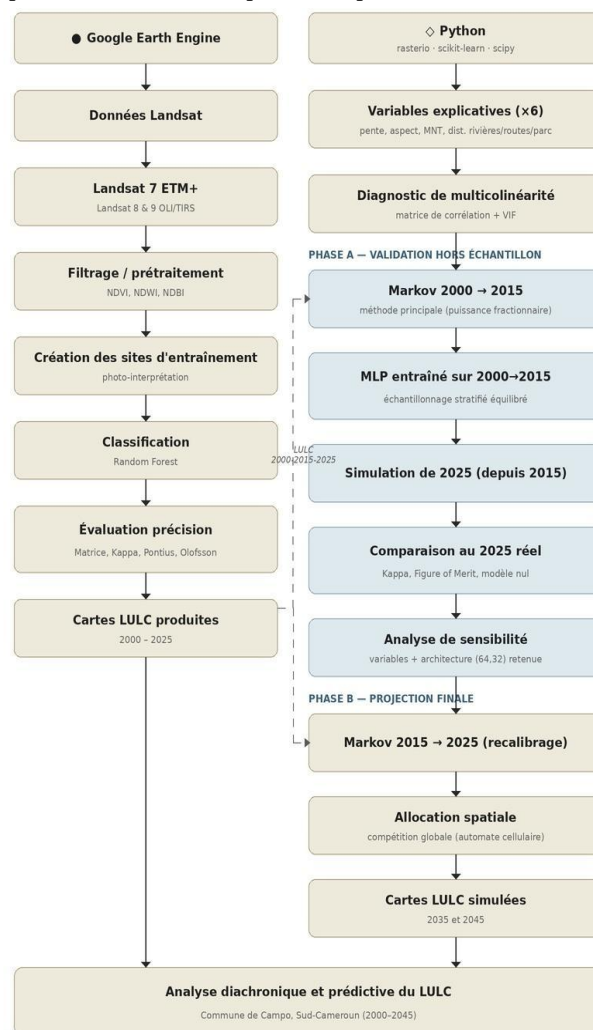


Figure 2. Diagramme de flux de travail pour la classification et la simulation future de l'occupation et de l'utilisation des sols

2.4. Classification de l'occupation et de l'utilisation des terres (LULC)

Plusieurs méthodes avancées de classification supervisée basées sur l'apprentissage automatique non paramétrique sont disponibles dans Google Earth Engine (GEE), notamment les forêts aléatoires (Random Forest, RF), les machines à vecteurs de support (Support Vector Machines, SVM), ainsi que les arbres de classification et de régression (Fetene et al., 2023).

Dans cette étude, l'algorithme Random Forest (RF) a été utilisé pour différencier les classes de LULC dans la commune de Campo, en raison de sa robustesse et de son usage fréquent en classification d'images de télédétection (Wahap & Shafri, 2020 ; Bathe & Patil,

2024). Six classes ont été retenues : forêt dense, forêt dégradée, agriculture, mangrove, eau et sol nu/bâti. Le classifieur (ee.Classifier.smileRandomForest) a été paramétré avec 100 arbres ; les autres hyperparamètres ont conservé leurs valeurs par défaut dans GEE : nombre de variables testées à chaque nœud égal à la racine carrée du nombre de variables d'entrée, population minimale des feuilles égale à 1 et fraction d'échantillonnage (bagging) de 0,5. Les seuils spectraux du [tableau II](#) ont servi de repères pour la photo-interprétation des échantillons ; la classification finale repose toutefois sur l'ensemble des variables d'entrée du modèle RF et non sur ces seuils seuls.

Tableau II. Définition des classes d'occupation et d'utilisation des terres

Classe	Description
Forêt dense	Formation forestière à canopée fermée et continue, caractérisée par un NDVI supérieur à 0,70
Forêt dégradée	Formation forestière ouverte ou en régénération, couvert discontinu, signes d'exploitation, caractérisée par un NDVI compris entre 0,45 et 0,70
Agriculture	Cultures vivrières, jachères et parcelles récemment défrichées, caractérisées par un NDVI compris entre 0,20 et 0,45 ; cette classe mesure donc principalement les défrichements récents et les cultures jeunes, les plantations pérennes adultes (palmier à huile, hêvea, cacaoyères sous ombrage), dont le NDVI dépasse généralement 0,6, peuvent être confondues avec les classes forestières
Mangrove	Formation halophile inondée de la zone intertidale côtière (genres <i>Rhizophora</i> et <i>Avicennia</i>), identifiée par un MNDWI/NDWI élevé combiné à un NDVI de végétation
Eau	Plans d'eau douce et marine, cours d'eau, caractérisés par un NDWI supérieur à 0,30
Sol nu / Bâti	Surfaces artificialisées et sols nus, sans couvert végétal significatif, caractérisées par un NDVI inférieur à 0,10 et un NDBI élevé

Sources des seuils : seuils NDVI génériques, non calibrés localement et utilisés uniquement comme repères de photo-interprétation ; McFeeters, 1996 (seuil NDWI) ; [Gupta et al., 2018](#) (seuils NDVI/NDWI combinés pour la mangrove).

Le tableau ci-dessous présente les effectifs réels d'entraînement et de validation utilisés pour chaque classe et chaque date.

Tableau III. Effectifs d'entraînement et de validation par classe et par date (FeatureCollection GEE, partition 80 %/20 %)

Classe	2000 (Train/Val)	2015 (Train/Val)	2025 (Train/Val)
Forêt dense	92 (74/18)	126 (101/25)	92 (74/18)
Forêt dégradée	67 (54/13)	77 (62/15)	105 (84/21)
Agriculture	50 (40/10)	42 (34/8)	89 (71/18)
Mangrove	98 (78/20)	56 (45/11)	86 (69/17)
Eau	145 (116/29)	108 (86/22)	155 (124/31)
Sol nu/bâti	103 (82/21)	138 (110/28)	198 (158/40)
Total	532 (426/106)	547 (438/109)	725 (580/145)

La précision de chaque carte a été évaluée à partir d'un sous-ensemble de validation, constitué de 20 % des échantillons collectés par photo-interprétation des composites Landsat (couleurs vraies et fausses couleurs) et non utilisé lors de l'entraînement du modèle. Une matrice de confusion a été calculée pour chacune des trois dates, permettant de dériver la précision globale et le coefficient Kappa. En l'absence de vérification terrain indépendante et d'un second interprète, cette validation reste interne à l'échantillonnage par photo-interprétation plutôt que réellement indépendante, ce qui constitue une limite méthodologique, notamment pour les classes rares ou spectralement ambiguës. Les cartes ont en outre été confrontées à un produit indépendant, Tropical Moist Forest du Centre commun de recherche de la Commission européenne ([Vancutsem et al., 2021](#)), qui décrit chaque année l'état de la forêt tropicale humide (intacte, dégradée, déforestée, en régénération) à partir de l'ensemble des archives Landsat. Pour les principales transitions cartographiées, la classe JRC-TMF des mêmes pixels a été extraite à la date correspondante (2015 ou 2023), les pixels restés en forêt dense servant de référence. La perte annuelle de couvert arboré de Global Forest Change ([Hansen et al., 2013](#)) a été utilisée comme second repère temporel.

2.6. Analyse de la dynamique des changements

L'analyse des changements a été réalisée avec un script Python appliqué aux cartes classifiées de 2000, 2015 et 2025. Pour chaque date, la superficie totale de chaque classe a été calculée à partir du dénombrement des pixels classés, convertie en hectares selon la résolution spatiale de 30 m. Les matrices de transition ont été établies par tabulation croisée des cartes de deux dates successives (2000-2015 et 2015-2025) ainsi que sur l'ensemble de la période (2000-2025), permettant d'identifier les gains et les pertes de superficie propres à chaque classe. Le taux de changement annuel a été calculé selon la formule de [Puyravaud \(2003\)](#) :

$$r(\%) = \left(\frac{1}{t_2 - t_1} \right) \times \ln \left(\frac{A_2}{A_1} \right) \times 100 \quad (1)$$

où r est le taux annuel de changement, exprimé en pourcentage par an ; t_1 et t_2 sont respectivement les années initiale et finale ; A_1 et A_2 sont les superficies correspondantes ; $\ln$ désigne le logarithme népérien. Un taux négatif traduit une diminution de la classe considérée ; le terme « taux de déforestation » ne s'applique spécifiquement qu'à une classe forestière.

2.7. Préparation et sélection des variables spatiales pour la simulation future du LULC

Plusieurs variables explicatives ont été sélectionnées pour décrire les processus de changement du LULC dans la commune de Campo entre 2000 et 2025. Ces variables comprennent des facteurs topographiques tels que la pente, l'exposition (décomposée en cos(exposition), ou northness, et sin(exposition), ou eastness, cette variable étant circulaire), l'altitude et la distance aux rivières, ainsi que des facteurs liés aux perturbations anthropiques et institutionnelles, notamment la distance aux routes et la distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an, cette dernière permettant de tester l'effet de la proximité de l'aire protégée sur la dynamique du paysage. Ces variables sont fréquemment utilisées dans la modélisation du LULC, car elles permettent de représenter de manière reproductible les perturbations naturelles et anthropiques influençant les dynamiques d'occupation du sol (Bathe & Patil, 2024). Après leur sélection, un ajustement géométrique des variables a été effectué, incluant la taille de pixel, l'étendue, les dimensions et le système de coordonnées. Ainsi, toutes les variables raster utilisées dans cette étude ont été harmonisées à une résolution spatiale de 30 m et projetées dans le système de coordonnées WGS_1984_UTM_Zone_32N.

L'analyse des dépendances linéaires entre variables explicatives a été réalisée en Python (NumPy) avec le coefficient de corrélation de Pearson. Ce coefficient décrit l'intensité et le sens d'une relation linéaire entre deux variables quantitatives. La matrice de corrélation et le facteur d'inflation de la variance (VIF) de chaque variable sont présentés au [tableau IV](#). Le VIF a été utilisé comme diagnostic complémentaire de multicollinéarité.

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (2)$$

Où $\bar{x}$ et $\bar{y}$ représentent respectivement les moyennes des échantillons. Le coefficient de corrélation de Pearson varie entre -1 et $+1$. Une valeur proche de 0 indique l'absence de relation linéaire entre les deux variables, tandis que des valeurs proches de $+1$ et -1 traduisent respectivement une corrélation linéaire positive ou négative parfaite.

Tableau IV. Matrice de corrélation de Pearson et facteur d'inflation de la variance (VIF) des variables explicatives

Variable	pente	cos(exp.)	sin(exp.)	MNT	dist. rivières	dist. routes	dist. parc	VIF
pente	1,000	-0,010	-0,013	0,536	0,065	0,310	-0,161	1,43
cos(exp.)	-0,010	1,000	-0,041	-0,013	-0,015	-0,012	0,015	1,00
sin(exp.)	-0,013	-0,041	1,000	0,020	-0,018	0,011	-0,009	1,00
MNT	0,536	-0,013	0,020	1,000	0,168	0,718	-0,231	2,93
dist. rivières	0,065	-0,015	-0,018	0,168	1,000	0,399	-0,016	1,24
dist. routes	0,310	-0,012	0,011	0,718	0,399	1,000	-0,045	2,60
dist. parc	-0,161	0,015	-0,009	-0,231	-0,016	-0,045	1,000	1,09

Tous les VIF sont inférieurs à 3, ce qui n'indique pas de multicollinéarité préoccupante au regard des seuils usuels ($VIF < 5$, voire < 10). Une seule paire de variables dépasse légèrement le seuil de $|r| > 0,7$ souvent retenu, l'altitude et la distance aux routes ($r = 0,718$) ; les deux variables ont été conservées compte tenu de leur VIF inférieur à 3.

2.8. Simulation future du LULC et validation

Après la production des cartes LULC pour 2000, 2015 et 2025, des simulations ont été réalisées pour 2035 et 2045 avec un modèle CA-ANN (Cellular Automata-Artificial Neural Network) développé en Python (rasterio, scikit-learn, scipy). Cette implémentation a été retenue pour contrôler explicitement les étapes de modélisation, notamment la matrice de transition, le potentiel de transition, l'allocation spatiale et la gestion du déséquilibre entre classes (Douzas et al., 2019). Le couplage CA-ANN est documenté pour la simulation des changements de LULC (Chuang, 2014 ; Saputra & Lee, 2019 ; Rahman & Rahman, 2023). Les simulations ont conservé une résolution de 30×30 m et le système WGS 84 / UTM zone 32N. Elles portent sur les pixels qui ont une valeur valide pour les trois cartes et pour toutes les variables explicatives (273 471 ha, soit 99,1 % de la commune) ; les superficies observées de 2025 utilisées pour la validation sont recalculées sur cette même zone.

Structure du code Python CA-ANN. Le code comprend quatre étapes. Premièrement, la multicollinéarité entre les variables explicatives est examinée avec la matrice de corrélation de Pearson et du VIF ([tableau IV](#)). Deuxièmement, une matrice de transition de Markov est calculée entre les dates de calibration puis normalisée au pas de simulation de 10 ans par puissance matricielle fractionnaire ($P^{10/15}$) pour la matrice 2000-2015) ; les rares probabilités négatives produites par cette opération pour des transitions très peu fréquentes (forêt dense vers agriculture et vers sol nu/bâti) ont été ramenées à zéro et chaque ligne renormalisée. Le nombre de pixels à

transférer de chaque classe i vers chaque classe j est obtenu en multipliant l'effectif de la classe i sur la carte de départ (2015 en validation, 2025 en projection) par la probabilité de transition P_{ij} ; ces quotas par transition garantissent que les superficies simulées reproduisent la chaîne de Markov. Troisièmement, le potentiel de transition est modélisé par un perceptron multicouche (MLP, scikit-learn) dont l'architecture a été choisie parmi quatre configurations ((16), (32, 16), (64, 32) et (32, 16, 8) neurones) d'après son score sur les données de validation interne de la période de calibration, avec une activation ReLU, le solveur Adam, un taux d'apprentissage initial de 0,001, une normalisation des entrées par centrage-réduction, un arrêt anticipé avec 15 % des données réservées à la validation interne; chaque simulation a été répétée avec cinq graines aléatoires. Les variables explicatives sont complétées par un terme de densité de voisinage par classe représentant la composante spatiale de l'automate cellulaire (proportion de chaque classe dans une fenêtre de 3×3 pixels). Quatrièmement, pour chaque transition $i \rightarrow j$, les pixels de la classe i présentant la plus forte probabilité MLP d'appartenir à la classe j sont convertis jusqu'à atteindre le quota correspondant, les conflits entre transitions étant résolus par ordre décroissant de probabilité.

L'allocation est réalisée en une étape par pas de 10 ans ; la projection 2045 est obtenue en deux pas successifs (2025 $\rightarrow$ 2035 $\rightarrow$ 2045), le terme de voisinage étant recalculé à partir de la carte simulée de 2035. La variable cible du MLP est la classe observée en fin de période de calibration, prédite à partir des variables explicatives et du voisinage du début de période. Un échantillonnage équilibré d'au plus 45 000 pixels par classe est appliqué lors de l'entraînement ; les classes rares sont suréchantillonnées par duplication aléatoire, plafonnée à dix fois leur effectif pour limiter le surapprentissage (Douzas et al., 2019).

Validation. Le modèle est calibré sur la période 2000-2015, puis appliqué à l'état de 2015 pour simuler 2025. La comparaison de cette simulation à la carte 2025 classifiée, non utilisée pour calibrer cette étape, constitue une validation temporelle hors calibration des transitions ; la carte de 2025 n'intervient ni dans la calibration ni dans le choix de l'architecture, et les indicateurs sont rapportés en moyenne $\pm$ écart-type sur les cinq graines aléatoires. Les indicateurs retenus sont la précision globale, le Kappa général, le Kappa histogramme, le Kappa lieu et la Figure of Merit (FoM). Cette dernière est particulièrement informative pour l'évaluation de la localisation des changements,

car elle ne valorise pas la seule persistance des classes majoritaires (Pontius & Millones, 2011). Les résultats sont en outre comparés à ceux d'un modèle nul de persistance et décomposés en succès, omissions et fausses alarmes. Enfin, la capacité du MLP à localiser les changements, indépendamment des quantités allouées par la chaîne de Markov, est évaluée par l'aire sous la courbe ROC (AUC) pour les principales transitions depuis la forêt dense (Pontius & Schneider, 2001). Le modèle est ensuite recalibré sur 2015-2025 pour produire les simulations 2035 et 2045. Les performances mesurées lors de la validation 2000-2015 $\rightarrow$ 2025 constituent un repère de fiabilité, mais ne garantissent pas une précision identique pour les horizons futurs.

3. Résultats et discussion

3.1. Résultats

3.1.1. Précision des classifications

La précision globale des cartes classifiées par Random Forest est de 98,15 % en 2000, 97,62 % en 2015 et 95,30 % en 2025, et les coefficients Kappa correspondants sont de 0,687, 0,785 et 0,810 (tableau V). Ces indicateurs sont calculés sur l'échantillon de validation décrit à la section 1.5.

Tableau V. Précision globale et coefficient Kappa des cartes d'occupation du sol

Année	Précision globale (%)	Kappa
2000	98,15	0,687
2015	97,62	0,785
2025	95,30	0,810

3.1.2. Occupation du sol en 2000, 2015 et 2025

Les cartes d'occupation du sol produites à partir des images Landsat pour 2000, 2015 et 2025 (figures 3, 4 et 5) distinguent six classes dans la commune de Campo. En 2000, la forêt dense dominait le paysage (272 248,8 ha, soit 98,7 % de la superficie cartographiée). Les autres classes occupaient des superficies beaucoup plus faibles : eau (1 844,4 ha), mangrove (710,3 ha), sol nu/bâti (582,1 ha), forêt dégradée (562,9 ha) et agriculture (7,1 ha).

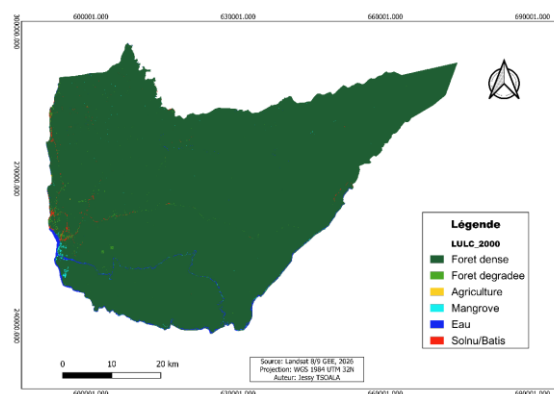


Figure 3. Occupation du sol de la commune de Campo en 2000

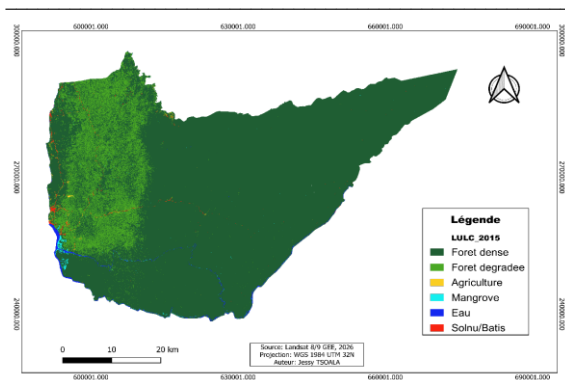


Figure 4. Occupation du sol de la commune de Campo en 2015

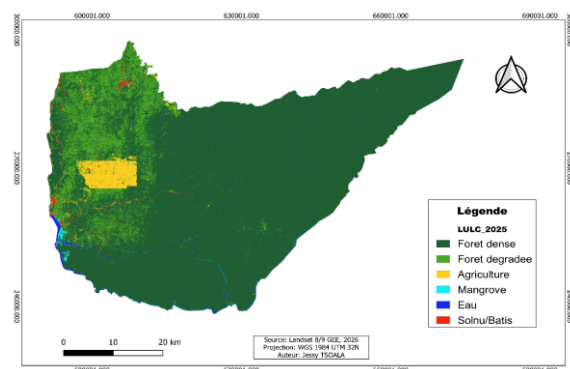


Figure 5. Occupation du sol de la commune de Campo en 2025

Tableau VI. Superficies et parts relatives par classe d'occupation du sol (2000, 2015, 2025)

Classe	2000 (ha)	%	2015 (ha)	%	2025 (ha)	%
Forêt dense	272 248,8	98,66	236 100,0	85,56	232 067,1	84,10
Forêt dégradée	562,9	0,20	36 612,0	13,27	33 084,5	11,99
Agriculture	7,1	0,00	283,0	0,10	7 079,2	2,57
Mangrove	710,3	0,26	607,0	0,22	900,0	0,33
Eau	1 844,4	0,67	1 589,4	0,58	1 348,1	0,49
Sol nu / Bâti	582,1	0,21	763,3	0,28	1 476,7	0,53
Total	275 955,6	100	275 954,6	100	275 955,6	100

Entre 2000 et 2015, la forêt dense a perdu 36 148,8 ha (−13,3 %), soit un taux de changement annuel de −0,95 %/an (tableau VI). Cette perte s'est presque intégralement reportée sur la forêt dégradée, dont la superficie est passée de 562,9 à 36 612,0 ha, soit un taux de +27,83 %/an : 36 209 ha de forêt dense se sont convertis en forêt dégradée sur cette période, contre seulement 216 ha vers l'agriculture et 361 ha vers le sol nu/bâti. Cette première phase se traduit donc, dans les cartes, par une augmentation de la classe forêt dégradée plutôt que par une conversion complète. Compte tenu de la difficulté à distinguer la forêt dégradée de la forêt dense, en particulier en 2000, et du changement de

capteur (TM/ETM+ vers OLI), une part importante de cette « dégradation » pourrait refléter une sous-détection initiale plutôt qu'une dynamique écologique réelle.

Tableau VII. Taux de changement annuel par classe d'occupation du sol

Classe	2000–2015	2015–2025	2000–2025
Forêt dense	−0,95	−0,17	−0,64
Forêt dégradée	+27,83	−1,01	+16,30
Agriculture	+24,56	+32,20	+27,61
Mangrove	−1,05	+3,94	+0,95
Eau	−0,99	−1,65	−1,25
Sol nu / Bâti	+1,81	+6,60	+3,72

Entre 2015 et 2025, la dynamique se diversifie nettement. L'agriculture connaît une croissance marquée, passant de 283,0 à 7 079,2 ha, avec 7 016 ha de gains provenant à parts quasi égales de la forêt dense (3 627 ha) et de la forêt dégradée (3 312 ha). Le sol nu/bâti poursuit également sa progression (+6,6 %/an), tandis que le taux de la forêt dégradée diminue (−1,0 %/an), avec un flux de reconversion vers la forêt dense (16 978 ha) presque symétrique au flux inverse (16 911 ha), dont l'origine est discutée en section 2.1.1. En outre, les 7 016 ha de gains agricoles de 2015-2025 sont du même ordre que la superficie défrichée par la concession de palmier à huile de Camvert dans la commune de Campo (environ 6 890 ha entre 2020 et avril 2025 (AidEnvironnement, 2025) ; une superposition des cartes avec les limites de cette concession permettrait de vérifier cette attribution.

Sur l'ensemble de la période 2000-2025, les changements nets bruts sont dominés par une perte de 40 181,8 ha de forêt dense, un gain de 32 521,6 ha de forêt dégradée et un gain de 7 072,1 ha d'agriculture.

L'augmentation relative de l'agriculture est très élevée en raison de sa superficie initiale extrêmement faible ; elle doit donc être interprétée conjointement avec les changements absolus de superficie

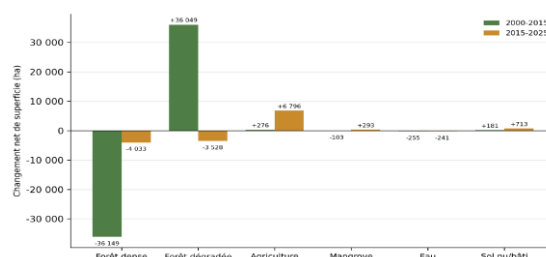


Figure 6. Changements nets de superficie par classe d'occupation du sol (2000-2015 et 2015-2025)

Les trois classes minoritaires suivent des trajectoires contrastées. La mangrove passe de 710,3 ha en 2000 à 900,0 ha en 2025, tandis que la surface en eau libre diminue de 1 844,4 à 1 348,1 ha. Ces variations doivent être interprétées avec prudence dans ce contexte littoral : malgré l'utilisation de composites médians, des différences d'état de marée, de turbidité ou de réponse spectrale peuvent influencer la séparation entre eau et mangrove. Le sol nu/bâti progresse de 582,1 à 1 476,7 ha sur l'ensemble de la période, ce qui indique une augmentation des surfaces artificialisées ou dénudées cartographiées, sans permettre à lui seul d'en attribuer la cause.

3.1.3. Matrices de transition et stabilité des classes

L'analyse des matrices de transition (2000-2015, 2015-2025 et 2000-2025) montre d'où viennent les changements nets présentés ci-dessus. Sur l'ensemble de la période 2000-2025, la forêt dense demeure la classe la plus stable en proportion relative, avec 231 220,9 ha conservés sur les 272 248,8 ha initiaux, soit un taux de persistance de 84,9 %, mais elle enregistre en valeur absolue la perte la plus importante du paysage (41 027,9 ha convertis vers d'autres classes, pour seulement 846,2 ha de gains). À l'inverse, la forêt dégradée, l'agriculture et le sol nu/bâti sont les classes les plus instables : la forêt dégradée ne conserve que 40,3 % de sa superficie de 2000 (226,9 ha sur 562,9 ha) mais capte 32 857,6 ha de gains, principalement issus de la forêt dense ; l'agriculture, partant d'une base quasi nulle (7,1 ha en 2000), affiche un taux de persistance de 25,4 %, calculé sur une vingtaine de pixels seulement et donc dépourvu de portée statistique, mais un total changé de 7 082,7 ha, expliquant son augmentation. Les totaux des tableaux de superficies et des matrices de transition diffèrent d'environ 1 ha en raison des arrondis à 0,1 ha. La mangrove et l'eau occupent une position intermédiaire, avec des taux de persistance respectifs de 43,9 % et 70,7 %.

La comparaison des deux sous-périodes montre un changement de régime apparent pour la forêt dégradée. Entre 2000 et 2015, 36 208,5 ha de forêt dense sont classés comme forêt dégradée en 2015, contre 203,6 ha dans le sens inverse. Entre 2015 et 2025, les flux deviennent presque symétriques (16 910,6 ha de forêt dense vers forêt dégradée et 16 977,8 ha dans le sens inverse). Toutefois, la forêt dégradée étant spectralement proche de la forêt dense, ces flux imposent une interprétation prudente : une partie de ces transitions peut refléter des erreurs de classification entre classes spectralement proches. Sur 2015-2025, les 7 015,8 ha de gains agricoles proviennent principalement de pixels

classés forêt dense (3 627,4 ha) et forêt dégradée (3 312,4 ha).

Confrontation avec le produit JRC-TMF. Parmi les 36 211 ha cartographiés comme passés de la forêt dense à la forêt dégradée entre 2000 et 2015, 96,7 % sont classés comme forêt intacte par le JRC-TMF en 2015, et seulement 3,2 % comme dégradés ou déforestés, une proportion à peine supérieure à celle des pixels restés en forêt dense (0,9 %). Sur l'ensemble de la commune, le JRC-TMF ne recense que 3 465 ha de forêt dégradée en 2015, contre 36 612 ha dans la carte de cette date.

De même, 95,3 % des 16 974 ha passés de la forêt dégradée à la forêt dense entre 2015 et 2025 sont des forêts intactes en 2023 selon le JRC-TMF, la régénération n'y concernant que 33 ha. À l'inverse, 83,5 % des 7 022 ha passés à l'agriculture entre 2015 et 2025 sont classés comme déforestés (66,2 %) ou dégradés (17,3 %) par le JRC-TMF. La superficie déforestée selon ce produit passe de 616 ha en 2015 à 5 444 ha en 2023, et la perte de couvert arboré estimée par Global Forest Change s'élève à environ 8 000 ha sur 2021-2024, contre environ 2 900 ha sur 2001-2020.

Tableau VIII. Matrice de transition 2000–2015 (ha)

Classe \ Année	FD	FDg	Agri	Mang	Eau	SnB
Forêt dense	235 139,9	36 208,5	216,4	293,8	27,9	361,4
Forêt dégradée	203,6	232,4	32,8	0,5	0,3	93,4
Agriculture	3,4	1,5	1,8	0	0	0,4
Mangrove	340,4	59,4	0,3	265,5	41	3,8
Eau	287,7	2,7	0	47,2	1 503	3,8
Sol nu / Bâti	125	107,5	31,8	0,1	17,3	300,5

Lecture : les lignes indiquent la classe d'occupation du sol en 2000, les colonnes la classe en 2015 ; les valeurs en gras sur la diagonale représentent la superficie stable (persistance) de chaque classe.

Tableau IX. Matrice de transition 2015–2025 (ha)

Classe \ Année	FD	FDg	Agri	Mang	Eau	SnB
Forêt dense	214 638,6	16 910,6	3 627,4	373,1	79,4	470,9
Forêt dégradée	16 977,8	15 814	3 312,4	22,1	0	485,7
Agriculture	58,6	128,4	63,5	0	0,1	32,4
Mangrove	184	47,2	6,7	357,8	8,2	3,1
Eau	110,7	0	0	146	1 260,1	72,6
Sol nu / Bâti	96,5	184,1	69,2	1,2	0,4	411,9

La matrice cumulée 2000-2025 (tableau X) récapitule les flux totaux entre chaque paire de classes. Établie à partir des mêmes cartes, elle ne constitue pas une confirmation indépendante de la dynamique en deux temps.

Tableau X. Matrice de transition 2000–2025 (ha)

Classe \ Année	FD	FDg	Agri	Mang	Eau	SnB
Forêt dense	231 220,9	32 664,2	6 965	360,7	35,8	1 002,1
Forêt dégradée	186,4	226,9	56,1	0,9	0	92,6
Agriculture	2,2	2,7	1,8	0	0	0,4
Mangrove	298,6	63,5	6,7	311,6	7,3	22,7
Eau	254,9	3,7	0,2	225,4	1 303,8	56,4
Sol nu / Bâti	104	123,5	49,5	1,4	1,2	302,5

Le **tableau XI** ci-dessous synthétise, pour chaque classe, la superficie initiale, la persistance, les gains, les pertes et le changement net cumulés sur l'ensemble de la période.

Tableau XI. Synthèse des gains, des pertes et du changement net par classe (2000–2025)

Classe	Superficie 2000 (ha)	Persistance (ha)	Gains (ha)	Pertes (ha)	Changement net (ha)	Total changé (ha)
Forêt dense	272 248,8	231 220,9	846,2	41 027,9	-40 181,8	41 874,1
Forêt dégradée	562,9	226,9	32 857,6	336	32 521,6	33 193,5
Agriculture	7,1	1,8	7 077,4	5,3	7 072,1	7 082,7
Mangrove	710,3	311,6	588,4	398,7	189,7	987,1
Eau	1 844,4	1 303,8	44,3	540,5	-496,3	584,8
Sol nu / Bâti	582,1	302,5	1 174,2	279,6	894,6	1 453,9

Sur l'ensemble de la période, la forêt dégradée et l'agriculture affichent les changements nets positifs bruts les plus marqués (respectivement +32 521,6 ha et +7 072,1 ha), tandis que la forêt dense présente une perte nette de 40 181,8 ha en superficie brute cartographiée. Le sol nu/bâti présente un gain net de +894,6 ha sur l'ensemble de la période.

3.1.4. Simulation de l'occupation du sol future (2035–2045)

a. Résultats de la validation

La validation temporelle, réalisée en simulant 2025 à partir d'un modèle calibré sur 2000–2015, porte sur les 3 038 569 pixels valides communs aux trois dates (273 471 ha). En moyenne sur cinq graines aléatoires, elle donne une précision globale de $80,1 \pm 0,4$ %, un Kappa général de $0,344 \pm 0,012$, un Kappa histogramme de 0,808, un Kappa lieu de $0,426 \pm 0,014$ et une Figure of Merit de $0,185 \pm 0,008$. Le désaccord total (19,9 %) se décompose en 5,8 % de désaccord de quantité et 14,1 % de désaccord d'allocation (Pontius & Millones, 2011).

Sur les pixels concernés par un changement réel ou simulé, le modèle compte en moyenne 137 532 succès, 73 073 changements simulés vers une mauvaise classe, 266 453 omissions et 265 764 fausses alarmes. L'architecture à deux couches cachées de 64 et 32 neurones a été retenue d'après son score de validation interne sur les données 2000–2015 ($0,804 \pm 0,002$), supérieur à celui des trois autres configurations (**tableau XII**). L'analyse de sensibilité montre que le retrait de la distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an, du MNT et, dans une moindre mesure, de la distance aux routes entraîne les diminutions les plus importantes du Kappa. Le modèle nul de persistance obtient une précision globale (84,3 %), un Kappa général (0,402) et un Kappa lieu (0,450) plus élevés, mais une Figure of Merit nulle, puisqu'il ne prédit aucun changement. Le

CA-ANN est donc moins exact que la simple persistance sur l'ensemble de la carte ; son apport se limite à la localisation d'une partie des changements, que la persistance ne peut capter par construction.

Évalué indépendamment des quantités allouées, le potentiel de transition produit par le MLP localise en revanche correctement les changements depuis la forêt dense : l'AUC atteint 0,863 pour la transition vers la forêt dégradée, 0,824 vers l'agriculture et 0,923 pour l'ensemble des changements. L'essentiel de l'erreur provient donc des quantités fixées par la chaîne de Markov plutôt que de l'allocation spatiale. Les cartes futures doivent ainsi être interprétées comme des scénarios spatialisés et non comme des prévisions pixel par pixel.

Tableau XII. Analyse de sensibilité variables explicatives et architecture du réseau de neurones

Variable retirée	Kappa	Δ Kappa	FoM	Δ FoM
Modèle complet (7 var.)	0,344	—	0,185	—
pente	0,325	-0,019	0,172	-0,013
cos(exposition)	0,353	+0,010	0,193	+0,008
sin(exposition)	0,334	-0,010	0,179	-0,007
MNT	0,261	-0,083	0,134	-0,052
dist. rivières	0,335	-0,009	0,177	-0,008
dist. routes	0,297	-0,046	0,152	-0,033
dist. parc	0,259	-0,084	0,130	-0,055
Architecture MLP	Score de validation interne		Ecart-type	
(16,)	0,771		0,002	
(32, 16)	0,788		0,003	
(64, 32) - retenue	0,804		0,002	
(32, 16, 8)	0,787		0,004	

Les scores de validation interne sont calculés sur les données 2000–2015 uniquement (moyenne et écart-type sur cinq graines aléatoires : 0, 1, 42, 123 et 2026) ; la carte de 2025 n'intervient pas dans le choix de l'architecture. Les valeurs de sensibilité sont des moyennes sur les cinq graines aléatoires. Rapportées à l'écart-type du Kappa entre graines (0,012), seules les diminutions associées au retrait de la distance à la limite du parc (-0,084), du MNT (-0,083) et de la distance aux routes (-0,046) dépassent nettement la variabilité aléatoire ; celle liée au retrait de la pente (-0,019) ne la dépasse que modérément, et le retrait des composantes de l'exposition ou de la distance aux rivières a un effet du même ordre que cette variabilité (-0,010 à +0,010). Le modèle numérique de terrain et la distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an sont les deux variables dont le retrait dégrade le plus la performance du modèle.

Le tableau suivant détaille, pour chaque classe, la superficie réellement observée et la superficie simulée en 2025, avec l'écart correspondant en hectares et en pourcentage.

Tableau XIII. Superficies observées et simulées par classe pour la validation de l'année 2025 (pixels valides communs aux trois dates)

Classe	2025 observé (ha)	2025 simulé (ha)	Écart (ha)	Écart (%)
Forêt dense	230 380,6	219 698,5	-10 682,2	-4,6
Forêt dégradée	32 733,0	44 265,9	+11 532,9	+35,2
Agriculture	7 052,1	2 041,0	-5 011,1	-71,1
Mangrove	832,0	553,8	-278,3	-33,4
Eau	1 097,8	1 129,0	+31,2	+2,8
Sol nu/Bâti	1 375,6	5 783,0	+4 407,5	+320,4

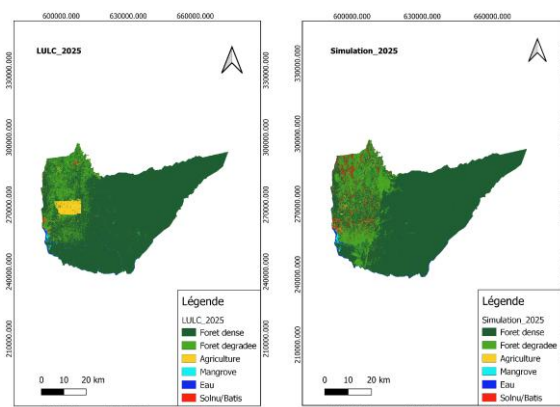


Figure 7. Occupation du sol observée et simulée dans la commune de Campo en 2025

L'allocation reproduisant exactement les quantités fixées par la matrice de Markov 2000-2015, les écarts par classe viennent entièrement de ces quantités : la forêt dégradée est surestimée (+35,2 %), l'agriculture sous-estimée (-71,1 %) et le sol nu/bâti fortement surestimé (+320,4 %).

Ces écarts traduisent la non-stationnarité des transitions entre 2000-2015 et 2015-2025. L'expansion agricole liée à la concession Camvert, postérieure à 2019, ne pouvait être anticipée par la matrice 2000-2015. De plus, les probabilités de transition issues de la forêt dégradée de 2000, classe très peu étendue (562,9 ha) et mal discriminée à cette date, sont peu fiables : appliquées aux quelque 36 600 ha de forêt dégradée de 2015, elles surestiment fortement la conversion vers le sol nu/bâti. La comparaison des deux cartes (figure 7) l'illustre : le bloc rectangulaire de défrichement de la concession Camvert, bien visible sur la carte observée de 2025, est absent de la simulation, qui répartit à la place des conversions diffuses vers la forêt dégradée et le sol nu/bâti dans l'ouest de la commune.

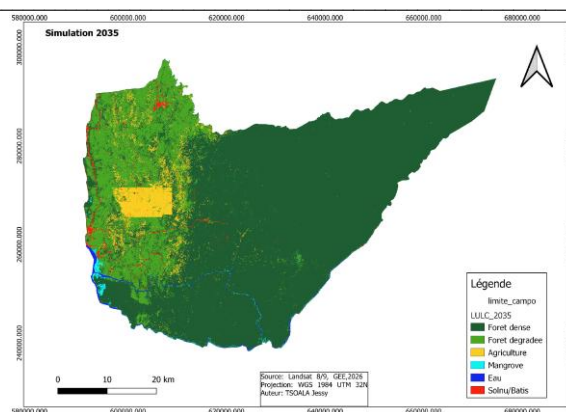


Figure 8. Occupation du sol simulée de la commune de Campo en 2035

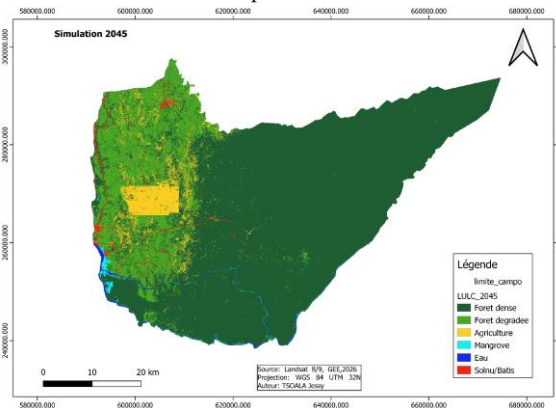


Figure 9. Occupation du sol simulée de la commune de Campo en 2045

Tableau XIV. Superficies simulées par classe d'occupation du sol (2025, 2035, 2045)

Classe	2025 (ha)	2035 (ha)	2045 (ha)	TAC 2025-2035 (%/an)	TAC 2035-2045 (%/an)
Forêt dense	230 380,6	226 754	224 508	-0,16	-0,10
Forêt dégradée	32 733,0	34 106	35 245	+0,41	+0,33
Agriculture	7 052,1	8 238	8 673	+1,55	+0,51
Mangrove	832,0	955	1 012	+1,38	+0,58
Eau	1 097,8	972	871	-1,22	-1,10
Sol nu/Bâti	1 375,6	2 446	3 161	+5,76	+2,56

TAC = taux annuel de changement, calculé selon la formule de [Puyravaud \(2003\)](#). Superficies issues du pipeline CA-ANN développé en Python, calculées sur les pixels valides communs aux trois dates (273 471 ha) ; la colonne 2025 correspond à la carte observée sur cette emprise.

Selon le scénario tendanciel retenu, la forêt dense passerait de 230 380,6 ha (84,2 % de la superficie modélisée) en 2025 à 226 754 ha (82,9 %) en 2035 et 224 508 ha (82,1 %) en 2045, soit un taux de -0,16 %/an sur 2025-2035, proche du taux observé sur 2015-2025 (-0,17 %/an). La forêt dégradée passerait de 32 733 à 35 245 ha, l'agriculture de 7 052 à 8 673 ha et le sol nu/bâti de 1 376 à 3 161 ha. Ces valeurs prolongent la matrice de Markov 2015-2025 appliquée à l'état de 2025 ; elles ne constituent pas des

prévisions certaines et doivent être lues en tenant compte de la performance de validation ($Kappa\ lieu = 0,426$; $FoM = 0,185$). La matrice 2015-2025 intégrant des flux d'aller-retour entre forêt dense et forêt dégradée que le contrôle JRC-TMF attribue surtout à des confusions de classification, l'évolution projetée de ces deux classes doit en outre être lue avec prudence.

L'exploration de scénarios alternatifs de protection, d'expansion agricole ou d'infrastructures est une piste importante pour de futurs travaux. Un scénario intégrant l'extension prévue de la concession agro-industrielle de Camvert serait particulièrement pertinent, cette concession couvrant plus de 40 000 ha ([AidEnvironnement, 2025](#)) : le rythme de perte de couvert arboré observé entre 2021 et 2024 (environ 2 000 ha/an selon Global Forest Change) dépasse largement l'expansion agricole projetée par le scénario tendanciel (environ 120 ha/an sur 2025-2035).

3.2. Discussion

Les cartes produites décrivent une trajectoire en deux phases : entre 2000 et 2015, une forte augmentation de la classe forêt dégradée aux dépens de la forêt dense ; entre 2015 et 2025, une expansion marquée de l'agriculture et du sol nu/bâti, accompagnée de flux bidirectionnels importants entre forêt dense et forêt dégradée. La confrontation avec le produit indépendant JRC-TMF (section 2.1.3) oblige à bien séparer ces deux phases. La première n'est pas confirmée : 96,7 % des pixels cartographiés comme dégradés entre 2000 et 2015 restent des forêts intactes selon le JRC-TMF, qui ne recense que 3 465 ha de forêt dégradée dans toute la commune en 2015. Cette « dégradation » vient donc surtout d'erreurs de classification, probablement liées à la très faible étendue de la forêt dégradée dans la carte de 2000, au changement de capteur et à la saturation du NDVI en forêt dense, même si le JRC-TMF peut omettre une partie de l'exploitation sélective de faible intensité, comme celle de l'UFA 09-025 entre 2005 et 2016.

De même, les flux symétriques de 2015-2025 entre forêt dense et forêt dégradée correspondent surtout à des forêts restées intactes, et non à une régénération. La seconde phase est en revanche confirmée : 83,5 % des pixels passés à l'agriculture entre 2015 et 2025 sont déforestés ou dégradés selon le JRC-TMF, et la perte de couvert arboré estimée par Global Forest Change s'élève à environ 8 000 ha sur 2021-2024, contre environ 2 900 ha sur les vingt années précédentes, ce qui coïncide avec le démarrage des

défrichements de la concession Camvert. Les comparaisons avec la littérature ci-dessous visent donc à situer les ordres de grandeur et les tendances, sans supposer une identité des mécanismes entre contextes.

Ces résultats répondent aux deux hypothèses. L'hypothèse H1, selon laquelle la perte de forêt dense s'est accélérée après 2015 sous l'effet de l'expansion agricole, ne peut être vérifiée à partir des seules cartes, dont le taux de 2000-2015 est surestimé par les erreurs de classification ; elle est en revanche soutenue par les données indépendantes, qui montrent une nette accélération de la déforestation après 2020, liée à l'expansion agricole et agro-industrielle. L'hypothèse H2 est partiellement soutenue : la distance à la limite du parc et la distance aux routes figurent parmi les variables dont le retrait dégrade le plus la performance du modèle (section 2.1.4), sans que cette importance prédictive puisse être interprétée comme un effet causal, la distance au parc se superposant dans l'espace à la localisation de la concession Camvert.

Un recul forestier à replacer dans le contexte camerounais. Le taux de changement de la forêt dense à Campo (-0,95 %/an entre 2000 et 2015 ; -0,64 %/an sur 2000-2025) est élevé au regard des rythmes de déforestation mesurés par télédétection au Cameroun et dans le Bassin du Congo, de l'ordre de quelques dixièmes de pour cent par an ([Ernst et al., 2013](#)), surtout pour une commune abritant une partie d'un parc national. Il reste en revanche inférieur à celui mesuré par [Ebodé \(2023\)](#) dans le sous-bassin périurbain de la Mefou, près de Yaoundé, où la forêt a reculé de 31,2 % entre 2000 et 2020 (soit environ -1,9 %/an) sous une pression urbaine beaucoup plus forte. Le rythme élevé de 2000-2015 renforce l'hypothèse selon laquelle une partie de la « dégradation » cartographiée sur cette période relève de la sous-détection de la forêt dégradée en 2000 et du changement de capteur plutôt que d'une dynamique écologique réelle ; la confrontation avec le produit JRC-TMF ([Vancutsem et al., 2021](#)) le confirme (section 2.1.3).

Expansion agricole et progression du sol nu/bâti. À Campo, le sol nu/bâti passerait de 1 376 ha en 2025 à 2 446 ha en 2035 dans le scénario simulé, soit un taux annuel de +5,76 %/an, et l'agriculture de 7 052 à 8 673 ha entre 2025 et 2045 (+23 %). Des tendances d'anthropisation ont également été rapportées au Bénin ([Tchibozo, 2020](#)), à Kolkata en Inde ([Dinda et al., 2021](#)), à Sumatra en Indonésie ([Saputra & Lee, 2019](#)) et à Dhaka au Bangladesh ([Rahman & Rahman, 2023](#)). Les

différences de contexte et de classes LULC limitent cependant les comparaisons directes. À Campo, ces résultats décrivent un scénario tendanciel fondé sur les dynamiques observées et ne démontrent pas qu'une trajectoire donnée se réalisera nécessairement.

Dynamique littorale. La surface classée en eau diminue à Campo sur 2000-2025, tandis que la mangrove augmente en valeur nette. Dans le delta du Rufiji, [Chaula \(2019\)](#) a également rapporté des changements conjoints des classes eau et mangrove, mais dans un contexte et selon des mécanismes différents. À Campo, l'interprétation d'un atterrissement ou d'une recolonisation végétale reste hypothétique en l'absence de validation de terrain et d'un contrôle explicite des états de marée. Une analyse dédiée des transitions eau-mangrove, intégrant la marée et des données de terrain, serait nécessaire pour établir le mécanisme sous-jacent. Les transitions de la mangrove et de l'eau vers la forêt dense observées dans les matrices (section 2.1.3) sont par ailleurs écologiquement impossibles à ces échelles de temps : une mangrove ne devient pas une forêt de terre ferme, ni un plan d'eau une forêt dense, en quinze ans. Elles indiquent que les classes littorales relèvent ici en partie d'erreurs de classification (pixels mixtes en bordure, états de marée différents entre les composites).

Stabilité des classes. Sur 2000-2025, la forêt dense présente une persistance de 84,9 %, supérieure à celle de plusieurs classes de transition. [Tiye et al. \(2025\)](#) ont également rapporté, dans les Monts Bale, une stabilité plus élevée de certaines formations forestières que de classes de transition. Cette similarité porte sur la hiérarchie de stabilité et ne doit pas être interprétée comme une équivalence des processus écologiques ou institutionnels entre les deux sites.

Nature des transitions. Contrairement aux résultats rapportés par [Tiye et al. \(2025\)](#) dans les Monts Bale, où certaines classes naturelles gagnent du terrain et où les terres cultivées reculent, Campo présente une augmentation nette des classes agriculture et sol nu/bâti. La présence du Parc National de Campo Ma'an ne permet toutefois pas, à partir de cette étude communale, d'attribuer ces différences à l'efficacité de la protection : une telle conclusion nécessiterait une analyse causale ou comparative spécifique des zones situées à l'intérieur et à l'extérieur de l'aire protégée.

Apport et portée de la modélisation. La validation temporelle montre que le modèle CA-ANN reproduit une partie de la structure globale des changements, mais localise imparfaitement les pixels effectivement modifiés (FoM = 0,185), alors que son potentiel de transition discrimine bien les pixels qui changent (AUC de 0,82 à

0,92) : la principale source d'erreur réside dans les quantités issues de la chaîne de Markov. L'analyse de sensibilité indique que le MNT et la distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an sont les variables dont le retrait dégrade le plus la performance. Cette importance prédictive ne démontre pas un effet causal de la proximité du parc sur les conversions : elle indique seulement que cette variable contribue à la performance du modèle dans la configuration étudiée. Cette réserve est renforcée par le fait que la distance au parc se superpose dans l'espace à la concession Camvert, ouverte en bordure de l'aire protégée : l'importance de cette variable peut refléter la localisation de la concession plutôt qu'un effet propre de la proximité du parc.

Performance du modèle. Les indicateurs obtenus (Kappa général = 0,344 ; Kappa histogramme = 0,808 ; FoM = 0,185), inférieurs à ceux du modèle de persistance pour l'accord global, montrent une performance limitée pour l'accord global et modérée pour la localisation des changements. Des approches CA-ANN ou apparentées ont été appliquées dans divers contextes, notamment en Éthiopie ([Girma et al., 2022](#)), en Inde ([Dinda et al., 2021](#)) et au Bénin ([Tchibozo, 2020](#)). La comparaison directe des valeurs de performance doit rester prudente, car les classes, périodes, résolutions, protocoles de validation et métriques diffèrent entre études.

Dans l'ensemble, l'étude met en évidence une diminution de la forêt dense et une progression récente de l'agriculture et du sol nu/bâti dans la commune de Campo. La modélisation CA-ANN permet d'explorer la poursuite possible de ces tendances aux horizons 2035 et 2045, mais la faible FoM limite la confiance dans la localisation fine des changements. L'intérêt principal des simulations réside donc dans l'exploration quantitative d'un scénario tendanciel et dans l'identification de zones et de variables à examiner plus finement, plutôt que dans une prédiction déterministe du paysage futur.

3.3. Limites de l'étude

Cette étude présente plusieurs limites. Premièrement, la validation des classifications est interne à la photo-interprétation et ne repose ni sur une vérification de terrain indépendante ni sur un second interprète, ce qui peut surestimer les performances et affecter particulièrement les classes rares ou spectralement proches. Le contrôle par le produit JRC-TMF montre d'ailleurs que la dégradation cartographiée sur 2000-2015 vient surtout d'erreurs de classification. Deuxièmement, l'absence d'harmonisation radiométrique supplémentaire entre les capteurs Landsat peut introduire une part non quantifiée de variabilité intercapteurs. Troisièmement, l'état de marée des scènes

composant les composites n'a pas été contrôlé ; les classes eau et mangrove, en particulier dans l'estuaire du Ntem, y sont sensibles. Quatrièmement, la validation du CA-ANN montre une Figure of Merit faible (0,185), limitant la confiance dans la localisation fine des changements. Cinquièmement, la carte de 2025 est la seule date disponible pour évaluer le modèle, ce qui ne permet pas d'apprécier la stabilité de ses performances dans le temps. Sixièmement, les intervalles inégaux (15 puis 10 ans) et la non-stationnarité des transitions, liée notamment à un événement agro-industriel ponctuel, limitent la portée d'une extrapolation markovienne. Septièmement, les variables explicatives sont statiques (réseau routier unique pour 2000-2045) et n'intègrent ni les localités ni les limites de concessions. Enfin, les projections 2035 et 2045 reposent sur un scénario tendanciel unique et n'intègrent pas de changements futurs de politiques, d'infrastructures ou de pressions socioéconomiques ; elles ne doivent donc pas être interprétées comme des prévisions déterministes.

4. Conclusion

Cette étude a caractérisé les dynamiques d'occupation et d'utilisation des terres de la commune de Campo entre 2000 et 2025 et simulé leur évolution aux horizons 2035 et 2045. Les cartes indiquent une diminution de la forêt dense, dont la perte cartographiée atteint environ 40 200 ha, ainsi qu'une forte augmentation de la forêt dégradée sur 2000-2015 et une expansion récente de l'agriculture et du sol nu/bâti sur 2015-2025. La confrontation avec le produit indépendant JRC-TMF montre que la première phase vient surtout d'erreurs de classification, tandis que la seconde, confirmée par ce produit, coïncide avec l'ouverture d'une concession agro-industrielle de palmier à huile en périphérie du parc.

Le modèle CA-ANN a été validé temporellement en simulant 2025 à partir d'une calibration sur 2000-2015. Les performances obtenues ($Kappa$ général = 0,344 ; $Kappa$ lieu = 0,426 ; FoM = 0,185 ; AUC de 0,82 à 0,92) indiquent que le modèle localise une partie des changements mais reste moins exact que la simple persistance, l'erreur principale provenant des quantités issues de la chaîne de Markov. L'analyse de sensibilité montre que le MNT et la distance à la limite du Parc National de Campo Ma'an contribuent fortement à la performance prédictive, sans permettre d'en déduire un effet causal.

Selon le scénario tendanciel simulé, la forêt dense représenterait 82,1 % de la superficie modélisée en

2045, contre 84,2 % en 2025, tandis que l'agriculture augmenterait d'environ 23 % et que le sol nu/bâti continuerait d'augmenter. Ces projections doivent être considérées comme des trajectoires plausibles conditionnelles aux hypothèses du modèle, et non comme des prévisions certaines.

Ces résultats fournissent une base quantitative pour orienter de futures analyses de gestion durable des terres à Campo. Les travaux ultérieurs devraient renforcer la validation indépendante des classifications, améliorer la discrimination entre forêt dense et forêt dégradée (par exemple avec des variables de texture GLCM ou des composites saisonniers), intégrer explicitement les effets de marée pour les classes littorales, tester des scénarios alternatifs de gestion et améliorer la validation spatiale du modèle avant toute utilisation opérationnelle à une échelle fine.

Disponibilité des données et du code

Le pipeline Python développé pour l'analyse des changements et la modélisation CA-ANN, les scripts Google Earth Engine de classification et de contrôle par le produit JRC-TMF, ainsi que les cartes d'occupation du sol classifiées et simulées, sont disponibles sur GitHub (<https://github.com/jessytsoala788-sudo/campo-lulc-ca-ann>) et archivés de façon pérenne sur Zenodo (version 2.0.0, DOI : <https://doi.org/10.5281/zenodo.23233386>). Les points d'entraînement et de validation photo-interprétés sont disponibles auprès des auteurs sur demande.

Remerciements

Les auteurs tiennent à exprimer leurs sincères remerciements aux autorités du Décanat de la Faculté des Sciences Agronomiques et Environnement de l'Université de Kinshasa pour leur soutien institutionnel et leur appui logistique précieux. Ils remercient également le personnel du Département de Gestion des Ressources Naturelles pour l'encadrement administratif et scientifique apporté tout au long de ce travail, ainsi que le Centre de Recherche et de Renforcement des Capacités sur l'Eau dans le Bassin du Congo (CRREBaC) et le Laboratoire des Risques et Crises de l'Environnement (LRCE) de l'Université d'Ebolowa pour leur soutien. Enfin, les auteurs saluent les apports intellectuels et les échanges enrichissants partagés par la communauté académique et scientifique de la Faculté des Sciences Agronomiques et Environnement de l'Université de Kinshasa.

Financement

Cette étude a été menée sans financement externe.

Contributions des auteurs.

J.H.T.T.: Conceptualisation.

M.G.O.: Méthodologie.

C.B. N.O.: Visualisation..

Y.E.E.A.: Collecte de données, Analyse des données.

B. N.L.: Rédaction.

P.C.B.: Révision et édition.

R.T.M.: Supervision.

Conflits d'intérêts

Les auteurs déclarent n'avoir aucun conflit d'intérêts.

Considérations éthiques

Cette étude repose sur l'analyse de données satellitaires et géospatiales et ne comporte ni participation humaine ni expérimentation animale. Une approbation éthique et un consentement à participer ne sont donc pas applicables au protocole décrit dans ce document.

ORCID des Auteurs

Tsoala T.J.H. : <https://orcid.org/0009-0006-0289-293X>;

Avoto E.Y.E. <https://orcid.org/0009-0008-2477-666X>;

Ondon N.C.B: <https://orcid.org/0009-0004-1945-689X>;

Tshimanga M.R: <https://orcid.org/0000-0002-4726-3495>

Bolaluembe P.C: <https://orcid.org/0000-0001-9848-838X>;

Lele N.B: <https://orcid.org/0000-0002-1584-7592>;

Lutete L.E: <https://orcid.org/0009-0006-0289-293X>;

Semeki N.J.: <https://orcid.org/0000-0001-5623-594X>;

Opelele M.G: <https://orcid.org/0009-0006-5390-4865>.

Références bibliographiques

Admasu, S., Yeshitela, K., et Argaw, M. (2023). Impact of land use land cover changes on ecosystem service values in the Dire and Legedadi watersheds, central highlands of Ethiopia: Implication for landscape management decision making. *Heliyon*, 9(4), e15352. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e15352>

AidEnvironment (2025). CamVert case study: deforestation for oil palm on the border of Campo-Ma'an National Park, Cameroon. AidEnvironment, Amsterdam, juillet 2025. <https://aidenvironment.org/wp-content/uploads/2025/07/AidEnvironment-Camvert-case-study-FINAL-July-2025.pdf>

Assede, E.S.P., Orou, H., Biaou, S.S.H., Geldenhuys, C.J., Ahononga, F.C., et Chirwa, P.W. (2023). Understanding Drivers of Land Use and Land Cover Change in Africa: A Review. *Current Landscape Ecology Reports*, 8(2), 62–72. <https://doi.org/10.1007/s40823-023-00087-w>

Bathe, K.D., et Patil, N. (2024). Assessment of land use-land cover dynamics and its future projection through Google Earth Engine, machine learning and QGIS-MOLUSCE: A case study in Jagatsinghpur district, Odisha, India. *Journal of Earth System Science*, 133, 138. <https://doi.org/10.1007/s12040-024-02305-3>

Chaula, J.A. (2019). Ca-Markov model for simulating land use land cover dynamics in Rufiji Delta of Tanzania. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 4(7), 802–814.

Chuang, Y. (2014). A Multitarget Land Use Change Simulation Model Based on Cellular Automata and Its Application. *Abstract and Applied Analysis*, 2014, 375389. <https://doi.org/10.1155/2014/375389>

Curtis, P.G., Slay, C.M., Harris, N.L., Tyukavina, A., et Hansen, M.C. (2018). Classifying drivers of global forest loss. *Science*, 361(6407), 1108–1111. <https://doi.org/10.1126/science.aau3445>

Dibaba, W.T., Demissie, T.A., et Miegel, K. (2020). Drivers and Implications of Land Use/Land Cover Dynamics in Finchaa Catchment, Northwestern Ethiopia. *Land*, 9(4), 113. <https://doi.org/10.3390/land9040113>

Dinda, S., Chatterjee, N.D., et Ghosh, S. (2021). An integrated simulation approach to the assessment of urban growth pattern and loss in urban green space in Kolkata, India: A GIS-based analysis. *Ecological Indicators*, 121, 107178. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107178>

Douzas, G., Bacao, F., Fonseca, J., et Khudinyan, M. (2019). Imbalanced Learning in Land Cover Classification: Improving Minority Classes' Prediction Accuracy Using the Geometric SMOTE Algorithm. *Remote Sensing*, 11(24), 3040. <https://doi.org/10.3390/rs11243040>

- Ebodé, V.B. (2023). Land surface temperature variation in response to land use modes changes: The case of Mefou River sub-basin (Southern Cameroon). *Sustainability*, 15(1), 864. <https://doi.org/10.3390/su15010864>
- Ernst, C., Mayaux, P., Verhegghen, A., Bodart, C., Musampa, C., et Defourny, P. (2013). National forest cover change in Congo Basin: deforestation, reforestation, degradation and regeneration for the years 1990, 2000 and 2005. *Global Change Biology*, 19(4), 1173–1187. <https://doi.org/10.1111/gcb.12092>
- Fetene, D.T., Lohani, T.K., et Mohammed, A.K. (2023). LULC change detection using support vector machines and cellular automata-based ANN models in Guna Tana watershed of Abay basin, Ethiopia. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(11), 1329. <https://doi.org/10.1007/s10661-023-11968-2>
- Girma, R., Fürst, C., et Moges, A. (2022). Land use land cover change modeling by integrating artificial neural network with cellular automata-Markov chain model in Gidabo River Basin, Main Ethiopian Rift. *Environmental Challenges*, 6, 100419. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2022.100419>
- Greenpeace Afrique. (2021). Camvert : un cauchemar récurrent. Une plantation géante de palmier à huile violant les droits des communautés au Cameroun. Rapport. https://www.greenpeace.org/static/planet4-africa-stateless/2021/12/93adc5d7-camvert_french-version.pdf
- Gupta, K., Mukhopadhyay, A., Giri, S., Chanda, A., Datta Majumdar, S., Samanta, S., Mitra, D., Samal, R.N., Pattnaik, A.K., et Hazra, S. (2018). An index for discrimination of mangroves from non-mangroves using LANDSAT 8 OLI imagery. *MethodsX*, 5, 1129–1139. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2018.09.011>
- Hansen, M.C., Potapov, P.V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S.A., Tyukavina, A., 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>
- Hassan, Z., Shabbir, R., Ahmad, S.S., Malik, A.H., Aziz, N., Butt, A., et Erum, S. (2016). Dynamics of land use and land cover change (LULCC) using geospatial techniques: A case study of Islamabad Pakistan. *SpringerPlus*, 5, 812. <https://doi.org/10.1186/s40064-016-2414-z>
- Hosonuma, N., Herold, M., De Sy, V., De Fries, R.S., Brockhaus, M., Verchot, L., Angelsen, A., et Romijn, E. (2012). An assessment of deforestation and forest degradation drivers in developing countries. *Environmental Research Letters*, 7(4), 044009. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/7/4/044009>
- Keenan, R.J., Reams, G.A., Achard, F., de Freitas, J.V., Grainger, A., et Lindquist, E. (2015). Dynamics of global forest area: Results from the FAO Global Forest Resources Assessment 2015. *Forest Ecology and Management*, 352, 9–20. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2015.06.014>
- Letouzey, R. (1985). Notice de la carte phytogéographique du Cameroun au 1:500 000. Toulouse : Institut de la Carte Internationale de la Végétation.
- McFeeters, S.K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7), 1425–1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- MINATD/PNDP. (2014). Plan Communal de Développement de Campo. Ministère de l'Administration Territoriale et de la Décentralisation / Programme National de Développement Participatif.
- MINFOF et WRI. (2020). Atlas forestier interactif du Cameroun. Yaoundé : Ministère des Forêts et de la Faune ; Washington, DC : World Resources Institute.
- Mongabay. (2019). NGOs reject new oil palm plantation in southern Cameroon. Mongabay, 25 décembre 2019. <https://news.mongabay.com/2019/12/ngos-reject-new-oil-palm-plantation-in-southern-cameroon/>
- Moisa, M.B., et Gemedi, D.O. (2021). Analysis of urban expansion and land use/land cover changes using geospatial techniques: a case of Addis Ababa City, Ethiopia. *Applied Geomatics*, 13(4), 853–861. <https://doi.org/10.1007/s12518-021-00397-w>
- Musetsho, K.D., Chitakira, M., et Nel, W. (2021). Mapping Land-Use/Land-Cover Change in a Critical Biodiversity Area of South Africa. *International Journal of Environmental Research*

- and Public Health, 18(19), 10164. <https://doi.org/10.3390/ijerph181910164>
- Pande, C.B., Srivastava, A., Moharir, K.N., Radwan, N., Sidek, L.M., Alshehri, F., Pal, S.C., Tolche, A.D., et Zhran, M. (2024). Characterizing land use/land cover change dynamics by an enhanced random forest machine learning model: a Google Earth Engine implementation. *Environmental Sciences Europe*, 36. <https://doi.org/10.1186/s12302-024-00901-0>
- Pekel, J.-F., Cottam, A., Gorelick, N., et Belward, A.S. (2016). High-resolution mapping of global surface water and its long-term changes. *Nature*, 540, 418–422. <https://doi.org/10.1038/nature20584>
- Pontius, R.G., et Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407–4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>
- Pontius, R.G., et Schneider, L.C. (2001). Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 85(1–3), 239–248. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00187-6](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00187-6)
- Port Autonome de Kribi. (2024). La Lettre du PAK, n° 207. Kribi : Port Autonome de Kribi. <https://pak.cm/wp-content/uploads/2025/08/Lettre-du-PAK-n207.pdf>
- Puyravaud, J.-P. (2003). Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest Ecology and Management*, 177(1–3), 593–596. [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(02\)00335-3](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(02)00335-3)
- Radwan, T.M., Blackburn, G.A., Whyatt, J.D., et Atkinson, P.M. (2021). Global land cover trajectories and transitions. *Scientific Reports*, 11, 12814. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-92256-2>
- Rahman, F., et Rahman, M.T.U. (2023). Use of cellular automata-based artificial neural networks for detection and prediction of land use changes in North-Western Dhaka City. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(1), 1428–1450. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-22079-9>
- Roy, D.P., Kovalsky, V., Zhang, H.K., Vermote, E.F., Yan, L., Kumar, S.S., et Egorov, A. (2016). Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote Sensing of Environment*, 185, 57–70. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.12.024>
- Saputra, M.H., et Lee, H.S. (2019). Prediction of Land Use and Land Cover Changes for North Sumatra, Indonesia, Using an Artificial-Neural-Network Based Cellular Automaton. *Sustainability*, 11(11), 3024. <https://doi.org/10.3390/su11113024>
- Tchibozo, É.A.M. (2020). Modélisation de la dynamique spatio-temporelle de l'occupation du sol et analyse des changements du territoire de la Lama au Bénin. *European Scientific Journal*, 16(6), 500–524.
- Tchindjang, M., Amougou, J.A., Abossolo, S.A., et Bessoh Bell, S. (2012). Challenges of climate change, landscape dynamics and environmental risks in Cameroon. In *Landscape Evolution, Neotectonics and Quaternary Environmental Change in Southern Cameroon: Palaeoecology of Africa*, Vol. 31, Ch. 5, pp. 237–286. Taylor and Francis.
- Tchouto, M.G.P. (2004). Plant diversity in a Central African rainforest: implications for biodiversity conservation in Cameroon. Thèse de doctorat, Université de Wageningen.
- Tiye, F.S., Korecha, D., Gutema, T.M., et Gameda, D.O. (2025). Modeling land use and land cover dynamics of Bale Mountains National Park using Google Earth Engine and cellular automata–artificial neural network (CA-ANN) model. *PLOS ONE*, 20(4), e0320428. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0320428>
- Tyukavina, A., Hansen, M.C., Potapov, P., Parker, D., Okpa, C., Stehman, S.V., Kommareddy, I., et Turubanova, S. (2018). Congo Basin forest loss dominated by increasing smallholder clearing. *Science Advances*, 4(11), eaat2993. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aat2993>
- Vancutsem, C., Achard, F., Pekel, J.-F., Vieilledent, G., Carboni, S., Simonetti, D., Gallego, J., Aragão, L.E.O.C., et Nasi, R. (2021). Long-term (1990–2019) monitoring of forest cover changes in the humid tropics. *Science Advances*, 7(10), eabe1603. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abe1603>
- Verburg, P.H., Neumann, K., et Nol, L. (2011). Challenges in using land use and land cover data for global change studies. *Global Change Biology*, 17, 974–989.

<https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2010.02307.x>

- Wahap, N.A., et Shafri, H.Z.M. (2020). Utilization of Google Earth Engine (GEE) for land cover monitoring over Klang Valley, Malaysia. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 540, 012003. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/540/1/012003>
- Wulder, M.A., Loveland, T.R., Roy, D.P., Crawford, C.J., Masek, J.G., Woodcock, C.E., et al. (2019). Current status of Landsat program, science, and applications. Remote Sensing of Environment, 225, 127–147. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.015>
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. International Journal of Remote Sensing, 27(14), 3025–3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>.