

ANALYSE ET PRÉVISION DU MODE D'OCCUPATION DU SOL À PARTIR DE L'UTILISATION COMBINÉE DU MODÈLE DE LA THÉORIE DE L'ÉVIDENCE DE DEMPSTER-SHAFER ET DU MODÈLE CA-MARKOV : APPLICATION AUX BÂTIS DE LA VILLE DE GOMA EN RÉPUBLIQUE DÉMOCRATIQUE DU CONGO

KWETU SAMBO Gloire¹, N'GUESSAN BI Vami Hermann², KOUAME Koffi Fernand²

1. Département de Géodésie, Observatoire Volcanologique de Goma, Goma, République Démocratique du Congo.
Tél : +243997509729, gloiresambo2@gmail.com, Ville de Goma, Province du Nord-Kivu, République Démocratique du Congo
2. Laboratoire de télédétection et SIG (LATSIG), Centre universitaire de recherche et d'application en télédétection (CURAT), université Félix Houphouët-Boigny, Côte d'Ivoire
Tél : +2250749216335, yami@outlook.com

RÉSUMÉ

Étant donné la présence de plusieurs risques volcaniques dans la ville de Goma en République démocratique du Congo et une évolution rapide des bâtis, il a été nécessaire de mettre en place une étude qui permettra de bien maîtriser cette évolution afin de limiter la vulnérabilité de la population face aux risques volcaniques. La présente étude traite de l'analyse et de la prédiction du mode d'occupation du sol dans la ville à travers plusieurs modèles. L'étude repose sur la combinaison des modèles de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et de Markov, qui ont servi respectivement pour effectuer la classification et la prédiction de l'évolution des bâtis. Les données satellitaires Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) de Landsat-7 ont par ailleurs été utilisées pour effectuer l'analyse de la dynamique de l'occupation du sol de 2001 à 2017. La validation du modèle a montré un coefficient de Kappa de 87,11 %, ce qui donne à voir une parfaite prédiction de la classe des bâtis. Cela a permis de faire une prédiction de l'évolution des bâtis de la ville de Goma jusqu'en 2030 et 2040. Il ressort de cette étude donc qu'en dépit des risques majeurs dans la ville, il existe une évolution rapide de la classe des bâtis, de l'ordre de 2,1 km² par an vers le nord et vers l'est de la ville. Ces changements d'occupation de sol et la mise en place d'une projection prédictive explicite, donneront aux décideurs un panel d'images du futur censé les aider dans leurs prises de décisions. Cela leur permettra aussi de comprendre la tendance évolutive des bâtis et la manière d'établir les zones d'exclusion dans l'extension urbaine et pour une meilleure gestion de la ville.

Mots-clés : Classification, Dempster-Shafer, CA-Markov, Prédiction, Evaluation Multi-critère, Urbanisation

ABSTRACT

Given the presence of several volcanic risks in the city of Goma in the Democratic Republic of Congo and a rapid evolution of buildings, it is necessary to set up a study which would make it possible to properly control this evolution in order to limit the vulnerability of the population in the face of volcanic hazards. This study deals with the analysis and prediction of the mode of land use in the city through several models. The combination of the Dempster-Shafer and Markov Evidence Theory models were used respectively to perform the classification and the prediction of the evolution of buildings. Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) satellite data from Landsat-7 was used to perform the analysis of land cover dynamics from 2001 to 2017. Model validation showed a Kappa coefficient of 87.11 %, which shows a perfect prediction of the class of Buildings. This made it possible to make a prediction of the evolution of buildings in the city of Goma until 2030 and 2040. It therefore appears that despite the major risks in the city of Goma, there is a rapid evolution of the class of buildings of the order of 2.1 km² per year to the north and east of the city. These changes in land use and the implementation of an explicit predictive projection therefore give decision-makers a panel of images of the future supposed to help them in their decision-making. This would also allow them to understand the evolutionary trend of buildings and how to establish exclusion zones in the urban extension and for a better city management.

Keywords: Classification, Dempster-Shafer, CA-Markov, Prediction, Multi-Criteria Assessment, urbanization

1. INTRODUCTION

Certains pays se trouvant au niveau des tropiques comptent parmi les zones les plus densément peuplées aux abords de volcans potentiellement actifs. C'est le cas de la ville de Goma, située en République démocratique du Congo. La croissance démographique urbaine est un problème majeur, car les expositions aux aléas d'origine volcanique deviennent de plus en plus importants (**Gaudru, 2008**). La ville de Goma, située à l'est de la RDC, connaît depuis plusieurs années, une croissance démographique très importante. Actuellement, cette ville répond à certains standards internationaux des villes modernes. La voirie urbaine aménagée, la sécurité alimentaire garantie, l'environnement assaini sont le résultat de plusieurs facteurs et forces contributives de la ville. Pour cette raison, les territoires proches de la ville comme Rutshuru, Masisi, Kalehe, Gisenyi et d'autres provinces, y déversent leurs populations.

Cela occasionne une pression sur la croissance démographique. En effet, en 2005, la population de la ville de Goma était estimée à 500 000 habitants, en 2012, elle dépassait déjà 900 000 habitants (**INS, 2014**) et en 2015, elle était estimée à 1,5 millions d'habitants (**Roland, 2020**). Cette augmentation rapide de la population, pousse ces derniers à occuper les milieux à fort risque volcanique.

Le Nyiragongo, localisé à une dizaine de kilomètres de la ville de Goma, est caractérisé par des éruptions fissurales et une présence de lave quasi permanente. Il fait partie des volcans les plus dangereux au monde. Ce volcan regorge de réseaux de fractures naissant à son sommet et traversant la ville en plusieurs points. Lors de l'éruption de 2002, les points de sortie des magmas étaient situés dans la ville, avec comme conséquence la destruction de plus de 80 % du poumon économique de celle-ci. Ces réseaux de fractures constituent actuellement les chemins de sortie privilégiés de magma au moment de l'éruption.

En vue de préserver durablement la population face à ces risques, il est important de diversifier les stratégies de gestion et de prédiction de l'occupation des sols. Le suivi des changements d'occupation et d'utilisation des sols ainsi que la mise en place d'une projection prédictive explicite, donneront aux décideurs un panel d'images du futur pouvant les aider dans la prise de décisions.

Pour mener à bien une telle étude, il s'avère important d'utiliser des données quantitatives et qualitatives fiables. Dans ces conditions, l'imagerie satellitaire et les systèmes d'informations géographiques (SIG) apparaissent comme une opportunité.

En effet, l'imagerie satellitaire permet de comprendre et de cartographier des phénomènes dynamiques tels que l'occupation du sol. Quant aux SIG, ils permettent d'organiser et de mieux structurer les informations recueillies

(**Kouassi, 2014**). Depuis quelques décennies, la modélisation et la projection de changement d'occupation des terres s'imposent comme un outil pertinent d'aide à la décision. Elles permettent d'analyser les politiques de planification territoriale dans le but d'évaluer et d'anticiper leurs impacts environnementaux (**Samie et al., 2017**).

De plus, ces dernières années, dans de nombreux travaux, les modèles qui impliquent la probabilité de changements d'une classe du sol à une autre ont été utilisés pour prédire l'évolution de l'occupation du sol. Plusieurs variantes des modèles markoviens ont été développés par (**Derrode et al. 2013, 2014**), (**Carincotte, 2006**), (**Pieczynsk, 2002, 2003, 2004**), (**Pieczynsk et al., 1994, 2005**), à savoir les chaînes de Markov, les champs de Markov, les arbres de Markov, les modèles de Markov couplés et triplés ou encore les modèles de Markov couplés à la théorie de Dempster-Shafer. Ces modèles markoviens ont considérablement amélioré les résultats de la classification des images, produisant ainsi de bons résultats.

Le modèle CA-Markov utilisé par **Kouassi, (2014)**, (**N'Guessan bi et al., 2017, 2022a, 2022b**) a permis de prédire l'évolution du couvert forestier dans la région de Yamoussoukro en Côte d'Ivoire entre 2012 et 2020. **Thierry et al. (2018)** ont simulé les évolutions de l'utilisation du sol au moyen de Land Change Modeler pour modéliser les changements d'occupation des terres en région Soudanaïenne au nord-Ouest du Bénin. **Dodane et al., (2014)** ont utilisé le même modèle pour anticiper le futur du bassin versant de l'Yzeron, en périphérie lyonnaise en France. Ces modèles, couplés aux SIG, se sont révélés assez performants dans l'analyse des données, la simulation de probabilités du changement et l'amélioration des résultats prédictives (**Tewolde, 2011**).

Dans cette étude, la théorie de l'évidence de **Dempster-Shafer**, a été utilisée pour effectuer la classification supervisée. Cette théorie est très utile pour établir la valeur de l'information et concevoir la stratégie de collecte de données la plus efficace pour réduire l'incertitude (**Ronald, 2020**).

En effet, la théorie de Dempster-Shafer est meilleure, étant à même de gérer l'incertitude et l'ignorance. Les hypothèses de base de la théorie de Dempster-Shafer estiment que l'ignorance existe dans l'ensemble des connaissances et que la croyance, pour une hypothèse donnée, n'est pas nécessairement le complément de la croyance pour sa négation. Cette croyance représente le degré de preuve tangible à l'appui d'une hypothèse. En conséquence, les domaines possédant un intervalle de croyance élevée sont ceux dans lesquels de nouvelles preuves fourniront le plus grand degré d'information. La croyance représente la probabilité qu'une entité soit A ou B. En outre, elle a la capacité d'agréger de nouvelles preuves avec ces connaissances pour créer un nouvel état de connaissances, qui peut être interrogé sous la forme d'une sortie cartographique.

L'objectif général de cette étude est de contribuer à une meilleure gestion du territoire de la ville de Goma à travers une utilisation combinée de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer pour la classification des unités d'occupation du sol, et du modèle de Markov pour la prédiction des zones de bâtis dans la ville de Goma. L'objectif est de produire un document d'aide à la décision à travers l'utilisation des cartes de prédiction de l'évolution du bâti.

D'une manière spécifique, ces travaux visent à :

- Cartographier la dynamique de l'état de l'occupation du sol dans la ville de Goma à l'aide des images ETM+ de Landsat-7 selon la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer ;
- Calibrer et prédire l'état de l'occupation du sol de la ville de Goma à l'aide du modèle CA-Markov ;
- Analyser statistiquement la dynamique historique (années 2001, 2009 et 2017) et l'évolution du bâti dans la ville de Goma aux horizons 2030 et 2040.

2. PRÉSENTATION DE LA ZONE D'ÉTUDE

La ville de Goma est (**Figure 1**) située sur la rive nord du lac Kivu dans la vallée du Rift Albertin, la branche occidentale du système du rift Est-Africain, et à plus ou moins 1500 mètres d'altitude. Elle est le chef-lieu de la province du Nord-Kivu.

La ville de Goma est bâtie sur d'anciennes coulées de lave issues de la chaîne volcanique de Virunga, et principalement sur celles du volcan Nyiragongo, situé à 14 Km au nord. La chaîne de Virunga est constituée des volcans Nyamulagira (3,058 m), Nyiragongo (3,470 m), Mikeno (4,437 m), Karisimbi (4,507 m), Visoke (3,711 m), Sabinyo (3,634 m), Gahinga (3,500 m) et Muhavura (4,127 m) (**André et al., 2016**). La ville est limitée au Nord par le territoire de Nyiragongo, au Sud par le Lac Kivu (Province du Sud-Kivu), à l'Est par la république du Rwanda et à l'Ouest par le territoire de Masisi.

Dans les années 1800, 1977, 2002 et 2021, Goma a été victime de catastrophes naturelles volcaniques qui sont à l'origine de son relief accidenté.

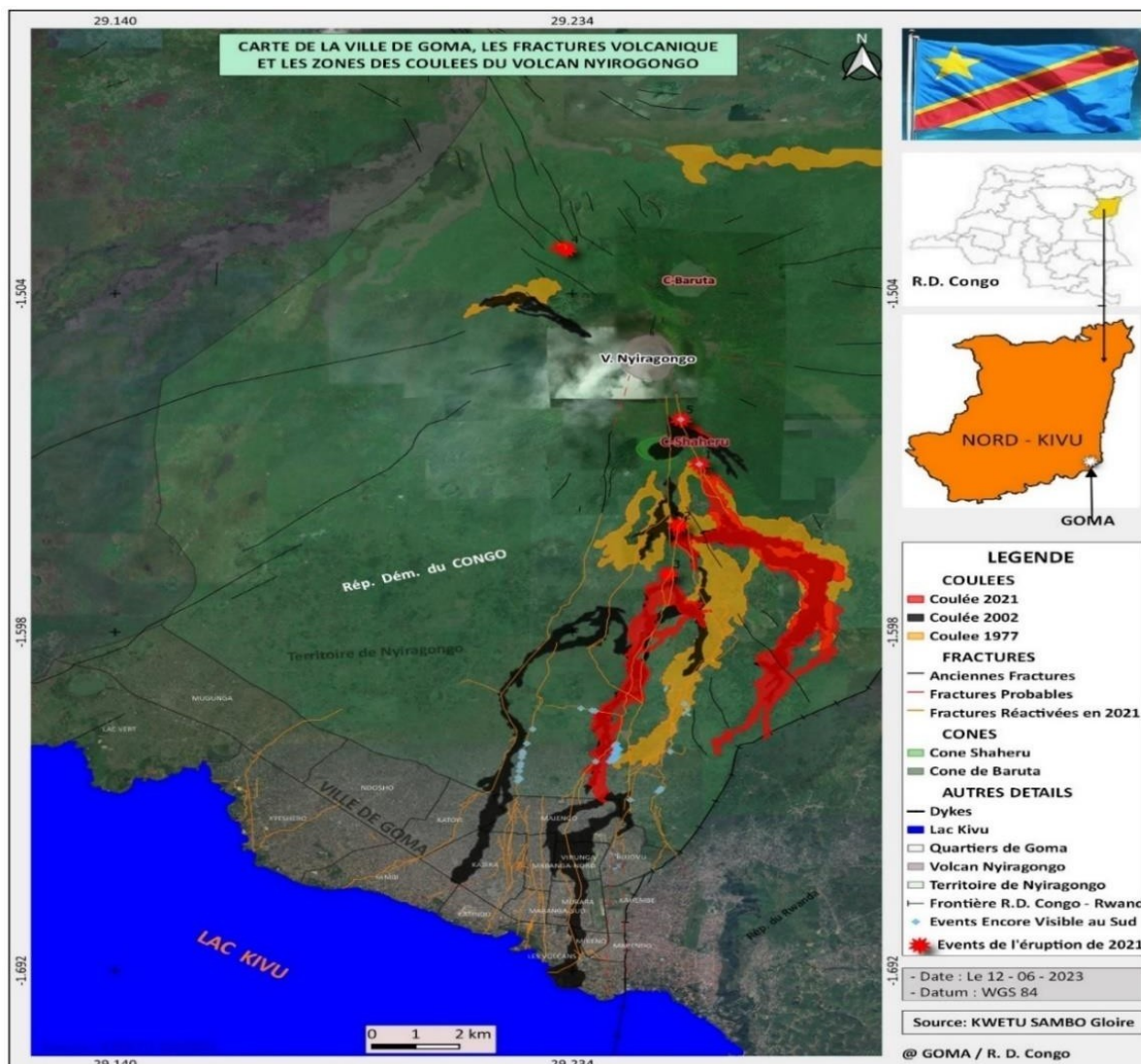


Figure 1 : Localisation de la ville de Goma, fractures volcaniques et coulées de 1977, 2002 et 2021

3. MATÉRIEL

3.1. Données satellitaires et cartographiques

Les images ETM+ (Enhanced Thématique Mapper Plus) ortho-rectifiées (Niveau L1T) provenant du satellite Landsat-7 ont été utilisées dans le cadre de cette étude. Les images utilisées concernent les années 2001, 2009 et 2017 (**Tableau I**), avec une **couverture nuageuse de moins de 3 %**. Elles ont été acquises à partir du site <https://earthexplorer.usgs.gov/>.

Le radiomètre ETM+ permet d'offrir des images couvrant un champ d'observation de 185 km X 185 km, avec une résolution spatiale de 30 m en mode multispectral.

En plus de ces images Landsat, le modèle numérique de terrain (MNT) SRTM 30 m issu d'Earth-Explorer et une carte du réseau routier de 2014 issus des données de la mission de l'Organisation des Nations unies en République démocratique du Congo (MONUC), ont été utilisées dans l'évaluation multicritère.

Tableau I : Caractéristiques des images satellitaires utilisées

Capteurs	Image	Date d'acquisition	Résolution spatiale	Path-Row
LANDSAT-7	ETM+ 2001	11-12-2001	(B1 à B7) 30x30m	173-61
LANDSAT-7	ETM+ 2009	28-09-2009	(B1 à B7) 30x30m	173-61
LANDSAT-7	ETM+ 2017	21-01-2017	(B1 à B7) 30x30m	173-61

3.2. Logiciels

Les logiciels utilisés dans le cadre de notre étude sont :

- ❖ TerrSet 2020 pour la classification, la détection des changements, l'implémentation de la modélisation de l'occupation du sol, la prédiction et validation.
- ❖ Le plugin SCP sur QGIS, utilisé pour convertir les niveaux de gris en valeurs de réflectances, éliminer les effets atmosphériques et l'extraction de la zone d'étude.

4. MÉTHODES

4.1. Cartographie de l'occupation du sol à l'aide des images ETM+ de Landsat-7

4.1.1 Prétraitement et extraction de la zone d'étude

Après acquisition des images, les prétraitements supplémentaires, à savoir les corrections atmosphériques et radiométriques, ont été réalisées pour éliminer les effets de l'atmosphère et convertir les luminances en réflectances. L'étape suivante a donc consisté en l'extraction de la zone d'étude.

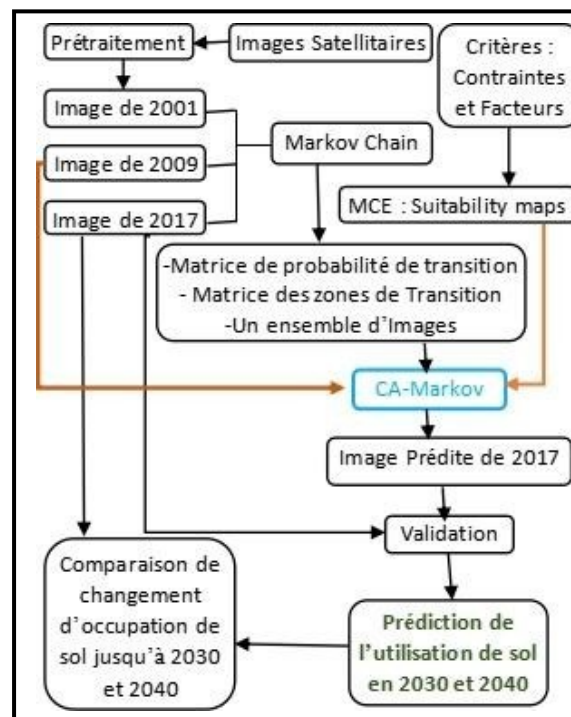


Figure 2. Synthèse méthodologique de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et de CA-Markov

4.1.2. Classification supervisée avancée des images ETM+ de landsat-7

La discrimination de types d'occupation de sol a été effectuée à partir de la composition colorée des images satellitaires ETM+ de Landsat-7 (Kheir et al., 2001 ; Vauboud, 2019) (Figures 2, 3, 4). La composition colorée utilise les bandes rouge, verte et proche infrarouge.

La classification supervisée a été réalisée à l'aide de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer. Cette théorie est très utile pour établir la valeur de l'information et concevoir une stratégie de collecte de données la plus efficace pour réduire l'incertitude (**Gordon et Shortliffe, 1985 ; Ronald, 2020**). Par rapport à la théorie bayésienne des probabilités, il est évident que la théorie de Dempster-Shafer est plus à même de gérer l'incertitude qu'implique l'ignorance. Dans cette étude sera utilisé le concept Belief (croyance), qui représente le degré de preuve tangible à l'appui d'une hypothèse. En conséquence, les domaines avec un intervalle de croyance élevée sont ceux pour lesquels de nouvelles preuves fourniront le plus grand degré d'information. En outre, ce concept a la capacité d'agréger de nouvelles preuves, afin de créer un nouvel état de connaissances qui peut être interrogé sous la forme d'une sortie cartographique pour la croyance, la plausibilité ou l'intervalle de croyance associé à toute hypothèse. Pour chaque élément de preuve saisi, des images d'attribution de probabilité de base (sous la forme d'images de nombres réels avec une plage de 0 à 1) sont requises avec une indication de leur hypothèse étayée.

Enfin, la qualité de la classification obtenue a été évaluée à l'aide des paramètres calculés par la matrice de confusion que sont la précision globale et le coefficient Kappa (**Congalton, 1991**). Afin de déterminer le changement, les superficies de différentes unités d'occupation de sol ont été définies en pourcentage de chacune des cartes d'occupation du sol.

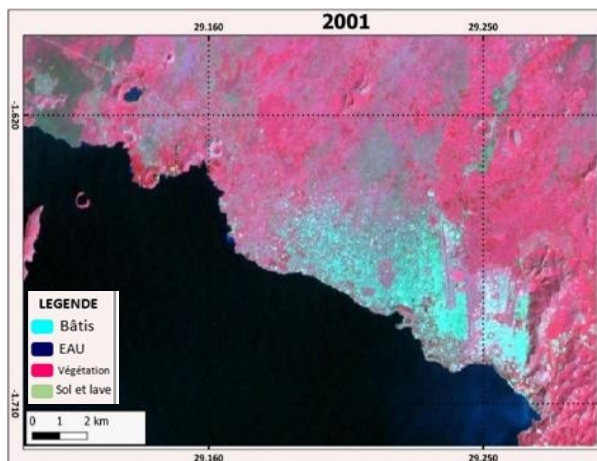


Figure 3 : Composition colorée de l'image de 2001

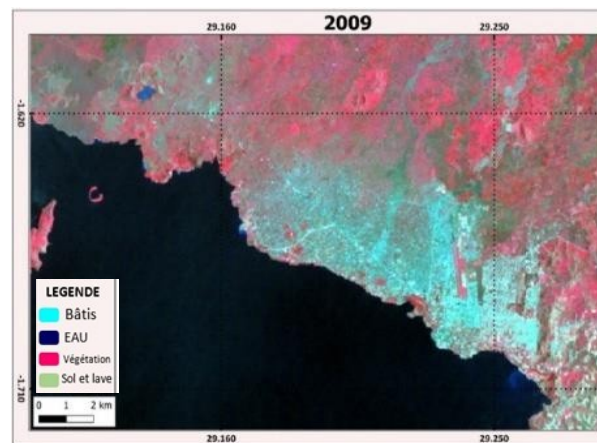


Figure 4 : Composition colorée de l'image de 2009

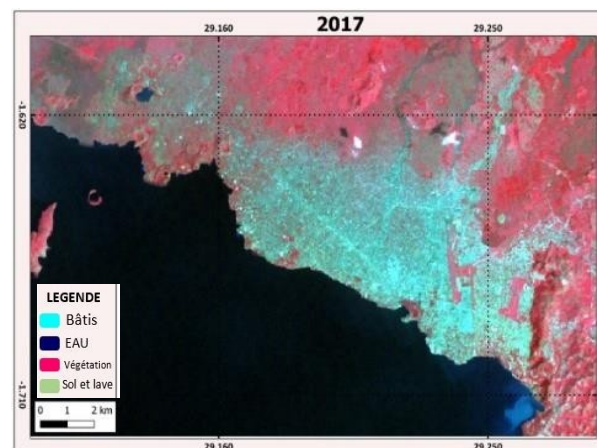


Figure 5 : Composition colorée de l'image de 2017

4.2. Calage et validation du modèle de prédiction

Le modèle de CA-Markov est utilisé pour ses performances et a été appliqué avec succès à plusieurs reprises dans des régions tropicales. Selon les travaux de (**Mas et al., 2011 ; Maestriperi, 2012**), le modèle CA-Markov a donné de meilleurs résultats que d'autres modèles (LCM, Dinamica et CLUE-S) dans la simulation de l'occupation du sol. Son utilisation permet de mettre en place une procédure de prévision de couverture du sol combinant les automates cellulaires et l'attribution de terres à objectifs multiples avec les chaînes de Markov et l'EMC (évaluation multicritère). Le calibrage du modèle se fait à partir de données antérieures, datant notamment de 2001 et 2009.

Ce modèle analyse deux images d'occupation du sol, datant de 2001 et 2009, et génère une matrice de probabilité de transition, une matrice de zones de transition et un ensemble d'images. Le changement est réparti sur plusieurs périodes par simple division, c'est-à-dire en supposant un taux de transition de probabilité conditionnelle constant.

4.2.1. Évaluation multicritère (ECM)

L'évaluation multicritère (MCE) permet alors de corriger les non-allocations spatiales des matrices de transition. Cette méthode permet d'orienter notre choix sur la base de plusieurs critères communs. L'objectif de l'évaluation multicritère est de construire des cartes d'aptitude ou de probabilité en intégrant un ensemble de critères mesurables et cartographiables. Les variables environnementales (réseau routier, pentes, altitude, Lac, Etc) , susceptibles d'avoir un effet sur la dynamique d'occupation du sol , sont identifiées et pondérées afin d'obtenir des cartes d'aide à la décision en intégrant un ensemble de critères mesurables et cartographiables. Les critères sont les éléments de base décisionnelle. Ils peuvent être évalués ou mesurés. Ils se composent de deux types de variables : les facteurs et les contraintes.

Les contraintes sont les critères booléens qui contraignent notre analyse à des régions géographiques particulières. Dans ce cas, les contraintes différencient les zones que l'on peut considérer comme propices au développement résidentiel de celles qui ne peuvent l'être sous aucune condition. Pour notre étude, les routes et le lac sont considérés comme des contraintes, étant donné qu'aucun développement de la ville ne peut toucher ces deux variables.

En revanche, un facteur est un critère qui renforce ou réduit la pertinence d'une variable particulière pour l'activité étudiée. Il indique le degré d'aptitude de chaque unité de l'espace et est mesuré sur une échelle continue allant de 0 à 255. Les variables ayant des entités différentes, cette échelle d'indice permet de standardiser l'ensemble des facteurs en les rendant comparables. La phase de standardisation est effectuée grâce à une fonction d'appartenance de logique floue (Fuzzy). Ainsi, les facteurs sont comparés deux à deux dans une matrice de comparaison dite de Saaty, et ce en fonction de leur importance relative par rapport à l'objectif fixé. Dans ce travail, nous avons considéré deux contraintes, à savoir **(1) le lac et (2) les routes, ainsi que quatre facteurs dont (1) la distance des routes, (2) la distance de la zone de puissance, (3) la pente et (4) la distance du Lac.**

Enfin, les cartes d'aptitudes issues de l'EMC sont combinées aux cartes de probabilités de transition dérivant du calcul des chaînes de Markov.

4.2.2. CA-Markov

En s'appuyant sur les images de 2001 et 2009 issues de la classification, le processus a d'abord consisté à saisir l'image d'occupation du sol de base, qui est la dernière image d'occupation du sol utilisée avec MARKOV (l'image de 2009). Les cartes d'aptitude (groupées) produites par le module MCE ont été implémentées après que la zone de transition de Markov a été définie. La valeur 5×5 a été utilisée comme filtre de contiguïté. Le processus prend fin avec la production de la carte simulée et la validation des

données.

La validation du modèle a également été effectuée à partir de la comparaison des surfaces d'une carte témoin (année 2017) et du résultat de la prédiction (année 2017), ainsi que sur la base de la comparaison des deux cartes. Les coefficients relatifs à cette évaluation sont le coefficient de Cramer's qui varie de 0,0 (pas de corrélation) à 1,0 (corrélation parfaite) (*N'Guessan bi et al., 2013,2017,2022a,2022b*) et les valeurs de Kappa. Ces dernières sont considérées comme excellentes pour des valeurs supérieures à 0,75 ; bonnes pour des valeurs comprises entre 0,40 et 0,75 ; et mauvaises pour les valeurs inférieures à 0,40 (*Sylla et hauhouot, 2016*). Une fois que le coefficient de Kappa montre un résultat satisfaisant, la prédiction est alors refaite à des dates futures de 2030 et 2040.

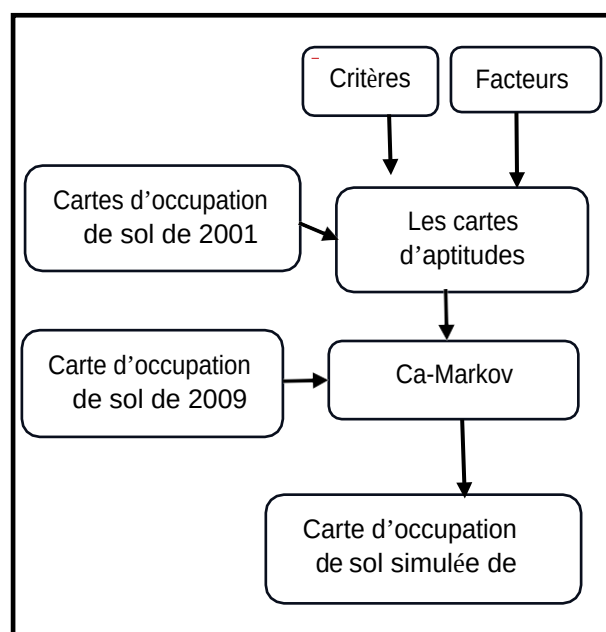


Figure 6 : Prédiction du changement d'occupation de sol à l'aide de Ca-Markov

5. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

5.1. Cartographie de la dynamique de l'occupation du sol

Les classifications des images Landsat-7 ETM+ réalisées à partir de la composition colorée ont permis de mettre en exergue quatre types d'occupation du sol : les bâtis, l'eau, la végétation et le sol nu et lave (cf. fig 7, 8 et 9).

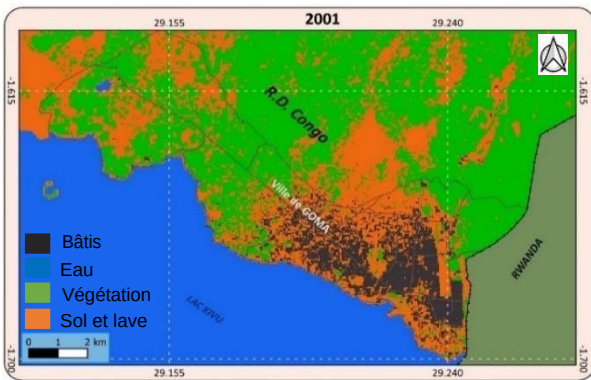


Figure 7 : Carte d'occupation du sol de l'image de 2001

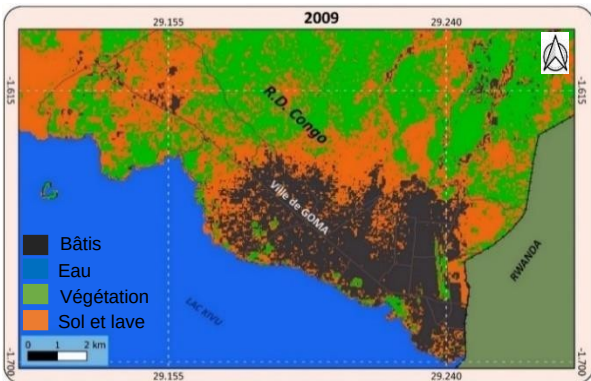


Figure 8 : Carte d'occupation du sol de l'image de 2009

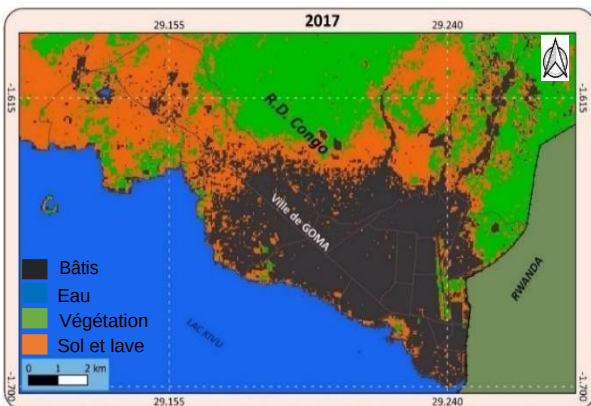


Figure 9 : Carte d'occupation du sol de l'image de 2017

La matrice de confusion utilisant les points de contrôle de chaque unité d'occupation du sol a permis de valider les résultats de la classification. Les coefficients de Kappa pour la classification de l'image de 2001, 2009 et 2017 sont respectivement de 99,92 %, 95,46 % et 97 %.

Remarquons que la superficie des bâtis évolue d'une façon exponentielle. Elle passe de 11,6 Km² à 45,0 Km² entre 2001 et 2017, le pourcentage des bâtis qui passent donc de 5,5 % en 2001 à 21,3 % en 2017. Cette évolution des bâtis entre 2001 et 2017 (Figure 10) indique un taux de changement annuel positif estimé à presque 2,087 Km²/an (Cfr Fig 10 et 11).

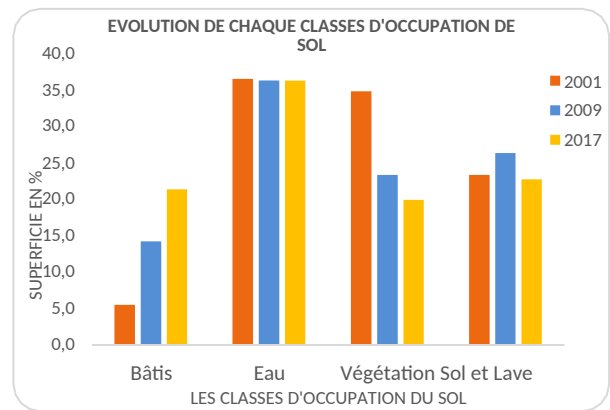


Figure 10 : Évolution globale de différentes classes d'occupation du sol de 2011, 2009 et 2017

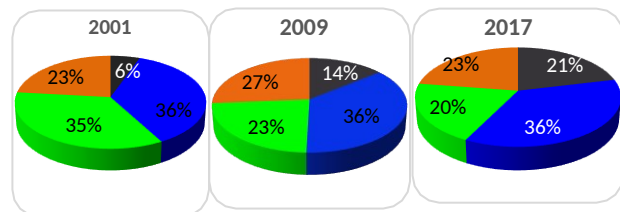


Figure 11 : Évolution globale de différentes classes d'occupation du sol de 2001, 2009 et 2017

On observe également une diminution de la proportion de la végétation, qui est passée de 34,8 % en 2001 à 19,9 % en 2017, la superficie de la végétation passant donc de 73,5 Km² en 2001 à 42,0 Km² en 2017, ce qui correspond à une diminution de 31,5 Km² (Figure 7,8 et 9). La proportion du sol nu est de 23,3 % en 2021, et 22,7 % en 2017 (cf. Fig. 10 et 11).

5.2. Prédiction de l'état de l'occupation du sol

A. Résultat de la calibration du modèle de Markov

Le tableau II ci-dessous donne la probabilité pour que les bâtis deviennent de la végétation, du sol nu. Ces valeurs sont respectivement de 0,4 % et 5,99 %. En outre, les zones classées comme sol nu et lave sont parfois occupées par des constructions de nouveaux bâtis (27,02 %) et recolonisées par la végétation (17,01 %). Enfin, la végétation disparaît en grande partie, pour laisser la place aux sols nus (36,25 %) et à de nouveaux Bâtis (8,64 %). La classe eau ne subit pas une grande modification de sa superficie.

		2017			
2009		Bâtis	Eau	Végétation	Sol Nu
Bâtis		93,61	0,00	0,40	5,99
Eau		0,16	99,24	0,00	0,61
Végétation		8,64	0,00	55,11	36,25
Sol Nu		27,02	0,12	17,01	55,86

Tableau II : Probabilité de transition (en %) entre les types d'occupation du sol

B. Calibration et validation du modèle CA-Markov

Le modèle Ca-Markov permet de calculer un état futur pour 2017 (**Figure 12**) à partir des états connus à partir de l'observation des évolutions passées et de leur probabilité. La figure ci-dessous présente la carte d'occupation du sol de 2017, issue de la simulation réalisée avec CA-Markov.

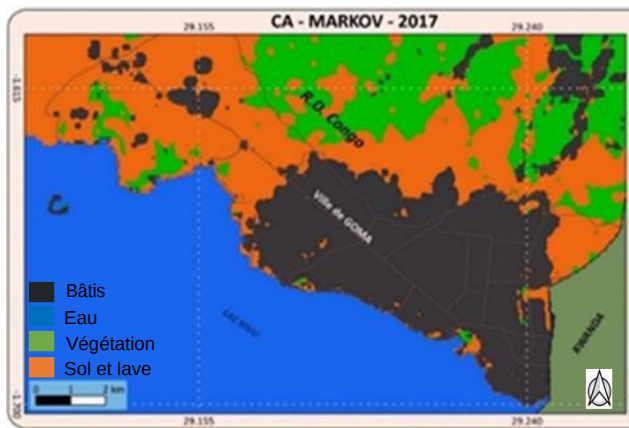


Figure 12 : Carte d'occupation du sol de 2017 prédite par le module CA-Markov

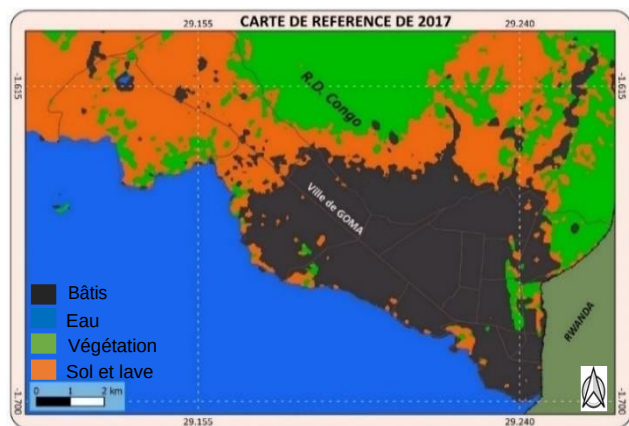


Figure 13 : Carte d'occupation de sol témoins de 2017

Catégories	CA-Markov 2017 (%)	Carte réelle 2017 (%)
Bâti	23	21,3
Eau	38	36,2
Végétation	14	19,9
Sol et Lave	25	22,7

Tableau III : Comparaison entre les résultats du modèle CA-Markov et le témoin 2017 observée

Remarquons que le CA-Markov génère des résultats plus proches des valeurs issues de la classification de la carte d'occupation du sol témoins en 2017 (**Figure 13**). En considérant les pourcentages des bâtis, qui sont de 21.3 % pour la carte témoins et 22.7 % pour le sol et lave ; nous

observons que ces valeurs pour la carte simulée sont respectivement de 23 % et 25 %. Le coefficient de Kappa pour l'analyse spatiale de concordance entre ces deux cartes est de 78,8 % (Tableau IV).

En outre, afin de valider les résultats, il a été trouvé un coefficient de Cramer's V=0,8282. Cela représente donc une très bonne corrélation.

D'après l'interprétation du coefficient de Kappa en fonction de la valeur Kappa de Cohen, les valeurs supérieures à 75 % ou plus peuvent être considérées comme un excellent accord au-delà du hasard (**Altman, 1999 ; Landis et Koch, 1977**). Ainsi, la force du coefficient de Kappa calculé est estimée « **substantielle (accord fort)** ».

Classes	Bâti	Eau	Végétation	Sol et Lav	Total
Bâti	40257	166	386	5950	46773
Eau	444	77103	21	714	78284
Végétation	2452	2	21483	11474	35387
Sol et Lav	5652	7	7653	34024	47338
Total	48784	77278	29553	52181	219441

Coefficient de Kappa 78,80 %

Précision globale 84,07 %

Tableau IV : Matrice de confusion de la classification de l'image de 2017 et la prédiction de 2017

Étant donné que la zone d'étude se trouve dans une région intertropicale avec deux saisons, saison des pluies et saison sèche, la saisonnalité pourrait augmenter la confusion entre les classes de végétation et de sol nu et lave, diminuant la valeur du coefficient de Kappa. Il serait donc intéressant de proposer d'intégrer ce critère dans une nouvelle étude afin de valider cette hypothèse.

B. ÉVOLUTION DES BÂTIS ET PRÉDICTION DES UNITÉS D'OCCUPATION DE SOL 2001-2017

L'étude de validation se concentre sur l'analyse de l'évolution des bâtis entre 2001 et 2017 (**Figure 10 et 11**) afin de confirmer le modèle utilisé. Le résultat de cette validation constitue un bon argument pour effectuer, dans le futur, une bonne simulation de l'évolution des unités d'occupation de sol. Cette analyse permettra de bien comprendre la dynamique de la zone bâtis et de montrer l'importance de l'utilisation du modèle CA-Markov.

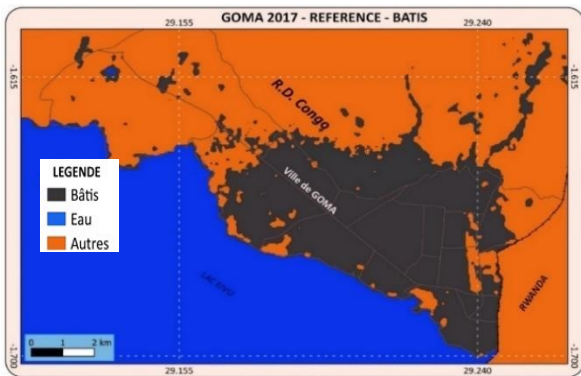


Figure 14 : Carte des bâties de 2017

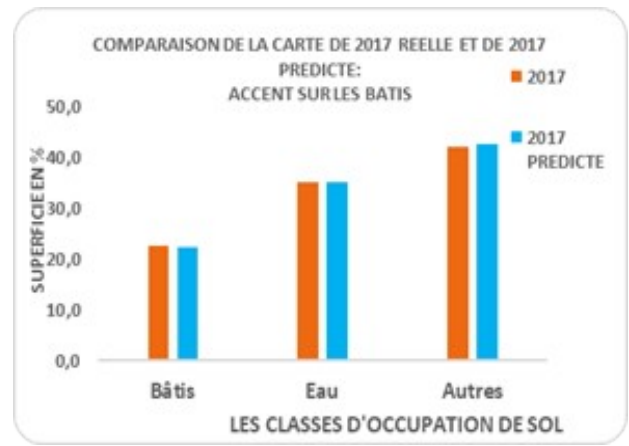


Figure 16 : Comparaison de la carte de 2017 et celle de 2017 prédite en se focalisant sur les zones de bâties



Figure 15 : Carte des bâties prédite de 2017

Afin de valider les résultats, il a été trouvé un coefficient de Kappa de 87,11 % (Tableau V). Cela montre que la prédiction est parfaite.

Classes	Bâties	Eau	Total	ErrorCo
Bâties	41181	84	41265	0,001
Eau	337	76935	77272	0,004
Autres	7441	248	7689	1
Total (%)	48959	77267	126226	
Erreur	0,158	0,004	0,063	
Coefficient de Kappa	87,11 %			

Tableau V : Matrice de confusion de l'image de 2017 et la carte de CA-Markov 2017 des bâties et la classe de l'eau

Dans le détail, l'analyse visuelle montre que la concordance spatiale de ce modèle avec la carte de référence 2017 pour les bâties est réellement excellente, car largement supérieure à 75 % (Fig. 16) (N'Guessan bi et al., 2013, 2017, 2022a, 2022b)

Les résultats de la simulation du modèle CA-Markov montrent que ce modèle présente des résultats plus pertinents pour la prédiction, d'où son utilisation pour prédire l'état de l'occupation du sol de la ville de Goma en 2030 et en 2040 (Figure 17 et 18). L'analyse des résultats nous montre que la superficie de la ville de Goma sera composée en 2030 de 30 % de bâties, 36,3 % de la classe eau, 14.1 % de la végétation et 19.6 % de sol nu-Lave (Tableau VI et Figure 17 et 18).

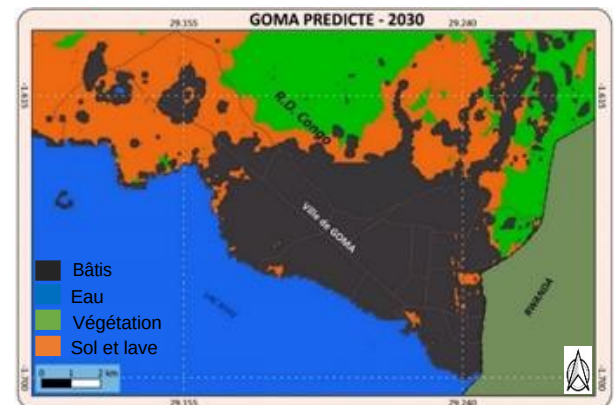


Figure 17 : Carte de l'occupation du sol de la ville de Goma à l'horizon 2030

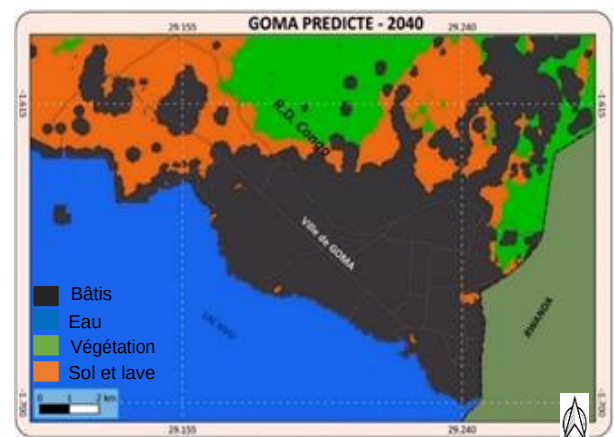


Figure 18 : Carte de l'occupation du sol de la ville de Goma à l'horizon 2040

Proportion des catégories prédites par CA-Markov 2030		Proportion des catégories prédites par CA-Markov 2040	
Catégories	Proportion (%)	Catégories	Proportion (%)
Bâtis	30	Bâtis	35,4
Eau	36,3	Eau	36
Végétation	14,1	Végétation	11,7
Sol nu et Lave	19,6	Sol nu et Lave	16,9

Tableau VI : Proportion des unités d'occupation de sol prédite à l'horizon 2030 et 2040

Les **Figures 19 et 20** montrent l'évolution des unités d'occupation de sol entre 2001 et 2017, ainsi que celles estimée pour 2030 et 2040 simulées. Il en résulte une évolution rapide des zones de bâtis, réalisée au détriment des autres unités d'occupation du sol. Ce phénomène serait dû à l'attractivité de la ville ainsi qu'à une mauvaise diffusion de l'information quant aux risques volcaniques dans cette zone urbaine.

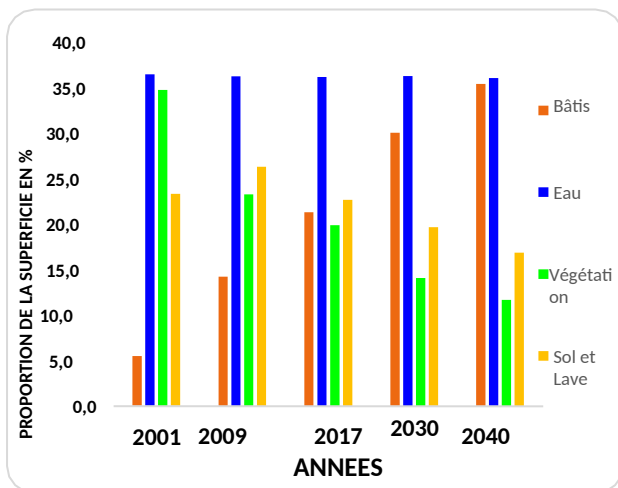


Figure 19 : Évolution globale des unités de l'occupation du sol entre 2001 et 2040 après prédiction en %

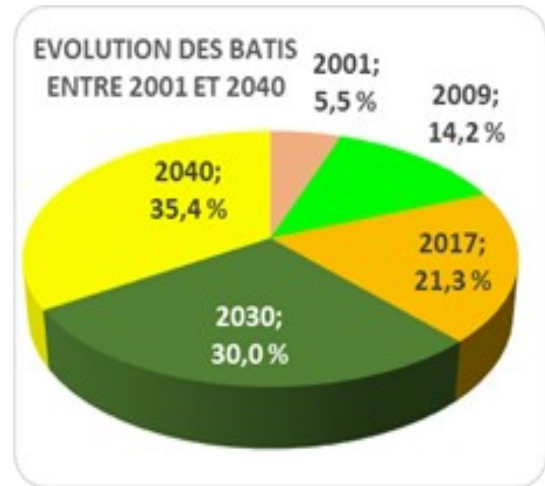


Figure 20 : Évolution des bâtis entre 2001 et 2040 après prédiction

La Figure 21 présente une carte de la ville de Goma avec les coulées de 1977, 2002 et 2021 et des fractures volcaniques. Ces endroits sont des sites à fort risque. Cette carte présente aussi l'évolution et la superficie des bâtis de 2001, 2009, 2017, ainsi que les simulations en 2030 et 2040. Elle montre combien la population se concentre toujours autour des zones à fortes risques volcaniques. Cette carte (**Figure 21**) pourrait être utilisée par les autorités dans leur prise de décisions, afin de protéger au maximum la population des risques volcaniques.

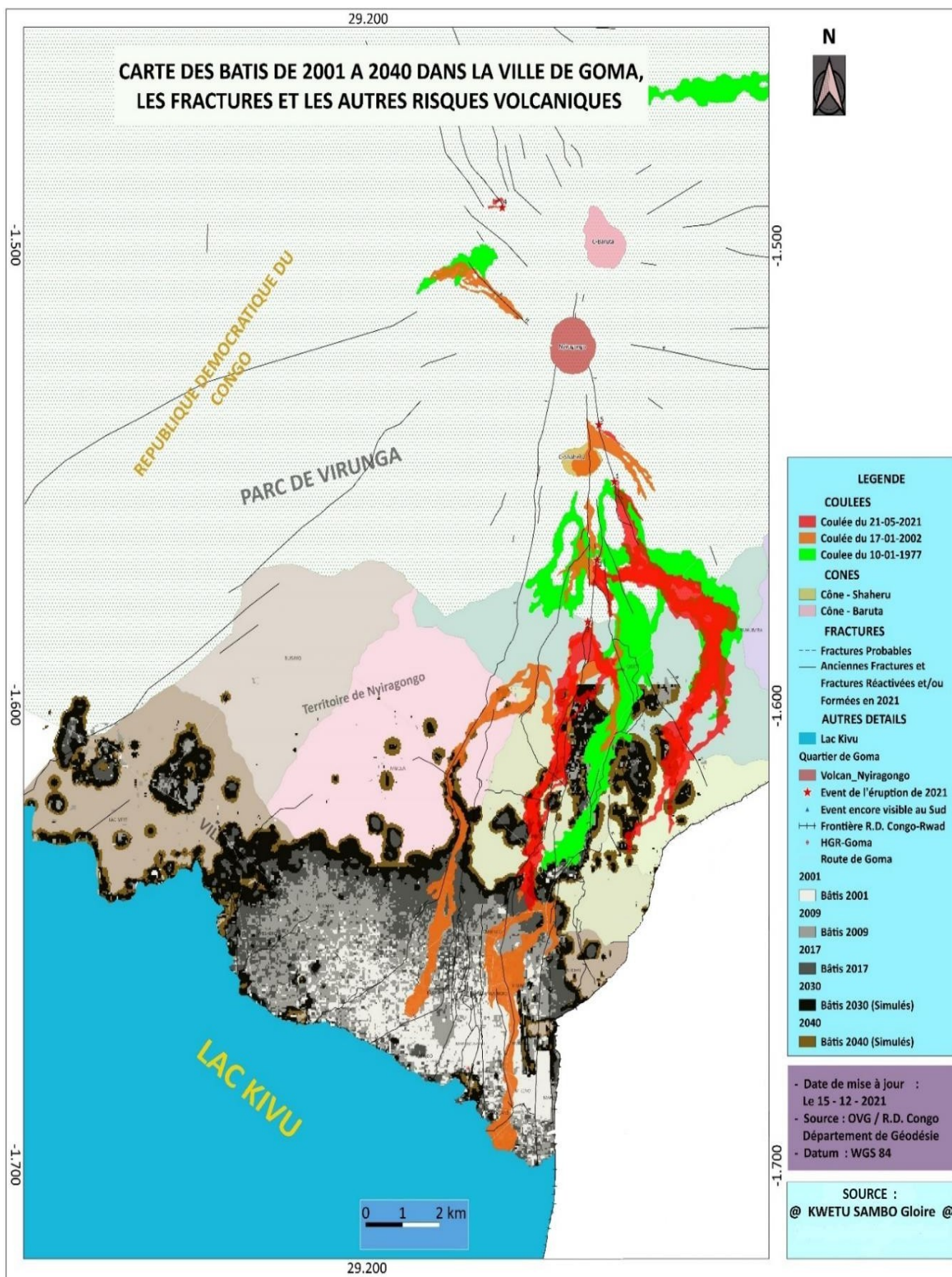


Figure 21 : Carte des bâtis, de 2001 à 2040, simulés dans la ville de Goma, avec les fractures et les autres risques volcaniques

La théorie de l'évidence de Dempster-Shafer et Markov a permis d'améliorer notre connaissance des types d'unités d'occupation du sol. Elle permet de se focaliser sur l'évolution spatio-temporelle des zones bâties et de les relier spatialement aux différents risques et aléas « actifs » dans la ville de Goma (coulées de laves, fractures volcaniques, Mazuku, etc.). Ainsi, la classification par la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer a donné quatre classes d'occupation du sol qui sont : les bâtis, l'eau, la végétation et le sol nu-lave. Les coefficients de Kappa pour chaque image après classification sont supérieurs à 95 %, soit 99,92 % pour 2001, 95,46 % pour 2009 et 97,41 % pour 2017. Les cartes produites par la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer sont donc jugées recevables et peuvent être exploitées, contrairement à d'autres techniques de classification dont la précision est généralement faible.

La Figure 21 conclut et présente une carte de la ville de Goma, caractérisée par la présence des coulées de 1977, 2002 et 2021 ainsi que de différentes fractures volcaniques. Ces localisations constituent des sites à « fort risque ». Cette carte présente simultanément l'évolution et la superficie des bâtis de 2001, 2009, 2017, ainsi que les simulations pour 2030 et 2040. Elle illustre bien combien la population se concentre toujours autour des zones à fortes risques volcaniques. Elle (Figure 21) constitue d'ores et déjà un document solide pouvant être utilisé par les autorités dans leurs prises de décision dans un contexte de risques volcaniques et pour la protection des populations urbaines face à ces risques.

A. Dynamiques de l'occupation du sol

L'analyse des cartes d'occupation du sol obtenues montrent une évolution importante des bâtis dans la ville de Goma. La dynamique observée dans l'occupation du sol entre 2001 et 2017 indique une augmentation rapide de la superficie des bâtis, qui est de 289,95 %, ainsi qu'une diminution de la végétation de 33,054 %. La baisse de superficie de la végétation et du sol nu-lave sur toute la période d'étude serait due à cette urbanisation rapide. La superficie de l'eau, pendant toute la durée d'observation, n'a pas subi de grand changement.

Étant donnée la croissance démographique galopante, les espaces étant forcément limités, seuls les espaces naturels et les zones à fort risque vont être utilisés pour l'expansion de la ville. Ces conclusions sont en accord avec les travaux d'autres auteurs (*N'Guessan Bi et al. 2013, 2017, 2022a, 2022b*). En seize années, les bâtis ont presque quadruplé, entraînant ainsi l'extension des zones habitées dans des zones à forte risques volcaniques.

Ainsi, en comparant l'évolution des bâtis entre 2001 et 2017 à l'aide des images de référence, nous avons remarqué leur augmentation de 2,1 Km² par an soit 10,436 Km² tous les cinq ans.

B. Simulation de l'état de l'occupation du sol en 2017 et comparaison

Après simulation de l'occupation du sol en 2017, la précision de la simulation a été testée en comparant à la fois l'interprétation visuelle et les indices de Kappa de la carte d'occupation de sol simulée de l'année 2017 et de la carte de référence de la même date. Ainsi, l'indice de Kappa a donné 78,8 %. Cette valeur indique que le taux d'exactitude et de concordance des pixels est de plus de 78,8 %, ce qui représente un accord fort.

Pendant la saison sèche, certains types de végétation disparaissent en laissant la place au sol nu. Néanmoins, au retour de la saison de pluie, les végétations réapparaissent au détriment de sol nu. Les Images satellitaires prises pendant les deux états de saison auront des différences qui augmenteront la confusion entre la végétation et le sol nu lors du traitement. Pour rendre les résultats plus pertinents et éliminer les erreurs dues aux conditions différentes lors de l'acquisition des images de 2001, 2009 et 2017 utilisées dans ce travail, seuls les bâtis ont été considérés pour valider la force du modèle. La comparaison entre la carte de référence et la carte prédite (issu du CA-Markov) a donné un coefficient de Kappa de 87,1 %. Ce dernier montre que la prédiction est plus parfaite.

Cette valeur du coefficient de Kappa a permis de faire la prédiction de l'évolution des bâtis dans la ville de Goma pour les années 2030 et 2040. Pour 2030, les prédictions effectuées au moyen de CA-Markov montrent qu'il y aura 30 % de bâtis ; 14 % de végétation ; 20 % de sols nus-laves et 36 % d'eau. Tandis qu'en 2040, nous aurons 35 % de bâtis ; 12 % de végétation et 17 % de sols nus-laves au sein de la zone d'étude choisie. Pour parvenir à ce résultat, une évaluation multicritère a été utilisée en considérant deux contraintes, le lac Kivu et les routes, ainsi que les facteurs que constituent **la distance des routes, du lac, des lignes électriques et les pentes**.

La classification avancée basée sur la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer, le modèle CA-Markov et les cellules automates stochastiques ont donné de bons résultats, avec des précisions proches de la réalité et un taux de concordance plus élevé. Cette affirmation a déjà été démontrée par *Maestriperi et Paegelow (2013)* dans les plantations industrielles au Chili (Amérique du Sud) (*Vauboud, 2019a*). La simulation réalisée au moyen d'une matrice de probabilité et basée sur le modèle CA-Markov demeure donc une technique de choix en matière de projection sur le devenir d'un paysage.

Considérant la **Fig. 19, Fig. 20 et Fig. 21**, il ressort une diminution rapide de la végétation et les sols nus en faveur des zones de bâtis. Nous observons alors une évolution exponentielle des zones de bâtis, et cela même dans les zones à forts risques volcaniques. Les villes sont la plupart du temps des espaces très minéralisés. On y trouve des voiries, des zones habitées, des infrastructures et des zones industrielles. Tous ces espaces ne laissent que très peu de place à

la végétation. La ville de Goma connaît depuis quelques années une urbanisation rapide et une explosion démographique de la population. Ceci serait à la base de la diminution de la végétation et des sols nus.

6. CONCLUSION

Cette étude portant sur l'utilisation combinée des modèles de Markov et de la théorie de l'évidence de Dempster-Shafer pour l'analyse et la prévision du mode d'occupation du sol dans la ville de Goma a été initiée pour tenter de reconstituer, de quantifier et d'évaluer l'évolution spatio-temporelle des unités d'occupation du sol avec, en mettant un accent particulier sur les bâtis afin de prédire et de bien gérer leur évolution dans le futur.

Des cartes d'occupation du sol des années 2001, 2009 et de 2017 ont été produites afin d'analyser sa dynamique dans la ville. L'étude de cette dynamique de l'occupation du sol a montré une évolution rapide des bâtis, de l'ordre de 2,1 Km² par an, qui a visiblement presque quadruplé en seize ans, entre 2001 et 2017. Cette dynamique a montré un accroissement de la superficie des zones bâties, qui passent de **5,5 % en 2001 à 14,2 % en 2009 et 21,3 % en 2017** par rapport à la superficie totale de la zone d'étude considérée.

Il est attendu qu'en 2030, les prédictions réalisées au moyen de CA-Markov montrent la présence 30 % de bâti ; 14 % de végétation ; 20 % de sols nus-Laves et 36 % d'eau. Tandis qu'en 2040, nous aurons 35 % de bâti ; 12 % de végétation et 17 % de sols nus-laves au sein de la zone d'étude choisie. Tous ces résultats ont été facilités grâce à l'utilisation du modèle Markov.

Étant donné la multitude des risques présents dans la ville de Goma, cette évolution rapide des zones bâties devrait interpeller les décideurs, afin de protéger au maximum la population. Ces résultats de prédiction pourraient donc être utilisés comme guide pour aider les autorités en charge de la sécurité, de l'urbanisme et de l'habitat, les organismes non gouvernementaux, etc. Une des pistes d'action pourrait être de cartographier et d'établir des zones tampon, qui pourraient être des zones d'exclusion (contraintes) permettant de bien orienter les décisions. Ainsi, le suivi des changements d'occupation de sol dans la ville et la mise en place d'une projection prédictive explicite, donneront toujours aux décideurs un panel d'images du futur censé les aider dans leurs prises de décisions.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

André P., Bellon H. et Bram K. (2016). The Cenozoic volcanism in the Kivu rift: Assessment of the tectonic setting, geochemistry, and geochronology of the volcanic activity in the

South-Kivu and Virunga regions. *Journal of African Earth Sciences*, vol. 121, pp. 219-246. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2016.05.026>

Barima Y. S. S., Assale A. A. Y., Wignal M., Andrieu J. et Godron M. (2016). Caractérisation post conflits armés des perturbations dans la forêt classée du Haut-Sassandra en Côte d'Ivoire 1*, 1, 2, 2 et 3. *Côte - d'Ivoire Afrique SCIENCE* 12(6), pp. 66-82.

C. Carincotte, S Derrode, S. Bourenane (2006), "Unsupervised change detection on SAR images using fuzzy hidden Markov chains", *IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing*, Vol. 44, no. 2, pp. 432- 441, 2006.

Congalton R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, vol. 37, n° 1, pp. 35-46.

Dodane C., Joliveau T. et Rivière-Honegger A. (2014). Analyse critique d'une expérience de géoprospective dans un bassin versant périurbain de l'agglomération lyonnaise. *Cybergeo : European Journal of Geography*. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.26483>

Gaudru H. (2008). Démographie et risque volcanique - introduction, pp. 3p.

Kheir R., Girard M.-C., Shaban A., Khawlie M. et Faour G. (2001). Apport de la télédétection pour la modélisation de l'érosion hydrique des sols dans la région côtière du Liban. *Télédétection*, vol. 2, n° 2, pp. 13 p.

Kouassi J.-L. (2014). Suivi de la dynamique de l'occupation du sol à l'aide de l'imagerie satellitaire et des Systèmes d'Informations Géographiques : Cas de la Direction Régionale des Eaux et Forêts de Yamoussoukro (Côte d'Ivoire)., Côte d'Ivoire. <https://doi.org/10.13140/2.1.2359.7128>

Landis J. et Koch G. (1977). "The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data". *Biometrics*: vol. 33, n° 1, pp. 159-174.

Maestriperi N. (2012). Dynamiques spatio-temporelles des plantations forestières industrielles dans le sud chilien : de l'analyse diachronique à la modélisation prospective. Thèse de doctorat, Université de Toulouse, France, 357 p. p. Consulté à l'adresse Le Mirail.

Maestriperi N. et Paegelow M. (2013). Validation spatiale de deux modèles de simulation : l'exemple des plantations industrielles au Chili. *CNRS-UMR Géographie-cités 8504 Cybergeo : European Journal of Geography*, pp. 31-56 p. <https://doi.org/10.4000/cybergeo.26042>

- Mas J.-F., Kolb M., Houet T., Paegelow M. et Camacho Olmedo M. T. (2011).** Éclairer le choix des outils de simulation des changements des modes d'occupation et d'usages des sols. Une approche comparative. *Lavoisier Revue Internationale de Géomatique*, vol. VOL 21, n° 3, pp. 405-430.
- N'Guessan Bi Vami Hermann, Affian K., Kouame A., Youan T. M., Alechy F. et Saley M. B. (2022a).** Apport des chaînes de Markov et la méthode Intensity Analysis à la détection et la prévision des changements de l'occupation du sol autour du barrage de Taabo (Côte d'Ivoire). *International Journal of Innovation and Applied Studies*, vol. 35, n° 2, pp. 282-293.
- N'Guessan Bi Vami Hermann, Mahaman B. S., Helène B., Adama O., Narcisse T., Janvier F., Eric D., Fernand K., Kouadio A., Monica B. et Emmanuel T. (2017).** Apport des champs de Markov à la classification des images multispectrales landsat TM, ETM+ et OLI du département de Sinfra (Centre-Ouest de la Côte d'Ivoire). *International Journal of Innovation and Applied Studies*, vol. 17, n° 2, pp. 407-423.
- N'Guessan Bi Vami Hermann, Fabrice Blanchard Allechy, Youan Ta Marc, Yapi Assa Fabrice, Saley Mahaman Bachir, Kouadio Affian (2022b).** Dynamique Passée et Récente et Prévision de L'occupation du Sol : cas du Bassin Versant de la Lobo (Centre – ouest de le Côte d'Ivoire). *European Scientific Journal* 18(33).
- Ronald J. E. (2020).** Tutorial: TerSet2020 Geospatial Monitoring and Modelling System., 449 p. p.
- Samie A., Deng X., Jia S. et Chen D. (2017).** Scenario-Based Simulation on Dynamics of Land-Use-Land-Cover Change in Punjab Province, Pakistan. *Multidisciplinary Digital Publishing Institute Sustainability*, vol. 9, n° 8, pp. 1285.
<https://doi.org/10.3390/su9081285>
- Sylla D. et hauhouot C. (2016).** Dynamique de l'occupation du sol dans la zone dense de Korhogo à partir d'une approche « pixel par pixel » appliquée à des images Landsat TM/ETM+. *Revue de Géographie Tropicale et d'Environnement*, n° 2, pp. 31-39.
- S. Derrode, and W. Pieczynski (2004),** "Unsupervised signal and image segmentation using pairwise Markov chains", *IEEE Trans. On Signal Processing*, Vol. 52, no.9, pp. 2477-2489.
- S. Derrode, and W. Pieczynski, (2013),** "Unsupervised data classification using pairwise Markov chains with automatic copulas selection", *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 63, pp. 81-98.
- Vauboud E. M.-D. (2019).** Etude comparative de Modèles de simulation de la dynamique de l'occupation du sol d'une forêt Anthropisée : Cas de la forêt classée du Haut - Sassandra (Centre Ouest de la Côte d'Ivoire). Mémoire de Master, Université Jean Lorougnon Guede, Côte d'Ivoire, 53 p.