



Geografares

ISSN: 2175-3709

ISSN-L: 1518-2002

claudio.zanotelli@ufes.br

Universidade Federal do Espírito Santo

Brasil

Lemenkova, Polina

Intelligence artificielle pour la visualisation des changements de couverture terrestre en Chine centrale

Geografares, vol. 5, núm. 41, e-50748, 2025, Julio-Diciembre

Universidade Federal do Espírito Santo

Vitória- Espírito Santo, Brasil

DOI: <https://doi.org/10.47456/geo.v5i41.50748>

Disponibile en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=777782761024>

- ▶ [Cómo citar el artículo](#)
- ▶ [Número completo](#)
- ▶ [Más información del artículo](#)
- ▶ [Página de la revista en redalyc.org](#)

redalyc.org

Sistema de Información Científica Redalyc

Red de revistas científicas de Acceso Abierto diamante

Infraestructura abierta no comercial propiedad de la academia

Intelligence artificielle pour la visualisation des changements de couverture terrestre en Chine centrale

Polina Lemenkova 

Alma Mater Studiorum – Università di Bologna
Bologne, Émilie-Romagne, Italie

polina.lemenkova2@unibo.it

RÉSUMÉ

Les données de télédétection (TD) constituent une source d'information essentielle pour la cartographie de la dynamique des paysages en milieu urbain. Les algorithmes d'intelligence artificielle (IA), notamment l'apprentissage automatique (AA), offrent des méthodes robustes pour le traitement de ces données. Cette étude a utilisé les méthodes d'AA du logiciel GRASS GIS pour traiter des images satellitaires et analyser les changements paysagers en Chine centrale. L'objectif est d'analyser la dynamique des paysages à travers les changements de couverture terrestre détectés sur une période de 10 ans, avec un intervalle de 2 ans. Le flux de travail comprenait l'algorithme d'AA Random Forest pour la classification d'images. Les données comprenaient six images Landsat 8-9 OLI/TIRS prises en automne en 2013, 2015, 2017, 2019, 2021 et 2023. Les résultats ont mis en évidence l'expansion de la ville de Wuhan, témoignant des processus d'urbanisation et d'aménagement intensif du territoire. Cet article démontre l'application d'une approche cartographique enrichie par l'IA à l'analyse d'images pour l'étude de la dynamique des paysages en Chine centrale.

MOTS CLÉS : teledetection ; apprentissage automatique ; traitement d'images.

INTRODUCTION

Avec l'augmentation de la population, les changements économiques mondiaux et la restructuration des espaces urbains, la croissance urbaine devient une préoccupation majeure dans de nombreux pays du monde. Un exemple particulier de croissance urbaine est celui de la Chine, où l'expansion des agglomérations urbaines résulte du développement économique sans précédent des dernières décennies (Li et Li, 2019 ; Guan et al., 2020 ; Lan et al., 2021 ; Long et al., 2023). L'analyse de la croissance urbaine et des changements associés dans les modèles de paysage est très utile pour la planification urbaine, la gestion et l'élaboration de politiques en matière de développement durable. À ce jour, l'utilisation des données de système d'information géographique (SIG) et de télédétection pour la visualisation des changements de couverture terrestre sont les méthodes de recherche les plus efficaces pour la cartographie, ce qui est rapporté dans de nombreux exemples de recherches utilisant des données satellitaires (Zheng et al., 2025 ; Jiang et al., 2025 ; Lemenkova, 2024a, 2024b ; Xie et al., 2025).

Au cours des dernières décennies, les images satellitaires ont été largement utilisées pour le suivi de la croissance urbaine et les changements de types d'occupation du sol grâce à leur disponibilité, résolution spatiale inhérente et couverture temporelle. L'information pouvant être extraites des images satellites est utile pour la cartographie, l'analyse statistique et la modélisation (Li et al., 2023). Les méthodes de traitement d'images satellites peuvent être largement classées en classification non dirigée et dirigée à l'aide de SIG. Alors que les méthodes traditionnelles reposent principalement sur l'utilisation de commandes prédéfinies disponibles dans les SIG existants, les méthodes plus avancées présentent l'utilisation d'algorithmes de programmation d'apprentissage automatique (« machine learning ») pour le traitement automatisé des images (Zhou et al., 2025 ; Bian et al., 2024 ; Lemenkova, 2025a ; Shen et al., 2025 ; Deng et al., 2025). Cet article présente une nouvelle méthodologie, qui propose la mise en œuvre de plusieurs méthodes de classification d'une série de 6 images satellitaires couvrant la région de Wuhan, en Chine, entre 2013 et 2023.

OBJECTIF ET MOTIVATION

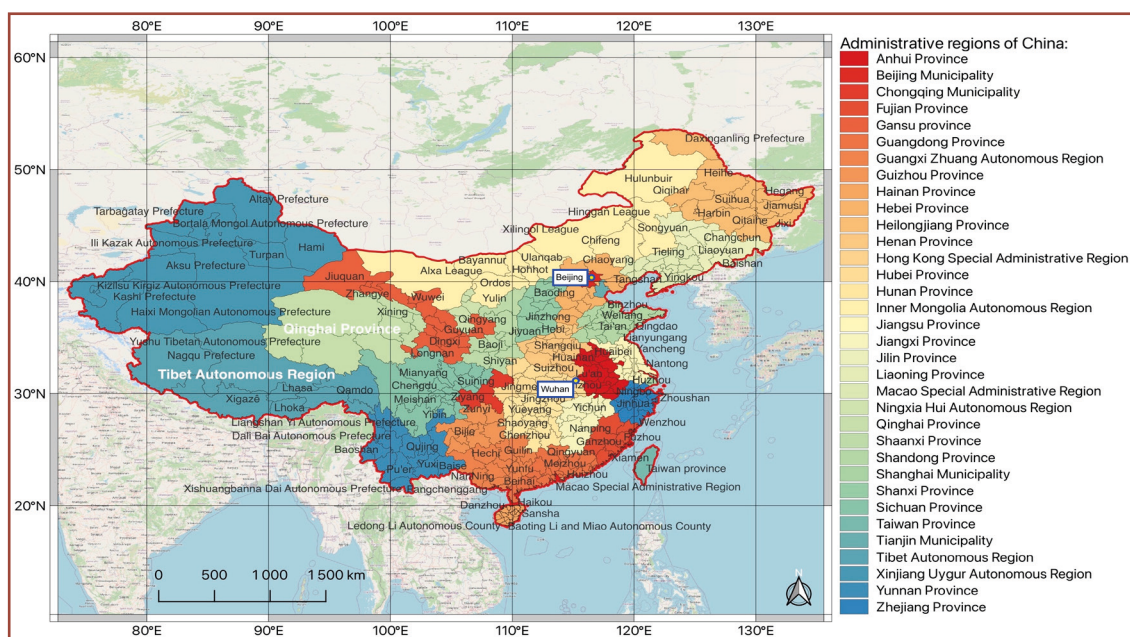
Dans cette étude, nous utilisons des méthodes d'apprentissage automatique à l'aide du logiciel GRASS SIG et ses quatre algorithmes d'apprentissage automatique appliqués au traitement d'images satellite. Cet article vise à

évaluer comment ces changements de l'utilisation du sol sont perçus à Wuhan en utilisant les méthodes de programmation du SIG GRASS appliquées au traitement des images satellitaires. L'objectif est de détecter les changements dans les types de couverture terrestre autour du fleuve Yangtsé, Chine centrale, pour le suivi de l'étalement urbain à Wuhan à l'aide de six images satellites Landsat 8-9 OLI/TIRS. L'enjeu de disposer d'une information précise sur l'évolution des surfaces urbanisées est important pour les lecteurs internationaux de la revue.

ZONE D'ÉTUDE

La zone d'étude comprend la région comprise entre les coordonnées 112°38'05.03"E -115°02'28.21"E et 29°13'58.98"N -31°21'35.86"N (figure 1).

Figure 1 - Localisation de la zone d'étude (Wuhan) sur la carte administrative de la Chine



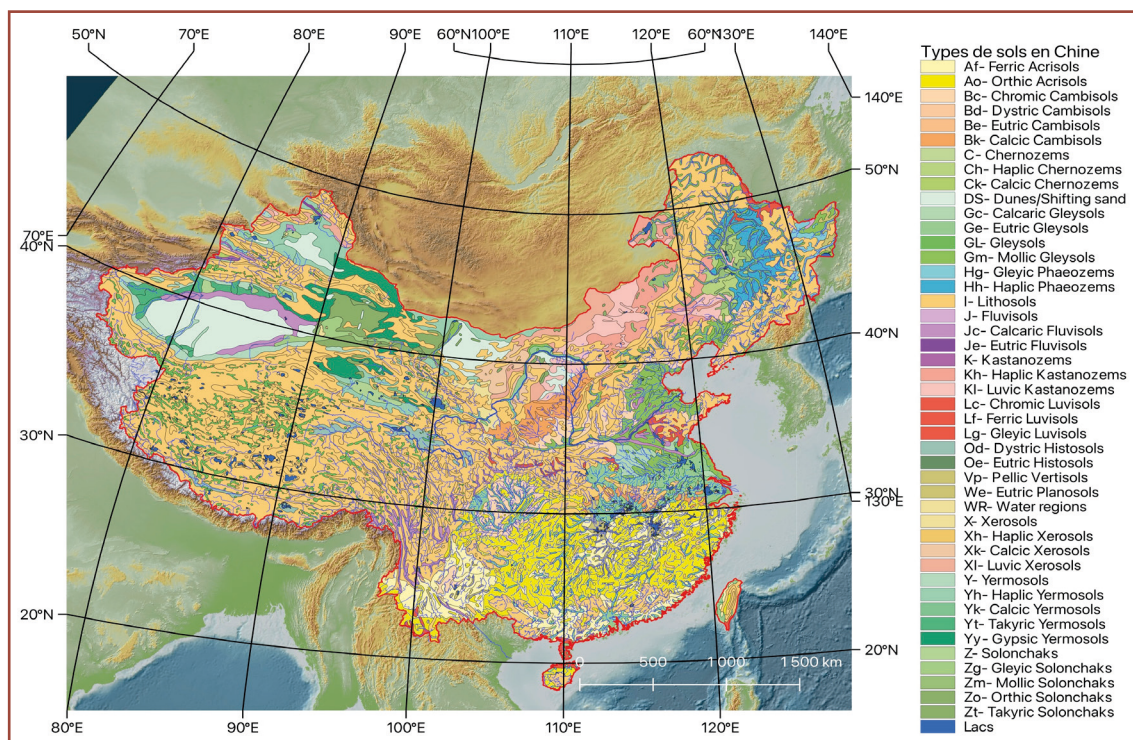
Source des données : Humanitarian Data Exchange. Logiciel : QGIS. Auteur.

La zone d'étude est située le long du fleuve Yangtsé et comprend une mosaïque paysagère hétérogène de l'agglomération de la ville de Wuhan et ses environs, province du Hubei, Chine. Ici, les conditions climatiques et topographiques de la région de Wuhan sont fortement affectées par le fleuve Yangtsé qui traverse la province du Hunan en divisant la ville en deux parties avec les paysages variés (Cao et al., 2022). Les effets cumulatifs du climat de la Chine, du contexte topographique et du sol, le long du fleuve Yangtsé, affectent les types de végétation et influencent les localisations préférentielles

des établissements humains. Il faut décrire brièvement les principales caractéristiques géographiques de la Chine centrale – topographie, sols, climat et hydrologie – car elles déterminent les types de végétation.

Le sol de Wuhan, dans la région du Hubei, est caractérisé par de vastes couches molles et compressibles de limon et d'argile provenant de dépôts fluviaux et lacustres, Figure 2. Les principaux types de sols sont les Acrisols, les Fluvisols et les Cambisols avec un substratum rocheux carbonaté sous-jacent (Gao et al., 2023 ; Zhou et al., 2016).

Figure 2 – Types de sols en Chine

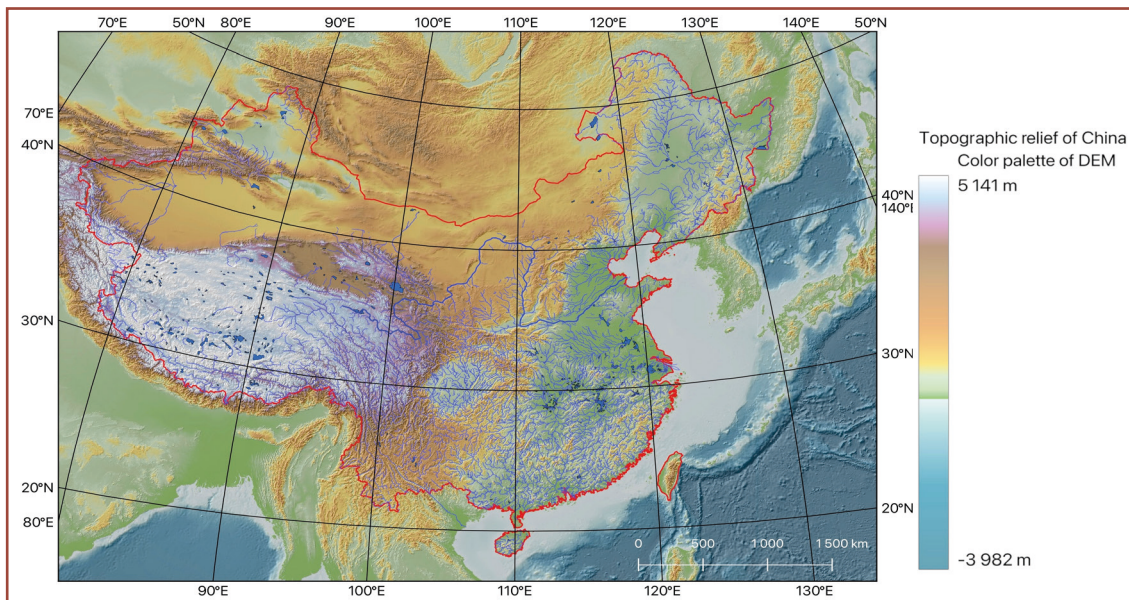


Source des données : Carte numérique des sols du monde. Logiciel : QGIS. Auteur.

Wuhan est située dans la partie orientale de la plaine de Jiangnan, au confluent du Yangtsé et du Han. Le relief de cette région est caractérisé par un terrain vallonné et de faible altitude, alternant collines et plaines, figure 3. La province du Hubei présente une grande diversité de formes topographiques, comprenant des montagnes, des collines et de vastes plaines, généralement en pente douce d'ouest en est. Le relief de la ville de Wuhan, modérément vallonné, s'étend de 8 m à 976 m d'altitude (Xian et al., 2025). Située dans une plaine principalement plate, elle est nichée entre les monts Dabie au nord-est et les monts Mufu au sud-est (Lu et al., 2022). Ces deux chaînes de montagnes encadrent l'aire métropolitaine de Wuhan. Zones écologiques couvertes de forêts, elles constituent des ressources écologiques principales

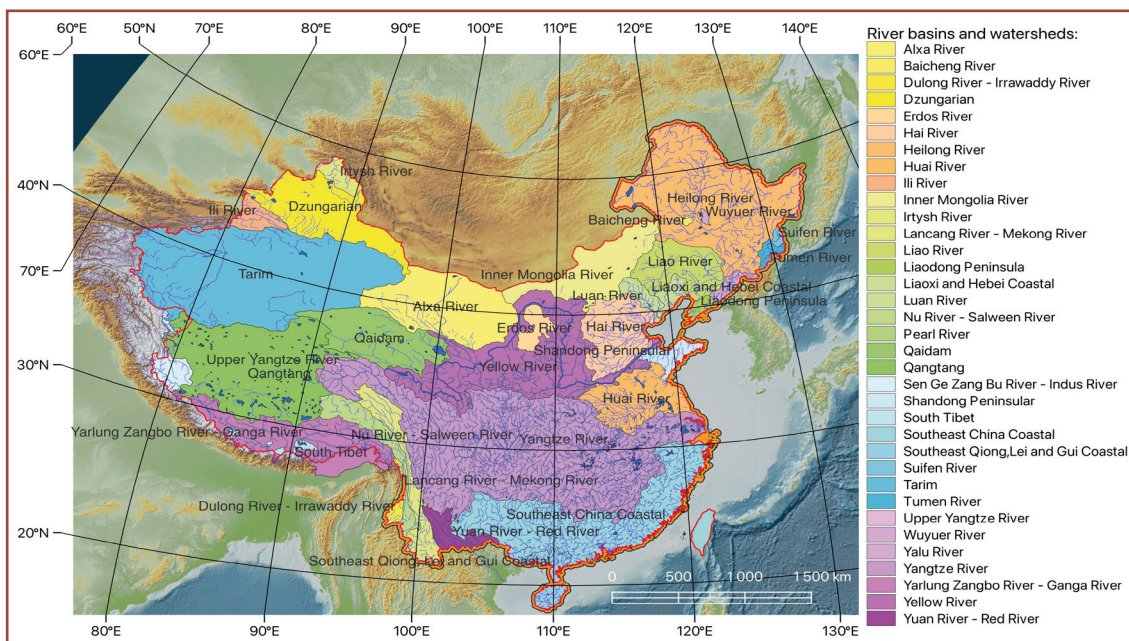
pour la région. Les deux sommets situés à la jonction du district de Huangpi et de la ville de Xiaogan sont les points culminants de la zone administrative de Wuhan (Jiang et al., 2022).

Figure 3 – Relief topographique de la Chine : modèle numérique d'élévation (DEM)



Logiciel : QGIS. Source : auteur.

Figure 4 – Réseau hydrologique en Chine : fleuves principaux et bassins versants



Logiciel : QGIS. Source : auteur.

Le climat de la région de Wuhan, dans la province du Hubei, est un climat subtropical humide de mousson, caractérisé par des précipitations abondantes. Ce climat, associé à une géomorphologie variée et à un relief val-

lonné, contribue à la formation et au développement d'un réseau hydrographique dense, dominé par un cours d'eau majeur : le fleuve Yangtsé, figure 4. La précipitation totale annuelle de 1315 mm varie de 20 mm en décembre jusqu'à plus de 220 mm en juillet (Dai et al., 2023). La température moyenne annuelle dans la région varie de 4°C à 30°C (Fu et al., 2008). Ces paramètres climatiques favorisent les activités agricoles et définissent les plantations.

Les principaux types de végétation naturelle que l'on trouve à Wuhan et dans la province du Hubei sont des forêts subtropicales à feuilles persistantes et des forêts mixtes à feuilles persistantes et caduques, qui font partie d'une gamme diversifiée de types de couverture terrestre, y compris les zones humides et les prairies, figure 5.

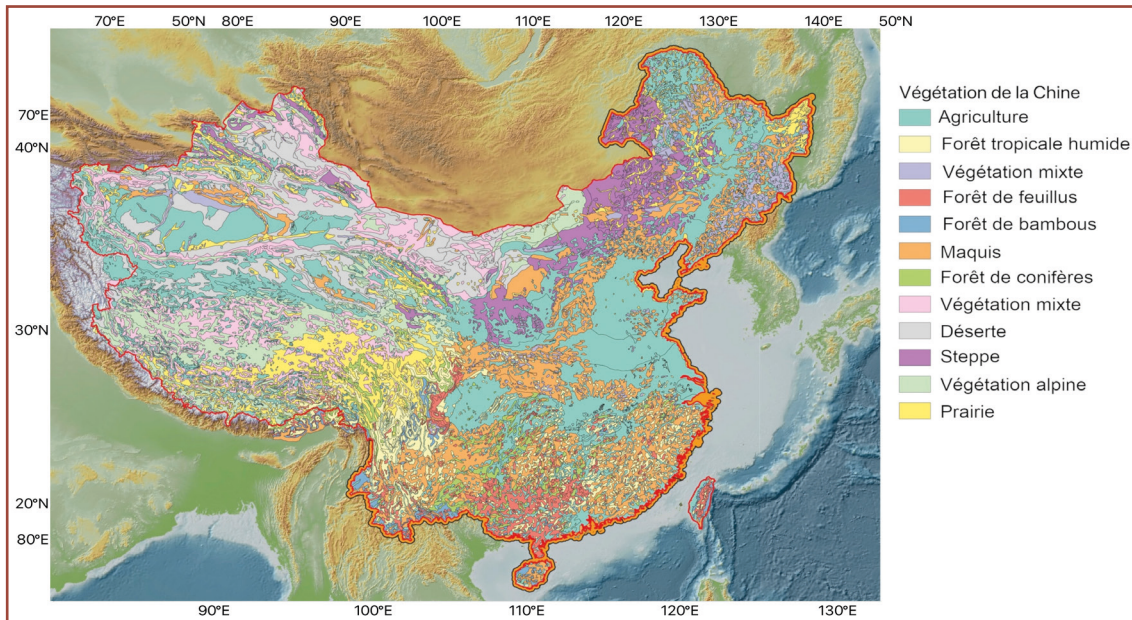
Cette situation géographique favorable, avec son climat doux et son relief, a contribué au développement des établissements humains à Wuhan depuis l'Antiquité et ce continue jusqu'aujourd'hui. Le développement récent de Wuhan est caractérisé par une urbanisation et une industrialisation intensives (Ding et Chen, 2022 ; Fan et al., 2022). Participant à la croissance économique sans précédent de la Chine depuis les années 1970, Wuhan est une ville en développement rapide qui s'étend de manière dynamique sur les régions voisines (Long et al., 2022). Les modèles d'expansion de cette zone ont été discutés dans de nombreux articles (Hu et al., 2015, He et al., 2018 ; Tong et al., 2019 ; Wu et al., 2024).

Le fait que la ville se développe depuis longtemps selon un schéma polycentrique à cause des trois anciens noyaux urbains rassemblés dans la conurbation a des conséquences sur les modalités d'évolution de l'utilisation du sol puisque la dynamique de l'étalement urbain varie dans ces zones (Hu et al., 2025). En conséquence, l'intensité de l'urbanisation est plus forte les périphéries de la conurbation dans les banlieues ou la construction de nouveaux bâtiments est plus intensif que dans le centre historique ce qui est en rapport avec le développement très rapide du réseau de métro depuis 2013 (Wu et al., 2025). Par exemple, on rapporte le développement du métro de Wuhan, qui est passé de 58 stations en 2014 à 189 stations en 2019 (Xu et al., 2025).

L'urbanisation maîtrisée de Wuhan est bénéfique pour la région : en tant que capitale de la province du Hunan, elle soutient le développement social et économique, améliore l'efficacité du système d'utilisation des terres et favorise le développement durable (Li et al., 2021). En fournissant des lieux de travail et des infrastructures développées (Tong et al., 2022), l'agglomération de Wuhan améliore le niveau de vie des habitants (Huang et al., 2022 ; Peng

et al., 2025). L'ordre de grandeur des densités bâties (et de la population) dans les parties centrales et périphériques de la ville varie selon les centres-villes et les banlieues périphériques.

Figure 5 – Végétation en Chine : types principaux



Logiciel : QGIS. Source : auteur.

Cela change certainement la situation écologique de la ville et de ses environs en raison des différentes pressions environnementales. De plus, le classement de Wuhan en 2014 parmi les « villes créatives » par l'UNESCO certainement a un effet sur son développement car cela augmente l'attractivité de la ville pour les nouveaux arrivants et les touristes (UNESCO, 2025). L'aspect thématique et des éléments contextuels liés au choix de la région de Wuhan pour mener cette analyse concernent l'urbanisation rapide de cette ville et de sa région environnante.

L'urbanisation incontrôlée provoque une série de problèmes environnementaux parmi lesquels la fragmentation du paysage et le changement de la couverture terrestre (Liu et al., 2020a ; Tan et al., 2022), la détérioration de la qualité de l'eau des lacs (Hu et al., 2023 ; Dou et al., 2022) et une perte de terres agricoles remplacées par des zones urbaines (Zeng et al., 2015 ; Yuan et al., 2019). Pour suivre la dynamique urbaine dans la région de Wuhan, de nombreuses études ont été entreprises dans le but de cartographier la croissance urbaine. L'approche principale de ces études a consisté à utiliser des images satellite (Liu et al., 2020b ; Zhang et al., 2023) et des SIG (Geng et al., 2022 ; Zhou et al., 2023 ; Deng et al., 2023 ; Xing et al., 2023).

Les modèles environnementaux simulés rapportés dans ces travaux indiquent des changements dans les paysages récents et les conditions environnementales de Wuhan (années 2020) par rapport à l'état antérieur (depuis les années 1980), ce qui s'explique par l'expansion urbaine de Wuhan en tant que capitale en développement rapide de la province du Hubei. À cet égard, la dynamique urbaine de Wuhan nécessite une cartographie pour l'élaboration de la protection écologique. Ces objectifs peuvent être atteints efficacement à l'aide d'outils avancés de traitement d'images et d'analyse géospatiale. Les autres problèmes environnementaux sont causés par la proximité du fleuve puisque les rejets d'eaux usées augmentent la pollution de l'eau qui pénètre dans le sol par le sol (Liu et al., 2023). En conséquence, les polluants sont transférés dans les plantes, provoquant des effets environnementaux négatifs.

Les enjeux liés à la dynamique environnementale des régions de Wuhan sont nombreux. Parmi les plus importants, nous pouvons citer les suivants. L'expansion urbaine de la période 2013-2023 est plus rapide que celle des autres villes du centre et de l'est de la Chine en raison de l'urbanisation rapide de Wuhan qui dépasse les autres villes (Zhang et al., 2025). La raison en est le développement socio-économique dynamique de la ville qui attire de nombreux nouveaux habitants qui s'installent à Wuhan. Donc la ville ait été choisie pour devenir un modèle urbain pour le développement de la Chine centrale et orienté les changements de l'utilisation du sol, puisque Wuhan est un exemple représentatif de l'étalement urbain rapide en Chine.

Dans cette étude, nous utilisons des méthodes d'apprentissage automatique mises en œuvre dans le SIG GRASS pilotées par des données de télédétection pour analyser la croissance urbaine et la dynamique du paysage à Wuhan le long du fleuve Yangtsé pour la période 2013 à 2023.

DONNÉES

Les données sur les types de couverture terrestre sont dérivées d'études pertinentes (Teng et al., 2016 ; Wang et Wang, 2022) et adaptées à l'étendue de la zone d'étude actuelle. En termes de valeurs dérivées de la réflectance spectrale des pixels, les types de couverture terrestre sont visualisés sur des cartes pour la période 2013 à 2023 avec un intervalle de temps de 2 ans. L'apprentissage automatique traite les images satellites à l'aide de méthodes de classification dirigée et de données d'entraînement.

Les caractéristiques géodésiques des satellitaires images sont les suivantes. Les données originales sont en projection Universal Transverse Mercator (UTM), zone 49, référence et ellipsoïde WGS84. Les caractéristiques techniques sont les suivantes. La catégorie de collecte Landsat est T1, numéro de collecte 2, identifiant de station LGN. L'identifiant du capteur des images est OLI TIRS, Satellite ID 8 pour toutes les images à l'exception de l'image de 2023 qui a l'ID de satellite 9 ; Les données incluent les six scènes Landsat 8-9 OLI/TIRS collecté le 2013/11/20, 2015/10/25, 2017/10/30, 2019/10/20, 2021/11/10 et le 2023/10/23.

Le type de données L2 est OLI_TIRS_L2SP avec les points de contrôle au sol version 5. La version du logiciel de traitement est LPGS_15.3.1c pour les scènes Landsat-8 et LPGS_16.3.1 pour la scène Landsat-9 (2023). L'angle de roulis du satellite est nul pour les scènes de Landsat 8 et -0,001 pour Landsat 9. Les images ont été prises de jour au nadir, avec une nébulosité inférieure à 10 %. Le chemin/ligne WRS est de 123/39 pour toutes les scènes.

MÉTHODES

Les cartes thématiques sont réalisées à l'aide du logiciel cartographique QGIS en utilisant les méthodes rapportées dans des travaux antérieurs (Lemenkova, 2025b). Le traitement des images a été effectué à l'aide du logiciel GRASS SIG. Sa méthodologie repose sur l'utilisation de modules distribués où chaque module possède des fonctionnalités spécifiques pour traiter les données géospatiales, y compris les formats raster et vectoriels (Lemenkova, 2024c). Les scripts sont semblables à des bibliothèques dans les langages de programmation.

Les méthodes de classification testées, classiques et mobilisées via le logiciel SIG libre GRASS GIS permettre de caractériser l'étalement urbain de Wuhan via la caractérisation d'une classe de valeurs bâties urbaines. Les modules généraux de GRASS SIG utilisés dans ce travail ont utilisé les modules suivants. Tout d'abord, les données ont été importées dans GRASS SIG à l'aide de la bibliothèque GDAL en utilisant « r.import » et projetées cartographique. Ensuite, les données disponibles ont été répertoriées à l'aide du modèle de recherche dans « g.list rast ». Ensuite, le module « g.region » a été utilisé pour définir la limite de la région géographique de Wuhan en utilisant les coordonnées des bandes raster de Landsat (UTM, zone 49). Ensuite, les groupes de bandes des images Landsat ont été créés pour chaque année de 2013 jusqu'à 2023, incluant les canaux multispectraux et excluant les ca-

naux panchromatiques qui n'étaient pas nécessaires Cette méthodologie est employée dans les études précédentes (Lemenkova, 2024d) et adaptée à la région actuelle. Après le prétraitement des données, l'étape suivante comprenait une classification non dirigée à l'aide de méthodes de regroupement et du maximum de vraisemblance.

Ici on décrit la mise en œuvre d'une fonction de classification non dirigée (i.cluster, équivalent à des k-means), dont les classes résultantes sont ensuite attribuées aux pixels via une métrique basée sur le maximum de vraisemblance (i.maxlik). C'est le résultat de cette classification qui est ensuite comparé à méthodes de classification dirigées d'apprentissage automatique (Random Forest). La classification non dirigée utilise l'approche de clustering effectuée à l'aide du module « i.cluster ». Le « i.cluster » génère un fichier de signature et rapporte les cartes des clusters, ou régions, qui sont été générés automatiquement à l'aide de l'algorithme de partition de données « k-means ». Le code de GRASS SIG utilisé pour cela est le suivant (exemple pour l'image de 2013, répété pour les images de toutes les autres années en utilisant la même technique) : « i.cluster group=L8_2013 subgroup=res_30m signaturefile=cluster_L8_2013 classes=8 reportfile=rep_clust_L8_2013.txt ». Les huit classes d'occupation du sol définies sont les suivantes : 1) plans d'eau (rivière, du fleuve Yangtsé, lacs) ; 2) terres agricoles, agricoles et cultivées ; 3) zones bâties urbaines et surfaces artificielles ; 4) forêt ; 5) maquis ; 6) zones humides ; 7) prairies ; 8) terres nues et inoccupées.

Par la suite, le traitement d'apprentissage automatique des images a été réalisé à l'aide d'une classification dirigée qui utilise une séquence de modules. L'apprentissage automatique reconnaît les caractéristiques de texture et spectrales afin de mesurer la similarité des parcelles voisines tout en générant des arbres de décision aléatoires. Tout d'abord, le module « r.random » a été utilisé pour générer des pixels d'entraînement à partir d'une classification précédente de la couverture des sols de Wuhan. Les classes sont adoptées et généralisées à partir de la carte de la végétation de Chine.

La capacité de l'apprentissage automatique à modéliser les données géospatiales repose en grande partie sur l'acquisition de données de formation car l'algorithme se nourrit de l'ensemble de données d'entrée, donc c'est une étape importante. Les modèles ont été développés à l'aide de quatre algorithmes de classification dirigée : le classificateur de forêt aléatoire ('Random Forest Regressor'). Cet algorithme a été implémenté à l'aide du module GRASS SIG « r.learn.train ».

Cela a été utilisé comme une base pour l'apprentissage automatique en utilisant le code suivant : « r.random input=L8_2013_cluster_classes seed=100 npoints=1000 raster=training_pixels ». Après cela, le module « r.learn.train » a été utilisé pour entraîner un module à l'aide de la carte de formation qui a été créée à l'étape précédente en appliquant l'algorithme intégré. Le code utilisé est le suivant : « r.learn.train group=L8_2013 training_map=training_pixels model_name=RandomForest n_estimators=500 save_model=rf_model.gz ». Pour toutes les approches, le nom du modèle a été modifié à l'aide de la fonction « model_name » et du nom du modèle concerné, p.e., « model_name=RandomForestRegressor ».

À l'étape suivante, la prédiction a été effectuée à l'aide du module « r.learn.predict » qui a été effectuée dans le code suivant : « r.learn.predict group=L8_2013 load_model=rf_model.gz output=rf_classification ». Les catégories raster ont été examinées à l'aide du module « r.category » de GRASS SIG en fonction des données automatiquement appliquées à la sortie de classification. Pour cela, le code suivant a été utilisé : « r.category rf_classification ». Les cartes ont été visualisées en utilisant la combinaison de deux modules principaux : « d.rast » qui visualise la carte elle-même et « d.legend » qui ajoute la légende sur cette carte (Lemenkova, 2025c). Les cartes montrant les types de couverture terrestre dans les environs de Wuhan, générées à l'aide de la méthode décrite ci-dessus, sont présentées et discutées dans la section suivante.

RÉSULTATS

Le total des types de couverture terrestre simulés est estimé en nombre de pixels par classe et plages comme suit, Tableau 1. Un pixel de la scène Landsat correspond à une cellule de 30x30 m, la superficie occupée peut donc être calculée à l'aide des informations sur la résolution des bandes multispectrales des images Landsat 8-9 OLI/TIRS. Une situation relativement stable est à noter pour les plans d'eau (rivière, du fleuve Yangtsé, lacs) d'occupation du sol de classe 1 qui démontrent une situation plutôt durable avec des pixels fluctuant légèrement de 1337 en 2013 à 1347 en 2023, ce qui correspond à des changements non significatifs des superficies couvertes par les masses d'eau de respectivement 40 110 m² à 40 410 m².

Images Landsat 8-9 OLI/TIRS classées par regroupement automatisé. Logiciel : GRASS SIG. Notations pour les classes : Classe 1) plans d'eau (rivière, du fleuve Yangtsé, lacs); Classe 2) terres agricoles, agricoles et cultivées ; Classe 3) zones bâties urbaines et surfaces artificielles ; Classe 4) forêt ; Classe 5)

maquis ; Classe 6) zones humides ; Classe 7) prairies ; Classe 8) terres nues et inoccupées. Les variations de la classe d'occupation du sol démontrent des changements de pixels de 2013 en 2023, Tableau 1.

L'évaluation de la précision qui évalue les pixels correctement attribués aux classes de couverture terrestre, effectuée par le test du chi carré. Ici, la carte de seuil de rejet contient l'indice d'un niveau de confiance calculé pour chaque pixel classé dans l'image classée des 8 classes de couvertures terrestres dans la région de Wuhan. Les intervalles de confiance sont définis et la carte de rejet est visualisée avec des valeurs inférieures signifiant «conserver le pixel correctement classé» et des valeurs plus élevées signifiant «rejeter un pixel mal classé qui pourrait appartenir à une autre catégorie de classe». Ainsi, cette carte identifie les cellules de l'image raster classée qui ont une faible probabilité, c'est-à-dire un indice de rejet élevé, d'être correctement attribuées à la classe cible. Répartition des pixels par classes changeant selon les années calculée par le classificateur « i. maxlike », GRASS SIG.

Tableau 1 - Répartition des pixels par classes changeant selon les années calculée par le classificateur 'i.maxlike', GRASS SIG

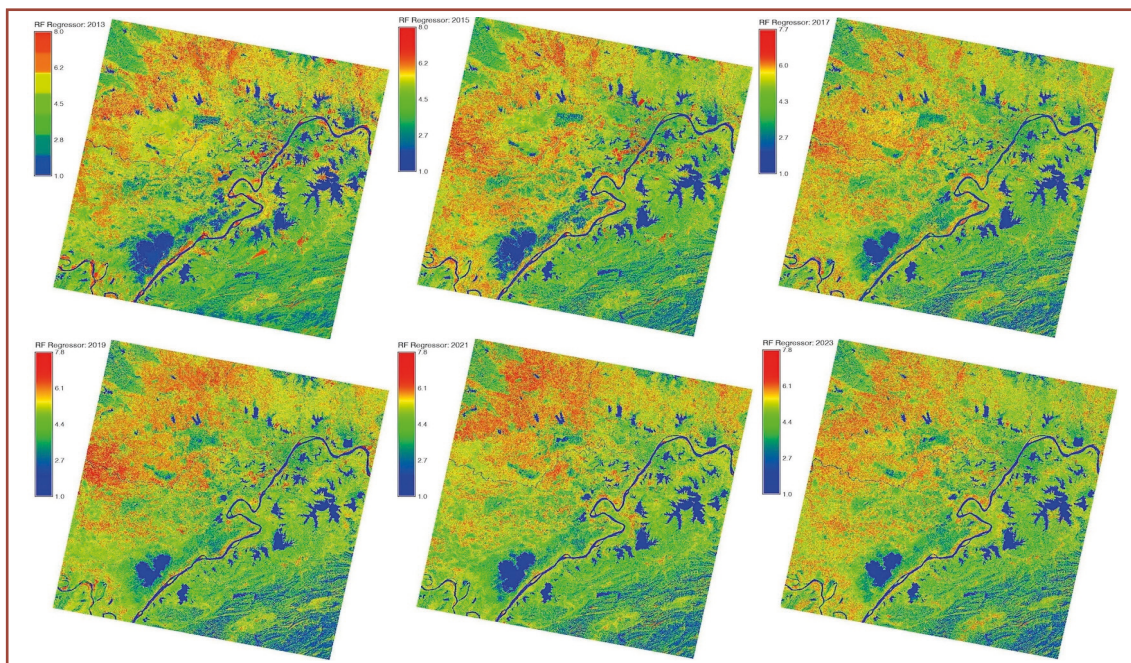
Notations pour les classes : Classe 1) plans d'eau (rivière, du fleuve Yangtsé, lacs) ; Classe 2) terres agricoles, agricoles et cultivées ; Classe 3) zones bâties urbaines et surfaces artificielles ; Classe 4) forêt ; Classe 5) maquis ; Classe 6) zones humides ; Classe 7) prairies ; Classe 8) terres nues et inoccupées.

Année	Class 1	Class 2	Class 3	Class 4	Class 5	Class 6	Class 7	Class 8
2013	508	1 337	1 034	792	1 726	716	580	428
2015	390	1 231	1 078	791	1 164	941	985	546
2017	430	1 206	1 087	674	1 175	980	980	696
2019	850	1 309	1 162	647	1 024	869	844	517
2021	456	1 336	1 173	567	1 067	1 045	883	695
2023	709	1 347	1 208	376	1 195	817	903	688

La cartographie réalisée par la classification à partir des images satellitaires acquises entre 2013 et 2023 permet une analyse des effets interannuels sur les types de couvert des sols de Wuhan. La comparaison d'occupation spatiale de végétation et zones urbaines est assurée par la comparablement des cartes. Les modèles spatiaux des types de couverture terrestre (rivières, lacs et zones urbaines et établissements autour de Wuhan) sont classés par l'algorithme « Random Forest », Figure 6. L'es-

timation des champs de cultures agricoles et des espaces urbains est inférieure à celle de la classification non dirigée. La réflectance spectrale change à mesure que la végétation entre en activité et il est d'autant plus fort que la végétation est abondante. Par conséquent, la réflectance spectrale a détecté une végétation en déclin qui est représentée en jaune, tandis que la végétation saine est représentée en rouge. La différence entre les deux approches peut être due à plusieurs facteurs. Les valeurs des pixels attribués à une classe spécifique dérivées de l'apprentissage automatique sont calculées à l'aide des polygones d'entraînement dérivés de la classification non dirigée.

Figure 6 – Images Landsat 8-9 traitées à l'aide de la méthode d'apprentissage automatique utilisant l'algorithme de forêt aléatoire (Random Forest Regressor) pour la classification dirigée



Logiciel : GRASS GIS. Source : auteur.

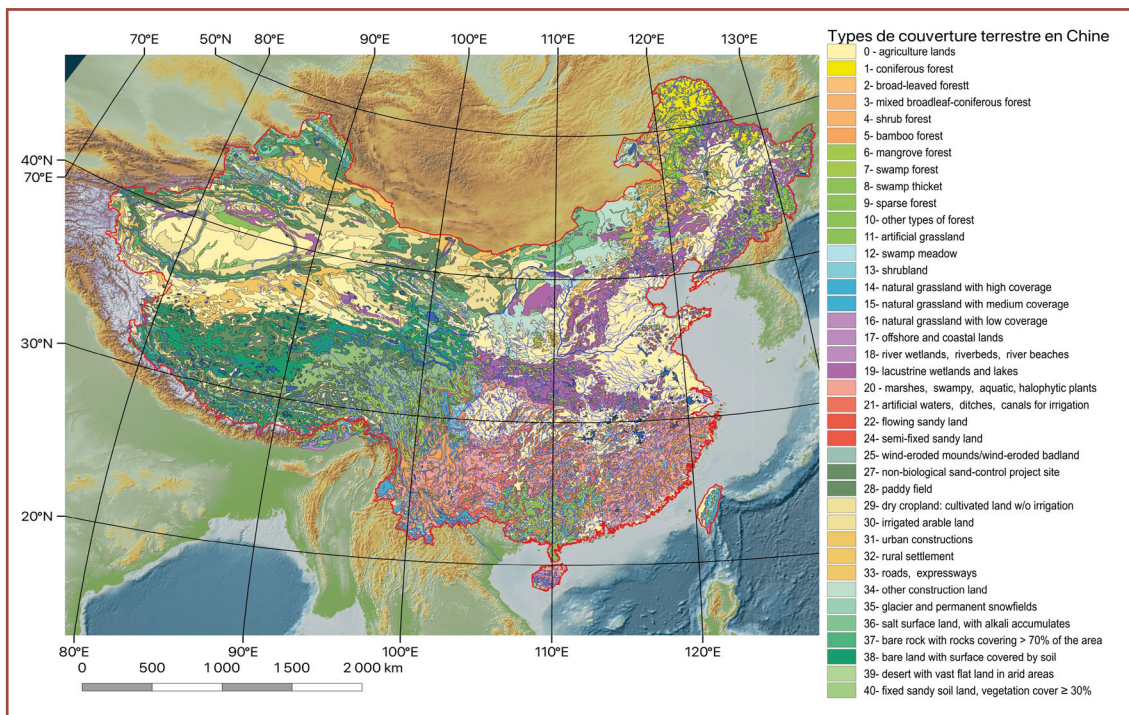
Les algorithmes d'apprentissage automatique sont intégrés à partir de la bibliothèque Python Scikit-Learn et incluent l'approche Random Forest. Le flux de travail comprend le traitement et la classification d'images pour la détection automatique des catégories de terrain. L'approche « Random Forest » avec classification dirigée permet d'obtenir de meilleures estimations des types de couverture terrestre et des fractions urbaines ou végétales dans les algorithmes SIG GRASS. Ce faisant, les cartes s'appuient sur des polygones de formation existants pour quantifier ces modèles relativement petits de types de couverture terrestre qui visualisent diverses classes de couver-

ture terrestre, y compris les zones les plus dynamiques des zones urbaines et des champs de cultures agricoles.

Les résultats ont mis en évidence des configurations terrestres identifiées par vision par ordinateur. La topologie des parcelles a été détectée par apprentissage automatique, prenant en compte les différences de réflectance spectrale des pixels. Les cartes produites montrent les changements quantifiés des surfaces naturelles, des paysages urbains autour de Wuhan, des cours d'eau et des zones humides. De plus, les cartes générées à l'aide de données classifiées par apprentissage automatique supervisé ou font des prédictions sur la dynamique du paysage, ce qui constitue un avantage essentiel par rapport aux méthodes traditionnelles de classification d'images. La carte fait apparaître une grande hétérogénéité spatiale dans l'évolution des zones urbaines et de végétation. L'algorithme de forêt aléatoire a un caractère général et s'applique à classification de divers types de types de couverture terrestre, y compris de nombreux types de végétation. Donc, cet algorithme est largement utilisé pour estimer certaines propriétés environnementales d'occupation du sol et caractéristiques individuelles biophysiques du couvert végétal comme la biomasse et le taux de recouvrement de végétation.

L'algorithme de forêt aléatoire (« Random Forest ») est un type d'apprentissage automatique qui implique que la combinaison du meilleur modèle suivant et du modèle précédent minimise l'erreur de prédiction. En conséquence, la forêt aléatoire (Random Forest) présente les cartes en termes de précision de visualisation et correspond bien aux résultats obtenus des variations des changements de couverture terrestre et de la croissance urbaine autour de Wuhan : diminution des superficies occupées par le maquis (Classe 5) et les zones humides (Classe 5). 6), l'augmentation des superficies occupées par les zones bâties urbaines et surfaces artificielles (Classe 3) et les terres agricoles, agricoles et cultivées (Classe 2) ainsi que de légères variations des autres classes d'occupation du sol, liées aux facteurs d'impacts climatiques et environnementaux. Il existe incertitudes dans le regroupement automatisé des pixels qui sont visualisées dans les cartes de précision. En revanche, l'utilisation de la classification dirigée élimine ces erreurs grâce à une affectation plus précise des pixels à différentes classes.

La validation des résultats a été effectuée à l'aide d'une carte générale des types de couverture terrestre en Chine, figure 7.

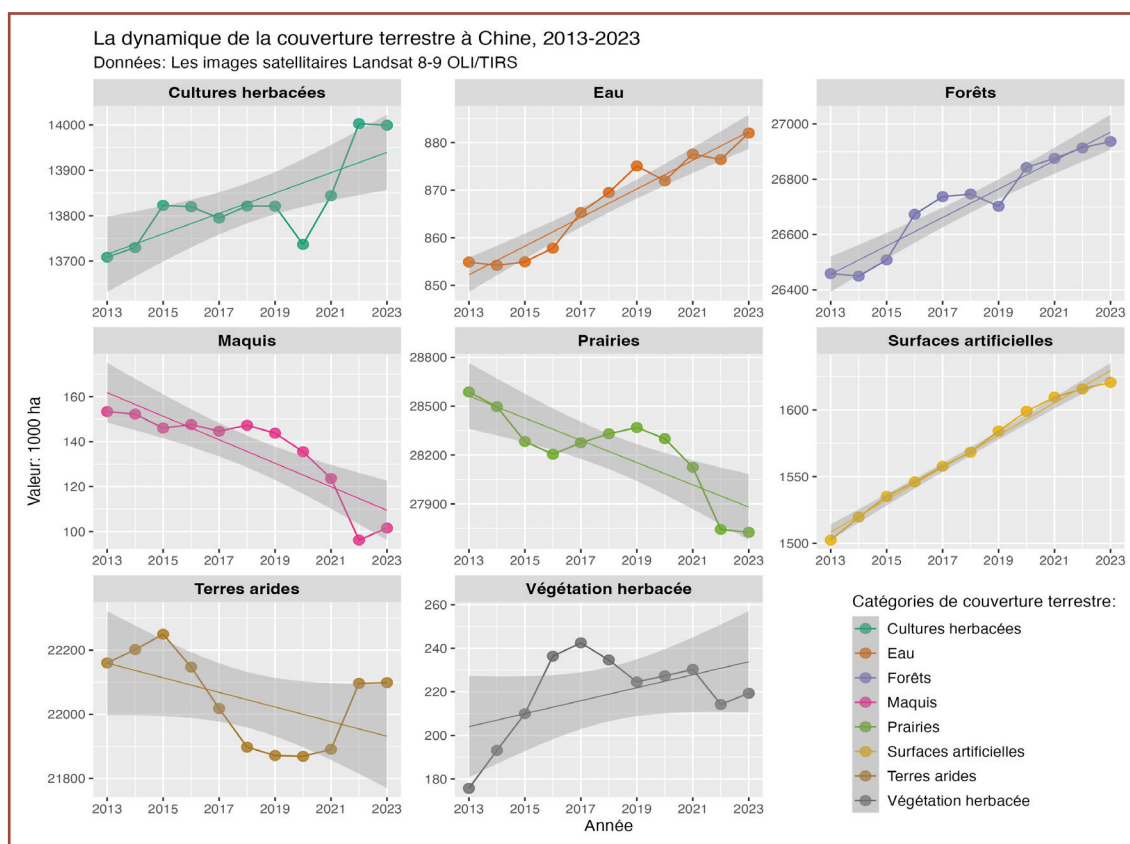
Figure 7 – Types de couverture terrestre en Chine identifiés par les images satellites

Logiciel : GRASS GIS. Source : auteur.

L'efficacité de cette approche a été testée dans des études précédentes sur le traitement d'images satellites avec des exemples de Landsat (Wang et al., 2025 ; Lemenkova, 2024e ; Yan et al., 2025) et a prouvé que l'augmentation du gradient minimise l'erreur de classification grâce aux résultats de classification cible définis. Comme les résultats du changement indiquent que les zones de forêts et d'arbustes en 2013 ont été partiellement perdues ou ont été modifiées en faveur d'autres classes au cours de la période 2013-2023. Au contraire, les zones urbaines de Wuhan et ses banlieues se sont développées au cours des dix dernières années.

L'analyse statistique a été réalisée sur la dynamique des classes d'occupation du sol à Wuhan pour la période 2013-2023. Les données ont été extraites d'images satellites classifiées, traitées par des algorithmes d'apprentissage automatique et visualisées à l'aide du logiciel statistique et de programmation R. Les catégories comprennent les types d'occupation du sol suivants : 1) Surfaces artificielles (y compris les zones urbaines et les zones associées) ; 2) Cultures herbacées ; 3) Prairies ; 4) Forêts (zones boisées) ; 5) Maquis (zones couvertes d'arbustes) ; 6) Arbustes ou végétation herbacée, zones aquatiques ou régulièrement inondées ; 7) Terres arides ; 8) Plans d'eau intérieurs. La dynamique des changements d'occupation du sol à Wuhan est illustrée par le graphique de la figure 8.

Figure 8 – Dynamique des classes principales de couverture terrestre pour la période 2013-2023 (1000 ha), extraite des images satellitaires



Logiciel : R. Source : auteur.

Afin de déterminer l'application la méthode du « maximum de vraisemblance » par regroupement automatisé et le machine learning pour comparer leurs approches, pour ces scènes, nous avons exploité les variations dans la classification des pixels en classes en la méthode d'algorithme de classificateur de forêt aléatoire. Dans tous les cas, le calcul des classes selon ces différentes méthodes s'appuie direct sur la différence entre la réflectance de la surface dans la bande spectrale par pixels. De la comparaison des images résultantes on peut conclure que les méthodes d'apprentissage automatique donnent de meilleurs résultats que les méthodes non dirigées.

L'inconvénient des cartes générées à l'aide de l'apprentissage automatique supervisé est qu'elles nécessitent plus de ressources en raison de la nécessité de données étiquetées. Cela a également entraîné un temps de traitement plus long grâce aux méthodes d'apprentissage automatique. Les cartes produites à l'aide de méthodes d'apprentissage automatique fournissent de meilleurs résultats que la classification traditionnelle.

DISCUSSION

Les changements détectés sont visualisés dans une série de six cartes montrant l'augmentation progressive de l'étendue des espaces urbains avec des différences visualisées dans la structure spatiale des modèles de paysages dans la région de Wuhan de 2013 à 2023. Les changements paysagers détectés dans la région de Wuhan au cours des dix dernières années (2013-2023) ont démontré la diminution des superficies de paysages naturels tels que les forêts, les prairies, les terres agricoles ou cultivées. En revanche, les superficies occupées par les terrains urbains, les quartiers résidentiels ruraux et les terrains à bâtir augmentent. Plus précisément, ces changements ont été considérables dans le paysage de la zone d'étude dans les environs de Wuhan.

Quatre facteurs principaux ont été considérés comme étant à l'origine de ces changements :

1. les pratiques anthropiques qui ont affecté les ressources en eau et en sol ;
2. l'urbanisation et la réorganisation des établissements humains ;
3. le développement rural avec de nouvelles pratiques agricoles et des changements introduits ;
4. les changements environnementaux et climatiques qui ont affecté les conditions topographiques locales telles que l'érosion des sols et la désertification.

De tels résultats illustrent le processus d'urbanisation dans le centre de la Chine détecté à l'aide du traitement des données de télédétection par des méthodes d'apprentissage automatique. La méthodologie de script basée sur le SIG GRASS développée dans cette étude convient aux applications régionales. Par conséquent, une telle méthode peut être utilisée dans des recherches visant à détecter l'étalement urbain et la dynamique du paysage à l'aide d'images satellite. La condition d'utilisation de la méthode d'apprentissage automatique est l'installation de la bibliothèque Python Scikit-Learn (Lemenkova, 2025d), essentielle pour exécuter les modèles de traitement d'images et produire des cartes basées sur ces images traitées. De plus, les séries temporelles d'images satellite doivent être exemptes de nuages et couvrir le même territoire pour la détection des changements. Outre les études urbaines, cette approche est également utile pour des applications environnementales telles que la cartographie de la végétation à l'aide de données de télédétection.

CONCLUSION

Dans cette étude, la modélisation basée sur l'apprentissage automatique du logiciel GRASS SIG est utilisée avec les données de télédétection de Landsat 8-9 OLI/TIRS pour identifier et cartographier les changements dans les types de couverture terrestre et zones urbaines dans la région densément peuplée en croissance rapide de Wuhan et les échelles environnantes le long de la région du fleuve *Yangtsé*, au centre de la Chine. Au niveau de l'algorithme ML, les approches capturent et détectent les variations des modèles utilisés (classificateur de forêt aléatoire).

Une cartographie et une visualisation précises des changements de couverture terrestre sont importantes pour la prévision des taux de croissance urbaine et l'analyse socio-économique. Cette étude a démontré comment les méthodes d'apprentissage automatique peuvent être utilisées pour analyser les processus d'urbanisation en Chine. Grâce à l'approche avancée des méthodes GRASS GIS pour traiter les images en utilisant l'apprentissage automatique et cartographier les changements de paysage avec une grande fiabilité, les résultats obtenus correspondent à ceux rapportés par des études précédentes. Dans ce travail, nous avons montré que les modules GRASS SIG sont capables de fournir une estimation fiable des changements de couverture terrestre basée sur l'analyse d'images en utilisant une classification dirigée basée sur des données de formation dérivées du clustering. Les valeurs dérivées montrent les zones occupées par divers types de couverture terrestre autour de Wuhan pour la période 2013-2023.

Cette étude met en évidence les avantages de l'apprentissage automatique pour la télédétection et les SIG appliqués à la région de Chine. Plus précisément, ce travail présente l'utilisation de méthodes d'apprentissage automatique de traitement d'images satellitaires pour analyser la dynamique de l'occupation des sols à Wuhan, dans la province du Hubei, en Chine centrale. Ces méthodes sont essentielles à l'extraction de données géographiques et à l'analyse environnementale. Les résultats montrent les images traitées, révélant les changements de paysage observés sur une période de dix ans (2013-2023) à Wuhan. Cette analyse a été réalisée grâce à une classification par apprentissage automatique intégrée aux modules SIG GRASS, appliquée à une série temporelle d'images Landsat.

Des études futures pourraient envisager l'utilisation des techniques proposées du SIG GRASS pour cartographier d'autres zones voisines sur les images satellite, e.g., les changements d'usage des sols associés à la construc-

tion de l'éco-cité de Caidian. De plus, les études ultérieures pourraient accroître les aspects urbains de ces recherches, allant au-delà de l'utilisation technique des méthodes d'apprentissage automatique pour le traitement des images satellite. Par exemple, on sait que la ville a une planification territoriale rigoureuse et présente à ses visiteurs un musée et centre d'urbanisme avec une immense maquette en 3D de la ville. Par conséquent, les études futures pourraient poursuivre ce travail en intégrant des études urbaines et des données de télédétection. Par exemple, l'utilisation intégrée d'images satellite avec des données urbaines peut aider à répondre aux questions de corrélation des dynamiques urbaines et des modifications qui sont en rapport avec ce qu'on observe sur les images satellitaires. ●

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

BIAN, Y.; NI, Y.; GUO, Y.; WEN, J.; CHEN, J.; CHEN, L.; YANG, Y. Urban Geothermal Resource Potential Mapping Using Data-Driven Models –A Case Study of Zhuhai City. *Sustainability*, 16, n° 17, 7501, 2024. <https://doi.org/10.3390/su16177501>.

CAO, Q.; HUANG, H.; HONG, Y.; HUANG, X.; WANG, S.; WANG, L.; WANG, L. Modeling intra-urban differences in thermal environments and heat stress based on local climate zones in central Wuhan. *Building and Environment*, 225, n° 109625, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109625>.

DAI, X.; WANG, L.; LI, X.; GONG, J.; CAO, Q. Characteristics of the extreme precipitation and its impacts on ecosystem services in the Wuhan Urban Agglomeration. *Science of The Total Environment*, 864, n° 161045, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.161045>.

DENG, Y.; SHAO, Z.; DANG, C.; HUANG, X.; WU, W.; ZHUANG, Q.; DING, Q. Assessing urban wetlands dynamics in Wuhan and Nanchang, China. *Science of The Total Environment*, 901, n° 165777, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165777>.

DENG, S.; BAI, T.; CHEN, Z.; CHEN, Y. A Novel Aerosol Optical Depth Retrieval Method Based on SDAE from Himawari-8/AHI Next-Generation Geostationary Satellite in

Hubei Province. **Remote Sensing**, 17, n° 8, 1396, 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17081396>.

DING, W.; CHEN, H. (2022) - Urban-rural fringe identification and spatial form transformation during rapid urbanization: A case study in Wuhan, China. **Building and Environment**, 226, n° 109697. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109697>.

DOU, Y.; YU, X.; LIU, L.; NING, Y.; BI, X.; LIU, J. Effects of hydrological connectivity project on heavy metals in Wuhan urban lakes on the time scale. **Science of The Total Environment**, 853, n° 158654, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158654>.

FAN, F.; WEN, X.; FENG, Z.; GAO, Y.; LI, W. Optimizing urban ecological space based on the scenario of ecological security patterns: The case of central Wuhan, China. **Applied Geography**, 138, n° 102619, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2021.102619>.

FU, C.; JIANG, Z.; GUAN, Z.; HE, J.; XU, Z. Impacts of Climate Change on Water Resources and Agriculture in China”, In: Fu, C., Jiang, Z., Guan, Z., He, J., Xu, Z. (eds) **Regional Climate Studies of China. Regional Climate Studies**. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008. https://doi.org/10.1007/978-3-540-79242-0_11.

GAO, L.; SHI, Y.; QIU, Y.; MA, C.; ZHOU, A. The Analyses of Land Use and Prevention in High-Density Main Urban Areas under the Constraint of Karst Ground Subsidence: Study of Wuhan City, China. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, 12, n° 10, 425, 2023. <https://doi.org/10.3390/ijgi12100425>.

GENG, L.; ZHAO, X.; AN, Y.; PENG, L.; YE, D. Study on the Spatial Interaction between Urban Economic and Ecological Environment – A Case Study of Wuhan City. **International Journal of Environmental Research and Public Health**, 19, n° 16, p. 10022, 2022. <https://doi.org/10.3390/ijerph191610022>.

GUAN, D.; HE, X.; HE, C.; CHENG, L.; QU, S. Does the urban sprawl matter in Yangtze River Economic Belt, China? An integrated analysis with urban sprawl index and one scenario analysis model. **Cities**, 99, n° 102611, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2020.102611>.

HE, Q.; TAN, R.; GAO, Y.; ZHANG, M.; XIE, P.; LIU, Y. Modeling urban growth boundary based on the evaluation of the extension potential: A case study of Wuhan city in China. **Habitat International**, 72, p. 57-65, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2016.11.006>.

HU, S.; TONG, L.; FRAZIER, A. E.; LIU, Y. Urban boundary extraction and sprawl analysis using Landsat images: A case study in Wuhan, China. **Habitat International**, 47, p. 183-195, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2015.01.017>.

HU, Y.; LI, L.; LI, B.; PENG, L.; XU, Y.; ZHOU, X.; LI, R.; SONG, K. Spatial variations and ecological risks assessment of pharmaceuticals and personal care products (PPCPs) in typical lakes of Wuhan, China. **Process Safety and Environmental Protection**, 174, p. 828-837, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2023.05.006>.

HU, J.; HUANG, X.; REN, T.; ZHANG, L. Urban Informal Settlement Classification via Cross-Scale Hierarchical Perception Fusion Network Using Remote Sensing and Street View Images. **Remote Sensing**, 17(23), 3841, 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17233841>.

HUANG, X.; WANG, H.; XIAO, F. Simulating urban growth affected by national and regional land use policies: Case study from Wuhan, China. **Land Use Policy**, 112, n° 105850, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105850>.

JIANG, L.; CHEN, J.; TIAN, Y.; LUO, J. Spatial Pattern and Influencing Factors of Basic Education Resources in Rural Areas around Metropolises – A Case Study of Wuhan City's New Urban Districts. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, 11, n° 11, 576, 2022. <https://doi.org/10.3390/ijgi11110576>.

JIANG, Y.; JIANG, Y.; GUO, X.; GUO, Z.; YE, Y.; HUANG, J.; LIU, J. Monitoring of Farmland Abandonment Based on Google Earth Engine and Interpretable Machine Learning. **Agriculture**, 15, n° 19, 2090, 2025. <https://doi.org/10.3390/agriculture15192090>.

LAN, H.; ZHENG, P.; LI, Z. Constructing urban sprawl measurement system of the Yangtze River economic belt zone for healthier lives and social changes in sustainable cities. **Technological Forecasting and Social Change**, 165, n° 120569, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.120569>.

LEMENKOVA, P. Artificial Intelligence for Computational Remote Sensing: Quantifying Patterns of Land Cover Types around Cheetham Wetlands, Port Phillip Bay, Australia. **Journal of Marine Science and Engineering**, 12(8), 1279, 2024a. <https://doi.org/10.3390/jmse12081279>.

LEMENKOVA, P. Thematic mapping of Burundi using geospatial data and satellite images processed by geoinformatics methods. **Geografares**, v. 4, n. 39, 2024b. <https://doi.org/10.47456/geo.v4i39.46177>.

LEMENKOVA, P. Artificial Neural Networks for Mapping Coastal Lagoon of Chilika Lake, India, Using Earth Observation Data. **Journal of Marine Science and Engineering**, 12, n° 5, 709, 2024c. <https://doi.org/10.3390/jmse12050709>.

LEMENKOVA, P. Deep Learning Methods of Satellite Image Processing for Monitoring of Flood Dynamics in the Ganges Delta, Bangladesh. **Water**, 16, n° 8, 1141, 2024d. <https://doi.org/10.3390/w16081141>.

LEMENKOVA, P. Random Forest Classifier Algorithm of Geographic Resources Analysis Support System Geographic Information System for Satellite Image Processing: Case Study of Bight of Sofala, Mozambique. **Coasts**, 4, n° 1, 127-149, 2024e. <https://doi.org/10.3390/coasts4010008>.

LEMENKOVA, P. Reclassification Scheme for Image Analysis in GRASS GIS Using Gradient Boosting Algorithm: A Case of Djibouti, East Africa. **Journal of Imaging**, 11, n° 8, 249, 2025a. <https://doi.org/10.3390/jimaging11080249>.

LEMENKOVA, P. Fluctuations of glacier extent in Lake Nam Co and Nyenchen Tanglha Mountains within a decade as detected by machine learning methods of image analysis for monitoring Lhasa terrane, Tibetan Plateau. **Czech Polar Reports**, 15, n° 1, 15-37, 2025b. <https://doi.org/10.5817/CPR2025-1-2>.

LEMENKOVA, P. Land Cover Analysis in the Yangtze River Basin for Detection of Wetland Agriculture and Urban Dynamics in Wuhan Area (China). **Transylvanian Review of Systematical and Ecological Research**, 27, n° 1, 1-16, 2025c. <https://hal.science/hal-04965782v1>.

LEMENKOVA, P. Automation of image processing through ML algorithms of GRASS GIS using embedded Scikit-Learn library of Python. **Examples and Counterexamples**, 7, n° 10, 100180, 2025d. <https://doi.org/10.1016/j.exco.2025.100180>.

LI, G.; LI, F. Urban sprawl in China: Differences and socioeconomic drivers. **Science of The Total Environment**, 673, 367-377, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.04.080>.

LI, J.; GONG, J.; GULDMANN, J.-M.; YANG, J. Assessment of Urban Ecological Quality and Spatial Heterogeneity Based on Remote Sensing: A Case Study of the Rapid Urbanization of Wuhan City. **Remote Sensing**, 13, n° 21, 4440, 2021. <https://doi.org/10.3390/rs13214440>.

LI, S.; ABDELKAREEM, M.; AL-ARIFI, N. Mapping Groundwater Prospective Areas Using Remote Sensing and GIS-Based Data Driven Frequency Ratio Techniques and Detecting Land Cover Changes in the Yellow River Basin, China. **Land**, 12, n° 4, 771, 2023. <https://doi.org/10.3390/land12040771>.

LIU, D.; CLARKE, K. C.; CHEN, N. Integrating spatial nonstationarity into SLEUTH for urban growth modeling: A case study in the Wuhan metropolitan area. **Computers**,

Environment and Urban Systems, 84, n° 101545, 2020a. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101545>.

LIU, D.; CHEN, N.; ZHANG, X.; WANG, C.; DU, W. Annual large-scale urban land mapping based on Landsat time series in Google Earth Engine and OpenStreetMap data: A case study in the middle Yangtze River basin. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, 159, 337-351, 2020b. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.11.021>.

LIU, Z.; TAO, S.; SUN, Z.; CHEN, Y.; XU, J. Determination of Heavy Metals and Health Risk Assessment in Tap Water from Wuhan, China, a City with Multiple Drinking Water Sources. **Water**, 15, n° 21, 3709, 2023. <https://doi.org/10.3390/w15213709>.

LONG, Y.; LUO, S.; LIU, X.; LUO, T.; LIU, X. Research on the Dynamic Evolution of the Landscape Pattern in the Urban Fringe Area of Wuhan from 2000 to 2020. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, 11, n° 9, 483, 2022. <https://doi.org/10.3390/ijgi11090483>.

LONG, D.; DU, J.; XIN, Y. Assessing the nexus between natural resource consumption and urban sprawl: Empirical evidence from 288 cities in China. **Resources Policy**, 85, n° 103915, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2023.103915>.

LU, Y.; LIU, Y.; HUANG, D.; LIU, Y. Evolution Analysis of Ecological Networks Based on Spatial Distribution Data of Land Use Types Monitored by Remote Sensing in Wuhan Urban Agglomeration, China, from 2000 to 2020. **Remote Sensing**, 14, n° 11, 2618, 2022. <https://doi.org/10.3390/rs14112618>.

PENG, W.; JIN, C.; CHEN, X.; WANG, X. Assessing Urban Human Settlement Quality via Ecological Niche-Fitness: A Case Study of Wuhan Metropolitan Area. **Sustainability**, 17(21), 9578, 2025. <https://doi.org/10.3390/su17219578>.

SHEN, S.; SU, Q.; LEI, H.; YU, Z.; CHENG, P.; GU, W.; & ZHOU, B. A Web-Based National-Scale Coastal Tidal Flat Extraction System Using Multi-Algorithm Integration on AI Earth Platform. **Remote Sensing**, 17(16), 2911, 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17162911>.

TAN, R.; LIU, Y.; ZHOU, K.; JIAO, L.; TANG, W. A game-theory based agent-cellular model for use in urban growth simulation: A case study of the rapidly urbanizing Wuhan area of central China. **Computers, Environment and Urban Systems**, 49, p. 15-29, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2014.09.001>.

TENG, M.; ZHOU, Z.; WANG, P.; XIAO, W.; WU, C.; LORD E. Geotechnology-Based Modeling to Optimize Conservation of Forest Network in Urban Area. **Environmental Management**, 57, p. 601-619, 2016. <https://doi.org/10.1007/s00267-015-0642-6>.

TONG, L.; HU, S.; FRAZIER, A. E. Hierarchically measuring urban expansion in fast urbanizing regions using multi-dimensional metrics: A case of Wuhan metropolis, China. **Habitat International**, v. 94, n° 102070, 2019. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2019.102070>.

TONG, D.; TAN, F.; MA, B.; JIAO, Y.-Y.; WANG, J. A Suitability Evaluation Method of Urban Underground Space Based on Rough Set Theory and Conditional Entropy: A Case Study in Wuhan Changjiang New Town. **Applied Sciences**, 12(3), 1347, 2022. <https://doi.org/10.3390/app12031347>.

UNESCO (2025). Wuhan [Online resource] <https://www.unesco.org/en/creative-cities/wuhan> [accessed: 10/12/2025].

WANG, Q.; WANG, H. (2022) - Spatiotemporal dynamics and evolution relationships between land-use/land cover change and landscape pattern in response to rapid urban sprawl process: A case study in Wuhan, China. **Ecological Engineering**, 182, n° 106716. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2022.106716>.

WANG, X.; ZHAO, H.; ZHAO, G.; QU, X.; CAO, C.; QIAN, J.; FU, S.; WANG, T.; HAN, H. High-Resolution Crop Mapping and Suitability Assessment in China's Three Northeastern Provinces (2000–2023): Implications for Optimizing Crop Layout. **Agronomy**, 15(11), 2587, 2025. <https://doi.org/10.3390/agronomy15112587>.

WU, D.; ZHENG, L.; WANG, Y.; GONG, J.; LI, J.; CHEN, Q. Characteristics of urban expansion in megacities and its impact on water-related ecosystem services: A comparative study of Chengdu and Wuhan, China. **Ecological Indicators**, 158, n° 111322, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.111322>.

WU, T.; SHI, Y.; ZHOU, Y.; CHEN, Z. Evaluation of Metro Station Accessibility Based on Combined Weights and GRA-TOPSIS Method. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, 14, n° 11, 432, 2025. <https://doi.org/10.3390/ijgi14110432>.

XIAN, C.; JIN, M.; WANG, M. Evaluation of Correction Methods for ERA5 Shortwave Radiation Biases in China's Second-Step Topographic Region: A Case Study of Hubei Province. **Atmosphere**, 16, n°9, 1008, 2025. <https://doi.org/10.3390/atmos16091008>.

XIE, H.; WANG, T.; XIONG, Y.; ZHANG, X.; ZHANG, Y.; CHEN, G.; ZHANG, K.; WANG, Q. A Microwave–Optical Multi-Stage Synergistic Daily 30 m Soil Moisture Downscaling Framework. **Remote Sensing**, 17, n°22, 3677, 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17223677>.

XING, S.; YANG, S.; SUN, H.; WANG, Y. Spatiotemporal Changes of Terrestrial Carbon Storage in Rapidly Urbanizing Areas and Their Influencing Factors: A Case Study of Wuhan, China. **Land** 12, n° 12, p. 2134, 2023. <https://doi.org/10.3390/land12122134>.

XU, Y.; WANG, J.; ZHANG, W.; YANG, H.; LI, H. Spatiotemporal Impact of Metro on Land Use Types and Development Intensity. **Land**, 14, n° 12, 2390, 2025. <https://doi.org/10.3390/land14122390>.

YAN, K.; HU, Y.; WANG, L.; HUANG, X.; ZOU, R.; ZHAO, L.; YANG, F.; WEN, T. Research on Grassland Classification Method in Water Conservation Areas of the Qinghai-Tibet Plateau Based on Multi-Source Data Fusion. **Agriculture**, 15(23), 2503, 2025. <https://doi.org/10.3390/agriculture15232503>.

YUAN, Q.; ZHU, J. (2019) - Logistics sprawl in Chinese metropolises: Evidence from Wuhan. **Journal of Transport Geography**, 74, p. 242-252. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2018.11.019>.

ZHANG L.; ZHANG M.; WANG Q. Monitoring of subpixel impervious surface dynamics using seasonal time series Landsat 8 OLI imagery. **Ecological Indicators**, 154, n° 110772, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110772>.

ZHANG, F.; DONG, Y.; ZHANG, Q.; LUO, Y.; HAN, A. Quantifying Urban Ecosystem Services for Community-Level Planning: A Machine Learning Framework for Service Quality and Residents' Perceptions in Wuhan, China. **Urban Science**, 9(11), 449, 2025. <https://doi.org/10.3390/urbansci9110449>.

ZHENG, Z.; YU, Y.; YANG, X.; YUAN, X.; HOU, Z. A Novel Framework for Long-Term Forest Disturbance Monitoring: Synergizing the LandTrendr Algorithm with CNN in Northeast China. **Remote Sensing**, 17, n° 21, 3521, 2025. <https://doi.org/10.3390/rs17213521>.

ZENG, C.; LIU, Y.; STEIN, A.; JIAO, L. Characterization and spatial modeling of urban sprawl in the Wuhan Metropolitan Area, China. **International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation**, 34, p. 10-24, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.06.012>.

ZHOU, L.; CHEN, N.; CHEN, Z. A Cloud Computing-Enabled Spatio-Temporal Cyber-Physical Information Infrastructure for Efficient Soil Moisture Monitoring. **ISPRS International Journal of Geo-Information**, 5, n° 6, 81, 2016. <https://doi.org/10.3390/ijgi5060081>.

ZHOU, X.; WU, B.; LIU, Y.; ZHOU, Q.; CHENG, W. Synergistic effects of heat and carbon on sustainable urban development: Case study of the Wuhan Urban Agglomeration. **Journal of Cleaner Production**, 425, no 138971, 2023. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.138971>.

DIRECTEUR DE LA PUBLICATION

Cláudio Luiz Zanotelli

Universidade Federal do Espírito Santo

Vitória, Espírito Santo, Brésil

claudio.zanotelli@ufes.br

Article reçu le : 04/11/2025

Article approuvé le : 15/12/2025

Article publié le : 15/12/2025