International Journal of Progressive Sciences and Technologies (IJPSAT)
ISSN: 2509-0119.
© 2026 Scholar AI LLC.
https://ijpsat.org/
Vol. 59 No. 2 October 2026, pp. 819-825

Modélisation De L'urbanisation D'Antsirabe I Par Réseaux De Neurones Profonds

[1,1] RAVERONIRINA Harimbola Sahondra, [1,2]TOVONIRINA Mamiharizo Jackie, [1,3]RAKOTOSON Andriatiana Tolontsoa, [1,4]RAJAONARISON Eddie Franck

[1,2,3,4]Ecole Doctorale Ingénierie et Géosciences, Ecole Supérieure Polytechnique d'Antananarivo, Université Antananarivo

Auteur Correspondant : RAVERONIRINA Harimbola Sahondra

(cc) BY

Resume : Cette étude analyse la modélisation de l'urbanisation d'Antsirabe I à l'aide de réseaux de neurones profonds combinant un réseau convolutif (CNN) pour la classification de l'occupation du sol et un GAN conditionnel pour la simulation de scénarios d'expansion urbaine. Le CNN présente une convergence rapide : la perte d'entraînement diminue d'environ 0,76 à 0,07 et la perte de validation de 1,41 à 0,06 sur 15 époques, tandis que la précision de validation atteint près de 99 %. La classification spatiale obtenue affiche une accuracy globale de 0,991 sur 272 916 observations, avec des rappels de 99,76 % pour le bâti, 96,78 % pour les routes, 100 % pour l'eau et 99,65 % pour la végétation. Le GAN conditionnel montre une diminution de la perte du générateur de 23,8 à 14,9 et de celle du discriminateur de 0,53 à environ 0,01–0,02, traduisant toutefois un déséquilibre adversarial. Les simulations produisent 258,1 ha, 318,4 ha et 381,2 ha de nouvelles surfaces pour les scénarios conservateur, équilibré et expansif. Ces résultats confirment l'intérêt du deep learning pour la cartographie et la prospective urbaine.
Mots-clés : urbanisation ; deep learning ; CNN ; GAN conditionnel ; Antsirabe I.
Abstract: This study investigates the modeling of urbanization in Antsirabe I using deep neural networks, combining a Convolutional Neural Network (CNN) for land-use and land-cover classification with a conditional Generative Adversarial Network (cGAN) for simulating urban expansion scenarios. The CNN exhibits rapid convergence: the training loss decreases from approximately 0.76 to 0.07, while the validation loss decreases from 1.41 to 0.06 over 15 epochs, with validation accuracy reaching nearly 99%. The resulting spatial classification achieves an overall accuracy of 0.991 across 272,916 observations, with recall values of 99.76% for built-up areas, 96.78% for roads, 100% for water bodies, and 99.65% for vegetation. The conditional GAN shows a decrease in generator loss from 23.8 to 14.9 and in discriminator loss from 0.53 to approximately 0.01–0.02, although this pattern indicates an adversarial imbalance. The simulations generate 258.1 ha, 318.4 ha, and 381.2 ha of new urbanized areas under the conservative, balanced, and expansive scenarios, respectively. These findings confirm the potential of deep learning for urban mapping and forward-looking urban development modeling.

Keywords: urbanization; deep learning; CNN; conditional GAN; Antsirabe I.

1. INTRODUCTION

L'urbanisation rapide constitue aujourd'hui l'un des principaux défis de la planification territoriale, en particulier dans les villes intermédiaires des pays en développement où l'extension du bâti peut progresser plus rapidement que les capacités de gestion, d'équipement et de contrôle foncier. L'identification précise des formes d'occupation du sol et l'anticipation des trajectoires d'expansion urbaine deviennent ainsi essentielles pour limiter l'étalement désordonné, préserver les espaces sensibles et orienter les investissements vers les secteurs les plus appropriés. Les données géospatiales et la télédétection offrent désormais des possibilités importantes pour observer ces transformations à différentes échelles [1]. Ces dernières années, l'apprentissage

profond a profondément renouvelé les méthodes de classification et de modélisation spatiale. Les réseaux de neurones convolutifs, ou CNN, sont particulièrement performants pour extraire automatiquement les caractéristiques spatiales et spectrales des images et reconnaître des structures complexes telles que les bâtiments, les routes, les surfaces en eau ou la végétation [2]. Contrairement aux approches traditionnelles fondées sur des variables définies manuellement, les CNN apprennent directement des représentations hiérarchiques à partir des données, ce qui améliore généralement la précision des classifications d'occupation du sol [3]. Leur utilisation s'est ainsi largement développée en télédétection urbaine et en cartographie automatisée. Parallèlement, les réseaux antagonistes génératifs, ou GAN, offrent une approche complémentaire pour la simulation de configurations spatiales futures. Introduits initialement comme une architecture opposant un générateur à un discriminateur, ils permettent de produire de nouvelles données reproduisant les caractéristiques d'une distribution d'apprentissage [4]. Leur variante conditionnelle permet d'intégrer des informations contextuelles et d'orienter la génération vers des scénarios spécifiques [5]. Dans le domaine urbain, cette capacité présente un intérêt particulier pour simuler plusieurs trajectoires d'expansion et explorer les conséquences spatiales de scénarios plus ou moins intensifs. Dans le cas d'Antsirabe I, la croissance du tissu urbain, la concentration du bâti autour du noyau central et l'extension progressive vers les périphéries nécessitent des outils capables à la fois de caractériser précisément l'occupation actuelle du sol et d'explorer des configurations futures plausibles. La présente étude propose donc une approche fondée sur l'apprentissage profond combinant un CNN pour la classification spatiale de l'occupation du sol et un GAN conditionnel pour la simulation de scénarios d'expansion urbaine. L'objectif est d'évaluer les performances du CNN à travers la convergence de l'apprentissage et la matrice de confusion, d'analyser la stabilité du GAN à partir des pertes du générateur et du discriminateur, puis de comparer trois scénarios d'évolution — conservateur, équilibré et expansif — afin de fournir une base quantitative et spatiale susceptible d'appuyer la réflexion prospective sur l'urbanisation d'Antsirabe I.

2. MATÉRIELS ET MÉTHODES

2.1 Matériels utilisés

Les analyses ont été réalisées à partir de données géospatiales décrivant le bâti, les routes, l'hydrographie, la végétation et les autres occupations du sol d'Antsirabe I, issues principalement d'OpenStreetMap et des couches SIG disponibles pour le territoire [6]. Le traitement, la préparation et la manipulation des données spatiales ont été effectués sous Python avec GeoPandas et NumPy [7,8]. Les architectures de réseaux de neurones profonds, notamment le CNN pour la classification de l'occupation du sol et le GAN conditionnel pour la génération de scénarios d'expansion urbaine, ont été implémentées à l'aide de TensorFlow/Keras [9]. Les courbes d'apprentissage, matrices de confusion, cartes de classification et graphiques comparatifs des scénarios ont été produits avec Matplotlib [10].

2.2 Méthodes adoptés

Les données géospatiales ont d'abord été harmonisées et organisées sur une grille commune afin de constituer les variables d'entrée du modèle. Le réseau de neurones convolutif (CNN) a ensuite été entraîné pour distinguer cinq classes d'occupation du sol : autre/sol, bâti, route, eau et végétation, selon le principe d'apprentissage hiérarchique des caractéristiques spatiales [11]. La convergence du modèle a été contrôlée à partir des pertes d'entraînement et de validation, puis ses performances ont été évaluées par l'accuracy globale et la matrice de confusion [12]. Un GAN conditionnel a ensuite été entraîné selon un apprentissage adversarial opposant un générateur et un discriminateur [13], les conditions imposées permettant de produire plusieurs configurations spatiales d'urbanisation [14]. Trois scénarios, conservateur, équilibré et expansif, ont finalement été simulés, puis comparés à partir des superficies nouvelles générées afin d'évaluer quantitativement l'intensité potentielle de l'expansion urbaine.

International Journal of Progressive Sciences and Technologies (IJPSAT)
ISSN: 2509-0119.
© 2026 Scholar AI LLC.
https://ijpsat.org/
Vol. 59 No. 2 October 2026, pp. 819-825

3. RESULTATS ET DISCUSSIONS

3.1 Convergence et performance d'apprentissage du CNN

La Figure 1 suivante présente l'évolution de la fonction de perte sur les ensembles d'entraînement et de validation ainsi que la précision de validation du réseau de neurones convolutif (CNN) au cours de 15 époques. Elle permet d'évaluer la convergence du modèle, sa stabilité et sa capacité de généralisation.

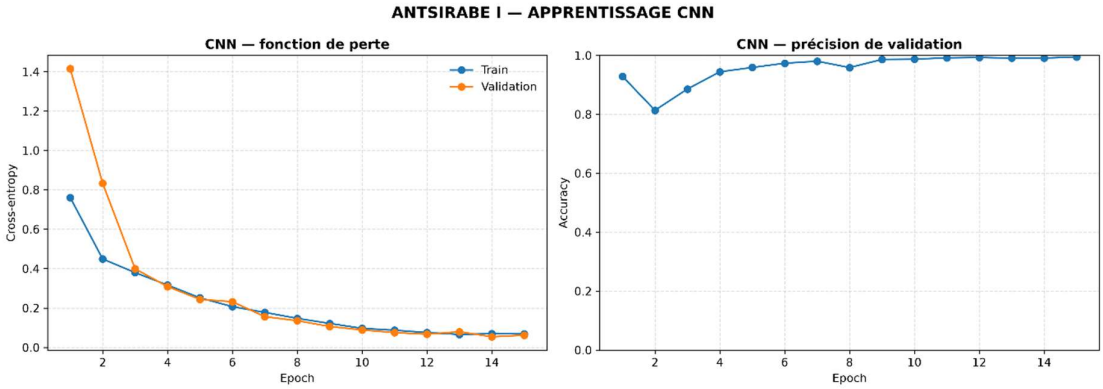


Figure 1: Convergence et performance d'apprentissage du CNN

Interprétation

La perte d'entraînement diminue régulièrement d'environ 0,76 à 0,07, tandis que la perte de validation passe de 1,41 à environ 0,06. Dès la 3e–4e époque, les deux courbes deviennent très proches, avec des pertes voisines de 0,30–0,40, puis restent inférieures à 0,10 à partir d'environ la 10e époque. Cette convergence, sans divergence persistante entre entraînement et validation, ne montre pas de signe marqué de surapprentissage. Parallèlement, la précision de validation, après une baisse initiale de 0,93 à 0,81 entre les deux premières époques, augmente rapidement pour dépasser 0,95 dès la 5e époque et atteindre environ 0,99 à la 15e époque. Ces résultats indiquent une convergence rapide et stable du CNN, avec une précision finale proche de 99 % et une faible erreur de validation.

3.2 Performance du CNN pour la classification de l'occupation du sol

La Figure 2 ci-après présente la segmentation spatiale de l'occupation du sol d'Antsirabe I obtenue par réseau de neurones convolutif (CNN) ainsi que la matrice de confusion utilisée pour évaluer la qualité de la classification. Cinq classes ont été distinguées : autre/sol, bâti, route, eau et végétation.

International Journal of Progressive Sciences and Technologies (IJPSAT)
ISSN: 2509-0119.
© 2026 Scholar AI LLC.
https://ijpsat.org/
Vol. 59 No. 2 October 2026, pp. 819-825

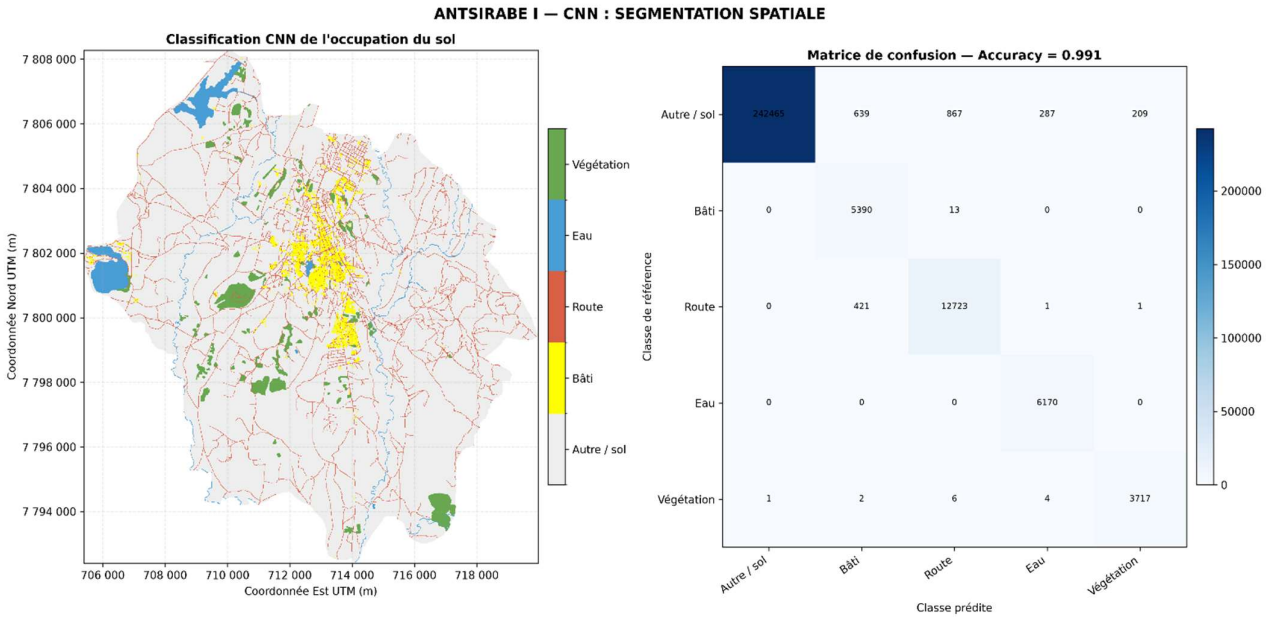


Figure 2: Performance du CNN pour la classification de l'occupation du sol

Interprétation

Le modèle atteint une accuracy globale de 0,991, soit environ 99,1 % de classifications correctes sur 272 916 observations. La classe « autre/sol » est correctement identifiée dans 242 465 cas, avec un rappel d'environ 99,18 %. Le bâti est correctement classé dans 5 390 cas sur 5 403, soit un rappel de 99,76 %, tandis que les routes présentent 12 723 classifications correctes sur 13 146, correspondant à environ 96,78 %. La classe eau est parfaitement reconnue sur l'échantillon de référence, avec 6 170 cas correctement classés sur 6 170, soit un rappel de 100 %. La végétation atteint également une performance très élevée, avec 3 717 cas correctement identifiés sur 3 730, soit 99,65 %. Les principales confusions concernent surtout les routes et le bâti, avec 421 pixels routiers classés comme bâti et 639 pixels d'autre/sol classés comme bâti. Dans l'ensemble, ces résultats indiquent une segmentation spatiale très précise et cohérente du territoire par le CNN.

3.3 Dynamique d'apprentissage du GAN conditionnel

La Figure 3 ci-après présente l'évolution des fonctions de perte du générateur et du discriminateur du GAN conditionnel au cours de 12 époques. Elle permet d'apprécier la dynamique d'apprentissage des deux composantes adversariales et d'évaluer leur équilibre au cours de l'entraînement.

International Journal of Progressive Sciences and Technologies (IJPSAT)
ISSN: 2509-0119.
© 2026 Scholar AI LLC.
https://ijpsat.org/
Vol. 59 No. 2 October 2026, pp. 819-825

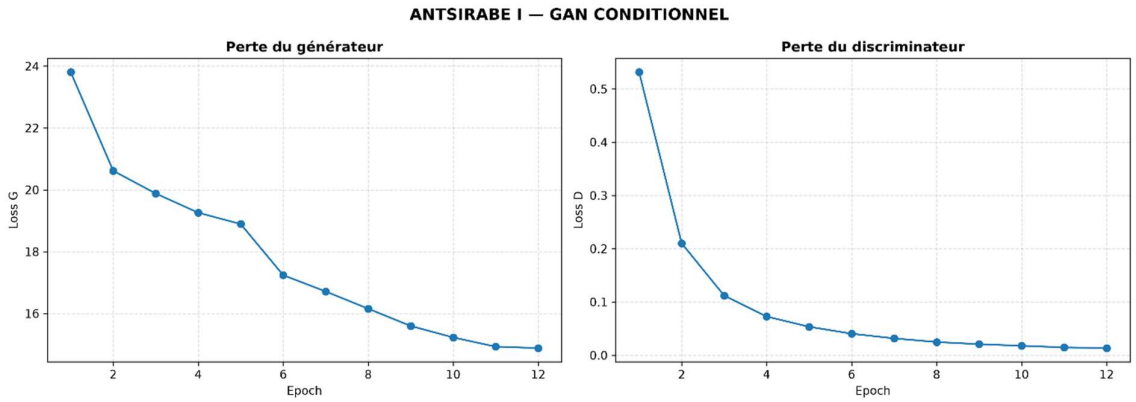


Figure 3: Dynamique d'apprentissage du GAN conditionnel

Interprétation

La perte du générateur diminue progressivement d'environ 23,8 à 14,9, soit une réduction proche de 37 %, avec une baisse plus marquée durant les premières époques puis une stabilisation relative après la 10e époque autour de 15. Parallèlement, la perte du discriminateur chute rapidement de 0,53 à environ 0,21 dès la 2e époque, puis atteint environ 0,11 à la 3e et seulement 0,01–0,02 à la fin de l'apprentissage. Cette évolution montre que le discriminateur apprend beaucoup plus rapidement que le générateur et devient progressivement très performant pour distinguer les données réelles des données générées. Toutefois, la persistance d'une perte élevée du générateur autour de 14,9, associée à une perte du discriminateur presque nulle, suggère un déséquilibre adversarial en faveur du discriminateur plutôt qu'une convergence parfaitement équilibrée du GAN. Un ajustement des taux d'apprentissage ou de la fréquence d'entraînement des deux réseaux pourrait donc être envisagé pour améliorer la stabilité du modèle.

3.4 Comparaison des scénarios d'expansion urbaine simulés par GAN

La Figure 4 suivante compare les surfaces nouvellement simulées par le GAN conditionnel selon trois scénarios d'évolution urbaine : conservateur, équilibré et expansif. Elle permet de quantifier l'effet des hypothèses de développement sur l'ampleur potentielle de l'extension urbaine à Antsirabe I.

International Journal of Progressive Sciences and Technologies (IJPSAT)
ISSN: 2509-0119.
© 2026 Scholar AI LLC.
https://ijpsat.org/
Vol. 59 No. 2 October 2026, pp. 819-825

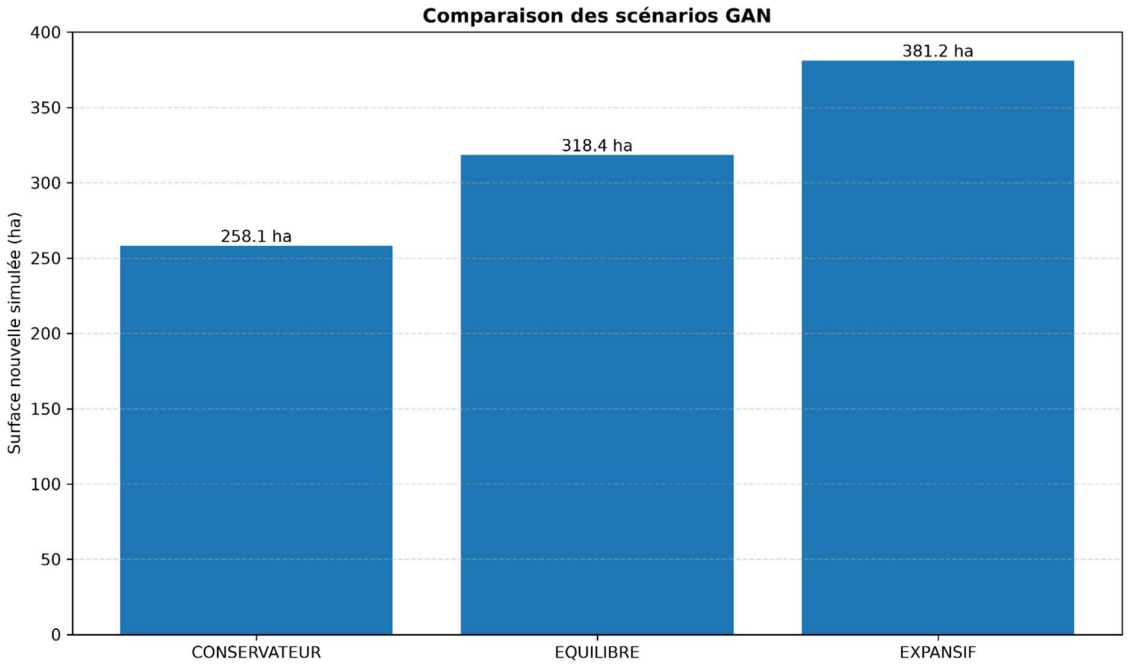


Figure 4 : Comparaison des scénarios d'expansion urbaine simulés par GAN

Interprétation

Le scénario conservateur génère la plus faible extension, avec 258,1 ha de nouvelles surfaces simulées. Le scénario équilibré atteint 318,4 ha, soit une augmentation de 60,3 ha (+23,4 %) par rapport au scénario conservateur. Le scénario expansif produit la valeur maximale avec 381,2 ha, correspondant à 62,8 ha (+19,7 %) supplémentaires par rapport au scénario équilibré et à 123,1 ha (+47,7 %) de plus que le scénario conservateur. Ces résultats mettent en évidence une progression cohérente de l'emprise simulée avec l'intensité des hypothèses d'urbanisation. Le scénario équilibré constitue ainsi une situation intermédiaire entre maîtrise de l'expansion et disponibilité de nouvelles surfaces, tandis que le scénario expansif traduit une pression d'urbanisation nettement plus importante.

4. DISCUSSION

Les résultats montrent que l'approche fondée sur les réseaux de neurones profonds fournit des performances élevées pour la modélisation de l'urbanisation d'Antsirabe I. Le CNN atteint une accuracy globale de 99,1 %, avec des rappels de 99,76 % pour le bâti, 96,78 % pour les routes, 100 % pour l'eau et 99,65 % pour la végétation, ce qui traduit une très bonne capacité de discrimination des principales classes d'occupation du sol. La convergence des pertes d'entraînement et de validation vers environ 0,07 et 0,06, associée à une précision de validation proche de 99 %, confirme la stabilité du modèle et l'absence de surapprentissage marqué. Le GAN conditionnel présente également une progression d'apprentissage, avec une diminution de la perte du générateur de 23,8 à 14,9 et de celle du discriminateur de 0,53 à environ 0,01–0,02. Cette évolution traduit toutefois un déséquilibre en faveur du discriminateur, qui apprend plus rapidement que le générateur. Malgré cette limite, les scénarios simulés restent cohérents et différenciés, avec 258,1 ha pour le scénario conservateur, 318,4 ha pour le scénario équilibré et 381,2 ha pour le scénario expansif. L'écart de 123,1 ha entre les deux scénarios extrêmes montre que les hypothèses de croissance influencent fortement l'emprise urbaine future. Dans l'ensemble, le CNN apparaît très fiable pour la cartographie actuelle, tandis que le GAN constitue un outil pertinent de simulation prospective, sous réserve d'un meilleur équilibrage de son apprentissage.

5. CONCLUSION

Cette étude met en évidence la pertinence des réseaux de neurones profonds pour analyser et simuler l'urbanisation d'Antsirabe I. Le CNN a montré une très forte capacité de classification, avec une accuracy globale de 99,1 % et des rappels supérieurs à 96,7 % pour les principales classes d'occupation du sol. Le GAN conditionnel a permis de générer trois scénarios d'expansion distincts, estimés à 258,1 ha pour le scénario conservateur, 318,4 ha pour le scénario équilibré et 381,2 ha pour le scénario expansif. L'écart de 123,1 ha entre les scénarios extrêmes souligne l'influence importante des hypothèses de croissance sur l'emprise urbaine future. Malgré un déséquilibre d'apprentissage entre le générateur et le discriminateur, les simulations obtenues restent exploitables pour une lecture prospective. L'approche combinant CNN et GAN offre ainsi un cadre robuste pour cartographier l'occupation actuelle du sol et explorer différents futurs possibles, tout en nécessitant une validation complémentaire par des données réelles d'évolution urbaine avant toute utilisation opérationnelle en planification.

RÉFÉRENCE

[1] Weng Q. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: requirements, methods, and trends. Remote Sensing of Environment. 2012;117:34–49.

[2] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature. 2015;521:436–444.

[3] Zhu XX, Tuia D, Mou L, Xia GS, Zhang L, Xu F, Fraundorfer F. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine. 2017;5(4):8–36.

[4] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets. Advances in Neural Information Processing Systems. 2014;27:2672–2680.

[5] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint. 2014;arXiv:1411.1784.

[6] Haklay M, Weber P. OpenStreetMap: User-Generated Street Maps. IEEE Pervasive Computing. 2008;7(4):12–18. doi:10.1109/MPRV.2008.80.

[7] Jordahl K, Van den Bossche J, Fleischmann M, et al. GeoPandas: Python tools for geographic data. Zenodo; 2020. doi:10.5281/zenodo.3946761.

[8] Harris CR, Millman KJ, van der Walt SJ, et al. Array programming with NumPy. Nature. 2020;585:357–362. doi:10.1038/s41586-020-2649-2.

[9] Abadi M, Barham P, Chen J, et al. TensorFlow: A system for large-scale machine learning. Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation. 2016:265–283.

[10] Hunter JD. Matplotlib: A 2D Graphics Environment. Computing in Science & Engineering. 200

[11] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. Nature. 2015;521:436–444. doi:10.1038/nature14539.

[12] Sokolova M, Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. Information Processing & Management. 2009;45(4):427–437. doi:10.1016/j.ipm.2009.03.002.

[13] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets. Advances in Neural Information Processing Systems. 2014;27:2672–2680.

[14] Mirza M, Osindero S. Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint. 2014;arXiv:1411.1784.