

Classification automatique d'emprises au sol de maisons dites « andalouses » à l'aide de modèle de Machine Learning

Automatic classification of the footprints of so-called "Andalusian" houses using Machine Learning models

Afef Ben Zid^{1,**}, Asma Najjar² et Imen Hamrouni³

¹ Etudiante, Institut Supérieur des Technologies de l'Information et de Communication Borj Cédria, Université de Carthage, Tunisie

² Maître Assistante, Département informatique, Institut Supérieur des Technologies de l'Information et de Communication Borj Cédria, Université de Carthage, Tunisie

³ Enseignante, Département informatique, Institut Supérieur des Technologies de l'Information et de Communication Borj Cédria, Université de Carthage, Tunisie

Résumé. L'apprentissage automatique (ML) est une branche de l'IA qui utilise des données et des algorithmes pour imiter l'apprentissage humain. Intégrant l'informatique, la robotique et les sciences cognitives, il offre des applications transformatrices dans divers domaines. En architecture du patrimoine, le ML analyse les motifs, les styles et les matériaux pour aider à la préservation. Cet Article présente un modèle de classification basé sur le ML pour l'architecture andalouse en Tunisie et en Espagne, comparant des maisons construites par les Morisques expulsés d'Espagne en 1609 à celles de l'Espagne musulmane médiévale. L'objectif est d'identifier les caractéristiques architecturales distinctives. Les données ont été générées à l'aide d'un algorithme DCGAN, et des modèles ML ont atteint des taux de succès de 87,55% avec k-NN et 84,21% avec SVM. Le modèle montre un potentiel pour des applications plus larges en architecture.

Mots clés. Machine Learning, architecture patrimoniale, classification d'images d'emprise au sol, segmentation, GANs.

Abstract. Machine Learning (ML) is a branch of AI that uses data and algorithms to mimic human learning. It integrates computer science,

**Auteur correspondant: afef.bzid@gmail.com

robotics, and cognitive science, offering transformative applications across various fields. In heritage architecture, ML analyses patterns, styles, and materials to aid preservation. This paper presents a novel ML-based classification model for Andalusian architecture in Tunisia and Spain, comparing houses built by Moriscos expelled from Spain in 1609 with those from medieval Muslim Spain. The objective is to identify distinctive architectural features. Data was generated using a DCGAN algorithm, and ML models, achieving success rates of 8.55% with k-NN and 84.21% with SVM. The model shows potential for broader applications in building architecture.

Keywords. Machine learning, heritage architecture, ground plan image classification, segmentation, GANs.

1 Introduction

L'architecture des bâtiments fait référence à la conception, à la planification et à la construction de structures physiques, qu'il s'agisse de résidences, de bureaux, d'institutions publiques, de monuments ou d'autres types de constructions. Cette discipline englobe divers aspects, tels que l'esthétique, la fonctionnalité, la durabilité, la sécurité et l'efficacité énergétique. Elle évolue au fil du temps, en réponse aux tendances culturelles, aux avancées technologiques et aux préoccupations environnementales, comme elle peut varier considérablement en fonction des styles, des époques et des régions du monde.

L'architecture n'a pas échappé aux portées des développements dans le domaine des technologies de l'information. Les applications de l'intelligence artificielle (IA) sont rencontrées dans de nombreux domaines, tels que l'estimation des prix, les systèmes de sécurité des bâtiments, l'efficacité en matière d'économie d'énergie, les systèmes de ventilation, les solutions de conception interactives orientées vers l'utilisateur, les programmes assistés par ordinateur utilisés dans la phase de production des plans et le processus de conception [1, 2].

Ainsi, en architecture, l'intelligence artificielle permet aux architectes de concevoir et aux ingénieurs de calculer, de planifier et de construire des structures plus efficacement. Ils peuvent, alors, optimiser les conceptions en termes de durabilité et de rentabilité et proposer de nouvelles solutions spatiales et techniques innovantes.

Dans le cadre de l'évaluation du risque sismique par exemple, la classification basée sur des algorithmes de l'IA a été utilisée pour classer les parcs immobiliers en fonction de leurs caractéristiques structurelles. Une étude de F. Ghione et al. [2] a utilisé l'IA pour classer les types de bâtiments dans les zones urbaines d'Oslo, en Norvège, à partir de bases de données d'images accessibles au public et de données démographiques ; méthode qui a permis d'obtenir un score de précision de 89% pour les bâtiments en bois, mais seulement 35% pour les bâtiments en béton armé d'acier [3].

De ce fait, la classification automatique d'images de bâtiments, permet non seulement de réduire les coûts et le temps associés aux travaux traditionnels sur le terrain et aux enquêtes sur place, mais aussi d'améliorer la fiabilité de l'évaluation des risques en fournissant un inventaire plus précis et détaillé des parcs immobiliers.

Le machine Learning (ML) ou l'apprentissage automatique, est un type d'intelligence artificielle qui utilise un ensemble de données pour prédire le résultat avec un certain pourcentage de précision. Dans ce qui suit, on utilise le ML pour la classification d'images d'emprises au sol de bâtiments « building footprint ». Ces images ont été objet de l'étude morphologique de la maison « andalouse » de H. Badrani et B. Duprat [4, 5]. Une étude qui a porté sur la comparaison de deux corpus de maisons : des maisons provenant de sites dits « andalous » en Tunisie ainsi que des maisons repérées par des archéologues sur des sites abandonnés de l'Espagne musulmane (A. Bazzaba [6], J. Navarro-Palazon [7], et M.-C Delaigue [8]). En effet, les rapports entre la Tunisie et l'Espagne remontent à l'Antiquité, et la culture hispano-andalouse a exercé une influence considérable sur la Tunisie. Les Morisques, des musulmans expulsés d'Espagne en 1609, ont choisi la Tunisie comme refuge, et leur influence se fait sentir dans de nombreux domaines, notamment l'agriculture, l'artisanat, la cuisine, la langue, l'architecture et la culture en général.

À travers cette étude, nous démontrons comment la méthode de classification d'images appliquée aux emprises au sol des bâtiments permet de révéler les influences architecturales andalouses

La méthode proposée a atteint un taux de précision de classification d'images (du corpus d'étude) de 87.55% avec k-NN et 84.21% avec SVM. Dans la suite de cet article, nous expliquons l'usage de la méthode générative DCGAN pour la classification automatique des images d'emprises de maisons.

1 Etat de l'art

Nombreux sont les écrits qui évoquent les différentes immigrations andalouses et leurs installations en Tunisie. Ils portent, notamment, sur les différentes étapes marquant l'installation morisque en Tunisie, et fournissent des études historiques, ethnographiques et archéologiques [9, 10, 11, 12, 13]. Nous en retenons qu'à partir du début du VIII^e siècle et durant environ huit siècles, la Méditerranée a connu une longue guerre religieuse, politique et économique ; il s'agissait des conflits, qui ont eu lieu en Espagne, entre musulmans et chrétiens, à partir de la conquête musulmane de l'Hispania wisigothique en 711 [14].

1.1 Histoire, installation et production architecturale andalou-morisque

Les faits historiques montrent que, dans un premier temps, les musulmans ont pu occuper une majeure partie de la péninsule ibérique en y apportant une civilisation brillante ; ces musulmans de l'Espagne Orientale, Al-Andalus, sont alors nommés andalous. Cependant, peu de temps après la conquête musulmane, à partir du début du XIII^e siècle, ces andalous commencent à se déplacer vers l'autre rive de la Méditerranée pour s'installer en Tunisie, fuyant les troubles à la Péninsule Ibérique. En effet, les chrétiens amorcent lentement la Reconquista caractérisée par la succession de différents événements, dont : la prise de Castille (en 1212) et la chute de Grenade (en 1492), menant à la chasse définitive des musulmans de la terre espagnole et intensifiant l'immigration en Tunisie ; le phénomène continue sans cesse jusqu'au début du XVII^e siècle, période de la dernière expulsion, suite au décret de Valence en 1609. Cette expulsion a lieu après plus d'un siècle d'instabilité due au transfert du pouvoir entre les Hafsides et les Ottomans.

La Tunisie connaît, alors, l'arrivée massive des derniers musulmans d'Espagne : les Morisques. Il s'agit, dit-on, d'un choix politique et stratégique. Les nouveaux venus sont désignés par les écrits comme : Musulman d'Espagne, Maures, Sarrasins, Grenadin,

Tagarins, et plus généralement comme Andalous. Ce dernier vocable (andalou) correspond à une identification ethnique (et géographique) des musulmans originaires d'Al-Andalus (l'Espagne musulmane) ; c'est donc un facteur d'identité des Morisques les distinguant des autres Musulmans du Maghreb et d'Orient. L'appellation « andalou » est attribuée jusqu'à nos jours et elle est la plus utilisée en Tunisie. Elle constitue une sorte de titre à l'héritage du patrimoine islamique de la Péninsule, et elle est très appréciée dans le monde musulman, spécialement au Maghreb. En Tunisie, comme ailleurs, on nomme « Andalous », les « Morisques » qui sont des Musulmans (ou des juifs – la confusion existe), qui viennent de différentes régions de l'Espagne reconquise : Tarragone, Almeria, Grenade, Valence, Andalousie, Murcie, Aragon, Catalogne, Castille, Alicante, la Manche et Estrémadure [14].

Les Andalous-morisques ont contribué, sans doute, au développement économique, social et culturel du pays d'accueil. Ils ont participé, activement, à la croissance urbaine des villes tunisiennes et en ont créé d'autres. Ils ont construit leurs propres maisons et leurs propres villes, comme c'était le cas à : Zaghouan, Soliman (à Nabeul), El-Alia et Ras Jbal (à Bizerte), le quartier des andalous à la Médina de Tunis [15], Tebourba, Tébourouk et Testour (à Béja), qui est une ville « typiquement andalouse » [13].

1.2. Production de la forme bâtie et conception de la maison andalous-morisque

Les recherches historiques et archéologiques fournissent divers types d'informations sur la maison andalous-morisque en Tunisie. Ces informations sont relatives aux matériaux utilisés dans l'architecture et le décor, au type d'habitation, à l'existence de quartiers résidentiels privilégiés, et à quelques noms de « concepteurs » andalous cités surtout dans le cadre de construction ou de restauration de monuments religieux de la Médina de Tunis.

Il est important de noter la multiplicité terminologique avec laquelle des historiens, archéologues et chroniqueurs tunisiens et espagnols, désignaient la maison (dar, demeure) et le personnage qui se chargeait de la conception (« architecte » potentiel) de la maison « andalous-morisque », depuis plus de quatre siècles. Il s'agit dans la plupart des cas du constructeur : « amin al-bina » (chef de la corporation des constructeurs) ou de « mâallem el-bina » (maître-maçon). Les écrits attribuent un rôle symbolique à ce personnage, de par son savoir-faire et sa capacité à trouver des résolutions à des problèmes de natures diverses (règles urbaines en vigueur, contraintes du terrain, besoins de la famille, solutions techniques, *etc.*) et ses contacts avec les décideurs à l'échelle locale ou régionale. Concernant la maison andalous-morisque, les approches urbaines et architecturales mettent l'accent sur l'origine et l'évolution de la forme bâtie, l'organisation de l'espace domestique et la culture architecturale dans les sites ci-haut identifiés.

1.3 Constitution de la base de données

Notre base de données repose sur le corpus d'étude construit par H. Badrani et B. Duprat [2], comprenant 285 maisons, réparties entre deux sous-corpus : un corpus (tunisien) comportant 165 maisons, représentant les quatre régions suivantes du nord tunisien : Nord-est et Cap-Bon : Zaghouan et Soliman ; les environs de Bizerte : Al-Alia et Ras-Jebal ; les environs de la Medjerda : Testour et Tebourouk ; et les environs de la capitale : Tebourba et la médina de Tunis.

Le second corpus est formé par 120 maisons du sud-est espagnol situées dans les régions suivantes : L'Andalousie, Murcie, Valence et Castille-La Manche (Tolède).

Les maisons de l'actuelle Andalousie sont situées à : Grenade (la Casaba de l'Alhambra, Capileira, Guajarès et Atalbeitar), Malaga (la Casaba de Malaga), Alméria (Bayyana-Pechina et Senès) et Cordoue (l'Alcazar – Medina al-Zahrà). Valence est représentée par trois sous-régions : Catellon De La Plana (Mont marinnet, Miravet, Mont Mollet, Uxo, et Salando-Benikacem), Alicante (Vall de Gallinera, Vall d'Ebo et Vall d'Alcalà) et Bofilla-Torre [2].

2 Méthode adoptée

Le modèle proposé consiste à préparer l'ensemble de données en premier lieu, pour en extraire, par la suite, les caractéristiques permettant la classification en 2 pays : Tunisie/Espagne puis en 12 sites détaillés dans le tableau 1.

2.1 Préparation et augmentation de données

La préparation et l'augmentation des données sont deux étapes cruciales dans le développement de modèles de ML, permettant d'améliorer la qualité et diversité des données pour obtenir des résultats robustes et fiables.

2.1.1 Les données

Les données sont des images d'emprises de sols de maisons examinées dans l'étude de H. Badrani [2]. Ces images ont été triées par site comme suit :

Table 1. Répartitions d'images d'emprises de sols de maisons par sites.

Pays	Sites	Nombre d'images disponibles
Tunisie	El-Alya	18
	Ras Jbal	15
	Sliman	26
	Tebourba	16
	Teboursouk	17
	Testour	16
	Tunis	24
	Zaghouan	33
Espagne	Andalousie	68
	Murcie Siyasa	20
	Toledo	4
	Valence	28
Total	12	285

Cette collection d'images étiquetées et associées à la classe correspondante sera utilisée pour entraîner un modèle de ML pour qu'il soit capable de classer de nouvelles images en fonction des classes définies. Cependant, le nombre d'images dans certaines classes s'avère insuffisant pour l'entraînement d'un modèle de ML. D'où le recours à l'augmentation de données.

2.1.2 Augmentation de données

La génération d'images est d'une grande importance pour la planification et le suivi urbains, l'analyse de l'utilisation des terres et gestion des catastrophes [3]. L'augmentation des données s'impose comme une technique indispensable pour optimiser les performances des modèles d'apprentissage automatique, en particulier lorsque les jeux de données initiaux sont restreints en taille ou en variété. Cette technique vise à pallier les limitations des ensembles de données d'origine en générant artificiellement de nouvelles données à partir des données existantes, ce qui permet d'accroître significativement la taille du jeu de données initial. Outre l'augmentation de la taille du jeu de données, l'augmentation des données permet de corriger les problèmes de déséquilibre des classes, renforçant ainsi la robustesse et la généralisation du modèle face à une plus grande diversité de données. En effet, l'augmentation des données permet de générer des variations réalistes des données existantes, exposant ainsi le modèle à un éventail plus large de cas de figure, ce qui le rend plus performant et moins susceptible de se sur-adapter aux données d'apprentissage.

Dans cet article, nous proposons l'utilisation de réseaux antagonistes génératifs (GAN : Generative Adversarial Networks) comme méthode d'augmentation des données d'origine. Les GANs, basés sur des réseaux de neurones convolutifs, s'avèrent particulièrement puissants pour générer des images réalistes et de haute qualité, enrichissant ainsi considérablement l'ensemble de données initial [16].

La méthode générative DCGAN (Deep Convolutional Generative Adversarial Network) est une application des GANs introduite en 2016 qui a démontré des capacités d'apprentissage non supervisé et des propriétés arithmétiques vectorielles intéressantes [17].

En fait, les GANs peuvent générer des images réalistes en apprenant à partir d'un ensemble de données existant. Un générateur de type DCGAN consiste en deux réseaux antagonistes : le premier, un générateur, capable de générer des images qui ressemblent suffisamment aux vraies images, le deuxième, un discriminateur capable de distinguer correctement les vraies et les fausses images au cours de la dernière itération [17, 18].

Afin de préserver les caractéristiques uniques de chaque site, des GANs individuels ont été entraînés sur les ensembles de données d'images spécifiques à chaque site. Les nouvelles images générées par ces GANs ont ensuite été intégrées à l'ensemble de données d'origine, enrichissant ainsi sa diversité et sa représentativité.

Le processus de génération d'images a nécessité 5000 itérations par site. Pour évaluer la qualité des images générées, nous avons utilisé le rapport signal sur bruit de crête (PSNR : Peak Signal Noise Ratio), une mesure qui compare la différence entre l'image générée et une image de référence haute résolution [19]. Plus la valeur PSNR est élevée, meilleure est la qualité de l'image générée comme le montre la Figure 1.



Fig. 1. Exemples d'images générées avec différents PSNR à partir des images d'origine du site Zaghouan

L'objectif était de sélectionner les images de meilleure qualité pour chaque site, en conservant un nombre cible de 100 images par site. En raison du nombre initial d'images

insuffisant pour certains sites, le nombre d'images générées de bonne qualité a été inférieur à l'objectif de 100.

Table 2. Récapitulatif du nombre d'images après augmentation.

Pays	Sites	Nombre d'images générées retenues	Total
Tunisie	El-Alya	82	100
	Ras Jbal	85	100
	Sliman	74	100
	Tebourba	84	100
	Teboursouk	83	100
	Testour	84	100
	Tunis	76	100
	Zaghouan	67	100
Espagne	Andalousie	32	100
	Murcie Siyasa	10	30
	Toledo	11	15
	Valence	72	100
Total	12	760	1045

Pour les sites de Toledo et Murcie-Siyasa, nous avons retenu respectivement 11 et 10 images, en assouplissant légèrement le critère de qualité minimal ($PSNR \geq 6.1$) pour ces sites. Ce compromis était nécessaire pour garantir une représentation minimale des sites en question, malgré la difficulté à générer un grand nombre d'images de haute qualité. Les images sélectionnées présentent un PSNR supérieur ou égal à 6.15, confirmant leur qualité visuelle satisfaisante. La sélection des images s'appuie sur une mesure objective de la qualité (PSNR) et garantit un ensemble de données visuellement riche pour chaque site archéologique comme l'illustre la Figure 2.

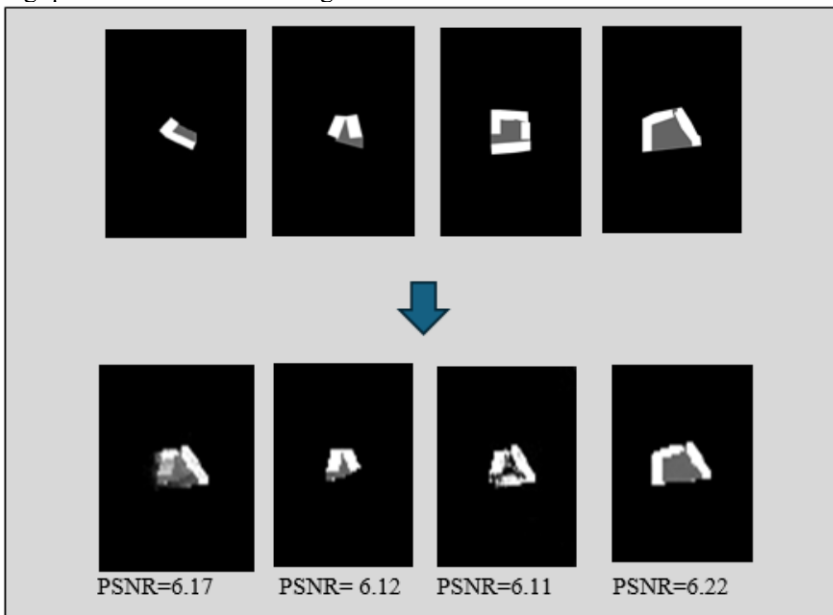


Fig. 2. Exemples d'images générées à partir des images d'origine du site Toledo (uniquement 4 images d'origines).

2.2 Extraction des caractéristiques

Une segmentation par approche de contours a été, par la suite, appliquée aux images sélectionnées : c'est une méthode qui part d'un point d'amorce (appelé seed) et étend les points de la frontière qui satisfont le critère d'homogénéité et la couleur, afin de constituer des régions [20].

Les caractéristiques extraites à la suite de la segmentation de contours sont les suivants :

- Le nombre total de contours
- Le périmètre du contour externe de l'espace total
- La surface totale de l'espace bâti
- La surface totale de l'espace non bâti
- Le pourcentage de l'espace bâti par rapport à l'espace non bâti
- La forme de l'espace total
- Les coordonnées du centroïde de l'espace total
- Le centroïde du contour externe
- Le pourcentage du non bâti par rapport à la surface totale du bâti.

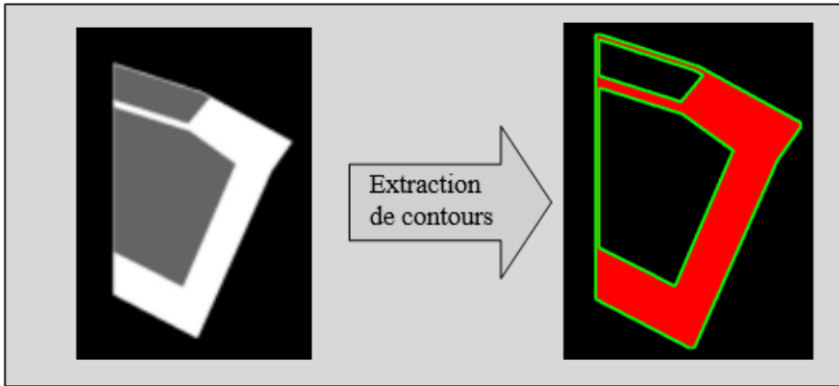


Fig. 3. Extractions de contours d'une image

2.2 Classification

Pour la classification automatique des images, deux algorithmes de ML ont été choisis : le k plus proches voisins (k-NN) et le Support Vector Machine ou Machine à vecteurs de support (SVM).

En reconnaissance de forme, l'algorithme des k plus proches k-NN est une méthode non paramétrique utilisée pour la classification et la régression. Dans les deux cas, il s'agit de classer l'entrée dans la catégorie à laquelle appartient les k plus proches voisins dans l'espace des caractéristiques identifiées par apprentissage. En classification k-NN, le résultat est une classe d'appartenance. Une image d'entrée est classée selon le résultat majoritaire des statistiques de classes d'appartenance de ses k plus proches voisins, (k est un nombre entier positif généralement petit). Si $k = 1$, alors l'objet est affecté à la classe d'appartenance de son proche voisin [21].

L'algorithme SVM fait partie de la famille d'algorithmes d'apprentissage automatique qui permettent de résoudre des problèmes tant de classification que de régression ou de détection d'anomalie [22,23].

Ces deux algorithmes sont connus pour leurs solides garanties théoriques, leur grande flexibilité ainsi que leur simplicité.

L'ensemble de données est alors divisé en deux sous-ensembles : un ensemble d'entraînement qui représente **80%** des images, réservé à l'entraînement des deux modèles de ML et un ensemble de test avec les **20%** restants, réservé au test des modèles.

2.3 Evaluation des résultats

Les algorithmes ont été tournés sur un ordinateur avec un système d'exploitation Windows 11, 64 bits et ayant une capacité mémoire RAM de 8Go.

L'algorithme k-NN utilise la distance euclidienne et un nombre de voisins égal à 3 comme paramètres. L'algorithme SVM est paramétré avec un kernel linéaire à état aléatoire.

Le tableau 2, ci-après représente les résultats obtenus.

Table 2. Résultats obtenus de la classification d'images d'emprises au sol de maisons

	Sans GANs		Après GANs	
	k-NN	SVM	k-NN	SVM
Classification à 2 pays	77.19%	78.94%	87.55%	84.21%
Classification à 12 sites	28.33%	31.77%	44.01%	31.10%

Les résultats obtenus montrent que l'utilisation de la méthode générative a amélioré le taux de précision de la classification en 2 sites pour les deux algorithmes utilisés k-NN et SVM. Ce taux a également passé de 28.33% à 44.01% pour la classification en 12 sites avec k-NN à la suite de l'utilisation du GAN. Avec SVM, les taux de précision avec et sans GAN restent comparables.

2.4 Optimisation des paramètres du classifieur

Pour optimiser les paramètres du classifieur k-NN, on a utilisé la validation croisée K-fold avec K égal à 3, une technique statistique utilisée pour évaluer les performances d'un modèle prédictif [23]. Ce processus est répété plusieurs fois pour obtenir une évaluation plus robuste des performances du modèle.

Ainsi, en appliquant 3-Fold, le taux de précision atteint **88.03%** avec les métriques : distance égale à "manhattan" et nombre de voisins égal à 6 pour la classification en 2 pays. Il passe également de 44.01% à **48.32%** si on change la distance utilisée par l'algorithme k-NN à "manhattan" et le nombre de voisins à 1, pour la classification en 12 sites.

Le résultat obtenu pour la classification en 12 sites, avec l'algorithme SVM, à la suite de l'utilisation de la méthode GAN reste comparable à celui sans GAN. Il peut être expliqué par la nécessité du modèle à être exposé à une grande variété d'éléments visuels. Les ensembles de données riches aident à générer des résultats plus diversifiés et créatifs, évitant ainsi la génération de contenus répétitifs ou biaisés.

Conclusion

En aboutissement, notre étude démontre que l'utilisation d'une approche générative par DCGAN permet d'améliorer les performances de classification d'emprises au sol de maisons andalouses, en particulier lorsqu'utilisée conjointement avec des algorithmes de classification classiques comme k-NN et SVM. Cette approche s'avère particulièrement utile pour pallier les limitations de taille et de diversité des ensembles de données d'apprentissage, en générant de nouvelles images réalistes qui augmentent la quantité et la variété des données disponibles pour l'entraînement.

L'apport de l'approche générative réside dans sa capacité à générer de nouvelles images réalistes à partir d'un ensemble de données initial, enrichissant ainsi le jeu de données et le rendant plus représentatif des variations possibles des emprises au sol de maisons andalouses. Cette augmentation des données permet aux algorithmes de classification

d'apprendre plus efficacement les caractéristiques distinctives de l'implantation de maisons andalouses, conduisant à une meilleure performance de classification.

Il est important de noter que les performances de l'approche générative dépendent de la qualité et de la quantité des images d'origine. Un ensemble de données initial riche et diversifié est crucial pour générer des images réalistes et utiles à l'augmentation des données. Des recherches futures pourraient explorer l'optimisation des architectures de réseaux génératifs et l'intégration de techniques d'apprentissage par transfert pour améliorer encore les performances de classification dans ce contexte.

References

1. E. Cantemir, O. Kandemir, Use of artificial neural networks in architecture: determining the architectural style of a building with a convolutional neural networks, *Neural. Comput. Appl.*, **36**, 6195 (2024).
2. H. Sun, H. Burton, H. Huang, Machine learning applications for building structural design and performance assessment: State-of-the-art review, *J. Build Eng.*, **33** (2021).
3. F. Ghione, S. Maeland, A. Meslem, V. Oye, Building Stock Classification Using Machine Learning: A Case Study for Oslo, Norway, *Front. Earth Sci.*, **10** (2022).
4. H. Badrani, B. Duprat, Analysis of produced form and innovation in architectural design. Dans B. Sidawi, & Z. Mallasi, *The seventh International Conference of the Arab Society for Computer Aided Architectural Design ASCAAD* (pp. 85-97). Jeddah: Effat-university. *ASCAAD* (2014).
5. H. Badrani et B. Duprat, *Etude morphologique de la maison "andalouse". Analyse comparative de maisons de sites andalou-morisques du Nord tunisien et du Sud-est de l'Espagne musulmane*. Rapport de thèse de doctorat en sciences de l'architecture, ENAU – Univ. de Carthage (2017).
6. A. Bazzana, *Maisons d'Al-Andalus : Habitat médiéval et structures du peuplement dans l'Espagne Orientale (2T)*, La Casa de Velazquez (1992).
7. J. Navarro-Palazon, *Casas y Palacios de Al-Andalus. Casas y Palacios de Al-Andalus*. Madrid: Manuel Silvela (1995).
8. M.-C Delaigue, *Capileira, village andalou, un habitat montagnard à toits plats, Maison de l'Orient Méditerranéen-Archaeological Series No4 BAR International Series*. Lyon: CNRS Université Lumière-Lyon 2 (1988).
9. R. Petit, M. De Epalza, *Études sur les Moriscos andalous en Tunisie*. Madrid: Instituto Hispano Arabe de Cultura (1973).
10. M. Turki, *Survivances Andalou-Morisques en Tunisie, thèse de doctorat 3^{ème} cycle (UER Espagne)*. Toulouse: Université de Toulouse-Le Mirail (1978).
11. S. M. Zbiss, *Études sur les Morisques - Andalous*. Tunis: INAA - Centre des études hispano-andalouses (1983).
12. A. Temimi, *Études d'histoire morisque*. Zaghouan: Fondation Temimi CEROMDI (1993).
13. A. Hamrouni, *Les immigrations andalouses en Tunisie (arabe) "Al-hijrat al-andaloussiya ila al-bila attounissiya"*. Tunis: Mediacom (2009).
14. Cardaillac, L. (2009). *L'expulsion generale des andalous 1609-1614 (En ligne)*. Récupéré sur Vitamedz - Histoire - Nasrides: http://www.vitamedz.org/1-expulsion-generale-des-andalous-1609-1614/Articles_17776_208039_13_1.html

15. J. Revault, *Palais et demeures de Tunis*. Paris: Editions du CNRS (1971).
16. X. Marsault, H.M. Nguyen, *Les GANs : stimulateurs de créativité en phase d'idéation*, *SHS Web Conf.*, **147** (2022).
17. A. Radford, L. Metz, Soumith Chintala, *Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks*, *ICLR* (2016).
18. A. Öcal, L. Özbakır, Supervised deep convolutional generative adversarial networks, *Neurocomputing*, **449** (2021).
19. A. Horé, D. Ziou, *Image quality metrics: PSNR vs. SSIM*, *ICPR* (2010).
20. Y. Shi, Q. Li, X. Zhu, Building segmentation through a gated graph convolutional neural network with deep structured feature embedding, *IGARSS*, **159**, 184-197 (2020).
21. P. Cunningham, S. J. Delany, k-Nearest Neighbour Classifiers, *arXiv preprint* (2020).
22. D. A. Pisner, D. M. Schnyer, *Machine Learning: Methods and Applications to Brain Disorders*, 101-121 (2019).
23. D. Anguita, L. Ghelardoni, A. Ghio, L. Oneto, S. Ridella, *The 'K' in K-fold Cross Validation*, *ESANN* (2012).