African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

L'intelligence artificielle au profit de l'évaluation immobilière : une opportunité pour révolutionner l'industrie immobilière

Artificial intelligence for real estate valuation: a revolutionary opportunity for the real estate industry

Auteur 1 : SOUALIH Yassine,

SOUALIH Yassine, Docteur en Sciences de Gestion - Finance.
Université Chouaib Doukkali. Maroc.

Déclaration de divulgation : L'auteur n'a pas connaissance de quelconque financement qui pourrait affecter l'objectivité de cette étude.

Conflit d'intérêts : L'auteur ne signale aucun conflit d'intérêts.

Pour citer cet article : SOUALIH .Y (2023) « L'intelligence artificielle au profit de l'évaluation immobilière : une opportunité pour révolutionner l'industrie immobilière »„ African Scientific Journal « Volume 03, Numéro 15 » pp: 522 – 539.

Date de soumission : Novembre 2022

Date de publication : Décembre 2022

DOI : 10.5281/zenodo.7553870
Copyright © 2022 – ASJ

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Résumé

Depuis plusieurs années, le secteur de l'immobilier a considérablement évolué grâce à l'arrivée des nouvelles technologies qui ont bouleversé les usages et le processus décisionnel des acteurs de l'industrie immobilière.

L'expertise immobilière est susceptible d'être confrontée à des changements conséquents principalement liés aux attentes des actionnaires et aux développements technologiques en matière de *Big Data*, *Blockchain*, intelligence artificielle et probablement surtout à l'application généralisée des modèles d'évaluation automatisés. L'intelligence artificielle combinée à l'augmentation récente de la qualité des données de l'immobilier commercial, et les nouvelles techniques de modélisation pour les traiter ont ouvert de nouvelles possibilités dans le domaine des modèles d'évaluation automatisés.

La contribution vise à apporter une lecture générale sur l'application de l'intelligence artificielle à l'évaluation automatisée des biens immobiliers. Il en découle que les modèles d'évaluation automatisés ont évolués en dépassant les limites des modèles traditionnels avec l'avènement de l'intelligence artificielle, toutefois, la pertinence des résultats reste tributaire de la pertinence et la qualité des données utilisées.

Mots-clés : Evaluation mobilière, intelligence artificielle, investissement.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Abstract

For several years, the real estate sector has evolved considerably due to the arrival of new technologies that have disrupted the uses and decision-making process of real estate industry players.

Real estate expertise is likely to face significant changes mainly related to shareholders' expectations and technological developments in Big Data, Blockchain, artificial intelligence and probably especially to the widespread application of automated valuation models. Artificial intelligence combined with the recent increase in the quality of real estate data, and new modeling techniques to process them have opened new possibilities for the automated valuation models.

The contribution aims to provide a special reading on the application of artificial intelligence for automated real estate valuation. It follows that automated valuation models have evolved beyond the limitations of traditional models with the advent of artificial intelligence; however, the relevance of the results remains dependent on the relevance and quality of the data used.

Keywords: Real estate valuation, artificial intelligence, investment.

AFRICAN SCIENTIFIC JOURNAL
MANAGEMENT AND ECONOMIC DEVELOPMENT

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Introduction

L'intelligence artificielle a connu ses dernières années un regain d'intérêt et une progression de ses performances, notamment grâce aux progrès dans les infrastructures de traitement scalables. Les technologies associées à l'intelligence artificielle couvrent un champ d'application large permettant d'apporter des solutions à des problèmes dont la complexité rendait, jusqu'à peu, leur résolution inaccessible. C'est dans ce sens, que de nombreux gouvernements ont déjà lancé des réflexions et des initiatives nationales pour le déploiement de l'intelligence artificielle[1].
Les usages possibles de l'intelligence artificielle débouchent sur un potentiel conséquent, aussi bien pour les entreprises, les investisseurs et des individus au sens large. Toutefois, ces usages sont également source d'inquiétudes au regard de leur incidence sur l'emploi et sur les modèles d'activité des différentes organisations. Ils suscitent également des questions d'ordre éthique, moral et juridique auxquelles des réponses devront être apportées. A terme, l'impact social et économique de l'intelligence artificielle serait conséquent, qu'il est important de préparer son amorçage par l'ensemble des acteurs économiques et sociaux.

Les principales applications de l'intelligence artificielle dans l'industrie immobilière couvrent les volets ci-après :

Tableau 1 : Les principales applications de l'IA dans l'industrie immobilière

Gestion locative et des bâtiments	- BIM et outils connexes (réalisation de maquettes automatisées). - Plateformes de gestion automatisées du bâtiment (énergie, automatismes). - Outils de gestion des espaces et au service des occupants. - Outils de suivi et connaissance du patrimoine.
Marketing et relation clients	- Usage de bots/chatbos pour interagir avec les clients. - Exploitation de data pour le marketing et la prospection. - Personnalisation des résultats de recherche. - Utilisation d'outils de génération automatique d'écriture des annonces.
Outils de valorisation	- Estimation automatisée des biens. - Exploitation des data sur le foncier et les territoires. - Valorisation des espaces commerciaux. - iBuying.

Source : Les enjeux et défis de l'intelligence artificielle dans la filière de l'immobilier, Xerfi Precepta, 2019

[1] La Corée du Sud a annoncé en mars 2016 un budget équivalent de 765 millions d'euros dans le cadre duquel un centre de recherche national sera créé sous la forme d'un partenariat public-privé. Les États-Unis ont rendu public en octobre 2016, d'une part, un rapport dressant un constat des avancées actuelles et des possibles applications de l'intelligence artificielle, et listant plusieurs domaines d'action, et d'autre part, un plan stratégique national de recherche et développement en l'intelligence artificielle (Eurostat, 2013).

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

L'objectif de ce papier est de constituer une première ébauche théorique au sujet de l'intérêt de l'intelligence artificielle au profit de l'évaluation immobilière. Le fondement de cette contribution s'est construit sur la base d'une recherche exploratoire permettant de fournir un contexte plus profond à l'objet de cet article. Une étude empirique complémentaire permettrait de confirmer les conclusions sur la pertinence des modèles d'évaluation basés sur l'intelligence artificielle.

Pour répondre à cet objectif, la suite de ce papier est présentée comme suit : le premier paragraphe passe en revue l'origine des modèles d'évaluation automatisés. Le deuxième paragraphe permet de décliner les paramètres d'évaluation des prix des logements par l'intelligence artificielle en se basant sur des règles ou encore sur les réseaux neuronaux artificiels. Le troisième chapitre permet de décliner les principaux résultats relatifs aux divergences entre les deux familles d'évaluation des biens immobiliers : les méthodes d'évaluation traditionnelles et le *Machine Learning*. Le dernier chapitre revient sur les défis des algorithmes de l'intelligence artificielle.

1. Origine des modèles d'évaluation automatisés

L'évaluation des biens immobiliers et fonciers consiste à estimer la valeur du marché immobilier qui implique la prise en compte d'une variété de facteurs de marché sous-jacents et la manière dont ils affectent la valeur des biens à un moment donné et dans un lieu donné.

L'évaluation des biens immobiliers a évolué au sein d'une communauté scientifique depuis la seconde moitié du XIXe siècle. Alors que l'origine des modèles d'évaluation automatisés remonte au développement formel de l'hédonisme au début des années 70. La première étude hédoniste publiée était une thèse de maîtrise sur la valeur des terres agricoles en 1922 à l'Université du Minnesota (Eurostat, 2013), comme l'ont soutenu Colwell et Dilmore en 1999.

En 1970, le terme *Computerized Assisted Assessments* (évaluations assistées par ordinateur) est apparu également dans le domaine de l'évaluation foncière (T. Gwartney, 1970).

Quelques années plus tard, le concept a été également introduit dans l'évaluation des biens immobiliers par le terme *Model for Automated Assessment*, presque identique à celui utilisé actuellement. Le terme *Computer Assisted Mass-Appraisal* est également utilisé actuellement comme un équivalent de AVM. Il a été utilisé pour la première fois par *Carbone* et *Longini* (1977) pour expliquer à quoi pouvait servir le modèle d'évaluation automatisée.

Les nouvelles méthodes et les perspectives de l'évaluation automatisée des biens immobiliers sont fortement liées à l'émergence des systèmes d'aide à la décision dans la discipline des systèmes d'information et peuvent être classés dans la catégorie des systèmes d'aide à la décision pilotés par un modèle (S. Alter et D.J. Power, 1980 et 1983).

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

L'estimation du prix d'un bien immobilier ou d'un terrain est une situation de décision structurée et monotone qui fait de ce système d'aide à la décision un système de décision automatisé. En raison de ces caractéristiques, le terme *Automated Valuation System* semble approprié. Le terme a déjà été introduit mais pas strictement défini.

Un système d'évaluation automatisé pour les biens immobiliers et fonciers serait donc tout logiciel composé de données, d'un modèle et d'une interface utilisateur qui aiderait un individu ou une organisation à générer une estimation de prix pour un seul bien immobilier ou foncier par le biais d'un processus de décision structuré et routinier. En synthèse, les modèles d'évaluation automatisés ne doivent définir qu'une spécification de modèle tandis que les systèmes d'évaluation automatisés doivent définir l'utilisation du modèle (R.J. Hill., 2013).

2. Évaluation des prix des logements par l'intelligence artificielle

Jusqu'ici, les agences immobilières et experts immobiliers évaluent historiquement manuellement les biens immobiliers et fonciers et ce par les approches traditionnelles de comparaison des ventes, l'approche par les coûts et l'approche par des références transactionnelles. Cette approche nécessite la recherche d'informations sur une propriété de référence, et souvent une visite sur place pour apprécier les caractéristiques de la propriété. Ainsi, l'estimation manuelle de la valorisation du bien peut être subjective et entraîner un biais dans les estimations d'évaluation, en particulier lorsque les évaluateurs ont un niveau d'expérience et de connaissance différent de la zone.

Il existe deux approches principales dans la conception des modèles d'évaluation automatisés : les statistiques traditionnelles et les réseaux neuronaux artificiels. Depuis quelques années, les modèles d'intelligence artificielle sont devenus une approche plus attrayante que les modèles traditionnels basés sur les statistiques. Le principal avantage de la technique de l'intelligence artificielle est sa capacité à traiter les relations non linéaires et donc à produire des résultats supérieurs à ceux des modèles traditionnels basés sur les statistiques (Do & Grudnitski 1992, Tay & Ho 1992, Hamzaoui & Perez 2011, Zhang & Patuwo 1998).

Un autre avantage de l'utilisation de l'intelligence artificielle est qu'elle n'a pas besoin d'être entraînée ou d'avoir un ensemble de données à généraliser, ce qui représente une condition essentielle pour les modèles traditionnels basés sur les statistiques (Tay & Ho 1992).

Les techniques d'intelligence artificielle présentent des alternatives pertinentes aux approches traditionnelles basées sur les statistiques. Les premières ont été appliquées avec succès à l'évaluation des propriétés résidentielles (Borst 1995, Do & Grudnitski 1992, Tay & Ho 1992). Par ailleurs, certaines des premières applications des ordinateurs à l'évaluation des propriétés résidentielles étaient les Computer Mass Assessments (CMA), Computer Assisted Review

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Appraisals (CARA) et Computer Assisted Real Estate Appraisal System (CAREAS) (McCluskey & Adair 1997). Ces systèmes étaient essentiellement des versions automatisées des approches d'évaluation traditionnelles telles que l'approche de la vente.

2.1. Intelligence artificielle basée sur des règles

Les méthodes d'intelligence artificielle basées sur des règles, également appelées systèmes experts, appliquées par le biais de programmes informatiques tels que *JESS*, ont permis d'établir des principes et des directives, tels que ceux que l'on trouve dans les pratiques et les normes d'évaluation immobilière (Drey 1989).

La facilité de chercher la raison derrière l'obtention d'un résultat particulier reflète l'un des avantages prônés par les approches d'intelligence artificielle par rapport à d'autres approches telles que les modèles basés sur les réseaux neuronaux.

Ils dépendent essentiellement de la sélection efficace de l'échantillon de propriétés comparables à utiliser comme principal pour l'évaluation. Il s'agissait là d'une autre source potentielle d'erreur puisque l'existence de ventes récentes était elle-même une donnée statistique sujette à ses propres sources de variation et de biais (Vandell 1991).

Kontrimas et Verikas (2011) avaient exploré certaines méthodes d'intelligence artificielle utilisées dans l'évaluation immobilière, notamment la logique floue considérée comme approche appropriée à l'évaluation immobilière en raison de l'imprécision inhérente au processus d'évaluation (Bagnoli et Smith 1998, Byrne 1995).

Bagnoli et Smith (1998) ont également exploré et discuté l'applicabilité de la logique floue à l'évaluation des biens immobiliers. Gonzalez et Laureano (1992) sont venus ensuite comparer la logique floue à l'ARM pour constater des résultats légèrement meilleurs. Si la logique floue semble être une méthode viable pour l'évaluation des biens immobiliers, son principal inconvénient est la difficulté de déterminer les ensembles et les règles flous.

Une solution à ce problème a été d'utiliser un réseau neuronal pour générer automatiquement des ensembles et des règles flous (Jang 1993). Guan, Zurada et Levitan (2008) ont appliqué cette approche, appelée Adaptive Fuzzy-Neuro Inference System (ANFIS), à l'évaluation de biens immobiliers et ont obtenu des résultats comparables à ceux de l'ARM.

Dotzour (1988), Smith (1989) et Diaz (1990) ont déclaré que les évaluations basées sur des systèmes experts pouvaient être utilisées conjointement ou pour remplacer les évaluations humaines. Dans ce cas, la précision de l'évaluation des propriétés résidentielles pourrait également dépendre des connaissances des utilisateurs et des normes sous-jacentes au système.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Enfin, la technique et le développement du système ont nécessité la détermination d'une série de règles qui ressemblent aux processus de pensée de l'évaluateur humain. Toutefois, cela pourrait conduire à des règles biaisées identifiés dans les méthodes manuelles.

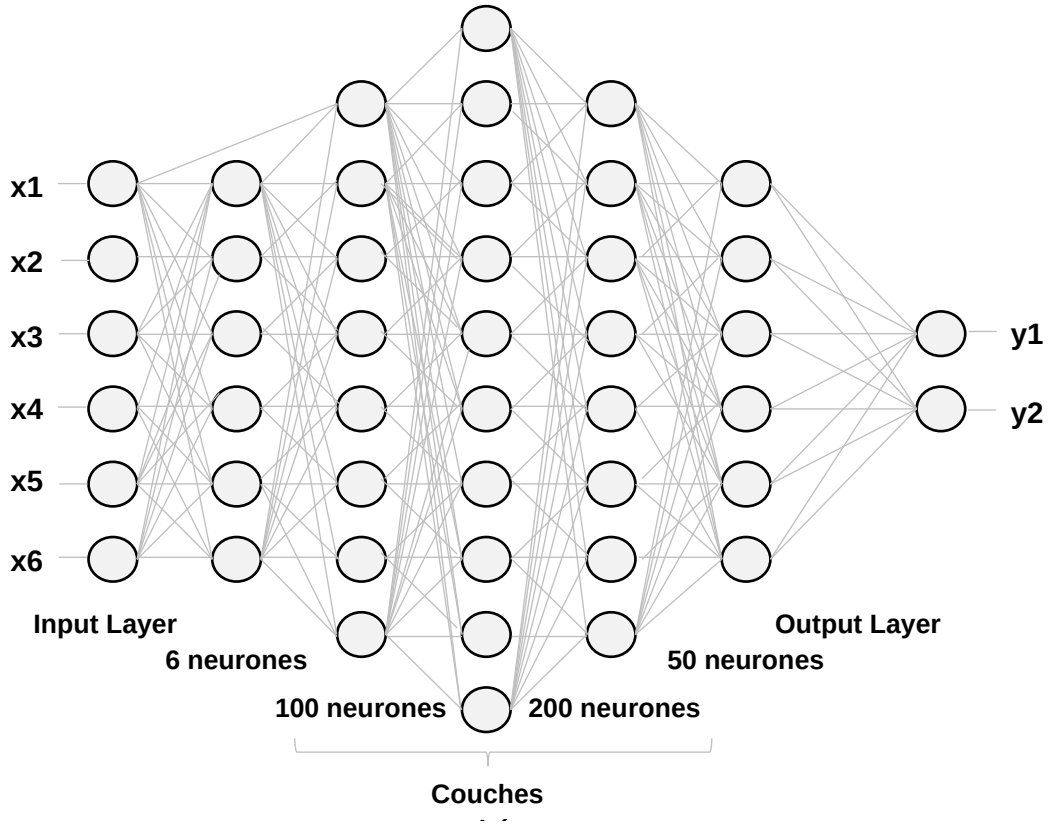
2.2. Réseaux neuronaux artificiels

Les réseaux neuronaux artificiels (RNA) ont tenté de simuler le processus par lequel le cerveau humain convertit des stimuli externes (entrées) en réponses spécifiques (sorties) par l'intermédiaire des neurones et des synapses (Zhang & Patuwo 1998). Dans ce monde virtuel, un RNA était un type de modèle d'intelligence artificielle qui simulait le processus d'apprentissage qui se produit dans le cerveau humain (Zhang & Patuwo 1998).

Dans tout RNA, des fonctions mathématiques appelées « neurones » étaient connectées les unes aux autres dans les couches de traitement correspondant à l'entrée, au milieu (appelé couche cachée) et à la sortie. La plupart des réseaux neuronaux n'ont qu'une seule couche cachée, d'autres peuvent avoir jusqu'à plusieurs couches. Cependant, il était bien connu qu'une seule couche cachée était suffisante (Negnevitsky 2005).

Selon Zhang et Patuwo (1998), les RNA ont la capacité de : i) d'apprendre par l'expérience ; ii) de généraliser et ; iii) de servir d'approximateur fonctionnel universel.

Figure 1. Réseau de neurones pour faire du Machine Learning



Source : Patrick Hairy, bit.ly/3EXheaW

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Worzala, Lenk et Silva (1995) ont fourni un résumé détaillé des approches de réseaux neuronaux pour l'évaluation des propriétés résidentielles. Ainsi, les variables d'entrée devront être normalisées et mises à l'échelle à une valeur comprise entre 0 et 1, avant d'être appliqués à l'évaluation des propriétés résidentielles. Celles-ci, correspondent aux caractéristiques de la propriété résidentielle (telles que l'emplacement, la taille de l'étage, la taille du terrain, le nombre de chambres à coucher, etc.).

Par ailleurs, les couches intermédiaires sont généralement des fonctions mathématiques non polynomiales qui attribuent des poids aux entrées lorsqu'elles passent par les neurones de la couche intermédiaire jusqu'à la sortie (Negnevitsky 2005).

Le principal objectif du réseau neuronal étant de trouver les poids qui permettraient de formuler entre les variables indépendantes (entrées) et la variable dépendante (sorties). En général, un sous-ensemble de données était utilisé pour entraîner le modèle de réseau neuronal par des itérations répétées jusqu'à ce que la sortie cible soit satisfaite.

La précision du modèle est ensuite testée avec un autre sous-ensemble de données en le laissant prédire les sorties sur la base d'un nouvel ensemble d'entrées. Pour garantir la précision des modèles de réseaux neuronaux, Ge, Runeson et Lam (2003) ont suggéré de diviser l'ensemble de formation et l'ensemble de test dans un rapport de 80:20. En d'autres termes, 80% des données sont destinées à la formation et le reste est utilisé pour les tests.

Kaastra et Boyd (1996) ont étudié les réseaux neuronaux pour la prévision des séries chronologiques financières et économiques. Les auteurs ont déclaré qu'il était essentiel de savoir quelles variables d'entrée devaient être utilisées dans le marché faisant l'objet de la prévision.

Dans un modèle d'évaluation automatisé, la localisation géographique et les caractéristiques intrinsèque du bien sont des variables d'entrée et la sortie est déterminée par un mécanisme de calcul des variables d'entrée du modèle. Ainsi, les prix des biens immobiliers varient en fonction de leur emplacement et de leurs caractéristiques.

En raison de la nature de la « boîte noire » des réseaux neuronaux, qui ont la capacité puissante de formuler des relations non linéaires complexes, il était difficile de sélectionner la combinaison des variables d'entrée. Toutefois, la théorie économique pouvait aider à choisir la combinaison correcte des variables d'entrée susceptibles d'être les principales variables d'influence.

Les biens immobiliers se caractérisent par des variables d'entrée variées, ce qui les rend distinctes de d'autres actifs et marchandises (Megbolugbe, Marks & Schwartz 1991). Lam, Yu et Lam (2008) ont souligné que des variables macro-économiques, telles que le revenu national,

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

l'offre de terrains, les exportations réelles, le produit intérieur brut (PIB), le taux d'intérêt hypothécaire ainsi que l'emplacement affectent la valeur des biens immobiliers.

Tse et Love (2000) ont déclaré que les prix de l'immobilier résidentiel étaient également influencés par l'accessibilité au travail, les transports (y compris les transports publics), les commodités, les caractéristiques structurelles, le voisinage et la qualité de l'environnement.

Lam, Yu et Lam (2008) ont présenté dans leurs recherches qu'il était important de considérer l'importance significative, de pondérer et de retirer les variables non pertinentes avant de les appliquer aux réseaux neuronaux. Néanmoins, Meen et Andrew (1998) ont déclaré que les modèles théoriques indiquaient que les principales variables censées influencer les prix de l'immobilier résidentiel étaient les revenus, les taux d'intérêt, le niveau général des prix, la richesse des ménages, l'emplacement, la structure fiscale, la libéralisation financière et le parc immobilier (la norme veut qu'un parc immobilier faible entraîne des prix plus élevés).

Pour Zhang et Patuwo (1998), le nombre de variables d'entrée ne conduirait pas à disposer d'un modèle d'évaluation optimal, et dépendait plutôt, de la sensibilité de l'analyse des variables et les conditions du marché du logement. D'autres auteurs ont également déclaré qu'un ensemble de données de taille raisonnable doit être nécessaire pour que les réseaux neuronaux puissent étudier les modèles.

Nguyen et Cripps (2001) en utilisant un certain nombre d'attributs telle que la superficie et le nombre de chambres à coucher, ont comparé la performance prédictive des modèles basés sur les réseaux neuronaux et des modèles traditionnels basés sur les statistiques pour les ventes de propriétés résidentielles dans le Tennessee (États-Unis). Les résultats obtenus ont montré que les modèles basés sur les réseaux neuronaux étaient plus performants que les modèles traditionnelles lorsqu'un échantillon de données d'apprentissage de taille moyenne à grande était utilisé. Ils ont conclu qu'avec une profondeur de données suffisante, les modèles basés sur les réseaux neuronaux étaient plus performants que les modèles traditionnels basés sur les statistiques.

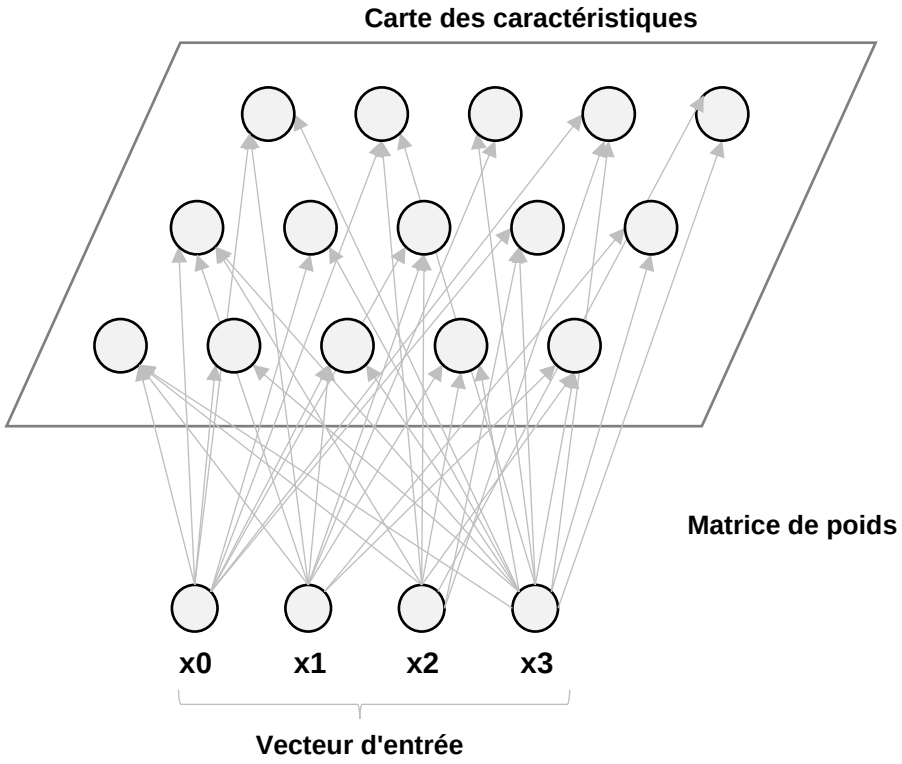
Si les modèles basés sur les réseaux neuronaux n'ont joué qu'un rôle limité dans la prévision de l'évolution des prix de l'immobilier résidentiel dans le temps, ils ont été appliqués avec succès à un large éventail d'autres problèmes de prévision.

Garcia, Gamez et Alfaro (2008) ont constitué un échantillon de près de 600 propriétés résidentielles à Albacete, en Espagne. Mais certaines informations complémentaires demandées par l'auteur aux agences, telles que l'orientation principale de la propriété ou la présence d'espaces de loisirs, de piscines, de jardins, etc. étaient manquantes et n'ont pas pu être utilisées.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Pour les variables restantes avec un nombre raisonnable de valeurs omises, l'auteur a décidé de les compléter en utilisant la technique du k-plus proche (Thirumuruganathan, 2010) pour les variables quantitatives. Les modèles basés sur les réseaux neuronaux, y compris les réseaux neuronaux MLP et Self-Organising Map (SOM) ont été utilisées pour les tâches de classification des variables qualitatives.

Figure 2. Self-Organising Map (SOM)



Source : Alejandro Cartas, 2014

Ils ont continué à être appliqués à des problèmes liés au marché de l'immobilier résidentiel, notamment la prise en compte des variables environnementales dans les modèles d'évaluation (Din, Hoesli et Bender 2001). SAS Enterprise Miner V 5.3 (SASEM), qui fait partie de SAS Software, est un outil d'exploration de données performant qui intègre des modèles basés sur les réseaux neuronaux pour construire des modèles d'évaluation automatisés, notamment, les modèles basés sur les neurones et l'analyse multiple de régression « *Multiple Regression Analysis* » et (Lasota, Makos et Trawi 2009).

Par ailleurs, Garcia, Gamez et Alfaro ont menés une enquête en 2008 qui a consisté à combiner un modèle d'évaluation automatisé avec un système d'information géographique (SIG). Cette étude a été déroulée en considérant 14 variables pour le calcul de l'évaluation des biens immobiliers.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Tableau 2 : Liste des variables utilisées pour l'évaluation d'une propriété

Variables	
1	Type de propriété
2	Localisation
3	Age du bien
4	Superficie
5	Nombre de chambres
6	Nombre de salles de bains
7	Nombre de lits
8	Balcons
9	Chauffage
10	Qualité
11	Parking
12	Salle de rangement
13	Distance au centre-ville
14	Prix d'acquisition du bien

Source : Garcia, Gamez et Alfaro, 2008.

L'utilisation conjointe des modèles basés sur les réseaux neuronaux et des SIG a montré leur utilité potentielle dans la recherche économique, en particulier pour la conception des modèles d'évaluation automatisés et pour d'autres tâches complexes liées au marché de l'immobilier.

3. Divergences entre les deux familles de modèles d'évaluation des biens immobiliers

La principale différence entre la régression traditionnelle et les méthodes d'apprentissage automatique se trouve dans les hypothèses de la structure entre ses caractéristiques et sa valeur. La régression hédonique suppose une spécification linéaire, ce qui rend les résultats faciles à interpréter et à expliquer à un public qui n'a pas l'esprit statistique, comme les investisseurs immobiliers ou la plupart des évaluateurs. Ce cadre statistique permet également de tester les hypothèses formulées de manière cohérente et de comparer formellement des modèles concurrents entre eux. Une objection souvent mentionnée à l'encontre de ces modèles paramétriques est cependant qu'ils sont trop rigides. Des études ont montré que les méthodes d'évaluation traditionnelles ne sont pas fiables et sont imprécises (Zurada et al., 2006).

Dans certains scénarios, la précision des prédictions se réduit au regard d'une structure contraignante imposée aux modèles d'évaluation. L'inconvénient des modèles RF et GBM plus

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

axés sur les données demeure la difficulté d'interprétation des données. De plus, ces méthodes axées sur les données exigent un grand nombre d'observations pour calibrer le modèle.

Le tableau ci-après, permet de distinguer les principales caractéristiques des modèles d'évaluation traditionnelles basées sur les statistiques et les modèles basées sur la technique d'apprentissage automatique (Machine Learning) :

Tableau 3 : Divergences entre les méthodes traditionnelles et les méthodes basés sur l'apprentissage automatique

	Caractéristiques de l'individu/ propriété / Emplacement	**Impact individuel des facteurs observables (explicabilité)**	**Convient pour la modélisation et le suivi des résultats du marché**	**Peut faire face à la non-linéarité**	**Peut fournir une mesure de confiance individuelle (fiabilité)**	**Peut distinguer les corrélations spatio-temporelles.**
Méthodes d'évaluation traditionnelles						
Comparable Sales (CSM)	Oui, explicitement et implicitement	Non	Non	Non	Oui	Non
Hedonic Price (HPM)	En partie, seulement celles qui ont été quantifiées.	Oui	Oui, après conversion en indice des prix hédoniques.	En partie, uniquement lorsque le modèle est spécifique.	Oui	En partie, uniquement grâce aux coefficients inclus.
Spatial-Temporal Extention (ST)	Oui, explicitement et implicitement	En partie, plus difficile à interpréter.	Oui, après conversion en indice des prix hédoniques.		Oui	Oui
Machine Learning						
Neural Network (ANN)	Oui, seulement celles qui ont été quantifiées.	Non	En partie, seulement si elle est spécifiquement modélisée.	Oui	Non	Non
Decision Tree (CART)	Oui, seulement dans un arbre.	Oui, l'importance variable relative.	Non, les résultats sont instables.	Oui	Non	Non
Random Forest (RF)	Oui, seulement celles qui ont été quantifiées.		En partie, mieux pour les classifications.	Oui	Non	Non
Gradient Boosting (GBM)	Oui, seulement celles qui ont été quantifiées.		En partie, seulement si elle est spécifiquement modélisée.	Oui	Non	Non

Source : Automated valuation models for commercial real estate in the Netherlands traditional regression versus machine learning techniques Hilgers, B.A.J., 2018.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

4. Les défis des algorithmes de l'intelligence artificielle

4.1. Lever les contraintes réglementaires et technologiques

L'accès aux données en nombre suffisant est un enjeu majeur pour les acteurs de l'immobilier désireux de considérer l'intelligence artificielle dans le développement de modèles internes d'évaluation ou à élargir leurs offres. En effet, les bases disponibles sont souvent limitées en nombre dans certaines zones, limitant ainsi la constitution d'une base historique de prix et donc la possibilité de réaliser des estimations, même si l'ouverture dans certains marchés, des bases de notaires aux professionnels ou celle de la conservation foncière constitue une avancée notable.

4.2. Intégration des écosystèmes assurant une diffusion à grande échelle de l'offre

Plusieurs applications basées sur l'IA dans l'immobilier se prêtent à un fonctionnement sous la forme d'écosystèmes, intégrant des opérateurs issus de différents métiers autour d'un projet commun. C'est notamment le cas dans la gestion des bâtiments, compte tenu de la complexité des projets à mettre en œuvre pour installer des systèmes de gestion automatisés à l'aide des nouvelles technologies. Les opérateurs, parfois concurrents, doivent apprendre à collaborer et parvenir à se positionner comme acteur pivot au sein de l'écosystème. Les acteurs (opérateurs, les grands groupes et les nouvelles structures créées) sont en situation d'interdépendance avec un pouvoir de marché lié à leurs compétences, leur maîtrise technologique et leurs intérêts respectifs. Enfin, pour capitaliser en expérience et expérimenter une diffusion large de l'offre, les nouveaux entrants doivent réussir à identifier et à s'insérer dans les bons écosystèmes.

4.3. Attirer et fidéliser une main d'œuvre qualifiée

La création d'opportunités et une meilleure compréhension du client et de son parcours sont au cœur des applications du big data et de l'intelligence artificielle dans l'immobilier. Cependant, le développement de nouvelles offres implique d'avoir en interne des compétences pointues en général, des responsables data et des *data scientists* en particulier.

Les risques de départ d'un salarié sont en effet élevés dans ce domaine de compétences et la pénurie de profils constituent des freins à l'essor des projets d'intelligence artificielle. Les différents acteurs se retrouvent en concurrence pour recruter les profils adéquats et spécialisés. Le recrutement, la fidélisation à travers des éléments non financiers ou la montée en compétence en interne des collaborateurs sont donc des enjeux majeurs pour la réussite des projets d'intelligence artificielle dans l'immobilier.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

4.4. Se préparer à l'arrivée de nouveaux entrants

L'arrivée de nouveaux entrants, surtout des start-ups, caractérise le contexte concurrentiel des activités faisant intervenir l'intelligence artificielle dans l'immobilier (conception-gestion, valorisation de territoires, expertise immobilière, marketing et relation client). Cette tendance accroît qualitativement l'offre adressée aux acteurs installés mais peut, dans certains cas, faire émerger une nouvelle concurrence. Sans oublier que les géants du numérique peuvent parfois se substituer aux offres en place. Les groupes internationaux peuvent également représenter une menace.

Ce contexte favorable aux nouveaux entrants impose aux acteurs de l'immobilier de verrouiller leurs positions et fidéliser leurs clients à travers l'élargissement de l'éventail des services proposés et le renforcement de la qualité de l'offre.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Conclusion

Dans le domaine de la recherche immobilière, plusieurs méthodes ont été utilisées pour estimer la valeur des biens immobiliers. Ces méthodes vont des techniques d'évaluation traditionnelles aux techniques d'évaluation avancées. Des études ont montré que les approches d'évaluation traditionnelles sont peu fiables et inexactes. Cela a donc conduit à une évolution vers des techniques d'évaluation avancées, qui tendent à être plus précises et plus fiables.

Le modèle des prix hédoniques est une méthode d'évaluation avancée qui a été largement utilisée tant en théorie qu'en pratique. Cependant, en dépit de sa simplicité et de la clarté d'approche, il ne permet pas de saisir efficacement la relation non linéaire qui existe entre la valeur des propriétés et leurs attributs, il est subjectif par nature, imprécis et entaché d'une mauvaise spécification de la forme fonctionnelle. Pour remédier aux défauts de l'approche des prix hédoniques, la technique du réseau neuronal artificiel, qui a produit des prédictions et des estimations prévisionnelles plus précises, fiables et confortables, a été adoptée dans l'évaluation immobilière.

L'utilisation conjointe des modèles basés sur les réseaux neuronaux et des SIG a montré également leur utilité potentielle dans le domaine de la recherche économique, en particulier pour la conception des modèles d’évaluation automatisés et pour d'autres tâches complexes liées au marché de l'immobilier.

La facilité de chercher la raison derrière l’obtention d’un résultat particulier reflète l'un des avantages prônés par les approches d'intelligence artificielle par rapport à d'autres approches telles que les modèles basés sur les réseaux neuronaux.

Enfin, l'intelligence artificielle appliquée à l'évaluation automatisée des biens immobiliers a le potentiel de fournir d'excellentes prédictions de la valeur marché d'une propriété qui, avec la bonne quantité de données pertinentes, peuvent être plus précises que les évaluations manuelles.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

BIBLIOGRAPHIE

C. Bagnoli, H. Smith. (1998). The Theory of Fuzz Logic and its Application to Real Estate Valuation, J. Real Estate Res.

Eurostat, (2013). Handbook on Residential Property Prices Indices, Publications Office of the European Union, Luxembourg.

Hilgers, B.A.J. (2018). Automated valuation models for commercial real estate in the Netherlands traditional regression versus machine learning techniques.

Hoesli, M. E. R., Din, A., & Bender, A. (2001). Environmental variables and real estate prices. Urban Studies, 38(11), 1989-2000.

Isaac F. Megbolugbe, Allen P. Marks and Mary B. Schwartz (1991). Journal of Real Estate Research, vol. 6, issue 3, 381-393.

Jang, J.S.R. (1993) ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics, 23, 665-685.

Kaastra, I. and Boyd, M. (1996). Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. Neurocomputing.

Kerry D. Vandell, (1991). “Optimal Comparable Selection and Weighting in Real Property Valuation," Real Estate Economics, American Real Estate and Urban Economics Association, vol. 19(2), pages 213-239, June.

Lam, K. C., Yu, C. Y. and Lam, K. Y. (2008). An artificial neural network and entropy model for residential property price forecasting in Hong Kong. Journal of Property Research.

Lasota, T., Makos, M. and Trawi, B. (2009). Comparative Analysis of Neural Network Models for Premises Valuation Using SAS Enterprise Miner. New Challenges in Computational Collective Intelligence, vol. 2, pp. 337-348.

Meen, Geoff and Andrew, Mark, (1998), On the Aggregate Housing Market Implications of Labour Market Change, Scottish Journal of Political Economy, 45, issue 4, p. 393-419.

N. Garcia, M. Gamez and E. Alfaro, (2008). “ANN+GIS: An automated system for property valuation,” Neurocom-puting, Vol. 71, pp. 733–742.

Negnevitsky, M. (2005) Artificial Intelligence. 2nd Edition, Pearson Education, London.

Negnevitsky, M. (2005) Artificial Intelligence. 2nd Edition, Pearson Education, London.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Nghiep Nguyen & Al Cripps, (2001). “Predicting Housing Value: A Comparison of Multiple Regression Analysis and Artificial Neural Networks," Journal of Real Estate Research, American Real Estate Society, vol. 22(3), pages 313-336.

P.F. Colwell, G. Dilmore. (1990). Who Was First? An Examination of an Early Hedonic Study, Land Econ.

R. Carbone, R.L. Longini. (1977). A Feedback Model for Automated Real Estate Assessment, Manage. Sci. 24.

R.J. Hill. (2013). Hedonic Price Indexes for Residential Housing: a Survey, Evaluation and Taxonomy, J. Econ. Surv. 27.

T. Gwartney. (1970). A Computerized Assessment Program, Assess. L. Value.

Tay, Danny Poh Huat and David Kim Hin Ho. (1992). “Artificial Intelligence and the Mass Appraisal of Residential Apartments.” Journal of Property Valuation and Investment: 525-540.

Tay, Danny Poh Huat and David Kim Hin Ho. (1992). “Artificial Intelligence and the Mass Appraisal of Residential Apartments.” Journal of Property Valuation and Investment 10 (1992): 525-540.

Tse, R.Y.C. and Love, P.E.D. (2000), "Measuring residential property values in Hong Kong", Property Management, Vol. 18 No. 5, pp. 366-374.

V. Kontrimas and A. Verikas, (2011). “The Mass Appraisal of the Real Estate by Computational Intelligence,” Applied Soft Computing Journal, Vol. 11, No. 1, 2011, pp. 443-448.

Worzala, E., Lenk, M. and Silva, A. (1995). "An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation". Journal of Real Estate Research.

Worzala, E., Lenk, M. and Silva, A. (1995). An exploration of neural networks and its application to real estate valuation. Journal of Real Estate Research.

Y. E. Hamzaoui and J. A. H. Perez, "Application of Artificial Neural Networks to Predict the Selling Price in the Real Estate Valuation Process," 2011 10th Mexican International Conference on Artificial Intelligence, Puebla, Mexico, 2011, pp. 175-181, doi: 10.1109/MICAI.2011.14.

Zhang, G., Patuwo, B.E. and Hu, M.Y. (1998) Forecasting with Artificial Neural Networks: The State of the Art. International Journal of Forecasting, 14, 35-62.

Zurada, J. M., Levitan, A. S. and Guan, J. (2006). Non-conventional approaches to property value assessment. Journal of Applied Business Research.

African Scientific Journal
ISSN : 2658-9311
Vol : 3, Numéro 15 , Décembre 2022

Zurada, Jozef & Levitan, Alan & Guan, Jian. (2011). A Comparison of Regression and Artificial Intelligence Methods in a Mass Appraisal Context. Journal of Real Estate Research. 33. 10.1080/10835547.2011.12091311.