

Recognizing methodological applications and challenges of artificial intelligence in real estate valuations

Pierluigi Morano¹, Debora Anelli^{2,*}, Francesco Tajani²

¹ Department of Civil, Environmental, Land, Building and Chemical Engineering, Polytechnic University of Bari, Via Orabona 4, 70125 Bari, Italy; pierluigi.morano@poliba.it

² Department of Architecture and Design, Sapienza University of Rome, Via Flaminia 359, 00196 Rome, Italy; debora.anelli@uniroma1.it; francesco.tajani@uniroma1.it

* corresponding author

Keywords

Artificial Intelligence in Real Estate Valuation, Real Estate Market Analysis with AI, Machine Learning for Property Appraisal

Abstract

Artificial intelligence (AI) is transforming the real estate sector by offering innovative tools for analyzing complex data and improving valuation accuracy. Technologies such as machine learning and deep learning are becoming increasingly prevalent in real estate valuation practices, opening up new possibilities and supporting more informed strategic decision-making. This study presents a literature review on the application of AI in property valuation, based on 67 articles published between 1993 and 2024. The aim is to explore the major research trends, methods employed, and challenges encountered in this field. The results reveal a significant surge in academic interest in recent years, coupled with the adoption of sophisticated techniques such as neural networks and big data-based analysis. Geographically, the US, China, and Europe are emerging as major contributors to this field of research. Studies focus on integrating economic, demographic, and geospatial data to improve estimates and enhance understanding of market dynamics. However, significant challenges remain, such as model transparency, data quality, and the applicability of technologies in emerging markets. This review provides a clear overview of current practices and future prospects, offering valuable insights to optimize real estate valuations in an ever-changing global environment.

1. Introduction

In the context of real estate valuations, artificial intelligence (AI) refers to a set of technologies and algorithms — particularly machine learning and deep learning — that analyze large amounts of real estate data (e.g. structural, economic, geospatial and demographic) to estimate asset value with greater precision, efficiency and adaptability than traditional methods. AI can help you to identify non-linear patterns in your data, improve the predictive power of models, and automate complex processes. This makes estimates more dynamic, transparent, and customizable. AI is rapidly transforming many sectors, including real estate, by offering innovative tools to solve complex problems and support strategic decision-making. In particular, AI's application in real estate valuation is opening up new opportunities to enhance estimate accuracy, analyze market dynamics, and predict price changes with greater reliability (Anelli et al., 2025; Viriato, 2019;

Fengchen, 2023; Skłodowski, 2021). Advanced technologies such as machine learning (ML) and deep learning (DL) enable the management of large volumes of complex data, integrating economic, demographic and geospatial variables, as well as satellite images (Peter et al., 2020; Locurcio et al., 2022). This approach provides a deeper understanding of real estate markets, helping professionals and investors to make more informed decisions.

Property valuations are fundamental to economic transactions and urban planning. They have always presented a challenge, particularly in markets characterized by high variability and multiple socioeconomic influences (Pagourtzi et al., 2007; Pagourtzi et al., 2003; Anelli and Ranieri, 2022). While traditional methods such as linear regression or hedonic models are useful, they often fail to grasp the complexity of these dynamics. The introduction of AI-based technologies has transformed this field, enabling many of the traditional limitations to be overcome and facilitating the development of more accurate and adaptable tools. However, the landscape of AI applications in this area is still evolving and there are many unanswered questions: *which technologies are the most promising? What challenges need to be addressed to increase the uptake of these technologies? What gaps exist in current research?*

In recent years, academic interest in these issues has grown significantly. The availability of large amounts of data, coupled with technological advances, has made it possible to develop increasingly sophisticated predictive models (Fu, 2022; Liu, 2022; Yasnitsky et al., 2021). The digitization of the real estate sector, accelerated by the pandemic, has also highlighted the need for tools that can respond quickly to changing market dynamics. It should be noted that the acceleration of digitalization in the real estate sector does not affect all phases of the real estate cycle equally. Digital technologies are more prevalent in the design, construction, commercialization and management of properties, where tools such as Building Information Modelling (BIM), PropTech platforms and intelligent monitoring systems are now widely used. In contrast, the adoption of artificial intelligence in the real estate valuation phase seems to be more recent and still evolving. Although the automation of estimation processes through machine learning and deep learning models is becoming increasingly common, there remain limitations relating to data availability and quality, algorithmic transparency, and regulatory constraints. The literature suggests that this acceleration is uneven geographically: it is more evident in technologically advanced regions - particularly East Asia, the United States and Europe -. In contrast, the digital transformation of evaluation in emerging markets appears to be in its infancy or confined to experimental studies. In this sense, the current evolution can be interpreted as selective by sector and unequal by territory, reflecting the wider digital divide that characterizes the use of artificial intelligence in real estate.

Despite this momentum, major challenges remain, ranging from data quality to the transparency of deep neural network models and their ability to adapt to different geographical and socio-economic contexts (Alsahan and AlZaidan, 2024; Zhou et al., 2018; Chen, 2024).

Understanding these dynamics is essential to enriching academic debate and guiding the development of more effective and inclusive tools (Peterson and Flanagan, 2020). Property valuations not only reflect the economic value of real estate, but also directly impact investment decisions, urban planning, and ultimately, people's quality of life.

This work builds on and extends previous comparative studies, such as Valier's (2020) work, which compared the performance of AVM and hedonic models. While Valier's work marked an important milestone in highlighting the potential of automated techniques, this contribution takes into account the growing use of AI technologies in real estate valuation, becoming a 5.0 development of AVM as AI becomes more widespread. This study aims to shed light on these issues by analyzing scientific literature on the application of AI in real estate valuation. A bibliometric review of 67 articles published between 1993 and 2024 will provide a clear and structured overview of research trends, key contributors, and emerging technologies in this area. The study also seeks to identify the remaining challenges and future opportunities for researchers, practitioners, and policymakers. To this purpose, a number of guiding questions have been identified: *i) What are the most promising technologies? ii) What challenges need to be addressed to improve uptake of these technologies? iii) What gaps exist in current research?*

Unlike previous studies, which focused on single techniques (e.g. neural networks or hedonic regressions), this review takes a more holistic approach. Instead, this review takes a holistic approach, comparing the following: i) traditional machine learning (Random Forest and Gradient Boosting); ii) advanced deep learning (DNN and SNN with satellite images); iii) explainable AI (XAI) to address the 'black box' problem; iv) Big Data Analytics to integrate economic, demographic, and infrastructure data. Unlike other technical reviews, this study also critically discusses geographical disparities and the risk of widening the technological gap between advanced and developing countries. This review stands out by analyzing articles published over a period of more than 30 years, which highlights the evolution of AI technologies in the real estate sector. Previous studies often focused on shorter time periods or emerging technologies at a specific point in time, neglecting the historical context and progressive development of the field. The review also offers critical perspectives on geographical contexts of application, as well as the ethical and operational implications of adopting AI in real estate valuation elements that are often overlooked in previous reviews.

The remainder of this paper is structured as follows: Section 2 presents the methodological framework adopted for the literature review. Section 3 analyzes the main scientific contributions, highlighting temporal and geographical trends. Section 4 discusses the implications for evaluative practice and Section 5 concludes the study by outlining future research perspectives.

2. Methodology

This review uses a qualitative and bibliometric narrative approach, supported by a systematic procedure for selecting scientific contributions. Although no specific bibliometric analysis software was used, the search and selection process were structured according to the PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses) scheme to ensure the transparency and replicability of each phase (see Figure 1)¹. The subsequent inclusion criteria adopted were: i) the presence of concrete applications of AI in the field of real estate valuation; ii) availability of an open-access version, where possible. Contributions that were irrelevant, duplicate, non-scientific or focused exclusively on theoretical issues with no experimental or practical application were excluded. The first screening produced an initial corpus of 984 articles (346 from Scopus and 638 from Google Scholar). Applying the exclusion criteria led to the final selection of 67 articles for detailed analysis.

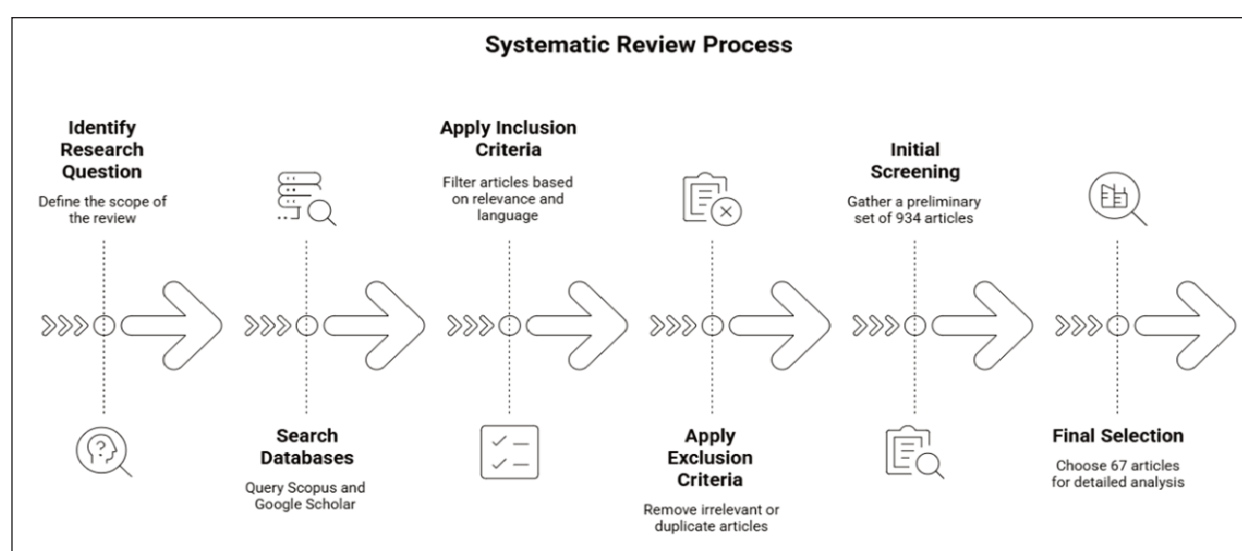


Figure 1. Flowchart of bibliometric analysis.

¹ The Scopus search was conducted using the following query: TITLE-ABS-KEY(("real estate valuation" OR "property valuation" OR "real estate appraisal") AND ("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "neural network" OR "deep learning" OR "AI" OR "automated valuation model")) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, "English")) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, "ar")) AND (LIMIT-TO (PUBYEAR, >1990)).

3. Examination of scientific contributions

The application of AI to real estate valuations has sparked growing interest within the scientific community. Numerous studies have explored different methodologies and approaches, resulting in a wide and diverse body of literature. In this section, we critically examine the most relevant scientific contributions, analyzing them from various points of view, including temporal and geographical distribution, objectives pursued, AI techniques employed, and methodological challenges faced. The aim of this analysis is to provide a comprehensive overview of the current state of affairs, identifying emerging trends, research gaps, and potential future directions for the integration of AI into real estate valuation practices.

3.1 Distribution over time

The temporal evolution of the analyzed scientific contributions highlights a growing focus on the application of artificial intelligence in real estate valuation, particularly accelerating in the four-year period from 2021 to 2024 (Figure 2).

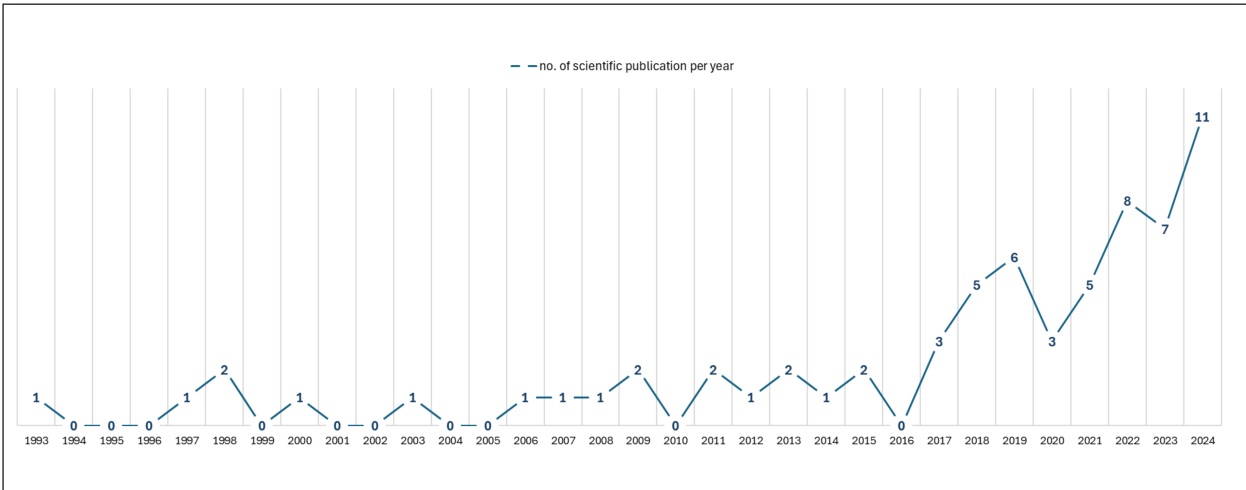


Figure 2. Temporal distribution of the considered publications over time.

Around a quarter of the selected articles fall within this period, indicating a significant expansion in research fueled by technological innovations, greater availability of big data, and growing sophistication in machine and deep learning techniques. The catalytic effect of the pandemic was another decisive factor: the need to work remotely promoted the adoption of digital tools in the real estate sector, driving demand for automated online property valuation models.

Historical comparisons show that the previous decades attracted much less attention. Between 1993 and 2010, the level of publications remained low, reflecting marginal interest and a predominantly exploratory approach (Katman, 1993; Amabile & Rosato, 1998; Rossini, 1998; Lenk et al., 1997). During this pioneering phase, the adoption of AI was hindered by structural obstacles such as limited computational capacity, the poor availability of georeferenced data, and the predominance of traditional valuation methods (e.g. linear regression and hedonic models).

The decade 2011–2019 marks a turning point, most of the sample of articles being published, reflecting both the growing availability of structured, accessible datasets and the interest in more flexible, adaptable technical methods for real estate markets. During this period, research moved from an experimental phase to a more systematic one, laying the foundations for the development of concrete applications. This was supported by growing interdisciplinarity between computer science, urban economics, and architecture.

Since quantifying the impact of AI on complex real estate research is methodologically complex due to the nature and vastness of the sector, we can note that some bibliometric evidence suggests that studies on AVM and the use of AI in the evaluation field still constitute a limited portion of

the overall corpus, despite showing net growth after 2015. A recent SLR identified 97 relevant articles on selected AVMs from 652 results (El Jaouhari et al. 2024), mapping applications in different sub-sectors of real estate; read against the light of a general field mapping, this evidence indicates a still limited but increasing incidence of evaluation “AI-enabled” within real estate research. The framework proposed in the present work is consistent with the cross-sectional expansion of AI in the sciences, where the share of publications on AI has risen from ~1.2% to ~5.3% in the last two decades (El Bied, S. et al., 2024; Hajkowicz, S. et al., 2023).

3.2 Geographical distribution

The geographical distribution of the analyzed articles reveals a heterogeneous and globally representative composition, reflecting the widespread international interest in applying artificial intelligence to real estate valuation. A review of the selected articles provides insight into the latest research and development trends in this field, showcasing contributions from various countries. These include transnational collaborations, as well as independent research and projects conducted by teams of researchers from the same geographical area. Together, these contributions demonstrate a growing global awareness of the potential of artificial intelligence to transform the real estate sector by improving valuation accuracy, decision-making efficiency, and transaction transparency.

International collaborations accounted for 16% of the total number of papers examined — a significant proportion that underlines the importance of scientific cooperation between countries in addressing complex real estate valuation challenges through advanced technologies. Such collaborations extend across countries such as Nigeria and Germany, Poland and Italy, and even across continents, with joint studies by researchers from China and the UK, and Denmark and China, for example. This panorama illustrates how sharing resources, skills, and cultural and academic perspectives can enrich and deepen research in this field, leading to innovative results and more effective practical applications.

The United States and China are the main contributors, with shares of 11% and 15%, respectively. These two technologically advanced countries, which are leaders in the field of artificial intelligence, are confirming their leading role in applying these technologies to real estate valuation. Their research involves advanced models demonstrating how AI can improve the accuracy of market estimates, analyze large amounts of data, and predict real estate price trends more accurately. Italy, with a share of 9%, is one of the most active European countries in this area, thanks to contributions from several Italian cities, including Naples, Salerno, Bari, Milan and Padua.

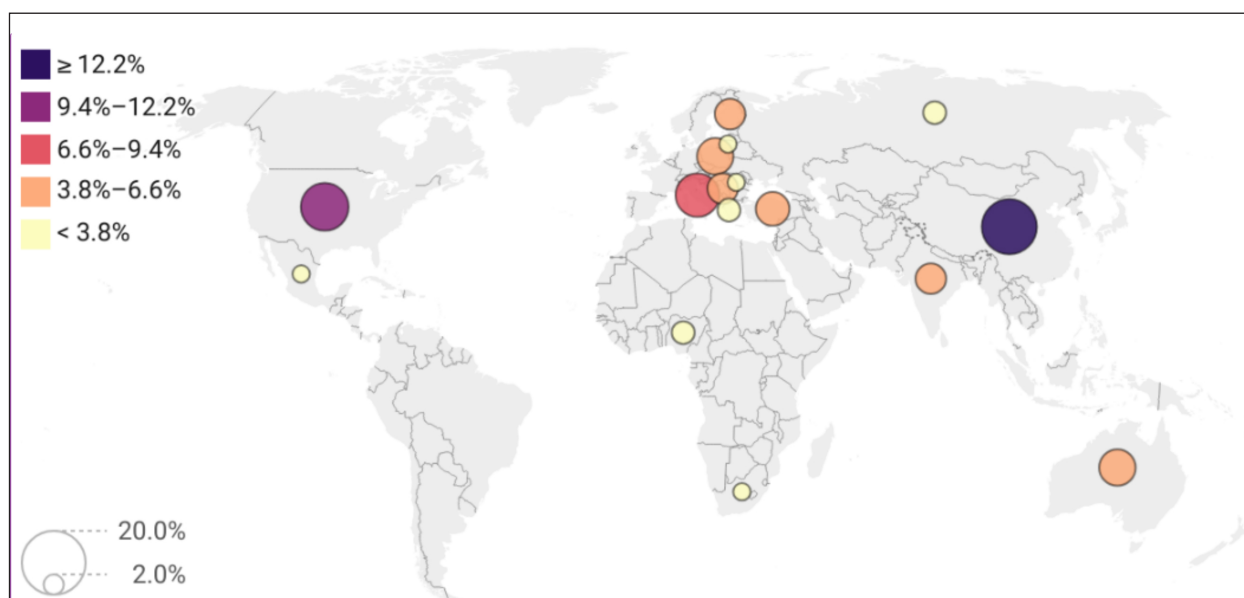


Figure 3. Geographical distribution of the articles considered.

Other countries, such as Poland with 6%, as well as emerging nations like India and Turkey with 4% and 5% respectively, and Mexico and South Africa with 1% each, demonstrate a growing focus on this subject, even in less industrialized contexts. This global spread of research reflects an inclusive trend in which technologically advanced countries and developing nations alike recognize the importance of digital technologies in improving efficiency and competitiveness in the real estate sector.

Finally, contributions from countries such as Russia and Nigeria (2% each), Finland (4%) and Australia (6%) further demonstrate the multi-centric nature of this field. Even smaller European countries such as Lithuania and Romania (1% each), Greece (2%) and Serbia (4%) have contributed, demonstrating the global spread of AI applications in real estate valuation (Figure 3).

3.3 Objectives of the work

The analysis of the papers reveals an articulated vision of the objectives pursued, emphasizing a strong focus on using AI to improve real estate valuation and optimize market analysis. The main objectives fall under various categories, ranging from price forecasting and understanding the spatial and socio-economic context to automating decision-making procedures in the real estate sector.

Most papers focus on using predictive models to improve price estimation by leveraging AI to analyze complex, often multidimensional datasets. Many of these studies aim to replace or enhance traditional models, such as linear regressions, which tend to overlook the range of variables that influence real estate prices. Some studies focus on integrating geospatial and socio-economic data to enhance the predictive capacity of models (Xu & Zhang, 2021; Veres et al., 2024). Often, the objective is not only to predict the value of an individual property, but also to extend the analysis to entire urban areas or districts. This type of analysis is particularly useful for investors and urban planners as it enables them to identify areas with growth potential or those at risk of devaluation. Demographic, economic and infrastructural data are used to develop a holistic view of urban dynamics.

A key aspect of some of the papers is optimizing decision-making for investors. The main purpose of these studies is to provide AI models that improve forecast accuracy and allow the risk associated with real estate investments to be managed more efficiently (Haurum et al., 2024). These models incorporate variables related to macroeconomic factors such as interest rates, growth, and GDP trends, which impact the global and local housing markets (Ćetković et al., 2018). For instance, predictive analyses that incorporate these variables can offer investors insights into the most favorable geographical areas for long-term investment.

Other papers focus on integrating unconventional variables, such as energy consumption data and traffic flows, into predictive models. These studies aim to improve forecast accuracy by reflecting variability relating to energy efficiency or proximity to critical infrastructure. These models enable investors to consider factors that could directly impact on the quality of life of residents and, consequently, market value. The study conducted by Pitz et al. (2024) is of particular interest in terms of understanding the stages of the life cycle at which AI techniques are most commonly applied. According to the results of the literature review, most studies use AI for real estate price forecasting and pricing, as well as for developing real estate investment strategies.

Overall, the papers' objectives reflect an integrated, multidisciplinary approach that combines economic data, geography, and advanced machine learning techniques to provide more sophisticated analytical tools. These tools enable more accurate assessment of real estate market trends and more efficient management of resources, facilitating better-informed decisions for private investors and public institutions alike.

3.4 Techniques used

Of the 67 articles analyzed, machine learning is undoubtedly the most widespread artificial intelligence technology, appreciated for its ability to 'learn' from historical data and improve

forecasts over time. Algorithms can analyze large amounts of historical data to identify patterns, trends, and relationships between variables. These models are trained using datasets containing historical examples where the input and output characteristics are known. Through this process, the algorithm learns to make predictions or decisions based on new data (Ye et al., 2022; Singh et al., 2022). This approach uses algorithms to analyze large volumes of data and identify hidden relationships between variables. For example, it can reveal the relationship between a property's price and factors such as location, area, and the presence of nearby services. The most commonly used machine learning techniques include artificial neural networks, decision trees, and ensemble models such as random forest and gradient boosting. The latter are particularly effective as they combine predictions from multiple models to improve overall accuracy and reduce the risk of errors due to anomalies in the data. Zurada et al. (2011) describe a comparative study in which several AI-based methods were used to assess real estate in Louisville, Kentucky. The results indicate that AI-based methods perform well with less homogeneous datasets under certain simulation scenarios (Table 1).

Table 1. Main categories of methods identified in the literature analyzed, their percentage incidence and typical applications in real estate valuation

AI technique / Approach	Level of frequency	References	Applications
Artificial Neural Networks (ANN, DNN, CNN, SNN)	High	Xu & Zhang (2021); Ćetković et al. (2018); Chiarazzo et al. (2014); Mimis et al. (2013); Morano et al. (2015); Yacim & Boshoff (2018)	Price prediction, mass appraisal, feature learning, nonlinear value estimation
Machine Learning / Big Data	Medium-High	Veres et al. (2024); Tchuente & Nyawa (2022); Singh et al. (2020); Pérez-Rave et al. (2019); Ullah et al. (2018)	Predictive modelling, data-driven valuation, large-scale market analysis
Tree-based and Ensemble Methods (Decision Trees, Random Forest, Gradient-Boosted Trees)	Medium-High	Paireekreng & Choensawat (2015); Sing et al. (2021, 2022)	Variable ranking, automated valuation model calibration
Fuzzy Logic / Rough Set	Medium-Low	Tabar et al. (2023); Cardone et al. (2024); Renigier-Biłożor et al. (2019)	Handling uncertainty, rule-based reasoning, hybrid AVM design
Support Vector Machines (SVM)	Medium-Low	Paireekreng & Choensawat, 2015; Kontrimas and Verikas, 2011; Rampini and Cecconi, 2022; Veres et al., 2024; Mimis et al., 2013; Chaphalkar and Sandbhor, 2013	Comparative modelling, small-sample prediction, ensemble integration
Explainable / Interpretable AI (XAI)	Low	Lorenz et al. (2023); Trindade Neves et al. (2024); Krämer et al. (2023)	Transparency of models, feature interpretability, policy support
K-Nearest Neighbors (KNN)	Low	Yıldırım (2019)	Comparative and neighborhood-based value estimation

Artificial Neural Networks (ANNs) are a specific type of machine learning algorithm that mimics the way human brain neuron's function. It was one of the most frequently used techniques in the articles studied (Chiarazzo et al., 2014; Tabar et al., 2023; Horvath et al., 2021; Selim, 2009; El Hamzaoui & Pérez, 2011; Abidoye & Chan, 2017; Abidoye & Chan, 2018). ANNs have subcategories, such as deep learning (DNN), which is a more sophisticated branch of AI that uses

deep neural networks structured into different layers of artificial nodes (or neurons). Each layer processes data and transmits information to the next, enabling the network to learn complex models. For instance, Xu and Gade (2017) used DNN to enhance the precision of real estate forecasts by selecting 15 key attributes (e.g. number of bedrooms, bathrooms and size). Next, a layered knowledge graph was built to organize these characteristics into logical levels. Inputs such as the number of bedrooms, bathrooms, and square footage, for example, contribute to the 'House Structure' node, which is then mapped to a higher level, such as the 'House Features' node. Once the graph had been created, a fully connected neural network was developed to eliminate weak links and neurons, finally building a structured DNN that reflects the graph's structure. This network is regularly updated with new data and improves the accuracy of price forecasts by adapting to market trends. It uses a backpropagation algorithm to update the weights.

Spatial neural networks (SNNs) are general models that can handle structured data in two or three dimensions, whereas convolutional neural networks (CNNs) are a specific type of SNN designed to process image data through convolution operations, allowing the automatic extraction of local features. SNNs are a type of neural network designed to process and model spatial information, i.e. data with a geographic or positional component. These models are particularly useful for analyzing spatial data, such as satellite images or maps. SNNs can use CNNs for processing such data, as demonstrated in the study by Lin et al. (2021), in which CNNs were employed to automatically extract characteristics from satellite images. The CNN architecture used enables the network to automatically identify the visual features that most influence property value, such as building density or infrastructure presence. Using models such as Satellite2vec makes it possible to transform satellite images into vector embeddings, thereby reducing the need for the manual extraction of neighborhood-specific characteristics.

Support Vector Machines (SVMs) are used to estimate the value of real estate due to their ability to handle complex, nonlinear problems. They have been compared with other classification techniques such as ANN, decision trees and K-nearest neighbours (K-NN). Despite their capabilities, they are not the best classification technique alone. As a result, they are combined using an ensemble learning approach, which improves their performance in classifying real estate projects (Paireekreng & Choensawat, 2015). Nevertheless, SVMs are more accurate than simpler models, such as linear regression, for estimating property values (Kontrimas and Verikas, 2011; Rampini and Cecconi, 2022; Veres et al., 2024; Mimis et al., 2013; Chaphalkar and Sandbhor, 2013).

K-nearest neighbours (K-NN) is a non-parametric machine learning algorithm used for classification and regression problems. It predicts the value of a new sample by calculating the distance between its properties and the properties of the nearest K samples in the dataset, often using the Euclidean distance. The method is straightforward: for a new property, the values of the nearest K properties are taken and averaged to estimate the new unit's value. In Yıldırım's (2019) study, the K-NN method was employed to predict the value of new properties based on existing data by comparing similar properties in terms of characteristics such as size, number of rooms and age. The K value is optimized using cross-validation techniques, enabling flexible and valid predictions to be obtained, even though it is not necessarily the best method. A study by Tchunte and Nyawa (2022) aimed at estimating real estate prices in French cities using geocoding techniques and machine learning algorithms (including K-NN) showed that K-NN could provide accurate price estimates. This emphasizes the importance of geospatial information in real estate forecasting.

At the same time, decision trees offer a more traditional and interpretable approach. These models repeatedly divide data according to specific characteristics (e.g. the number of rooms or the distance from the city centre), creating a tree-like structure in which each node represents a decision. They are valued for their transparency, as they provide a clear understanding of the criteria influencing assessments. However, they tend to be less effective than more advanced techniques in highly complex data contexts (McCord, 2022).

Random Forest is favored for its ability to handle complex and diverse data, creating multiple decision trees and combining them to produce a robust final forecast (Shinde et al., 2019). This approach reduces the risk of overfitting, enabling better generalization of results, even in the

presence of heterogeneous variables. Gradient Boosting is notable for its ability to progressively improve forecasts by iteratively combining weak models to form a more accurate final estimate (Singh et al., 2020).

Some studies have focused on adapting assessment models to local specificities by using detailed geographical subdivisions. In particular, some researchers use OMI zones, which are defined by the Real Estate Market Observatory of the Revenue Agency and divide cities into areas where property prices are formed in a homogeneous way. These zones are based on socio-economic and infrastructural characteristics. These zones provide a consolidated reference framework. A study by Cardone et al. (2024) based on these zones demonstrated that integrating these subdivisions into machine learning models significantly improves predictive accuracy by capturing differences in market dynamics between central and peripheral areas. Other approaches use simpler or more personalized divisions, such as dividing territories according to distance from essential services (e.g. hospitals, schools and public transport) or proximity to specific points of interest (e.g. parks and shopping malls). In these cases, a customized approach enables more precise modelling of the influence of micro-geographical factors on real estate values by integrating various types of data, such as traffic or air quality indicators (Kuburić and Čirović, 2012).

The benefits of artificial intelligence in real estate valuation extend beyond predictive accuracy. Various studies have also found that AI can handle large volumes of data in a short time and identify non-linear functional relationships, which are difficult to detect using traditional techniques (Sing et al., 2021). Asaferi et al. (2018) reveal how big data is transforming the real estate market. This is thanks to the ability to process millions of data points in a short time, revealing hidden patterns and nonlinear relationships between variables while supporting micro-territorial scale analyses (e.g. urban blocks). The study highlights the following main findings: i) in Boston, houses near Starbucks have increased in value by 171% over 17 years; ii) having too many services (e.g. more than four specialist stores) can negatively impact value; iii) it is the quality and optimal mix of amenities that makes the difference, not their absolute quantity.

Explainable Artificial Intelligence (XAI) is a branch of AI that develops methods to make the results produced by complex models, such as neural networks, ensembles, and advanced machine learning techniques, more understandable and transparent. Of the 67 scientific contributions analyzed, 20 articles explicitly utilize XAI techniques, particularly focusing on the concepts of model interpretability, variable importance and algorithmic transparency. The most frequently mentioned techniques are: i) SHAP (SHapley Additive exPlanations), which assigns a specific contribution to each variable in forming the predicted value according to game theory logic; ii) feature importance, which identifies the most influential variables in the automatic valuation process; iii) interpretability and model transparency as guiding principles in constructing and selecting predictive models. The analysed work highlights that integrating XAI tools improves user confidence (e.g. valuers, investors and policymakers) in algorithm-generated assessments, identifies bias, improves model calibration and enables robust decision-making in complex real estate contexts (Chan et al., 2019; Niu & Niu, 2019; Veres et al., 2024; Walacik & Chmielewska, 2024; Lorenz et al., 2023; Forys, 2022; Rossini, 2000; Taffese, 2007). The paper emphasizes that developing explainable models (XAI) is a key area of research to encourage the use of AI in real estate (Tekouabou et al., 2024).

Despite the growing use of AI in real estate, a significant number of studies also highlight a number of structural, methodological and ethical limitations. For example, Khalafallah's work (2008) explicitly recognises that although ANNs are effective in capturing short-term trends, they are insufficient in their current form to manage the complex and cyclical dynamics of the real estate market in the long term. A textual analysis of a corpus of 67 scientific contributions reveals four main categories of criticality:

1. Transparency and interpretability

One of the most frequently cited issues is the lack of transparency surrounding 'black box'

models (e.g. deep neural networks and ensembles). The difficulty of interpreting decision-making mechanisms often undermines stakeholder confidence and limits the use of these models in public or regulated decision-making contexts. The absence of comprehensible explanations poses an obstacle to widespread adoption, necessitating the application of Explainable AI techniques (e.g. SHAP, LIME) (Yacim & Boshoff, 2018; Renigier-Biłozor et al., 2019).

2. Bias and problems in data

AI models used for prediction (e.g. of property value) are based on past data. However, if this data is incomplete or 'unbalanced', the model learns distorted rules that lead to inaccurate or unfair predictions, particularly in complex urban contexts or marginal areas. This problem is exacerbated when unofficial or automated sources without adequate quality controls are used (Stang, 2023; Pérez-Rave et al., 2019).

3. Ethical issues and trust

Some articles highlight ethical and regulatory issues, such as protecting personal data, the risks of automated decision-making without human supervision and the potential discriminatory impact of algorithms. Therefore, the confidence of end users and operators is dependent on the ability to guarantee traceability, verifiability, and human control (Morano et al., 2015).

4. Overfitting and generalizability

Several studies report the problem of overfitting, that is the tendency of models to over-specialize on training data, resulting in loss of predictive capacity in new or dynamic contexts. This limits the generalizability of models to property markets other than those for which they were originally developed (Mullainathan and Spiess, 2017; Ullah et al., 2018; Root et al., 2023). The study conducted by Wilkowski and Budzyński (2006) explicitly points out the risk of overfitting in ANN models if the network is too complex compared to the number of available data. This can lead the model to "memorize" rather than generalize, making prediction on new data ineffective. The authors recognize that the lack of relevant and complete data (e.g. qualitative standard of apartments) strongly limits the accuracy of the model, even in comparison with linear models. In addition, when data is scarce (e.g. <100 transactions), ANN do not offer significant advantages over multiple regression, making them unaffordable in small or undynamic real estate markets.

In conclusion, comparing different technologies suggests that there is no one-size-fits-all solution. Machine learning models excel at processing large, structured datasets, while deep learning is superior at analyzing unstructured data, such as images, maps, and text. Spatial neural networks are a promising area of research as they combine the capabilities of deep learning with geospatial data, improving the ability to capture the local characteristics of complex real estate markets. While evidence on the effectiveness of NSNs is growing, they require significant computational power and expertise to use. Conversely, tree models, such as decision trees, continue to play a key role in applications where interpretability is paramount, providing a balance between accuracy and transparency. Table 2 summarizes the benefits and limitations of the four main categories of promising AI models.

Table 2. An overview of the advantages and limitations of the most promising AI techniques for use in the real estate sector

AI technique	Advantages (+) / Disadvantages (-)	Example of concrete application taken from the articles considered
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS	 High predictive power ANNs are able to model complex nonlinear relationships between real estate variables (e.g., location, square footage, conditions) and price, improving accuracy compared to traditional methods such as linear regression. Adaptability and learning Neural networks improve over time as they receive new data, making them particularly suitable in dynamic markets that are subject to frequent fluctuations. Automation and scalability They can be integrated into automatic valuation models (AVMs), reducing the time and cost of real estate appraisals, especially at scale. Flexibility in data input ANNs can process heterogeneous data (numerical, textual, spatial, images) improving evaluation even in complex contexts or with incomplete datasets.	1. Automatic Residential Sales Price Assessment (USA, Fort Collins) Result: ANNs showed mixed performance: sometimes superior to regression (absolute average error 6.9% vs. 11.3%), but with inconsistency between software packages and high computation times. 2. Fuzzy Modeling + ANN to Improve Predictive Accuracy Result: the values estimated by the ANN and fuzzy models were compared with the real selling prices. Fuzzy logic has proven useful in dealing with subjective and uncertain assessments (e.g. conservation status), while ANNs have been more effective in nonlinear modeling of quantitative data.
	 Poor interpretability (black-box) ANN models are often opaque: it is difficult to understand how and why they arrive at a certain valuation, making their use in legal or regulated contexts problematic. Need for large amounts of data ANNs require large and well-balanced datasets to function effectively. In the absence of representative data, performance can degrade significantly. Overfitting and generalization If not well calibrated, neural networks can over-adapt to training data, losing predictive ability on new or atypical cases. Computational cost and technical know-how Designing, training, and maintaining a neural network requires computational resources and advanced skills, often not found in traditional real estate teams.	

Follow Table 2. An overview of the advantages and limitations of the most promising AI techniques for use in the real estate sector

AI technique	Advantages (+) / Disadvantages (-)	Example of concrete application taken from the articles considered
DEEP LEARNING (DNN)	 <u>The benefits of ANNs are included in the benefits of deep learning, but not the other way around.</u> <u>Ability to process unstructured data</u> Deep learning excels with images, texts, audio (e.g. property photos, listing descriptions) thanks to specialized models such as: CNN for images; RNN/LSTM for sequences (e.g. text descriptions or time series) <u>Superior performance on big data</u> When the data is so many and varied, deep networks scale much better than simple ANNs. <u>Automatic feature learning</u> Deep models automatically extract relevant features from the raw data, avoiding the need for manual feature engineering (typical in traditional NN)  <u>Computational demand much higher than ANN</u> Deep models (many layers, millions of parameters) need GPUs/TPUs and specialized environments. <u>Increased risk of «over parametrization»</u> Deep models can contain so many parameters that they become unusable on small or noisy datasets. <u>Difficulty in optimization and tuning</u> Deep networks are more complex to optimize (learning rate, batch size, architecture...), while simple ANNs are more manageable.	1. Determination of real estate taxes Result: integration of socio-economic, geospatial and real estate data into a single predictive framework. Deep learning improves the determination of taxable value compared to traditional cadastral methods, reducing systematic errors and discretion. 2. Real estate valuation from a Smart City perspective Result: Creation of an intelligent real estate valuation system (e.g. to calculate taxes or determine market values) using a structured deep neural network. It can be useful for small or medium-sized municipalities, where there are no very large real estate datasets.
DECISION TREES	 <u>Interpretable</u> Decision trees are easy to read and understand even by non-technical real estate professionals. <u>Ability to handle mixed variables</u> They can process both numerical and categorical data, common in real estate valuations (e.g. number of rooms, area, presence of parking, etc.). <u>Good performance with small datasets</u> Unlike neural networks, they don't require huge amounts of data to function decently. <u>Basis for advanced models</u> They are the basic structure for higher-performing techniques such as ensemble boosting (e.g. XGBoost), which improve accuracy and robustness.	1. To develop an automated valuation model (AI-AVM) based on boosted tree ensembles techniques to predict residential property prices in Singapore Result: The model was applied to over 300,000 real estate transactions (public and private) in Singapore, from 1995 to 2017 and outperformed both simple decision trees and multiple regression models, offering more accurate and stable forecasts with a percentage error within a narrow range between 5% and 9% 2. Creation of an intelligent Ensemble system with decision trees and other ML algorithms to address the challenges of

Follow Table 2. An overview of the advantages and limitations of the most promising AI techniques for use in the real estate sector

AI technique	Advantages (+) / Disadvantages (-)	Example of concrete application taken from the articles considered
DECISION TREES	 Overfitting Single-tree models tend to over-fit training data, resulting in errors in future predictions. Lower performance than ensemble models. Compared to boosting models, single shafts generally show lower predictive performance. Poor stability Small variations in the data can generate very different trees, making them less reliable on unstable datasets. Limited flexibility in complex interactions Not handling complex or nonlinear relationships between variables well without enhancement techniques.	managing multidimensional data and accurately predicting house prices. Result: The system divided into three modules made it possible to identify and manage duplications in the data collected by different web crawlers; extract and quantify the characteristics of the properties, such as size, location and available services; Improve overall system performance.
EXPLAINABLE AI	 Support for transparency in automated evaluation systems Nearest neighbour systems integrated with XAI provide a solid foundation for developing transparent mass appraisal systems. Controllability of intermediate decisions The lack of accountability in traditional models is mitigated by the ability to control intermediate steps via XAI. Better understanding of complex models Despite the low transparency of ANNs, the integration of XAI allows for improved understanding and objective selection of comparables. Increased trust and acceptance The hesitation to adopt AI is often attributed to a lack of accountability and transparency; XAI helps overcome these barriers.  Increasing complexity in operational adoption The speed and complexity of real estate decisions make it difficult to integrate XAI solutions without burdening decision-making. Limitations compared to traditional linear models Even with XAI, issues remain associated with the relationships between variables and nonlinearities in real estate data.	1. Apply model-agnostic interpretability methods to improve the transparency of nonparametric machine learning models (typically "black-box") used in real estate valuation. Result: A hedonic ML model was used for rent analysis. The results of the model were interpreted through XAI techniques such as: SHAP values (Shapley Additive Explanations), Partial Dependence Plots (PDP), ICE plots (Individual Conditional Expectation), Feature interaction effects. A non-linear (U-shaped) effect of the age of the property emerged: both very new and historic buildings tend to have higher rents. The interactions between characteristics (e.g. large surface area + historic building + balcony + rich district) generate a composite premium greater than the sum of the individual effects. Spatial variables (e.g., distance from center or transport) exhibit coherent and visually interpretable decay functions.

4. Discussion and implications for evaluative practice

Reflecting on the effective transferability of artificial intelligence (AI) models to professional property valuation practice requires careful consideration of the operational, regulatory, and cultural conditions under which such tools are applied. While scientific literature has underlined the predictive capacity, speed of calculation and management of large information bases of AI, its systematic adoption in professional contexts is limited by the need to guarantee the transparency, traceability and accountability of evaluation processes in line with international reference standards (USPAP, RICS Red Book and European Valuation Standards). These documents accentuate the verifiability of appraisal judgements, the justification of adopted criteria and human supervision. These principles may be difficult to reconcile with opaque or poorly explainable models.

From this perspective, recent European and national regulatory developments are moving in the same direction. Regulation (EU) 2024/1689 (the AI Act) introduces a risk-based regulatory framework imposing stringent obligations on AI systems used in contexts with a high impact, including the automated valuation of real estate. In Italy, Law No. 132/2025 reiterates the role of AI as a support tool, rather than a replacement for professionals, and emphasizes the importance of compliance with the principles of human supervision and algorithmic transparency. Similarly, the Basel 3 Plus reforms and Regulation (EU) 2024/1623 stress the importance of basing real estate values on prudent and verifiable criteria. They suggest that algorithmic tools can help to ensure consistency and rationality in estimates without replacing the evaluator's technical judgement. The need for a balance between technological innovation and the protection of professional responsibility emerges.

Alongside the regulatory aspects, there are still barriers of a practical and organizational nature: limited availability of high-quality, consistent real estate data; the costs and skills required for implementing advanced solutions; and widespread distrust of tools that are seen as potential substitutes for human experience. In this context, it is more realistic to consider AI as a decision-support tool capable of improving the consistency and comparability of estimates, validating results, and integrating new information sources, such as geospatial, energy, and environmental data, to enrich the traditional knowledge base. This implies a change in the role of the evaluator, who is not only responsible for interpreting the results of the models, but also for governing their operation, selecting reliable data and verifying the accuracy of the entire process.

While such standards promote a prudent and transparent approach, AI has the potential to strengthen their principles, particularly in mass appraisal and dynamic value monitoring processes. Some large international consultancy firms, such as Tinsa, CBRE and JLL, have already started trialing automated tools based on supervised learning models, which are often integrated into their own AVM systems. However, adoption remains partial and supplementary, as appraisal activity continues to be based on professional judgement in accordance with current standards. Looking ahead, convergence between digital innovation and evaluative practice will only be achieved through a clear regulatory framework and shared guidelines that formally recognize the use of AI while ensuring transparency, traceability, and professional accountability.

5. Conclusions

This contribution provides a critical and structured review of the scientific literature on the use of artificial intelligence (AI) in real estate valuation. It highlights technological evolution, main research trends, and methodological and epistemological challenges in the sector. While it provides an up-to-date and comprehensive overview, the work has some limitations. These include the limited selection of English and Italian publications and the absence of a quantitative comparative analysis of model performance, which restricts systematic assessments of the predictive effectiveness of algorithms. Additionally, the sector's rapid development may have rendered some sources obsolete, and the socio-institutional dimension is only marginally addressed (Morano et al., 2020; Guarini et al., 2017).

In light of these considerations, the following research priorities emerge: strengthening the interdisciplinary approach; addressing the ethical and regulatory aspects related to the use of AI, such as transparency, accountability and data protection; and enhancing techniques such as explainable AI. Further developments include integrating heterogeneous data (textual, visual and spatial) and creating open, standardized datasets for comparing models. It is essential that future models can be adapted to local contexts, particularly in emerging markets where infrastructure and digital resources are lacking. The results are applicable both nationally and internationally. In conclusion, this paper is intended as a critical tool to promote the conscious, fair and sustainable use of AI in real estate valuation.

Contribution of the authors

Conceptualization: D.A., P.M.; Methodology: D.A.; Data: D.A.; Formal Analysis: D.A.; Original Writing: D.A., P.M., F.T.; Revision and editing: D.A., P.M., F.T.; Supervision: P.M., F.T.

Bibliography

- Abidoye R.B. & Chan A.P.C. (2017). Artificial neural network in property valuation: Application framework and research trend. *Property Management*, 35(5), 554–571. <https://doi.org/10.1108/PM-06-2016-0027>
- Abidoye R.B. & Chan P.C. (2018). Improving property valuation accuracy: A comparison of hedonic pricing model and artificial neural network. *Pacific Rim Property Research Journal*, 24(1), 71–83. <https://doi.org/10.1080/14445921.2018.1436306>
- Alsahan I.M. & AlZaidan Z.I. (2024). Unleashing the power of artificial intelligence in real estate valuation: Opportunities and challenges ahead. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology*, 3(2), 1–10. <https://doi.org/10.60087/jklst.vol3.n2.p10>
- Amabile R. & Rosato P. (1998). The use of neural networks in the spatial analysis of property values. In *Proceedings of the Sixth Joint Conference on Agriculture, Food, and the Environment*. University of Minnesota. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.14494>
- Anelli D., Morano P., Tajani F. & Guarini M.R. (2025). The interpretative effects of normalization techniques on complex regression modeling: An application to real estate values using machine learning. *Information*, 16(6), Article 486. <https://doi.org/10.3390/info16060486>
- Anelli D., Morano P., Tajani F. & Sabatelli E. (2024). Impacts of urban decay on the residential property market: An application to the city of Rome (Italy). In O. Gervasi et al. (Eds.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2024 Workshops* (pp. 36–48). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-65318-6_3
- Anelli D. & Ranieri R. (2022). Resilience of complex urban systems: A multicriteria methodology for the construction of an assessment index. In *New Metropolitan Perspectives* (pp. 690–701). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-11447-4_63
- Ćetković J., Lakić S., Lazarevska M., Žarković M., Vujošević S., Cvijović J. & Gogić M. (2018). Assessment of the real estate market value in the European market by artificial neural networks application. *Complexity*, 2018, Article 1472957. <https://doi.org/10.1155/2018/1472957>
- Chen S. (2024). Digital management mode of real estate marketing based on big data and artificial intelligence. *WSEAS Transactions on Computer Research*, 12, 269–280. <https://doi.org/10.37394/232018.2024.12.26>
- Chiarazzo V., Caggiani L., Marinelli M. & Ottomanelli M. (2014). A neural network-based model for real estate price estimation considering environmental quality of property location. *Transportation Research Procedia*, 3, 810–817. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2014.10.067>
- El Bied S., Ros McDonnell L., de la Fuente Aragón M.V. & Ros McDonnell D. (2024). A comprehensive bibliometric analysis of real estate research trends. *International Journal of Financial Studies*, 12(3), Article 95. <https://doi.org/10.3390/ijfs12030095>
- El Hamzaoui Y. & Perez J.A.H. (2011). Application of artificial neural networks to predict the selling price in the real estate valuation process. In *Proceedings of the 10th Mexican International*

- Conference on Artificial Intelligence* (pp. 175–181). IEEE. <https://doi.org/10.1109/MICAI.2011.14>
- El Jaouhari A., Samadhiya A., Kumar A., Šešplaukis A. & Raslanas S. (2024). Mapping the landscape: A systematic literature review on automated valuation models and strategic applications in real estate. *International Journal of Strategic Property Management*, 28(5), 286–301. <https://doi.org/10.3846/ijspm.2024.22251>
- Fengchen W. (2023). The present and future of the digital transformation of real estate: A systematic review of smart real estate. *Business Informatics*, 17(2), 85–97. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2023.2.85.97>
- Foryś I. (2022). Machine learning in house price analysis: Regression models versus neural networks. *Procedia Computer Science*, 207, 435–445. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.065>
- Fu Q. (2022). Real estate tax base assessment by deep learning neural network in the context of the digital economy. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, Article 5904707. <https://doi.org/10.1155/2022/5904707>
- Guarini M.R., D'Addabbo N., Morano P. & Tajani F. (2017). Multi-criteria analysis in compound decision processes: The AHP and the architectural competition for the Chamber of Deputies in Rome (Italy). *Buildings*, 7(2), Article 38. <https://doi.org/10.3390/buildings7020038>
- Hajkowicz S., Sanderson C., Karimi S., Bratanova A. & Naughtin C. (2023). Artificial intelligence adoption across disciplines: A bibliometric analysis of research publications from 1960–2021. *Technology in Society*, 74, Article 102260. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102260>
- Haurum K.R., Ma R. & Long W. (2024). Real estate with AI: An agent based on LangChain. *Procedia Computer Science*, 242, 199–208. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.08.199>
- Horvath S., Soot M., Zaddach S., Neuner H. & Weitkamp A. (2021). Deriving adequate sample sizes for ANN-based modelling of real estate valuation tasks by complexity analysis. *Land Use Policy*, 107, Article 105475. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105475>
- Kathmann R.M. (1993). Neural networks for the mass appraisal of real estate. *Computers, Environment and Urban Systems*, 17(4), 373–384. [https://doi.org/10.1016/0198-9715\(93\)90034-3](https://doi.org/10.1016/0198-9715(93)90034-3)
- Khalafallah A. (2008). Neural network-based model for predicting housing market performance. *Tsinghua Science and Technology*, 13(S1), 325–328. [https://doi.org/10.1016/S1007-0214\(08\)70169-X](https://doi.org/10.1016/S1007-0214(08)70169-X)
- Kontrimas V. & Verikas A. (2011). The mass appraisal of real estate by computational intelligence. *Applied Soft Computing*, 11(1), 443–448. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.12.003>
- Krämer B., Nagl C., Stang M. & Schäfers W. (2023). Explainable AI in a real estate context: Exploring the determinants of residential real estate values. *Journal of Housing Research*, 32(2), 204–245. <https://doi.org/10.1080/10527001.2023.2170769>
- Lenk M.M., Worzala E.M. & Silva A. (1997). High-tech valuation: Should artificial neural networks bypass the human valuer? *Journal of Property Valuation and Investment*, 15(1), 8–26. <https://doi.org/10.1108/14635789710163775>
- Lin R.F.Y., Ou C., Tseng K.K., Bowen D., Yung K.L. & Ip W.H. (2021). The spatial neural network model with disruptive technology for property appraisal in the real estate industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, Article 121067. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121067>
- Liu Y. (2022). Real estate development strategy based on artificial intelligence and big data industrial policy background. *Scientific Programming*, 2022, Article 6249065. <https://doi.org/10.1155/2022/6249065>
- Locurcio M., Tajani F., Anelli D. & Ranieri R. (2022). A multi-criteria composite indicator to support sustainable investment choices in the built environment. *Valori e Valutazioni*, 30, 85–100. <https://doi.org/10.48264/VVSIEV-20223006>
- Lorenz F., Willwersch J., Cajias M. & Fuerst F. (2023). Interpretable machine learning for real estate market analysis. *Real Estate Economics*, 51(5), 1178–1208. <https://doi.org/10.1111/1540-6229.12397>
- Mimis A., Rovolis A. & Stamou M. (2013). Property valuation with artificial neural network: The case of Athens. *Journal of Property Research*, 30(2), 128–143. <https://doi.org/10.1080/09599916.2013.777354>
- Morano P., Tajani F. & Torre C.M. (2015). Artificial intelligence in property valuations: An application of artificial neural networks to housing appraisal. In M. Fraga-Lamas J. F. Silva &

- J. M. Moreno (Eds.), *Advances in Environmental Science and Energy Planning* (pp. 23–29). CRC Press.
- Morano P., Guarnaccia C., Tajani F., Di Liddo F. & Anelli D. (2020). An analysis of the noise pollution influence on housing prices in the central area of the city of Bari. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1603, No. 1, Article 012027). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012027>
- Morano P., Tajani F., Guarnaccia C. & Anelli D. (2021). An optimization decision support model for sustainable urban regeneration investments. *WSEAS Transactions on Environment and Development*, 17, 1245–1251. <https://doi.org/10.37394/232015.2021.17.114>
- Mullainathan S. & Spiess J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87–106. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87>
- Pagourtzi E., Assimakopoulos V., Hatzichristos T. & French N. (2003). Real estate appraisal: A review of valuation methods. *Journal of Property Investment & Finance*, 21(4), 383–401. <https://doi.org/10.1108/14635780310488341>
- Pagourtzi E., Metaxiotis K., Nikolopoulos K., Giannelos K. & Assimakopoulos V. (2007). Real estate valuation with artificial intelligence approaches. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, 2(1), 50–57. <https://doi.org/10.1504/IJISTA.2007.011573>
- Paireekreng W. & Choensawat W. (2015). An ensemble learning-based model for real estate project classification. *Procedia Manufacturing*, 3, 3852–3859. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.650>
- Pérez-Rave J.I., Correa-Morales J.C. & González-Echavarría F. (2019). A machine learning approach to big data regression analysis of real estate prices for inferential and predictive purposes. *Journal of Property Research*, 36(1), 59–96. <https://doi.org/10.1080/09599916.2019.1582405>
- Peter N.J., Okagbue H.I., Obasi E.C. & Akinola A O. (2020). Review on the application of artificial neural networks in real estate valuation. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(3), 5–11. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/66932020>
- Peterson S. & Flanagan A. (2009). Neural network hedonic pricing models in mass real estate appraisal. *Journal of Real Estate Research*, 31(2), 147–164. <https://doi.org/10.1080/10835547.2009.12091245>
- Pitz F., Naumann M.M., Olaru S.M. & Soehner S. (2024). A literature review on application of artificial intelligence on the example of real estate business. *International Journal of Advanced Engineering and Management Research*, 9(1), 53–67. <https://doi.org/10.51505/ijaemr.2024.9105>
- Rampini L. & Re Cecconi F. (2022). Artificial intelligence algorithms to predict Italian real estate market prices. *Journal of Property Investment & Finance*, 40(6), 588–611. <https://doi.org/10.1108/JPIF-08-2021-0073>
- Renigier-Biliozor M., Janowski A. & d'Amato M. (2019). Automated valuation model based on fuzzy and rough set theory for real estate markets with insufficient source data. *Land Use Policy*, 87, Article 104021. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104021>
- Root T.H., Strader T.J. & Huang Y.H.J. (2023). A review of machine learning approaches for real estate valuation. *Journal of the Midwest Association for Information Systems*, 2023(2), 2–15. <https://doi.org/10.17705/3jmw.000082>
- Rossini P. (1998). Improving the results of artificial neural network models for residential valuation. In *Proceedings of the Fourth Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference* (pp. 19–21). Pacific-Rim Real Estate Society.
- Selim H. (2009). Determinants of house prices in Turkey: Hedonic regression versus artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 2843–2852. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.08.005>
- Sing T.F., Yang J.J. & Yu S.M. (2022). Boosted tree ensembles for artificial intelligence-based automated valuation models (AI-AVM). *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 65(4), 649–674. <https://doi.org/10.1007/s11146-021-09861-1>
- Skłodowski I.G. (2021). The use of artificial intelligence solutions in the management of the real estate market. In M. Wasilewski & A. Wasilewska (Eds.), *Wyzwania współczesnych finansów* (pp. 130–140). Wydawnictwo SGGW.

- Tabar M.E., Sisman A. & Sisman Y. (2023). A real estate appraisal model with artificial neural networks and fuzzy logic: A local case study of Samsun City. *International Real Estate Review*, 26(4), 565–581. <https://doi.org/10.53383/100374>
- Taffese W.Z. (2007). Case-based reasoning and neural networks for real estate valuation. In *Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications* (pp. 98–104). ACTA Press.
- Tekouabou S.C., Gherghina Ș.C., Kameni E.D., Filali Y. & Idrissi Gartoumi K. (2024). AI-based machine learning methods for urban real estate prediction: A systematic survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 31(2), 1079–1095. <https://doi.org/10.1007/s11831-023-10010-5>
- Trindade Neves F., Aparicio M. & de Castro Neto M. (2024). The impacts of open data and explainable AI on real estate price predictions in smart cities. *Applied Sciences*, 14(5), Article 2209. <https://doi.org/10.3390/app14052209>
- Ullah F., Sepasgozar S.M. & Wang C. (2018). A systematic review of smart real estate technology: Drivers of, and barriers to, the use of digital disruptive technologies and online platforms. *Sustainability*, 10(9), Article 3142. <https://doi.org/10.3390/su10093142>
- Valier A. (2020). Who performs better? AVMs vs. hedonic models. *Journal of Property Investment & Finance*, 38(3), 213–225. <https://doi.org/10.1108/JPIF-02-2019-001>
- Veres O., Ilchuk P. & Kots O. (2024). Application of machine learning methods for forecasting real estate value. In *Proceedings of the 8th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS)* (pp. 70–93). <https://doi.org/10.31110/COLINS/2024-1/007>
- Viriato J.C. (2019). AI and machine learning in real estate investment. *The Journal of Portfolio Management*, 45(7), 43–54. <https://doi.org/10.3905/jpm.2019.45.7.04>
- Wilkowski W. & Budzynski T. (2006). Application of artificial neural networks for real estate valuation. In *Proceedings of the Shaping the Change – XXIII FIG Congress*. Munich, Germany.
- Xu H. & Gade A. (2017). Smart real estate assessments using structured deep neural networks. *IEEE Access*, 5, 16495–16503. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2737361>
- Xu, X. & Zhang Y. (2021). House price forecasting with neural networks. *Intelligent Systems with Applications*, 12, Article 200076. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2021.200076>
- Yacim J.A. & Boshoff D.G.B. (2018). Impact of artificial neural networks training algorithms on accurate prediction of property values. *Journal of Real Estate Research*, 40(3), 375–418. <https://doi.org/10.1080/10835547.2018.12091236>
- Yasnitsky L.N., Yasnitsky V.L. & Alekseev A.O. (2021). The complex neural network model for mass appraisal and scenario forecasting of the urban real estate market value that adapts itself to space and time. *Complexity*, 2021, Article 5392170. <https://doi.org/10.1155/2021/5392170>
- Ye Z., Zhang Y., Jiang J. & Liu T. (2022). Intelligent community and real estate management based on machine learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, Article 7738811. <https://doi.org/10.1155/2022/7738811>
- Zhou G., Ji Y., Chen X. & Zhang F. (2018). Artificial neural networks and the mass appraisal of real estate. *International Journal of Online Engineering*, 14(5), 97–105. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v14i05.8573>
- Zurada J., Levitan A. & Guan J. (2011). A comparison of regression and artificial intelligence methods in a mass appraisal context. *Journal of Real Estate Research*, 33(3), 349–388. <https://doi.org/10.1080/10835547.2011.12091311>

Ricognizione delle applicazioni metodologiche e delle sfide dell'intelligenza artificiale nelle valutazioni immobiliari

Pierluigi Morano¹, Debora Anelli^{2,*}, Francesco Tajani²

¹ Dipartimento di Ingegneria Civile, Ambientale, del Territorio, Edile e di Chimica, Politecnico di Bari, Via Orabona 4, 70125 Bari, Italia; pierluigi.morano@poliba.it

² Dipartimento di Architettura e Progetto, Università Sapienza di Roma, Via Flaminia 359, 00196 Roma, Italia; debora.anelli@uniroma1.it; francesco.tajani@uniroma1.it

* autore corrispondente

Parole chiave

Intelligenza Artificiale e
Valutazione
Immobiliare, Analisi di
mercato con l'AI,
Machine Learning per la
valutazione immobiliare

Abstract

L'intelligenza artificiale (IA) sta trasformando il settore immobiliare, offrendo strumenti innovativi per analizzare dati complessi e migliorare la precisione delle valutazioni. Tecnologie come il *machine learning* e il *deep learning* stanno progressivamente entrando nelle pratiche di stima immobiliare, aprendo nuove possibilità per supportare decisioni strategiche più informate. Questo studio presenta una revisione della letteratura sull'applicazione dell'IA nelle valutazioni immobiliari, basata su 67 articoli pubblicati tra il 1993 e il 2024. L'obiettivo è esplorare le principali tendenze di ricerca, i metodi utilizzati e le sfide affrontate in questo ambito. I risultati evidenziano un forte aumento dell'interesse accademico negli ultimi anni, accompagnato dall'adozione di tecniche avanzate come reti neurali e analisi basate su big data. Sul piano geografico, Stati Uniti, Cina ed Europa emergono come i principali contributori di ricerca. Gli studi si concentrano sull'integrazione di dati economici, demografici e geospaziali per migliorare le stime e comprendere meglio le dinamiche di mercato. Tuttavia, restano sfide significative, come la trasparenza dei modelli, la qualità dei dati e l'applicabilità delle tecnologie in mercati emergenti. Questa revisione offre una panoramica chiara dello stato dell'arte e delle prospettive future, fornendo spunti utili per ottimizzare le valutazioni immobiliari in un contesto globale in continua evoluzione.

1. Introduzione

L'intelligenza artificiale (AI) nelle valutazioni immobiliari si riferisce all'insieme di tecnologie e algoritmi, in particolare di *machine learning* e *deep learning*, utilizzati per analizzare grandi quantità di dati immobiliari (strutturali, economici, geospaziali, demografici) al fine di stimare il valore di un bene con maggiore precisione, efficienza e adattabilità rispetto ai metodi tradizionali. L'IA consente di identificare schemi non lineari nei dati, migliorare la capacità predittiva dei modelli e automatizzare processi complessi, rendendo le stime più dinamiche, trasparenti e personalizzabili. L'AI si sta rapidamente trasformando numerosi settori, incluso quello immobiliare, offrendo strumenti innovativi per affrontare problemi complessi e supportare decisioni strategiche. In particolare, l'applicazione dell'IA nelle valutazioni immobiliari sta aprendo nuove opportunità per migliorare la precisione delle stime, analizzare le dinamiche di mercato e prevedere

con maggiore affidabilità le variazioni dei prezzi (Viriato, 2019; Fengchen, 2023; Skłodowski, 2021; Anelli et al., 2025; Anelli et al., 2024). Tecnologie avanzate come il *machine learning* (ML) e il *deep learning* (DL) consentono di gestire grandi quantità di dati complessi, integrando variabili economiche, demografiche, geospaziali e persino immagini satellitari (Peter et al., 2020; Locurcio et al., 2022). Questo approccio offre una comprensione più approfondita dei mercati immobiliari, aiutando professionisti e investitori a prendere decisioni più informate.

Le valutazioni immobiliari, fondamentali per le transazioni economiche e la pianificazione urbana, hanno sempre rappresentato una sfida, specialmente in mercati caratterizzati da elevata variabilità e da molteplici influenze socioeconomiche (Pagourtzi et al., 2007; Pagourtzi et al., 2003; Anelli et al., 2022). I metodi tradizionali, come la regressione lineare o i modelli edonici, pur essendo utili, spesso non riescono a cogliere la complessità di tali dinamiche. L'introduzione di tecnologie basate sull'IA ha rivoluzionato questo campo, permettendo di superare molte delle limitazioni tradizionali e di sviluppare strumenti più accurati e adattabili. Tuttavia, il panorama delle applicazioni dell'IA in questo ambito è ancora in piena evoluzione, e molte domande restano aperte: *quali sono le tecnologie più promettenti? Quali sfide devono essere affrontate per migliorare l'adozione di queste tecnologie? E quali lacune esistono nella ricerca attuale?*

Negli ultimi anni, l'interesse accademico verso queste tematiche è cresciuto in modo significativo. La disponibilità di grandi quantità di dati e i progressi tecnologici hanno reso possibile lo sviluppo di modelli predittivi sempre più sofisticati (Fu, 2022; Liu, 2022; Yasnitsky et al., 2021). È opportuno sottolineare che l'accelerazione della digitalizzazione nel settore immobiliare non riguarda in egual misura tutte le fasi del ciclo immobiliare. Le tecnologie digitali sono più diffuse nella progettazione, costruzione, commercializzazione e gestione degli immobili, dove strumenti come il *Building Information Modeling* (BIM), le piattaforme PropTech e i sistemi di monitoraggio intelligenti sono ormai ampiamente utilizzati. Al contrario, l'adozione dell'intelligenza artificiale nella fase di valutazione immobiliare sembra essere più recente e ancora in evoluzione. Sebbene l'automazione dei processi di stima attraverso modelli di apprendimento automatico e di deep learning stia diventando sempre più comune, permangono limitazioni relative alla disponibilità e alla qualità dei dati, alla trasparenza computazionale e ai vincoli normativi. La letteratura suggerisce che questa accelerazione non è uniforme dal punto di vista geografico: è più evidente nelle regioni tecnologicamente avanzate, in particolare nell'Asia orientale, negli Stati Uniti e in Europa. Per di più, la trasformazione digitale della valutazione nei mercati emergenti sembra essere ancora agli inizi o limitata a studi sperimentali. In questo senso, l'evoluzione attuale può essere interpretata come selettiva per settore e diseguale per territorio, riflettendo il più ampio divario digitale che caratterizza l'uso dell'intelligenza artificiale nel settore immobiliare. Nonostante questo slancio, persistono sfide rilevanti: dalla qualità dei dati utilizzati alla trasparenza dei modelli basati su reti neurali profonde, fino alla loro capacità di adattarsi a contesti geografici e socioeconomici diversi (Alsahan and AlZaidan, 2024; Zhou et al., 2018; Chen, 2024).

Comprendere queste dinamiche è essenziale non solo per arricchire il dibattito accademico, ma anche per guidare lo sviluppo di strumenti più efficaci e inclusivi (Peterson and Flanagan, 2020). Le valutazioni immobiliari non riguardano solo il valore economico degli immobili, ma hanno un impatto diretto sulle decisioni di investimento, sulla pianificazione urbana e, in ultima analisi, sulla qualità della vita delle persone. Questo lavoro si propone di offrire un contributo significativo in questa direzione, stimolando il dialogo tra accademia, industria e istituzioni per affrontare le sfide e sfruttare appieno il potenziale dell'IA.

Questo lavoro si basa ed estende studi comparativi precedenti, come il lavoro di Valier (2020), che ha confrontato le prestazioni dei modelli AVM ed edonici. Sebbene il lavoro di Valier abbia segnato una pietra miliare importante nell'evidenziare il potenziale delle tecniche automatizzate, questo contributo tiene conto del crescente utilizzo delle tecnologie di intelligenza artificiale nella valutazione immobiliare, diventando uno sviluppo 5.0 dell'AVM man mano che l'intelligenza artificiale diventa più diffusa. Questo studio nasce con l'intento di fare luce su questi temi, analizzando la letteratura scientifica sull'applicazione dell'AI nelle valutazioni immobiliari. Attraverso una revisione bibliometrica di 67 articoli pubblicati tra il 1993 e il 2024, l'obiettivo è fornire una panoramica chiara e strutturata delle tendenze di ricerca, dei principali contributori e delle tec-

nologie emergenti in questo settore. Inoltre, si intende individuare le sfide ancora aperte e le opportunità future per ricercatori, professionisti e decisori politici. A tal fine, alcune domande guida sono state individuate: i) *quali sono le tecnologie più promettenti?* ii) *quali sfide devono essere affrontate per migliorare l'adozione di queste tecnologie?* iii) *quali lacune esistono nella ricerca attuale?*

La presente revisione si differenzia da precedenti studi focalizzati su singole tecniche (ad esempio, solo reti neurali o regressioni edoniche). Questa revisione, invece, adotta un approccio olistico, comparando: i) *Machine Learning* tradizionale (*Random Forest*, *Gradient Boosting*); ii) *Deep Learning* avanzato (DNN e SNN con immagini satellitari); iii) *Explainable AI* (XAI) per affrontare il problema della “scatola nera”; iv) *Big Data Analytics* per integrare dati economici, demografici e infrastrutturali. A differenza di altre revisioni tecniche, questo studio analizza criticamente anche le disparità geografiche e il rischio di ampliare il divario tecnologico tra paesi avanzati e in via di sviluppo. Questa revisione si distingue perché analizza articoli pubblicati in un arco temporale di oltre 30 anni, che evidenziano l'evoluzione delle tecnologie di intelligenza artificiale nel settore immobiliare. Gli studi precedenti si concentravano spesso su periodi di tempo più brevi o su tecnologie emergenti in un momento specifico, trascurando il contesto storico e lo sviluppo progressivo del settore. La revisione offre inoltre prospettive critiche sui contesti geografici di applicazione, nonché sulle implicazioni etiche e operative dell'adozione dell'intelligenza artificiale negli elementi di valutazione immobiliare, spesso trascurati nelle revisioni precedenti.

Il lavoro è strutturato nelle seguenti sezioni: la Sezione 2 presenta il quadro metodologico adottato per la revisione della letteratura. La Sezione 3 analizza i principali contributi scientifici, evidenziando le tendenze temporali e geografiche. La Sezione 4 discute le implicazioni per la pratica valutativa e la Sezione 5 conclude lo studio delineando le prospettive di ricerca future.

2. Metodologia

La presente revisione si basa su un approccio qualitativo e bibliometrico di tipo narrativo, supportato da una procedura di selezione sistematica dei contributi scientifici. Non è stato utilizzato alcun software specifico di analisi bibliometrica, ma il processo di ricerca e selezione è stato strutturato seguendo lo schema PRISMA (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses), per garantire trasparenza e replicabilità delle fasi (Figura 1)¹. Le banche dati Sco-

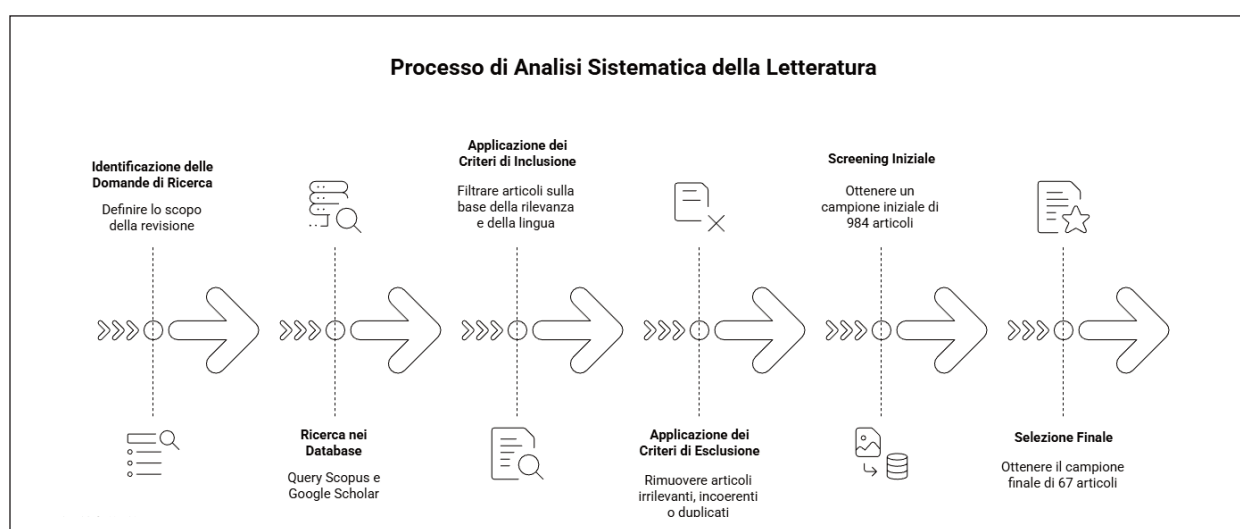


Figura 1. Flowchart dell'analisi bibliometrica.

¹ La ricerca Scopus è stata condotta utilizzando la seguente query: TITLE-ABS-KEY ((“real estate valuation” OR “property valuation” OR “real estate appraisal”) AND (“artificial intelligence” OR “machine learning” OR “neural network” OR “deep learning” OR “AI” OR “automated valuation model”)) AND (LIMIT-TO (LANGUAGE, “English”)) AND (LIMIT-TO (DOCTYPE, “ar”)) AND (LIMIT-TO (PUBYEAR, >1990))

pus e Google Scholar sono state interrogate utilizzando combinazioni di parole chiave con operatori booleani, come: “real estate valuation” AND “artificial intelligence”, “property appraisal” AND “machine learning”, “automated valuation model” AND “explainable AI”, tra le altre. I criteri di inclusione adottati sono stati: i) presenza di applicazioni concrete dell'intelligenza artificiale nel campo della valutazione immobiliare; ii) lingua inglese; iii) disponibilità di una versione open access, ove possibile. Sono stati esclusi contributi non pertinenti, duplicati, paper non scientifici e articoli focalizzati esclusivamente su tematiche teoriche prive di sperimentazione o applicazione concreta. Inoltre, paper non open access e in lingua differente dall'inglese e dall'italiano, sono stati rimossi. In totale, il primo screening ha prodotto un corpus iniziale di 984 articoli (346 da Scopus e 638 da Google Scholar). L'applicazione dei criteri di esclusione ha portato alla selezione finale di 67 articoli, analizzati nel dettaglio.

3. Esame dei contributi scientifici

L'applicazione dell'AI nel campo delle valutazioni immobiliari ha suscitato un crescente interesse nella comunità scientifica. Numerosi studi hanno esplorato diverse metodologie e approcci, contribuendo a una letteratura vasta e diversificata. In questa sezione, esaminiamo criticamente i contributi scientifici più rilevanti, analizzandoli sotto vari punti di vista: distribuzione temporale e geografica, obiettivi perseguiti, tecniche di IA impiegate e sfide metodologiche affrontate. Questa analisi mira a fornire una panoramica completa dello stato dell'arte, identificando tendenze emergenti, lacune nella ricerca e potenziali direzioni future per l'integrazione dell'IA nelle pratiche di valutazione immobiliare.

3.1 Distribuzione temporale

L'evoluzione temporale dei contributi scientifici analizzati evidenzia una crescente attenzione verso l'applicazione dell'intelligenza artificiale nel campo delle valutazioni immobiliari, con un'accelerazione particolarmente marcata nel quadriennio 2021-2024 (Figura 2).

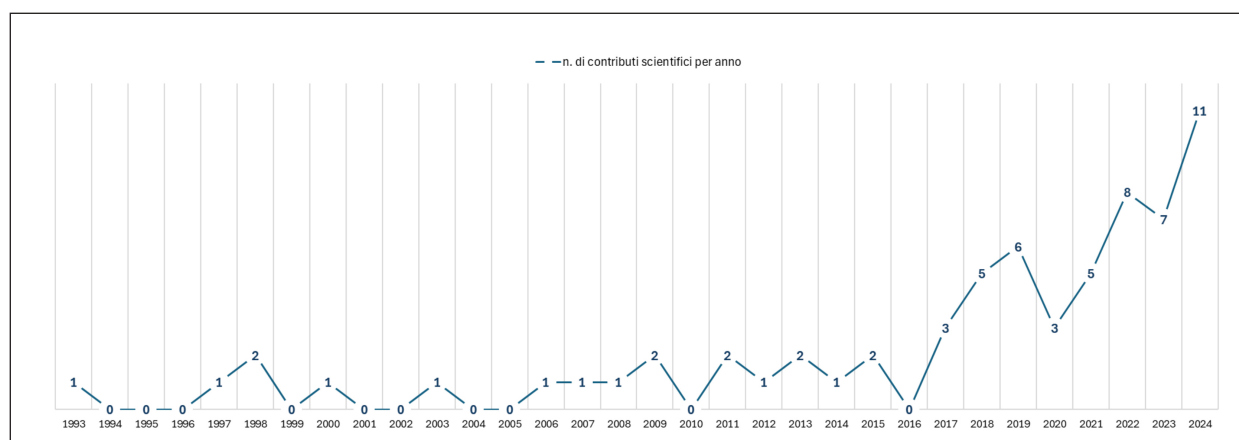


Figura 2. Distribuzione temporale delle pubblicazioni considerate nel tempo.

In questo periodo si concentra circa un quarto degli articoli selezionati, segnando una fase di forte espansione della ricerca, alimentata da innovazioni tecnologiche, dalla maggiore disponibilità di big data e dalla crescente maturità delle tecniche di *machine* e *deep learning*. Un ulteriore fattore determinante è stato l'effetto catalizzatore esercitato dalla pandemia da COVID-19: la necessità di operare da remoto ha promosso l'adozione di strumenti digitali anche nel settore immobiliare, spingendo la domanda di modelli automatizzati per la valutazione online degli immobili.

Nel confronto storico, i decenni precedenti mostrano un livello di attenzione nettamente inferiore. Tra il 1993 e il 2009, infatti, la percentuale di pubblicazioni è contenuta (9% negli anni '90 e 14% nei primi anni 2000), a testimonianza di un interesse ancora marginale e di un approccio

prevalentemente esplorativo (Katman, 1993; Amabile and Rosato, 1998; Rossini, 1998; Lenk et al., 1997). In quella fase pionieristica, l'adozione dell'IA era frenata da ostacoli strutturali come la limitata capacità computazionale, la scarsa disponibilità di dati georeferenziati e il predominio di metodi valutativi tradizionali (regressione lineare, modelli edonici).

Il decennio 2010-2019 segna un punto di svolta, con il 43% degli articoli pubblicati: un cambiamento che riflette sia la crescente diffusione di dataset strutturati e accessibili, sia l'interesse delle discipline tecnico-estimative verso metodi predittivi più flessibili e adattabili alla complessità dei mercati immobiliari. È in questo periodo che la ricerca passa da una fase sperimentale a una più sistematica, ponendo le basi per lo sviluppo di applicazioni concrete, supportate da una crescente interdisciplinarietà tra informatica, economia urbana e scienze dell'architettura.

Poiché quantificare l'impatto dell'IA sulla valutazione immobiliare è metodologicamente complesso a causa della natura e della vastità del settore, possiamo notare che alcune ricerche bibliometriche suggeriscono che gli studi sull'AVM e sull'uso dell'IA nel campo della valutazione costituiscono ancora una parte limitata del corpus complessivo, nonostante mostrino una crescita netta dopo il 2015. Un recente ricerca ha identificato 97 articoli rilevanti su AVM selezionati da 652 risultati (El Jaouhari et al. 2024), mappando le applicazioni in diversi sottosettori del settore immobiliare; lette alla luce di una mappatura generale sul campo, queste analisi indicano un'incidenza ancora limitata ma crescente della valutazione "abilitata all'intelligenza artificiale" all'interno della valutazione immobiliare. Il quadro proposto nel presente lavoro è coerente con l'espansione trasversale dell'intelligenza artificiale nelle scienze, dove la quota di pubblicazioni sull'intelligenza artificiale è aumentata da ~1,2% a ~5,3% negli ultimi due decenni (El Bied S. et al., 2024; Hajkowicz S. et al., 2023).

3.2 Distribuzione geografica

La distribuzione geografica degli articoli analizzati rivela una composizione eterogenea e globalmente rappresentativa, riflettendo l'ampio interesse internazionale nell'applicazione dell'intelligenza artificiale alla valutazione immobiliare. La revisione degli articoli selezionati offre uno spaccato delle attuali tendenze di ricerca e sviluppo in questo ambito, coinvolgendo contributi provenienti da numerosi paesi, tra i quali spiccano collaborazioni transnazionali e ricerche condotte in modo autonomo o attraverso gruppi di lavoro da ricercatori provenienti dalla stessa area geografica. Tali contributi dimostrano una crescente consapevolezza globale riguardo il potenziale dell'intelligenza artificiale nel trasformare il settore immobiliare, migliorando l'accuratezza delle valutazioni, l'efficienza dei processi decisionali e la trasparenza delle transazioni.

Le collaborazioni internazionali rappresentano il 16% del totale degli articoli esaminati, una percentuale rilevante che sottolinea l'importanza della cooperazione scientifica tra paesi per affrontare le sfide complesse legate alla valutazione immobiliare attraverso tecnologie avanzate. Tali collaborazioni si estendono tra paesi come la Nigeria e la Germania, la Polonia e l'Italia, e persino tra continenti, con studi congiunti di ricercatori provenienti da Cina e Regno Unito, Danimarca e Cina. Questo panorama dimostra come la condivisione delle risorse, delle competenze e delle prospettive culturali e accademiche possa arricchire e approfondire la ricerca in questo campo, portando a risultati innovativi e applicazioni pratiche più efficaci.

Gli Stati Uniti e la Cina si distinguono come i principali contributori, con una quota rispettivamente dell'11% e del 15%. Questi due paesi, noti per il loro avanzamento tecnologico e la leadership nel settore dell'intelligenza artificiale, confermano il loro ruolo di avanguardia nell'applicazione di queste tecnologie alla valutazione immobiliare. Le loro ricerche rappresentano modelli avanzati di come l'AI possa essere utilizzata per migliorare la precisione delle stime di mercato, analizzare grandi quantità di dati e prevedere con maggiore accuratezza l'andamento dei prezzi immobiliari. L'Italia, con il 9%, si posiziona come uno dei paesi europei più attivi in questo ambito, grazie anche a contributi provenienti da diverse città italiane, tra cui Napoli, Salerno, Bari, Milano e Padova.

Altri paesi, come la Polonia con il 6%, e nazioni emergenti come l'India e la Turchia con rispettivamente il 4% e 5% mentre Messico e Sudafrica ognuna con l'1%, evidenziano una crescente attenzione verso la tematica anche in contesti meno industrializzati. Questa diffusione globale

della ricerca riflette una tendenza inclusiva, dove non solo i paesi tecnologicamente avanzati, ma anche quelli in via di sviluppo riconoscono l'importanza delle tecnologie digitali per migliorare l'efficienza e la competitività nel settore immobiliare.

Infine, contributi provenienti da paesi come Russia e Nigeria (2% ciascuno) Finlandia (4%), Australia (6%) dimostrano ulteriormente il carattere multicentrico di questo strumento. Anche nazioni europee di dimensioni minori, come Lituania e Romania (1% ciascuno) Grecia (2%), Serbia (4%) hanno apportato il loro contributo, dimostrando la diffusione globale delle applicazioni dell'intelligenza artificiale nella valutazione immobiliare. (Figura 3).

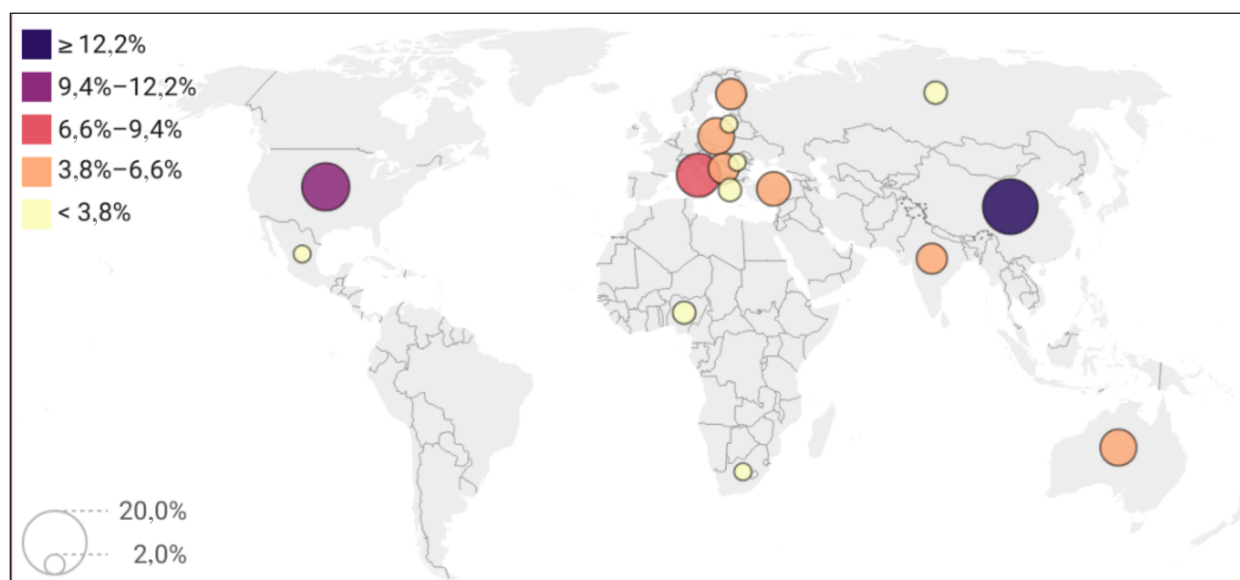


Figura 3. Distribuzione geografica degli articoli considerati.

3.3 Obiettivi dei lavori

Dall'analisi dei paper emerge una visione articolata degli obiettivi perseguiti, evidenziando un interesse predominante per l'uso dell'AI al fine di migliorare la stima del valore immobiliare e ottimizzare l'analisi delle dinamiche di mercato. Gli obiettivi principali, si suddividono in vari filoni che vanno dalla previsione dei prezzi alla comprensione del contesto spaziale e socioeconomico, fino all'automazione delle procedure decisionali nel settore immobiliare.

La maggior parte dei paper si concentra sull'impiego di modelli predittivi per perfezionare la stima dei prezzi, sfruttando l'IA per elaborare dataset complessi, spesso multidimensionali. Molti di questi studi puntano a sostituire o migliorare i modelli tradizionali, come le regressioni lineari, che tendono a non cogliere l'intero spettro delle variabili che influenzano i prezzi immobiliari. Una parte degli studi si focalizza sull'integrazione di dati geospaziali e socioeconomici per migliorare la capacità predittiva dei modelli (Xu and Zhang, 2021; Veres et al., 2024). In molti casi, l'obiettivo non è solo prevedere il valore di un singolo immobile, ma estendere l'analisi a intere aree urbane o distretti. Questa tipologia di analisi è particolarmente utile per gli investitori e i pianificatori urbani, in quanto permette di identificare zone emergenti con potenziale di crescita o aree che potrebbero subire una svalutazione. L'utilizzo di dati demografici, economici e infrastrutturali consente di sviluppare una visione olistica delle dinamiche urbane.

Un aspetto chiave in alcuni dei paper è l'ottimizzazione del processo decisionale per gli investitori, lo scopo principale di questi studi è fornire modelli di AI che non solo migliorino la precisione delle previsioni, ma che permettano anche di gestire in maniera più efficiente il rischio associato agli investimenti immobiliari (Haurum et al., 2024). Questi modelli includono variabili legate a fattori macroeconomici, come tassi di interesse, aumento e andamento del PIL, che influenzano il mercato immobiliare a livello globale e locale (Ćetković et al., 2018). Ad esempio, un'analisi predittiva che tiene conto di queste variabili può fornire agli investitori indicazioni su

quali aree geografiche siano più favorevoli per un investimento a lungo termine.

Altri documenti si concentrano sull'integrazione di variabili non convenzionali nei modelli predittivi, come i dati di consumo energetico o flussi di traffico. L'obiettivo in questi studi è migliorare ulteriormente la precisione delle previsioni, includendo la variabilità che riflette l'efficienza energetica o la vicinanza a infrastrutture critiche. Questi modelli consentono agli investitori di considerare fattori che potrebbero avere un impatto diretto sulla qualità della vita degli abitanti e, di conseguenza, sul valore di mercato. Di particolare interesse nell'ambito della conoscenza dei momenti del ciclo di vita in cui più sono applicate le tecniche di AI è lo studio condotto da Pitz et al. 2024. Secondo i risultati della literature review condotta, la maggior parte degli studi utilizza l'AI per la previsione dei prezzi immobiliari e la loro determinazione, nonché per lo sviluppo di strategie di investimenti immobiliari.

Nel complesso, gli obiettivi dei paper riflettono un approccio integrato e multidisciplinare, che combina dati economici, geografici e tecniche avanzate di *machine learning* per fornire strumenti di analisi più avanzati. Questi strumenti permettono una valutazione più accurata delle tendenze del mercato immobiliare e una gestione più efficiente delle risorse, favorendo decisioni più informate sia per investitori privati che per istituzioni pubbliche.

3.4 Tecniche utilizzate

Tra i 67 articoli analizzati, la tecnologia di intelligenza artificiale più diffusa è senza dubbio il *machine learning*, apprezzato per la sua capacità di "apprendere" dai dati storici e migliorare le previsioni nel tempo. Gli algoritmi sono in grado di analizzare grandi quantità di dati del passato per identificare schemi, tendenze e relazioni tra variabili. Questi modelli vengono addestrati su dataset che contengono esempi storici, in cui sia le caratteristiche d'ingresso (input) che i risultati (output) sono noti. Attraverso questo processo, l'algoritmo impara a fare previsioni o decisioni basate su dati nuovi (Ye et al., 2022; Sing et al., 2022). Questo approccio si basa sull'utilizzo di algoritmi che analizzano grandi volumi di dati per individuare relazioni nascoste tra variabili, come la relazione tra il prezzo di un immobile e fattori quali posizione, superficie o la presenza di servizi nelle vicinanze. Tra le tecniche di *machine learning* più comunemente impiegate vi sono le reti neurali artificiali, gli alberi decisionali e i modelli di ensemble come il random forest e il gradient boosting. Questi ultimi sono particolarmente efficaci in quanto combinano le previsioni di più modelli per migliorare l'accuratezza complessiva, riducendo il rischio di errori dovuti a eventuali anomalie nei dati. Zurada et al. 2011 descrivono uno studio comparativo in cui diversi metodi basati sull'AI sono impiegati per valutare gli immobili di Louisville, in Kentucky. I risultati indicano che i metodi basati sul l'AI si comportano bene con insiemi di dati meno omogenei sotto alcuni scenari di simulazione (Tabella 1).

Tabella 1. Principali categorie di metodi identificate nella letteratura analizzata, il loro livello di frequenza e le applicazioni principali nella valutazione immobiliare

Tecnica IA / Approccio	Livello di frequenza	Riferimenti	Applicazioni
Artificial Neural Networks (ANN, DNN, CNN, SNN)	Alto	Xu & Zhang (2021); Ćetković et al. (2018); Chiarazzo et al. (2014); Mimis et al. (2013); Morano et al. (2015); Yacim & Boshoff (2018)	Previsione dei prezzi, valutazione di massa, apprendimento delle caratteristiche, stima non lineare del valore
Machine Learning / Big Data	Medio-Alto	Veres et al. (2024); Tchuente & Nyawa (2022); Singh et al. (2020); Pérez-Rave et al. (2019); Ullah et al. (2018)	Modellizzazione predittiva, valutazione basata sui dati, analisi di mercato su larga scala
Tree-based and Ensemble Methods (Decision Trees, Random Forest, Gradient-Boosted Trees)	Medio-Alto	Paireekreng & Choensawat (2015); Sing et al. (2021, 2022)	Classificazione variabile, calibrazione automatica del modello di valutazione

Segue Tabella 1. Principali categorie di metodi identificate nella letteratura analizzata, il loro livello di frequenza e le applicazioni principali nella valutazione immobiliare

Fuzzy Logic / Rough Set	Medio-Basso	Tabar et al. (2023); Cardone et al. (2024); Renigier-Bilozor et al. (2019)	Gestione dell'incertezza, ragionamento basato su regole, progettazione ibrida di AVM
Support Vector Machines (SVM)	Medio-Basso	Paireekreng & Choensawat, 2015; Kontrimas and Verikas, 2011; Rampini and Cecconi, 2022; Veres et al., 2024; Mimis et al., 2013; Chaphalkar and Sandbhor, 2013	Modellazione comparativa, previsione su piccoli campioni, integrazione di ensemble
Explainable / Interpretable AI (XAI)	Basso	Lorenz et al. (2023); Trindade Neves et al. (2024); Krämer et al. (2023)	Trasparenza dei modelli, interpretabilità delle caratteristiche, supporto alle policy
K-Nearest Neighbor (KNN)	Basso	Yıldırım (2019)	Stima comparativa e basata sui valori medi urbani

Le Reti Neurali Artificiali (ANN), sono un tipo specifico di algoritmo di *machine learning*, che imita il funzionamento dei neuroni del cervello umano. Sono risultate tra le tecniche più utilizzate negli articoli studiati (Chiarazzo et al., 2014; Tabar et al., 2023; Horvath et al., 2021; Selim, 2009; El Hamzaoui and Perez, 2011; Abidoye and Chan, 2017; Abidoye and Chan, 2018). Essi presentano delle sottocategorie come il deep learning (DNN), una branca più sofisticata dell'IA che utilizza reti neurali profonde, strutturate su diversi strati di nodi (o neuroni) artificiali. Ogni strato elabora i dati e trasmette le informazioni al successivo, consentendo alla rete di apprendere modelli complessi. Ad esempio, nello studio di Xu and Gade (2017), le DNN sono state utilizzate per migliorare l'accuratezza delle stime immobiliari, attraverso la selezione di 15 attributi chiave (numero di camere da letto, numero dei bagni, metratura ecc.). Successivamente, è stato costruito un *layered knowledge graph* (grafo di conoscenza a livelli), che organizza tali caratteristiche in livelli logici. Per esempio, input come il numero di camere da letto, il numero di bagni e la metratura contribuiscono al nodo "Struttura della Casa", che poi viene mappato a un livello superiore, ad esempio al nodo "Caratteristiche della Casa". Una volta creato il grafo, si è sviluppata una rete neurale completamente connessa, eliminando i collegamenti deboli tra i neuroni (ossia quelli con pesi molto bassi) e i neuroni deboli (quelli con pochi collegamenti), per costruire infine una *Structured DNN*, che rispecchia la struttura del grafo. La rete, aggiornata periodicamente con nuovi dati, migliora la precisione delle previsioni di prezzo adattandosi ai trend di mercato. La stessa utilizza un algoritmo di *backpropagation* per l'aggiornamento dei pesi.

Le SNN (Spatial Neural Networks) si riferiscono a modelli generali che possono gestire dati strutturati in uno spazio bidimensionale o tridimensionale, mentre le reti neurali convoluzionali (CNN) sono una classe specifica di reti neurali spaziali progettate per elaborare dati come immagini attraverso operazioni di convoluzione, consentendo l'estrazione automatica di caratteristiche locali. sono un tipo di rete neurale progettato per elaborare e modellare informazioni spaziali, ovvero dati che hanno una componente geografica o posizionale. Questi modelli sono particolarmente utili in applicazioni che richiedono l'analisi di dati spaziali come immagini satellitari o mappe. Per l'elaborazione di tali dati le SNN si possono avvalere delle CNN come nello studio di Lin et al., 2021 dove le CNN sono state utilizzate come strumento per estrarre in modo automatico le caratteristiche rilevanti dalle immagini satellitari. L'architettura CNN utilizzata consente alla rete di imparare automaticamente quali caratteristiche visive influenzano maggiormente il valore dell'immobile, come la densità edificativa o la presenza di infrastrutture. L'uso di modelli come *Satellite2vec* ha permesso di trasformare le immagini satellitari in *embedding* vettoriali, riducendo la necessità di estrarre manualmente le caratteristiche specifiche del quartiere.

Le *Support Vector Machines* (SVM) vengono utilizzate per stimare il valore degli immobili, grazie alla loro capacità di gestire problemi complessi e non lineari. Sono state confrontate con altre tecniche per la classificazione di progetti immobiliari a vari attributi quali ANN, Alberi de-

cisionali, K-Nearest Neighbors (K-NN) e, nonostante le loro capacità, da sole non sono la tecnica migliore di classificazione, di conseguenza, vengono combinate utilizzando un approccio di ensemble learning migliorandone le prestazioni nella classificazione dei progetti immobiliari (Paireekreng and Choensawat, 2015). Nonostante ciò, le SVM garantiscono una maggiore precisione rispetto a modelli più semplici, come la regressione lineare, per la stima del valore delle proprietà (Kontrimas and Verikas, 2011; Rampini and Cecconi, 2022; Veres et al., 2024; Mimis et al., 2013; Chaphalkar and Sandbhor, 2013).

Il *K-Nearest Neighbors* (K-NN) è un algoritmo di *machine learning* non parametrico utilizzato sia per problemi di classificazione che di regressione. Predice il valore di un nuovo campione utilizzando i K campioni più vicini nel dataset, basandosi su una distanza calcolata tra le caratteristiche delle proprietà, spesso tramite la distanza euclidea. Questo metodo è semplice: per una nuova proprietà, si prendono i valori delle K proprietà più vicine e si calcola la loro media per stimare il valore della nuova unità. Nel caso di Yıldırım, (2019) il metodo K-NN è stato impiegato per prevedere il valore di nuove proprietà in base ai dati esistenti, confrontando le proprietà simili in termini di caratteristiche come la grandezza, il numero di stanze, l'età, ecc. Il valore di K viene ottimizzato tramite tecniche di *cross-validation*, consentendo di ottenere previsioni flessibili e valide, anche se non è il metodo migliore in assoluto. Lo studio di Tchuenté and Nyawa, 2022 per stimare i prezzi degli immobili in città francesi utilizzando tecniche di geocodifica e algoritmi di *machine learning*, tra cui K-NN, mostra che l'utilizzo del K-NN ha permesso di ottenere stime precise dei prezzi, sottolineando l'importanza delle informazioni geospaziali nella previsione immobiliare.

Parallelamente, gli alberi decisionali rappresentano una soluzione più tradizionale e interpretabile. Questi modelli dividono reiteratamente i dati in base a caratteristiche specifiche (ad esempio, il numero di stanze o la distanza dal centro città), creando una struttura simile a un albero in cui ogni nodo rappresenta una decisione. Gli alberi decisionali sono apprezzati per la loro trasparenza, in quanto permettono di comprendere chiaramente i criteri che influenzano le valutazioni, tuttavia, tendono a essere meno efficaci rispetto a tecniche più avanzate in contesti dove i dati presentano una complessità elevata (McCord, 2022).

Il Random Forest viene impiegato per la sua capacità di gestire dati complessi e diversificati, creando molteplici alberi decisionali e combinandoli per ottenere una previsione finale robusta (Shinde et al., 2019). Questo approccio riduce il rischio di *overfitting*, permettendo una migliore generalizzazione dei risultati anche in presenza di variabili eterogenee. Il *Gradient Boosting* si distingue per la sua precisione nel migliorare progressivamente le previsioni, combinando in modo iterativo modelli deboli per formare una stima finale più accurata (Singh et al., 2020).

Alcuni studi si sono focalizzati sull'uso di suddivisioni geografiche dettagliate per adattare i modelli di valutazione alle specificità locali. In particolare, alcuni ricercatori utilizzano le zone OMI, definite dall'Osservatorio del Mercato Immobiliare dell'Agenzia delle Entrate, che suddividono le città in aree omogenee di formazione dei prezzi immobiliari, sulla base delle caratteristiche socioeconomiche e infrastrutturali. Le zone OMI offrono un quadro di riferimento consolidato. Uno studio di Cardone et al., 2024 basato su queste zone ha dimostrato come l'integrazione di queste suddivisioni nei modelli di *machine learning* porti a un miglioramento significativo dell'accuratezza predittiva, catturando le differenze nelle dinamiche di mercato tra aree centrali e periferiche. Altri approcci, invece, utilizzano divisioni più semplici o personalizzate, suddividendo i territori in base a criteri come la distanza da servizi essenziali (ospedali, scuole, trasporti pubblici) o la vicinanza a punti di interesse specifici (parchi, centri commerciali). In queste situazioni, l'approccio personalizzato consente di modellare con maggiore precisione le influenze micro-geografiche sui valori immobiliari, integrando dati di vario tipo, come indicatori di traffico o qualità dell'aria (Kuburić and Ćirović, 2012).

I vantaggi dell'intelligenza artificiale nella valutazione immobiliare non si limitano alla sola precisione predittiva. Tra i benefici riscontrati nei vari studi vi sono anche la capacità di gestire grandi volumi di dati in tempi brevi e l'identificazione di relazioni funzionali non lineari, difficilmente rilevabili con tecniche tradizionali (Sing et al., 2021). Asaftei et al., 2018 rivela come i Big Data stanno trasformando il mercato immobiliare. Grazie, infatti, alla possibilità di elaborare mi-

lioni di dati in tempi brevi, rivelando pattern nascosti e relazioni non lineari tra variabili, al contempo supportano le analisi a scala micro-territoriale (es. isolati urbani). Tra le principali evidenze sottolineate nello studio: i) a Boston, le case vicino a Starbucks sono aumentate di valore del 171% in 17 anni; ii) avere troppi servizi (es. più di 4 negozi specializzati) può avere effetti negativi sul valore; iii) è la qualità e il mix ottimale delle dotazioni che fa la differenza, non la loro quantità assoluta.

L'*Explainable Artificial Intelligence* (XAI) è un ramo dell'IA che sviluppa metodi per rendere comprensibili e trasparenti i risultati prodotti da modelli complessi come le reti neurali, gli ensemble e le tecniche di *machine learning* avanzato. Tra i 67 contributi scientifici analizzati, 20 articoli impiegano esplicitamente tecniche riconducibili alla XAI, con particolare riferimento ai concetti di interpretabilità del modello, importanza delle variabili e trasparenza algoritmica. Le tecniche più frequentemente menzionate includono: i) SHAP (SHapley Additive exPlanations), impiegato per assegnare a ciascuna variabile un contributo specifico nella formazione del valore predetto, secondo una logica mutuata dalla teoria dei giochi; ii) *Feature importance*, utilizzata per individuare le variabili più influenti nel processo di valutazione automatica; iii) *Interpretability e model transparency*, come principi guida nella costruzione e selezione dei modelli predittivi. I lavori analizzati sottolineano come l'integrazione di strumenti XAI consenta non solo di migliorare la fiducia degli utenti (es. valutatori, investitori, policy maker) nelle valutazioni generate da algoritmi, ma anche di identificare eventuali bias, migliorare la calibrazione dei modelli e rendere più robusto il processo decisionale in contesti immobiliari ad alta complessità (Chan et al., 2019; Niu and Niu, 2019; Veres et al., 2024; Walacik and Chmielewska, 2024; Lorenz et al., 2023; Forys, 2022; Rossini, 2000; Taffese, 2007). Il lavoro sottolinea che lo sviluppo di modelli spiegabili (XAI) è una direzione di ricerca fondamentale per favorire l'adozione dell'AI nel real estate (Tekouabou et al., 2024).

Nonostante l'uso crescente dell'IA nel settore immobiliare, un numero significativo di studi pone l'attenzione anche su una serie di limiti strutturali, metodologici ed etici. Il lavoro di Khalafallah (2008) riconosce esplicitamente – ad esempio – che, sebbene le ANN siano efficaci nel cogliere trend a breve termine, non sono sufficienti da sole, nella forma sviluppata, per gestire le dinamiche complesse e cicliche del mercato immobiliare nel lungo periodo. Dall'analisi testuale del corpus di 67 contributi scientifici, emergono quattro principali categorie di criticità:

1. Trasparenza e interpretabilità

Una delle problematiche più citate riguarda la scarsa trasparenza dei modelli di tipo “black box” (es. reti neurali profonde, ensemble). In molti casi, la difficoltà nell'interpretare i meccanismi decisionali compromette la fiducia degli stakeholder e ne limita l'impiego in contesti decisionali pubblici o regolamentati. L'assenza di spiegazioni comprensibili rappresenta un ostacolo all'adozione su larga scala, rendendo necessario l'impiego di tecniche di Explainable AI (es. SHAP, LIME) (Yacim and Boshoff, 2018; Renigier-Biłozor et al., 2019)

2. *Bias* e problemi nei dati

I modelli di AI per fare previsioni (es. sul valore di un immobile), si basano su dati passati. Ma se questi dati sono parziali o “squilibrati”, il modello apprende delle regole distorte che portano a previsioni ingiuste o inaccurate, specialmente nei contesti urbani complessi o in aree marginali. Il problema si aggrava quando si utilizzano fonti non ufficiali o automatizzate senza adeguati controlli di qualità (Stang, 2023; Pérez-Rave et al., 2019)

3. Questioni etiche e fiducia

Alcuni articoli richiamano l'attenzione su aspetti etici e normativi, come la protezione dei dati personali, il rischio di automazione delle decisioni in assenza di supervisione umana, e l'eventuale impatto discriminatorio degli algoritmi. La fiducia degli utenti finali e degli operatori del settore risulta quindi condizionata dalla capacità di garantire tracciabilità, verificabilità e controllo umano (Morano et al., 2015).

4. *Overfitting* e generalizzabilità

Diversi studi segnalano il problema dell'*overfitting*, ovvero la tendenza dei modelli a spe-

cializzarsi eccessivamente sui dati di addestramento, con conseguente perdita di capacità predittiva in contesti nuovi o dinamici. Questo limita la generalizzabilità dei modelli a mercati immobiliari diversi da quelli per cui sono stati originariamente sviluppati (Mullainathan and Spiess, 2017; Ullah et al., 2018; Root et al., 2023). Lo studio condotto da Wilkowsky and Budzyński (2006) segnala esplicitamente il rischio di overfitting nei modelli ANN se la rete è troppo complessa rispetto al numero di dati a disposizione. Questo può portare il modello a “memorizzare” piuttosto che generalizzare, rendendo inefficace la previsione su nuovi dati. Gli autori riconoscono che la mancanza di dati rilevanti e completi (es. standard qualitativo degli appartamenti) limita fortemente l'accuratezza del modello, anche nel confronto con modelli lineari. Inoltre, quando i dati sono pochi (es. <100 transazioni), le ANN non offrono vantaggi significativi rispetto alla regressione multipla, rendendole poco convenienti nei mercati immobiliari piccoli o poco dinamici.

In conclusione, il confronto tra le diverse tecnologie suggerisce che non esiste una soluzione universalmente ottimale. I modelli di *machine learning* risultano particolarmente efficaci nell'elaborazione di grandi dataset strutturati, mentre il *deep learning* offre prestazioni superiori nell'analisi di dati non strutturati, come immagini, mappe o testi. Le reti neurali spaziali rappresentano una frontiera promettente, poiché combinano capacità di apprendimento profondo con dati geospaziali, migliorando la capacità di cogliere le caratteristiche locali dei mercati immobiliari complessi. Sebbene le evidenze sull'efficacia delle SNN in ambito valutativo siano in crescita, il loro utilizzo richiede elevata potenza computazionale e competenze avanzate. Al contrario, i modelli ad albero, come i *decision tree*, mantengono un ruolo centrale in applicazioni dove l'interpretabilità è prioritaria, offrendo un buon compromesso tra accuratezza e trasparenza. In Tabella 2 è riportato il quadro sinottico dei vantaggi e dei limiti delle quattro principali categorie di modelli di AI più promettenti.

Tabella 2. Quadro sinottico dei vantaggi e dei limiti delle principali tecniche AI più promettenti nel settore immobiliare

Tecnica AI		Vantaggi (+)/ Svantaggi (-)	Esempi di applicazioni reali tratte dai contributi considerati
RETI NEURALI ARTIFICIALI		Capacità predittiva elevata Le ANN riescono a modellare relazioni non lineari complesse tra variabili immobiliari (es. localizzazione, metratura, condizioni) e il prezzo, migliorando la precisione rispetto ai metodi tradizionali come la regressione lineare.	<u>Esempi applicativi concreti tratti dagli articoli considerati</u> 1. Valutazione automatica del prezzo di vendita residenziale (USA, Fort Collins) Risultato: le ANN hanno mostrato prestazioni miste: a volte superiori alla regressione (errore medio assoluto 6.9% contro 11.3%), ma con incoerenze tra pacchetti software e tempi di calcolo elevati. 2. Modellazione fuzzy + ANN per migliorare l'accuratezza predittiva Risultato: i valori stimati dai modelli ANN e fuzzy sono stati confrontati con i reali prezzi di vendita. La logica fuzzy si è dimostrata utile nel trattare valutazioni soggettive e incerte (es. stato di conservazione), mentre le ANN sono risultate più efficaci nella modellazione non lineare dei dati quantitativi.
		Adattabilità e apprendimento Le reti neurali migliorano nel tempo man mano che ricevono nuovi dati, risultando particolarmente adatte in mercati dinamici e soggetti a fluttuazioni frequenti.	
		Automazione e scalabilità Possono essere integrate in modelli di valutazione automatica (AVM), riducendo i tempi e i costi delle perizie immobiliari, specialmente su larga scala.	
		Flessibilità nell'input dei dati Le ANN possono elaborare dati eterogenei (numerici, testuali, spaziali, immagini) migliorando la valutazione anche in contesti complessi o con dataset incompleti.	

Segue Tabella 2. Quadro sinottico dei vantaggi e dei limiti delle principali tecniche AI più promettenti nel settore immobiliare

Tecnica AI	Vantaggi (+)/ Svantaggi (-)	Esempi di applicazioni reali tratte dai contributi considerati
RETI NEURALI ARTIFICIALI	 Scarsa interpretabilità (black-box) I modelli ANN sono spesso poco trasparenti: è difficile capire come e perché arrivano a una certa valutazione, rendendo problematico il loro uso in contesti legali o regolamentati. Necessità di grandi quantità di dati Le ANN richiedono dataset ampi e ben bilanciati per funzionare in modo efficace. In mancanza di dati rappresentativi, le prestazioni possono degradare sensibilmente. Overfitting e generalizzazione Se non ben calibrate, le reti neurali possono adattarsi troppo ai dati di training, perdendo capacità predittiva su casi nuovi o atipici. Costo computazionale e know-how tecnico La progettazione, addestramento e manutenzione di una rete neurale richiede risorse computazionali e competenze avanzate, spesso non presenti nei team tradizionali del settore immobiliare.	<u>Esempi applicativi concreti tratti dagli articoli considerati</u> 1. Valutazione automatica del prezzo di vendita residenziale (USA, Fort Collins) Risultato: le ANN hanno mostrato prestazioni miste: a volte superiori alla regressione (errore medio assoluto 6.9% contro 11.3%), ma con incoerenze tra pacchetti software e tempi di calcolo elevati. 2. Modellazione fuzzy + ANN per migliorare l'accuratezza predittiva Risultato: i valori stimati dai modelli ANN e fuzzy sono stati confrontati con i reali prezzi di vendita. La logica fuzzy si è dimostrata utile nel trattare valutazioni soggettive e incerte (es. stato di conservazione), mentre le ANN sono risultate più efficaci nella modellazione non lineare dei dati quantitativi.
DEEP LEARNING (DNN)	 I vantaggi delle ANN sono inclusi nei vantaggi del deep learning, ma non viceversa. Capacità di elaborare dati non strutturati Il <i>deep learning</i> eccelle con immagini, testi, audio (es. foto degli immobili, descrizioni degli annunci) grazie a modelli specializzati come :CNN per le immagini; RNN/LSTM per le sequenze (es. descrizioni testuali o time series) Performance superiore su big data Quando i dati sono tanti e variegati, le reti profonde scalano molto meglio delle semplici ANN. Feature learning automatico I modelli <i>deep</i> estraggono automaticamente le caratteristiche rilevanti dai dati grezzi, evitando il bisogno di feature engineering manuale (tipico nelle ANN tradizionali).  Richiesta computazionale molto più alta degli ANN I modelli <i>deep</i> (molti layer, milioni di parametri) necessitano di GPU/TPU e ambienti specializzati. Maggior rischio di «over parameterization» I modelli <i>deep</i> possono contenere così tanti parametri da diventare inutilizzabili su dataset piccoli o rumorosi. Difficoltà di ottimizzazione e tuning Le reti profonde sono più complesse da ottimizzare (learning rate, batch size, architettura...), mentre le ANN semplici sono più gestibili.	<u>Esempi applicativi tratti dagli articoli considerati</u> 1. Determinazione delle imposte immobiliari Risultato: integrazione dei dati socio-economici, geospaziali e immobiliari in un unico framework predittivo. Il <i>deep learning</i> migliora la determinazione del valore imponibile rispetto ai metodi tradizionali catastali, riducendo errori sistematici e discrezionalità. 2. Valutazione immobiliari in un'ottica di Smart City Risultato: Creazione di un sistema intelligente di valutazione immobiliare (per esempio per calcolare le tasse o determinare i valori di mercato) utilizzando una rete neurale profonda strutturata. Può essere utile per comuni piccoli o medi, dove non ci sono dataset immobiliari molto grandi.

Segue Tabella 2. Quadro sinottico dei vantaggi e dei limiti delle principali tecniche AI più promettenti nel settore immobiliare

Tecnica AI	Vantaggi (+)/ Svantaggi (-)	Esempi di applicazioni reali tratte dai contributi considerati
ALBERI DECISIONALI	 Interpretabili Gli alberi decisionali sono facili da leggere e comprendere anche da professionisti non tecnici del settore immobiliare. Capacità di gestire variabili miste Possono trattare dati sia numerici sia categoriali, comuni nelle valutazioni immobiliari (es. numero stanze, zona, presenza di parcheggio, ecc.). Buone performance con piccoli dataset A differenza delle reti neurali, non richiedono enormi quantità di dati per funzionare in modo decente. Base per modelli avanzati Sono la struttura di base per tecniche più performanti come gli ensemble boosting (es. XGBoost), che migliorano accuratezza e robustezza.	<u>Esempi applicativi concreti tratti dagli articoli considerati</u> 1. Sviluppare un modello di valutazione automatica (AI-AVM) basato su tecniche di ensemble di alberi potenziati (boosted tree ensembles) per prevedere i prezzi degli immobili residenziali a Singapore Risultato: Il modello è stato applicato a oltre 300.000 transazioni immobiliari (pubbliche e private) a Singapore, dal 1995 al 2017 e ha superato in performance sia gli alberi decisionali semplici che i modelli di regressione multipla, offrendo previsioni più accurate e stabili con un errore percentuale entro un intervallo ristretto tra 5% e 9% 2. Creazione di un sistema intelligente di Ensemble con decision trees e altri algoritmi ML per affrontare le sfide legate alla gestione di dati multidimensionali e alla previsione accurata dei prezzi delle abitazioni. Risultato: Il sistema articolato in tre moduli ha consentito di identificare e gestire le duplicazioni nei dati raccolti da diversi crawler web; estrarre e quantificare delle caratteristiche degli immobili, come dimensioni, posizione e servizi disponibili; migliorare le prestazioni complessive del sistema.
	 Overfitting I modelli ad albero singolo tendono a sovra-adattarsi ai dati di training, generando errori nelle previsioni future. Prestazioni inferiori ai modelli ensemble Rispetto ai modelli boosting, gli alberi singoli mostrano generalmente performance predittive più basse. Scarsa stabilità Piccole variazioni nei dati possono generare alberi molto diversi, rendendoli meno affidabili su dataset instabili. Limitata flessibilità nelle interazioni complesse Non gestiscono bene relazioni complesse o non lineari tra variabili senza tecniche di potenziamento.	
EXPLAINABLE AI	 Supporto alla trasparenza nei sistemi di valutazione automatica Sistemi basati su nearest neighbour integrati con XAI offrono una base solida per sviluppare sistemi di mass appraisal trasparenti. Controllabilità delle decisioni intermedie La mancanza di accountability nei modelli tradizionali è mitigata dalla capacità di controllare i passaggi intermedi tramite XAI. Migliore comprensione dei modelli complessi Nonostante la bassa trasparenza delle ANN, l'integrazione di XAI consente di migliorare la comprensione e la selezione obiettiva dei comparables. Maggiore fiducia e accettazione L'esitazione nell'adottare l'IA è spesso attribuita alla mancanza di accountability e trasparenza; XAI aiuta a superare queste barriere.	<u>Esempi applicativi concreti tratti dagli articoli considerati</u> 1. Applicare metodi di interpretabilità model-agnostic per migliorare la trasparenza dei modelli di <i>machine learning</i> non parametrici (tipicamente "black-box") utilizzati nella valutazione immobiliare. Risultato: È stato utilizzato un modello hedonic ML per l'analisi dei canoni di locazione. I risultati del modello sono stati interpretati attraverso tecniche XAI come: SHAP values (Shapley Additive Explanations), Partial Dependence Plots (PDP), ICE plots (Individual Conditional Expectation), Accoppiamenti di caratteristiche (feature interaction effects). È emerso un effetto non lineare (a U) dell'età dell'immobile: sia gli edifici molto nuovi che quelli storici tendono ad avere affitti più alti. Le interazioni tra caratteristiche (es. superficie ampia + edificio storico + balcone + quartiere

Segue Tabella 2. Quadro sinottico dei vantaggi e dei limiti delle principali tecniche AI più promettenti nel settore immobiliare

Tecnica AI	Vantaggi (+)/ Svantaggi (-)	Esempi di applicazioni reali tratte dai contributi considerati
EXPLAINABLE AI	<u>Complessità crescente nell'adozione operativa</u> La velocità e la complessità delle decisioni immobiliari rendono difficile integrare soluzioni XAI senza appesantire il processo decisionale. <u>Limitazioni rispetto ai modelli lineari tradizionali</u> Anche con XAI, rimangono problematiche associate alle relazioni tra variabili e non linearità nei dati immobiliari.	ricco) generano un premio composito maggiore rispetto alla somma dei singoli effetti. Le variabili spaziali (es. distanza da centro o trasporti) mostrano funzioni di decadimento coerenti e interpretabili visivamente.

4. Discussione sulle implicazioni nella pratica valutativa

Riflettere sull'effettiva trasferibilità dei modelli di intelligenza artificiale alla pratica professionale di valutazione immobiliare richiede un'attenta considerazione delle condizioni operative, normative e culturali in cui tali strumenti vengono applicati. Sebbene la letteratura scientifica abbia sottolineato la capacità predittiva, la velocità di calcolo e di gestione di ampie basi informative dell'IA, la sua adozione sistematica in contesti professionali è limitata dalla necessità di garantire la trasparenza, la tracciabilità e la rendicontazione dei processi di valutazione in linea con gli standard di riferimento internazionali (USPAP, RICS Red Book e European Valuation Standards). Questi documenti accentuano la verificabilità dei giudizi di valutazione, la giustificazione dei criteri adottati e la supervisione da parte del valutatore. Questi principi possono essere difficili da conciliare con modelli opachi o scarsamente spiegabili.

In questa prospettiva, i recenti sviluppi normativi europei e nazionali si stanno muovendo nella stessa direzione. Il regolamento (UE) 2024/1689 (legge sull'intelligenza artificiale) introduce un quadro normativo basato sul rischio che impone obblighi rigorosi ai sistemi di intelligenza artificiale utilizzati in contesti ad alto impatto, compresa la valutazione automatizzata degli immobili. In Italia, la Legge n. 132/2025 ribadisce il ruolo dell'IA come strumento di supporto, piuttosto che come sostituto dei professionisti, e sottolinea l'importanza del rispetto dei principi di supervisione umana e trasparenza algoritmica. Allo stesso modo, le riforme di Basilea 3 Plus e il Regolamento (UE) 2024/1623 sottolineano l'importanza di basare i valori immobiliari su criteri prudenti e verificabili. Suggestiscono che gli strumenti algoritmici possono aiutare a garantire coerenza e razionalità nelle stime senza sostituire il giudizio tecnico del valutatore. Emerge la necessità di un equilibrio tra innovazione tecnologica e tutela della responsabilità professionale.

Oltre agli aspetti normativi, sussistono ancora barriere di natura pratica e organizzativa: disponibilità limitata di dati immobiliari coerenti e di alta qualità; costi e competenze richiesti per implementare soluzioni avanzate; e diffusa sfiducia negli strumenti considerati potenziali sostituti dell'esperienza umana. In questo contesto, è più realistico considerare l'intelligenza artificiale come uno strumento di supporto alle decisioni in grado di migliorare la coerenza e la comparabilità delle stime, convalidare i risultati e integrare nuove fonti di informazione, come dati geospaziali, energetici e ambientali, per arricchire la base di conoscenze tradizionale. Ciò implica un cambiamento nel ruolo del valutatore, che non è solo responsabile dell'interpretazione dei risultati dei modelli, ma anche di governarne il funzionamento, selezionando dati affidabili e verificando l'accuratezza dell'intero processo.

Sebbene tali standard promuovano un approccio prudente e trasparente, l'intelligenza artificiale ha il potenziale per rafforzare i propri principi, in particolare nei processi di valutazione di massa e di monitoraggio dinamico del valore. Alcune grandi società di consulenza internazionali, come Tinsa, CBRE e JLL, hanno già iniziato a sperimentare strumenti automatizzati basati

su modelli di apprendimento supervisionato, spesso integrati nei propri sistemi AVM. Tuttavia, l'adozione rimane parziale, poiché l'attività di valutazione continua a basarsi sul giudizio professionale in conformità con gli standard attuali. Guardando al futuro, la convergenza tra innovazione digitale e pratica valutativa sarà raggiunta solo attraverso un quadro normativo chiaro e linee guida condivise che riconoscano formalmente l'uso dell'intelligenza artificiale, garantendo al contempo trasparenza, tracciabilità e responsabilità professionale.

5. Conclusioni

Questo contributo fornisce una revisione critica e strutturata della letteratura scientifica sull'uso dell'intelligenza artificiale (AI) nella valutazione immobiliare. Evidenzia l'evoluzione tecnologica, le principali tendenze della ricerca e le sfide metodologiche ed epistemologiche del settore. Sebbene fornisca una panoramica aggiornata e completa, il lavoro presenta alcuni limiti. Tra queste rientrano la selezione limitata di pubblicazioni in inglese e italiano e l'assenza di un'analisi comparativa quantitativa delle prestazioni dei modelli, che limita le valutazioni sistematiche dell'efficacia predittiva degli algoritmi. Inoltre, il rapido sviluppo del settore potrebbe aver reso obsolete alcune fonti e la dimensione socio-istituzionale è affrontata solo marginalmente (Morano et al., 2020; Morano et al., 2021; Guarini et al., 2017).

Alla luce di queste considerazioni, emergono le seguenti priorità di ricerca: rafforzare l'approccio interdisciplinare; affrontare gli aspetti etici e normativi legati all'uso dell'intelligenza artificiale, come la trasparenza, la responsabilità e la protezione dei dati; e migliorare tecniche come l'*Explainable AI*. Ulteriori sviluppi includono l'integrazione di dati eterogenei (testuali, visivi e spaziali) e la creazione di set di dati aperti e standardizzati per confrontare i modelli. È essenziale che i modelli futuri possano essere adattati ai contesti locali, in particolare nei mercati emergenti dove mancano infrastrutture e risorse digitali. I risultati sono applicabili sia a livello nazionale che internazionale. In conclusione, questo documento vuole essere uno strumento fondamentale per promuovere l'uso consapevole, equo e sostenibile dell'intelligenza artificiale nella valutazione immobiliare.

Contributo degli autori

Concettualizzazione: D.A. P.M.; Metodologia: D.A.; Raccolta dati: D.A.; Analisi formale: D.A.; Redazione originale: D.A. P.M. F.T.; Revisione e editing: D.A. P.M. F.T.; Supervisione: P.M. F.T.

Bibliografia

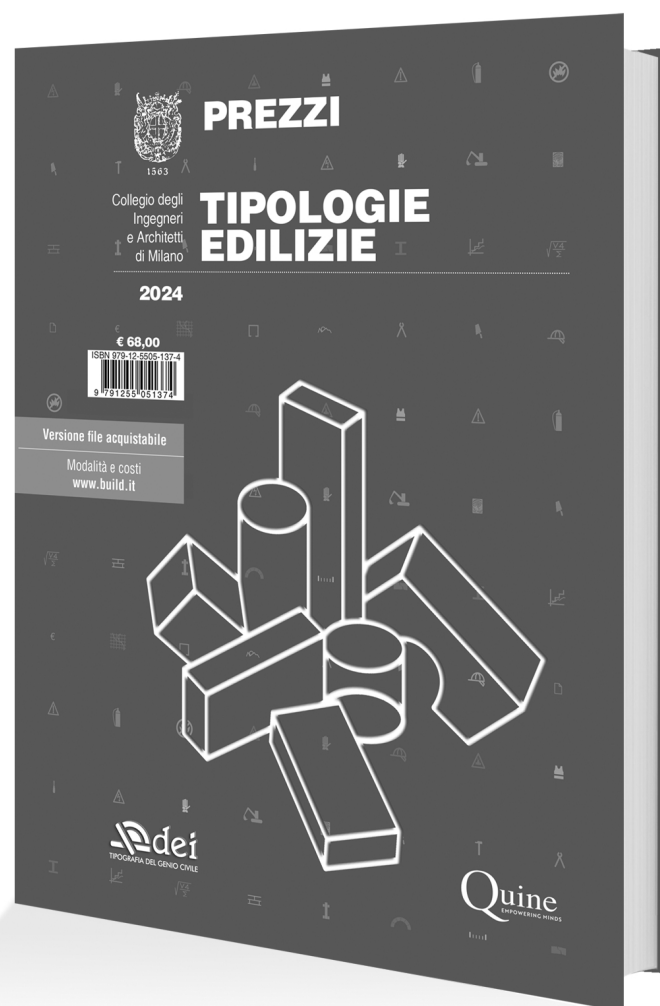
- Abidoye R.B. & Chan A.P.C. (2017). Artificial neural network in property valuation: Application framework and research trend. *Property Management*, 35(5), 554–571. <https://doi.org/10.1108/PM-06-2016-0027>
- Abidoye R.B. & Chan P.C. (2018). Improving property valuation accuracy: A comparison of hedonic pricing model and artificial neural network. *Pacific Rim Property Research Journal*, 24(1), 71–83. <https://doi.org/10.1080/14445921.2018.1436306>
- Alsahan I.M. & AlZaidan Z.I. (2024). Unleashing the power of artificial intelligence in real estate valuation: Opportunities and challenges ahead. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology*, 3(2), 1–10. <https://doi.org/10.60087/jklst.vol3.n2.p10>
- Amabile R. & Rosato P. (1998). The use of neural networks in the spatial analysis of property values. In *Proceedings of the Sixth Joint Conference on Agriculture, Food, and the Environment*. University of Minnesota. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.14494>
- Anelli D., Morano P., Tajani F. & Guarini M.R. (2025). The interpretative effects of normalization techniques on complex regression modeling: An application to real estate values using machine learning. *Information*, 16(6), Article 486. <https://doi.org/10.3390/info16060486>
- Anelli D., Morano P., Tajani F. & Sabatelli E. (2024). Impacts of urban decay on the residential property market: An application to the city of Rome (Italy). In O. Gervasi et al. (Eds.),

- Computational Science and Its Applications – ICCSA 2024 Workshops* (pp. 36–48). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-65318-6_3
- Anelli D. & Ranieri R. (2022). Resilience of complex urban systems: A multicriteria methodology for the construction of an assessment index. In *New Metropolitan Perspectives* (pp. 690–701). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-11447-4_63
- Ćetković J., Lakić S., Lazarevska M., Žarković M., Vujošević S., Cvijović J. & Gogić M. (2018). Assessment of the real estate market value in the European market by artificial neural networks application. *Complexity*, 2018, Article 1472957. <https://doi.org/10.1155/2018/1472957>
- Chen S. (2024). Digital management mode of real estate marketing based on big data and artificial intelligence. *WSEAS Transactions on Computer Research*, 12, 269–280. <https://doi.org/10.37394/232018.2024.12.26>
- Chiarazzo V., Caggiani L., Marinelli M. & Ottomanelli M. (2014). A neural network-based model for real estate price estimation considering environmental quality of property location. *Transportation Research Procedia*, 3, 810–817. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2014.10.067>
- El Bied S., Ros McDonnell L., de la Fuente Aragón M.V. & Ros McDonnell D. (2024). A comprehensive bibliometric analysis of real estate research trends. *International Journal of Financial Studies*, 12(3), Article 95. <https://doi.org/10.3390/ijfs12030095>
- El Hamzaoui Y. & Perez J.A.H. (2011). Application of artificial neural networks to predict the selling price in the real estate valuation process. In *Proceedings of the 10th Mexican International Conference on Artificial Intelligence* (pp. 175–181). IEEE. <https://doi.org/10.1109/MICAI.2011.14>
- El Jaouhari A., Samadhiya A., Kumar A., Šešplaukis A. & Raslanas S. (2024). Mapping the landscape: A systematic literature review on automated valuation models and strategic applications in real estate. *International Journal of Strategic Property Management*, 28(5), 286–301. <https://doi.org/10.3846/ijspm.2024.22251>
- Fengchen W. (2023). The present and future of the digital transformation of real estate: A systematic review of smart real estate. *Business Informatics*, 17(2), 85–97. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2023.2.85.97>
- Foryś I. (2022). Machine learning in house price analysis: Regression models versus neural networks. *Procedia Computer Science*, 207, 435–445. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.09.065>
- Fu Q. (2022). Real estate tax base assessment by deep learning neural network in the context of the digital economy. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, Article 5904707. <https://doi.org/10.1155/2022/5904707>
- Guarini M.R., D'Addabbo N., Morano P. & Tajani F. (2017). Multi-criteria analysis in compound decision processes: The AHP and the architectural competition for the Chamber of Deputies in Rome (Italy). *Buildings*, 7(2), Article 38. <https://doi.org/10.3390/buildings7020038>
- Hajkowicz S., Sanderson C., Karimi S., Bratanova A. & Naughtin C. (2023). Artificial intelligence adoption across disciplines: A bibliometric analysis of research publications from 1960–2021. *Technology in Society*, 74, Article 102260. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2023.102260>
- Haurum K.R., Ma R. & Long W. (2024). Real estate with AI: An agent based on LangChain. *Procedia Computer Science*, 242, 199–208. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.08.199>
- Horvath S., Soot M., Zaddach S., Neuner H. & Weitkamp A. (2021). Deriving adequate sample sizes for ANN-based modelling of real estate valuation tasks by complexity analysis. *Land Use Policy*, 107, Article 105475. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105475>
- Kathmann R.M. (1993). Neural networks for the mass appraisal of real estate. *Computers, Environment and Urban Systems*, 17(4), 373–384. [https://doi.org/10.1016/0198-9715\(93\)90034-3](https://doi.org/10.1016/0198-9715(93)90034-3)
- Khalafallah A. (2008). Neural network-based model for predicting housing market performance. *Tsinghua Science and Technology*, 13(S1), 325–328. [https://doi.org/10.1016/S1007-0214\(08\)70169-X](https://doi.org/10.1016/S1007-0214(08)70169-X)
- Kontrimas V. & Verikas A. (2011). The mass appraisal of real estate by computational intelligence. *Applied Soft Computing*, 11(1), 443–448. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.12.003>
- Krämer B., Nagl C., Stang M. & Schäfers W. (2023). Explainable AI in a real estate context: Exploring the determinants of residential real estate values. *Journal of Housing Research*, 32(2), 204–245. <https://doi.org/10.1080/10527001.2023.2170769>

- Lenk M.M., Worzala E.M. & Silva A. (1997). High-tech valuation: Should artificial neural networks bypass the human valuer? *Journal of Property Valuation and Investment*, 15(1), 8–26. <https://doi.org/10.1108/14635789710163775>
- Lin R.F.Y., Ou C., Tseng K.K., Bowen D., Yung K.L. & Ip W.H. (2021). The spatial neural network model with disruptive technology for property appraisal in the real estate industry. *Technological Forecasting and Social Change*, 173, Article 121067. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2021.121067>
- Liu Y. (2022). Real estate development strategy based on artificial intelligence and big data industrial policy background. *Scientific Programming*, 2022, Article 6249065. <https://doi.org/10.1155/2022/6249065>
- Locurcio M., Tajani F., Anelli D. & Ranieri R. (2022). A multi-criteria composite indicator to support sustainable investment choices in the built environment. *Valori e Valutazioni*, 30, 85–100. <https://doi.org/10.48264/VVSIEV-20223006>
- Lorenz F., Willwersch J., Cajias M. & Fuerst F. (2023). Interpretable machine learning for real estate market analysis. *Real Estate Economics*, 51(5), 1178–1208. <https://doi.org/10.1111/1540-6229.12397>
- Mimis A., Rovolis A. & Stamou M. (2013). Property valuation with artificial neural network: The case of Athens. *Journal of Property Research*, 30(2), 128–143. <https://doi.org/10.1080/09599916.2013.777354>
- Morano P., Tajani F. & Torre C.M. (2015). Artificial intelligence in property valuations: An application of artificial neural networks to housing appraisal. In M. Fraga-Lamas J. F. Silva & J. M. Moreno (Eds.), *Advances in Environmental Science and Energy Planning* (pp. 23–29). CRC Press.
- Morano P., Guarnaccia C., Tajani F., Di Liddo F. & Anelli D. (2020). An analysis of the noise pollution influence on housing prices in the central area of the city of Bari. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1603, No. 1, Article 012027). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012027>
- Morano P., Tajani F., Guarnaccia C. & Anelli D. (2021). An optimization decision support model for sustainable urban regeneration investments. *WSEAS Transactions on Environment and Development*, 17, 1245–1251. <https://doi.org/10.37394/232015.2021.17.114>
- Mullainathan S. & Spiess J. (2017). Machine learning: An applied econometric approach. *Journal of Economic Perspectives*, 31(2), 87–106. <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87>
- Pagourtzi E., Assimakopoulos V., Hatzichristos T. & French N. (2003). Real estate appraisal: A review of valuation methods. *Journal of Property Investment & Finance*, 21(4), 383–401. <https://doi.org/10.1108/14635780310488341>
- Pagourtzi E., Metaxiotis K., Nikolopoulos K., Giannelos K. & Assimakopoulos V. (2007). Real estate valuation with artificial intelligence approaches. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications*, 2(1), 50–57. <https://doi.org/10.1504/IJISTA.2007.011573>
- Paireekreng W. & Choensawat W. (2015). An ensemble learning-based model for real estate project classification. *Procedia Manufacturing*, 3, 3852–3859. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.650>
- Pérez-Rave J.I., Correa-Morales J.C. & González-Echavarría F. (2019). A machine learning approach to big data regression analysis of real estate prices for inferential and predictive purposes. *Journal of Property Research*, 36(1), 59–96. <https://doi.org/10.1080/09599916.2019.1582405>
- Peter N.J., Okagbue H.I., Obasi E.C. & Akinola A O. (2020). Review on the application of artificial neural networks in real estate valuation. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9(3), 5–11. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/66932020>
- Peterson S. & Flanagan A. (2009). Neural network hedonic pricing models in mass real estate appraisal. *Journal of Real Estate Research*, 31(2), 147–164. <https://doi.org/10.1080/10835547.2009.12091245>
- Pitz F., Naumann M.M., Olaru S.M. & Soehner S. (2024). A literature review on application of artificial intelligence on the example of real estate business. *International Journal of Advanced Engineering and Management Research*, 9(1), 53–67. <https://doi.org/10.51505/ijaemr.2024.9105>
- Rampini L. & Re Cecconi F. (2022). Artificial intelligence algorithms to predict Italian real estate market prices. *Journal of Property Investment & Finance*, 40(6), 588–611.

- <https://doi.org/10.1108/JPIF-08-2021-0073>
- Renigier-Biliozor M., Janowski A. & d'Amato M. (2019). Automated valuation model based on fuzzy and rough set theory for real estate markets with insufficient source data. *Land Use Policy*, 87, Article 104021. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104021>
- Root T.H., Strader T.J. & Huang Y.H.J. (2023). A review of machine learning approaches for real estate valuation. *Journal of the Midwest Association for Information Systems*, 2023(2), 2–15. <https://doi.org/10.17705/3jmw.000082>
- Rossini P. (1998). Improving the results of artificial neural network models for residential valuation. In *Proceedings of the Fourth Annual Pacific-Rim Real Estate Society Conference* (pp. 19–21). Pacific-Rim Real Estate Society.
- Selim H. (2009). Determinants of house prices in Turkey: Hedonic regression versus artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 36(4), 2843–2852. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.08.005>
- Sing T.F., Yang J.J. & Yu S.M. (2022). Boosted tree ensembles for artificial intelligence-based automated valuation models (AI-AVM). *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 65(4), 649–674. <https://doi.org/10.1007/s11146-021-09861-1>
- Skłodowski I.G. (2021). The use of artificial intelligence solutions in the management of the real estate market. In M. Wasilewski & A. Wasilewska (Eds.), *Wyzwania współczesnych finansów* (pp. 130–140). Wydawnictwo SGGW.
- Tabar M.E., Sisman A. & Sisman Y. (2023). A real estate appraisal model with artificial neural networks and fuzzy logic: A local case study of Samsun City. *International Real Estate Review*, 26(4), 565–581. <https://doi.org/10.53383/100374>
- Taffese W.Z. (2007). Case-based reasoning and neural networks for real estate valuation. In *Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications* (pp. 98–104). ACTA Press.
- Tekouabou S.C., Gherghina Ș.C., Kameni E.D., Filali Y. & Idrissi Gartoumi K. (2024). AI-based machine learning methods for urban real estate prediction: A systematic survey. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 31(2), 1079–1095. <https://doi.org/10.1007/s11831-023-10010-5>
- Trindade Neves F., Aparicio M. & de Castro Neto M. (2024). The impacts of open data and explainable AI on real estate price predictions in smart cities. *Applied Sciences*, 14(5), Article 2209. <https://doi.org/10.3390/app14052209>
- Ullah F., Sepasgozar S.M. & Wang C. (2018). A systematic review of smart real estate technology: Drivers of, and barriers to, the use of digital disruptive technologies and online platforms. *Sustainability*, 10(9), Article 3142. <https://doi.org/10.3390/su10093142>
- Valier A. (2020). Who performs better? AVMs vs. hedonic models. *Journal of Property Investment & Finance*, 38(3), 213–225. <https://doi.org/10.1108/JPIF-02-2019-001>
- Veres O., Ilchuk P. & Kots O. (2024). Application of machine learning methods for forecasting real estate value. In *Proceedings of the 8th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems (COLINS)* (pp. 70–93). <https://doi.org/10.31110/COLINS/2024-1/007>
- Viriato J.C. (2019). AI and machine learning in real estate investment. *The Journal of Portfolio Management*, 45(7), 43–54. <https://doi.org/10.3905/jpm.2019.45.7.04>
- Wilkowski W. & Budzynski T. (2006). Application of artificial neural networks for real estate valuation. In *Proceedings of the Shaping the Change – XXIII FIG Congress*. Munich, Germany.
- Xu H. & Gade A. (2017). Smart real estate assessments using structured deep neural networks. *IEEE Access*, 5, 16495–16503. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2737361>
- Xu, X. & Zhang Y. (2021). House price forecasting with neural networks. *Intelligent Systems with Applications*, 12, Article 200076. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2021.200076>
- Yacim J.A. & Boshoff D.G.B. (2018). Impact of artificial neural networks training algorithms on accurate prediction of property values. *Journal of Real Estate Research*, 40(3), 375–418. <https://doi.org/10.1080/10835547.2018.12091236>
- Yasnitsky L.N., Yasnitsky V.L. & Alekseev A.O. (2021). The complex neural network model for mass appraisal and scenario forecasting of the urban real estate market value that adapts itself to

- space and time. *Complexity*, 2021, Article 5392170. <https://doi.org/10.1155/2021/5392170>
- Ye Z., Zhang Y., Jiang J. & Liu T. (2022). Intelligent community and real estate management based on machine learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, Article 7738811. <https://doi.org/10.1155/2022/7738811>
- Zhou G., Ji Y., Chen X. & Zhang F. (2018). Artificial neural networks and the mass appraisal of real estate. *International Journal of Online Engineering*, 14(5), 97–105. <https://doi.org/10.3991/ijoe.v14i05.8573>
- Zurada J., Levitan A. & Guan J. (2011). A comparison of regression and artificial intelligence methods in a mass appraisal context. *Journal of Real Estate Research*, 33(3), 349–388. <https://doi.org/10.1080/10835547.2011.12091311>



www.build.it