valori
e valutazioni
teorie ed esperienze

Società Italiana di Estimo e Valutazione

A SDSS for the Ex-Ante Evaluation of Investment Risk in the Real Estate Redevelopment Processes

Pierfrancesco De Paola[1,*], Francesco Tajani[2], Mario Ferraro[1], Orazio Campo[2], Francesco Sica[2]

[1] Department of Industrial Engineering, University of Naples "Federico II", Vincenzo Tecchio Sq. 80, 80125 Naples, Italy; pierfrancesco.depaola@unina.it; mario.ferraro@mail.com
[2] Department of Architecture and Design, Sapienza University of Rome, Flaminia St. 359, 00196 Rome, Italy; francesco.tajani@uniroma1.it; orazio.campo@uniroma1.it; francesco.sica@uniroma1.it
* corresponding author

Keywords

Real estate redevelopment processes, OMI Zones, Risk assessment, AHP, GIS, Decision-making processes

Abstract

Real estate redevelopment processes represent an important avenue for achieving sustainable development goals, but at the same time, they pose complex and opaque decision-making problems. Most existing risk assessment tools involve aggregate-scale analysis or require knowledge of extensive project financial data, which is often not yet available under ex-ante evaluation conditions. The aim of the work is to provide a tool that can support stakeholders to recognize high-risk Naples zones in terms of real estate risk investment. This is possible by defining a Spatial Decision Support System (SDSS) for ex-ante risk assessment model that allows to build a Spatial Real Estate Risk Index (ISRR). The proposed model adopts the flexibility of the AHP technique and the GIS system's abilities in order to provide a georeferenced thematic risk map for the OMI zones of Naples.

1. Introduction

In the current context, about half of the world's population, approximately 3.5 billion people, lives in large cities, and experts predict that by 2030 this percentage will grow to exceed 60%. The sustainability of these vast urban agglomerations has thus become a primary concern. Modern cities are vibrant centers of activity, needs, and consumption, occupying only 3% of the Earth's surface but contributing to 60-80% of global energy consumption and 75% of CO_2 emissions. This implies a significant demand for resources, while economic and social disparities continue to grow in megacities, especially in developing countries where a significant concentration of the future population is expected (United Nations, 2025).

Naples, like many large cities, concentrates a significant share of activities, consumption, and consequently emissions. According to the City of Naples Emissions Monitoring Inventory, the city produces several hundred thousand tons of CO_2 annually, with road transport accounting for over 50% of total emissions. The municipality has adopted a Sustainable Energy and Climate Action Plan, which aims to reduce energy consumption in public and private buildings, promote sustainable mobility, and cut emissions in line with European targets. However, environmental

challenges remain significant: Naples records some of the highest levels of air pollution and anthropogenic pressure in Italy and consistently ranks near the bottom in national quality-of-life indexes. This confirms that the challenge of urban sustainability for Naples is a top priority, requiring structural interventions in transport, energy efficiency, and the reduction of socio-economic inequalities (Comune di Napoli, 2022).

Italy is not immune to these sustainability challenges. The city of Naples, located in the heart of the Campania region, boasts a millennial history that has made it a melting pot of identities and cultures, with a strong presence of immigrant communities from various parts of Italy and the world. This diversity fosters a vibrant social fabric where traditions intertwine, creating a unique environment within Europe. Naples' urban landscape is one of Italy's most densely populated and complex metropolitan areas, marked by numerous challenges and issues. Despite the risks, Naples, with approximately one million inhabitants, also offers appealing investment opportunities, particularly in areas undergoing urban regeneration or in emerging neighborhoods identified through this investment analysis.

The evolutions in real estate redevelopment policies, combined with the scarcity of financial resources, underline the need to provide efficient evaluation tools for assessing the risk associated with real estate redevelopment processes. This need is shared and recognized in the "17 Sustainable Development Goals" (SDGs) established in 2015 by the Agenda 2030 and in the more recent "New Green Deal" and "National Recovery and Resilience Plans" developed following the Covid-19 pandemic.

Urban real estate redevelopment areas are traditionally perceived by private entrepreneurs as high-risk zones, characterized by complexity and long execution times (Adair et al., 2000). Most of the recent literature focuses mainly on the effects that climate change adaptation interventions can have on the real estate market and in urban context. The diversification of urban services and facilities represents, for investors, a way to allocate market risk more effectively by differentiating the various uses of the available land to be redeveloped. However, these processes expose capital to additional risk factors, requiring complex project management (Tsimperis, 2015; Bottero et al. 2017; Serrano-Jimenez et al., 2019).

There are differences in the terminology and practical methods applied in real estate risk management, influenced by variations in environmental contexts, specific requirements, and goals. Nonetheless, the core principles remain consistent and cover the complete risk assessment process, which includes: i) identifying risks, ii) evaluating them, and iii) managing or allocating them (Chen & Khumpaisal, 2009). It is crucial to first identify and define potential risks before moving on to the evaluation and management phases.

Real estate redevelopment projects can face two primary categories of risk: systematic and unsystematic (Gyourko and Nelling, 1996; Bulan et al., 2009; Sdino et al., 2018; Gang et al., 2020). Systematic risk is caused by external macroeconomic factors and impacts all types of investments, being strongly tied to fluctuations in the overall financial market. Unsystematic (or specific) risk refers to the unique factors that influence a specific investment decision (Khumpaisal et al., 2010). While systematic risk in real estate redevelopment is uncontrollable and cannot be mitigated through diversification (Peng and Zhang, 2021), specific risks are directly tied to project feasibility and are the primary focus during planning and execution. These risks can vary across different stages of a redevelopment process, with each phase potentially encountering distinct challenges.

At present, and based on the literature reviewed, a complex picture emerges for the city of Naples, where real estate development and risk are closely intertwined. In methodological studies and decision-making models, the focus is primarily on quantitative measures of risk, related to the real estate market, insolvency risk, and the spatial distribution of investments. These approaches emphasize the technical and numerical dimension, useful for supporting rational and comparable investment decisions. In applied studies and urban regeneration analyses, however, greater attention is given to social risk, highlighting the effects that interventions have on local communities: from the fairness in the distribution of benefits to the risk of socio-economic exclusion and the exacerbation of inequalities. This perspective underscores that urban development, in order to be sustainable, cannot be limited to economic or physical considerations

alone, but must also integrate the social and inclusive dimension.

In real estate development, risk reflects the likelihood of failing to achieve a target return and is often linked to uncertainties in cash flows from sales, rentals, or operations of the completed properties (Adair et al., 2000; Adair and Hutchison, 2005). Key variables, such as investment duration, interest rates, sales strategies, and construction costs, become clearly defined only at the feasibility stage, leaving earlier phases dependent on broader market analyses (Rosato et al. 2022). However, focusing solely on financial parameters may yield incomplete assessments, overlooking other critical influences.

Furthermore, the drive by public and private sectors to repurpose deteriorated urban assets highlights the concentration and spatial distribution of properties in inner-city areas. These dynamics play a crucial role in shaping real estate value models within local land and property markets (Del Giudice et al., 2020 and 2023).

Real estate redevelopment and investment activities leverage the unique characteristics of sites to create development opportunities and generate profit (De Paola et. al., 2024; Morano et al., 2023). Locations with strong investment potential provide the highest returns. To identify the best opportunities, it is crucial to understand local market conditions, including demand and supply dynamics, attractiveness, and spatial distribution (Gabrielli et al., 2023). These factors are part of the "base risk" analysis, reflecting the risk associated with the real estate market's characteristics in the area. One useful tool for this is the Spatial Decision Support System (SDSS), which integrates Geographic Information Systems (GIS) with multicriteria models or algorithms to optimize decisions based on spatial distributions and other characteristics (Anelli & Tajani, 2023; Tajani et al., 2024). While SDSS tools help analyze complex data beyond human cognitive capacity, they still act as support systems, with final decisions resting with the decision-makers. The Data-Information-Knowledge-Wisdom (DIKW) pyramid (Rowley, 2007) suggests that users process information from SDSS, combined with their knowledge, to make decisions (Kazak & van Hoof, 2018). However, SDSS may be inadequate for considering all the complex, multidimensional data of risk assessments (Sun and Zhu, 2009). Semi-quantitative methods, such as Multi-Criteria Decision Methods (MCDM), based on both quantitative and qualitative indicators, are becoming more important for assessing the risks in urban redevelopment projects (Pereira et al., 2020; Hill and Steurer, 2020).

Given the current state of the art, the research gap denotes the need for new tools designed to support risk evaluation, aiding investment decisions by both public and private sectors. A risk assessment methodology based on local real estate market conditions (demand and supply) could offer valuable support for stakeholders involved in PPP urban regeneration projects. Furthermore, many studies in the literature analyze real estate risk in large cities but almost never focus on small urban areas, which certainly represents a gap in the current research framework, and the present study could fill it in order to provide a protocol that, applied to the city of Naples, could be extended to other urban areas.

The goal of this work is to provide a tool that can support stakeholders to recognize high-risk Naples zones in terms of real estate risk investment. This is possible by defining an ex-ante risk assessment model that allows us to build a Spatial Real Estate Risk Index (ISRR). A set of 18 indicators has been selected to represent three types of risk that, in particular, characterize the several neighborhoods of Naples, i.e.: market, context (which includes environmental indicators in compliance with the 11-th sustainability goal of the 2030 Agenda, as well) and insolvency.

The output provides a georeferenced thematic risk map for the OMI zones of Naples, so that the most relevant information is readily accessible even to non-specialists.

2. Materials and Methods

2.1 Model description

International literature shows that assessing risk—understood as estimating the probability of a negative event, such as damage or loss, occurring at a specific stage of an investment project—is a complex process without a definitively fixed risk level. Therefore, the risk categories included

in the proposed model are tailored to the unique characteristics of the urban area under analysis and reflect the economic trends over a broad retrospective period (2015–2023).

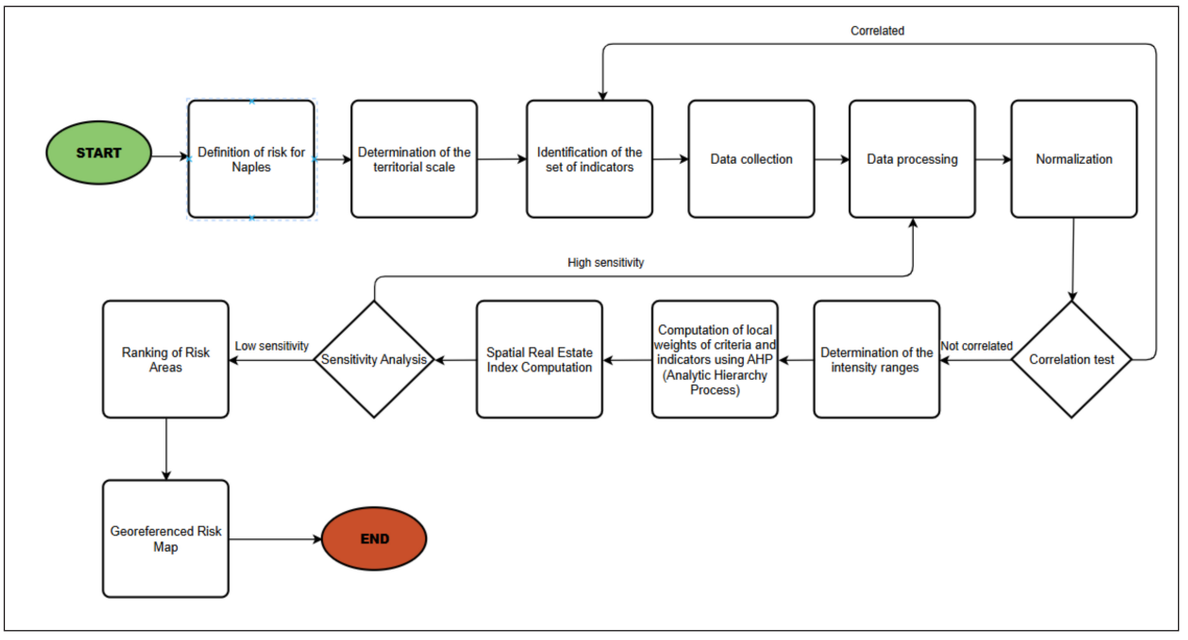


Figure 1. Flow-chart of the model.

Conceptually, the model adapts to the context of the individual OMI zones of the city of Naples the contents of the studies by Anelli & Tajani (2023) and De Paola et al. (2024), where real estate risk was developed for the city of Rome or at a larger urban scale.

In more detail, the model consists of the following general steps: (see Figure 1 and dashboard of the indicators in Table 1):

- Definition of the risk concept based on territorial specificities;
- Selection of the territorial scale;
- Identification of a set of indicators representative of the dynamics of phenomena affecting the metropolitan city of Naples, taking into account three distinct hierarchical levels, with their respective subsets of indicators describing each criterion, and where for each indicator, classes of variations defining the variability of each indicator (intensity-range) are specified;
- Data collection from informative sources;
- Elaboration of the collected data based on the explanatory variables of the model, with specification of criterion, scale of measurement, and any interdependencies;
- Normalization of indicators with discordant units of measurement;
- Correlation analysis to identify and subsequently eliminate indicators that provide redundant information at the expense of the model's robustness;
- Determination of the number of variation classes for each indicator of the model that is representative of their variability; the composition of the classes is defined with the aid of percentiles and/or technical considerations derived from existing literature and an expert panel;
- Implementation of the Analytic Hierarchy Process for the computation of local weights (priorities) of the i-th considered variable;
- Computation of the synthetic risk index for the administrative municipalities investigated based on the following equation, defined as the factorial product of the weighted sum of

the local weights of the indicators and their respective variation classes for the i-th value assumed by the OMI zones, for each of which the calculation of the ISRR must be reiterated (see formula 1):

$$I_{SRR} = p_m\left(\sum_{n=1}^{n} v_{n,m} \cdot w_{n,m} \cdot i_{n,m}\right) + p_c\left(\sum_{n=1}^{n} v_{n,c} \cdot w_{n,c} \cdot i_{n,c}\right) + p_i\left(\sum_{n=1}^{n} v_{n,i} \cdot w_{n,i} \cdot i_{n,i}\right) \quad (1)$$

$p_m = p_c = p_i = 1$ = local weights of the criteria considered (market, context, and insolvency risks); $v_{n,m}$, $v_{n,c}$, and $v_{n,i}$ = local weights of the n indicators related to market, context, and insolvency risks; $w_{n,m}$, $w_{n,c}$, and $w_{n,i}$ = local weights of the m variation classes related to the n indicators considered; $i_{n,m}$, $i_{n,c}$, and $i_{n,i}$ = values assumed by the n indicators for each OMI zone investigated in Naples;

- Normalization of ISRR values using the min-max technique to bring them into the interval [0,1];
- Sensitivity analysis to test the robustness of the model;
- Ranking of ISRR values and graphical representation of the results in a georeferenced risk map using the Google MyMaps GIS system to improve the readability of the results.

2.2 Real estate risk

The procedural model underlying the ex-ante risk assessment begins with identifying criteria tailored to interpreting the specific risks of the city of Naples, also taking into account the target audience, i.e., public-private partnerships.

When an investment is initiated, risk becomes a critical variable, defined as the probability of incurring a loss due to the combined effect of various factors categorized as follows (Sica et al., 2025; De Paola et. al., 2024; Morano et al., 2023; Anelli & Tajani, 2023):

- Context Risk: Linked to the location, including urban planning constraints and environmental quality, affecting the final value of real estate products.
- Property Risk: Related to the characteristics of the asset, such as mortgages, pending legal actions, and building compliance issues.
- Insurable Risk: Pertaining to severe external events, such as natural disasters, which can be mitigated through insurance contracts.
- Construction Risk: Connected to variations in construction timelines and costs due to design, execution, economic, or contractual issues, as well as delays or defaults.
- Tenant Risk: Dependent on the type of tenant, especially their income-generating capacity.
- Financial Risk: Divided into general (related to financial market trends) and specific (tied to the financial stability of the investment structure).
- Management Risk: Concerns the ability to entrust the property to a professional manager to ensure effective operations and achieve expected revenues.
- Political Risk: Dependent on the geopolitical conditions of the country where the real estate initiative takes place. It includes sovereign, political, economic, transfer, currency, and positional risks, all of which can specifically impact returns, especially for foreign investors or in politically unstable countries.
- Market Risk: Pertains to the possibility that real estate market values and dynamics may change, influencing sector investments.

The choice of risk criteria cannot overlook the following observation: a dashboard of indicators must be concise and focused, avoiding an excess of information. The key is selecting the most significant and relevant indicators to monitor specific objectives, ensuring clarity and ease of interpretation. A targeted approach focused on essential data enables a more effective

evaluation of performance and trends, facilitating informed decision-making.

The choice of appropriate risk criteria is also guided by the application context—Naples, a city with 2,500 years of history that offers extraordinary experiences through its valuable artistic and architectural heritage.

The historic center of Naples, a UNESCO World Heritage Site, serves as an open-air museum with palaces, churches, streets, and castles overlooking the sea. Consequently, context risk must undoubtedly be considered, incorporating environmental aspects. Every phenomenon must align with its sustainability, aiming to achieve the goals of the 2030 Agenda, including zero-impact tourism. Context information should be further corroborated by a more in-depth analysis of risks related to the economic return on real estate investments, captured by indicators on market dynamics and potential tenant insolvency.

Thus, the overall risk can be measured as the weighted average of the three aforementioned components (see formula 2):

$$Overall\ Risk = [r_1 \cdot (Market\ Risk) + r_2 \cdot (Tenant\ Risk) + r_3 \cdot (Context\ Risk)] \quad (2)$$

where: r_1, r_2 and r_3 represent the weights of each criterion; and "Market Risk", "Tenant Risk", and "Context Risk" denote the values of each criterion.

2.3 OMI Zones

OMI zones represent standard real estate units classified within a specific building typology in a homogeneous territorial area by Italian Revenue Agency in its Real Estate Market Observatory. These zones are associated with real estate valuations, defining a range of values per square meter in euros. These values apply to both the market and rental sectors, considering the type and condition of the properties. For this study, the scope is limited to the values of affordable residential housing in the market. The investigation approach enables the segmentation of Naples into 10 urban macro-areas and 65 OMI zones, as shown in the figure 2 (www.agenziaentrate.gov.it).

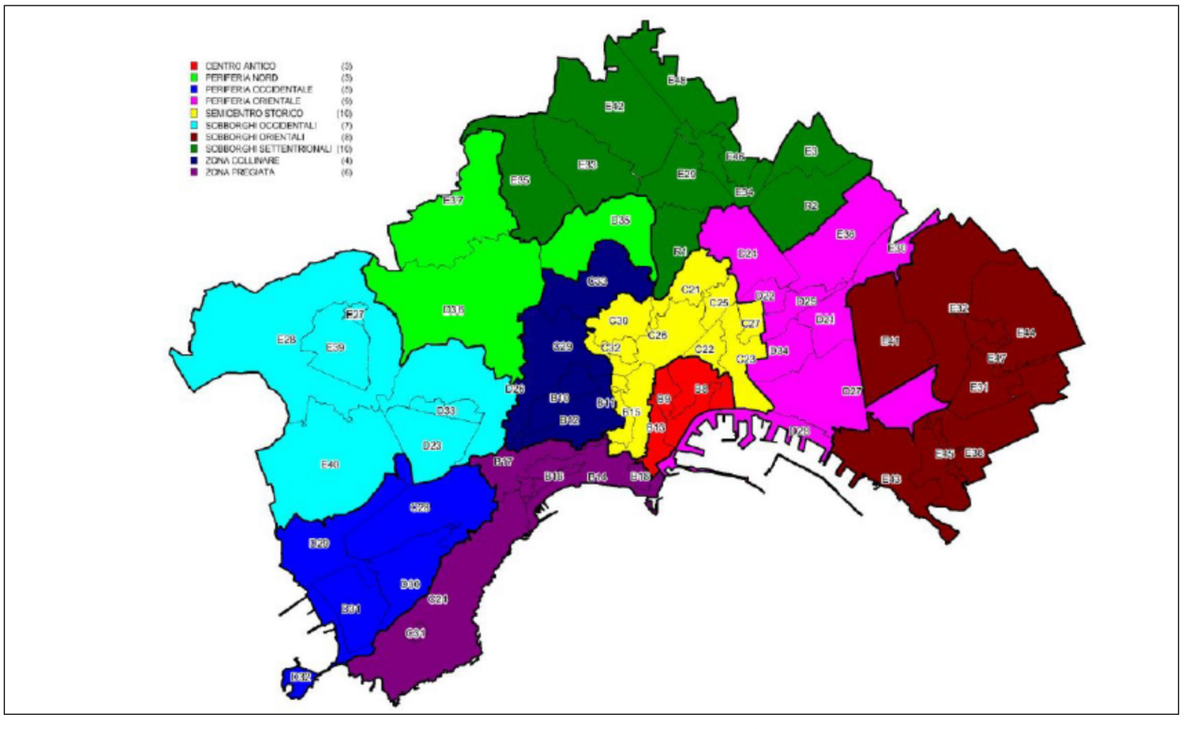


Figure 2. Segmentation of Naples into 10 urban macro-areas and 65 OMI zones.

2.4 The Dashboard of Indicators

The dashboard of indicators encompassed within the criteria of market, context, and tenant risk each has its own measurement standard and addresses the informational needs of the selected target audience (see Table 1).

Table 1. Overview of indicators with their corresponding signs relative to the synthetic index of real estate investment risk.mento immobiliare

Indicator	Description	Risk	Sources of raw data
TRES (–)	Trend in real estate prices for the residential market segment	Market	Own processing on Urbistat data (2023) and Regional Statistics of Italian Revenue Agency (2015 - 2023)
TRV (–)	Trend in rental market values for the residential market segment	Market	
NTN (–)	Number of Normalized Transactions with respect to the share of property sold, which occurred in a given period of time. It represents the market dynamics	Market	
AVS (+)	Average sales time for real estate units in the residential sector	Market	
VREV (+)	Volatility of real estate prices	Market	Own processing based on data from the TRES indicator
VRV (+)	Volatility of rental market values	Market	Own processing based on data from the TRV indicator
Attractivity (–)	Level of attractiveness in terms of job opportunities	Context	Own processing on ISTAT data (2021)
Sevices within 15 minutes (–)	Connectivity level of the O.M.I. zone to the main urban services within 15 minutes	Context	Own processing on Urbistat data and API of Google Maps (2023)
Building Maintenance (+)	State of conservation of properties (extraordinary building maintenance expense)	Context	Own processing on Urbistat data (2023) and Istat data (2001-2011)
Urban Decay (+)	Level of decay of public and private structures	Context	Own processing on data from the Municipality of Naples - Statistical Services and Demographic and Economic Studies Service of the City, and Istat relating to the population census (2001-2011)
Pollutant Concentration (+)	Pollution level	Context	Own processing on SciHub Copernicus data, Sentinel 2 and 5P data acquisition with observation period 2022-2023
Index of social hardship (+)	Aggregate index that measures the degree of socioeconomic well-being	Context	Own processing on demographic statistics data from the Municipality of Naples (2011), SciHub Copernicus (2023)

Follow Table 1. Overview of indicators with their corresponding signs relative to the synthetic index of real estate investment risk.mento immobiliare

Indicator	Description	Risk	Sources of raw data
Public Green Areas (–)	Measurement of air quality based on the percentage of urban green coverage	Context	Own processing on SciHub Copernicus data and Sentinel 2 data acquisition (2023)
Traffic Index (+)	Level of vehicular congestion on the road network measured in terms of average time in traffic	Context	Own processing on TomTom Traffic data with observation period 2022-2023
Purchasing Power (–)	Measurement of the propensity to purchase a real estate unit	Insolvency	Own processing on Urbistat data (2023)
Housing Rent vs Property (+)	Measurement of the economic potential of the population	Insolvency	
Potential Demand (–)	Measurement of the catchment area potentially interested in the acquisition of housing units	Insolvency	
Unemployment Rate (+)	Index of the economic-financial stability of the catchment area	Insolvency	Own processing on ISTAT data (2023)

2.4.1. TRES

The TRES represents the trend of real estate prices and is defined as the slope of the regression line of the historical price series provided by regional statistics from the Revenue Agency.

2.4.2. TRV

The TRV represents the trend in rental values for the OMI zones under analysis. Data were extracted from *Immobiliare.it* insights, which provide the average monthly rental values. Similar to the TRES, this indicator was calculated as the slope of the regression line of the historical rental value series.

2.4.3. NTN

The NTN indicator, short for normalized transaction number, measures the dynamics of the real estate market. It is defined as the number of transactions, normalized relative to the proportion of ownership transferred, occurring within a specific time frame.
Property rights transactions are counted concerning each property unit, accounting for the share of ownership involved in the transaction.

2.4.4. VREV and VRV

The VREV and VRV measure the volatility of real estate prices and rental values, respectively, to isolate the range of variations for each OMI zone and assess their variability during the observation period (2015–2023).

In financial terms, volatility represents the degree of price variability or uncertainty of an asset over time. It is a fundamental concept in financial analysis, used to evaluate the risk level associated with an investment or market. High volatility indicates greater variability and

uncertainty in prices, while low volatility suggests more stability.

2.4.5. AVS

The average selling time in the real estate market is a key indicator that measures the average duration required to finalize a property's sale transaction.

This indicator provides insight into the market's dynamism and vitality in a specific geographic area. Shorter average selling times usually indicate an active market with high demand relative to supply. Conversely, longer selling times may signal a slower market, with lower demand compared to supply, posing potential challenges for sellers in finding interested buyers.

2.4.6. Attractiveness

The characterization of daytime cities, i.e., sub-municipal areas in terms of their attractiveness for commuting flows related to work, and nighttime cities, i.e., predominantly residential areas, is conducted through the centrality index.

This index provides a synthetic measure of an area's attractiveness in terms of job opportunities compared to other areas in the city. Higher values indicate greater attractiveness and centrality, as they correspond to areas with higher incoming commuter flows. Conversely, lower values (close to zero) indicate low centrality and low attractiveness for commuter flows.

Specifically, the indicator is defined as the ratio of incoming commuter flows to outgoing flows from a sub-municipal area (both calculated excluding residents employed within the same area). Calculating this indicator for sub-municipal areas is made possible through the integration of data from various sources, leading to the development of a commuting matrix at the census section level.

2.4.7. 15-Minute Services

The 15-minute services indicator stems from the goals of the 2030 Agenda, incorporating the concept of chrono-urbanism (Abdelfattah et al., 2022). This approach emphasizes the design of urban centers so that residents can access all essential services within a maximum of 15 minutes from home, favoring walking or sustainable mobility.

To evaluate the territory, three thematic scores are considered: *Living*, *Commerce*, and *Entertainment*. These scores are derived using Google MyMaps and the isochrones provided by the uGeo software, which identifies various businesses and institutions listed on the platform.

- Living Score: This is calculated as the sum of the counts of essential services within 15 minutes from the central point of the OMI zone investigated. It considers the presence of ATMs, pharmacies, schools, supermarkets, transportation hubs, hospitals, and other essential services.
- Commerce Score: This is the sum of the counts of commercial activities (retail stores, excluding supermarkets) within 15 minutes from the central point of the OMI zone investigated.
- Entertainment Score: This is calculated as the sum of the counts of recreational activities within 15 minutes from the central point of the OMI zone investigated, such as theaters, restaurants, museums, and more.

The weighting system is based on Maslow's hierarchy of needs, a motivational theory developed by the renowned American psychologist Abraham Maslow (see figure 3). This theory examines human needs and organizes them into a hierarchical structure, represented as a pyramid. It suggests that individuals strive to satisfy lower-level needs before progressing to higher-level ones.

By applying this framework, OMI zones are classified into three rankings, each defined in terms of *Living*, *Commerce*, and *Entertainment* scores.

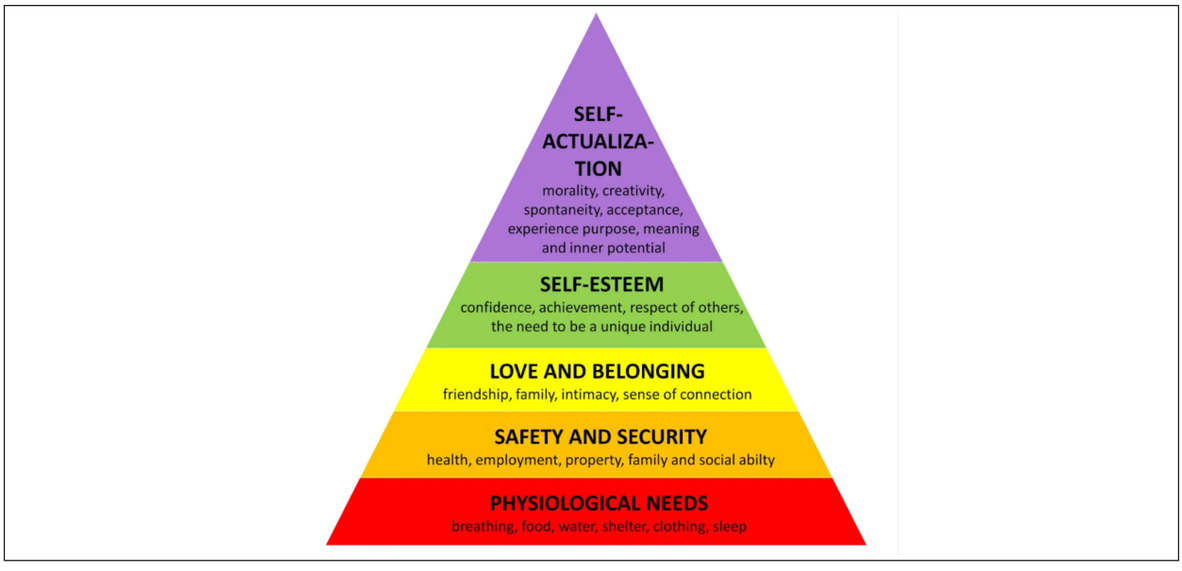


Figure 3. Maslow hierarchy of needs (Maslow, 1954).

2.4.8. Maintenance Expenses and Urban Decay

Higher maintenance expenses can serve as a significant risk indicator in terms of real estate investment. Elevated costs often highlight structural or infrastructural issues, signaling a need for heightened scrutiny during investment evaluations.

2.4.9. Pollution Level

This indicator measures the concentration of anthropogenic pollutants harmful to human health. A key molecule of concern is nitrogen dioxide (NO_2), which enters the troposphere and stratosphere as a gas from anthropogenic activities (particularly the combustion of fossil fuels and biomass) and natural processes (such as microbiological soil activity, wildfires, and lightning).

Data related to this pollutant were extracted using Sentinel Hub, which features the EO Browser—a user-friendly, online tool allowing users to visualize and explore Earth observation data interactively. The browser provides access to imagery from various satellite missions, including Sentinel, Landsat, and Copernicus, offering a comprehensive view of Earth's surface.

The browser, after configuring processing parameters such as cloud coverage and observation period, enabled the extraction of NO_2 concentration expressed in mol/m^2 for the investigated OMI zones. These values were subsequently converted into $\mu g/m^3$, allowing comparisons with data previously processed in 2021 by *Cittadini per l'Aria*. This non-profit association, through a participatory science project, facilitated the creation of a monitoring map that tracks NO_2 concentration levels in Naples' air (see figures 4 and 5).

2.4.10. Social distress index

The Social Distress Index (IDS) is calculated as the weighted average of deviations from national averages for the following metrics:

- Unemployment Rate: The ratio of the population aged 15 and older actively seeking employment to the labor force in the same age group, expressed as a percentage.

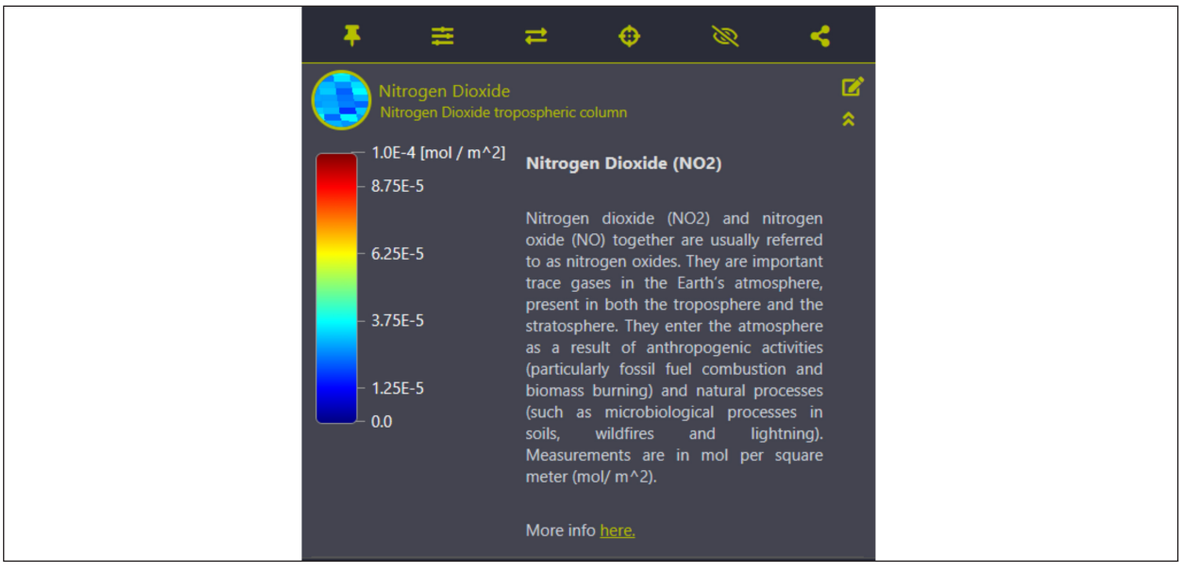


Figure 4. Copernicus SCI - Hub.

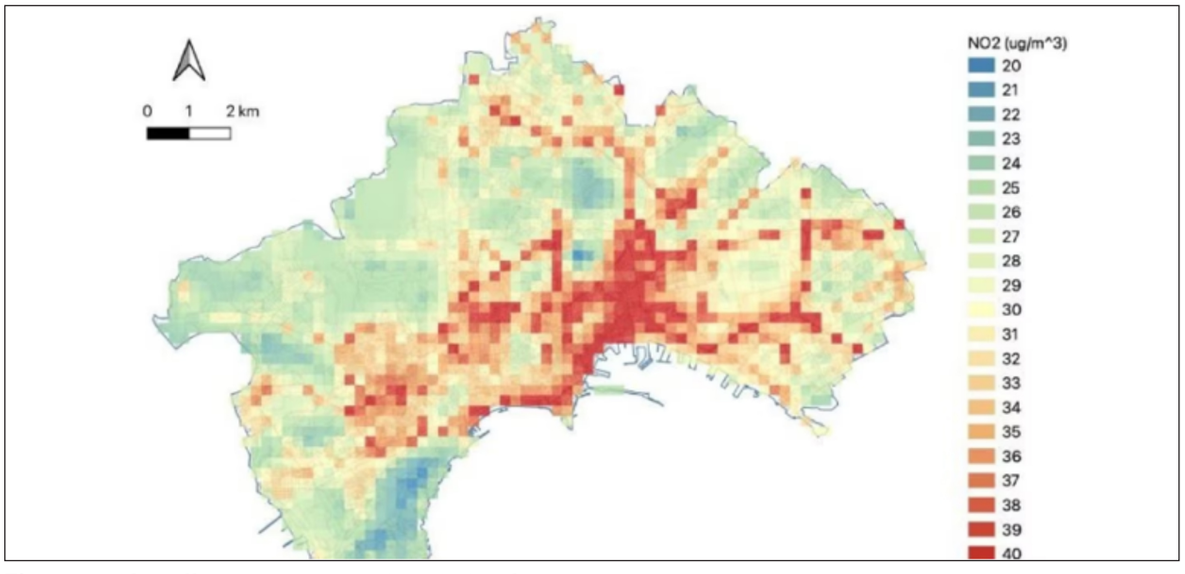


Figure 5. NO_2 pollutant concentrations in Naples

- Employment Rate: The ratio of the employed population aged 15 and older to the total population in the same age group expressed as a percentage.
- Youth Concentration Rate: The ratio of the resident population under the age of 25 to the total population, expressed as a percentage.
- Educational Attainment Rate: The ratio of the population with at least a secondary school diploma to the total population aged 25 and older, expressed as a percentage.

Each of these metrics are compared to their respective national average values, and the deviations are aggregated into the IDS.

2.4.11. Urban green area per capita

Naples boasts a rich and diverse green heritage, resembling a varied and intricate tapestry. The city is home to an extensive selection of historic gardens and parks but extend beyond them

to include urban parks of significant naturalistic value and even modest neighborhood parks, which play a critical social role. The Urban Green Area per Capita indicator is calculated as the ratio of the total green area in square meters to the number of residents in the analyzed neighborhood. The unit of analysis is the park or garden located within the relevant OMI zone.

2.4.12. Traffic index

Mobility has been analyzed from two perspectives: the accessibility of points of interest via public transportation and the level of traffic congestion, as discussed in this section. By definition, traffic refers to the phenomenon related to the movement of vehicles (Lelke et al., 2024; Meraner et al., 2020). The manner in which it unfolds depends on the functional characteristics of the road. During road design, transport demand is determined based on the following variables: hourly traffic volume, composition, and average flow speed. Since this study focuses on urban roads, interrupted vehicle flows, which are also affected by external factors, must be considered.

In this context, the level of service of a road refers to its capacity to manage traffic effectively, efficiently, and safely.

To address the question, *"How long did it take in 2023 to travel 10 km on an urban road in Naples?"*, the Traffic Index developed by TomTom was used. This index measures the average time required to traverse 10 km of urban roads, based on historical data accessible through TomTom Traffic Stats.

2.4.12.1 Methodology and Data Sources:

The TomTom Traffic Index is based on Floating Car Data (FCD) collected by TomTom from various sources to develop traffic services for clients and users. Travel times and speeds are derived from global travel data, covering a total of 551 billion kilometers during the 2023 calendar year. These data were collected anonymously from vehicles operating within the larger metropolitan area or within a 5 km radius of the city center. The analysis encompasses the entire road network, including highways and expressways crossing the Naples metropolitan area.

2.4.12.2 Factors Influencing Travel Times:

- Static Factors: Road infrastructure (e.g., road categories, capacity, and speed limits).
- Dynamic Factors: Traffic congestion and variations in flow patterns.

The sum of these factors determines the actual travel time.

2.4.12.3 Data Validation and Comparisons:

The use of Floating Car Data (FCD) obtained from GPS-equipped vehicles offers a potential alternative to conventional speed measurement methods. Although the exact vehicle composition is often unknown, studies have shown that average speeds derived from such commercial data closely approximate those obtained via Automatic Number Plate Recognition (ANPR) for travel time measurement. The average Square of the Standard Difference (SQV) across all examined road structures falls within acceptable limits, and correlation analysis has produced a similarly acceptable Pearson correlation coefficient.

2.4.12.4 Emissions and Consumption Analysis:

TomTom Traffic Stats also estimate fuel consumption (in kWh) and CO_2 emissions based on several factors, including:

- Total traffic volume.
- Driving speed and style.

- flow consistency (accelerations and decelerations).
- Regional vehicle fleet composition (proportions of gasoline, diesel, hybrid, or electric vehicles, as well as motorcycles, cars, vans, buses, and trucks).

Consumption and emission data are estimated using the PHEM simulation model, applied to over 700 million km of FCD, which trained a machine learning algorithm to process a total of 551 billion km of FCD data globally.

2.4.12.5 Contextual Application

In this study, the Traffic Index complements the 15-Minute Services indicator by specializing in vehicle-based mobility. Data selection criteria were guided by TomTom's database recommendations, ensuring an accurate depiction of urban traffic patterns in Naples (see Figure 6 and Table 2).

Table 2. Indicators generated from TomTom's statistical data processes

PARAMETER	CAPTION	VALUES (NAPLES, 2023)
METROPOLITAN AREA	A circle covering the city and nearby rural areas. Circles were defined in the early years of the Traffic Index, with input from residents where possible. Measures of regional traffic, often including highways, show faster traffic compared to city centers.	10 municipalities of Naples
CITY CENTER (URBAN AREA)	A circle with a 5 km radius covering the busiest city areas. Measures city traffic. May include some highway segments and shows the most congested city areas. Larger cities generally have higher traffic volumes and congestion in their centers.	Naples (central and semi-central areas)
TRAVEL TIME PER 1 KM	Total travel time (sum across all crossings) divided by total kilometers traveled (sum across all crossings). Calculated per hourly Direct Segment (DSEG) data within the city circle.	≈ 1.7 min
OPTIMAL TRAVEL TIME	Travel time under free-flow conditions.	12 min
CONGESTION COST	Additional time/fuel/CO_2 used per kilometer due to non-optimal traffic flow. Calculated by subtracting optimal travel/fuel consumption per kilometer from actual values.	€163, approximately 7 average-sized fuel tanks
TIME LOST IN TRAFFIC	Difference in time between the same trip under optimal (free flow) conditions and current congested conditions.	11 min
TIME LOST PER YEAR	Average time spent waiting in traffic annually, assuming 230 workdays (230 commutes/year).	79 hours (equivalent to reading 34 books, or 3 days and 7 hours)
RUSH HOUR TIME PER DAY	Sum of travel times for a round-trip during morning (to work) and evening (from work) rush hours.	22 min
RUSH HOUR TIME PER YEAR	Time lost during rush hour commutes annually (230 workdays = 230 trips/year).	42 hours
TIME LOST PER YEAR	Average time spent waiting in traffic annually, assuming 230 workdays (230 commutes/year).	79 hours (equivalent to reading 34 books, or 3 days and 7 hours)

Fallow Table 2. Indicators generated from TomTom's statistical data processes

PARAMETER	CAPTION	VALUES (NAPLES, 2023)
MORNING/EVENING PEAK HOURS	Busiest traffic hours of the morning/evening in each city, based on TomTom traffic flow measurements.	8 AM - 9 AM
WEEKLY DRIVING PATTERNS BY HOUR	A table displaying average weekly traffic patterns. Weighted average across the year, covering every hour of the day.	See Fig. 6
REAL-TIME TRAVEL TIME FOR 10KM	Real-time city traffic measurement. Shows average current time required to travel 10 km, using TomTom real-time traffic data rather than historical data.	Dependent on platform access time
USUAL TRAVEL TIME	Typical travel time for 10 km based on TomTom's historical speed profiles.	17 min and 40 seconds
REAL-TIME TRAFFIC JAMS	Current number of traffic jams (and their total length), based on TomTom real-time traffic data.	Dependent on platform access time
COMPARISON WITH TREES	Based on the question: *How much CO_2 does a tree absorb?*	194 kg, approximately 79 trees required to absorb the atmospheric pollutants.

	Sun	Mon	Tue	Wed	Thu	Fri	Sat
12:00 AM	17 min	14 min 20 s	14 min 40 s	15 min 10 s	15 min	15 min 50 s	17 min
	15 min 50 s	13 min 40 s	13 min 50 s	14 min	14 min 10 s	14 min 40 s	15 min 50 s
02:00 AM	15 min	13 min 10 s	13 min 30 s	13 min 30 s	13 min 20 s	13 min 50 s	14 min 40 s
	14 min 20 s	12 min 40 s	13 min	13 min	13 min	13 min 10 s	13 min 40 s
04:00 AM	12 min 40 s	12 min	12 min 10 s	12 min 30 s	12 min 20 s	12 min 20 s	12 min 40 s
	11 min 30 s	11 min 30 s	11 min 30 s	11 min 50 s	11 min 30 s	11 min 40 s	12 min 10 s
06:00 AM	11 min 50 s	12 min	12 min 10 s	12 min	12 min 10 s	12 min 10 s	11 min 50 s
	11 min 50 s	20 min	20 min 10 s	20 min	19 min 40 s	18 min 10 s	12 min 50 s
08:00 AM	12 min 10 s	22 min 20 s	23 min 30 s	23 min	22 min 10 s	19 min 40 s	13 min 30 s
	13 min	19 min 40 s	21 min 10 s	20 min 40 s	19 min 50 s	17 min 50 s	14 min 20 s
10:00 AM	14 min 40 s	18 min 10 s	18 min 40 s	18 min 20 s	18 min	17 min 30 s	15 min 50 s
	16 min 10 s	17 min 50 s	18 min	18 min	18 min	18 min	17 min 10 s
12:00 PM	17 min 20 s	17 min 50 s	17 min 30 s	17 min 40 s	17 min 40 s	18 min	17 min 40 s
	17 min 30 s	17 min 40 s	17 min 40 s	17 min 40 s	17 min 40 s	18 min 10 s	16 min 50 s
02:00 PM	14 min 40 s	16 min 50 s	17 min	17 min 20 s	17 min	17 min 40 s	14 min 50 s
	13 min 30 s	17 min 30 s	17 min 50 s	18 min 20 s	18 min 20 s	18 min 10 s	14 min 30 s
04:00 PM	14 min	19 min 20 s	20 min	20 min 40 s	20 min 40 s	20 min	15 min 20 s
	15 min 40 s	21 min 30 s	22 min 20 s	22 min 40 s	22 min 30 s	21 min 30 s	16 min 30 s
06:00 PM	16 min 50 s	21 min 50 s	22 min 50 s	23 min 20 s	23 min	21 min 20 s	17 min 20 s
	17 min	18 min 50 s	20 min	20 min 40 s	20 min 40 s	19 min 30 s	17 min 40 s
08:00 PM	16 min 40 s	15 min 20 s	16 min 20 s	16 min 50 s	17 min	17 min 10 s	17 min 40 s
	15 min 40 s	13 min 50 s	14 min	14 min	14 min 20 s	14 min 40 s	16 min
10:00 PM	15 min 10 s	14 min 10 s	14 min 30 s	14 min 20 s	14 min 50 s	15 min 10 s	16 min 10 s
	14 min 50 s	15 min	15 min 40 s	15 min 20 s	16 min 20 s	17 min 10 s	17 min 20 s

Show travel time per 10 km

Figure 6. Weekly driving patterns by hour of the day, indicating in each cell the time taken to travel 10 km.

To determine the time taken to travel 10 km for each OMI area, the data was correlated with the population density of the investigated census cell (see formula 3).

$$Indice\ di\ traffico_{zona\_omi} = \frac{Indice\ di\ traffico_{Napoli} \cdot Densità\ di\ popolazione_{Omi}}{Densità\ di\ popolazione_{Napoli}} \quad (3)$$

2.4.13. Indicators of insolvency risk

Insolvency risk is defined based on the following indicators: purchasing power, rent vs. ownership, unemployment rate, and potential demand. Purchasing power, based on per capita income, is an economic indicator that measures the average purchasing power of an individual in a given geographical area. This metric considers the total income of a community or country and divides it by the number of inhabitants, thus obtaining a per capita average. Per capita income is an important parameter for assessing the standard of living and financial availability of a population. A higher purchasing power means that individuals have more financial resources to buy goods and services, thereby improving overall quality of life, which is why it plays a crucial role in the real estate market.

2.4.14 Normalization and correlation analysis

Given the heterogeneity of the data sources considered, in order to integrate and, in particular, compare them, the min/max normalization technique was applied according to the following equation:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

where: X is the original value of the variable, X_{min} is the minimum value of the variable in the dataset, X_{max} is the maximum value of the variable in the dataset, X_{norm} is the normalized value of the variable.

This transformation ensures that all values of the variable fall within the range [0, 1].

If so-called outlier values are encountered, resulting from a non-uniform distribution of data, the technique may be flawed; in this case, the issues should be mitigated using Z-score normalization. Nevertheless, it can be reasonably assumed that the data follows a uniform distribution. In this sense, the normalization process is appropriate for the case of interest and makes it easily interpretable for stakeholders and decision makers (an important factor in urban/real estate contexts where transparency is required).

From the normalized data, a correlation analysis was conducted using the Pearson index, as a preliminary step before applying AHP, in order to structure its hierarchical levels without introducing information redundancy, with the aim of creating as synthetic an index as possible.

None of the indicators considered so far were found to be particularly correlated with others, i.e., exceeding 0.80 in the Pearson index. Some were already discarded from the outset, as they involved calculation criteria related to the same variables, such as the accessibility and road network indicators.

Each indicator is characterized by a specific number of variation classes. To appreciate its variability, it is necessary to divide the values into multiple groups based on the range of variations of the dataset considered. It was deemed appropriate to consider seven percentiles to identify three macro-classes of risk variation: high, medium, and low. This approach creates the third hierarchical level of the multi-criteria analysis, represented by the composition of the variation classes, also known as intensity ranges, whose local weight is provided by the percentile itself.

Therefore, the number of variation classes/clusters is constructed based on an acceptance threshold of the variation range: the difference between the maximum and minimum value of each cluster, also known as the variation range, must not be significant (greater than 20 percentage points if the magnitude order is 2; in some cases, it is 3).

2.4.15 AHP implementation

In this analysis, AHP (Analytic Hierarchy Process) was used to compute the local weights (priorities) for each considered variable by creating 18 pairwise comparison matrices: 6 for market risk indicators, 4 for tenant or insolvency risk, and 8 for those related to context risk (Saaty, 1980; Saaty & De Paola, 2017). In this regard, it was deemed appropriate to assume that the local weights of the criteria (market, insolvency, and context) are unitary, as the model does not specialize in any specific investment project that could support an alternative choice.

The assignment of scores was done through a survey administered to a panel of experts consisting of: experts in urban economy, public administration managers, and real estate agents from Naples. The values were processed using the SuperDecision software, which allowed synthesizing the priorities of the model.

The software assumes that a hierarchical decision model includes the following elements: objective, criteria, and alternatives. The objective represents the desired outcome, the criteria are the factors assessed for their importance in achieving the objective, and the alternatives are the options evaluated against each criterion. In the model, pairwise comparisons are made to determine the relative importance of the criteria in relation to the objective and the preference of the alternatives for each criterion.

Subsequently, the consistency of the judgments provided by the respondents is evaluated using the consistency index (C.I.), calculated based on the maximum eigenvalue λ_{max} and the order of the pairwise comparison matrix.

$$C.I. = \left[\frac{(\lambda_{max} - \mathrm{n})}{(n-1)}\right] \tag{5}$$

In a SuperDecisions model, the elements are organized into clusters rather than levels. The simplest hierarchical model includes three clusters: goal, which contains the goal element; criteria, which include the criterion elements; and alternatives, which contain the alternative elements. The connections between the clusters indicate the relationships between the elements within them. Specifically, the synthetic indicator ISRR, representing the goal, is connected to the context, insolvency, and market criteria, each of which is also linked to the specific indicators of the category. The results of each interview, once calculated, were then aggregated, yielding the values below (table 4):

Table 4. Aggregated values of local weights derived from interviews

AVERAGE OF PRIORITIES			
INDICATOR	**GEOMETRIC MEAN – LOCAL WEIGHTS**	**ARITHMETIC MEAN – LOCAL WEIGHTS**	**DIFFERENCE**
Green Areas	0,05	0,05	0%
Attractiveness	0,06	0,08	2%
Urban Decay	0,02	0,02	0%
Social Discomfort Index	0,08	0,13	5%
Maintenance	0,27	0,27	0%
15-minute Services	0,06	0,06	1%
Traffic Index	0,23	0,27	3%
Purchasing Power	0,22	0,31	8%
Potential Demand	0,28	0,29	1%
Pollutant Concentration	0,02	0,02	0%
Rent vs. Ownership	0,24	0,24	1%

Follow Table 4. Aggregated values of local weights derived from interviews

AVERAGE OF PRIORITIES			
INDICATOR	**GEOMETRIC MEAN – LOCAL WEIGHTS**	**ARITHMETIC MEAN – LOCAL WEIGHTS**	**DIFFERENCE**
Unemployment Rate	0,09	0,16	7%
NTN	0,11	0,16	5%
TMFV	0,05	0,10	5%
TRES	0,20	0,22	2%
TRV	0,17	0,21	3%
VREV	0,17	0,13	5%
VRV	0,07	0,19	12%

From the table above, it is evident that insolvency risk, particularly represented by the indicator related to potential demand, is among the top priorities for every investor in the real estate market.

3. Results

The spatial composite risk index for the i-th OMI zone is defined as the factorial product of the weighted sum of the local weights of the indicators and their respective variation classes for the i-th value assumed by the OMI zone. For each zone, the ISRR calculation must be repeated by applying equation (1) to the different OMI zones of Naples, the result of which is summarised in Figure 7 and table 5.

The values represented in the baseline scenario are parameterized by assigning an equal weight of 1 to each criterion (context, insolvency, market).

The baseline scenario alone is not sufficient to ensure the reliability of the ranking mentioned in the previous section. Therefore, a sensitivity analysis was deemed necessary, considering three additional scenarios. In each scenario, one criterion dominates with a weight ratio of 2:1:1 (see table 5). By permuting the order, the following scenarios are obtained:

- Scenario 1 (Market Oriented): market (2), context (1), insolvency (1);
- Scenario 2 (Context Oriented): context (2), market (1), insolvency (1);
- Scenario 3 (Insolvency Oriented): insolvency (2), context (1), market (1).

Table 5. Sensitivity analysis

Base Scenario			**Market Scenario**		**Context Scenario**		**Insolvency Scenario**	
Description	**OMI Zone**	**I_{SRR}**	**OMI Zone**	**I_{SRR}**	**OMI Zone**	**I_{SRR}**	**OMI Zone**	**I_{SRR}**
Ex Italsider abandoned areas	D31	1,00	D31	1,00	D31	1,0	E48	1,00
Nisida, Bagnoli beach shore	D32	0,87	D32	0,83	D32	0,9	D31	0,97
Secondigliano (peripheral area)	E48	0,82	E48	0,74	E37	0,8	E36	0,90
Ponticelli (peripheral area)	E32	0,77	E32	0,74	E48	0,7	D32	0,88
Cemetery, Arpino	E36	0,74	R2	0,73	E32	0,7	E32	0,84
Quarries and forest of Chiaiano, Tirone	E37	0,73	E27	0,70	E40	0,7	E27	0,83
Capodichino airport	R2	0,73	E36	0,70	E35	0,7	R2	0,81
Industrial zone (East)	E41	0,32	E44	0,33	C31	0,3	E34	0,37
Secondigliano (historic centre)	E34	0,32	E29	0,31	E47	0,3	D22	0,35
Miano	E29	0,32	E38	0,30	C30	0,3	R1	0,34

Follow Table 5. Sensitivity analysis

Base Scenario			Market Scenario		Context Scenario		Insolvency Scenario	
Description	**OMI Zone**	**I_{SRR}**	**OMI Zone**	**I_{SRR}**	**OMI Zone**	**I_{SRR}**	**OMI Zone**	**I_{SRR}**
Poggioreali Rd., New INAIL building	D25	0,18	D21	0,17	B18	0,2	B18	0,21
Monte di Dio	B18	0,18	B18	0,16	B16	0,2	C32	0,21
Fuorigrotta, Mostra d'Oltremare, Parco San Paolo	C28	0,16	C33	0,15	C25	0,2	B16	0,19
Colli Aminei	C33	0,15	D27	0,15	B13	0,2	E30	0,18
Quartieri Spagnoli	B15	0,04	E30	0,03	C23	0,0	C23	0,05
Corso Garibaldi, Vasto, Central Station	C23	0,02	C29	0,01	B15	0,0	B14	0,05
Vomero Alto, Castellino Rd., Parco Omodeo, Fontana Rd., Cavallino Rd., Gigante Rd., San Domenico Rd.	C29	0,00	C23	0,00	C29	0,0	C29	0,00

From the comparison, it emerges that 75% of the OMI zones remain in the high-risk category, regardless of the scenarios. Similarly, no significant discrepancies are observed in the positioning of zones within the medium-to-low risk categories, further proving the robustness of the model and the reliability of the insights provided by the indicator dashboard developed during this analysis.

Using the Google MyMaps GIS system, it was possible to create a risk map, where the risk level is represented by a specific intensity of red (see figure 7).

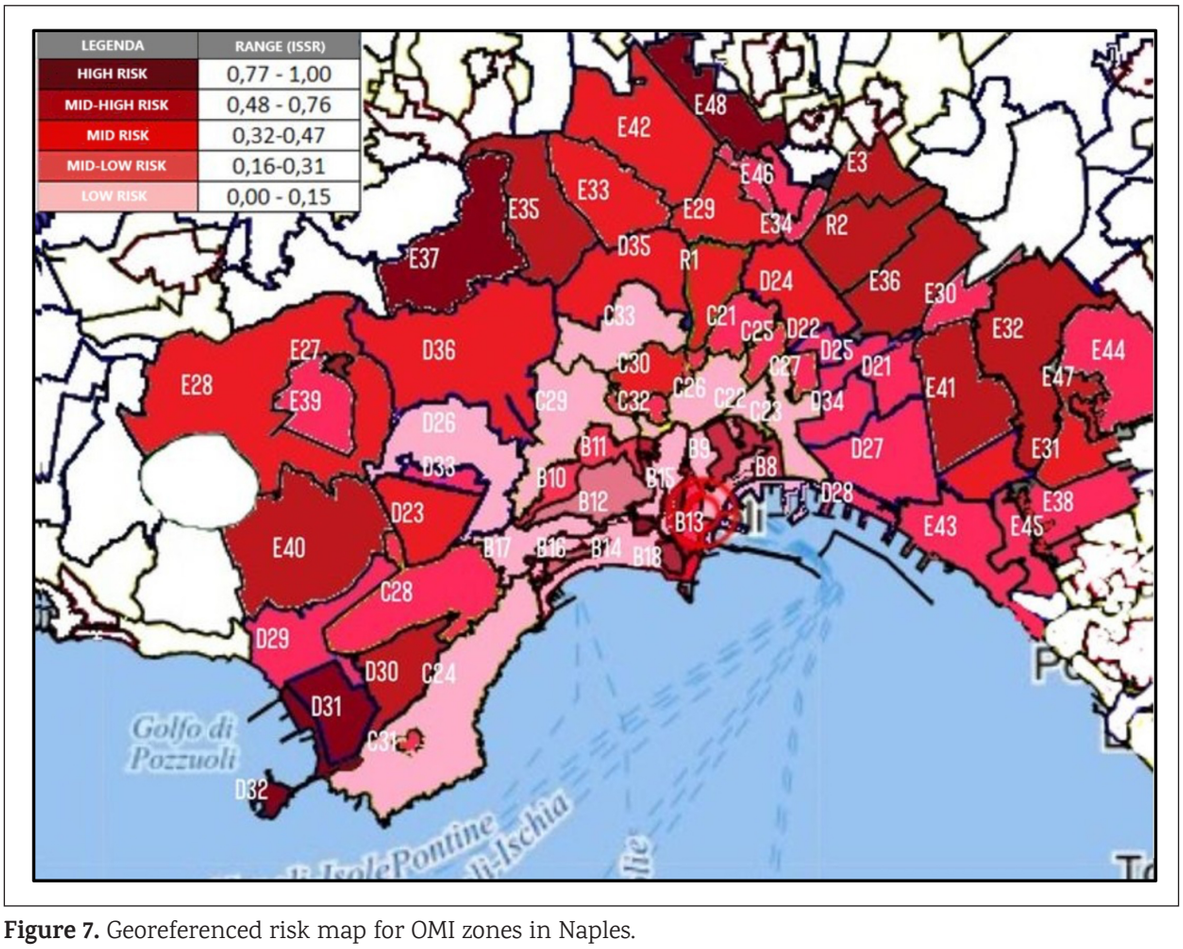


Figure 7. Georeferenced risk map for OMI zones in Naples.

The results of this study analytically confirm findings from similar research focusing on the most turbulent areas of Naples in terms of real estate investment. Thus, empirical and contextual results have confirmed the accuracy of the output derived from the synthetic index for real estate investment risk.

The OMI Zone D31, identified as the area with the highest risk in three out of the four computed scenarios, corresponds to the decommissioned ex-Italsider area. This location, which symbolized the industrialization era of Naples, has left a profound scar, not only due to the high soil remediation costs caused by pollution but also in terms of real estate valuation. To this day, debates continue about the removal of the so-called "colmata a mare", a platform of cement and furnace waste built in the 1960s to support the expansion of the Ilva-Italsider plant. After the plant's closure, the structure remained in place and became a focus of discussions regarding environmental cleanup.

It is no coincidence that the OMI Zone D31 has been a subject of interest in literature for studying the phenomenon of the so-called "stigma effect". This is defined as a market penalty that may affect a property known or suspected to be contaminated, one that was once contaminated but is now considered clean, or a property never contaminated but located near one that is. Studies have shown that Ellwood's model provides a precise assessment of risk and expected returns for the future residential real estate market in Bagnoli. The methodology mentioned is essential in identifying the "stigma effect" (Del Giudice et al. 2020) or the devaluation of properties due to market risk perception. These future value losses are also reflected in the current market values of abandoned industrial lands, as corroborated by the rankings discussed in previous sections.

In contrast, less risky areas include the Quartieri Spagnoli (Spanish Quarters: OMI Zone B23) and other central areas neighboring (OMI Zones C29, C23, B15, B14, E30), where gradual redevelopment through commercial initiatives such as B&Bs and the area's inherent charm have shed light on viable investment opportunities. These areas, particularly popular with tourists during festive periods, now represent attractive investment prospects with potential tangible returns.

4. Conclusions

The real estate market is affected by great uncertainty due to a concatenation of different factors (Rosato et al., 2022): illiquidity, uniqueness and heterogeneity of the goods traded; b) market disequilibrium, due to a structural and different elasticity of supply compared to demand; c) non-competitiveness of the market, whose characteristics are essentially similar to bilateral monopoly; d) variability of market prices.

In a general context of great volatility, great attention must be paid to the field of real estate investments, where it is necessary to operate with adequate and increasingly sophisticated evaluation tools, capable of supporting the identification of effective risk management strategies. This seems so fundamental to building resilient communities in a period strongly devoted to the effects of climate change in a "climate-smart" perspective.

Through an ex-ante risk assessment model capable of providing a Space Real Estate Risk Index is possible to offer potential investors a customizable dashboard of indicators based on the desired level of detail and the specific urban redevelopment project to be undertaken. Consider, for example, interventions aimed at preserving cultural heritage as ways to keep alive not only the built environment and cultural values, but also to promote cultural diversity, a sense of place and sustainable economic growth, especially when dealing with territorially circumscribed realities. In such cases, interventions have widespread positive economic effects, contributing to the distinctiveness of communities, creating income, employment and training opportunities, generating an increase in real estate prices and promoting heritage tourism, the revitalization of urban centers (Sica et al., 2024).

The study also highlighted other significant advantages of the model, which can be summarized as follows:

- Data Mining and Integration: The research has successfully collected and organized a vast repository of environmental, economic, and socio-demographic data about Naples, which is typically difficult to access and stems from heterogeneous sources.
- Indicator Dashboard: A key strength of the developed indicator set is its alignment with the latest urban models, including the "15-Minute City" concept (Moreno et al. 2021).
- Predictive System: The constructed model not only assesses spatial risk but also predicts returns on the transformation value of the sub-municipal realities analyzed.
- Urban Redevelopment Projects: The risk analysis results may also be repurposed for monitoring the progress of ongoing urban redevelopment projects within Naples' municipalities. The model is open to refinement, and advances in research will drive improvements or adjustments, particularly in the direction of data fusion. For many indicators (e.g., pollutant concentration levels), this approach has already produced precise estimates closely reflecting the investigated reality.

A significant limitation of the study could concern the use of OMI zones as a reference territorial unit for the analysis of real estate risk. Although they represent an official and widely used subdivision in the assessment of real estate values, OMI zones do not always accurately reflect the complexity and internal variability of the urban fabric. In fact, in some areas of the city, there may be strong socioeconomic, morphological or functional heterogeneities within the same OMI zone, which the model, being anchored to this scale, may not be able to fully capture. This aspect could lead to a partial loss of detail or a simplified representation of the real risk, especially in rapidly changing urban contexts or characterized by processes of gentrification, degradation, or spatial polarization. This would therefore suggest, in future perspectives of model development, the adoption of more granular or adaptive territorial units (for example, census sections or spatial grids) to further refine the analysis.

Looking to the future, automation of the processes, currently performed manually, could be achieved through Python-based scripts. This would establish a scalable database, enabling the index to provide real-time updates on market trends rather than merely offering a snapshot of the areas investigated. A possible variant that could be employed in the model is the Simos (CMOS) method, as an alternative to the AHP method, which tends to simplify the weighting process by ranking the criteria and indicating the relative importance gaps. In light of the comparison between the two methods, Simos emerges as a simpler and more intuitive solution, reducing the cognitive burden on experts and ensuring the absence of internal consistency issues that are typical of AHP. This feature makes it particularly suitable when dealing with a large number of criteria, as may be the case in the analysis under consideration, likely leading to more stable and repeatable weight estimates. However, compared to AHP, it provides a lower level of detail regarding the intensity of preferences, which may represent a limitation in contexts that require very fine and nuanced evaluations.

In conclusion, with the assistance of the proposed model, it is possible to determine which projects would be most effective, pursuing different and conflicting objectives that support the protection and enhancement of real estate. Consequently, the model can address a variety of decision-making issues, such as the best allocation of resources among numerous choices to be analyzed and selected in response to programmatic and strategic development aspirations.

Bibliography

Abdelfattah L., Deponte D. & Fossa G. (2022). The 15-minute city: Interpreting the model to bring out urban resiliencies. *Transportation Research Procedia*, 60, 330–337.

Adair A. & Hutchison N. (2005). The reporting of risk in real estate appraisal property risk scoring. *Journal of Property Investment & Finance*, 23(3):254-268.

Adair A., Berry J., McGreal S., Deddis B. & Hirst S. (2000). The financing of urban regeneration. *Land Use Policy*, 17(2), 147–156.

Agenzia delle Entrate (2023). *Il mercato immobiliare residenziale, Statistiche regionali. Regione Cam-*

pania 2023. URL: https://www.agenziaentrate.gov.it [accessed novembre 24, 2024].
Agenzia delle Entrate (2023). *Nota metodologica - Compravendite immobiliari - Statistiche OMI*. URL: https://www.agenziaentrate.gov.it [accessed novembre 24, 2024].
Agenzia delle Entrate (2023). *Osservatorio del Mercato Immobiliare*. URL: https://www.agenziaentrate.gov.it [accessed novembre 30, 2024].
Anelli D. & Tajani F. (2023). innovative model for improving the real estate redevelopment processes. *Land Use Policy*, 128(2023), 106595.
Bottero M., Mondini G. & Datola G. (2017). Decision-making tools for urban regeneration processes: From Stakeholders Analysis to Stated Preference Methods. *TeMA - Journal of Land Use, Mobility and Environment*, 10(2), 193-212.
Bulan L., Mayer C. & Somerville C.T. (2009). Irreversible investment, real options, and competition: Evidence from real estate development. *Journal of Urban Economics*, 65(3), 237–251.
Chen Z. & Khumpaisal S. (2009). An analytic network process for risks assessment in commercial real estate development. *Journal of Property Investment & Finance*, vol. 27(3), pp. 238-258, April.
Comune di Napoli – Servizi statistici. (2023). *Appendice B - Le variabili censuarie per il confronto territoriale: I quartieri*.
Comune di Napoli (2022). *Delibera di Consiglio Comune n. 34/2022*.
Copernicus (2024). *The Sentinels Scientific Data Hub*. URL: https://scihub.copernicus.eu [accessed novembre 24, 2024].
De Paola P. (2024). Real Estate Valuations with Small Dataset: A Novel Method Based on the Maximum Entropy Principle and Lagrange Multipliers. *Real Estate*, 1, 26-40.
De Paola P., Ferraro M., Manganelli B., Tajani F. & Del Giudice F.P. (2024). A model to define a real estate investment risk index for the administrative municipalities of Naples. *Procedia Structural Integrity*, 64, 1696-1703.
Del Giudice V., Manganelli B. & De Paola P. (2015). Spline Smoothing for Estimating Hedonic Housing Price Models. In O. Gervasi et al. (Eds.), *Computational Science and Its Applications — ICCSA 2015*, 9157 (ICCSA 2015, Part III):209-218. Springer.
Del Giudice V., De Paola P. & Forte F. (2016). The appraisal of office towers in bilateral monopoly's market: Evidence from application of Newton's physical laws to the Directional Centre of Naples. *International Journal of Applied Engineering Research*, 11(2016), 9455–9459.
Del Giudice V., De Paola P., Bevilacqua P., Pino A. & Del Giudice F.P. (2020). Abandoned Industrial Areas with Critical Environmental Pollution: Evaluation Model and Stigma Effect. *Sustainability*, 12, 5267.
Del Giudice V., Massimo D.E., De Paola P., Del Giudice F.P. & Musolino M. (2021). Green Buildings for Post Carbon City: Determining Market Premium Using Spline Smoothing Semiparametric Method. In C. Bevilacqua et al. (Eds.), *New Metropolitan Perspectives*, 78:(2021), pp. 1227-1236. Springer.
Del Giudice V., De Paola P., Morano P., Tajani F., Del Giudice F.P. & Anelli D. (2023). Depreciation of Residential Buildings and Maintenance Strategies in Urban Multicultural Contexts. In G. Napoli et al. (Eds.), *Values, Cities and Migrations*, Green Energy and Technology. pp. 217–232. Springer.
Gabrielli L., Ruggeri A.G. & Scarpa M. (2023). "Location, Location, Location": Fluctuations in Real Estate Market Values after COVID-19 and the War in Ukraine. *Land*, 12, 1248.
Gang J., Peng L. & Thibodeau T.G. (2020). Risk and returns of income producing properties: Core versus noncore. *Real Estate Economics*, 48(2), 476–503.
Gyourko J. & Nelling E. (1996). Systematic risk and diversification in the equity REIT market. *Real Estate Economics*, 24(4), 493–515.
Google Maps. (2024). URL: https://www.maps.google.com [accessed novembre 24, 2024].
Hill R.J. & Steurer M. (2020). Commercial Property Price Indices and Indicators... *Review of Income and Wealth*, 66(3), 736–751.
ISTAT (2024). URL: https://istat.it [consultato il 30 novembre 2024].
Kazak J.K. & van Hoof J. (2018). Decision support systems for a sustainable management of the indoor and built environment. *Indoor and Built Environment*, 27(10), 1303–1306.
Khumpaisal S., Ross A. & Abdulai R. (2010). An examination of Thai practitioners' perceptions of risk assessment techniques in real estate development projects. *Journal of Retail & Leisure Property*, 9(2), 151–174.

Lelke T., Fuchs L., Friedrich B. & Vortisch P. (2024). Assessing the Accuracy of Average Travel Speeds from Floating Car Data on Urban Street Facilities. *Transportation Research Procedia*, 78, 570–577.
Maslow A.H. (1954). *Motivation and personality*. Harper & Row.
Meraner A., Ebel P., Zhu X. & Schmitt M. (2020). Cloud Removal in Sentinel-2 Imagery using a Deep Residual Neural Network and SAR-Optical Data Fusion. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166, 333–346.
Manganelli B., De Paola P. & Del Giudice V. (2016). Linear Programming in a Multi-Criteria Model for Real Estate Appraisal. In O. Gervasi et al. (Eds.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2016*, Lecture Notes in Computer Science, vol. 9786**,** pp. 182–192. Springer.
Morano P., Anelli D., Tajani F. & Roma A. (2023). The Real Estate Risk Assessment: An Innovative Methodology for Supporting Public and Private Subjects. In O. Gervasi et al. (Eds.), *ICCSA 2023 Workshops*, 14109, LNCS, pp. 414–426. Springer.
Moreno C., Allam Z., Chabaud D., Gall C. & Pratlong F. (2021). Introducing the "15-Minute City": Sustainability, Resilience and Place Identity in Future Post-Pandemic Cities. *Smart Cities*, 4, 93-111.
Peng L. & Zhang L. (2021). House prices and systematic risk: Evidence from microdata. *Real Estate Economics*, 49(4), 1069–1092.
Pereira L., Ferreira S. & Santos J. (2020). The main causes of risk in residential real estate projects. *Journal of General Management*, 45(3), 152–162.
Rosato P., Berto R. & D'Alpaos C. (2022). Risk and returns in real estate development projects at the black swan test. *Valori e Valutazioni*, 31, 15–31.
Rowley J. (2007). The wisdom hierarchy: Representations of the DIKW hierarchy. *Journal of Information Science*, 33(2), 163–180.
Saaty T.L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resources Allocation*. McGraw-Hill.
Saaty T.L. & De Paola P. (2017). Rethinking Design and Urban Planning for the Cities of the Future. *Buildings*, 7, 76.
Sdino L., Rosasco P. & Magoni S. (2018). Real estate risk analysis: The case of Caserma Garibaldi in Milan. *International Journal of Financial Studies*, 6(1), 7.
Serrano-Jimenez A., Lima M.L., Molina-Huelva M. & Barrios-Padura, Á. (2019). Promoting urban regeneration and aging in place. *Sustainable Cities and Society*, 47, 101505.
Sica F., De Paola P., Tajani F. & Doko E. (2025). Spatial–Temporal Ontology of Indicators for Urban Landscapes. *Land*, 14(1), 72.
Sun L. & Zhu H. (2009). GIS-Based spatial decision support system for real estate appraisal. In Proceedings of the *2009 Fourth International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*, Seoul, Republic of Korea, 24–26 November 2009; IEEE: New York, NY, USA, 2009; pp. 1339–1344.
Tajani F., Sica F., De Paola P. & Morano P. (2024). A networking-economic model to enhance the cultural value in small towns. *Smart and Sustainable Built Environment*, Volume 14, Issue 6, pp. 1752-1779.
Tom Tom (2024). URL: https://tomtom.com [accessed novembre 24, 2024].
Tsimperis M. (2015). *Identification of investment opportunities in urban regeneration projects* (Tesi di Master). (Aalto University, Aalto, Finland, 2015).
United Nations (2024). *Sustainable Development*. URL: https://sdgs.un.org [accessed january 10, 2025].
Urbistat (2024). URL: https://urbistat.com [accessed novembre 24, 2024].

[valori e valutazioni
teorie ed esperienze]

Società Italiana di Estimo e Valutazione

Un SSDS per la valutazione ex-ante del rischio di investimento nei processi di riqualificazione immobiliare

Pierfrancesco De Paola[1,*], Francesco Tajani[2], Mario Ferraro[1], Orazio Campo[2], Francesco Sica[2]

[1] [1]Dipartimento di Ingegneria Industriale, Università degli Studi di Napoli "Federico II", Piazzale Vincenzo Tecchio 80, 80125 Napoli, Italia; pierfrancesco.depaola@unina.it; mario.ferraro@mail.com

[2] [2]Dipartimento di Architettura e Progetto, Sapienza Università di Roma, Via Flaminia 359, 00196 Roma, Italia; francesco.tajani@uniroma1.it; orazio.campo@uniroma1.it; francesco.sica@uniroma1.it

* autore corrispondente

Parole chiave

Processi riqualificazione immobiliare, Zone OMI, Valutazione rischio, AHP, GIS, Processi decisionali

Abstract

I processi di riqualificazione immobiliare rappresentano una fondamentale via per raggiungere obiettivi di sviluppo sostenibile, ma allo stesso tempo pongono problemi decisionali complessi e spesso opachi. La maggior parte degli strumenti di valutazione del rischio esistenti affronta analisi su scala aggregata o richiede la conoscenza di dati finanziari di progetto molto dettagliati, che spesso non sono ancora disponibili nelle condizioni di valutazione ex-ante. L'obiettivo del lavoro è pertanto fornire uno strumento che supporti gli stakeholder nel riconoscere le zone ad elevato rischio in termini di rischio di investimento immobiliare, con riferimento alla città di Napoli. Ciò è possibile definendo un modello di valutazione del rischio ex-ante basato su un Sistema di Supporto alle Decisioni Spaziali (SDSS), che consente di costruire un Indice Spaziale di Rischio Immobiliare (ISRR). Il modello proposto adotta la flessibilità della tecnica AHP (Analytic Hierarchy Process) e le capacità del sistema GIS (Geographic Information System) per fornire una mappa tematica di rischio georeferenziata relativa alle zone OMI della città di Napoli.

1. Introduzione

Nel contesto attuale, circa la metà della popolazione mondiale, pari a circa 3,5 miliardi di persone, vive nelle grandi città, e gli esperti prevedono che entro il 2030 questa percentuale crescerà fino a superare il 60%. La sostenibilità di questi vasti agglomerati urbani è dunque una problematica di interesse prioritario. Le città moderne sono centri dinamici di attività, bisogni e consumi: occupano solo il 3% della superficie terrestre, ma contribuiscono per il 60–80% al consumo energetico globale e per il 75% alle emissioni di CO_2. Ciò comporta una rilevante domanda di risorse, mentre le disparità economiche e sociali continuano ad ampliarsi nelle megalopoli, soprattutto nei paesi in via di sviluppo, dove si prevede una significativa concentrazione della popolazione futura (Nazioni Unite, 2025).

Napoli, al pari di altre grandi città, concentra una quota rilevante di attività, consumi e, di conseguenza, emissioni inquinanti. Secondo l'inventario comunale per il monitoraggio delle emissioni, la città di Napoli produce ogni anno diverse centinaia di migliaia di tonnellate di CO_2, con il trasporto su strada che rappresenta oltre il 50% delle emissioni totali. In conseguenza, il Comune ha adottato un Piano d'Azione per l'Energia Sostenibile e il Clima (Sustainable Energy and Climate

Action Plan) che mira a ridurre i consumi energetici negli edifici pubblici e privati, promuovere la mobilità sostenibile e tagliare le emissioni in linea con gli obiettivi europei. Tuttavia, le sfide ambientali restano significative: Napoli registra alcuni dei più alti livelli di inquinamento atmosferico e di pressione antropica in Italia, e si colloca costantemente tra le ultime posizioni negli indici nazionali di qualità della vita. Ciò conferma che la sfida della sostenibilità urbana per Napoli rappresenta una priorità assoluta, che richiede interventi strutturali nei trasporti, nell'efficienza energetica e nella riduzione delle disuguaglianze socioeconomiche (Comune di Napoli, 2022).

La città di Napoli, situata nel cuore della regione Campania, vanta una storia millenaria che l'ha resa un crocevia di identità e culture, con una forte presenza di comunità di immigrati provenienti da diverse parti d'Italia e del mondo. Questa diversità alimenta un tessuto sociale vivace, in cui tradizioni differenti si intrecciano creando un ambiente unico nel panorama europeo. Il paesaggio urbano di Napoli è una delle aree metropolitane più densamente popolate e complesse d'Italia, caratterizzata da numerose sfide e criticità. Nonostante i rischi, Napoli, con circa un milione di abitanti, offre anche opportunità di investimento, in particolare nelle aree soggette a rigenerazione urbana o nei quartieri emergenti individuati attraverso questa analisi di investimento.

Le evoluzioni nelle politiche di riqualificazione immobiliare, unite alla scarsità di risorse finanziarie, evidenziano la necessità di fornire strumenti di valutazione efficienti per stimare il rischio associato ai processi di riqualificazione immobiliare. Tale esigenza è condivisa e riconosciuta nei 17 Obiettivi di Sviluppo Sostenibile (Sustainable Development Goals, SDGs) fissati nel 2015 dall'Agenda 2030 e nei più recenti programmi come il New Green Deal e i Piani Nazionali di Ripresa e Resilienza (PNRR) elaborati in seguito alla pandemia di Covid-19.

Le aree di riqualificazione urbana sono tradizionalmente percepite dagli imprenditori privati come zone ad alto rischio, caratterizzate da complessità e lunghi tempi di realizzazione (Adair et al., 2000). La letteratura recente si concentra principalmente sugli effetti che gli interventi di adattamento ai cambiamenti climatici possono avere sul mercato immobiliare e nel contesto urbano. La diversificazione dei servizi e delle funzioni urbane rappresenta, per gli investitori, un modo per distribuire meglio il rischio di mercato differenziando gli usi del suolo disponibile da riqualificare. Tuttavia, questi processi espongono il capitale a ulteriori fattori di rischio, richiedendo una gestione progettuale complessa (Tsimperis, 2015; Bottero et al., 2017; Serrano-Jimenez et al., 2019).

Esistono differenze nella terminologia e nei metodi pratici applicati alla gestione del rischio immobiliare, influenzate dalle variazioni dei contesti ambientali, dei requisiti specifici e degli obiettivi. Tuttavia, i principi fondamentali rimangono costanti e comprendono l'intero processo di valutazione del rischio, che include: i) l'identificazione dei rischi, ii) la loro valutazione, iii) la loro gestione o allocazione (Chen & Khumpaisal, 2009). È allora fondamentale identificare e definire i potenziali rischi prima di procedere alle fasi di valutazione e gestione.

I progetti di riqualificazione immobiliare generalmente affrontano due principali categorie di rischio: sistematico e specifico (Gyourko e Nelling, 1996; Bulan et al., 2009; Sdino et al., 2018; Gang et al., 2020). Il rischio sistematico è causato da fattori macroeconomici esterni e incide su tutti i tipi di investimento, essendo fortemente legato alle fluttuazioni del mercato finanziario generale. Il rischio specifico (o non sistematico) si riferisce invece ai fattori unici che influenzano una determinata decisione d'investimento (Khumpaisal et al., 2010). Mentre il rischio sistematico nella riqualificazione immobiliare è incontrollabile e non può essere mitigato tramite diversificazione (Peng e Zhang, 2021), i rischi specifici sono direttamente legati alla fattibilità del progetto e rappresentano il principale oggetto di analisi nelle fasi di pianificazione ed esecuzione. Questi rischi possono variare a seconda delle fasi del processo di riqualificazione, ognuna delle quali può presentare sfide diverse.

Attualmente, sulla base della letteratura esaminata, emerge un quadro complesso per la città di Napoli, dove sviluppo immobiliare e rischio risultano strettamente intrecciati. Negli studi metodologici e nei modelli decisionali, l'attenzione è rivolta principalmente alle misure quantitative del rischio, legate al mercato immobiliare, al rischio di insolvenza e alla distribuzione spaziale degli investimenti. Questi approcci enfatizzano la dimensione tecnica e numerica, utile per sup-

portare decisioni di investimento razionali e comparabili. Negli studi applicati e nelle analisi di rigenerazione urbana, invece, maggiore attenzione è data al rischio sociale, evidenziando gli effetti che gli interventi hanno sulle comunità locali: dall'equità nella distribuzione dei benefici al rischio di esclusione socioeconomica e all'acuirsi delle disuguaglianze. Questa prospettiva sottolinea che lo sviluppo urbano, per essere sostenibile, non può limitarsi a considerazioni economiche o fisiche, ma deve integrare anche la dimensione sociale e inclusiva.

Nel settore immobiliare, il rischio riflette la probabilità di non raggiungere il rendimento obiettivo ed è spesso legato all'incertezza dei flussi di cassa derivanti da vendite, locazioni o gestione degli immobili completati (Adair et al., 2000; Adair e Hutchison, 2005). Variabili chiave come la durata dell'investimento, i tassi d'interesse, le strategie di vendita e i costi di costruzione si definiscono chiaramente solo nella fase di fattibilità, mentre le fasi preliminari dipendono da analisi di mercato più ampie (Rosato et al., 2022). Tuttavia, concentrarsi esclusivamente sui parametri finanziari può produrre valutazioni incomplete, trascurando altri fattori di influenza determinanti.

Inoltre, la spinta del settore pubblico e privato a riconvertire beni urbani degradati mette in evidenza la concentrazione e la distribuzione spaziale degli immobili nelle aree centrali della città. Queste dinamiche svolgono un ruolo cruciale nella definizione dei modelli di valore immobiliare all'interno dei mercati locali (Del Giudice et al., 2020, 2021 e 2023).

Le attività di riqualificazione e investimento immobiliare sfruttano le caratteristiche uniche dei siti per creare opportunità di sviluppo e generare profitto (De Paola et al., 2024; Morano et al., 2023). Le località con elevato potenziale di investimento offrono senza dubbio rendimenti più alti, ragion per cui al fine di individuare le migliori opportunità è fondamentale comprendere le condizioni del mercato locale, incluse le dinamiche di domanda e offerta, l'attrattività e la distribuzione spaziale (Gabrielli et al., 2023). Questi fattori rientrano nell'analisi del "rischio di base" (base risk) associato alle caratteristiche del mercato immobiliare di una determinata area.

Un Sistema di Supporto alle Decisioni Spaziali (Spatial Decision Support System, SDSS) integra i Geographic Information Systems (GIS) con modelli o algoritmi multicriteriali per ottimizzare le decisioni basate sulle distribuzioni spaziali e su altre caratteristiche (Anelli & Tajani, 2023; Tajani et al., 2024). Sebbene gli strumenti SDSS consentano di analizzare dati complessi oltre le capacità cognitive umane, essi agiscono comunque come sistemi di supporto, lasciando la decisione finale ai decisori. La piramide Data-Information-Knowledge-Wisdom (Rowley, 2007) suggerisce che gli utenti elaborino le informazioni provenienti dall'SDSS, combinate con la propria conoscenza, per prendere decisioni (Kazak & van Hoof, 2018). Tuttavia, gli SDSS possono risultare inadeguati nel considerare tutti i dati complessi e multidimensionali delle valutazioni di rischio (Sun e Zhu, 2009).

Metodi semi-quantitativi come le Multi-Criteria Decision Methods, basate su indicatori sia quantitativi sia qualitativi, stanno assumendo un'importanza crescente per valutare i rischi nei progetti di riqualificazione urbana (Pereira et al., 2020; Hill e Steurer, 2020).

Considerato lo stato dell'arte, emerge un bisogno di nuovi strumenti pensati per supportare la valutazione del rischio, agevolando le decisioni d'investimento sia del settore pubblico che privato (De Paola, 2024; Manganelli et al., 2016). Una metodologia di valutazione del rischio basata sulle condizioni del mercato immobiliare locale (domanda e offerta) potrebbe fornire un valido supporto agli attori coinvolti nei progetti di rigenerazione urbana nei partenariati pubblico-privato (PPP).

Inoltre, molti studi analizzano il rischio immobiliare nelle grandi città, ma quasi mai nelle piccole aree urbane — un vuoto che il presente studio mira a colmare, proponendo un protocollo che, applicato alla città di Napoli, possa essere esteso anche ad altre realtà urbane.

L'obiettivo di questo lavoro è fornire uno strumento in grado di supportare gli stakeholder nel riconoscere le zone di Napoli ad alto rischio di investimento immobiliare. Ciò è possibile attraverso la definizione di un modello di valutazione del rischio ex-ante, che consente di costruire un Indice Spaziale di Rischio Immobiliare (ISRR).

È stato selezionato un insieme di 18 indicatori, rappresentativi di tre tipologie di rischio che caratterizzano i diversi quartieri di Napoli: rischio di mercato, di contesto (che include indicatori ambientali coerenti con l'Obiettivo 11 dell'Agenda 2030) e di insolvenza.

Il risultato finale consiste in una mappa tematica di rischio georeferenziata relativa alle zone OMI di Napoli, in modo che le informazioni più rilevanti siano facilmente accessibili anche ai non specialisti.

2. Materiali e metodi

2.1 Descrizione del modello

La letteratura internazionale mostra che la valutazione del rischio — intesa come la stima della probabilità che si verifichi un evento negativo, come un danno o una perdita, in una determinata fase di un progetto di investimento — è un processo complesso, privo di un livello di rischio definitivamente fissato.
Pertanto, le categorie di rischio incluse nel modello proposto sono adattate alle caratteristiche specifiche dell'area urbana oggetto di analisi e riflettono l'andamento economico su un ampio periodo retrospettivo (2015–2023).

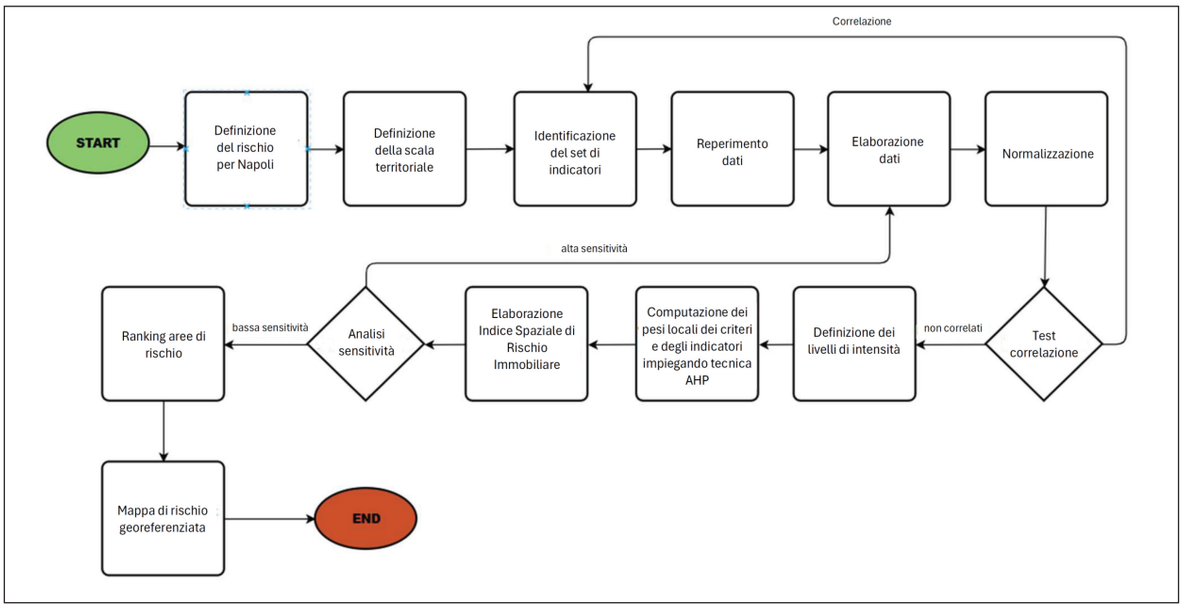


Figura 1. Diagramma di flusso del modello.

Concettualmente, il modello adatta al contesto delle singole zone OMI della città di Napoli i contenuti degli studi di Anelli & Tajani (2023) e De Paola et al. (2024), nei quali il rischio immobiliare era stato sviluppato per la città di Roma o su una scala urbana più ampia.

Nel dettaglio, il modello si articola nei seguenti passaggi generali (v. Figura 1 e dashboard degli indicatori in Tabella 1):

- Definizione del concetto di rischio sulla base delle specificità territoriali;
- Selezione della scala territoriale;
- Identificazione di un insieme di indicatori rappresentativi delle dinamiche dei fenomeni che influenzano la città metropolitana di Napoli, considerando tre distinti livelli gerarchici, con i rispettivi sottoinsiemi di indicatori descrittivi di ciascun criterio, e per ognuno dei quali sono specificate le classi di variazione che definiscono la variabilità di ciascun indicatore (intensità–intervallo);
- Raccolta dei dati da fonti informative;
- Elaborazione dei dati raccolti sulla base delle variabili esplicative del modello, con specificazione del criterio, della scala di misura e di eventuali interdipendenze;

- Normalizzazione degli indicatori che presentano unità di misura discordanti;
- Analisi di correlazione per identificare ed eventualmente eliminare gli indicatori che forniscono informazioni ridondanti a discapito della robustezza del modello;
- Determinazione del numero di classi di variazione per ciascun indicatore del modello, rappresentative della loro variabilità; la composizione delle classi è definita con l'ausilio dei percentili e/o di considerazioni tecniche derivate dalla letteratura esistente e dal contributo di un panel di esperti;
- Applicazione del metodo Analytic Hierarchy Process (AHP) per il calcolo dei pesi locali (priorità) della variabile i-esima considerata;
- Calcolo dell'indice sintetico (formula 1) di rischio per i comuni amministrativi analizzati, basato sulla seguente equazione: definito come prodotto fattoriale della somma ponderata dei pesi locali degli indicatori e delle rispettive classi di variazione per il valore i-esimo assunto dalle zone OMI, per ciascuna delle quali deve essere ripetuto il calcolo dell'ISRR (Indice Spaziale di Rischio Immobiliare).

$$I_{SRR} = p_m\left(\sum_{n=1}^{n} v_{n,m} \cdot w_{n,m} \cdot i_{n,m}\right) + p_c\left(\sum_{n=1}^{n} v_{n,c} \cdot w_{n,c} \cdot i_{n,c}\right) + p_i\left(\sum_{n=1}^{n} v_{n,i} \cdot w_{n,i} \cdot i_{n,i}\right) \quad (1)$$

dove: $p_m = p_c = p_i = 1$ = pesi locali dei criteri considerati (rischio di mercato, rischio di contesto e rischio di insolvenza); $v_{n,m}$, $v_{n,c}$, and $v_{n,i}$ = pesi locali dei n indicatori relativi ai rischi di mercato, di contesto e di insolvenza; $w_{n,m}$, $w_{n,c}$, and $w_{n,i}$ = pesi locali delle m classi di variazione relative agli n indicatori considerati; $i_{n,m}$, $i_{n,c}$, e $i_{n,i}$ = valori assunti dai n indicatori per ciascuna zona OMI analizzata a Napoli;

- Normalizzazione dei valori dell'ISRR mediante la tecnica min–max, al fine di ricondurli all'intervallo [0,1];
- Analisi di sensibilità per verificare la robustezza del modello;
- Classificazione dei valori dell'ISRR e rappresentazione grafica dei risultati in una mappa di rischio georeferenziata, utilizzando il sistema GIS Google MyMaps, al fine di migliorare la leggibilità dei risultati.

2.2 Rischio immobiliare

Il modello procedurale alla base della valutazione ex-ante del rischio inizia con l'identificazione dei criteri calibrati per interpretare i rischi specifici della città di Napoli, tenendo conto anche del target di riferimento, ossia i partenariati pubblico–privati (PPP).

Quando si avvia un investimento, il rischio diventa una variabile critica, definita come la probabilità di incorrere in una perdita dovuta all'effetto combinato di diversi fattori, classificabili come segue (Sica et al., 2025; De Paola et al., 2024; Morano et al., 2023; Anelli & Tajani, 2023):

- Rischio di contesto: collegato alla localizzazione, comprende vincoli urbanistici e qualità ambientale, che incidono sul valore finale dei prodotti immobiliari.
- Rischio della proprietà: legato alle caratteristiche del bene, come mutui, contenziosi legali pendenti e problemi di conformità edilizia.
- Rischio assicurabile: riguarda eventi esterni gravi, come disastri naturali, che possono essere mitigati tramite contratti assicurativi.
- Rischio di costruzione: connesso a variazioni nei tempi e nei costi di realizzazione dovute a problematiche progettuali, esecutive, economiche o contrattuali, nonché a ritardi o inadempienze.
- Rischio del conduttore: dipende dal tipo di locatario, in particolare dalla sua capacità di generare reddito.

- Rischio finanziario: si distingue in generale (relativo all'andamento dei mercati finanziari) e specifico (legato alla stabilità finanziaria della struttura d'investimento).
- Rischio gestionale: riguarda la capacità di affidare l'immobile a un gestore professionale che assicuri un funzionamento efficiente e il raggiungimento dei ricavi attesi.
- Rischio politico: dipende dalle condizioni geopolitiche del Paese in cui si realizza l'iniziativa immobiliare. Comprende i rischi sovrano, politico, economico, di trasferimento, valutario e posizionale, tutti in grado di incidere sui rendimenti, specialmente per gli investitori esteri o in contesti politicamente instabili.
- Rischio di mercato: riguarda la possibilità che i valori e le dinamiche del mercato immobiliare possano mutare, influenzando gli investimenti del settore.

La scelta dei criteri di rischio non può prescindere da un principio fondamentale: una dashboard di indicatori deve essere sintetica e mirata, evitando un eccesso di informazioni. L'obiettivo principale è selezionare gli indicatori più significativi e pertinenti per monitorare gli obiettivi specifici, garantendo chiarezza e facilità di interpretazione. Un approccio mirato, focalizzato sui dati essenziali, consente una valutazione più efficace delle prestazioni e delle tendenze, facilitando decisioni informate.

La selezione dei criteri di rischio appropriati è inoltre guidata dal contesto applicativo — Napoli, una città con 2.500 anni di storia, che offre esperienze straordinarie attraverso il suo inestimabile patrimonio artistico e architettonico. Il centro storico di Napoli, riconosciuto come Patrimonio Mondiale dell'Umanità dall'UNESCO, è un museo a cielo aperto, costellato di palazzi, chiese, strade e castelli affacciati sul mare. Di conseguenza, il rischio di contesto deve necessariamente essere considerato, includendo gli aspetti ambientali. Ogni fenomeno deve essere analizzato in coerenza con la sostenibilità, mirando al raggiungimento degli obiettivi dell'Agenda 2030, tra cui il turismo a impatto zero.

Le informazioni contestuali devono inoltre essere integrate con un'analisi più approfondita dei rischi legati alla redditività economica degli investimenti immobiliari, rappresentata dagli indicatori delle dinamiche di mercato e del potenziale rischio di insolvenza degli affittuari. Pertanto, il rischio complessivo può essere misurato come media ponderata delle tre componenti sopra menzionate (formula 2):

$$\textit{Rischio complessivo} = [r_1 \cdot (\textit{Rischio di mercato}) + r_2 \cdot (\textit{Rischio di insolvenza}) + r_3 \cdot (\textit{Rischio di contesto})] \quad (2)$$

dove: r_1, r_2 e r_3 rappresentano i pesi di ciascun criterio; mentre "Rischio di mercato", "Rischio di insolvenza" e "Rischio di contesto" indicano i valori assunti da ciascun criterio.

2.3 Zone OMI

Le zone OMI rappresentano unità immobiliari standard classificate all'interno di una specifica tipologia edilizia in un'area territoriale omogenea, secondo la definizione dell'Agenzia delle Entrate nel proprio Osservatorio del Mercato Immobiliare (OMI). A ciascuna zona sono associati valori immobiliari che definiscono un intervallo di valori al metro quadrato in euro.

Tali valori si applicano sia al mercato delle compravendite sia a quello delle locazioni, tenendo conto della tipologia e dello stato di conservazione degli immobili.

Per questo studio, l'ambito di analisi è limitato ai valori delle abitazioni residenziali accessibili nel mercato. L'approccio adottato consente la segmentazione di Napoli in 10 macro-aree urbane e 65 zone OMI, come illustrato nella Figura 2 (www.agenziaentrate.gov.it).

2.4 Cruscotto degli indicatori

La dashboard degli indicatori, articolata secondo i criteri di rischio di mercato, rischio di contesto e rischio di insolvenza del conduttore, presenta per ciascun gruppo il proprio standard di misurazione e risponde alle esigenze informative del pubblico di riferimento selezionato (v. Tabella 1).

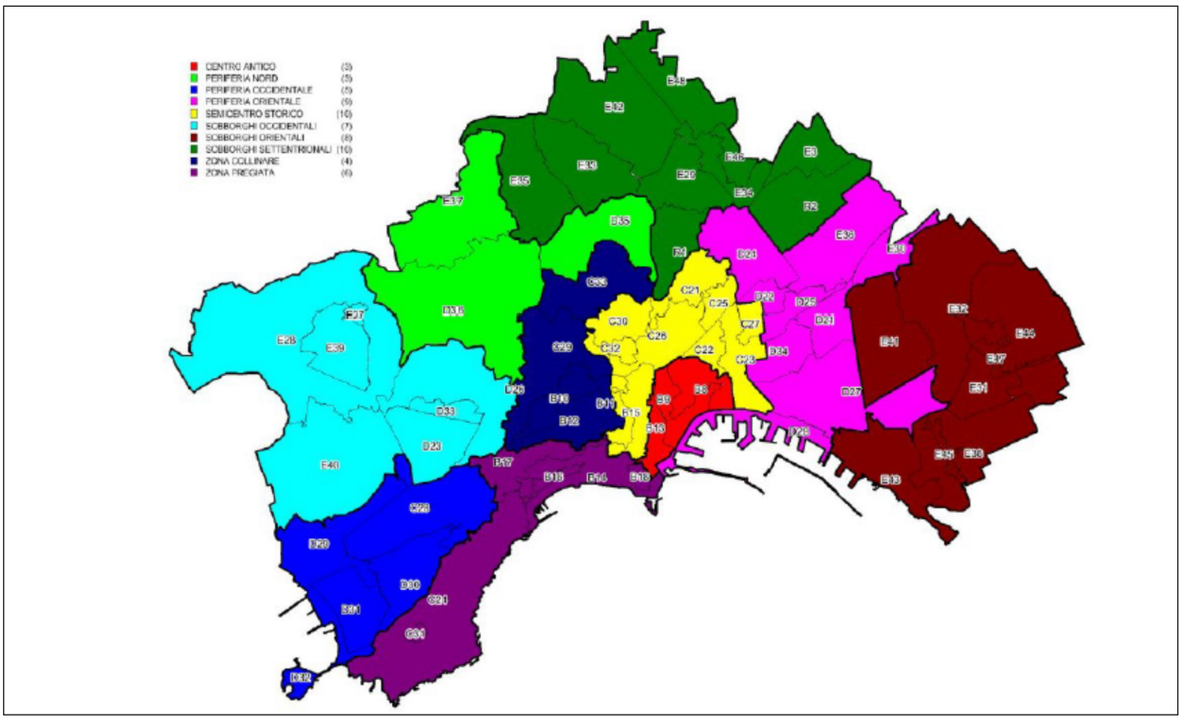


Figura 2. Segmentazione di Napoli in 10 macroaree urbane e 65 zone OMI.

Tabella 1. Panoramica degli indicatori con i rispettivi segni relativi all'indice sintetico di rischio d'investimento immobiliare

Indicatore	Descrizione	Rischio	Fonte dei dati
TRES (–)	Andamento dei prezzi immobiliari per il segmento del mercato residenziale	Mercato	Elaborazione propria su dati Urbistat (2023) e Statistiche Regionali dell'Agenzia delle Entrate (2015–2023)
TRV (–)	Andamento dei valori di locazione per il segmento del mercato residenziale	Mercato	
NTN (–)	Numero di transazioni normalizzate rispetto alla quota di proprietà venduta in un determinato periodo di tempo — rappresenta la dinamica di mercato	Mercato	
AVS (+)	Tempo medio di vendita delle unità immobiliari nel settore residenziale	Mercato	
VREV (+)	Volatilità dei prezzi immobiliari	Mercato	Elaborazione propria basata sui dati dell'indicatore TRES
VRV (+)	Volatilità dei valori di locazione	Mercato	Elaborazione propria basata sui dati dell'indicatore TRV
Attrattività (–)	Livello di attrattività in termini di opportunità occupazionali	Contesto	Elaborazione propria su dati ISTAT (2021)
Servizi a 15' (–)	Livello di connettività della zona OMI ai principali servizi urbani entro 15 minuti	Contesto	Elaborazione propria su dati Urbistat e API di Google Maps (2023)

Segue Tabella 1. Panoramica degli indicatori con i rispettivi segni relativi all'indice sintetico di rischio d'investimento immobiliare

Indicatore	Descrizione	Rischio	Fonte dei dati
Manutenzione degli edifici (+)	Stato di conservazione degli immobili (spese per manutenzione edilizia straordinaria)	Contesto	Elaborazione propria su dati Urbistat (2023) e dati ISTAT (2001–2011)
Decadimento Urbano (+)	Livello di degrado delle strutture pubbliche e private	Contesto	Elaborazione propria su dati del Comune di Napoli – Servizi Statistici e Servizio Studi Demografici ed Economici della Città, e su dati ISTAT relativi al censimento della popolazione (2001–2011)
Concentrazione degli inquinanti (+)	Livello di inquinamento	Contesto	Elaborazione propria su dati SciHub Copernicus, acquisizioni dati Sentinel 2 e 5P con periodo di osservazione 2022–2023
Indice di disagio sociale (+)	Indice aggregato di benessere socioeconomico	Contesto	Elaborazione propria su dati delle statistiche demografiche del Comune di Napoli (2011) e dati SciHub Copernicus (2023)
Aree verdi pubbliche (–)	Misurazione della qualità dell'aria in base alla percentuale di copertura verde urbana	Contesto	Elaborazione propria su dati SciHub Copernicus e acquisizioni dati Sentinel 2 (2023)
Indice di traffico (+)	Livello di congestione veicolare sulla rete stradale, misurato in termini di tempo medio nel traffico	Contesto	Elaborazione propria su dati TomTom Traffic con periodo di osservazione 2022–2023
Potere di acquisto (–)	Misurazione della propensione all'acquisto di un'unità immobiliare	Insolvenza	Elaborazione propria su dati Urbistat (2023)
Fitti vs. Proprietà (+)	Misurazione del potenziale economico della popolazione	Insolvenza	
Domanda potenziale (–)	Misurazione del bacino d'utenza potenzialmente interessato all'acquisto di unità abitative	Insolvenza	
Tasso di disoccupazione (+)	Indice di stabilità economico-finanziaria del bacino d'utenza	Insolvenza	Elaborazione propria su dati ISTAT (2023)

2.4.1. TRES

Il TRES rappresenta l'andamento dei prezzi immobiliari ed è definito come la pendenza della retta di regressione della serie storica dei prezzi fornita dalle statistiche regionali dell'Agenzia delle Entrate.

2.4.2. TRV

Il TRV rappresenta l'andamento dei valori di locazione per le zone OMI oggetto di analisi. I dati sono stati estratti dalla sezione Insights di Immobiliare.it, che fornisce i valori medi mensili dei canoni di locazione. Analogamente al TRES, questo indicatore è stato calcolato come pendenza della retta di regressione della serie storica dei valori di locazione.

2.4.3. NTN

L'indicatore NTN, acronimo di Numero di Transazioni Normalizzate, misura la dinamica del mercato immobiliare. È definito come il numero di transazioni, normalizzato rispetto alla quota di proprietà trasferita, avvenute in un determinato intervallo di tempo.

2.4.4. VREV e VRV

Gli indicatori VREV e VRV misurano rispettivamente la volatilità dei prezzi immobiliari e dei valori di locazione, al fine di individuare l'intervallo di variazione per ciascuna zona OMI e valutarne la variabilità durante il periodo di osservazione (2015–2023). In termini finanziari, la volatilità rappresenta il grado di variabilità o di incertezza dei prezzi di un bene nel tempo. Si tratta di un concetto fondamentale nell'analisi finanziaria, utilizzato per valutare il livello di rischio associato a un investimento o a un mercato. Un'elevata volatilità indica una maggiore variabilità e incertezza dei prezzi, mentre una bassa volatilità suggerisce una maggiore stabilità.

2.4.5. AVS

Il tempo medio di vendita nel mercato immobiliare è un indicatore chiave che misura la durata media necessaria per finalizzare la compravendita di un immobile. Questo indicatore offre informazioni utili sul dinamismo e sulla vitalità del mercato in una determinata area geografica. Tempi medi di vendita più brevi indicano solitamente un mercato attivo, caratterizzato da elevata domanda rispetto all'offerta. Al contrario, tempi di vendita più lunghi possono segnalare un mercato più lento, con domanda inferiore rispetto all'offerta, comportando potenziali difficoltà per i venditori nel trovare acquirenti interessati.

2.4.6. Attrattività

La caratterizzazione delle città diurne, ossia delle aree subcomunali in termini di attrattività per i flussi pendolari legati al lavoro, e delle città notturne, ovvero delle aree prevalentemente residenziali, viene effettuata attraverso l'indice di centralità. Questo indice fornisce una misura sintetica dell'attrattività di un'area in termini di opportunità occupazionali rispetto ad altre zone della città. Valori più elevati indicano una maggiore attrattività e centralità, poiché corrispondono ad aree con flussi pendolari in entrata più consistenti. Al contrario, valori più bassi (prossimi allo zero) segnalano una bassa centralità e una scarsa attrattività per i flussi pendolari. In particolare, l'indicatore è definito come il rapporto tra i flussi pendolari in entrata e quelli in uscita da un'area subcomunale (entrambi calcolati escludendo i residenti occupati all'interno della stessa area). Il calcolo di tale indicatore per le aree subcomunali è reso possibile grazie all'integrazione di dati provenienti da diverse fonti, che consente la costruzione di una matrice dei flussi pendolari a livello di sezione di censimento.

2.4.7. Servizi a 15 minuti

L'indicatore dei servizi a 15 minuti trae origine dagli obiettivi dell'Agenda 2030, integrando il concetto di crono-urbanismo (*chrono-urbanism*) (Abdelfattah et al., 2022). Questo approccio pone l'accento sulla progettazione dei centri urbani affinché i residenti possano accedere a tutti i servizi essenziali entro un massimo di 15 minuti da casa, privilegiando gli spostamenti a piedi o con modalità di mobilità sostenibile. Per la valutazione del territorio, vengono considerati tre punteggi tematici: Living, Commerce e Entertainment. Tali punteggi sono ottenuti utilizzando Google MyMaps e le isochrone fornite dal software uGeo, che identifica le diverse attività e istituzioni registrate sulla piattaforma.

- Living Score: calcolato come la somma del numero di servizi essenziali presenti entro 15 minuti dal punto centrale della zona OMI analizzata. Tiene conto della presenza di

bancomat, farmacie, scuole, supermercati, nodi di trasporto, ospedali e altri servizi fondamentali.

- Commerce Score: rappresenta la somma del numero di attività commerciali (negozi al dettaglio, esclusi i supermercati) situate entro 15 minuti dal punto centrale della zona OMI analizzata.
- Entertainment Score: calcolato come la somma del numero di attività ricreative entro 15 minuti dal punto centrale della zona OMI analizzata, come teatri, ristoranti, musei e altri luoghi di intrattenimento.

Il sistema di ponderazione è basato sulla gerarchia dei bisogni di Maslow, una teoria motivazionale sviluppata dallo psicologo americano Abraham Maslow (v. Figura 3). Questa teoria analizza i bisogni umani e li organizza in una struttura gerarchica rappresentata come una piramide, suggerendo che gli individui tendano a soddisfare prima i bisogni di livello inferiore, per poi passare a quelli di livello superiore. Applicando tale impostazione, le zone OMI vengono classificate in tre graduatorie, ciascuna definita in base ai punteggi Living, Commerce ed Entertainment.

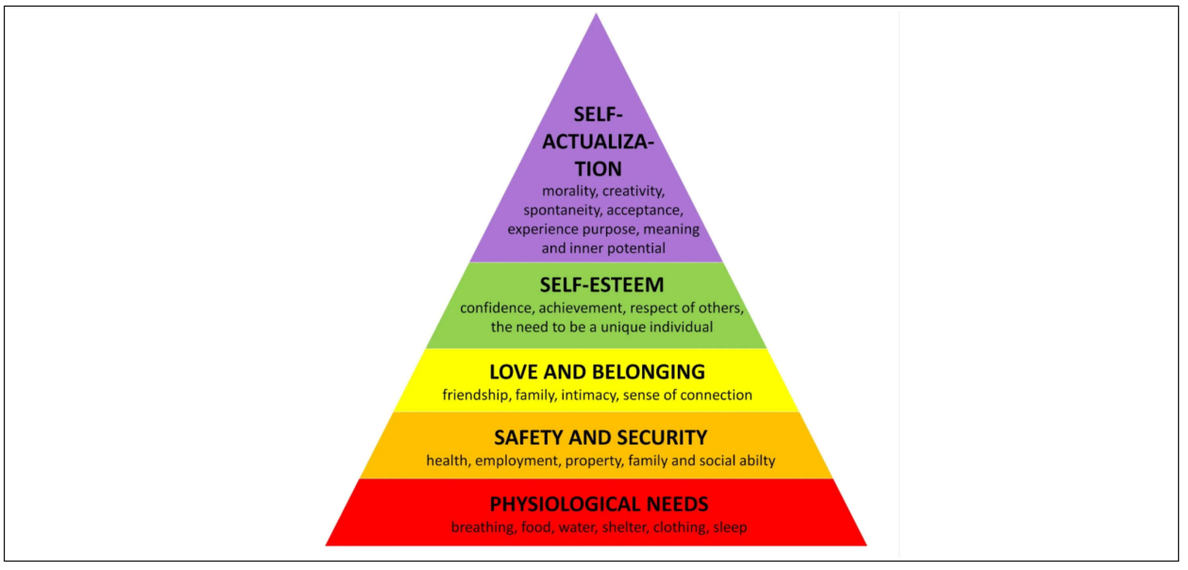


Figura 3. Gerarchia dei bisogni di Maslow (Maslow, 1954).

2.4.8. Spese di manutenzione e degrado urbano

Spese di manutenzione più elevate possono rappresentare un importante indicatore di rischio per gli investimenti immobiliari. Costi elevati indicano spesso la presenza di problemi strutturali o infrastrutturali, suggerendo la necessità di una valutazione più approfondita durante le analisi di investimento.

2.4.9. Livello di inquinamento

Questo indicatore misura la concentrazione degli inquinanti di origine antropica nocivi per la salute umana. Una delle molecole più rilevanti è il biossido di azoto (NO_2), che entra nella troposfera e nella stratosfera sotto forma di gas, prodotto sia da attività antropiche (in particolare la combustione di combustibili fossili e biomassa) sia da processi naturali (come l'attività microbiologica del suolo, gli incendi boschivi e i fulmini). I dati relativi a questo inquinante sono stati estratti utilizzando Sentinel Hub, che include l'EO Browser — uno strumento online intuitivo che consente di visualizzare ed esplorare interattivamente i dati di osservazione terrestre. Il browser fornisce accesso alle immagini provenienti da diverse missioni satellitari, tra cui Sentinel, Landsat e Copernicus, offrendo una visione completa della superficie terrestre.

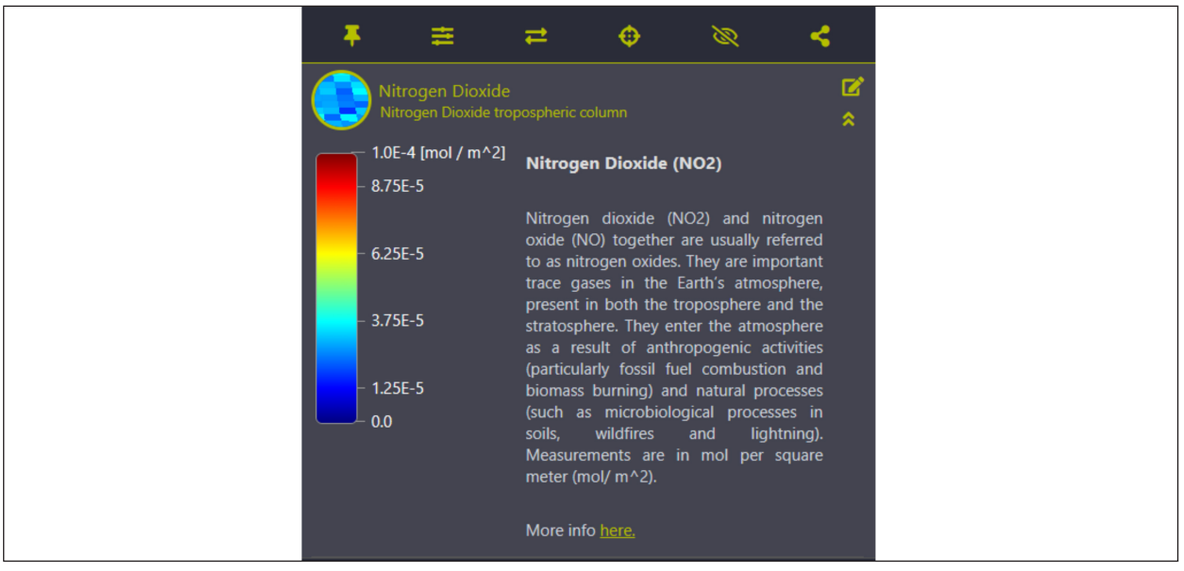


Figura 4. Copernicus SCI - Hub.

Il browser, dopo la configurazione dei parametri di elaborazione come la copertura nuvolosa e il periodo di osservazione, ha consentito l'estrazione della concentrazione di NO_2, espressa in mol/m², per le zone OMI analizzate. Tali valori sono stati successivamente convertiti in µg/m³, permettendo il confronto con i dati precedentemente elaborati nel 2021 da Cittadini per l'Aria. Questa associazione no profit, attraverso un progetto di scienza partecipata, ha contribuito alla realizzazione di una mappa di monitoraggio che rileva i livelli di concentrazione di NO_2 nell'aria di Napoli (v. Figure 4 e 5).

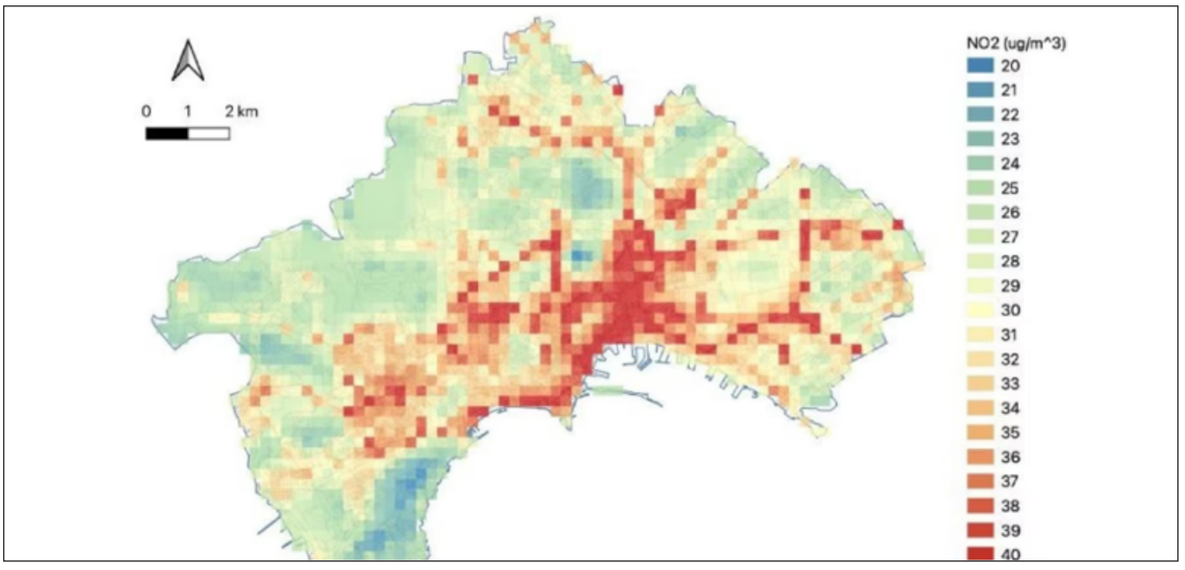


Figura 5. Concentrazioni dell'inquinante NO_2 a Napoli.

2.4.10. Indice di disagio sociale

L'Indice di Disagio Sociale (IDS) è calcolato come la media ponderata delle deviazioni rispetto alle medie nazionali per le seguenti metriche:

- Tasso di disoccupazione: rapporto tra la popolazione di età pari o superiore a 15 anni in cerca di occupazione e le forze di lavoro della stessa fascia d'età, espresso in percentuale.

- Tasso di occupazione: rapporto tra la popolazione occupata di età pari o superiore a 15 anni e la popolazione totale della stessa fascia d'età, espresso in percentuale.
- Tasso di concentrazione giovanile: rapporto tra la popolazione residente con meno di 25 anni e la popolazione totale, espresso in percentuale.
- Tasso di istruzione: rapporto tra la popolazione con almeno un diploma di scuola secondaria e la popolazione totale di età pari o superiore a 25 anni, espresso in percentuale.

Ciascuna di queste metriche viene confrontata con il rispettivo valore medio nazionale, e le deviazioni così ottenute vengono aggregate per determinare l'IDS.

2.4.11. Area verde urbana pro capite

Napoli vanta un patrimonio verde ricco e diversificato, che si presenta come un mosaico variegato e complesso. La città ospita un'ampia selezione di giardini e parchi storici, ma il verde urbano si estende anche a parchi di rilevante valore naturalistico e a piccoli parchi di quartiere, che svolgono un ruolo sociale fondamentale. L'indicatore di area verde urbana pro-capite è calcolato come il rapporto tra la superficie totale delle aree verdi (in metri quadrati) e il numero di residenti nel quartiere analizzato. L'unità di analisi è costituita dal parco o giardino situato all'interno della corrispondente zona OMI.

2.4.12. Indice di traffico

La mobilità è stata analizzata da due prospettive: da un lato, l'accessibilità ai punti di interesse tramite il trasporto pubblico, e dall'altro, il livello di congestione del traffico, come discusso in questa sezione. Per definizione, il traffico si riferisce al fenomeno legato al movimento dei veicoli (Lelke et al., 2024; Meraner et al., 2020). Il modo in cui esso si manifesta dipende dalle caratteristiche funzionali della strada. Durante la fase di progettazione stradale, la domanda di trasporto viene determinata in base alle seguenti variabili: volume di traffico orario, composizione e velocità media di flusso. Poiché questo studio si concentra sulle strade urbane, è necessario considerare i flussi veicolari interrotti, anch'essi influenzati da fattori esterni. In tale contesto, il livello di servizio di una strada si riferisce alla sua capacità di gestire il traffico in modo efficace, efficiente e sicuro. Attraverso il Traffic Index sviluppato da TomTom è stato misurato il tempo medio necessario per percorrere 10 km di strade urbane, basandosi su dati storici accessibili tramite TomTom Traffic Stats.

2.4.12.1 Metodologia e fonte dei dati:

L'Indice di Traffico TomTom si basa sui dati FCD (Floating Car Data) raccolti da TomTom da diverse fonti, utilizzati per sviluppare servizi di monitoraggio del traffico destinati a clienti e utenti.

I tempi di percorrenza e le velocità medie vengono ricavati da dati di spostamento globali, che coprono un totale di 551 miliardi di chilometri durante l'anno solare 2023. Questi dati sono stati raccolti in forma anonima da veicoli operanti all'interno della più ampia area metropolitana di Napoli o entro un raggio di 5 km dal centro città. L'analisi comprende l'intera rete stradale, incluse autostrade e superstrade che attraversano l'area metropolitana di Napoli.

2.4.12.2 Fattori che influenzano i tempi di percorrenza:

- Fattori statici: infrastruttura stradale (ad es. categorie stradali, capacità e limiti di velocità).
- Fattori dinamici: congestione del traffico e variazioni nei modelli di flusso.

La somma di questi fattori determina il tempo di percorrenza effettivo.

2.4.12.3 Validazione dei dati e confronti:

L'utilizzo dei Floating Car Data (FCD), ottenuti da veicoli dotati di GPS, rappresenta una potenziale alternativa ai metodi tradizionali di misurazione della velocità. Sebbene la composizione esatta dei veicoli non sia sempre nota, diversi studi hanno dimostrato che le velocità medie derivate da tali dati commerciali si avvicinano notevolmente a quelle ottenute tramite il sistema di riconoscimento automatico delle targhe (ANPR) utilizzato per la misurazione dei tempi di percorrenza. Il Quadrato Medio della Differenza Standard (SQV) medio calcolato su tutte le infrastrutture stradali esaminate rientra entro limiti accettabili, e l'analisi di correlazione ha prodotto un coefficiente di correlazione di Pearson anch'esso considerato soddisfacente.

2.4.12.4 Analisi delle emissioni e dei consumi:

TomTom Traffic Stats stima anche il consumo di carburante (in kWh) e le emissioni di CO_2 sulla base di diversi fattori, tra cui: volume totale del traffico; velocità e stile di guida; coerenza del flusso di traffico (accelerazioni e decelerazioni); composizione del parco veicolare regionale (proporzioni di veicoli a benzina, diesel, ibridi o elettrici, nonché di motocicli, automobili, furgoni, autobus e camion). I dati di consumo ed emissione vengono stimati utilizzando il modello di simulazione PHEM, applicato a oltre 700 milioni di km di dati FCD, con cui è stato addestrato un algoritmo di apprendimento automatico (machine learning) per elaborare un totale di 551 miliardi di km di dati FCD a livello globale.

2.4.12.5 Applicazione

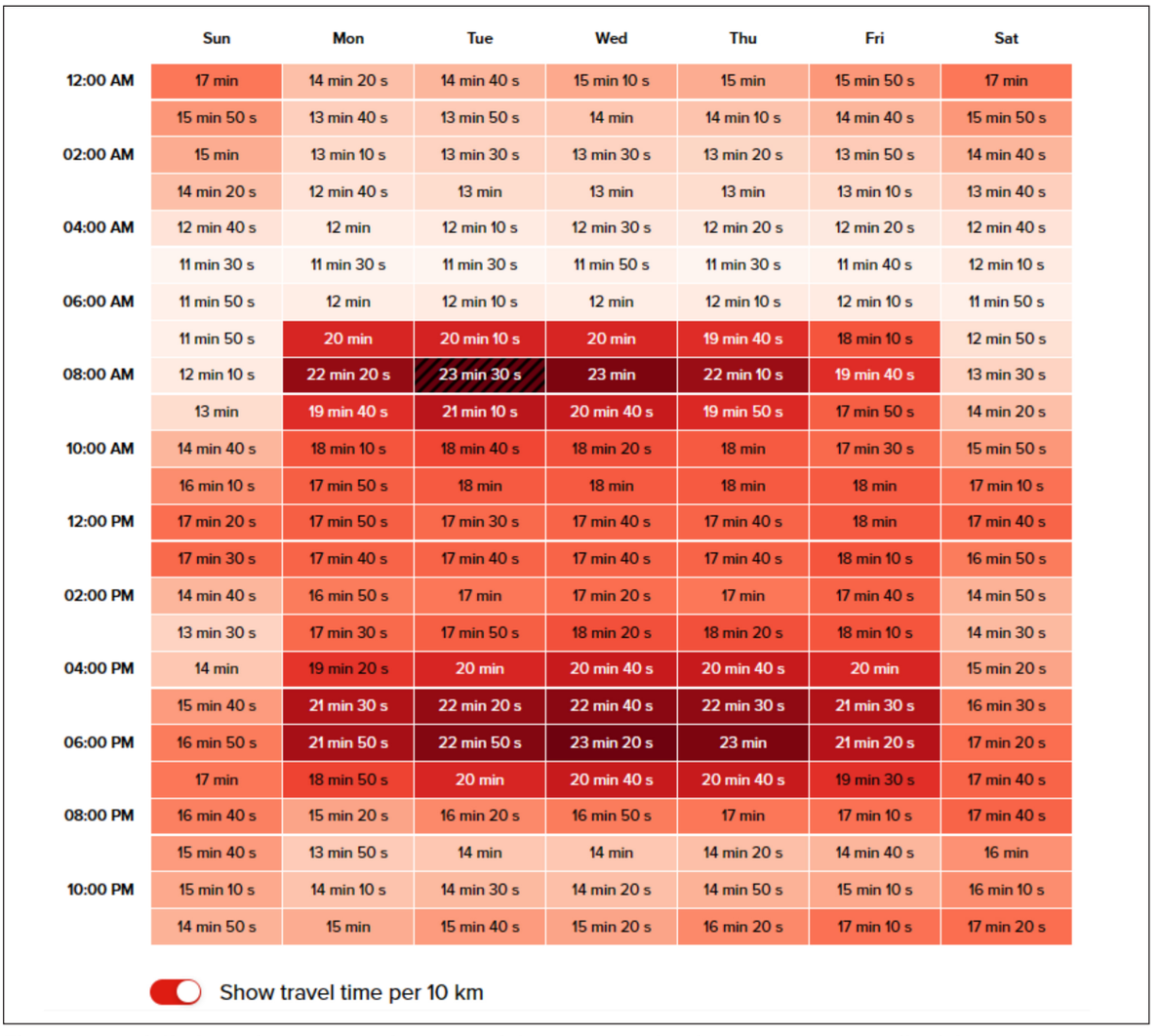
In questo studio, l'Indice di Traffico integra l'indicatore dei Servizi a 15 Minuti, specializzandosi nella mobilità veicolare. I criteri di selezione dei dati sono stati definiti in conformità alle raccomandazioni del database di TomTom, garantendo una rappresentazione accurata dei modelli di traffico urbano di Napoli (v. Figura 6 e Tabella 2).

Tabella 2. Indicatori generati dai processi statistici dei dati di TomTom

PARAMETRO	DESCRIZIONE	VALORI (NAPLES, 2023)
AREA METROPOLITANA	Un cerchio che copre la città e le aree rurali circostanti.I cerchi sono stati definiti nei primi anni di sviluppo dell'Indice di Traffico, con il contributo dei residenti ove possibile. Le misurazioni del traffico regionale, che spesso includono autostrade e superstrade, mostrano una circolazione più veloce rispetto a quella dei centri urbani.	10 municipalità di Napoli
CENTRO CITTÀ (AREA URBANA)	Un cerchio con un raggio di 5 km che copre le aree più trafficate della città. Misura il traffico urbano e può includere alcuni tratti autostradali, evidenziando le zone cittadine più congestionate. Le città più grandi presentano generalmente volumi di traffico più elevati e maggiori livelli di congestione nei loro centri urbani.	Napoli (aree centrali e semicentrali)
TEMPO DI PERCORRENZA PER 1 KM	Tempo di percorrenza totale (somma di tutti gli attraversamenti) diviso per i chilometri totali percorsi (somma di tutti gli attraversamenti). Calcolato sui dati orari dei Segmenti Diretti (DSEG) all'interno del cerchio urbano.	≈ 1.7 min

Segue Tabella 2. Indicatori generati dai processi statistici dei dati di TomTom

PARAMETRO	DESCRIZIONE	VALORI (NAPLES, 2023)
TEMPO DI PERCORRENZA OTTIMALE	Tempo di percorrenza in condizioni di flusso libero.	12 min
COSTO DELLA CONGESTIONE	Tempo, carburante o CO_2 aggiuntivi per chilometro dovuti a un flusso di traffico non ottimale. Calcolato sottraendo i valori ottimali di percorrenza o di consumo per chilometro da quelli effettivamente registrati.	€ 163, circa 7 serbatoi di carburante di dimensioni medie
TEMPO PERSO NEL TRAFFICO	Differenza di tempo tra lo stesso tragitto in condizioni ottimali (flusso libero) e in condizioni di congestione attuale.	11 min
TEMPO PERSO ALL'ANNO	Tempo medio trascorso in coda nel traffico su base annua, assumendo 230 giorni lavorativi (pari a 230 tragitti casa–lavoro all'anno).	79 ore (equivalenti alla lettura di 34 libri, oppure a 3 giorni e 7 ore)
TEMPO DI PUNTA GIORNALIERO	Somma dei tempi di percorrenza per un viaggio di andata e ritorno durante le ore di punta del mattino (verso il lavoro) e della sera (dal lavoro).	22 min
TEMPO DI PUNTA ANNUALE	Tempo perso durante gli spostamenti nelle ore di punta su base annua(assumendo 230 giorni lavorativi = 230 tragitti all'anno).	42 ore
ORE DI PUNTA MATTUTINE/ SERALI	Ore di traffico più intenso del mattino e della sera in ciascuna città, basate sulle misurazioni dei flussi di traffico TomTom.	8 AM - 9 AM
MODELLI DI GUIDA SETTIMANALI PER ORA	Tabella che mostra i modelli medi settimanali di traffico. Media ponderata calcolata sull'intero anno, comprendente tutte le ore della giornata.	Cfr. Fig. 6
TEMPO DI PERCORRENZA REALE PER 10 KM	Misurazione in tempo reale del traffico urbano. Mostra il tempo medio attuale necessario per percorrere 10 km, utilizzando i dati di traffico in tempo reale di TomTom anziché i dati storici.	Dipende dal tempo di accesso alla piattaforma
TEMPO DI PERCORRENZA ABITUALE	Tempo di percorrenza tipico per 10 km, basato sui profili di velocità storici di TomTom.	17 min e 40 s
INGORGHI IN TEMPO REALE	Numero attuale di ingorghi (e loro lunghezza totale), basato sui dati di traffico in tempo reale di TomTom.	Dipendente dal tempo di accesso alla piattaforma
CONFRONTO CON GLI ALBERI	Basato sulla domanda: *Quanta CO_2 assorbe un albero?*	194 kg, circa 79 alberi necessari per assorbire gli inquinanti atmosferici



	Sun	Mon	Tue	Wed	Thu	Fri	Sat
12:00 AM	17 min	14 min 20 s	14 min 40 s	15 min 10 s	15 min	15 min 50 s	17 min
	15 min 50 s	13 min 40 s	13 min 50 s	14 min	14 min 10 s	14 min 40 s	15 min 50 s
02:00 AM	15 min	13 min 10 s	13 min 30 s	13 min 30 s	13 min 20 s	13 min 50 s	14 min 40 s
	14 min 20 s	12 min 40 s	13 min	13 min	13 min	13 min 10 s	13 min 40 s
04:00 AM	12 min 40 s	12 min	12 min 10 s	12 min 30 s	12 min 20 s	12 min 20 s	12 min 40 s
	11 min 30 s	11 min 30 s	11 min 30 s	11 min 50 s	11 min 30 s	11 min 40 s	12 min 10 s
06:00 AM	11 min 50 s	12 min	12 min 10 s	12 min	12 min 10 s	12 min 10 s	11 min 50 s
	11 min 50 s	20 min	20 min 10 s	20 min	19 min 40 s	18 min 10 s	12 min 50 s
08:00 AM	12 min 10 s	22 min 20 s	23 min 30 s	23 min	22 min 10 s	19 min 40 s	13 min 30 s
	13 min	19 min 40 s	21 min 10 s	20 min 40 s	19 min 50 s	17 min 50 s	14 min 20 s
10:00 AM	14 min 40 s	18 min 10 s	18 min 40 s	18 min 20 s	18 min	17 min 30 s	15 min 50 s
	16 min 10 s	17 min 50 s	18 min	18 min	18 min	18 min	17 min 10 s
12:00 PM	17 min 20 s	17 min 50 s	17 min 30 s	17 min 40 s	17 min 40 s	18 min	17 min 40 s
	17 min 30 s	17 min 40 s	17 min 40 s	17 min 40 s	17 min 40 s	18 min 10 s	16 min 50 s
02:00 PM	14 min 40 s	16 min 50 s	17 min	17 min 20 s	17 min	17 min 40 s	14 min 50 s
	13 min 30 s	17 min 30 s	17 min 50 s	18 min 20 s	18 min 20 s	18 min 10 s	14 min 30 s
04:00 PM	14 min	19 min 20 s	20 min	20 min 40 s	20 min 40 s	20 min	15 min 20 s
	15 min 40 s	21 min 30 s	22 min 20 s	22 min 40 s	22 min 30 s	21 min 30 s	16 min 30 s
06:00 PM	16 min 50 s	21 min 50 s	22 min 50 s	23 min 20 s	23 min	21 min 20 s	17 min 20 s
	17 min	18 min 50 s	20 min	20 min 40 s	20 min 40 s	19 min 30 s	17 min 40 s
08:00 PM	16 min 40 s	15 min 20 s	16 min 20 s	16 min 50 s	17 min	17 min 10 s	17 min 40 s
	15 min 40 s	13 min 50 s	14 min	14 min	14 min 20 s	14 min 40 s	16 min
10:00 PM	15 min 10 s	14 min 10 s	14 min 30 s	14 min 20 s	14 min 50 s	15 min 10 s	16 min 10 s
	14 min 50 s	15 min	15 min 40 s	15 min 20 s	16 min 20 s	17 min 10 s	17 min 20 s

Show travel time per 10 km

Figura 6. Modelli di guida settimanali per ora del giorno, con l'indicazione in ogni cella del tempo impiegato per percorrere 10 km.

Per determinare il tempo necessario a percorrere 10 km per ciascuna zona OMI, i dati sono stati correlati con la densità di popolazione della sezione di censimento analizzata (formula 3).

$$Indice\ di\ traffico_{zona\_omi} = \frac{Indice\ di\ traffico_{Napoli} \cdot Densità\ di\ popolazione_{Omi}}{Densità\ di\ popolazione_{Napoli}} \quad (3)$$

2.4.13. Indicatori del rischio di insolvenza

Il rischio di insolvenza è definito sulla base dei seguenti indicatori: potere d'acquisto, rapporto affitto/proprietà, tasso di disoccupazione e domanda potenziale. Il potere d'acquisto, basato sul reddito pro capite, è un indicatore economico che misura la capacità media di spesa di un individuo in una determinata area geografica. Questa metrica considera il reddito totale di una comunità o di un Paese e lo divide per il numero di abitanti, ottenendo così un valore medio pro capite. Il reddito pro-capite è un parametro importante per valutare il tenore di vita e la disponibilità finanziaria di una popolazione. Un potere d'acquisto più elevato indica che gli individui dispongono di maggiori risorse economiche per acquistare beni e servizi, migliorando la qualità complessiva della vita — motivo per cui esso riveste un ruolo cruciale nel mercato immobiliare.

2.4.14 Normalizzazione e analisi delle correlazioni

Data l'eterogeneità delle fonti dati considerate, al fine di integrarle e, in particolare, confrontarle, è stata applicata la tecnica di normalizzazione min/max secondo la seguente equazione:

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

dove: X è il valore originale della variabile, X_{min} è il valore minimo della variabile nel dataset, X_{max} è il valore massimo della variabile nel dataset, e X_{norm} è il valore normalizzato della variabile. Questa trasformazione garantisce che tutti i valori della variabile rientrino nell'intervallo [0, 1]. Nel caso in cui si incontrino valori anomali (outlier), derivanti da una distribuzione non uniforme dei dati, la tecnica può risultare meno accurata; in tali circostanze, le problematiche possono essere mitigate utilizzando la normalizzazione tramite Z-score. Tuttavia, si può ragionevolmente assumere che i dati seguano una distribuzione uniforme. In questo senso, il processo di normalizzazione risulta adeguato al caso di studio e facilmente interpretabile da parte degli stakeholder e dei decisori, aspetto importante nei contesti urbani e immobiliari dove è richiesta trasparenza.

A partire dai dati normalizzati, è stata condotta un'analisi di correlazione mediante l'indice di Pearson, come fase preliminare all'applicazione dell'AHP, al fine di strutturarne i livelli gerarchici senza introdurre ridondanze informative, con l'obiettivo di creare un indice quanto più sintetico possibile.

Nessuno degli indicatori considerati finora è risultato particolarmente correlato con gli altri, ossia con un valore superiore a 0,80 nell'indice di Pearson. Alcuni indicatori sono stati scartati sin dall'inizio, in quanto basati su criteri di calcolo legati alle stesse variabili, come nel caso degli indicatori di accessibilità e rete stradale.

Ogni indicatore è caratterizzato da un numero specifico di classi di variazione. Per apprezzarne la variabilità, è necessario suddividere i valori in più gruppi sulla base del range di variazione del dataset considerato. È stato ritenuto opportuno considerare sette percentili per identificare tre macro-classi di variazione del rischio: alta, media e bassa. Questo approccio definisce il terzo livello gerarchico dell'analisi multicriteriale, rappresentato dalla composizione delle classi di variazione, dette anche intervalli di intensità, il cui peso locale è fornito dallo stesso percentile. Pertanto, il numero di classi o cluster di variazione è costruito sulla base di una soglia di accettazione dell'intervallo di variazione: la differenza tra il valore massimo e quello minimo di ciascun cluster, detta anche range di variazione, non deve risultare significativa (ossia superiore a 20 punti percentuali se l'ordine di grandezza è 2; in alcuni casi, pari a 3).

2.4.15 Implementazione dell'AHP

In questa analisi è stato utilizzato l'AHP (Analytic Hierarchy Process) per calcolare i pesi locali (priorità) di ciascuna variabile considerata, mediante la creazione di 18 matrici di confronto a coppie: 6 relative agli indicatori di rischio di mercato, 4 al rischio di insolvenza del conduttore, e 8 al rischio di contesto (Saaty, 1980; Saaty & De Paola, 2017).

A tal proposito, si è ritenuto opportuno assumere che i pesi locali dei criteri (mercato, insolvenza e contesto) siano unitari, poiché il modello non è specializzato in un progetto di investimento specifico che possa giustificare una diversa ponderazione.

L'assegnazione dei punteggi è stata effettuata tramite un questionario somministrato a un panel di esperti, composto da: esperti di economia urbana, dirigenti della pubblica amministrazione e agenti immobiliari di Napoli. I valori ottenuti sono stati elaborati mediante il software SuperDecision, che ha permesso di sintetizzare le priorità del modello.

Il software si basa sull'assunto che un modello decisionale gerarchico includa i seguenti elementi:

- Obiettivo, che rappresenta il risultato desiderato;
- Criteri, ossia i fattori valutati in termini di importanza per il raggiungimento dell'obiettivo;
- Alternative, ovvero le opzioni esaminate rispetto a ciascun criterio.

Nel modello vengono effettuati confronti a coppie per determinare la rilevanza relativa dei criteri in rapporto all'obiettivo e la preferenza delle alternative per ciascun criterio.

Successivamente, la coerenza dei giudizi espressi dai rispondenti è stata valutata tramite l'indice di coerenza (C.I.), calcolato sulla base del valore proprio massimo (λmax) e dell'ordine della matrice di confronto a coppie.

$$C.I. = \left[\frac{(\lambda_{max} - \mathrm{n})}{(n-1)}\right] \tag{5}$$

In un modello SuperDecisions, gli elementi sono organizzati in cluster piuttosto che in livelli gerarchici.

Il modello gerarchico più semplice comprende tre cluster:

- Goal (obiettivo), che contiene l'elemento obiettivo;
- Criteria (criteri), che includono gli elementi criterio;
- Alternatives (alternative), che contengono gli elementi alternativi.

Le connessioni tra i cluster indicano le relazioni tra gli elementi al loro interno. Nello specifico, l'indicatore sintetico ISRR, che rappresenta l'obiettivo, è connesso ai criteri di contesto, insolvenza e mercato, ciascuno dei quali è a sua volta collegato ai singoli indicatori appartenenti alla rispettiva categoria. I risultati di ciascuna intervista, una volta elaborati, sono stati aggregati, ottenendo i valori riportati di seguito (v. Tabella 4):

Tabella 4. Valori aggregati dei pesi locali derivati dalle interviste

	MEDIA DELLE PRIORITÀ		
INDICATORE	**MEDIA GEOMETRICA – PESI LOCALI**	**MEDIA ARITMETICA – PESI LOCALI**	**DIFFERENZA**
Aree verdi	0,05	0,05	0%
Attrattività	0,06	0,08	2%
Degrado urbano	0,02	0,02	0%
Indice di disagio sociale	0,08	0,13	5%
Manutenzione	0,27	0,27	0%
Servizi a 15 minuti	0,06	0,06	1%
Indice di traffico	0,23	0,27	3%
Potere d'acquisto	0,22	0,31	8%
Domanda potenziale	0,28	0,29	1%
Concentrazione di inquinanti	0,02	0,02	0%
Rapporto affitto/proprietà	0,24	0,24	1%
Tasso di disoccupazione	0,09	0,16	7%
NTN	0,11	0,16	5%
TMFV	0,05	0,10	5%
TRES	0,20	0,22	2%
TRV	0,17	0,21	3%
VREV	0,17	0,13	5%
VRV	0,07	0,19	12%

Dalla tabella sopra riportata emerge chiaramente che il rischio di insolvenza, rappresentato in particolare dall'indicatore relativo alla domanda potenziale, costituisce una delle principali priorità per ogni investitore nel mercato immobiliare.

3. Risultati

L'indice di rischio composito spaziale per la i-esima zona OMI è definito come il prodotto fattoriale della somma ponderata dei pesi locali degli indicatori e delle rispettive classi di variazione per il valore i-esimo assunto dalla zona OMI.

Per ciascuna zona, il calcolo dell'ISRR deve essere ripetuto applicando l'equazione (1) alle diverse zone OMI di Napoli, il cui risultato è sintetizzato nella Figura 7 e nella Tabella 5.

I valori rappresentati nello scenario di base sono parametrizzati assegnando un peso uguale a 1 a ciascun criterio (contesto, insolvenza, mercato).

Tuttavia, lo scenario di base da solo non è sufficiente a garantire l'affidabilità della graduatoria presentata nella sezione precedente. Per questo motivo, è stata ritenuta necessaria una analisi di sensitività, considerando tre scenari aggiuntivi. In ciascuno di essi, uno dei criteri prevale sugli altri, secondo un rapporto di pesi 2:1:1 (v. Tabella 5).

Permutando l'ordine dei criteri, si ottengono dunque i seguenti scenari:

- Scenario 1 (Market Oriented): mercato (2), contesto (1), insolvenza (1);
- Scenario 2 (Context Oriented): contesto (2), mercato (1), insolvenza (1);
- Scenario 3 (Insolvency Oriented): insolvenza (2), contesto (1), mercato (1).

Tabella 5. Analisi di sensitività

Base Scenario			Market Scenario		Context Scenario		Insolvency Scenario	
Descrizione	**Zona OMI**	**I_{SRR}**	**Zona OMI**	**I_{SRR}**	**Zona OMI**	**I_{SRR}**	**Zona OMI**	**I_{SRR}**
Ex Italsider (aree industriali dismesse)	D31	1,00	D31	1,00	D31	1,0	E48	1,00
Nisida, Bagnoli (litorale)	D32	0,87	D32	0,83	D32	0,9	D31	0,97
Secondigliano (area periferica)	E48	0,82	E48	0,74	E37	0,8	E36	0,90
Ponticelli (area periferica)	E32	0,77	E32	0,74	E48	0,7	D32	0,88
Cimitero, Arpino	E36	0,74	R2	0,73	E32	0,7	E32	0,84
Cave e aree boschive di Chiaiano, Tirone	E37	0,73	E27	0,70	E40	0,7	E27	0,83
Aeroporto Capodichino	R2	0,73	E36	0,70	E35	0,7	R2	0,81
Zona Industriale (area est)	E41	0,32	E44	0,33	C31	0,3	E34	0,37
Secondigliano (centro storico)	E34	0,32	E29	0,31	E47	0,3	D22	0,35
Miano	E29	0,32	E38	0,30	C30	0,3	R1	0,34
Via Poggioreale, Nuovo edificio INAIL	D25	0,18	D21	0,17	B18	0,2	B18	0,21
Monte di Dio	B18	0,18	B18	0,16	B16	0,2	C32	0,21
Fuorigrotta, Mostra d'Oltremare, Parco San Paolo	C28	0,16	C33	0,15	C25	0,2	B16	0,19
Colli Aminei	C33	0,15	D27	0,15	B13	0,2	E30	0,18
Quartieri Spagnoli	B15	0,04	E30	0,03	C23	0,0	C23	0,05
Corso Garibaldi, Vasto, Stazione Centrale	C23	0,02	C29	0,01	B15	0,0	B14	0,05
Vomero Alto, Via Castellino, Parco Omodeo, Via Fontana, Via	C29	0,00	C23	0,00	C29	0,0	C29	0,00

Dal confronto emerge che il 75% delle zone OMI rimane nella categoria ad alto rischio, indipendentemente dagli scenari considerati. Allo stesso modo, non si riscontrano discrepanze significative nel posizionamento delle zone appartenenti alle categorie di rischio medio e basso, confermando così la robustezza del modello e l'affidabilità delle informazioni fornite dalla dashboard degli indicatori sviluppata nel corso di questa analisi.
Utilizzando il sistema GIS Google MyMaps, è stato possibile realizzare una mappa del rischio, nella quale il livello di rischio è rappresentato da una specifica intensità di colore rosso (v. Figura 7).

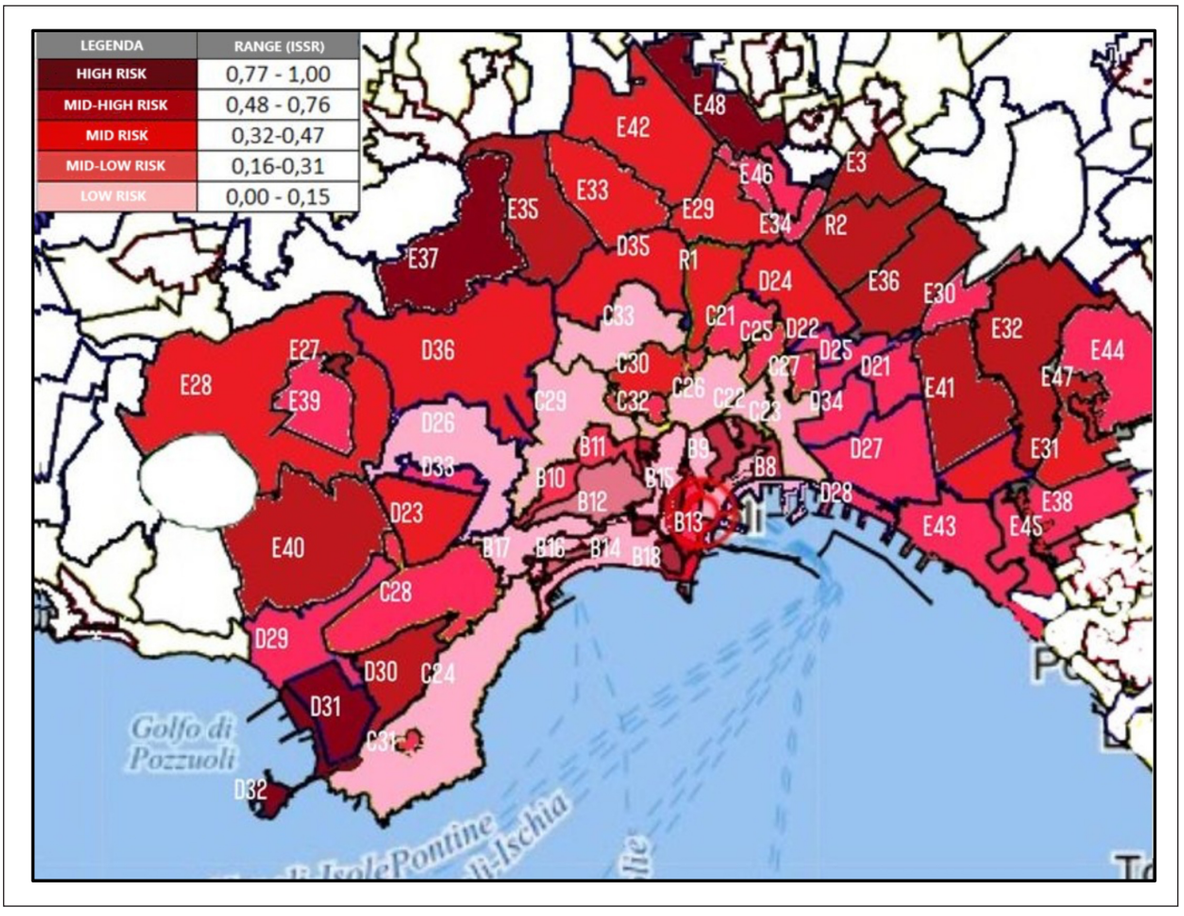


Figura 7. Mappa di rischio georeferenziata per le zone OMI di Napoli

I risultati dell'elaborazione confermano quanto emerso da ricerche precedenti focalizzate sulle aree più critiche di Napoli in termini di investimento immobiliare. I risultati empirici e contestuali hanno validato l'accuratezza dell'output derivato dall'indice sintetico di rischio d'investimento immobiliare.

La zona OMI D31, identificata come l'area a maggiore rischio in tre dei quattro scenari elaborati, corrisponde all'area dismessa dell'ex Italsider. Questa località, simbolo dell'epoca dell'industrializzazione napoletana, ha lasciato una profonda cicatrice, non solo per gli elevati costi di bonifica del suolo dovuti all'inquinamento, ma anche in termini di valutazione immobiliare. Ancora oggi sono in corso dibattiti sulla rimozione della cosiddetta "colmata a mare", una piattaforma di cemento e scorie di fornace costruita negli anni '60 per sostenere l'espansione dello stabilimento ex Ilva-Italsider. Dopo la chiusura dell'impianto, la struttura è rimasta in loco, divenendo oggetto di discussione riguardo agli interventi di bonifica ambientale.
Non è un caso che la zona OMI D31 sia stata oggetto di studi scientifici sul fenomeno del c.d. "effetto stigma" in termini di penalizzazione del valore di mercato dei beni immobili noti o sospettati di essere contaminati, già contaminato ma successivamente bonificato, oppure mai contaminato ma situato in prossimità di aree inquinate.

Studi precedenti hanno dimostrato che il modello di Ellwood fornisce una valutazione accurata del rischio e dei rendimenti attesi per il futuro mercato immobiliare residenziale di Bagnoli. La metodologia citata è fondamentale per identificare l'"effetto stigma" (Del Giudice et al., 2020), ovvero la svalutazione degli immobili dovuta alla percezione del rischio di mercato. Tali perdite di valore future si riflettono anche nei valori di mercato attuali dei terreni industriali abbandonati, come confermato dalle graduatorie illustrate nelle sezioni precedenti.

Al contrario, tra le aree meno rischiose figurano i Quartieri Spagnoli (zona OMI B23) e altre aree centrali adiacenti (zone OMI C29, C23, B15, B14, E30), dove una progressiva riqualificazione attraverso iniziative commerciali — come i B&B — e il fascino intrinseco del luogo hanno evidenziato opportunità d'investimento sostenibili.

Queste aree, particolarmente frequentate dai turisti nei periodi festivi, rappresentano oggi prospettive di investimento attrattive, con potenziali ritorni economici concreti.

4. Conclusioni

Il mercato immobiliare è soggetto a una grande incertezza, dovuta alla concatenazione di diversi fattori (Rosato et al., 2022; Del Giudice et al., 2015 e 2016): a) illiquidità, unicità ed eterogeneità dei beni scambiati; b) disequilibrio del mercato, derivante da una elasticità strutturalmente diversa dell'offerta rispetto alla domanda; c) non competitività del mercato, le cui caratteristiche sono assimilabili a un monopolio bilaterale; d) variabilità dei prezzi di mercato.

In un contesto generale di grande volatilità, è necessario prestare particolare attenzione al settore degli investimenti immobiliari, dove occorre operare con strumenti di valutazione adeguati e sempre più sofisticati, in grado di supportare l'identificazione di strategie efficaci di gestione del rischio.

Ciò appare fondamentale per la costruzione di comunità resilienti e smart in un periodo fortemente influenzato dagli effetti del cambiamento climatico.

Attraverso un modello di valutazione ex-ante del rischio capace di fornire un Indice Spaziale di Rischio Immobiliare (ISRR), è possibile offrire ai potenziali investitori una dashboard personalizzabile di indicatori, in funzione del livello di dettaglio desiderato e del progetto di riqualificazione urbana da intraprendere. Si pensi, ad esempio, a interventi volti alla conservazione del patrimonio culturale, intesi non solo come strumenti per preservare l'ambiente costruito e i valori culturali, ma anche per promuovere la diversità culturale, il senso di appartenenza e una crescita economica sostenibile, specialmente in contesti territorialmente circoscritti. In tali casi, gli interventi generano effetti economici diffusi positivi, contribuendo alla valorizzazione delle comunità, creando reddito, occupazione e opportunità formative, determinando un aumento dei valori immobiliari e promuovendo il turismo legato al patrimonio e la rivitalizzazione dei centri urbani (Sica et al., 2024).

Lo studio ha inoltre evidenziato altri vantaggi significativi del modello, sintetizzabili come segue:

- Data Mining e Integrazione: la ricerca ha raccolto e organizzato un ampio repertorio di dati ambientali, economici e sociodemografici su Napoli, solitamente di difficile accesso e provenienti da fonti eterogenee.
- Dashboard di indicatori: un punto di forza dell'insieme di indicatori sviluppato è la coerenza con i più recenti modelli urbani, tra cui il concetto di "Città a 15 minuti" (Moreno et al., 2021).
- Sistema Predittivo: il modello costruito non solo valuta il rischio spaziale, ma prevede i rendimenti legati al valore di trasformazione delle realtà subcomunali analizzate.
- Progetti di riqualificazione urbana: i risultati dell'analisi del rischio possono essere riutilizzati per monitorare l'avanzamento dei progetti di rigenerazione urbana in corso nei diversi quartieri di Napoli.

Il modello è aperto a futuri perfezionamenti, e i progressi della ricerca ne consentiranno ul-

teriori miglioramenti, in particolare nella direzione della data fusion. Per molti indicatori (ad esempio, i livelli di concentrazione degli inquinanti), tale approccio ha già prodotto stime accurate, capaci di rappresentare fedelmente la realtà analizzata.

Una limitazione significativa dello studio riguarda l'uso delle zone OMI come unità territoriale di riferimento per l'analisi del rischio immobiliare. Sebbene rappresentino una suddivisione ufficiale e ampiamente utilizzata nella valutazione dei valori immobiliari, le zone OMI non sempre riflettono con precisione la complessità e la variabilità interna del tessuto urbano.

In alcune aree della città possono esistere forti eterogeneità socioeconomiche, morfologiche o funzionali all'interno della stessa zona OMI, che il modello — ancorato a tale scala — potrebbe non riuscire a cogliere pienamente. Ciò può comportare una parziale perdita di dettaglio o una rappresentazione semplificata del rischio reale, soprattutto in contesti urbani in rapido cambiamento o soggetti a processi di gentrificazione, degrado o polarizzazione spaziale.

In prospettiva futura, sarebbe dunque opportuno adottare unità territoriali più granulari o adattive (ad esempio sezioni di censimento o griglie spaziali) per raffinare ulteriormente l'analisi.

Guardando al futuro, l'automazione dei processi, attualmente eseguiti manualmente, potrebbe essere realizzata mediante script basati su Python, consentendo la creazione di un database scalabile in grado di fornire aggiornamenti in tempo reale sulle tendenze di mercato, anziché offrire solo una fotografia statica delle aree analizzate. Una possibile variante applicabile al modello è il metodo Simos (CMOS), alternativa al metodo AHP, che semplifica il processo di ponderazione attraverso l'ordinamento dei criteri e l'indicazione dei gap di importanza relativa.

Dal confronto tra i due approcci, il metodo Simos emerge come una soluzione più semplice e intuitiva, riducendo il carico cognitivo sugli esperti ed evitando i problemi di coerenza interna tipici dell'AHP. Questa caratteristica lo rende particolarmente adatto nei casi in cui si debba gestire un numero elevato di criteri, come nel presente studio, potenzialmente conducendo a stime dei pesi più stabili e ripetibili. Tuttavia, rispetto all'AHP, il metodo Simos offre un livello di dettaglio inferiore riguardo all'intensità delle preferenze, aspetto che può rappresentare un limite nei contesti che richiedono valutazioni molto fini e sfumate.

In conclusione, grazie al modello proposto, è possibile individuare i progetti più efficaci, perseguendo obiettivi diversi e talvolta contrastanti, volti alla tutela e valorizzazione del patrimonio immobiliare. Il modello, pertanto, può essere impiegato per affrontare una molteplicità di problematiche decisionali, come la migliore allocazione delle risorse tra le varie alternative da analizzare e selezionare, in linea con le aspirazioni di sviluppo programmatico e strategico.

Bibliografia

Abdelfattah L., Deponte D. & Fossa G. (2022). The 15-minute city: Interpreting the model to bring out urban resiliencies. *Transportation Research Procedia*, 60, 330–337.

Adair A. & Hutchison N. (2005). The reporting of risk in real estate appraisal property risk scoring. *Journal of Property Investment & Finance*, 23(3):254-268.

Adair A., Berry J., McGreal S., Deddis B. & Hirst S. (2000). The financing of urban regeneration. *Land Use Policy*, 17(2), 147–156.

Agenzia delle Entrate (2023). *Il mercato immobiliare residenziale, Statistiche regionali. Regione Campania 2023*. URL: https://www.agenziaentrate.gov.it [consultato il 24 novembre 2024].

Agenzia delle Entrate (2023). *Nota metodologica - Compravendite immobiliari - Statistiche OMI*. URL: https://www.agenziaentrate.gov.it [consultato il 24 novembre 2024].

Agenzia delle Entrate (2023). *Osservatorio del Mercato Immobiliare*. URL: https://www.agenziaentrate.gov.it [consultato il 30 novembre 2024].

Anelli D. & Tajani F. (2023). Spatial decision support systems for effective ex-ante risk evaluation: An innovative model for improving the real estate redevelopment processes. *Land Use Policy*, 128(2023), 106595.

Bottero M., Mondini G. & Datola G. (2017). Decision-making tools for urban regeneration processes: From Stakeholders Analysis to Stated Preference Methods. *TeMA - Journal of Land Use, Mobility and*

Environment, 10(2), 193-212.
Bulan L., Mayer C. & Somerville C.T. (2009). Irreversible investment, real options, and competition: Evidence from real estate development. *Journal of Urban Economics*, 65(3), 237–251.
Chen Z. & Khumpaisal S. (2009). An analytic network process for risks assessment in commercial real estate development. *Journal of Property Investment & Finance*, vol. 27(3), pp. 238-258, April.
Comune di Napoli – Servizi statistici. (2023). *Appendice B - Le variabili censuarie per il confronto territoriale: I quartieri*.
Comune di Napoli (2022). *Delibera di Consiglio Comune n. 34/2022*.
Copernicus (2024). *The Sentinels Scientific Data Hub*. URL: https://scihub.copernicus.eu [consultato il 24 novembre 2024].
De Paola P. (2024). Real Estate Valuations with Small Dataset: A Novel Method Based on the Maximum Entropy Principle and Lagrange Multipliers. *Real Estate*, 1, 26-40.
De Paola P., Ferraro M., Manganelli B., Tajani F. & Del Giudice F.P. (2024). A model to define a real estate investment risk index for the administrative municipalities of Naples. *Procedia Structural Integrity*, 64, 1696-1703.
Del Giudice V., Manganelli B. & De Paola P. (2015). Spline Smoothing for Estimating Hedonic Housing Price Models. In O. Gervasi et al. (Eds.), *Computational Science and Its Applications - ICCSA 2015*, 9157 (ICCSA 2015, Part III):209-218. Springer.
Del Giudice V., De Paola P. & Forte F. (2016). The appraisal of office towers in bilateral monopoly's market: Evidence from application of Newton's physical laws to the Directional Centre of Naples. *International Journal of Applied Engineering Research*, 11(2016), 9455–9459.
Del Giudice V., De Paola P., Bevilacqua P., Pino A. & Del Giudice F.P. (2020). Abandoned Industrial Areas with Critical Environmental Pollution: Evaluation Model and Stigma Effect. *Sustainability*, 12, 5267.
Del Giudice V., Massimo D.E., De Paola P., Del Giudice F.P. & Musolino M. (2021). Green Buildings for Post Carbon City: Determining Market Premium Using Spline Smoothing Semiparametric Method. In C. Bevilacqua et al. (Eds.), *New Metropolitan Perspectives*, 78:(2021), pp. 1227-1236. Springer.
Del Giudice V., De Paola P., Morano P., Tajani F., Del Giudice F.P. & Anelli D. (2023). Depreciation of Residential Buildings and Maintenance Strategies in Urban Multicultural Contexts. In G. Napoli et al. (Eds.), *Values, Cities and Migrations*, Green Energy and Technology. pp. 217–232. Springer.
Gabrielli L., Ruggeri A.G. & Scarpa M. (2023). "Location, Location, Location": Fluctuations in Real Estate Market Values after COVID-19 and the War in Ukraine. *Land*, 12, 1248.
Gang J., Peng L. & Thibodeau T.G. (2020). Risk and returns of income producing properties: Core versus noncore. *Real Estate Economics*, 48(2), 476–503.
Gyourko J. & Nelling E. (1996). Systematic risk and diversification in the equity REIT market. *Real Estate Economics*, 24(4), 493–515.
Google Maps (2024). URL: https://www.maps.google.com [consultato il 24 novembre 2024].
Hill R.J. & Steurer M. (2020). Commercial Property Price Indices and Indicators. *Review of Income and Wealth*, 66(3), 736–751.
ISTAT (2024). URL: https://istat.it [consultato il 30 novembre 2024].
Kazak J.K. & van Hoof J. (2018). Decision support systems for a sustainable management of the indoor and built environment. *Indoor and Built Environment*, 27(10), 1303–1306.
Khumpaisal S., Ross A. & Abdulai R. (2010). An examination of Thai practitioners' perceptions of risk assessment techniques in real estate development projects. *Journal of Retail & Leisure Property*, 9(2), 151–174.
Lelke T., Fuchs L., Friedrich B. & Vortisch P. (2024). Assessing the Accuracy of Average Travel Speeds from Floating Car Data on Urban Street Facilities. *Transportation Research Procedia*, 78, 570–577.
Maslow A.H. (1954). *Motivation and personality*. Harper & Row.
Meraner A., Ebel P., Zhu X. & Schmitt M. (2020). Cloud Removal in Sentinel-2 Imagery using a Deep Residual Neural Network and SAR-Optical Data Fusion. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166, 333–346.
Manganelli B., De Paola P. & Del Giudice V. (2016). Linear Programming in a Multi-Criteria Model for Real Estate Appraisal. In O. Gervasi et al. (Eds.), *Computational Science and Its Applications – ICCSA 2016*, Lecture Notes in Computer Science, vol. 9786**,** pp. 182–192. Springer.

Morano P., Anelli D., Tajani F. & Roma A. (2023). The Real Estate Risk Assessment: An Innovative Methodology for Supporting Public and Private Subjects... In O. Gervasi et al. (Eds.), *ICCSA 2023 Workshops*, 14109, LNCS, pp. 414–426. Springer.

Moreno C., Allam Z., Chabaud D., Gall C. & Pratlong F. (2021). Introducing the "15-Minute City": Sustainability, Resilience and Place Identity in Future Post-Pandemic Cities. *Smart Cities*, 4, 93-111.

Peng L. & Zhang L. (2021). House prices and systematic risk: Evidence from microdata. *Real Estate Economics*, 49(4), 1069–1092.

Pereira L., Ferreira S. & Santos J. (2020). The main causes of risk in residential real estate projects. *Journal of General Management*, 45(3), 152–162.

Rosato P., Berto R. & D'Alpaos C. (2022). Risk and returns in real estate development projects at the black swan test. *Valori e Valutazioni*, 31, 15–31.

Rowley J. (2007). The wisdom hierarchy: Representations of the DIKW hierarchy. *Journal of Information Science*, 33(2), 163–180.

Saaty T.L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resources Allocation*. McGraw-Hill.

Saaty T.L. & De Paola P. (2017). Rethinking Design and Urban Planning for the Cities of the Future. *Buildings*, 7, 76.

Sdino L., Rosasco P. & Magoni S. (2018). Real estate risk analysis: The case of Caserma Garibaldi in Milan. *International Journal of Financial Studies*, 6(1), 7.

Serrano-Jimenez A., Lima M.L., Molina-Huelva M. & Barrios-Padura Á. (2019). Promoting urban regeneration and aging in place... *Sustainable Cities and Society*, 47, 101505.

Sica F., De Paola P., Tajani F. & Doko E. (2025). Spatial–Temporal Ontology of Indicators for Urban Landscapes. *Land*, 14(1), 72.

Sun L. & Zhu H. (2009). GIS-Based spatial decision support system for real estate appraisal. In Proceedings of the *2009 Fourth International Conference on Computer Sciences and Convergence Information Technology*, Seoul, Republic of Korea, 24–26 November 2009; IEEE: New York, NY, USA, 2009; pp. 1339–1344.

Tajani F., Sica F., De Paola P. & Morano P. (2024). A networking-economic model to enhance the cultural value in small towns. *Smart and Sustainable Built Environment*, Vol. 14, Issue 6, pp. 1752-1779.

Tom Tom (2024). URL: https://tomtom.com [consultato il 24 novembre 2024].

Tsimperis M. (2015). *Identification of investment opportunities in urban regeneration projects* (Tesi di Master). (Aalto University, Aalto, Finland, 2015).

United Nations (2024). *Sustainable Development*. URL: https://sdgs.un.org [consultato il 10 gennaio 2025].

Urbistat (2024). URL: https://urbistat.com [consultato il 24 novembre 2024].



www.build.it

dei
TIPOGRAFIA DEL GENIO CIVILE