valori
e valutazioni
teorie ed esperienze

Società Italiana di Estimo e Valutazione

Understanding the quality of the urban and non-urban environment for human well-being through spatial multi-criteria analysis. The case study of the Metropolitan City of Florence

Fabrizio Battisti[1,*], Melania Perdonò[1]

[1] Department of Architecture, University of Florence, Via della Mattonaia 8, 50121 Florence, Italy; fabrizio.battisti@unifi.it; melania.perdono@unifi.it
* corresponding author

Keywords
Urban quality; Well-being dimension; Spatial Multi-Criteria Decision Analysis; territorial governance; territorial policies

Abstract
Urban quality today (2026) represents one of the main interpretative keys to well-being and liveability in cities. It is conceived as a multidimensional concept that integrates social, environmental, economic, and infrastructural factors to define the objective quality of places. This contribution proposes a spatial evaluation model of urban quality, based on a Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA) approach applied to the case study of the Metropolitan City of Florence. The model is structured around 11 criteria and 38 sub-criteria derived from major international frameworks, weighted through a hybrid approach that combines informational entropy and preferences expressed by a significant local sample of subjects. It involves aggregating data via an SMCDA implemented through the Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) method within a GIS environment (QGIS 3.38). The implementation of the model results in objective mappings of the territory, both for specific thematic areas and overall, capable of defining quality at a micro-environment level of 250 × 250 m. The model aims to serve as a support tool for public administrations in the development of territorial planning and sustainability strategies.

1. Introduction

Recently, numerous changes such as globalisation, the digital revolution, and the digital transition, along with the now well-known climate emergencies, have affected contemporary society. In particular, the digital transition is profoundly reshaping individuals' daily habits, from work practices to access to services and new forms of sociality: everything can now be done online, significantly reducing travel and allowing people to choose their place of residence based on various criteria (subjective, objective, economic). This concept, combined with the growing awareness of an ongoing climate emergency, has generated increasing interest in issues of well-being and liveability (European Social Survey, 2018). In this context, urban quality plays a fundamental role, becoming the key to understanding where and how well-being and equity are produced, and to identifying the elements that determine an objective quality of urban space.

Urban quality, in fact, is not a univocal theme but rather a multi-dimensional concept that integrates multiple elements: environmental (including accessible green spaces, air quality), social (including perceptions of a safe place, social class), economic (including housing accessibility, cost of living), infrastructural (including transport efficiency, presence of local public transport) (Pacione, 2003; Marans & Stimson, 2011). Due to the presence of a multitude of factors that define the concept of urban quality, this topic is currently one of the most discussed within the international scientific debate. As a cross-disciplinary issue involving urban planning, sociology, economics, and environmental studies, it requires a holistic and integrated approach capable of combining objective indicators and subjective perceptions, quantitative and qualitative analysis tools, in order to provide a comprehensive view of urban dynamics and support more effective and inclusive planning policies (Pacione, 2003; Sirgy et al., 2008; Marans & Stimson, 2011; Gehl, 2011; Carmona, 2019). This focus on the subject is not limited to the scientific community alone but also develops within international policies: organisations such as the OECD, the European Union, and the United Nations have indeed defined specific programmes on the topic, sometimes developing tools that include indicators suitable for measuring urban quality and increasingly clarifying the dimension of the individual's objective well-being based on material and verifiable conditions of the place where they live, confirming the centrality of the theme in the landscape of public policies and urban development strategies (United Nations, 2015; European Commission, 2018; OECD, 2020; World Bank, 2023).

Meanwhile, the increasingly widespread availability of digital and georeferenced data, with the aim of greater transparency at the national level, has made it possible to observe the city in greater detail than in past eras (Batty et al., 2012; Goodchild, 2007). The integration of open data, statistical databases, and geographic information systems (GIS) now allows for the dynamic and comparable representation of many aspects contributing to urban quality: from mobility flows, to environmental indicators, from housing conditions to the distribution of local services (Dangermond & Pesaresi, 2018; Tomlinson, 2013). The processing of such data in a multidimensional key leads to Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA), which is an evaluative approach that combines geographic data and decision preferences to assess various alternatives based on multiple criteria. Indeed, SMCDA enables the transformation of complex spatial information into suitability maps or classifications, supporting strategic decisions in land planning and environmental management (Malczewski, 1999; 2006).

This represents a very important element in the development of analytical tools capable of supporting decision-making processes even in urban policies, which can essentially be based on transparent data and territorial evidence (Malczewski, 2006). In this sense, the digitisation of urban data is seen as an enabling element of new planning strategies and as a necessary condition to rigorously assess the objective quality of places (Jankowski & Nyerges, 2001; Geertman et al., 2015).

The article is part of a Research Project of National Interest (PRIN) approved by the Ministry of University and Research (MUR) and funded under the title "Housing mobility and digital transition. Evaluation tools and technologies for understanding current and future people's living needs, supporting territorial governance and regeneration processes". It is conceived as a study and investigation activity aimed at understanding, among demographic phenomena, housing mobility, which significantly impacts urbanisation processes that influence land use and protection, urban regeneration, as well as part of energy policies, housing access, and topics of interest of the National Recovery and Resilience Plan (PNRR). Specifically, the article initially aims to: i) deepen the understanding of urban quality and well-being in its multidimensional sense, highlighting the elements that define the objective dimension related to the theme; ii) propose a methodological framework based on SMCDA, capable of visually representing the research results; iii) apply this process to the case study of the Metropolitan City of Florence, using a set of 38 sub-criteria derived from major international frameworks (Global Liveability Index, Global Power City Index, Innovation Cities Index, and Smart City Index) and based on a territorial grid of 250 × 250 m, defining an objective measurement of the quality of places in that specific context and thus establishing an operational scheme for future applications. The aim of this article is therefore to propose an SMCDA model for assessing urban quality applied to the case study of the Metropolitan City of Florence.

Below, the literature review presented in Section 2 reconstructs the main theoretical evolutions

related to the concept of urban quality and analyses in detail the international frameworks that have contributed to consolidating its measurement. Also, in Section 2, the most used multi-criteria methodologies in spatial decision-making are discussed, with reference to the SMCDA approach. The set of criteria and indicators used in the study (Section 3) is defined based on the literature review and the systematisation of international experiences, and subsequently integrated and reworked to adapt to the specificities of the Florentine context. The experimental application conducted (Section 4) thus allowed the development of thematic and synthetic maps of urban well-being, highlighting the territorial distribution of the objective quality of places and laying the groundwork for future reflections on urban regeneration policies and metropolitan planning. Finally, in Sections 5 and 6, the main results are discussed, along with methodological limitations related to data availability and heterogeneity, as well as prospects for improvement and possible future extensions, particularly concerning the integration of subjective indicators, the use of proximity data, and the application of the model in other urban contexts.

2. Literature review and methodology

Consistent with the aim of the study, this section presents a preliminary analysis of the concept of urban quality and the objective indicators that determine it. It offers a review of the main theoretical developments, with attention to international indices and reports assessing urban quality, as well as the indicators (criteria and sub-criteria) identified by these tools as components of urban well-being. Finally, it proceeds to examine the integrated multi-criteria approaches within geographic information systems (GIS).

2.1 Urban quality

The concept of urban quality represents a central theme in the international debate on cities, intertwining theoretical reflections, design experiments, and quantitative approaches. It is a complex issue, composed of a broad set of factors ranging from the physical environment to social relations, from tangible infrastructure to services, up to the immaterial aspects related to perception and a sense of belonging (Carmona, 2019; Du et al., 2023; Hu & Chen, 2018; Kuzuoglu et al., 2024; Pinkster & Loomans, 2025; Rugel et al., 2019; Westerholt et al., 2022).

The first theoretical reflections on the subject arose in reaction to the rigidities imposed by modernism and the functionalism of the 1960s (Hall, 2014; Jacobs, 1961). Scholars began to question the notion that considers the quality of an urban space to be exclusively associated with standardised morphology, based on strict zoning, density indicators, and mathematical standards, favouring a more personal and perceptual conception linked to the individual.

At the same time, issues concerning social complexity become the focus of studies in this field: in this regard, 'quality places' are defined as those contexts where the various formal compositions of the city—such as the continuity of active fronts, the functional mix, the presence of pedestrian areas, and equipped public spaces—generate daily and spontaneous social interactions (Jacobs, 1961; Gehl, 2011). Among these spaces are, for example, urban squares and neighbourhood parks, which, since the historicist view of the city, represent the main nodes of community life, fostering encounters and spontaneous socialising (Whyte, 1980; Carmona, 2019). Local services, such as shopping streets or neighbourhood markets, have also been recognised as places that generate social capital and urban vitality, as they facilitate informal relationships between residents and visitors (Oldenburg, 1999; Mehta, 2009). Over the past three decades, awareness has grown of the limitations of urban expansion and of increasing interest in converting former industrial areas into multi-functional spaces, with particular emphasis on spaces dedicated to the community, which have proven to be catalysts for new forms of sociality and urban identity (Montgomery, 1998; Sepe, 2013). Finally, cafés, community libraries, and hybrid multi-purpose spaces, such as workshop or co-working spaces, can be considered 'third places' essential for strengthening the sense of belonging, going beyond the dichotomy of home and work (Jeffres et al., 2009). These empirical cases show that quality does not reside solely in form or experience alone, but in the interaction between measurable

physical characteristics and situated social practices (Sampson et al., 2002).

Sociological, psychological, medical, and economic studies suggest that quality of life and its four domains (physical health, psychological health, social relationships, and environment) are significant predictors of subjective well-being (Malkoc, 2011). Based on this, in the 1980s, the definition of "Quality of Urban Life" (QoUL) was established, which, integrating previous insights, formalised a dual dimension: the objective one, based on material indicators of the city, and the subjective one, related to citizens' perceptions and individual experiences (Pacione, 2003; Marans & Stimson, 2011; Sirgy et al., 2008; Du et al., 2023).

The very multiplicity of factors involved in assessing the quality of a place has led many international institutions to develop datasets on urban quality. In particular, the initial attempts to measure urban quality include programmes such as the UN-Habitat Global Urban Indicators Database (2001; 2016), the WHO/UNICEF Joint Monitoring Programme (2017), the World Bank datasets (2023), and OECD frameworks (2005; 2020), which collect comparable data on key variables, including access to drinking water, sanitation, housing conditions, and transport accessibility. Although there are limitations regarding territorial coverage, disaggregation, and the frequency of data updates—sometimes compromising the robustness and comparability of the indicators—this informational composition provides a solid foundation for the development of urban quality monitoring tools, such as the Global Liveability Index (EIU), the Global Power City Index (Mori), the Innovation Cities Index (2thinknow), and the Smart City Index (IMD).

2.2 Dimensions of urban well-being

As previously discussed, the issue of urban quality has progressively been transformed into a series of indicators developed by international organisations to establish tools for monitoring urban quality. In this study, the development of the indicator system was carried out through a comparative analysis of some of the principal international urban liveability assessment frameworks, notably:

- *EIU Global Liveability Index*
- *Global Power City Index*
- *Smart City Index*
- *Innovation Cities Index*.

The strength of these types of tools lies in the integration of objective data, obtainable through censuses and statistics, with surveys and questionnaires conducted on a significant number of individuals from a specific location (Khorrami et al., 2021). These, despite having different methodological purposes, share a multidimensional structure based on the use of criteria and indicators related to:

- environment
- healthcare
- infrastructures
- mobility
- services
- technology
- urban accessibility
- quality of life.

In this study, such systems were used not as models to be fully replicated, but rather as methodological references for the identification and selection of criteria, sub-criteria, and indicators subsequently adapted to the territorial context of the Metropolitan City of Florence.

A summary table is provided below:

Table 1. Comparison between the main international references

International system of evaluation	Main Criteria	Characteristics
EIU - Global Liveability Index (2024)	Stability Health Culture and Environment Education Infrastructure	Ranking of 173 cities Weighted indicators from 1 to 100 Significant media influence.
GPCI - Global Power City Index (2023)	Economy Research and Development Cultural Interaction Livability Accessibility Environment	Competitive ranking by overall attractiveness Focus on global cities.
IMD - Smart City Index (2023)	Technology Mobility Digital governance Quality of life	Based on surveys + objective data Strong focus on digital.
2thinknow - Innovation Cities Index (2023)	Culture and creativity Human capital/infrastructure Networked markets Technology Urban economy	Broad thematic scope Public methodology at the structural level (3 factors - 31 segments), but limited transparency on weights and information sources.

The comparative analysis of the main frameworks shows a substantial convergence on some key indicators of urban quality. Among these, three are particularly central: environment, mobility, and health.

The environmental dimension is the most widely shared among various studies on urban quality. International agendas, starting from Agenda 21 and subsequently the Sustainable Development Goals, have considered the environmental variable as an integral part of sustainability strategies, pushing towards standardisation of the theme. It is therefore not surprising that indicators such as air quality (PM2.5, PM10, NO_2), access to green spaces, and waste management have become firmly established in urban quality measurement sets (UN-Habitat, 2016). This indicator directly influences well-being in urban areas: in particular, the ability to breathe clean air, access green spaces, and live in low-noise environments represents not only a minimum condition of liveability but also a sign of territorial equity and effective governance. However, the availability of environmental data is highly uneven across different countries, with substantial differences even between regions; many European or North American cities can rely on extensive monitoring networks, whereas in numerous contexts in the Global South, air quality measurement or mapping of green spaces remains significantly fragmented due to still limited levels of digitalisation and information. This creates a systemic bias that tends to favour contexts equipped with advanced statistical infrastructures at the expense of those that most need evidence to guide policies. Furthermore, the concept of environment is often associated solely with per capita green space (m^2 per inhabitant), which, however, does not guarantee an improvement in well-being per se: if these spaces are not accessible, maintained, or safe, the indicator risks failing to reflect the real quality of the place and may even overestimate it (Răducan, 2025). Operationally, it is therefore appropriate to combine the per capita green surface with indicators such as walkable proximity accessibility (for example, the proportion of the population within 300 metres of a green area via the road network), ecological continuity, and perceived maintenance quality and safety, capable of providing a comprehensive picture of the environmental quality of the place. Furthermore, another relevant criterion in terms of urban quality is health. The link between urban conditions and public health has long been the subject of systematic investigations: population density, availability of healthcare infrastructure, quality of housing, access to healthy lifestyles, and the opportunity to engage in physical activity are all variables that directly impact health outcomes (Rydin et al., 2012; Pineo et al., 2018; Sallis et al., 2016; Krieger & Higgins, 2002; Diez Roux & Mair, 2010). International reports

considering the health dimension include sub-criteria such as the mortality rate from respiratory diseases, mortality related to environmental factors, availability of hospital beds, the number of doctors per inhabitant, as well as more indirect variables like life expectancy or obesity rates (OECD, 2020). Studies have shown that neighbourhoods with a higher presence of green spaces tend to exhibit lower stress levels and better physical conditions among the population (Pineo et al., 2018).

The issue of sustainable transport has become central in the international discussion on urban quality, in relation to the environment, health, social cohesion, accessibility, and economic opportunities. The presence of public transport services, such as a stop within 500 metres, is an indicator of quality, as it reduces travel distances, alleviates stress (Wener & Evans, 2011), and limits the use of private vehicles, thereby combating pollution (Ewing & Cervero, 2010; Intergovernmental Panel on Climate Change [IPCC], 2022). The cycling and pedestrian networks influence emissions and health, offering climate and health benefits, as confirmed by the IPCC (IPCC, 2022).

In conclusion, environment, health, and mobility emerge as cross-cutting indicators, widely recognised by the literature and major international frameworks, as key elements of urban quality. However, the multidimensional and interdependent nature of these domains necessitates the use of specific aggregation tools to capture the overall aspect of urban quality. For this reason, the research employs the Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA), which not only allows for the integration of these indicators into a coherent framework but also enables the representation of their territorial distribution at intra-urban scale, providing a detailed picture of spatial inequalities within the Metropolitan City of Florence, as illustrated in the subsequent Section 4.

2.3 The Spatial Multi-Criteria Decision Analysis

The multicriteria analysis, or multi-criteria decision analysis (MCDA), represents a valuable methodological tool developed as early as the 1960s to support complex decision-making processes (Belton & Stewart, 2002). Spatial decision problems involve a high number of alternatives and criteria, sometimes conflicting and incommensurable (Malczewski, 2006). Further complicating these processes is the presence of multiple decision-makers, stakeholders (interested parties), each with their own value systems and preferences regarding the relative importance of the various criteria involved (Keeney, 1992). The territory represents one of the most complex systems in which to operate: it can be defined as the set of complex socio-ecological systems (SES) in which many human and natural processes interact (Bastian, 2001; Naveh, 2000; Wu, 2006), shaped by a social history (Antrop, 2000; Pedroli et al., 2008), which fosters perceptions, values, or expectations that differ spatially and among individuals. Due to these characteristics, spatial multicriteria analysis (SMCDA) proves particularly suitable as a decision support tool, thanks to its capacity to integrate heterogeneous data and diverse perspectives in a structured and transparent manner (Caprioli & Bottero, 2021). It is estimated that 80% of the data underpinning decision-making activities are of a geographical nature, highlighting the need for and potential of an integrated-systemic approach that can overcome weaknesses and strategically leverage the synergy resulting from the integration of GIS systems and multicriteria analysis techniques. A spatial multicriteria analysis model can be defined as a procedure aimed at identifying and comparing solutions to a semi-structured spatial decision problem, based on a combination of factors that can be, at least partially, represented by maps (Malczewski, 2006). On one hand, Multi-Criteria Decision Analysis (MCDA) is the ideal tool for managing the entire range of aspects, both quantitative and qualitative, involved in transformation (Cinelli et al., 2014); on the other hand, GIS is a powerful tool that collects, stores, retrieves, transforms, and visualises spatial data (Burrough & McDonnell, 1998). Moreover, it allows for spatial analyses, providing an integrated understanding of the territory and explicitly considering the spatial dimension of the decision problem (Malczewski, 2006; Malczewski & Rinner, 2015). The resulting maps enable decision-makers to explore possible alternatives and select the most coherent with the set objectives (Oppio et al., 2021). SMCDA finds applications in various sectors, including territorial planning, environmental management, risk analysis, and infrastructure localisation, offering a transparent and repeatable approach (Aliyu & Ahmad Nazri, 2015). There is currently a well-established body of literature on SMCDA models, including an interesting study developed by

Malczewski (2006) concerning scientific production from 1990 to 2004, which demonstrates that such applications constitute a heterogeneous set both in terms of the types of problems addressed and the methodologies and approaches employed (Ferretti, 2016).

The techniques of SMCDA are numerous and differ in terms of data input methods, representation, data combination, alternative selection, and presentation of results (Linkov & Steevens, 2005; Ananda & Herath, 2009; Greene et al., 2011; Huang et al., 2011; Afshari et al., 2010), while sharing a common approach in data organisation and the construction of the decision matrix (Velasquez & Hester, 2013). The methodologies for data aggregation, however, vary: some techniques classify options, others identify a single optimal alternative, and still others provide an incomplete ranking and distinguish between acceptable and unacceptable alternatives (Linkov & Steevens, 2005).

2.3.1 Framework of SMCDA

The flow of activities within the SMCDA framework is organised into multiple integrated phases, each of which plays a fundamental role in ensuring a robust, participatory, and reproducible spatial assessment (Malczewski, 1999; Carver, 1991; Cinelli et al., 2014; Oppio et al., 2021). These are (Fig. 1): i) Intelligence phase; ii) Design phase; iii) Choice phase (Sharifi & Rodriguez, 2002).

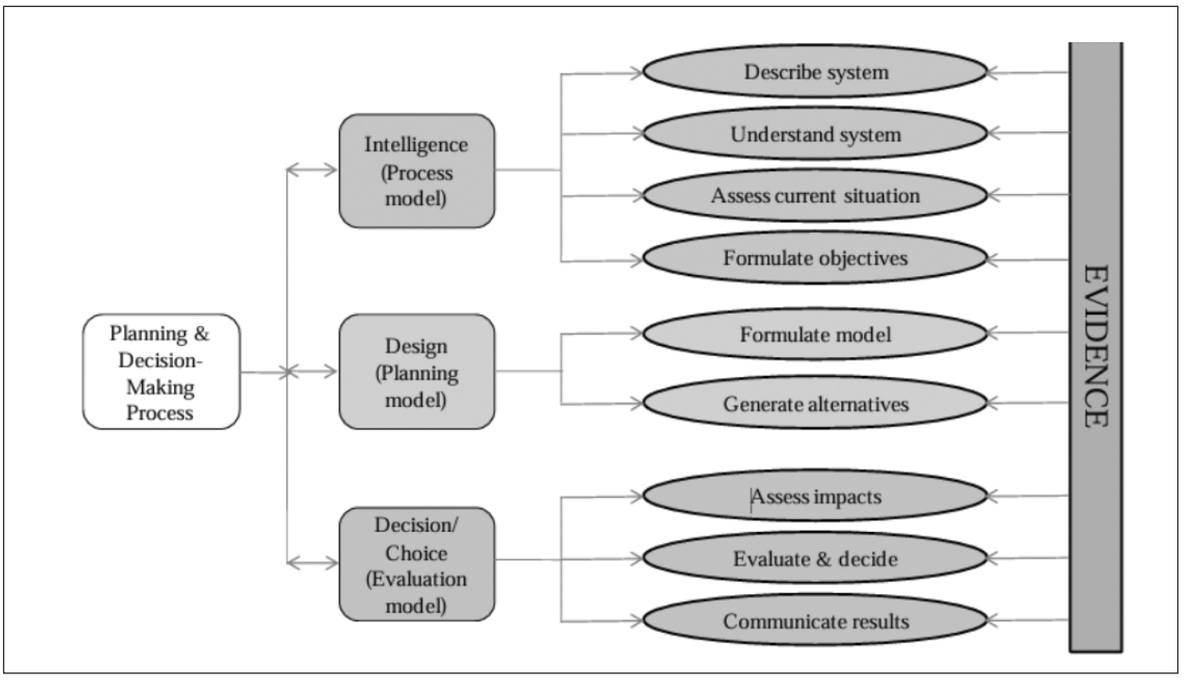


Figure 1. The decision-making process in support of planning.

The first phase (Intelligence Phase) constitutes the theoretical and methodological foundations of the entire evaluation process. The initial step involves defining the decision objective and, consequently, the evaluation problem, which is an essential basis upon which the entire analysis is built. The objective must be clear and situated within a well-defined spatial and temporal system (Malczewski & Rinner, 2015). Once the evaluation objective is clarified, the method involves identifying relevant criteria and sub-criteria, selected through a systematic review of the available scientific literature, consultation with experts, and engagement with stakeholders/interested parties (Malczewski & Rinner, 2015). As indicated by the European Union, criteria are developed within five main categories: environmental, social, financial, legal/procedural, and technical, and for the purpose of defining a coherent SMCDA, they are translated into spatial data. The collection of spatial information is carried out using various techniques, such as field surveys, searching online geographic databases, aerial photography, or remote sensing. Finally, the collected information is

processed through normalisation, interpolation, or the creation of thematic layers, along with an initial spatial analysis that includes techniques such as overlay, proximity analysis, and spatial suitability models (Carver, 1991; Malczewski, 1999).

The second phase, known as the design or planning phase (Design Phase), aims to convert the collected data into an operational spatial decision support model. In this phase, the processes of standardisation and weighting of the various criteria play a fundamental role: they are essential for comparing information, sometimes heterogeneous, and assigning it a relative importance. Among the most widely used methods in the literature are Min–Max Scaling, Z-Score standardisation, fuzzy membership functions, and percentile rankings, which are extensively employed to make heterogeneous criteria comparable before the subsequent choice phase (Malczewski, 1999; Malczewski & Rinner, 2015).

The third phase, or choice phase, is dedicated to the aggregation of data processed in the previous phase to obtain a conclusive evaluative summary. During this phase, various methods of spatial combination can be applied, whether compensatory (linear or non-linear) or non-compensatory, capable of aggregating weighted thematic layers and generating final synthetic maps that illustrate areas of suitability and/or priority for decision-making (Eastman et al., 1995; Malczewski, 1999). The main objective is to clearly identify the most promising or advantageous spatial alternatives, based on the previously defined decision framework. Finally, the robustness and reliability of the results are tested. To this end, it may also be useful to conduct a sensitivity analysis, examining how variations in the assigned weights or data influence the final outcome (Ascough et al., 2008; Malczewski, 1999; Schuwirth et al., 2012). Additional checks may include consultations with stakeholders or direct comparisons with field data, allowing for adjustments and refinement of the final assessment before its practical application in territorial strategies or policies.

2.4 The methodological approaches: compensatory methods

The methodological approaches used in SMCDA can be of various types, in particular, the following are identified: i) non-compensatory approaches; ii) compensatory approaches; iii) outranking methods; iv) mathematical programming; v) heuristic approach (Cinelli et al., 2014; Afshari et al., 2010). In the specific case of this study, compensatory methods appear to be the most suitable; they are indeed often employed in assessments of differentiated levels of territorial well-being (Belton & Stewart, 2002; Malczewski, 1999; Oppio et al., 2021; Cinelli et al., 2014). Compensatory methods allow for flexible management of differences between evaluation criteria, admitting that a negative result related to one criterion can be balanced or compensated by a positive result in another (Belton & Stewart, 2002). This characteristic makes these methods particularly suitable for the complexity of spatial and territorial problems, where it is often necessary to mediate between conflicting aspects (Aliyu & Ahmad Nazri, 2015).

These methods involve assigning weights to the different criteria, reflecting their relative importance according to the perspective of the stakeholders/decision-makers involved (Saaty, 1980). Spatial compensatory aggregation techniques are categorised into: i) linear additive methods; ii) non-linear aggregative methods. A brief presentation of each is provided below.

2.4.1 Linear compensatory methods

The linear compensatory methods represent the most used approach in SMCDA, as they allow for the aggregation of heterogeneous criteria and their implementation within a GIS environment (Malczewski, 1999; Malczewski & Rinner, 2015). In these models, the decision maker/stakeholder assigns weights of relative importance directly to each level of the attribute map, and finally, the total score for each alternative is obtained by multiplying the importance weight assigned to each attribute by the scalar value assigned to that attribute for the alternative, and then summing the products of all attributes (Eq. 1).

$$S = \sum w_i x_i \tag{1}$$

where:

- S: overall score
- w_i: weight assigned to the criterion
- x_i: normalized value of the criterion.

Within this methodological family, various tools are included, among which we can list: i) the Weighted Linear Combination (WLC); ii) the Simple Additive Weighting (SAW); iii) the Weighted Sum Model (WSM). The three tools, while sharing the same mathematical logic, differ mainly in their application context: for example, in a GIS environment, the most suitable evaluation is the WLC, which was specifically developed as an adaptation of the two models for georeferenced cartographic studies (Malczewski, 2000; Drobne & Lisec, 2009; Belton & Stewart, 2002).

2.4.2 Non-linear aggregative compensatory methods

The non-linear compensatory methods introduce a mechanism capable of representing the behaviours under investigation in a more realistic manner. Threshold effects, marginal utilities, and degrees of risk/optimism of the decision-maker/stakeholder are incorporated (Yager, 1988; Malczewski & Rinner, 2015). The mathematical formulation can be expressed through the following equation (Eq. 2):

$$S = f\ (w_i, x_i) \tag{2}$$

in detail:

- S: overall score
- f: function (non-linear), e.g. threshold effects
- w_i: weight assigned to the criterion
- x_i: normalized value of the criterion.

These techniques are particularly useful in the study of territorial and environmental issues, often complex and difficult to represent. The most commonly used are: i) the Ordered Weighted Averaging (OWA), which combines criterion weights and ordering weights to modulate compensability and generate alternative decision scenarios (Yager, 1988; Boroushaki & Malczewski, 2008); ii) Multi-Attribute Utility Theory (MAUT), which transforms criteria into non-linear utility functions before aggregation, allowing for the modelling of thresholds and penalties (Belton & Stewart, 2002); iii) fuzzy-based approaches (e.g., fuzzy membership and fuzzy overlay), which explicitly handle uncertainty and graduality in spatial assessment, making them suitable when the boundaries between quality classes are not clear-cut (Malczewski & Rinner, 2015).

Table 2. Compensatory methods used in SMCDA compared

Method	Technique	Formulation	Benefits	Limitations
Linear	WLC	$\boldsymbol{S = \sum w_i x_i}$	Simple and transparent	High compensability
Non-linear - aggregative	OWA	$\boldsymbol{S = \sum v_j b_j}$	Scenario analysis Decision flexibility	Interpretative complexity
	MAUT	$\boldsymbol{U = \sum w_i u_i(x_i)}$	Realistic decision-making behaviours Suitable for complex systems	Higher possibility of subjectivity Computational complexity
	FUZZY-BASED	$S = \left[\prod_i \mu_i(x_i)\right]^{1-\gamma} \cdot \left[1 - \prod_i \left(1 - \mu_i(x_i)\right)\right]^{\gamma}$	Suitable for uncertain or qualitative data Continuous representation of preferences	Parametric complexity Less immediate interpretation

In consideration of the comparison, the application of the non-linear compensatory approach within Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) appears to be particularly compelling for this investigation. The selection is motivated by the necessity to address the constraints inherent in traditional linear compensatory methods through the incorporation of thresholds that more accurately depict territorial dynamics. While mitigating these limitations, MAUT continues to facilitate a synthesis system that is straightforward, succinct, and amenable to comparison. For additional information, please refer to the experimentation section (Section 3.3), where the methodology is elaborated in detail.

2.5 The case study

The experimental phase involves the application of an SMCDA to a case study located within Italian territory. Considering its complex and articulated territorial characteristics, the choice fell on the Metropolitan City of Florence, which covers approximately 3,514 km² and includes 41 municipalities. It is configured as a polycentric system, comprising the central urban core of Florence, distinguished by its historical and artistic heritage, and a set of smaller centres (Empoli, Scandicci, Sesto Fiorentino, Campi Bisenzio, Bagno a Ripoli) that perform residential, productive, and tertiary functions in a complementary manner. Geographically, the metropolitan area is bounded to the north by the Apennines and to the south by the Chianti hills and is crossed by the Arno system and the main regional mobility routes. This territorial configuration results in significant heterogeneity in accessibility conditions, service provision, environmental quality, and social cohesion—elements that make the case particularly suitable for the application of a spatial assessment methodology of urban quality.

In recent years, the Metropolitan City of Florence has been the protagonist of numerous processes of urban and infrastructural transformation (PUMS, PTM, Strategic Plan 2030). However, despite efforts, significant territorial inequalities persist between the central areas, characterised by high accessibility and concentration of services, and the peripheral and hilly areas. In this context, the aim of this study is to serve as a knowledge tool to identify spatial patterns of well-being, pinpoint critical issues, and support policies for urban and territorial renewal. Furthermore, the application of SMCDA to the Metropolitan City of Florence is considered ideal due to the availability of high-quality open territorial data (Geoscopio, PTM, OpenStreetMap, ISTAT, OMI).

The research then focuses on the construction of 250 × 250 m territorial grid, on the processing and normalisation of the data, and on the application of the MAUT methodology, aimed at providing a synthetic spatial representation of urban quality and its structural components.

3. Operational methodological framework

The methodological process adopted is based on the principles of Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA), which allows the integration, within a geographical environment, of quantitative, spatial, and evaluative information, to support complex decisions related to urban quality (Malczewski, 2006; Jankowski & Nyerges, 2001). In line with the classical approach proposed by Simon H.A. (1977), the process has been structured into four operational phases — Intelligence, Design, Choice, Output — integrated into a continuous analytical flow and entirely developed within a GIS environment. The following section addresses the first three phases; the final output phase will be discussed in Section 4, dedicated to the research results.

3.1 Phase I: Intelligence - definition of criteria and sub-criteria

The objectives of the first phase are: i) definition of the decision problem; ii) construction of the informational dataset and selection of the criteria/sub-criteria to include in the model. The selection of criteria was based on the study of some of the main international frameworks related to the theme of well-being and quality of life, presented in Section 2.2. Through these sources, it

was possible to define an initial taxonomy consisting of 13 criteria and 129 sub-criteria, which comprehensively represent the subject under examination. However, in order to apply the SMCDA method, it was necessary to reduce the multitude of criteria/sub-criteria to a number of 11 criteria and 38 sub-criteria, based on several aspects, namely: i) availability, short-term data update, and method replicability; ii) the presence of sufficiently homogeneous territorial coverage across the entire study area; iii) the possibility of spatial representation and normalisation of indicators within a GIS environment; iv) reduction of informational redundancies resulting from the presence of indicators referring to similar or strongly correlated phenomena.

Furthermore, the literature relating to SMCDA states that an excessively high number of criteria can compromise the readability of the model, increase informational redundancy and overlapping effects (Mardani et al., 2015; Malczewski & Rinner, 2015). A set of 129 sub-criteria would therefore be considered difficult to manage operationally and interpretatively, risking the creation of a model unable to communicate the results clearly. Below is the summary table (Tab. 3):

Table 3. Set of criteria and sub-criteria for urban quality

Criterion	Sub-criterion	Operational indicator	Source
Safety	1.1 hydrogeological constraint	% surface / cell	PTM
	1.2 flood risk	PAI Classes	PAI/PTM
Market	2.1 unemployment	% unemployed	ISTAT
	2.2 salary	€ / inhabitant	PTM
	2.3 housing cost	€/m²	OMI
Healthcare	3.1 health and chronicity	Synthetic index	PTM
	3.2 hospitals	no. hospitals	PTM
	3.3 accredited hospitals	no. accredited hospitals	PTM
	3.4 rehabilitation facilities	no. rehabilitative structures	PTM
	3.5 elderly care facilities	no. accessible structures	PTM
Environment	4.1 recycling rate	% separate waste collection	PTM
	4.2 air quality	µg/m³	PTM
	4.3 air pollution	Synthetic index	PTM
	4.4 equipped green areas	m² per inhabitant	PTM
	4.5 unequipped green areas (green corridors)	% surface/cell	PIT/Natura 2000 Protected areas
	4.6 roads with high noise pollution	m/cell	PTM
Culture	5.1 equality	Synthetic index	PTM
	5.2 social inclusion	Synthetic index	PTM
Services	6.1 sports activities	no. of sports facilities	PTM
	6.2 cultural activities	Activity No./Cell	PTM
	6.3 leisure activities	Activity No./Cell	PTM
	6.4 pharmacies	no. pharmacies	OpenStreetMap
	6.5 post offices	no. offices	Geoscopio

Follow Table 3. Set of criteria and sub-criteria for urban quality

Criterion	Sub-criterion	Operational indicator	Source
Education	7.1 kindergartens	no. schools	Geoscopio
	7.2 primary schools	no. schools	Geoscopio
	7.3 lower secondary schools	no. schools	Geoscopio
	7.4 upper secondary schools	no. schools	Geoscopio
	7.5 universities	no. of locations	Geoscopio
Tourism	8.1 tourist pressure	synthetic index	PTM
Communication and technology	9.1 digital network presence	% coverage	PTM
	9.2 internet line speed	Mbps	PTM/MISE
Infrastructure	10.1 sewerage system	km/cell	PTM
	10.2 aqueduct network	km/cell	PTM
	10.3 cycle roads	km/cell	PTM
	10.4 public transport by road	no. stops every 500 m	PUMS
	10.5 airport	Distance/time access	Geoscopio
	10.6 train stations	no. of stations	PTM
Architecture	11.1 state of conservation of residential buildings	Quality index	PTM

These represent objective and observable dimensions, obtained from official sources and open data provided by the municipalities of the metropolitan city. Subsequently, to construct a representative weight matrix, interviews were conducted with a significant number of residents through a structured questionnaire, in which preferences regarding the importance of various aspects of urban quality are expressed. The collected data were weighted using a hybrid approach that combines informational entropy, useful for valuing the intrinsic variability of the data, with the weighted average of the evaluations from the questionnaires, allowing the construction of a weight matrix that is representative of local perspectives.

3.1.1 Construction of the weight matrix: hybrid entropy-preferences approach

The assignment of weights to criteria and sub-criteria represents the central phase within the context of Spatial Multi-Criteria Decision Analysis, as it directly influences the construction of the final composite index and the representation of territorial priorities (Malczewski, 1999; Belton & Stewart, 2002).

Following the development of surveys administered to a significant number of residents of the Metropolitan City of Florence, in which they were asked to assign an importance score to the various criteria and sub-criteria of urban quality using a Likert scale, their processing was carried out through two complementary components:

- the average of the preferences expressed by the interviewees
- the informational entropy of the responses.

The first component allows for the measurement of the average level of importance attributed

to each criterion, reflecting the collective perception of the elements considered most influential on urban quality. The second, based on Shannon's (1948) informational entropy, was used to assess the degree of dispersion or convergence of the responses provided by the interviewees. In particular, a high entropy indicates greater heterogeneity of expressed preferences, while lower values suggest a higher interpretative convergence among the individuals involved. This approach enables the integration of not only the simple average of preferences but also the level of internal consensus/disagreement within the sample. The methodological process was structured in the following phases:

- Collection of preferences expressed through a questionnaire;
- Construction of the probability distributions associated with the different responses;
- Calculation of the informational entropy for each criterion;
- Integration between the average preference value and the entropy (es. $w_j = \alpha \cdot m_j + (1-\alpha) \cdot (1-E_j)$ of the distributions.

In the field of territorial and environmental assessment, this aspect assumes particular importance, as urban quality is characterised as a multidimensional and socially perceived phenomenon, marked by the coexistence of objective and subjective components. In this context, informational entropy allows for the interpretation of the degree of stability of collective preferences, helping to strengthen the robustness of the weighting system and the transparency of the evaluation process.

The weights thus obtained were subsequently used in the MAUT aggregation phase described in Section 3.3.

The results obtained and presented through the classification in Fig. 2 allow us to perceive with strong evidence that the criteria related to infrastructure (transport, schools), healthcare (hospitals, care facilities), the provision of digital infrastructure, green spaces (equipped green areas, attention to recycling, pollution), and socio-economic factors (employment) represent the elements on which the greatest focus is placed and which are therefore considered important for achieving urban quality. Conversely, the presence of tourism (a factor considered negative by those living in a city, partly due to the increase in the cost of living), and postal services (which are now outdated with the development of digital technology), are the elements with the least weight concerning the topic.

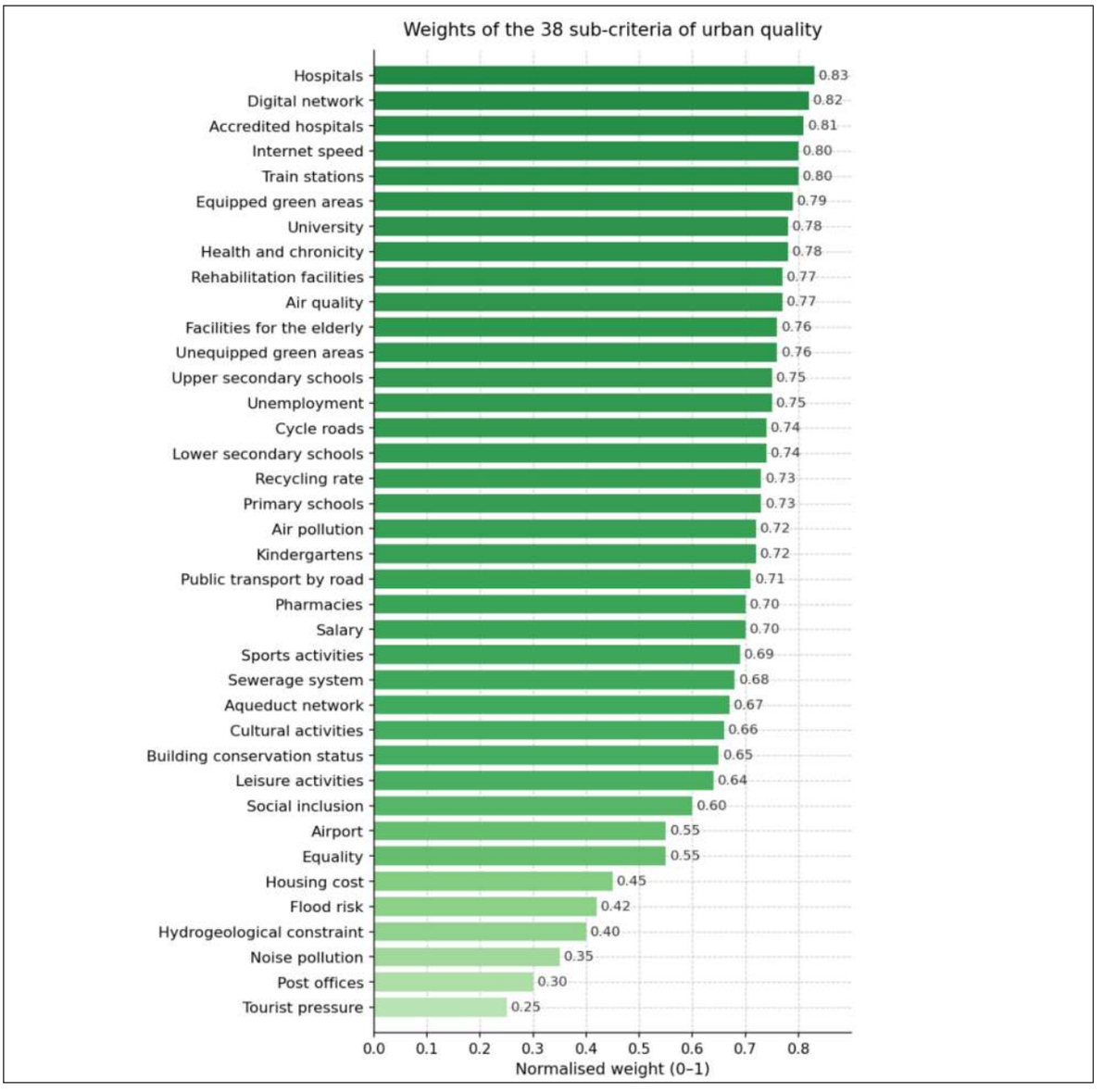


Figure 2. Ranking of the weights of the various sub-criteria of urban quality.

3.2 Phase II: Design - normalisation and data preparation

The second planned phase of the process involves the preparation, structuring, and normalisation of the data to be used within the SMCDA models. The use of geographic information systems is essential in translating the data into comparable spatial layers, to enable an integrated analysis of urban quality within the metropolitan area (Malczewski & Rinner, 2015). To make the approach comparable and replicable in further experiments, the entire territory of the Metropolitan City of Florence has been discretised into a regular grid (fishnet) with homogeneous territorial units measuring 250 × 250 m. The adoption of a grid of this size allows for:

- Treating the different thematic domains (criteria) considered in a uniform manner.
- Overcoming the limits related to the different dimensions of administrative units (MAUP effect; Fotheringham & Wong, 1991).
- Defining micro-territorial areas, comparable according to objective criteria.

Such subdivision defines 57,366 elementary spatial units, each identified within the software by a unique code (row number), which will form the geometric reference basis for the entire analytical workflow. Attributes related to the municipality of belonging and the OMI zone are linked to each cell through spatial join operations. The indicators have been processed according to their geometric nature and the type of information they represent; in particular, the following are noted:

- Administrative area data (e.g., municipal socio-economic indicators, air quality), integrated through spatial join and subsequent rasterization on a vector basis, normalizing the values based on the cell size.
- Point data (such as hospitals, schools, pharmacies, etc.) are analyzed using buffer zones with varying accessibility thresholds (1 km, 3 km, 5 km, 10 km, 15 km, depending on the service type). Each cell is then assigned a proximity value based on its accessibility.
- Linear data (bike network, sewer network, public transport on by road, roads with noise pollution), analyzed through line density and length normalization at the cell level, to provide comparable indicators.
- Environmental areal data (hydrogeological constraints, hydraulic risk, equipped and non-equipped green areas), managed through *overlays and zonal statistics*, measuring the percentage of cell surface belonging to each category.

Since the criteria considered express quantities of different natures (percentages, absolute values, distances, indices), a normalisation process is applied that allows comparison on a scale ranging from 0 (worst condition) to 1 (optimal condition), thus standardising thematic domains with heterogeneous original scales and making them integrable into the multi-criteria model. The min–max scaling method has been adopted (Eq. 3), defined as:

$$X'_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{j,min}}{X_{j,max} - X_{j,min}} \tag{3}$$

where:

- X'_{ij} is the normalized value of the indicator j for the cell i;
- $X_{j,min}$ and $X_{j,max}$ are respectively the minimum and maximum observed values of indicator j.

For indicators with a negative effect on urban quality (e.g. flood risk, noise pollution, tourist pressure), the scale is inverted. The direction of benefit for each indicator has been defined in accordance with the theoretical evidence from the literature and validated by territorial planning experts (Pacione, 2003; Marans & Stimson, 2011). At the end of the normalisation process, a single relational geodatabase is structured, in which each cell (250 × 250 m) contains:

- Administrative identifiers (municipality, OMI zone, and row number of the cell);
- Normalised values for the 38 sub-criteria;
- Weights resulting from the above-mentioned hybrid entropy–preferences approach;
- Auxiliary fields for the aggregation of weights through MAUT.

This database constitutes the input basis for the subsequent Choice phase, in which the data will be aggregated using the MAUT model, capable of synergistically combining the different dimensions of urban quality in a non-linear manner.

3.3 Phase III: Choice – aggregation through non-linear MAUT method

In the third phase of the process (choice phase), the previously normalised data are aggregated to define a synthetic urban quality index for each considered territorial unit (cell). For this purpose, the Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) is applied, a methodology structured within the

framework of MCDA, which allows the conversion of individual criteria into utility functions and their coherent aggregation according to the preferences expressed by decision-makers (Belton & Stewart, 2002; Mardani et al., 2015). In MAUT, each criterion is associated with a partial utility function U_j(x), which transforms the normalised value of the indicator x_{ij}, belonging to the interval [0,1], into a perceived well-being or utility value. This function can take different forms depending on the nature of the criterion and its contribution to urban quality, in particular:

- Linear function (Eq. 4; for criteria with a proportional effect), used for indicators with a constant effect, such as the hydrogeological constraint or postal service density.

$$U_j(x) = \mathrm{x} \tag{4}$$

- Concave function (Eq. 5; diminishing marginal utility), applied to criteria where initial improvements lead to a significant increase in quality, while subsequent increases have a lesser impact, as in the case of accessibility to green spaces or railway stations (Marans & Stimson, 2011; Carmona, 2019).

$$U_j(x) = \sqrt{x} \tag{5}$$

- Convex function (Eq. 6; threshold effect), used for indicators that produce significant effects only beyond a certain level, such as the number of kindergartens or high-frequency public transport coverage (Belton & Stewart, 2002).

$$U_j(x) = x^2 \tag{6}$$

- Logarithmic or exponential function (Eq. 7; saturation or penalisation effects), where small improvements can generate significant benefits, or conversely where low performance greatly reduces overall utility (Gehl, 2011).

$$U_j(x) = 1 - e^{-kx} \text{ or } U_j(x) = e^{-k(1-x)} \tag{7}$$

The various utility functions related to the criteria have been determined by integrating two sources of information: i) empirical evidence drawn from the scientific literature; ii) preferences emerging from interviews. Below is a summary table (Tab. 4) of the utility functions associated with each of the 38 indicators analysed:

Table 4. Utility functions

Criterion	Indicator	Direction	Function	Form
Security	Hydrogeological constraint	↓	$U(x) = 1 - x$	Linear decreasing
	Flood risk	↓	$U(x) = 1 - x$	Decreasing
Market	Unemployment	↓	$U(x) = 1 - x$	Decreasing
	Salary	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
	Housing cost	↓	$U(x) = 1 - x^2$	Non-linear decreasing
Healthcare	Health and chronicity	↑	$U(x) = x^{1.2}$	Convex
	Hospitals	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convex
	Accredited hospitals	↑	$U(x) = 1 - e^{-1.5x}$	Concave
	Rehabilitation facilities	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
	Facilities for the elderly	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave

Follow Table 4. Utility functions

Criteria	Indicator	Direction	Function	Form
Environment	Recycling rate	↑	$U(x) = 1 - e^{-3x}$	Concave
	Air quality ($PM10/NO_2$)	↓	$U(x) = 1 - x$	Decreasing
	Air pollution	↓	$U(x) = 1 - x$	Decreasing
	Equipped green areas	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
	Unequipped green areas (green corridors)	↑	$U(x) = 1 - e^{-3x}$	Concave
	Roads with noise pollution	↓	$U(x) = 1 - x$	Decreasing
Culture	Equality	↑	$U(x) = x$	Linear
	Social inclusion	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
Services	Sports activities	↑	$U(x) = 1 - e^{-1.5x}$	Concave
	Cultural activities	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
	Leisure activities	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
	Pharmacies	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convex
	Post offices	↑	$U(x) = x$	Linear
Education	Kindergartens	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convex
	Primary schools	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convex
	Lower secondary schools	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convex
	Upper secondary schools	↑	$U(x) = x^{1.3}$	Convex
	University	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
Tourism	Tourist pressure	↓	$U(x) = 1 - x$	Decreasing
Communication and technology	Digital network presence	↑	$U(x) = x$	Linear
	Internet line speed	↑	$U(x) = e^{-2x}$	Concave
Infrastructure	Sewerage system	↑	$U(x) = x$	Linear
	Aqueduct network	↑	$U(x) = x$	Linear
	Cycle Roads	↑	$U(x) = x^{1.2}$	Convex
	Public transport by road	↑	$U(x) = e^{-2x}$	Convex
	Airport (5–45 km)	↓	$U(x) = 1 - x^{0.5 = 1 - \sqrt{x}}$	Non-linear decreasing
	Train stations	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave
Architecture	Building conservation status	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concave

The overall urban quality value U_i for each cell i was then calculated through the weighted aggregation of the partial utilities (Eq. 8):

$$U_i = \sum_{\cdot}^{n} w_j \, U_j(x_{ij}) \tag{8}$$

where w_j the weight of sub-criterion j (weights refer to the 38 sub-criteria), determined through the hybrid entropy-preferences approach, as described previously. To control the effects of

compensation and to model the interdependencies between criteria, a multiplicative form was also tested (Eq. 9):

$$U_i = \prod_{j=1}^{n} [U_j(x_{ij})]^{w_j} \tag{9}$$

so that a low value in a fundamental criterion (e.g., access to healthcare services or presence of green areas) significantly reduces the overall utility, even when there are high performances in other areas (Dyer & Sarin, 1979). In a GIS environment (QGIS 3.38), utility functions were implemented directly in the attribute table of the 250 × 250 m grid using the Field Calculator, and subsequently aggregated into a single overall utility column, U_{tot}, normalised on a scale of 0–1. This approach allows overcoming the limitations of linear and fully compensatory models (such as the Weighted Sum Model), by introducing non-linear and partially non-compensatory behaviours that are consistent with the complexity of urban systems. The use of utility functions indeed enables the introduction of different behaviours for each criterion, providing a more realistic representation of territorial issues. The next phase (Output), discussed in the following section, presents the cartographic results of the developed spatial multi-criteria analysis, including both thematic maps for each criterion and a final summary map of the aggregated urban quality index.

4. Results

At the conclusion of the operational framework, the cartographic restitution of the results related to the urban quality of the Metropolitan City of Florence takes place. Below, some synthetic maps are proposed, which are among the most significant in terms of residential well-being, with the aim of highlighting how each sub-criterion contributes to the overall definition of the objective quality of the territory. The entire analysis is then summarised through a synthetic mapping of the results, useful for creating a ranking of territories with the best/worst urban quality.

To make the results obtained more intuitive, in the mappings the normalised scores [0,1] are represented graphically using a colour scale, where more intense shades indicate high performance, while less intense shades, conversely, indicate lower performance. The criterion related to security (Fig. 3) clearly highlights a distinction between areas of greater hydrogeological and hydraulic vulnerability, mainly located along the watercourses of the lower Valdarno and the Florence plain, and the hilly and mountainous areas where the flood risk is virtually nil. The spatial distribution reflects the morphology of the territory and confirms the need for targeted policies to mitigate risk in the urban centres of the valley floors.

The real estate market theme (Fig. 3) shows a concentration of the highest values in the municipalities of the north-eastern area as well as some central parts of the city centre, where housing demand is higher. Peripheral and rural areas, on the other hand, display significantly lower values, consistent with the reduced availability of services (marginal price). Regarding the health criterion, it is possible to observe that the main hospital centres are mainly concentrated in larger urban areas. This could create potential critical issues in the peripheral areas of the metropolitan territory, characterised by lower accessibility to hospital facilities. This territorial distribution also affects aspects related to individuals' health: higher performance levels are recorded in the municipalities of Florence, Empoli, Scandicci, and Bagno a Ripoli, where the concentration of healthcare and rehabilitation facilities is greater. The environmental criterion reveals a strong internal polarisation within the metropolitan territory, particularly as the recycling rate (sub-criterion 4.1) shows better results in the municipalities located in the south-western part of the metropolitan area where waste management policies are more established compared to the central municipalities.

The green corridors, on the other hand (sub-criterion 4.5), are more prevalent in the northern and eastern parts of the territory, corresponding to the hilly system and the Natura 2000 sites, while the central urban area appears more fragmented. The criteria related to services and education clearly outline the hierarchical structure of the metropolitan area: services are mostly concentrated in the central hubs, while the education network is more widespread, in line with the proximity

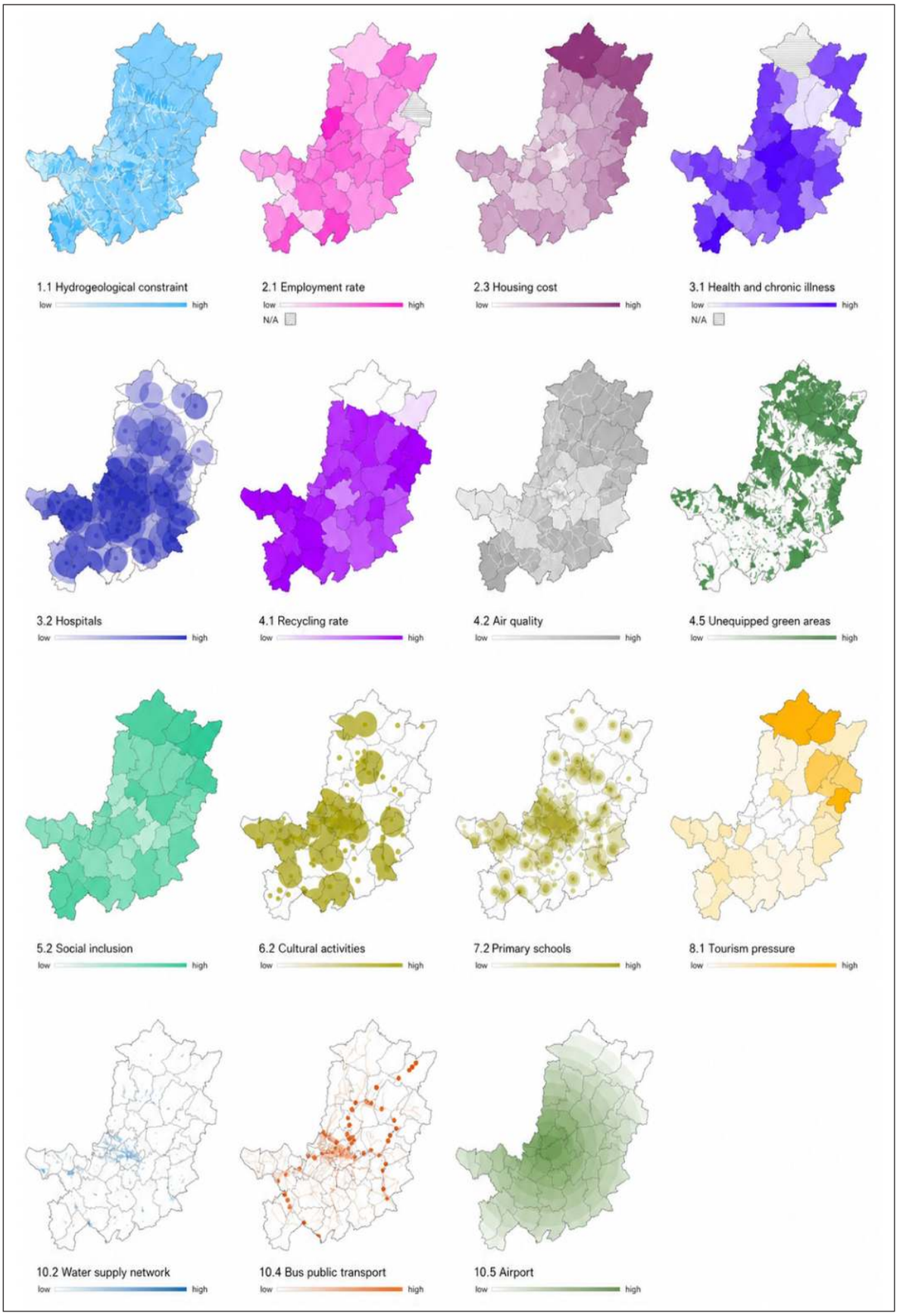


Figure 3. Mapping of the various most representative criteria/sub-criteria at the territorial level.

requirements of school services. Tourist pressure seems concentrated in specific territorial areas, coinciding with the art and historic cities present in the territory. However, this phenomenon can lead to a relative increase in housing costs, greater congestion related to the use of public services, and sometimes more significant environmental impacts. Finally, the indicators related to communication and infrastructure show a radial and polycentric configuration, with the highest performances concentrated in the urban core and main infrastructural corridors. The peripheral areas, on the other hand, show a lower level of accessibility both physically and digitally. This situation helps to clarify the gap between the "urban core" of Florence and the "diffuse periphery" of the metropolitan territory, highlighting the importance of integrated strategies to rebalance the distribution of opportunities.

In conclusion, the summary mapping (Fig. 4) is presented, in which all criteria are aggregated using the MAUT method. The spatial distribution of scores highlights a strong concentration of the highest values in the central areas of the metropolitan system, corresponding to Florence and the immediately surrounding municipalities such as Sesto Fiorentino, Scandicci, Bagno a Ripoli, and Campi Bisenzio. In these contexts, a positive synergy is observed between multiple dimensions of urban quality: high accessibility to healthcare and educational services, density of the infrastructure network and public transport, widespread digital connectivity, and good provision of equipped green areas. Intermediate values are recorded along the corridor of the lower and middle Valdarno: these territories show a decent urban quality, linked to the presence of local-level services and a

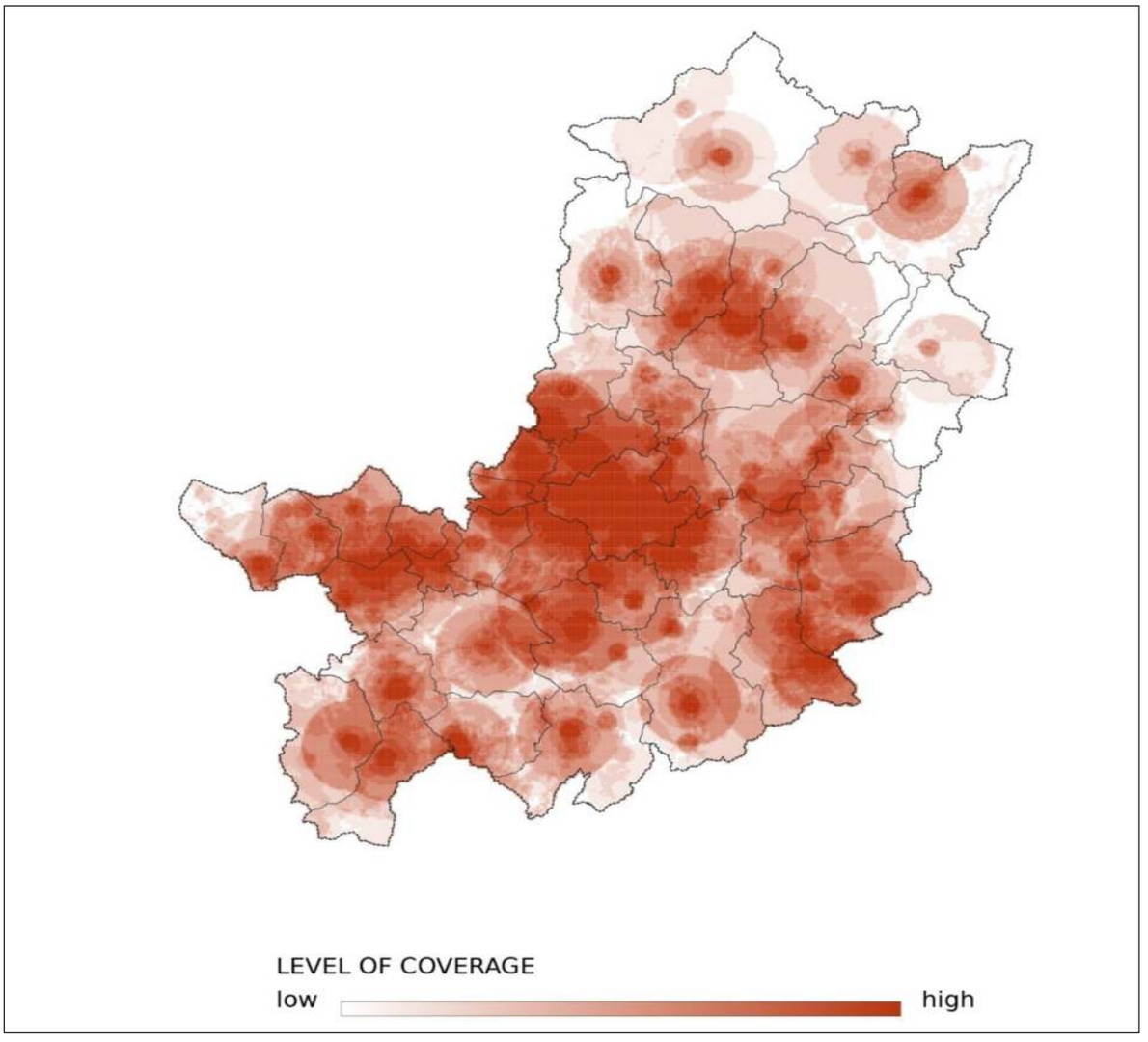


Figure 4. Urban quality of the Metropolitan City of Florence.

consolidated infrastructure network, but they suffer from a lesser balance between accessibility and environmental amenities. Areas of low urban quality are mainly located in the mountainous and hilly sectors of Mugello, Chianti, and the upper Valdarno, where distance from service hubs and difficulties in accessing mobility and communication networks limit territorial well-being opportunities. However, these areas display good environmental performance and strong landscape value, elements that – if properly enhanced – can serve as strategic levers for policies of rebalancing and regeneration. Overall, the final map (Fig. 4) shows how metropolitan urban quality is organised according to a radial and polycentric model, where proximity to Florence (the metropolitan capital) and main infrastructural axes is the key factor in achieving high levels of liveability. The concise cartographic representation thus allows for a clear identification of high urban quality areas and territorial criticalities, laying the groundwork for future integrated assessments that also consider subjective components of well-being.

5. Discussion

The results obtained from the application of Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA) clearly show how the urban quality of the Metropolitan City of Florence manifests as a spatially polarised and multidimensional phenomenon, in which the various thematic domains – environmental, social, infrastructural, economic, and technological – interact in defining differentiated conditions of territorial well-being. The spatial configuration highlighted by the summary map (Fig. 4) reflects a radial and hierarchical development model, with higher values concentrated in the city centre and the first-ring municipalities, and a gradual decrease in quality as the distance from the main infrastructural and functional hubs increases. This trend confirms what is noted in the literature regarding the relationship between accessibility, amenities, and urban well-being, where the concentration of services and digital networks tends to generate accumulation processes (Marans & Stimson, 2011; Carmona, 2019). In particular, the central areas of Florence, Sesto Fiorentino, and Scandicci show a high level of integration between transport networks, access to healthcare and educational services, presence of green spaces, and digital infrastructure, outlining an urban profile consistent with the paradigm of the "accessible and connected city" (Geertman et al., 2015; Batty et al., 2012). The positive overlap of these factors highlights how urban quality emerges from the synergy between the material and immaterial dimensions of the territory, rather than from the mere presence of isolated indicators. Conversely, peripheral and rural areas, particularly the municipalities of Mugello, Chianti, and the upper Valdarno, display structural fragility due to limited accessibility to infrastructure and a reduced presence of basic public services. However, these same areas are characterised by high environmental and landscape values, representing a still partially untapped potential for territorial regeneration strategies based on the enhancement of environmental resources and the promotion of new sustainable economies (OECD, 2020; United Nations, 2015). The analysis thus suggests the need for a polycentric approach to metropolitan planning, where public policies aim to strengthen secondary centres as nodes of balance between the city and rural territory. In this perspective, digitalisation and access to communication networks play a strategic role, acting as new proximity infrastructures that can reduce spatial inequalities and encourage retention in peripheral areas (European Commission, 2018).

From a methodological perspective, the use of the MAUT model has introduced a non-fully compensatory aggregation logic, capable of translating the complexity and interdependencies among the criteria considered. The adopted approach allows overcoming the linearity of traditional models (e.g., Weighted Sum Model), by introducing a system of weights and non-linear utility functions that make the representation of territorial preferences more realistic. The main limitation lies in the heterogeneity of the available data, especially at municipal and sub-municipal levels, which in some cases has necessitated the simplification or aggregation of indicators. Furthermore, the proposed model provides an exclusively objective measure of urban quality. However, the approach is replicable and potentially integrable with perceptual data obtained from surveys, social media, or citizen science tools, opening research prospects from a data-driven and

participatory perspective (Batty et al., 2012; Goodchild, 2007). Overall, the conducted experiment confirms that urban quality is a complex, relational, and territorial concept, in which environmental sustainability, connectivity, and the provision of services are central elements for collective well-being. The adoption of GIS tools and multicriteria analysis enables translating this complexity into cartographic forms that are readable and useful for territorial governance, promoting more informed decisions oriented towards spatial equity.

6. Conclusions

This work has addressed the theme of urban quality from a multidimensional perspective, proposing a structured operational approach based on Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA) and applied to the case study of the Metropolitan City of Florence. The study arises from the need to define tools capable of supporting public policies and territorial planning through the integration of evaluation techniques and GIS. From a methodological point of view, the work introduces a model based on Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) that allows for a flexible approach to the issue and considers the non-linear effects of elements influencing urban quality. The non-linear utility functions, empirically defined through scientific literature, enable a more realistic assessment of the relationships between quality criteria and territorial well-being, overcoming the simplifications introduced by linear models such as the WSM.

The results obtained highlighted a polarised distribution of urban quality, where municipalities in the first urban ring exhibit higher levels of quality due to the strong concentration of services, infrastructure, digital connectivity, and environmental characteristics. The city of Florence, on the other hand, still shows high values but, compared to these municipalities, scores slightly lower due to significant pollution (sub-criterion 4.3), high property prices (sub-criterion 2.3), and a high tourist influx (sub-criterion 8.1), which are considered predominant in this territorial area. The hilly and mountainous areas, conversely, display low scores owing to the poor infrastructural network (sub-criteria 10.1; 10.2; 10.3; 10.4; 10.5; 10.6) and limited services (sub-criteria 6.1; 6.2; 6.3; 6.4; 6.5), but, on the other hand, they show better values related to environmental criteria compared to central contexts: this suggests possible development trajectories focused on sustainability and the enhancement of local territorial resources. Prospects include integrating the method with artificial intelligence techniques, such as machine learning algorithms, to automatically define utility functions and calibrate weights in the MAUT model, identifying non-linear relationships and synergies between indicators, thereby improving predictive capacity and reducing subjectivity. In line with European strategies for smart and data-driven cities, interactive and regularly updated dashboards on urban phenomena could be developed. The methodology can be extended towards scenarios of demographic, environmental, and economic forecasting, to build a predictive model of urban quality that estimates the impact of planning policies and territorial transformations, providing an advanced tool for metropolitan governance.

In conclusion, the study demonstrates how the integration of multi-criteria approaches with GIS techniques can make a significant contribution to the development of new urban well-being maps that can help guide planning decisions towards a more equitable distribution of resources, promoting environmental sustainability and improving the quality of life for all citizens.

Bibliography

2thinknow. (2023). *Innovation Cities Index 2022–2023: Global 500 world's most innovative cities*. https://innovation-cities.com/worlds-most-innovative-cities-2022-2023-city-rankings/26453/

Afshari A., Mojahed M. & Yusuff R.M. (2010). Simple additive weighting approach to personnel selection problem. *International Journal of Innovation, Management and Technology, 1*(5), 511–515. https://www.ijimt.org/index.php?a=show&c=index&catid=26&id=347&m=content

Aliyu M. & Ahmad Nazri M.L. (2015). A review of spatial multi-criteria analysis (SMCA) methods for sustainable land use planning (SLUP). *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology, 2*(9).

Ananda J. & Herath G. (2009). A critical review of multi-criteria decision-making methods. *Ecological*

Economics, 68(10), 2535–2548. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2009.05.010

Antrop M. (2000). Background concepts for integrated landscape analysis. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 77*(1–2), 17–28. https://doi.org/10.1016/S0167-8809(99)00089-4

Ascough J.C., Maier H.R., Ravalico J.K. & Strudley M.W. (2008). Future research challenges for uncertainty in environmental decision making. *Ecological Modelling, 219*(3–4), 383–399. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.07.015

Bastian O. (2001). Landscape ecology—Towards a unified discipline? *Landscape Ecology, 16*(8), 757–766. https://doi.org/10.1023/A:1014412915534

Batty M., Axhausen K.W., Giannotti F., Pozdnoukhov A., Bazzani A., Wachowicz M., Ouzounis G. & Portugali Y. (2012). Smart cities of the future. *The European Physical Journal Special Topics, 214*, 481–518. https://doi.org/10.1140/epjst/e2012-01703-3

Belton V. & Stewart T.J. (2002). *Multiple criteria decision analysis: An integrated approach*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-1495-4

Boroushaki S. & Malczewski J. (2008). Implementing an extension of the analytical hierarchy process using ordered weighted averaging operators with fuzzy quantifiers in ArcGIS. *Computers & Geosciences, 34*(4), 399–410. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.04.003

Burrough P.A. & McDonnell R.A. (1998). *Principles of geographical information systems*. Oxford University Press.

Caprioli C. & Bottero M. (2021). Addressing complex challenges in transformations and planning: A fuzzy spatial multicriteria analysis for identifying suitable locations for urban infrastructures. *Land Use Policy, 102*, Article 105147. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.105147

Carmona M. (2019). Principles for public space design, planning to do better. *Urban Design International, 24*(1), 47–59. https://doi.org/10.1057/s41289-018-0070-3

Carver S.J. (1991). Integrating multi-criteria evaluation with geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems, 5*(3), 321–339. https://doi.org/10.1080/02693799108927858

Cinelli M., Coles S.R. & Kirwan K. (2014). Analysis of the potentials of multi-criteria decision analysis methods to conduct sustainability assessment. *Ecological Indicators, 46*, 138–148. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.06.011

Dangermond J. & Pesaresi C. (2018). The power of GIS language. *J-READING: Journal of Research and* Didactics in Geography, 2(7), 7–12.

Diez Roux A.V. & Mair C. (2010). Neighborhoods and health. *Annals of the New York Academy of Sciences, 1186*(1), 125–145. https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2009.05333.x

Drobne S. & Lisec A. (2009). Multi-attribute decision analysis in GIS: Weighted linear combination and ordered weighted averaging. *Informatica, 33*(4), 459–474.

Du Y., Jiang H., Huang Z. & Yang H. (2023). Associations between neighborhood environment and sense of community belonging in urban China: Examining mediation effects of neighborly interactions and community satisfaction. *Frontiers in Public Health, 10*, Article 1105473. https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1105473

Dyer J.S. & Sarin R.K. (1979). Measurable multiattribute value functions. *Operations Research, 27*(4), 810–822. https://doi.org/10.1287/opre.27.4.810

Eastman J.R., Jin W., Kyem P.A.K. & Toledano J. (1995). Raster procedures for multi-criteria/multi-objective decisions. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 61*(5), 539–547.

Economist Intelligence Unit. (2024). *The Global Liveability Index 2024*. https://www.eiu.com/n/campaigns/global-liveability-index-2024/

European Commission, Directorate-General for Environment. (2018). *Indicators for sustainable cities: Science for Environment Policy in-depth report*. Publications Office of the European Union. https://doi.org/10.2779/121865

European Social Survey. (2018). *European Social Survey*. https://www.europeansocialsurvey.org/

Ewing R. & Cervero R. (2010). Travel and the built environment: A meta-analysis. *Journal of the American Planning Association, 76*(3), 265–294. https://doi.org/10.1080/01944361003766766

Ferretti V. (2016). From stakeholders analysis to cognitive mapping and Multi-Attribute Value Theory: An integrated approach for policy support. *European Journal of Operational Research,*

253(2), 524–541. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.02.054
Fotheringham A.S. & Wong D.W.S. (1991). The modifiable areal unit problem in multivariate statistical analysis. *Environment and Planning A, 23*(7), 1025–1044. https://doi.org/10.1068/a231025
Geertman S., Ferreira J. Jr., Goodspeed R. & Stillwell J. (Eds.). (2015). *Planning support systems and smart cities*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18368-8
Gehl J. (2011). *Life between buildings: Using public space* (Rev. ed.). Island Press.
Goodchild M.F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal, 69*, 211–221. https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y
Greene R., Devillers R., Luther J.E. & Eddy B.-G. (2011). GIS-based multiple-criteria decision analysis. *Geography Compass, 5*(6), 412–432. https://doi.org/10.1111/j.1749-8198.2011.00431.x
Hall P. (2014). *Cities of tomorrow: An intellectual history of urban planning and design since 1880* (4th ed.). Wiley-Blackwell.
Hu M. & Chen Y. (2018). A framework for understanding sense of place in an urban design context. *Urban Science, 2*(2), Article 34. https://doi.org/10.3390/urbansci2020034
Huang I.B., Keisler J. & Linkov I. (2011). Multi-criteria decision analysis in environmental sciences: Ten years of applications and trends. *Science of the Total Environment, 409*(19), 3578–3594. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2011.06.022
IMD. (2023). *IMD Smart City Index 2023*. IMD World Competitiveness Center & Smart City Observatory.
Intergovernmental Panel on Climate Change. (2022). *Climate change 2022: Mitigation of climate change: Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3/
Jacobs J. (1961). *The death and life of great American cities*. Random House.
Jankowski P. & Nyerges T. (2001). GIS-supported collaborative decision making. *Annals of the Association of American Geographers, 91*(1), 48–70. https://doi.org/10.1111/0004-5608.00233
Jeffres L.W., Bracken C.C., Jian G. & Casey M.F. (2009). The impact of third places on community quality of life. *Applied Research in Quality of Life, 4*(4), 333–345. https://doi.org/10.1007/s11482-009-9084-8
Keeney R.L. (1992). *Value-focused thinking: A path to creative decisionmaking*. Harvard University Press.
Khorrami Z., Ye T., Sadatmoosavi A., Mirzaee M., Davarani M. & Khanjani N. (2021). *The indicators and methods used for measuring urban liveability: A scoping review. Reviews on Environmental Health*, 36(3), 397-441. https://doi.org/10.1515/reveh-2020-0097
Krieger J. & Higgins D.L. (2002). Housing and health: Time again for public health action. *American* Journal of Public Health, 92(5), 758–768. https://doi.org/10.2105/AJPH.92.5.758
Kuzuoglu S., Ata S., Ertuna B. & Hatipoglu B. (2024). Resident well-being and perceptions of World Heritage Site management: Divide between urban and rural WHSs. *Journal of Heritage Tourism, 20*(1), 40–58. https://doi.org/10.1080/1743873X.2024.2398101
Linkov I. & Steevens J. (Eds.). (2005). *Comparative risk assessment and environmental decision making*. Springer. https://doi.org/10.1007/1-4020-2243-3
Malczewski J. (1999). *GIS and multicriteria decision analysis*. Wiley.
Malczewski J. (2000). On the use of weighted linear combination method in GIS: Common and best practice approaches. *Transactions in GIS, 4*(1), 5–22. https://doi.org/10.1111/1467-9671.00035
Malczewski J. (2006). GIS-based multicriteria decision analysis: A survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science, 20*(7), 703–726. https://doi.org/10.1080/13658810600661508
Malczewski J. & Rinner C. (2015). *Multicriteria decision analysis in geographic information science*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-74757-4
Malkoç A. (2011). Quality of life and subjective well-being in undergraduate students. *Procedia – Social and Behavioral Sciences, 15*, 2843–2847. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.04.200
Marans R.W. & Stimson R. (Eds.). (2011). *Investigating quality of urban life: Theory, methods, and empirical research*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-94-007-1742-8
Mardani A., Jusoh A., Nor K.M. D., Khalifah Z., Zakwan N. & Valipour A. (2015). Multiple criteria

decision-making techniques and their applications—A review of the literature from 2000 to 2014. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja, 28*(1), 516–571. https://doi.org/10.1080/1331677X.2015.1075139

Mehta V. (2009). Look closely and you will see, listen carefully and you will hear: Urban design and social interaction on streets. *Journal of Urban Design, 14*(1), 29–64. https://doi.org/10.1080/13574800802452658

Montgomery J. (1998). Making a city: Urbanity, vitality and urban design. *Journal of Urban Design, 3*(1), 93–116. https://doi.org/10.1080/13574809808724418

Mori Memorial Foundation. (2023). *Global Power City Index 2023*. Institute for Urban Strategies. https://mori-m-foundation.or.jp/pdf/GPCI2023_summary.pdf

Naveh Z. (2000). What is holistic landscape ecology? A conceptual introduction. *Landscape and Urban Planning, 50*(1–3), 7–26. https://doi.org/10.1016/S0169-2046(00)00077-3

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2005). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*. OECD Publishing.

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2020). *How's life in your region? Measuring regional and local well-being for policy making*. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/9870c393-en

Oldenburg R. (1999). *The great good place*. Marlowe & Company.

Oppio A., Forestiero L., Sciacchitano L. & Dell'Ovo M. (2021). How to assess urban quality: A spatial multicriteria decision analysis approach. *Valori e Valutazioni, 28*, 21–30. https://siev.org/wp-content/uploads/2021/08/03_OPPIO-et-al.pdf

Pacione M. (2003). Urban environmental quality and human wellbeing—A social geographical perspective. *Landscape and Urban Planning, 65*(1–2), 19–30. https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00234-7

Pedroli B., van Doorn A., de Blust G., Paracchini M.-L., Wascher D. & Bunce F. (Eds.). (2008). *Europe's living landscapes: Essays exploring our identity in the countryside*. KNNV Publishing. https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC44306

Pineo H., Glonti K., Rutter H., Zimmermann N., Wilkinson P. & Davies M. (2018). Urban health indicator tools of the physical environment: A systematic review. *Journal of Urban Health, 95*(5), 613–646. https://doi.org/10.1007/s11524-018-0228-8

Pinkster F.M. & Loomans D. (2025). Urban belonging as place-based affect. *Social & Cultural Geography, 26*(4), 421–438. https://doi.org/10.1080/14649365.2024.2407159

Răducan R. (2025). New integrative model of the quality of urban life: A systematic review. *Social Indicators Research, 179*, 895–921. https://doi.org/10.1007/s11205-025-03642-6

Rugel E.J., Carpiano R.M., Henderson S.B. & Brauer M. (2019). Exposure to natural space, sense of community belonging, and adverse mental health outcomes across an urban region. *Environmental Research, 171*, 365–377. https://doi.org/10.1016/j.envres.2019.01.034

Rydin Y., Bleahu A., Davies M., Dávila J.D., Friel S., De Grandis G., Groce N., Hallal P.C., Hamilton I., Howden-Chapman P., Lai K.M., Lim C.J., Martins J., Osrin D., Ridley I., Scott I., Taylor M., Wilkinson P. & Wilson J. (2012). Shaping cities for health: Complexity and the planning of urban environments in the 21st century. *The Lancet, 379*(9831), 2079–2108. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60435-8

Saaty T.L. (1980). The analytic hierarchy process. McGraw-Hill.

Sallis J.F., Cerin E., Conway T.L., Adams M.A., Frank L.D., Pratt M., Salvo D., Schipperijn J., Smith G., Cain K.L., Davey R., Kerr J., Lai P.-C., Mitáš J., Reis R., Sarmiento O.L., Schofield G., Troelsen J., Van Dyck D., . . . Owen N. (2016). Physical activity in relation to urban environments in 14 cities worldwide: A cross-sectional study. *The Lancet, 387*(10034), 2207–2217. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(15)01284-2

Sampson R.J., Morenoff J.D. & Gannon-Rowley T. (2002). Assessing "neighborhood effects": Social processes and new directions in research. *Annual Review of Sociology, 28*, 443–478. https://doi.org/10.1146/annurev.soc.28.110601.141114

Schuwirth N., Reichert P. & Lienert J. (2012). Methodological aspects of multi-criteria decision analysis: A case study on pharmaceutical removal from hospital wastewater. *European Journal*

of Operational Research, 220(2), 472–483. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.01.055
Sepe M. (2013). Urban history and cultural resources in urban regeneration: A case of creative waterfront renewal. *Planning Perspectives, 28*(4), 595–613. https://doi.org/10.1080/02665433.2013.774539
Shannon C.E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal, 27*(3), 379–423. https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
Sharifi M.A. & Rodriguez E. (2002). Design of a spatial decision support system. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis, 6*(2), 1–8.
Simon H.A. (1977). *The new science of management decision* (rev. ed.). Prentice-Hall.
Sirgy M.J., Phillips R. & Rahtz D. (Eds.). (2008). *Community quality-of-life indicators*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-4625-4
Tomlinson R. (2013). *Thinking about GIS: Geographic information system planning for managers* (5th ed.). Esri Press.
United Nations. (2015). *Transforming our world: The 2030 Agenda for Sustainable Development* (A/RES/70/1). https://sdgs.un.org/2030agenda
UN-Habitat. (2001). *Global urban indicators database*.
UN-Habitat. (2016). *World cities report 2016: Urbanization and development—Emerging futures*.
Velasquez M. & Hester P.T. (2013). An analysis of multi-criteria decision-making methods. *International Journal of Operations Research, 10*(2), 56–66.
Wener R.E. & Evans G.W. (2011). Comparing stress of car and train commuters. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 14*(2), 111–116. https://doi.org/10.1016/j.trf.2010.11.008
Westerholt R., Acedo A. & Naranjo-Zolotov M. (2022). Exploring sense of place in relation to urban facilities: Evidence from Lisbon. *Cities, 127*, Article 103750. https://doi.org/10.1016/j.cities.2022.103750
WHO/UNICEF Joint Monitoring Programme. (2017). *Progress on drinking water, sanitation and hygiene: 2017 update and SDG baselines*. World Health Organization & UNICEF.
Whyte W.H. (1980). *The social life of small urban spaces*. Project for Public Spaces.
World Bank. (2023). *World development indicators 2023*.
Wu J. (2006). Landscape ecology, cross-disciplinarity, and sustainability science. *Landscape Ecology, 21*(1), 1–4. https://doi.org/10.1007/s10980-006-7195-2
Yager R.R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 18*(1), 183–190. https://doi.org/10.1109/21.8706

[valori e valutazioni
teorie ed esperienze]

Società Italiana di Estimo e Valutazione

Comprendere la qualità dell'ambiente urbano e non urbano per il benessere umano attraverso l'analisi multicriteri spaziale. Il caso di studio della città metropolitana di Firenze

Fabrizio Battisti[1,*], Melania Perdonò[1]

[1] Dipartimento di Architettura, Università degli Studi di Firenze, Via della Mattonaia 8, 50121 Firenze, Italia; fabrizio.battisti@unifi.it; melania.perdono@unifi.it

* autore corrispondente

Parole chiave

Urban quality; Well-being dimension; Spatial Multi-Criteria Decision Analysis; governo del territorio; politiche territoriali

Abstract

La qualità urbana rappresenta oggi (2026) una delle principali chiavi interpretative del benessere e della vivibilità nelle città. Essa si configura come un concetto multidimensionale che integra fattori sociali, ambientali, economici e infrastrutturali atti a definire la qualità oggettiva dei luoghi. Il presente contributo propone un modello di valutazione spaziale dell'*urban quality*, basato su un approccio di *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis* (SMCDA) applicato al caso studio della città metropolitana di Firenze. Il modello è strutturato su 11 criteri e 38 sottocriteri derivati dai principali framework internazionali, ponderati attraverso un approccio ibrido che integra entropia informazionale e preferenze espresse da un campione locale significativo di soggetti, e prevede l'aggregazione dei dati mediante SMCDA implementata tramite il metodo Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) in ambiente GIS (QGIS 3.38). Dall'implementazione del modello scaturiscono mappature oggettive del territorio, sia per alcuni ambiti tematici, sia complessive in grado di definire la qualità con un livello di definizione del microambiente territoriale di dimensioni 250 × 250 m. Il modello si propone come uno strumento di supporto per le pubbliche amministrazioni nella definizione di strategie di pianificazione e sostenibilità territoriale.

1. Introduzione

Recentemente, numerosi cambiamenti quali la globalizzazione, la rivoluzione digitale e la transizione digitale, oltre alle ormai note emergenze climatiche, hanno interessato la società contemporanea. In particolare, la transizione digitale sta profondamente rimodellando le abitudini quotidiane degli individui, dalle pratiche lavorative all'accesso ai servizi e alle nuove forme di socialità: tutto, ormai, può essere svolto online, riducendo notevolmente gli spostamenti e consentendo di scegliere il luogo di residenza in base a diversi criteri (soggettivi, oggettivi, economici). Questo concetto, unito alla crescente consapevolezza di un'emergenza climatica ormai concretizzatasi, ha generato un interesse crescente per le tematiche del benessere e della vivibilità (European Social Survey, 2018). In questo contesto, la qualità urbana assume un ruolo fondamentale, diventando la chiave

interpretativa per comprendere dove e come si producono benessere ed equità, e per identificare gli elementi che determinano una qualità oggettiva dello spazio urbano.

L'*urban quality*, infatti, non è un tema univoco, bensì si configura come un concetto multi-dimensionale che integra più elementi: di tipo ambientale (tra cui presenza di spazi verdi accessibili, qualità dell'aria), sociale (tra cui percezioni di un luogo sicuro, ceto), economico (tra cui accessibilità alla residenza, costo della vita), infrastrutturale (tra cui efficienza dei trasporti, presenza di trasporto pubblico locale) (Pacione, 2003; Marans & Stimson, 2011). Proprio per la presenza di una molteplicità di fattori che definiscono il concetto di qualità urbana, questo argomento risulta essere oggi uno dei più discussi all'interno del dibattito scientifico internazionale. Configurandosi come una tematica trasversale a più discipline quali l'urbanistica, la sociologia, l'economia e gli studi ambientali, richiede un approccio olistico e integrato capace di coniugare indicatori oggettivi e percezioni soggettive, strumenti di analisi quantitativa e qualitativa, così da restituire una visione completa delle dinamiche urbane e supportare politiche di pianificazione più efficaci e inclusive (Pacione, 2003; Sirgy et al., 2008; Marans & Stimson, 2011; Gehl, 2011; Carmona, 2019). Questa attenzione verso il tema non si limita alla sola comunità scientifica, bensì trova sviluppo anche nelle politiche internazionali: organizzazioni come l'OCSE, l'Unione Europea e le Nazioni Unite hanno difatti definito dei programmi specifici sul tema, sviluppando talvolta strumenti che includono al loro interno degli indicatori idonei alla misurazione della qualità urbana e definendo, in modo sempre più chiaro quella dimensione di benessere oggettivo dell'individuo che si fonda su condizioni materiali e verificabili del luogo in cui si vive, confermando la centralità del tema nel panorama delle politiche pubbliche e nelle strategie di sviluppo urbano (United Nations, 2015; European Commission, 2018; OECD, 2020; World Bank, 2023).

Parallelamente, la sempre più ampia disponibilità di dati digitali e georeferenziati, nell'ottica di una maggiore trasparenza a livello nazionale, ha reso possibile osservare la città con un dettaglio maggiore rispetto a epoche passate (Batty et al., 2012; Goodchild, 2007). L'integrazione tra *open data*, banche dati statistiche e sistemi di informazione georeferenziata (GIS) consente oggi di rappresentare in modo dinamico e comparabile molte delle dimensioni che concorrono alla qualità urbana: dai flussi di mobilità, agli indicatori ambientali, dalle condizioni abitative, alla distribuzione dei servizi di prossimità (Dangermond & Pesaresi, 2018; Tomlinson, 2013). L'elaborazione di tali dati in chiave multidimensionale conduce alla *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis* (SMCDA) che si configura come un approccio valutativo che combina dati geografici e preferenze decisionali, al fine di valutare diverse alternative basate su molteplici criteri. Proprio la SMCDA permette di trasformare informazioni spaziali complesse in mappe di idoneità o classificazioni, supportando decisioni strategiche nella pianificazione del territorio e nella gestione ambientale (Malczewski, 1999; 2006).

Ciò rappresenta un elemento importantissimo nella definizione di strumenti analitici capaci di supportare i processi decisionali anche nelle politiche urbane, che di fatto sono fondati su evidenze territoriali (Malczewski, 2006). In questo senso, la digitalizzazione dei dati urbani si configura come un elemento abilitante delle nuove strategie di pianificazione e come condizione necessaria per valutare rigorosamente la qualità oggettiva dei luoghi (Jankowski & Nyerges, 2001; Geertman et al., 2015).

Il presente articolo si colloca nell'ambito di un Progetto di Rilevante Interesse Nazionale approvato dal Ministero dell'Università e della Ricerca (MUR) ed oggetto di finanziamento, dal titolo "*Housing mobility and digital transition. Evaluation tools and technologies for understanding current and future people's living needs, supporting territorial governance and regeneration processes*", che si configura come un'attività di studio ed indagine prodromica alla comprensione, tra i fenomeni demografici, della mobilità abitativa che significativamente incide sui fenomeni urbanizzativi dai quali dipendono l'uso e la tutela del suolo, la rigenerazione urbana ed anche parte delle politiche energetiche, l'accesso all'abitazione, temi di interesse del PNRR. In particolare l'articolo si propone, in prima battuta, di: i) approfondire il tema della qualità urbana e del benessere nella sua accezione multidimensionale, mettendo in luce gli elementi che definiscono la dimensione oggettiva legata al tema; ii) proporre un quadro metodologico fondato sulla SMCDA, capace di restituire graficamente i risultati della ricerca; iii) applicare tale processo al caso studio della città metropolitana di Firenze, utilizzando un set di 38 sottocriteri derivanti dai principali *framework* internazionali

(*Global Liveability Index, Global Power City Index, Innovation Cities Index e Smart City Index*) e basandosi su un reticolo territoriale di 250 × 250 m, definendo una misurazione oggettiva della qualità dei luoghi in quel preciso contesto e delineando così uno schema operativo per future applicazioni. Obiettivo del presente articolo è pertanto quello di proporre un modello di valutazione SMCDA della qualità urbana applicato al caso studio della città metropolitana di Firenze.

Di seguito, la *literature review* presentata al paragrafo 2 ricostruisce le principali evoluzioni teoriche relative al concetto di qualità urbana e analizza nel dettaglio i *framework* internazionali che hanno contribuito a consolidarne la misurazione. Sempre al par. 2 sono discusse le metodologie multicriteriali più utilizzate nell'ambito dell'analisi decisionale spaziale, con particolare riferimento all'approccio SMCDA. Il set di criteri e indicatori utilizzato nello studio (par. 3) è definito a partire dall'analisi della letteratura e dalla sistematizzazione delle esperienze internazionali, e successivamente integrato e rielaborato per adattarlo alle specificità del contesto fiorentino. L'applicazione sperimentale condotta (par. 4) ha così permesso l'elaborazione di mappe tematiche e sintetiche del benessere urbano, evidenziando la distribuzione territoriale della qualità oggettiva dei luoghi e ponendo le basi per future riflessioni sulle politiche di rigenerazione urbana e di pianificazione metropolitana. Infine, nei paragrafi 5 e 6 vengono discussi i principali risultati, i limiti metodologici legati alla disponibilità e alla disomogeneità dei dati, nonché le prospettive di miglioramento e le possibili estensioni future, in particolare con riferimento all'integrazione di indicatori soggettivi, all'utilizzo di dati di prossimità e all'applicazione del modello in altri contesti urbani.

2. *Literature review* e Metodologia

Coerentemente con l'obiettivo dello studio, in questa sezione viene condotta un'analisi preliminare del concetto di *urban quality* e degli indicatori oggettivi che la determinano. In particolare, viene proposta una rassegna delle principali evoluzioni teoriche, con attenzione agli indici e ai report internazionali di valutazione della qualità urbana, nonché agli indicatori (criteri e sottocriteri) individuati da tali strumenti come componenti del benessere urbano. Infine, si procede allo studio degli approcci multicriteriali integrati nei sistemi di informazione geografica (GIS).

2.1 La qualità urbana

Il concetto di qualità urbana rappresenta una tematica centrale nel dibattito internazionale sulle città, intrecciando riflessioni teoriche, sperimentazioni progettuali e approcci quantitativi. Si tratta di un tema complesso, costituito da un ampio insieme di fattori che spaziano dall'ambiente fisico alle relazioni sociali, dalle infrastrutture materiali ai servizi, fino agli aspetti immateriali legati alla percezione e al senso di appartenenza (Carmona, 2019; Du et al., 2023; Hu & Chen, 2018; Kuzuoglu et al., 2024; Pinkster & Loomans, 2025; Rugel et al., 2019; Westerholt et al., 2022).

Le prime riflessioni teoriche sul tema nascono in reazione alle rigidità imposte dal modernismo e dal funzionalismo degli anni '60 (Hall, 2014; Jacobs, 1961). In particolare, si inizia a mettere in discussione la nozione che considera la qualità di uno spazio urbano associata esclusivamente alla morfologia standardizzata, fondata su una zonizzazione rigida, indici di densità e standard di tipo matematico, a favore di una concezione più personale e percettiva legata all'individuo.

Contemporaneamente, le tematiche sulla complessità sociale diventano il fulcro degli studi in materia: a tal riguardo, si definiscono "luoghi di qualità" quei contesti nei quali le varie composizioni formali della città, come la continuità delle fronti attive, il mix funzionale, la presenza di aree pedonali e spazi pubblici attrezzati, generano interazioni sociali quotidiane e spontanee (Jacobs, 1961; Gehl, 2011). Rientrano tra questi spazi, ad esempio, le piazze urbane e i parchi di quartiere che, sin dalla visione storicista della città, rappresentano i nodi principali della vita comunitaria, favorendo l'incontro e la socialità spontanea (Whyte, 1980; Carmona, 2019). Anche i servizi di prossimità, come le vie dei negozi o i mercati rionali, sono stati riconosciuti come luoghi generatori di capitale sociale e di vitalità urbana, poiché facilitano relazioni informali tra residenti e visitatori (Oldenburg, 1999; Mehta, 2009). Negli ultimi tre decenni, è avvenuta la presa di coscienza della limitazione dell'espansione urbana e del crescente interesse nella riconversione delle ex aree industriali in spazi multi-

funzionali con particolare importanza da dare agli spazi dedicati alla collettività, che hanno dimostrato di poter diventare catalizzatori di nuove forme di socialità e di identità urbana (Montgomery, 1998; Sepe, 2013). Infine, i caffè, le biblioteche di comunità e gli spazi ibridi multifunzionali, come spazi laboratoriali o coworking, possono essere considerati "terzi luoghi" fondamentali per il rafforzamento del senso di appartenenza, andando oltre la dicotomia casa–lavoro (Jeffres et al., 2009). Questi casi empirici mostrano che la qualità non risiede né nella sola forma, né unicamente nell'esperienza, ma nell'interazione tra caratteristiche fisiche misurabili e pratiche sociali situate (Sampson et al., 2002).

Studi sociologici, psicologici, medici ed economici ritengono che la qualità della vita e i suoi quattro domini (salute fisica, salute psicologica, relazioni sociali e ambiente) siano predittori significativi del benessere soggettivo (Malkoç, 2011). Su questa base, negli anni Ottanta si consolida la definizione di "*Quality of Urban Life*" (QoUL), che, integrando le precedenti intuizioni, si formalizza sotto una dimensione duale: quella oggettiva, basata su indicatori materiali della città, e quella soggettiva, legata alle percezioni e alle esperienze individuali dei cittadini (Pacione, 2003; Marans & Stimson, 2011; Sirgy et al., 2008; Du et al., 2023).

Proprio la molteplicità dei fattori che intervengono nella valutazione della qualità di un luogo, ha portato molte istituzioni a livello internazionale a sviluppare *dataset* sulla qualità urbana. In particolare, i primi tentativi di misurazione della qualità urbana vedono programmi come il *Global Urban Indicators Database* di UN-Habitat (2001; 2016), *il Joint Monitoring Programme* di WHO/UNICEF (2017), i dataset della Banca Mondiale (World Bank, 2023) e i *framework* dell'OECD (2005; 2020) raccogliere dati comparabili su variabili chiave, tra cui l'accesso all'acqua potabile, i servizi igienici, le condizioni abitative e l'accessibilità ai trasporti. Seppure vi siano dei limiti riguardo la copertura territoriale, disaggregazione e frequenza di aggiornamento dei dati, che talvolta possono compromettere la robustezza e la confrontabilità degli indicatori, questa composizione informativa rappresenta una solida base per dare il via a strumenti di monitoraggio della qualità urbana, fra i quali si citano il *Global Liveability Index* (EIU), il *Global Power City Index* (Mori), *l'Innovation Cities Index* (2thinknow) e lo *Smart City Index* (IMD).

2.2 Le dimensioni del benessere

Come precedentemente discusso, il tema della qualità urbana è stato progressivamente tradotto in set di indicatori che enti internazionali hanno elaborato al fine di creare strumenti di monitoraggio della *urban quality*. Nel presente studio il processo di costruzione del sistema indicatoriale è stato sviluppato attraverso l'analisi comparativa di alcuni tra i principali sistemi internazionali di valutazione della *liveability* urbana, in particolare:

- *EIU Global Liveability Index*
- *Global Power City Index*
- *Smart City Index*
- *Innovation Cities Index*.

La forza di queste tipologie di strumenti risiede nell'integrazione di dati oggettivi, reperibili attraverso censimenti e statistiche, con indagini e questionari condotti su un numero significativo di individui di un luogo (Khorrami et al., 2021). Questi, pur presentando differenti finalità metodologiche, condividono una struttura multidimensionale fondata sull'utilizzo di criteri e indicatori relativi a:

- ambiente
- sanità
- infrastrutture
- mobilità
- servizi

- tecnologia
- accessibilità urbana
- qualità della vita.

Nel presente studio, tali sistemi sono stati utilizzati non come modelli da replicare integralmente, bensì come riferimenti metodologici per l'individuazione e la selezione dei criteri, sottocriteri e indicatori successivamente adattati al contesto territoriale della città metropolitana di Firenze.

Di seguito si riporta una tabella riepilogativa:

Tabella 1. Confronto tra i principali riferimenti internazionali

Sistema internazionale di valutazione	Criteri Principali	Caratteristiche
EIU - Global Liveability Index (2024)	Stabilità Sanità Cultura e Ambiente Istruzione Infrastrutture	Ranking su 173 città Indicatori pesati su scala 1-100 Influenza mediatica notevole.
GPCI - Global Power City Index (2023)	Economia Ricerca e sviluppo Interazione culturale Vivibilità Accessibilità Ambiente	Ranking competitivo per attrattività globale Focus su città globali.
IMD - Smart City Index (2023)	Tecnologia Mobilità Governance digitale Qualità della vita	Basato su survey + dati oggettivi Forte attenzione al digitale.
2thinknow - Innovation Cities Index (2023)	Cultura e creatività Capitale umano/ infrastrutture Mercati in rete Tecnologia Economia urbana	Forte ampiezza tematica Metodologia pubblica a livello di struttura (3 fattori - 31 segmenti), ma limitata trasparenza su pesi e fonti informative.

L'analisi comparativa dei principali framework mostra una sostanziale convergenza su alcuni indicatori fondamentali della qualità urbana. Tra questi, tre risultano particolarmente centrali: ambiente, mobilità e salute.

La dimensione ambientale è la più condivisa tra i vari studi sulla qualità urbana. Le agende internazionali, a partire dall'Agenda 21 e, successivamente, dagli Obiettivi di Sviluppo Sostenibile, hanno considerato la variabile ambientale parte integrante delle strategie di sostenibilità, spingendo verso una standardizzazione del tema. Non sorprende, dunque, che indicatori come la qualità dell'aria (PM2.5, PM10, NO_2), l'accesso agli spazi verdi e la gestione dei rifiuti siano entrati stabilmente nei set di misura della qualità urbana (UN-Habitat, 2016). Questo indicatore influenza direttamente il benessere nelle aree urbane: in particolare, la possibilità di respirare aria pulita, di usufruire di aree verdi accessibili e di vivere in contesti poco rumorosi rappresenta non solo una condizione minima di vivibilità, ma anche un segnale di equità territoriale e di governance efficace. Tuttavia, la disponibilità di dati ambientali è fortemente disomogenea tra i vari Stati, con differenze sostanziali anche tra le varie Regioni; molte città europee o nordamericane possono contare su reti capillari di monitoraggio, mentre in numerosi contesti del Sud Globale la misurazione della qualità dell'aria o la mappatura degli spazi verdi è ancora notevolmente frammentata, a causa di livelli di digitalizzazione e informazione ancora poco avanzati. Ciò genera un *bias* sistemico che tende a privilegiare i contesti dotati di infrastrutture statistiche avanzate a scapito di quelli che avrebbero più bisogno di evidenze per orientare le politiche. Inoltre, spesso si tende ad associare il concetto di ambiente alla mera dotazione di spazi verdi pro capite (m^2/ab), che tuttavia non garantisce, di per sé, un miglioramento del benessere: se questi spazi non risultano accessibili, manutenuti o sicuri, l'indi-

catore rischia infatti di non riassumere la reale qualità del luogo e, anzi, potrebbe sovrastimarla (Răducan, 2025). Sul piano operativo, alla superficie di verde pro capite si rende perciò opportuno unire indicatori come l'accessibilità pedonale di prossimità (ad esempio, quota di popolazione entro 300 metri su rete stradale da un'area verde fruibile), di continuità ecologica e di qualità manutentiva e sicurezza percepita, capaci di dare un'immagine esaustiva in relazione alla qualità ambientale del luogo. Proseguendo, un altro criterio rilevante in termini di qualità urbana è la salute. Il legame tra condizioni urbane e salute pubblica è da tempo oggetto di indagini sistematiche: la densità abitativa, la disponibilità di infrastrutture sanitarie, la qualità delle abitazioni, l'accesso a stili di vita salutari e la possibilità di praticare attività fisica sono tutte variabili che incidono direttamente sugli esiti sanitari (Rydin et al., 2012; Pineo et al., 2018; Sallis et al., 2016; Krieger & Higgins, 2002; Diez Roux & Mair, 2010). Nei report internazionali che considerano la dimensione della salute, si annoverano sottocriteri quali il tasso di mortalità per malattie respiratorie, la mortalità legata a fattori ambientali, la disponibilità di posti letto ospedalieri, il numero di medici per abitante, ma anche variabili più indirette come l'aspettativa di vita o i tassi di obesità (OECD, 2020). Gli studi hanno dimostrato che i quartieri con una maggiore presenza di spazi verdi tendono a mostrare livelli di stress più bassi e condizioni fisiche migliori nella popolazione (Pineo et al., 2018).

Il tema dei trasporti sostenibili è diventato centrale nella discussione internazionale sulla qualità urbana, in relazione all'ambiente, alla salute, alla coesione sociale, all'accessibilità e alle opportunità economiche. La presenza di servizi di trasporto pubblico, come una fermata a meno di 500 metri, è un indicatore di qualità, poiché riduce gli spostamenti, allevia lo stress (Wener & Evans, 2011) e limita l'uso dei mezzi propri, contrastando l'inquinamento (Ewing & Cervero, 2010; Intergovernmental Panel on Climate Change [IPCC], 2022). La rete ciclabile e pedonale influisce su emissioni e salute, offrendo benefici climatici e sanitari, come confermato dall'IPCC (IPCC, 2022).

In conclusione, ambiente, salute e mobilità emergono come indicatori trasversali, ampiamente riconosciuti dalla letteratura e dai principali framework internazionali, quali elementi chiave della qualità urbana. Tuttavia, la natura multidimensionale e interdipendente di questi domini rende necessario l'utilizzo di specifici strumenti di aggregazione al fine di catturare l'aspetto complessivo della qualità urbana. Per questa ragione, la ricerca si avvale della Spatial Multi-Criteria Decision Analysis (SMCDA), che consente non solo di integrare questi indicatori in un quadro coerente, ma anche di rappresentarne la distribuzione territoriale a scala intraurbana, restituendo un'immagine dettagliata delle disuguaglianze spaziali nella città metropolitana di Firenze, come illustrato al successivo par. 4.

2.3 La *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis*

L'analisi multicriteriale, o *multi-criteria decision analysis* (MCDA), rappresenta un valido strumento metodologico sviluppato già negli anni '60 per supportare processi decisionali complessi (Belton & Stewart, 2002). I problemi decisionali spaziali, in particolare, implicano un elevato numero di alternative e di criteri, talvolta contrastanti e incommensurabili (Malczewski, 2006). A complicare ulteriormente questi processi, vi è la presenza di più decisori, *stakeholder* (portatori di interesse), ciascuno con i propri sistemi di valori e preferenze riguardo l'importanza relativa dei vari criteri in gioco (Keeney, 1992). Il territorio rappresenta uno dei sistemi più complessi in cui operare: è definibile come l'insieme di sistemi socio-ecologici (SES) complessi in cui molti processi umani e naturali interagiscono tra loro (Bastian, 2001; Naveh, 2000; Wu, 2006), plasmati da una storia sociale (Antrop, 2000; Pedroli et al., 2008), che promuove percezioni, valori o aspettative che differiscono spazialmente e tra gli individui. In virtù di queste caratteristiche, l'analisi multicriteriale spaziale (SMCDA) risulta particolarmente adatta come strumento di supporto alle decisioni, grazie alla sua capacità di integrare dati eterogenei e prospettive diverse in modo strutturato e trasparente (Caprioli & Bottero, 2021). L'80% dei dati sui quali si basa l'attività decisionale è stato stimato essere di natura geografica, evidenziando dunque la necessità e la potenzialità per un approccio integrato-sistemico, che sappia superare le debolezze e sfruttare in modo strategico la sinergia derivante dall'integrazione di sistemi GIS e tecniche di analisi multicriteri. Un modello di Analisi Multicriteri spaziale può essere definito come una procedura finalizzata all'identificazione e al confronto di soluzioni a un problema deci-

sionale spaziale semi-strutturato, sulla base di una combinazione di fattori che possono essere, almeno parzialmente, rappresentati da mappe (Malczewski, 2006). Da un lato, l'Analisi Decisionale Multi-Criteriale (MCDA) rappresenta lo strumento ideale per gestire l'intera gamma di aspetti, sia quantitativi che qualitativi, coinvolti nella trasformazione (Cinelli et al., 2014), dall'altro, il GIS rappresenta uno strumento potente che raccoglie, archivia, recupera, trasforma e visualizza dati spaziali (Burrough & McDonnell, 1998). Non solo: esso consente di condurre analisi spaziali, fornendo una conoscenza integrata del territorio e tenendo esplicitamente conto della dimensione spaziale del problema decisionale (Malczewski, 2006; Malczewski & Rinner, 2015). Le mappe risultanti consentono al decisore di esplorare le possibili alternative e selezionare quella più coerente con gli obiettivi prefissati (Oppio et al., 2021). La SMCDA trova applicazione in diversi settori, tra cui la pianificazione territoriale, la gestione ambientale, l'analisi del rischio e la localizzazione di infrastrutture, offrendo un approccio trasparente e ripetibile (Aliyu & Ahmad Nazri, 2015). Esiste ad oggi una letteratura consolidata sui modelli di SMCDA ed un interessante studio sviluppato da Malczewski (2006) con riferimento alla produzione scientifica dal 1990 al 2004 che dimostra come tali applicazioni costituiscano un insieme eterogeneo sia per la tipologia dei problemi affrontati, sia per le metodologie e gli approcci impiegati (Ferretti, 2016).

Le tecniche di SMCDA sono molteplici e differiscono per modalità di imputazione, rappresentazione, combinazione dei dati, selezione delle alternative e presentazione dei risultati (Linkov & Steevens, 2005; Ananda & Herath, 2009; Greene et al., 2011; Huang et al., 2011; Afshari et al., 2010), pur condividendo un'impostazione comune nell'organizzazione dei dati e nella costruzione della matrice decisionale (Velasquez & Hester, 2013). Le metodologie per l'aggregazione dei dati, tuttavia, variano: alcune tecniche classificano le opzioni, altre identificano un'unica alternativa ottimale, altre ancora forniscono una classifica incompleta e distinguono tra alternative accettabili e inaccettabili (Linkov & Steevens, 2005).

2.3.1 Framework della SMCDA

Il flusso di attività all'interno del framework SMCDA si articola in più fasi integrate, ciascuna delle quali svolge un ruolo fondamentale nel garantire una valutazione spaziale solida, partecipata e riproducibile (Malczewski, 1999; Carver, 1991; Cinelli et al., 2014; Oppio et al., 2021). Esse sono (Fig. 1): i) Fase di *intelligence*; ii) Fase di *design*; iii) Fase di scelta (*choice*) (Sharifi & Rodriguez, 2002).

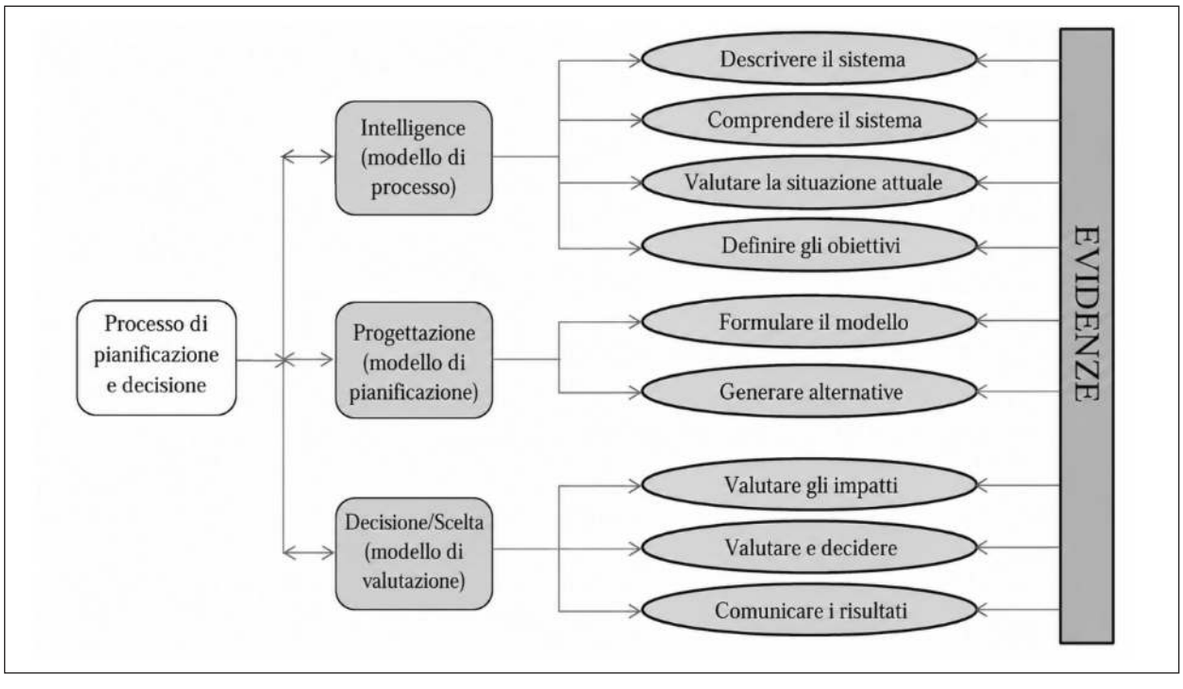


Figura 1. Il processo di *decision-making* a supporto della pianificazione.

La prima fase (Intelligence Phase) costituisce i fondamenti teorici e metodologici dell'intero processo valutativo. Il primo step prevede la definizione dell'obiettivo decisionale e, di conseguenza, del problema di valutazione, base imprescindibile sulla quale si fonda l'intera analisi. L'obiettivo deve essere chiaro e ricondotto all'interno di un sistema spaziale e temporale ben definito (Malczewski & Rinner, 2015). Chiarito l'obiettivo della valutazione, il metodo prevede l'individuazione di criteri e sottocriteri rilevanti, scelti mediante la revisione sistematica della letteratura scientifica disponibile, la consultazione di esperti e il coinvolgimento degli stakeholder/portatori di interesse (Malczewski & Rinner, 2015). Come indicato dall'Unione Europea, i criteri si sviluppano entro 5 categorie principali quali ambientale, sociale, finanziaria, legale/procedurale e tecnica, e ai fini della definizione di una SMCDA coerente, vengono tradotti in dati di tipo spaziale. La rilevazione delle informazioni spaziali avviene attraverso varie tecniche, ad esempio tramite indagini sul campo, la ricerca di database geografici in rete, fotografie aeree o telerilevamento. Infine, le informazioni raccolte vengono rielaborate attraverso processi di normalizzazione, interpolazione o di creazione di strati tematici, oltre ad una prima analisi spaziale che comprende tecniche come l'overlay, l'analisi di prossimità e i modelli di idoneità spaziale (Carver, 1991; Malczewski, 1999).

La seconda fase, nota come fase di design o progettazione (Design Phase), mira a convertire i dati raccolti in un modello di supporto decisionale spaziale operativo. In questa fase, le operazioni di standardizzazione e pesatura dei vari criteri rivestono un ruolo fondamentale: sono essenziali per mettere a confronto le informazioni, talvolta eterogenee, e attribuirne l'importanza relativa. Tra i metodi più diffusi in letteratura si segnalano il *Min–Max Scaling*, lo Z-Score *standardization*, le funzioni di appartenenza fuzzy e i ranking percentili ampiamente impiegati per rendere confrontabili criteri eterogenei prima della successiva fase di *choice* (Malczewski, 1999; Malczewski & Rinner, 2015).

La terza fase, o fase di scelta (*Choice Phase*), è dedicata all'aggregazione dei dati elaborati nella fase precedente al fine di ottenere una sintesi valutativa conclusiva. Durante questa fase, possono essere applicati vari metodi di combinazione spaziale, di tipo compensativo (lineare o non lineare) oppure non compensativo in grado di aggregare i layer tematici ponderati e generare mappe sintetiche finali che illustrano aree di *suitability* e/o priorità per le decisioni (Eastman et al., 1995; Malczewski, 1999). L'obiettivo principale è identificare chiaramente le alternative spaziali più promettenti o vantaggiose, in base al quadro decisionale definito in precedenza. Infine, vengono testate la robustezza e l'affidabilità dei risultati ottenuti. A questo scopo, può risultare inoltre utile condurre un'analisi di sensitività, verificando in che modo variazioni dei pesi assegnati o dei dati influenzino il risultato finale (Ascough et al., 2008; Malczewski, 1999; Schuwirth et al., 2012). Ulteriori verifiche possono comprendere consultazioni con gli stakeholder o confronti diretti con dati di campo, permettendo un aggiustamento e affinamento della valutazione finale, prima della sua concreta applicazione in strategie o politiche territoriali.

2.4 Gli approcci metodologici: i metodi compensativi

Gli approcci metodologici che vengono utilizzati nella SMCDA possono essere di vario tipo, in particolare si individuano: i) approcci non compensativi; ii) approcci compensativi; iii) metodi di *outranking*; iv) programmazione matematica; v) approccio euristico (Cinelli et al., 2014; Afshari et al., 2010). Nel caso specifico del presente studio, i metodi compensativi risultano essere i più adatti, sono infatti spesso impiegati nelle valutazioni di livelli differenziati di benessere territoriale (Belton & Stewart, 2002; Malczewski, 1999; Oppio et al., 2021; Cinelli et al., 2014). I metodi compensativi consentono di gestire con flessibilità le differenze tra i criteri valutativi, ammettendo che un risultato negativo relativo a un criterio possa essere bilanciato o compensato da un risultato positivo in un altro (Belton & Stewart, 2002). Tale caratteristica rende questi metodi particolarmente adatti alla complessità dei problemi spaziali e territoriali, in cui spesso è necessario mediare tra aspetti contrastanti (Aliyu & Ahmad Nazri, 2015).

Questi metodi prevedono l'attribuzione di pesi ai diversi criteri, che riflettono l'importanza relativa di ciascuno secondo il punto di vista degli *stakeholder*/decisori coinvolti (Saaty, 1980). Le tecniche di aggregazione compensativa spaziale si differenziano in: i) metodi lineari additivi; ii) metodi non lineari aggregativi. Di seguito si procede con una loro breve presentazione.

2.4.1 Metodi compensativi lineari

I metodi compensativi di tipo lineare rappresentano l'approccio più comunemente usato nella SMCDA, poiché consentono di aggregare criteri tra loro eterogenei e di implementarli in ambiente GIS (Malczewski, 1999; Malczewski & Rinner, 2015). In questi modelli il *decision maker/stakeholder* assegna i pesi di importanza relativa direttamente a ciascun livello della mappa degli attributi ed infine il punteggio totale per ciascuna alternativa si ottiene moltiplicando il peso di importanza assegnato a ciascun attributo per il valore scalare assegnato a quell'attributo all'alternativa e quindi sommando i prodotti di tutti gli attributi (Eq. 1):

$$S = \sum w_i x_i \tag{1}$$

Dove:

- S: punteggio complessivo;
- w_i: peso assegnato al criterio;
- x_i: valore normalizzato del criterio.

All'interno di questa famiglia metodologica rientrano vari strumenti, tra i quali possiamo annoverare: i) la *Weighted Linear Combination* (WLC); ii) la *Simple Additive Weighting* (SAW); iii) il *Weighted Sum Model* (WSM). I tre strumenti, pur condividendo la stessa logica matematica, differiscono tra loro soprattutto per il contesto di applicazione: ad esempio, in ambiente GIS la valutazione più idonea risulta essere la WLC, nata proprio come adattamento dei due modelli menzionati agli studi cartografici georeferenziati (Malczewski, 2000; Drobne & Lisec, 2009; Belton & Stewart, 2002).

2.4.2 Metodi compensativi non lineari aggregativi

I metodi compensativi non lineari introducono un meccanismo in grado di rappresentare in modo più realistico i comportamenti oggetto di indagine. Vengono introdotti effetti soglia, utilità marginali e gradi di rischio/ottimismo del decisore/*stakeholder (*Yager, 1988; Malczewski & Rinner, 2015). La formulazione matematica è rappresentabile attraverso la seguente equazione (Eq. 2):

$$S = f\ (w_i, x_i) \tag{2}$$

In dettaglio:

- S: punteggio complessivo;
- f: funzione (non lineare), es. effetti soglia;
- w_i: peso assegnato al criterio;
- x_i: valore normalizzato del criterio.

Queste tecniche sono particolarmente utili nello studio di tematiche territoriali e ambientali, spesso complesse e difficili da rappresentare, in particolare le più utilizzate sono: i) la *Ordered Weighted Averaging* (OWA), che combina pesi dei criteri e pesi di ordinamento per modulare la compensatività e generare scenari decisionali alternativi (Yager, 1988; Boroushaki & Malczewski, 2008); ii) la *Multi-Attribute Utility Theory* (MAUT), che trasforma i criteri in funzioni di utilità non lineari prima dell'aggregazione, consentendo di modellare soglie e penalizzazioni (Belton & Stewart, 2002); iii) gli approcci fuzzy-based (es. fuzzy membership e fuzzy overlay), che trattano in modo esplicito incertezza e gradualità nella valutazione spaziale, risultando adatti quando i confini tra classi di qualità non sono netti (Malczewski & Rinner, 2015).

Tabella 2. Metodi compensativi utilizzati nella SMCDA a confronto

Metodo	Tecnica	Formulazione	Vantaggi	Limiti
Lineare	WLC	$\boldsymbol{S = \sum w_i x_i}$	Semplice e trasparente	Alta compensabilità
Non lineare - aggregativa	OWA	$\boldsymbol{S = \sum v_j b_j}$	Analisi dello scenario Flessibilità decisionale	Complessità interpretativa
	MAUT	$\boldsymbol{U = \sum w_i u_i(x_i)}$	Comportamenti decisionali realistici Adatta ai sistemi complessi	Alta possibilità di soggettività Complessità computazionale
	FUZZY-BASED	$S = \left[\prod_i \mu_i(x_i)\right]^{1-\gamma} \cdot \left[1 - \prod_i \left(1 - \mu_i(x_i)\right)\right]^{\gamma}$	Adatto a dati incerti o qualitativi Rappresentazione continua delle preferenze	Complessità parametrica Interpretazione meno immediata

Alla luce del confronto, l'utilizzo del metodo compensativo non lineare della Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) si rivela particolarmente interessante per questo studio. La scelta deriva dalla necessità di superare i limiti dei metodi compensativi lineari tradizionali, introducendo soglie che descrivano in modo più realistico le dinamiche territoriali. Pur superando queste limitazioni, la MAUT permette comunque di mantenere un sistema di sintesi facilmente comprensibile, sintetico e confrontabile. Per approfondimenti, si rimanda alla sezione di sperimentazione (par. 3.3), dove viene illustrata in dettaglio la tecnica.

2.5 Il caso studio

La fase sperimentale prevede l'applicazione di una SMCDA ad un caso di studio situato nel territorio italiano. In considerazione delle sue caratteristiche territoriali articolate e complesse, la scelta è ricaduta sulla città metropolitana di Firenze, estesa per circa 3.514 km² e comprendente 41 comuni. Essa si configura come un sistema policentrico articolato in cui si sviluppano il nucleo urbano centrale di Firenze, contraddistinto dal suo patrimonio storico-artistico, e un insieme di centri minori (Empoli, Scandicci, Sesto Fiorentino, Campi Bisenzio, Bagno a Ripoli) che svolgono funzioni residenziali, produttive e terziarie complementari. Da un punto di vista geografico, il territorio metropolitano è delimitato a nord dall'Appennino e a sud dalle colline del Chianti, ed è attraversato dal sistema dell'Arno e dalle principali direttrici di mobilità regionale. Questa configurazione territoriale determina una notevole eterogeneità nelle condizioni di accessibilità, nella dotazione di servizi, nella qualità ambientale e nella coesione sociale, elementi che rendono il caso particolarmente idoneo all'applicazione di una metodologia di valutazione spaziale della qualità urbana.

Negli ultimi anni la città metropolitana di Firenze è stata protagonista di numerosi processi di trasformazione urbana e infrastrutturale (PUMS, PTM, Piano strategico 2030). Tuttavia, nonostante gli sforzi, persistono disuguaglianze territoriali significative tra le aree centrali, caratterizzate da elevata accessibilità e concentrazione dei servizi, e le aree periferiche e collinari. In tale quadro, l'obiettivo del presente studio consiste nel fungere da strumento conoscitivo per identificare i pattern spaziali di benessere, individuare le criticità e supportare le politiche di rinnovamento urbano-territoriale. Inoltre, l'applicazione della SMCDA alla città metropolitana di Firenze risulta essere ideale grazie alla disponibilità di open data territoriali di alta qualità (Geoscopio, PTM, OpenStreetMap, ISTAT, OMI).

La successiva articolazione della ricerca si concentra dunque sulla costruzione della maglia territoriale 250 × 250 m, sull'elaborazione e sulla normalizzazione dei dati e sull'applicazione della

metodologia MAUT, finalizzata a restituire una rappresentazione spaziale sintetica della qualità urbana e delle sue componenti strutturali.

3. Quadro metodologico operativo

Il processo metodologico adottato si fonda sui principi della *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis* (SMCDA), che consente di integrare, in ambiente geografico, informazioni di natura quantitativa, spaziale e valutativa, al fine di supportare decisioni complesse legate alla qualità urbana (Malczewski, 2006; Jankowski & Nyerges, 2001). In linea con l'impostazione classica proposta da Simon (1977), il processo è stato articolato in quattro fasi operative — *Intelligence, Design, Choice, Output* — integrate in un flusso analitico continuo e interamente sviluppate in ambiente GIS. Nel paragrafo seguente vengono affrontate le prime tre fasi; la fase finale di output sarà trattata nel quarto paragrafo, dedicato ai risultati della ricerca.

3.1 Fase I: *Intelligence* - definizione di criteri e sottocriteri

Gli obiettivi della prima fase sono: i) definizione del problema decisionale; ii) costruzione del dataset informativo e selezione dei criteri/sottocriteri da includere nel modello. La selezione dei criteri è stata definita sulla base dello studio di alcuni tra i principali framework internazionali relativi al tema del benessere e della qualità della vita, presentati al paragrafo 2.2. Attraverso queste fonti è stato possibile definire una tassonomia iniziale composta da 13 criteri e 129 sottocriteri, che rappresenta in modo esaustivo il tema in esame. Tuttavia, al fine di applicare la SMCDA, è stato necessario ridurre la pletora dei criteri/sottocriteri ad un numero pari a 11 criteri e 38 sottocriteri, in funzione di alcuni aspetti, ovvero: i) disponibilità, aggiornamento dei dati nel breve periodo e replicabilità del metodo; ii) la presenza di una copertura territoriale sufficientemente omogenea rispetto all'intero ambito di studio; iii) possibilità di rappresentazione spaziale e normalizzazione degli indicatori in ambiente GIS; iv) riduzione di ridondanze informative derivanti dalla presenza di indicatori riferibili a fenomeni analoghi o fortemente correlati.

Inoltre, la letteratura relativa alla SMCDA afferma che un numero eccessivamente elevato di criteri può compromettere la leggibilità del modello, aumentando la ridondanza informativa e la sovrapposizione degli effetti (Mardani et al., 2015; Malczewski & Rinner, 2015). Un set di 129 sottocriteri sarebbe risultato, perciò, poco gestibile a livello operativo e interpretativo, rischiando di produrre un modello incapace di comunicare i risultati in modo leggibile. Di seguito la tabella riassuntiva (Tab. 3):

Tabella 3. Set di criteri e sottocriteri della qualità urbana

Criterio	Sottocriterio	Indicatore operativo	Fonte
Sicurezza	1.1 vincolo idrogeologico	% superficie / cella	PTM
	1.2 rischio alluvioni	Classi PAI	PAI/PTM
Mercato	2.1 disoccupazione	% disoccupati	ISTAT
	2.2 salario	€ / abitante	PTM
	2.3 costo alloggi	€/m²	OMI
Sanità	3.1 salute e cronicità	Indice sintetico	PTM
	3.2 ospedali	n. ospedali	PTM
	3.3 ospedali accreditati	n. ospedali accreditati	PTM
	3.4 strutture riabilitative	n. strutture riabilitative	PTM
	3.5 strutture per assistenza anziani	n. strutture accessibili	PTM

Segue Tabella 3. Set di criteri e sottocriteri della qualità urbana

Criterio	Sottocriterio	Indicatore operativo	Fonte
Ambiente	4.1 tasso di riciclo	% raccolta differenziata	PTM
	4.2 qualità dell'aria	$\mu g/m^3$	PTM
	4.3 inquinamento atmosferico	Indice sintetico	PTM
	4.4 aree verdi attrezzate	m^2/abitante	PTM
	4.5 aree verdi non attrezzate (legature verdi)	% superficie/cella	PIT/Natura 2000/ Aree protette
	4.6 strade con forte inquinamento acustico	m/cella	PTM
Cultura	5.1 uguaglianza	Indice sintetico	PTM
	5.2 inclusione sociale	Indice sintetico	PTM
Servizi	6.1 attività sportive	n. impianti/cella	PTM
	6.2 attività culturali	n. attività/cella	PTM
	6.3 attività ricreative	n. attività/cella	PTM
	6.4 farmacie	n. farmacie	OpenStreetMap
	6.5 uffici postali	n. uffici	Geoscopio
Istruzione	7.1 scuole dell'infanzia	n. scuole	Geoscopio
	7.2 scuole primarie	n. scuole	Geoscopio
	7.3 scuole secondarie primo grado	n. scuole	Geoscopio
	7.4 scuole secondarie secondo grado	n. scuole	Geoscopio
	7.5 università	n. sedi	Geoscopio
Turismo	8.1 pressione turistica	Indice sintetico	PTM
Comunicazione e tecnologia	9.1 presenza rete digitale	% copertura	PTM
	9.2 velocità linea internet	Mbps	PTM/MISE
Infrastrutture	10.1 rete fognaria	km/cella	PTM
	10.2 rete acquedottistica	km/cella	PTM
	10.3 viabilità ciclabile	km/cella	PTM
	10.4 trasporto pubblico su gomma	n. fermate ogni 500 m	PUMS
	10.5 aeroporto	distanza/tempo accesso	Geoscopio
	10.6 stazioni ferroviarie	n. stazioni	PTM
Architettura	11.1 stato di conservazione degli edifici residenziali	indice qualitativo	PTM

Questi rappresentano dimensioni oggettive e osservabili, reperite da fonti ufficiali e open data messe a disposizione dai comuni della città metropolitana. Successivamente, al fine di costruire una matrice dei pesi rappresentativa, sono state condotte interviste ad un numero significativo di abitanti tramite un questionario strutturato, in cui vengono espresse preferenze sull'importanza dei diversi aspetti della qualità urbana. I dati raccolti sono stati ponderati mediante un approccio

ibrido che combina l'entropia informazionale, utile a valorizzare la variabilità intrinseca dei dati, con la media ponderata delle valutazioni provenienti dai questionari, consentendo di costruire una matrice di pesi rappresentativa dei punti di vista locali.

3.1.1 Costruzione della matrice dei pesi: approccio ibrido entropia-preferenze

L'attribuzione dei pesi ai criteri e ai sottocriteri rappresenta la fase centrale nell'ambito della *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis*, poiché influenza direttamente la costruzione dell'indice sintetico finale e la rappresentazione delle priorità territoriali (Malczewski, 1999; Belton & Stewart, 2002).

Successivamente allo sviluppo di survey sottoposte ad un numero significativo di abitanti della città metropolitana di Firenze, cui veniva richiesta l'attribuzione di un punteggio di importanza ai diversi criteri e sottocriteri della qualità urbana, mediante scala Likert, si è proceduto alla loro elaborazione attraverso due componenti complementari:

- la media delle preferenze espresse dagli intervistati
- l'entropia informazionale delle risposte.

La prima componente consente di misurare il livello medio di importanza attribuito a ciascun criterio, restituendo la percezione collettiva degli elementi ritenuti più influenti sulla qualità urbana. La seconda, basata sull'entropia informazionale di Shannon (1948), è stata impiegata per valutare il grado di dispersione o di convergenza delle risposte fornite dagli intervistati. In particolare, un'elevata entropia indica una maggiore eterogeneità delle preferenze espresse, mentre valori più bassi indicano una maggiore convergenza interpretativa tra gli individui coinvolti. Tale approccio consente di integrare alla semplice media delle preferenze anche il livello di consenso/disaccordo interno al campione. Il procedimento metodologico si è articolato nelle seguenti fasi:

- Raccolta delle preferenze espresse mediante questionario;
- Costruzione delle distribuzioni di probabilità associate alle diverse risposte;
- Calcolo dell'entropia informazionale per ciascun criterio;
- Integrazione tra il valore medio delle preferenze (es. $w_j = \alpha \cdot m_j + (1-\alpha)\cdot(1-E_j)$ e l'entropia delle distribuzioni.

Nel campo della valutazione territoriale e ambientale, tale aspetto assume particolare rilevanza, poiché la qualità urbana si configura come fenomeno multidimensionale e socialmente percepito, caratterizzato dalla compresenza di componenti oggettive e soggettive. In questo contesto, l'entropia informazionale permette di interpretare il grado di stabilità delle preferenze collettive, contribuendo a rafforzare la robustezza del sistema di ponderazione e la trasparenza del processo valutativo.

I pesi così ottenuti sono stati successivamente utilizzati nella fase di aggregazione MAUT descritta nel paragrafo 3.3.

I risultati ottenuti e restituiti attraverso la classificazione in Figura 2 consentono di percepire con forti evidenze che i criteri legati alle infrastrutture (trasporti, scuole), alla sanità (ospedali, strutture assistenziali), alla dotazione di infrastrutture digitali, alla dotazione del verde (verde attrezzato, attenzione al riciclo, inquinamento) e ai fattori socio-economici (occupazione) rappresentano gli elementi su cui viene posta maggior attenzione e che vengono perciò definiti importanti per il raggiungimento della qualità urbana. Al contrario, la presenza di turismo (fattore considerato negativo per chi vive in una città, complice dell'aumento del costo della vita), così come i servizi postali (questi ormai sorpassati con lo sviluppo del digitale) rappresentano gli elementi con minor peso riguardo al tema.

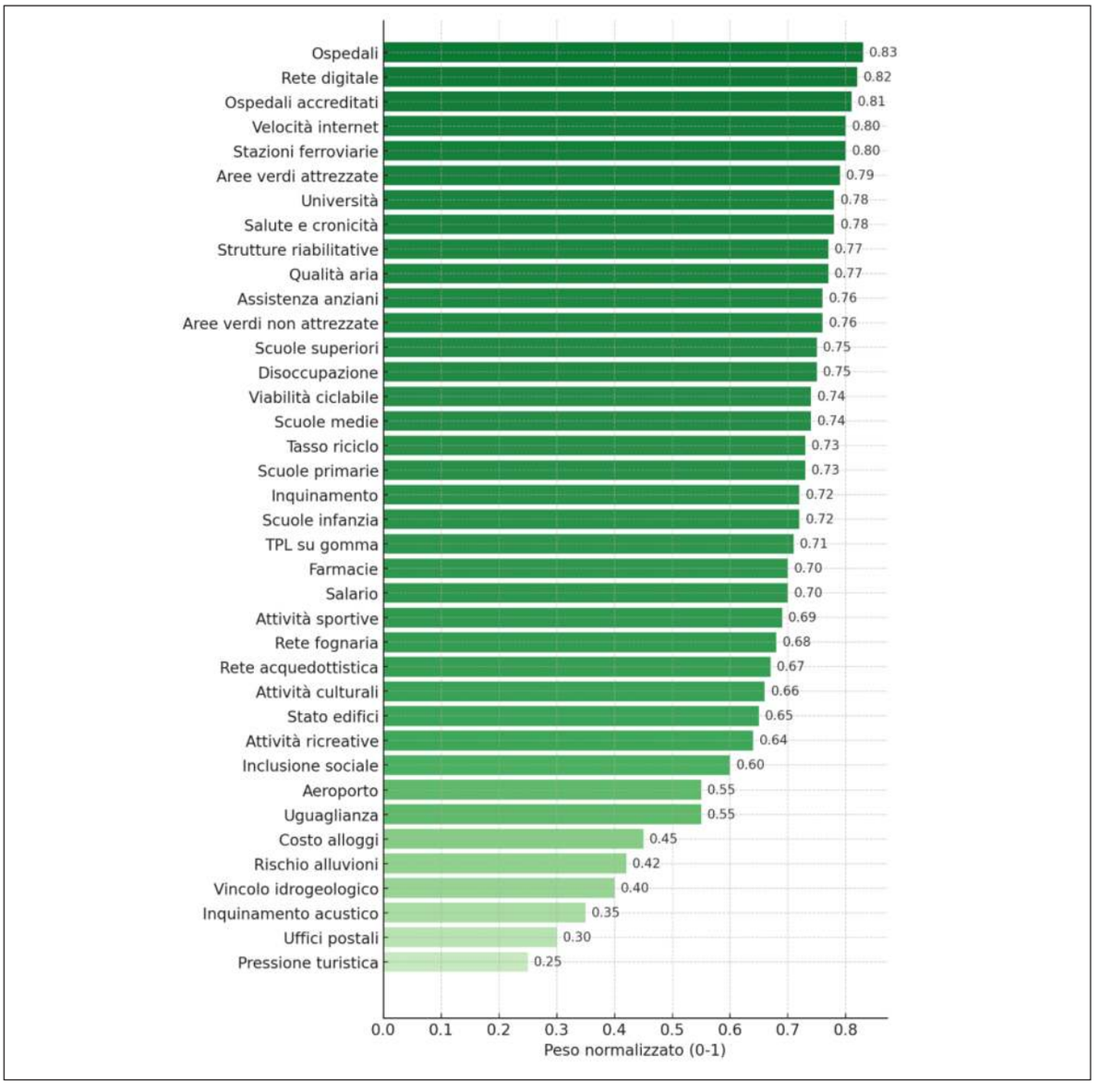


Figura 2. Classifica dei pesi dei vari sottocriteri della qualità urbana.

3.2 Fase II: *Design* - normalizzazione e preparazione dei dati

La seconda fase prevista del processo comprende la preparazione, strutturazione e normalizzazione dei dati da utilizzare all'interno dei modelli SMCDA. L'utilizzo di sistemi informativi geografici risulta essenziale nella trasposizione dei dati in *layer* spaziali comparabili, al fine di consentire un'analisi integrata della qualità urbana intra-metropolitana (Malczewski & Rinner, 2015). Al fine di rendere l'approccio comparabile e replicabile in ulteriori sperimentazioni, l'intero territorio della città metropolitana di Firenze è stato discretizzato in una griglia regolare *(fishnet*) con unità territoriali omogenee di dimensione 250 × 250 m. L'adozione di una maglia di queste dimensioni permette di:

- Trattare in maniera omogenea i diversi domini tematici (criteri) presi in considerazione;
- Superare i limiti legati alle diverse dimensionalità delle unità amministrative (MAUP effect; Fotheringham & Wong, 1991);
- Definire microambiti territoriali, confrontabili secondo criteri oggettivi.

Da tale suddivisione si definiscono 57.366 unità spaziali elementari, ciascuna identificata all'interno del software mediante un codice univoco (*row number*), che costituiranno la base geometrica di riferimento per l'intero *workflow* analitico. A ciascuna cella vengono legati attributi connessi al comune di appartenenza e alla zona OMI, attraverso operazioni di *spatial join*. Gli indicatori sono stati trattati in funzione della loro natura geometrica e del tipo di informazione che rappresentano, in particolare si hanno:

- Dati areali amministrativi (es. indicatori comunali socio-economici, qualità dell'aria), integrati tramite *spatial join* e successiva rasterizzazione su base vettoriale, normalizzando i valori in base all'estensione della cella.
- Dati puntuali (ospedali, scuole, farmacie, ecc.), trattati mediante *buffer analysis* con soglie di accessibilità differenziate (1 km, 3 km, 5 km, 10 km, 15 km a seconda della tipologia di servizio), attribuendo a ciascuna cella un valore di prossimità in termini di accessibilità.
- Dati lineari (rete ciclabile, rete fognaria, trasporto pubblico su gomma, strade con inquinamento acustico), analizzati tramite *line density* e *length normalization* a livello di cella, per restituire indicatori comparabili.
- Dati areali ambientali (vincoli idrogeologici, rischio idraulico, aree verdi attrezzate e non attrezzate), gestiti tramite *overlay e zonal statistics*, misurando la percentuale di superficie della cella appartenente a ciascuna categoria.

Poiché i criteri considerati esprimono grandezze di natura diversa (percentuali, valori assoluti, distanze, indici) viene applicato un processo di normalizzazione che permette il confronto su una scala compresa tra 0 (condizione peggiore) e 1 (condizione ottimale), così da uniformare domini tematici con scale originarie eterogenee e renderli integrabili nel modello multi-criteriale. È stato adottato il metodo *min–max scaling* (Eq. 3), definito come:

$$X'_{ij} = \frac{X_{ij} - X_{j,min}}{X_{j,max} - X_{j,min}} \tag{3}$$

dove:

- X'_{ij} è il valore normalizzato dell'indicatore per la cella i;
- $X_{j,min}$ e $X_{j,max}$ rappresentano rispettivamente il minimo e il massimo valore osservato per l'indicatore

Per gli indicatori con effetto negativo sulla qualità urbana (es. rischio alluvionale, inquinamento acustico, pressione turistica), la scala è inversa. La direzione di beneficio di ciascun indicatore è stata definita in accordo con le evidenze teoriche della letteratura e validata da esperti di pianificazione territoriale (Pacione, 2003; Marans & Stimson, 2011). Al termine del processo di normalizzazione si struttura così un unico *geodatabase* relazionale, in cui ogni cella (250 × 250 m) contiene:

- Identificativi amministrativi (comune, zona OMI e *row number* cella);
- Valori normalizzati per i 38 sottocriteri;
- Pesi derivanti dall'approccio soprammenzionato (ibrido entropia-preferenze);
- Campi ausiliari per l'aggregazione dei pesi attraverso MAUT.

Questo database costituisce la base di input per la successiva fase di Choice, in cui i dati saranno aggregati tramite il modello MAUT, in grado di combinare sinergicamente le diverse dimensioni della qualità urbana in modo non lineare.

3.3 Fase III: Choice - aggregazione attraverso metodo non lineare MAUT

Nella terza fase del processo (fase di scelta), i dati normalizzati in precedenza vengono aggregati per definire un indice sintetico di qualità urbana per ciascuna unità territoriale (cella) considerata.

A tal scopo viene applicata la *Multi-Attribute Utility Theory* (MAUT), una metodologia strutturata nell'ambito delle MCDA, che consente di convertire i singoli criteri in funzioni di utilità e di aggregarli in modo coerente rispetto alle preferenze espresse dai decisori (Belton & Stewart, 2002; Mardani et al., 2015). Nella MAUT, a ciascun criterio è associata una funzione di utilità parziale, la quale trasforma il valore normalizzato dell'indicatore in un valore di benessere percepito ossia utilità. Tale funzione può assumere diverse forme in funzione della natura del criterio e del suo contributo alla qualità urbana, in particolare:

- Funzione lineare (Eq. 4; per criteri a effetto proporzionale), utilizzata per indicatori con effetto costante, come il vincolo idrogeologico o la densità dei servizi postali.

$$U_j(x) = \mathrm{x} \tag{4}$$

- Funzione concava (Eq. 5; utilità marginale decrescente), applicata a criteri per i quali i miglioramenti iniziali producono un forte incremento di qualità, mentre gli aumenti successivi hanno un impatto minore, come nel caso dell'accessibilità al verde o alle stazioni ferroviarie (Marans & Stimson, 2011; Carmona, 2019).

$$U_j(x) = \sqrt{x} \tag{5}$$

- Funzione convessa (Eq. 6; effetto soglia), utilizzata per indicatori che producono effetti significativi solo oltre un determinato livello, come il numero di scuole dell'infanzia o la copertura del trasporto pubblico ad alta frequenza (Belton & Stewart, 2002).

$$U_j(x) = x^2 \tag{6}$$

- Funzione logaritmica o esponenziale (Eq. 7; effetti di saturazione o penalizzazione), dove piccoli miglioramenti possono generare benefici significativi, oppure al contrario dove basse prestazioni riducono fortemente l'utilità complessiva (Gehl, 2011).

$$U_j(x) = 1 - e^{-kx} \text{ oppure } U_j(x) = e^{-k(1-x)} \tag{7}$$

Le varie funzioni di utilità riferite ai criteri sono state determinate integrando due fonti informative: i) evidenze empiriche tratte dalla letteratura scientifica; ii) preferenze emerse dalle interviste. Di seguito si riporta una tabella (Tab. 4) riassuntiva delle funzioni di utilità connesse a ciascuno dei 38 indicatori presi in analisi:

Tabella 4. Funzioni di utilità

Criterio	Indicatore	Direzione	Funzione	Forma
Sicurezza	Vincolo idrogeologico	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente lineare
	Rischio alluvioni	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente
Mercato	Disoccupazione	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente
	Salario	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
	Costo alloggi	↓	$U(x) = 1 - x^2$	Decrescente non lineare
Sanità	Salute e cronicità	↑	$U(x) = x^{1.2}$	Convessa
	Ospedali	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convessa
	Ospedali accreditati	↑	$U(x) = 1 - e^{-1.5x}$	Concava
	Strutture riabilitative	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava

Segue Tabella 4. Funzioni di utilità

Criterio	Indicatore	Direzione	Funzione	Forma
Sanità	Strutture per anziani	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
Ambiente	Tasso di riciclo	↑	$U(x) = 1 - e^{-3x}$	Concava
	Qualità dell'aria ($PM10/NO_2$)	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente
	Inquinamento atmosferico	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente
	Aree verdi attrezzate	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
	Aree verdi non attrezzate (legature verdi)	↑	$U(x) = 1 - e^{-3x}$	Concava
	Strade con forte inquinamento acustico	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente
Cultura	Uguaglianza	↑	$U(x) = x$	Lineare
	Inclusione sociale	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
Servizi	Attività sportive	↑	$U(x) = 1 - e^{-1.5x}$	Concava
	Attività culturali	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
	Attività ricreative	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
	Farmacie	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convessa
	Uffici postali	↑	$U(x) = x$	Lineare
Istruzione	Scuole infanzia	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convessa
	Scuole primarie	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convessa
	Scuole secondarie I grado	↑	$U(x) = x^{1.5}$	Convessa
	Scuole secondarie II grado	↑	$U(x) = x^{1.3}$	Convessa
	Università	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
Turismo	Pressione turistica	↓	$U(x) = 1 - x$	Decrescente
Comunicazione e tecnologia	Presenza rete digitale	↑	$U(x) = x$	Lineare
	Velocità linea internet	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
Infrastrutture	Rete fognaria	↑	$U(x) = x$	Lineare
	Rete acquedottistica	↑	$U(x) = x$	Lineare
	Viabilità ciclabile	↑	$U(x) = x^{1.2}$	Convessa
	Trasporto pubblico su gomma	↑	$U(x) = e^{-2x}$	Convessa
	Aeroporto (5–45 km)	↓	$U(x) = 1 - x^{0.5 = 1 - \sqrt{x})}$	Decrescente non lineare
	Stazioni ferroviarie	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava
Architettura	Stato conservazione edifici	↑	$U(x) = 1 - e^{-2x}$	Concava

Il valore complessivo di qualità urbana per ciascuna cella i è stato poi calcolato attraverso l'ag-

gregazione pesata delle utilità parziali (Eq. 8):

$$U_i = \sum_{j}^{n} w_j \, U_j(x_{ij}) \tag{8}$$

Dove w_j rappresenta il peso del sottocriterio j, determinato attraverso l'approccio ibrido *entropia-preferenze*, descritto in precedenza. Per controllare gli effetti di compensazione e modellare le interdipendenze tra i criteri, è stata inoltre testata una forma moltiplicativa (Eq. 9):

$$U_i = \prod_{j}^{n} [U_j(x_{ij})]^{w_j} \tag{9}$$

Tale che un valore basso in un criterio fondamentale (es. accesso ai servizi sanitari o presenza di aree verdi) riduca significativamente l'utilità complessiva, anche in presenza di alte prestazioni in altri ambiti (Dyer & Sarin, 1979). In ambiente GIS (QGIS 3.38), le funzioni di utilità sono state implementate direttamente nella tabella degli attributi della griglia 250 × 250 m tramite il Field Calculator, e successivamente aggregate in un'unica colonna di utilità complessiva U_{tot}, normalizzata su scala 0–1. Questo approccio consente di superare le limitazioni dei modelli lineari e completamente compensativi (come il *Weighted Sum Model*), introducendo comportamenti non lineari e parzialmente non compensativi coerenti con la complessità dei sistemi urbani. L'utilizzo delle funzioni di utilità permette infatti di introdurre comportamenti diversi per ciascun criterio, fornendo una rappresentazione più realistica delle problematiche territoriali. La fase successiva (*Output*), trattata nel paragrafo a seguire, presenta i risultati cartografici dell'analisi multicriteriale spaziale sviluppata, includendo sia mappe tematiche relative a ciascun criterio, sia una mappa di sintesi finale dell'indice aggregato di qualità urbana.

4. Risultati

A conclusione del *framework* operativo avviene la restituzione cartografica dei risultati relativi alla qualità urbana della città metropolitana di Firenze. Di seguito vengono proposte alcune mappature sintetiche risultate tra le più incidenti a livello di benessere abitativo, con l'intento di sottolineare come ciascun sottocriterio contribuisca alla definizione complessiva di qualità oggettiva del territorio, per poi sintetizzare il tutto attraverso una mappatura sintetica dei risultati, utile a stilare una classifica dei territori con migliore/peggiore qualità urbana.

Al fine di rendere più intuitivi i risultati ottenuti, nelle mappature i punteggi normalizzati [0,1] sono rappresentati a livello grafico mediante una scala di colore, ove gradazioni più intense rappresentano una *performance* alta, mentre quelle meno intense, al contrario una performance meno elevata. Il criterio relativo alla sicurezza (Fig. 3) evidenzia una chiara distinzione tra le aree di maggiore vulnerabilità idrogeologica e idraulica, localizzate principalmente lungo i corsi d'acqua del Valdarno inferiore e della piana fiorentina, e le zone collinari e montane dove il rischio alluvionale risulta pressoché nullo. La distribuzione spaziale riflette la morfologia del territorio e conferma la necessità di politiche mirate alla mitigazione del rischio nei centri urbani di fondovalle.

La tematica del mercato immobiliare (Fig. 3) mostra una concentrazione dei valori più elevati nei comuni dell'area nord-orientale oltre alcune porzioni centrali del capoluogo, dove la domanda abitativa risulta più alta. Le aree periferiche e rurali presentano invece valori sensibilmente inferiori, coerentemente con la minore presenza di servizi (prezzo marginale). Per quanto riguarda il criterio sanità è possibile osservare che la presenza dei principali poli ospedalieri è concentrata soprattutto nei centri urbani maggiori. Ciò potrebbe creare potenziali criticità nelle aree periferiche del territorio metropolitano, caratterizzate da una minore accessibilità ai presidi ospedalieri. Questa disposizione territoriale si riflette anche sugli aspetti legati alla salute degli individui: si registrano performance più elevate nei comuni di Firenze, Empoli, Scandicci e Bagno a Ripoli, città in cui la concentrazione di strutture sanitarie e riabilitative è maggiore. Il criterio ambientale restituisce una forte polarizzazione interna al territorio metropolitano, in particolare il tasso di riciclo (sottocriterio 4.1) risulta avere risultati migliori nei comuni situati nella parte sud-occidentale della città

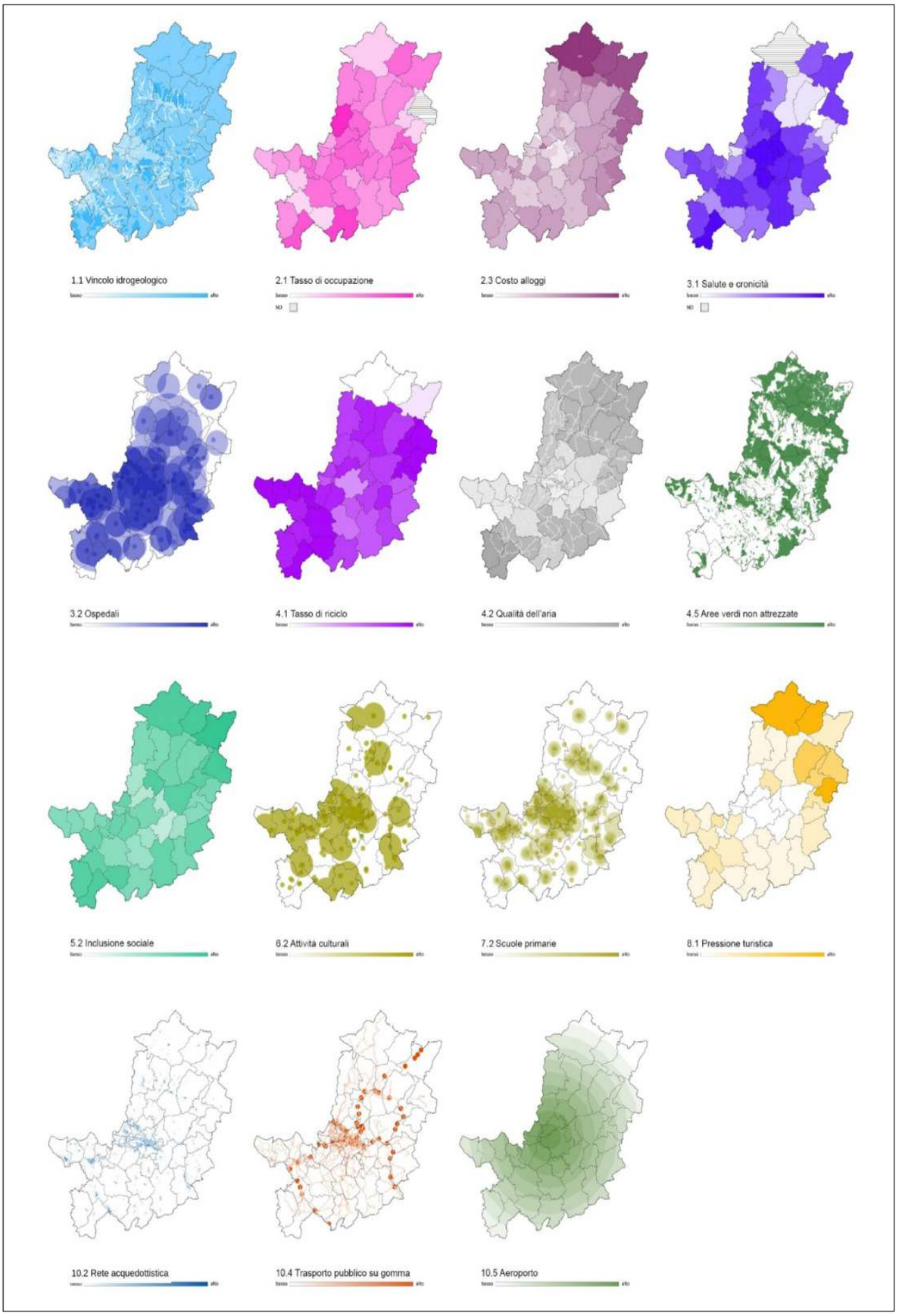


Figura 3. Mappature dei vari criteri/sottocriteri più rappresentativi a livello territoriale.

metropolitana, dove le politiche di gestione dei rifiuti risultano maggiormente consolidate a differenza dei comuni centrali.

Le legature verdi d'altro canto (sottocriterio 4.5) sono maggiormente presenti nella porzione settentrionale e orientale del territorio in corrispondenza del sistema collinare e dei siti della Rete Natura 2000, mentre l'area urbana centrale appare maggiormente frammentata. I criteri legati ai servizi e all'istruzione delineano con particolare chiarezza la struttura gerarchica del territorio metropolitano: i servizi si concentrano per lo più nei poli centrali, mentre la rete legata all'istruzione si articola in una modalità più capillare, coerentemente con le richieste di prossimità del servizio scolastico. La pressione turistica appare concentrata in specifici ambiti territoriali, coincidenti con le città d'arte e storiche presenti sul territorio. Tale fenomeno, tuttavia, è capace di generare un aumento relativo ai costi degli alloggi, un maggiore affollamento legato all'utilizzo dei servizi pubblici e, talvolta, impatti ambientali più importanti. Infine, gli indicatori relativi a comunicazione e infrastrutture mostrano una configurazione radiale e policentrica, in cui le prestazioni più alte si concentrano nella zona centrale urbana e nei principali corridoi infrastrutturali. Le aree periferiche, invece, evidenziano un minor livello di accessibilità sia fisica che digitale. Questa situazione contribuisce a chiarire il divario tra il "core urbano" di Firenze e la "periferia diffusa" del territorio metropolitano, sottolineando l'importanza di strategie integrate per riequilibrare la distribuzione delle opportunità.

In conclusione, si riporta la mappatura di sintesi (Fig. 4), in cui tutti i criteri vengono aggregati tramite il metodo MAUT sopracitato. La distribuzione spaziale dei punteggi evidenzia una forte concentrazione dei valori più elevati nelle aree centrali del sistema metropolitano, corrispondenti a Firenze e ai comuni immediatamente limitrofi, quali Sesto Fiorentino, Scandicci, Bagno a Ripoli e Campi Bisenzio. In questi contesti si osserva una sinergia positiva tra più dimensioni della qualità urbana: elevata accessibilità ai servizi sanitari e scolastici, densità della rete infrastrutturale e dei trasporti pubblici, diffusione della connettività digitale e buona dotazione di aree verdi attrezzate. Valori intermedi si registrano lungo il corridoio del Valdarno inferiore e medio: questi territori mostrano una qualità urbana discreta, legata alla presenza di servizi di livello locale e a una rete infrastrutturale consolidata, ma risentono di un minore equilibrio tra accessibilità e dotazioni ambientali. Le aree a bassa qualità urbana si localizzano prevalentemente nei settori montani e collinari del Mugello, del Chianti e del Valdarno superiore, dove la distanza dai poli di servizio e le difficoltà di accesso alle reti di mobilità e comunicazione limitano le opportunità di benessere territoriale. Tali ambiti, tuttavia, presentano buone prestazioni ambientali e una forte valenza paesaggistica, elementi che – se opportunamente valorizzati – possono costituire leve strategiche per politiche di riequilibrio e rigenerazione. Nel complesso, la mappa finale (Fig. 4) mostra come la qualità urbana metropolitana sia organizzata secondo un modello radiale e policentrico, in cui la prossimità al capoluogo e agli assi infrastrutturali principali costituisce il fattore determinante per raggiungere elevati livelli di vivibilità. La rappresentazione cartografica sintetica consente quindi di identificare con chiarezza le aree di alta qualità urbana e quelle di criticità territoriale, ponendo le basi per future valutazioni integrate che considerino anche le componenti soggettive del benessere.

5. Discussione

I risultati ottenuti dall'applicazione della *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis* (SMCDA) mostrano con chiarezza come la qualità urbana della città metropolitana di Firenze si configuri come un fenomeno spazialmente polarizzato e multidimensionale, in cui i diversi domini tematici – ambientali, sociali, infrastrutturali, economici e tecnologici – interagiscono nel definire condizioni differenziate di benessere territoriale. La configurazione spaziale evidenziata dalla mappa di sintesi (Fig. 4) riflette un modello di sviluppo radiale e gerarchico, con valori più elevati concentrati nel capoluogo e nei comuni del primo anello urbano, e una progressiva diminuzione della qualità al crescere della distanza dai principali poli infrastrutturali e funzionali. Tale tendenza conferma quanto rilevato in letteratura sulla relazione tra accessibilità, dotazioni e benessere urbano, in cui la concentrazione dei servizi e delle reti digitali tende a generare processi di accumulazione (Marans & Stimson, 2011; Carmona, 2019). In particolare, gli ambiti centrali di Firenze, Sesto Fiorentino e Scandicci presentano un'elevata integrazione tra reti di trasporto, accesso ai servizi sanitari e scolastici,

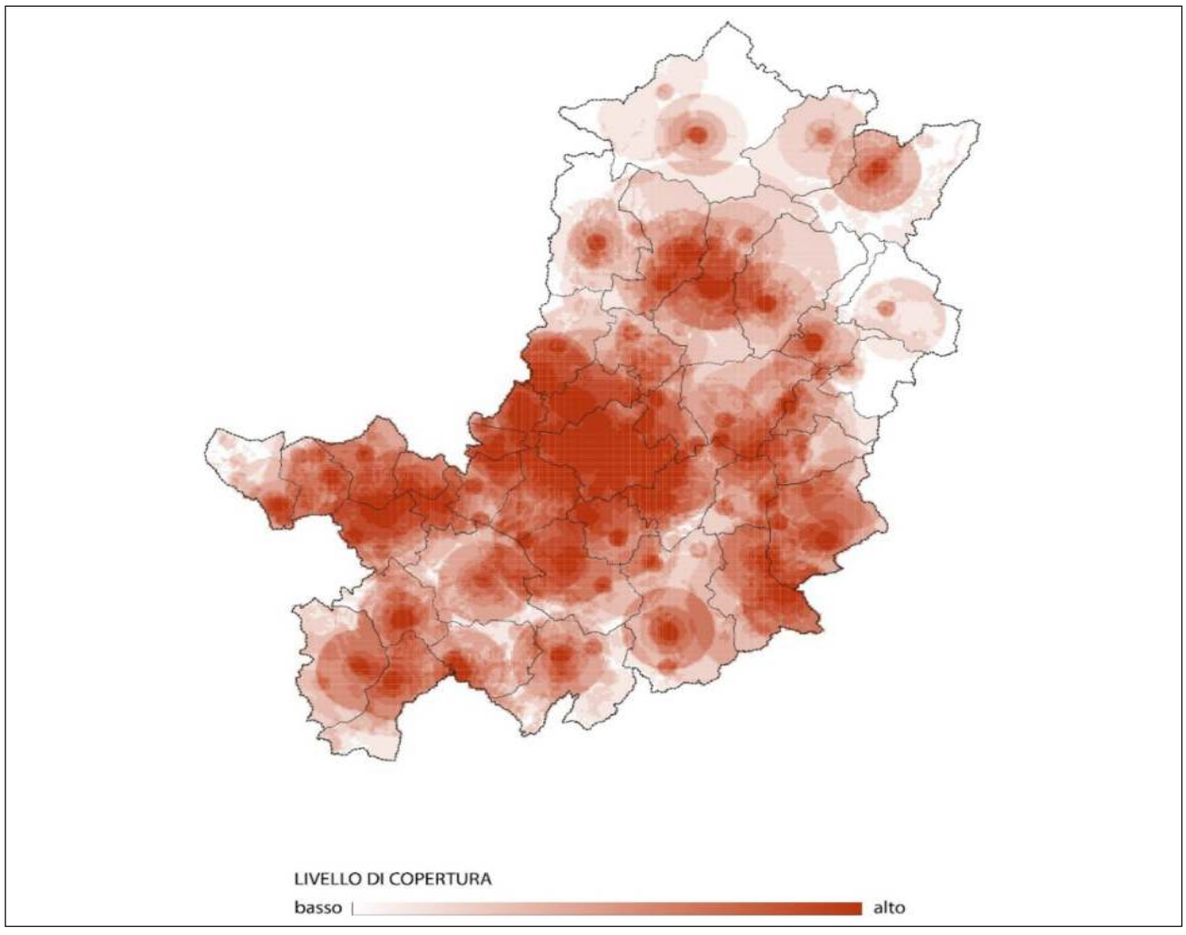


Figura 4. Qualità urbana della città metropolitana di Firenze.

presenza di verde urbano e infrastrutture digitali, delineando un profilo urbano coerente con il paradigma della "città accessibile e connessa" (Geertman et al., 2015; Batty et al., 2012). La sovrapposizione positiva di questi fattori evidenzia come la qualità urbana emerga dalla sinergia tra le dimensioni materiali e immateriali del territorio, anziché dalla mera presenza di singoli indicatori isolati. Al contrario, le aree periferiche e rurali, in particolare i comuni del Mugello, del Chianti e del Valdarno superiore, presentano una fragilità strutturale dovuta alla scarsa accessibilità alle infrastrutture e alla ridotta presenza di servizi pubblici di base. Tuttavia, queste stesse aree si distinguono per elevati valori ambientali e paesaggistici, che rappresentano un potenziale ancora parzialmente inespresso per strategie di rigenerazione territoriale basate sulla valorizzazione delle risorse ambientali e sulla promozione di nuove economie sostenibili (OECD, 2020; United Nations, 2015). L'analisi suggerisce quindi la necessità di un approccio policentrico alla pianificazione metropolitana, in cui le politiche pubbliche mirino a rafforzare i centri secondari come nodi di equilibrio tra città e territorio rurale. In questa prospettiva, la digitalizzazione e l'accessibilità alle reti di comunicazione assumono un ruolo strategico, configurandosi come nuove infrastrutture di prossimità capaci di ridurre le disuguaglianze spaziali e di favorire la permanenza nei territori periferici (European Commission, 2018).

Dal punto di vista metodologico, l'impiego del modello MAUT ha introdotto una logica di aggregazione non completamente compensativa, capace di tradurre la complessità e le interdipendenze tra i criteri considerati. L'approccio adottato consente di superare la linearità dei modelli tradizionali (es. *Weighted Sum Model*), introducendo un sistema di pesi e funzioni di utilità non lineari che rendono più realistica la rappresentazione delle preferenze territoriali. Il principale limite risiede nella disomogeneità dei dati disponibili, soprattutto a livello comunale e subcomunale, che in alcuni casi ha imposto la semplificazione o l'aggregazione di indicatori. Inoltre, il modello proposto resti-

tuisce una misura esclusivamente oggettiva della qualità urbana distinta dalla percezione dei cittadini. Tuttavia, l'approccio risulta replicabile e potenzialmente integrabile con dati percettivi provenienti da *survey, social media* o strumenti di *citizen science*, aprendo prospettive di ricerca in un'ottica *data-driven* e partecipativa (Batty et al., 2012; Goodchild, 2007). Nel complesso, l'esperimento condotto conferma che la qualità urbana è un concetto complesso, relazionale e territoriale, in cui la sostenibilità ambientale, la connettività e la dotazione di servizi costituiscono elementi centrali per il benessere collettivo. L'adozione di strumenti GIS e di analisi multicriterio consente di tradurre questa complessità in forme cartografiche leggibili e utili al governo del territorio, favorendo decisioni più informate e orientate all'equità spaziale.

6. Conclusioni

Il presente lavoro ha affrontato il tema della qualità urbana in chiave multidimensionale, proponendo un approccio operativo strutturato, basato sulla *Spatial Multi-Criteria Decision Analysis* (SMCDA) e applicato al caso studio della città metropolitana di Firenze. Lo studio nasce dalla necessità di definire strumentazioni in grado di supportare le politiche pubbliche e la pianificazione territoriale, attraverso l'integrazione tra tecniche di valutazione e GIS. Dal punto di vista metodologico, il lavoro introduce un modello basato sulla *Multi-Attribute Utility Theory* (MAUT) che consente di affrontare il tema in modo flessibile e di considerare gli effetti non lineari degli elementi che influenzano la qualità urbana. Le funzioni di utilità non lineari definite empiricamente attraverso la letteratura scientifica consentono infatti di effettuare una valutazione più realistica delle relazioni fra i criteri di qualità e il benessere territoriale, superando le semplificazioni introdotte dai modelli lineari come il WSM.

I risultati ottenuti hanno evidenziato una distribuzione polarizzata della qualità urbana, in cui i comuni del primo anello urbano presentano livelli di qualità più elevati grazie alla forte concentrazione di servizi, infrastrutture, connettività digitale e caratteristiche ambientali. Il capoluogo fiorentino, d'altro canto, presenta comunque valori elevati, ma rispetto ai suddetti Comuni assume punteggi leggermente inferiori, a causa del forte inquinamento (sottocriterio 4.3), dell'alto costo degli immobili (sottocriterio 2.3) e dell'elevato tasso turistico (sottocriterio 8.1), considerati preponderanti in questo ambito territoriale. Le aree collinari e montane, al contrario, presentano punteggi bassi a causa della scarsa rete infrastrutturale (sottocriteri 10.1; 10.2; 10.3; 10.4; 10.5; 10.6) e degli scarsi servizi (sottocriteri 6.1; 6.2; 6.3; 6.4; 6.5), ma, d'altro canto, presentano valori legati al criterio ambientale migliori rispetto ai contesti centrali: ciò suggerisce possibili traiettorie di sviluppo orientate alla sostenibilità e alla valorizzazione delle risorse territoriali locali. Prospettive future prevedono l'integrazione del metodo con tecniche di intelligenza artificiale, come algoritmi di machine learning, per definire automaticamente le funzioni di utilità e calibrare i pesi nel modello MAUT, individuando relazioni non lineari e sinergie tra indicatori, migliorando la capacità predittiva e riducendo la soggettività. In linea con le strategie europee per le città *smart e data-driven*, potrebbero essere sviluppate dashboard interattive e aggiornate sui fenomeni urbani. La metodologia può essere estesa verso scenari di previsione demografica, ambientale ed economica, per costruire un modello predittivo di qualità urbana che stimi l'impatto delle politiche di piano e delle trasformazioni territoriali, offrendo uno strumento avanzato per la governance metropolitana.

Concludendo, lo studio mostra come l'integrazione di approcci multicriteriali con tecniche GIS possa offrire un contributo significativo alla definizione di nuove mappature del benessere urbano che possono contribuire ad orientare le decisioni di pianificazione verso una distribuzione più equa delle risorse, promuovendo la sostenibilità ambientale e migliorando la qualità della vita di tutti i cittadini.

Bibliografia

2thinknow. (2023). *Innovation Cities Index 2022–2023: Global 500 world's most innovative cities*. https://innovation-cities.com/worlds-most-innovative-cities-2022-2023-city-rankings/26453/

Afshari A., Mojahed M. & Yusuff R.M. (2010). Simple additive weighting approach to personnel

selection problem. *International Journal of Innovation, Management and Technology, 1*(5), 511–515. https://www.ijimt.org/index.php?a=show&c=index&catid=26&id=347&m=content

Aliyu M. & Ahmad Nazri M.L. (2015). A review of spatial multi-criteria analysis (SMCA) methods for sustainable land use planning (SLUP). *Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology, 2*(9).

Ananda J. & Herath G. (2009). A critical review of multi-criteria decision-making methods. *Ecological Economics, 68*(10), 2535–2548. https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2009.05.010

Antrop M. (2000). Background concepts for integrated landscape analysis. *Agriculture, Ecosystems & Environment, 77*(1–2), 17–28. https://doi.org/10.1016/S0167-8809(99)00089-4

Ascough J.C., Maier H.R., Ravalico J.K. & Strudley M.W. (2008). Future research challenges for uncertainty in environmental decision making. *Ecological Modelling, 219*(3–4), 383–399. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.07.015

Bastian O. (2001). Landscape ecology—Towards a unified discipline? *Landscape Ecology, 16*(8), 757–766. https://doi.org/10.1023/A:1014412915534

Batty M., Axhausen K.W., Giannotti F., Pozdnoukhov A., Bazzani A., Wachowicz M., Ouzounis G. & Portugali Y. (2012). Smart cities of the future. *The European Physical Journal Special Topics, 214*, 481–518. https://doi.org/10.1140/epjst/e2012-01703-3

Belton V. & Stewart T.J. (2002). *Multiple criteria decision analysis: An integrated approach*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4615-1495-4

Boroushaki S. & Malczewski J. (2008). Implementing an extension of the analytical hierarchy process using ordered weighted averaging operators with fuzzy quantifiers in ArcGIS. *Computers & Geosciences, 34*(4), 399–410. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2007.04.003

Burrough P.A. & McDonnell R.A. (1998). *Principles of geographical information systems*. Oxford University Press.

Caprioli C. & Bottero M. (2021). Addressing complex challenges in transformations and planning: A fuzzy spatial multicriteria analysis for identifying suitable locations for urban infrastructures. *Land Use Policy, 102*, Article 105147. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.105147

Carmona M. (2019). Principles for public space design, planning to do better. *Urban Design International, 24*(1), 47–59. https://doi.org/10.1057/s41289-018-0070-3

Carver S.J. (1991). Integrating multi-criteria evaluation with geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems, 5*(3), 321–339. https://doi.org/10.1080/02693799108927858

Cinelli M., Coles S.R. & Kirwan K. (2014). Analysis of the potentials of multi-criteria decision analysis methods to conduct sustainability assessment. *Ecological Indicators, 46*, 138–148. https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2014.06.011

Dangermond J. & Pesaresi C. (2018). The power of GIS language. *J-READING: Journal of Research and* Didactics in Geography, 2(7), 7–12.

Diez Roux A.V. & Mair C. (2010). Neighborhoods and health. *Annals of the New York Academy of Sciences, 1186*(1), 125–145. https://doi.org/10.1111/j.1749-6632.2009.05333.x

Drobne S. & Lisec A. (2009). Multi-attribute decision analysis in GIS: Weighted linear combination and ordered weighted averaging. *Informatica, 33*(4), 459–474.

Du Y., Jiang H., Huang Z. & Yang H. (2023). Associations between neighborhood environment and sense of community belonging in urban China: Examining mediation effects of neighborly interactions and community satisfaction. *Frontiers in Public Health, 10*, Article 1105473. https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1105473

Dyer J.S. & Sarin R.K. (1979). Measurable multiattribute value functions. *Operations Research, 27*(4), 810–822. https://doi.org/10.1287/opre.27.4.810

Eastman J.R., Jin W., Kyem P.A.K. & Toledano J. (1995). Raster procedures for multi-criteria/multi-objective decisions. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 61*(5), 539–547.

Economist Intelligence Unit. (2024). *The Global Liveability Index 2024*. https://www.eiu.com/n/campaigns/global-liveability-index-2024/

European Commission, Directorate-General for Environment. (2018). *Indicators for sustainable cities: Science for Environment Policy in-depth report*. Publications Office of the European Union.

https://doi.org/10.2779/121865
European Social Survey. (2018). *European Social Survey*. https://www.europeansocialsurvey.org/
Ewing R. & Cervero R. (2010). Travel and the built environment: A meta-analysis. *Journal of the American Planning Association, 76*(3), 265–294. https://doi.org/10.1080/01944361003766766
Ferretti V. (2016). From stakeholders analysis to cognitive mapping and Multi-Attribute Value Theory: An integrated approach for policy support. *European Journal of Operational Research, 253*(2), 524–541. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.02.054
Fotheringham A.S. & Wong D.W.S. (1991). The modifiable areal unit problem in multivariate statistical analysis. *Environment and Planning A, 23*(7), 1025–1044. https://doi.org/10.1068/a231025
Geertman S., Ferreira J. Jr., Goodspeed R. & Stillwell J. (Eds.). (2015). *Planning support systems and smart cities*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-18368-8
Gehl J. (2011). *Life between buildings: Using public space* (Rev. ed.). Island Press.
Goodchild M.F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal, 69*, 211–221. https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y
Greene R., Devillers R., Luther J.E. & Eddy B.-G. (2011). GIS-based multiple-criteria decision analysis. *Geography Compass, 5*(6), 412–432. https://doi.org/10.1111/j.1749-8198.2011.00431.x
Hall P. (2014). *Cities of tomorrow: An intellectual history of urban planning and design since 1880* (4th ed.). Wiley-Blackwell.
Hu M. & Chen Y. (2018). A framework for understanding sense of place in an urban design context. *Urban Science, 2*(2), Article 34. https://doi.org/10.3390/urbansci2020034
Huang I.B., Keisler J. & Linkov I. (2011). Multi-criteria decision analysis in environmental sciences: Ten years of applications and trends. *Science of the Total Environment, 409*(19), 3578–3594. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2011.06.022
IMD. (2023). *IMD Smart City Index 2023*. IMD World Competitiveness Center & Smart City Observatory.
Intergovernmental Panel on Climate Change. (2022). *Climate change 2022: Mitigation of climate change: Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge University Press. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3/
Jacobs J. (1961). *The death and life of great American cities*. Random House.
Jankowski P. & Nyerges T. (2001). GIS-supported collaborative decision making. *Annals of the Association of American Geographers, 91*(1), 48–70. https://doi.org/10.1111/0004-5608.00233
Jeffres L.W., Bracken C.C., Jian G. & Casey M.F. (2009). The impact of third places on community quality of life. *Applied Research in Quality of Life, 4*(4), 333–345. https://doi.org/10.1007/s11482-009-9084-8
Keeney R.L. (1992). *Value-focused thinking: A path to creative decisionmaking*. Harvard University Press.
Khorrami Z., Ye T., Sadatmoosavi A., Mirzaee M., Davarani M. & Khanjani N. (2021). *The indicators and methods used for measuring urban liveability: A scoping review. Reviews on Environmental Health*, 36(3), 397-441. https://doi.org/10.1515/reveh-2020-0097
Krieger J. & Higgins D.L. (2002). Housing and health: Time again for public health action. *American* Journal of Public Health, 92(5), 758–768. https://doi.org/10.2105/AJPH.92.5.758
Kuzuoglu S., Ata S., Ertuna B. & Hatipoglu B. (2024). Resident well-being and perceptions of World Heritage Site management: Divide between urban and rural WHSs. *Journal of Heritage Tourism, 20*(1), 40–58. https://doi.org/10.1080/1743873X.2024.2398101
Linkov I. & Steevens J. (Eds.). (2005). *Comparative risk assessment and environmental decision making*. Springer. https://doi.org/10.1007/1-4020-2243-3
Malczewski J. (1999). *GIS and multicriteria decision analysis*. Wiley.
Malczewski J. (2000). On the use of weighted linear combination method in GIS: Common and best practice approaches. *Transactions in GIS, 4*(1), 5–22. https://doi.org/10.1111/1467-9671.00035
Malczewski J. (2006). GIS-based multicriteria decision analysis: A survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science, 20*(7), 703–726. https://doi.org/10.1080/13658810600661508
Malczewski J. & Rinner C. (2015). *Multicriteria decision analysis in geographic information science*.

Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-540-74757-4

Malkoç A. (2011). Quality of life and subjective well-being in undergraduate students. *Procedia – Social and Behavioral Sciences, 15*, 2843–2847. https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.04.200

Marans R.W. & Stimson R. (Eds.). (2011). *Investigating quality of urban life: Theory, methods, and empirical research*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-94-007-1742-8

Mardani A., Jusoh A., Nor K.M. D., Khalifah Z., Zakwan N. & Valipour A. (2015). Multiple criteria decision-making techniques and their applications—A review of the literature from 2000 to 2014. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja, 28*(1), 516–571. https://doi.org/10.1080/1331677X.2015.1075139

Mehta V. (2009). Look closely and you will see, listen carefully and you will hear: Urban design and social interaction on streets. *Journal of Urban Design, 14*(1), 29–64. https://doi.org/10.1080/13574800802452658

Montgomery J. (1998). Making a city: Urbanity, vitality and urban design. *Journal of Urban Design, 3*(1), 93–116. https://doi.org/10.1080/13574809808724418

Mori Memorial Foundation. (2023). *Global Power City Index 2023*. Institute for Urban Strategies. https://mori-m-foundation.or.jp/pdf/GPCI2023_summary.pdf

Naveh Z. (2000). What is holistic landscape ecology? A conceptual introduction. *Landscape and Urban Planning, 50*(1–3), 7–26. https://doi.org/10.1016/S0169-2046(00)00077-3

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2005). *Handbook on constructing composite indicators: Methodology and user guide*. OECD Publishing.

Organisation for Economic Co-operation and Development. (2020). *How's life in your region? Measuring regional and local well-being for policy making*. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/9870c393-en

Oldenburg R. (1999). *The great good place*. Marlowe & Company.

Oppio A., Forestiero L., Sciacchitano L. and Dell'Ovo M. (2021). How to assess urban quality: A spatial multicriteria decision analysis approach. *Valori e Valutazioni, 28*, 21–30. https://siev.org/wp-content/uploads/2021/08/03_OPPIO-et-al.pdf

Pacione M. (2003). Urban environmental quality and human wellbeing—A social geographical perspective. *Landscape and Urban Planning, 65*(1–2), 19–30. https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00234-7

Pedroli B., van Doorn A., de Blust G., Paracchini M.-L., Wascher D. & Bunce F. (Eds.). (2008). *Europe's living landscapes: Essays exploring our identity in the countryside*. KNNV Publishing. https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC44306

Pineo H., Glonti K., Rutter H., Zimmermann N., Wilkinson P. & Davies M. (2018). Urban health indicator tools of the physical environment: A systematic review. *Journal of Urban Health, 95*(5), 613–646. https://doi.org/10.1007/s11524-018-0228-8

Pinkster F.M. & Loomans D. (2025). Urban belonging as place-based affect. *Social & Cultural Geography, 26*(4), 421–438. https://doi.org/10.1080/14649365.2024.2407159

Răducan R. (2025). New integrative model of the quality of urban life: A systematic review. *Social Indicators Research, 179*, 895–921. https://doi.org/10.1007/s11205-025-03642-6

Rugel E.J., Carpiano R.M., Henderson S.B. & Brauer M. (2019). Exposure to natural space, sense of community belonging, and adverse mental health outcomes across an urban region. *Environmental Research, 171*, 365–377. https://doi.org/10.1016/j.envres.2019.01.034

Rydin Y., Bleahu A., Davies M., Dávila J.D., Friel S., De Grandis G., Groce N., Hallal P.C., Hamilton I., Howden-Chapman P., Lai K.M., Lim C.J., Martins J., Osrin D., Ridley I., Scott I., Taylor M., Wilkinson P. & Wilson J. (2012). Shaping cities for health: Complexity and the planning of urban environments in the 21st century. *The Lancet, 379*(9831), 2079–2108. https://doi.org/10.1016/S0140-6736(12)60435-8

Saaty T.L. (1980). The analytic hierarchy process. McGraw-Hill.

Sallis J.F., Cerin E., Conway T.L., Adams M.A., Frank L.D., Pratt M., Salvo D., Schipperijn J., Smith G., Cain K.L., Davey R., Kerr J., Lai P.-C., Mitáš J., Reis R., Sarmiento O.L., Schofield G., Troelsen J., Van Dyck D., . . . Owen N. (2016). Physical activity in relation to urban environments in 14 cities worldwide: A cross-sectional study. *The Lancet, 387*(10034), 2207–2217. https://doi.org/10.1016/

S0140-6736(15)01284-2
Sampson R.J., Morenoff J.D. & Gannon-Rowley T. (2002). Assessing "neighborhood effects": Social processes and new directions in research. *Annual Review of Sociology, 28*, 443–478. https://doi.org/10.1146/annurev.soc.28.110601.141114
Schuwirth N., Reichert P. & Lienert J. (2012). Methodological aspects of multi-criteria decision analysis: A case study on pharmaceutical removal from hospital wastewater. *European Journal of Operational Research, 220*(2), 472–483. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.01.055
Sepe M. (2013). Urban history and cultural resources in urban regeneration: A case of creative waterfront renewal. *Planning Perspectives, 28*(4), 595–613. https://doi.org/10.1080/02665433.2013.774539
Shannon C.E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell System Technical Journal, 27*(3), 379–423. https://doi.org/10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
Sharifi M.A. & Rodriguez E. (2002). Design of a spatial decision support system. *Journal of Geographic Information and Decision Analysis, 6*(2), 1–8.
Simon H.A. (1977). *The new science of management decision* (rev. ed.). Prentice-Hall.
Sirgy M.J., Phillips R. & Rahtz D. (Eds.). (2008). *Community quality-of-life indicators*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4020-4625-4
Tomlinson R. (2013). *Thinking about GIS: Geographic information system planning for managers* (5th ed.). Esri Press.
United Nations. (2015). *Transforming our world: The 2030 Agenda for Sustainable Development* (A/RES/70/1). https://sdgs.un.org/2030agenda
UN-Habitat. (2001). *Global urban indicators database*.
UN-Habitat. (2016). *World cities report 2016: Urbanization and development—Emerging futures*.
Velasquez M. & Hester P.T. (2013). An analysis of multi-criteria decision-making methods. *International Journal of Operations Research, 10*(2), 56–66.
Wener R.E. & Evans G.W. (2011). Comparing stress of car and train commuters. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 14*(2), 111–116. https://doi.org/10.1016/j.trf.2010.11.008
Westerholt R., Acedo A. & Naranjo-Zolotov M. (2022). Exploring sense of place in relation to urban facilities: Evidence from Lisbon. *Cities, 127*, Article 103750. https://doi.org/10.1016/j.cities.2022.103750
WHO/UNICEF Joint Monitoring Programme. (2017). *Progress on drinking water, sanitation and hygiene: 2017 update and SDG baselines*. World Health Organization & UNICEF.
Whyte W.H. (1980). *The social life of small urban spaces*. Project for Public Spaces.
World Bank. (2023). *World development indicators 2023*.
Wu J. (2006). Landscape ecology, cross-disciplinarity, and sustainability science. *Landscape Ecology, 21*(1), 1–4. https://doi.org/10.1007/s10980-006-7195-2
Yager R.R. (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multicriteria decisionmaking. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 18*(1), 183–190. https://doi.org/10.1109/21.8706