

Urban walkability assessment through shared images: a “value for people” approach to the public space

Domenico D’Uva^{1,*}, Marco Seccaroni¹

¹ Department of Architecture, Built Environment and Construction Engineering, Politecnico di Milano, Via Ponzio, 31, 20133, Milano, Italia: domenico.duva@polimi.it, marco.seccaroni@polimi.it

* Corresponding author

Keywords

Walkability, semantic segmentation, public space, AI

Abstract

Growing attention to sustainable mobility, the quality of public space, and the enhancement of historic heritage has made walkability a central criterion for assessing contemporary cities. The aim of this work is to propose an automated methodological procedure, oriented towards a value for people perspective, for the evaluation of urban walkability based on georeferenced street-level images. The methodology relies on the use of semantic segmentation techniques applied to open-source datasets (Google Street View and OpenStreetMap) and on the development of a synthetic index (Lvalue), capable of translating the visual perception of the urban environment into a quantitative value. The implementation of the procedure makes it possible to map the pedestrian quality of the street network, integrating infrastructural, environmental, and perceptual elements within a relational framework. The experimentation carried out in a densely built-up area of Campania produced high-resolution walkability maps, with evaluations referring to pedestrian accessibility thresholds (5, 10, and 15 minutes) to historic-cultural assets. The results show that the proposed approach allows for the identification of strengths and weaknesses of the pedestrian network at different spatial scales, highlighting local deficits, intermediate issues, and large-scale structural shortcomings. The procedure is configured as a decision-support tool for local administrations, capable of guiding targeted redevelopment interventions, enhancing cultural heritage, and monitoring the effects of urban policies. From this perspective, walkability understood as value for people emerges as a strategic indicator not only to promote more accessible and equitable cities but also to ensure lasting valorization of public space and historic heritage.

1. Introduction

The research aims to develop a procedure for assessing walkability using open-source big data. Starting from perceptual data derived from street-level images and testing the analytical value of semantically segmented outputs filtered by criteria, the objective is to represent and share walkability assessment in map form.

The concept of walkability — the ease and quality of walking in urban space — has emerged as a central criterion for evaluating the quality and sustainability of contemporary cities. In an

era of growing attention to sustainable mobility and urban liveability, walkability is far more than a technical metric: it embodies a social, perceptual and relational value of the urban fabric. Numerous studies show that more pedestrian-friendly neighbourhoods deliver widespread benefits, countering the twentieth-century dominance of car-centred planning. Higher walkability is associated with positive outcomes in physical and mental health, environmental sustainability and social cohesion; it also stimulates local economies and reduces the negative impacts of car traffic. The ability to move on foot safely and pleasantly fosters spontaneous interaction among citizens, strengthens community bonds and enlivens public spaces—ideas already anticipated by Jacobs (1993) in relation to the social role of pavements. In this sense, walkability is not only a measurable physical attribute, but an emergent quality arising from the encounter between urban design and people's spatial perception. As highlighted by several sources (Gehl, 2010; Speck, 2012), the urban pedestrian environment is shaped by the continuous interaction between physical elements (streets, sidewalks, buildings, public greenery) and the human experience of those elements.

In this vein, urban design studies have introduced qualitative criteria such as imageability (the ability of a physical environment to imprint itself in people's imagination, cf. Lynch, 1960) and transparency or visual transparency (the perception of safety and visual connection offered by a space, cf. Cullen, 1961) as key factors influencing the enjoyment and frequency of walking in cities. To these we can add *iconema*, the minimal units of perceived landscape (Turri, 1974), whether natural or man-made signs, which condense the identity of a place and contribute to making it recognizable and memorable for those who cross it.

The pedestrian experience is therefore strongly linked to the sensory and perceptual qualities of the surroundings: the human scale of streets, the presence of active details at ground level, the variety of urban landscapes, the iconemi, and, above all, the visual sequences unfolding along the path. In particular, Cullen's concept of "serial vision" (1961) emphasizes that urban space is not perceived in a static way, but rather through a dynamic succession of frames that open and transform as the pedestrian moves forward. Each step generates a new scene, either in continuity or in contrast with the previous one, and the ensemble of these visual transitions builds a narrative experience of space. The ability of the urban environment to offer surprises, perspectival variations, and unexpected viewpoints thus becomes a decisive factor for the quality of walking and for the sensory and emotional engagement of citizens.

Beyond these social and perceptual dimensions, urban walkability also has a strong relational and civic value. Walking creates relationships both among people and between people and places: everyday routes generate familiarity, place attachment and a sense of belonging. A walkable neighbourhood becomes the stage for constant interactions — the phenomena Jacobs (1993) described as the "eyes on the street" capable of ensuring safety and cohesion. From a "value for people" perspective, urban heritage is no longer seen solely as a set of physical or historical assets, but also as a relational good capable of generating social capital and collective well-being (local identity, community cohesion, and the attractiveness of places for residents and passers-through). Walkability thus enters the discourse of spatial justice: ensuring quality pedestrian environments in all neighbourhoods means offering every citizen — regardless of income or socio-economic status—equitable access to a liveable and safe city. Soja (2010) argues that justice has a geography, emphasising that the equitable distribution of spaces and infrastructures is integral to social justice. Unfortunately, decades of automobile-centred planning have produced spatially "unjust" cities (Soja, 2010): many peripheral or marginalised contexts lack safe pavements, adequate pedestrian crossings and welcoming public spaces. In these communities, the absence of walkability limits freedom of movement and condemns certain population groups to dependence on private cars or exclusion from urban life. Soft mobility and social justice are therefore tightly interwoven: promoting walkability in disadvantaged neighbourhoods is an act of equity, necessary to close the gap in access to urban opportunities (schools, parks, services) and to safeguard everyone's right to the city.

Alongside this renewed theoretical and civic sensitivity, recent years have seen the rise of new urban-analysis technologies that promise to support—and potentially transform—evaluation

processes related to walkability. The widespread availability of geolocated street-level imagery from platforms such as Google Street View and Mapillary has opened unprecedented opportunities to understand and measure the characteristics of the pedestrian environment at scale. These visual databases provide a kind of “virtual audit” of territory: where on-site inspections were once required, it is now possible to explore streets and neighbourhoods remotely, identifying key elements for walkability—such as the presence of pavements, pedestrian crossings, street vegetation, lighting and street furniture—directly from images. Street-level imagery is now integrated into many urban studies: from assessments of the built environment for real-estate and market purposes (e.g., property valuations based on streetscape aesthetics) to socio-economic and public-health analyses that correlate neighbourhood visual characteristics with demographic or health data (for example, to estimate rates of obesity or physical activity based on perceived “walkability”). In the specific field of walkability, several recent works propose quantitative indices computed from street-view images combined with computer-vision algorithms. For example, Ki and Chen (2023) developed a walkability index that integrates micro-scale attributes (such as path quality) and macro-scale attributes (such as urban connectivity) by analysing Google Street View images with deep-learning techniques. Similarly, other studies have employed convolutional neural networks to recognise streetscape elements (trees, active frontages, parked cars) and correlate them with actual mobility data, showing that features extracted from street-level images can improve predictions of pedestrian behaviour compared with traditional map-based data alone. In sum, applying computer vision to urban images now enables automated acquisition of rich, detailed information on “the street as seen by the human eye”, translating perceived spatial quality into quantitative data useful for planning. This bottom-up perspective, focused on the street level, differs from classical top-down urban analyses (such as aerial photography or technical maps) and recentres the viewpoint of the urban observer, consistent with Lynch’s insight into the importance of perception in forming the city’s image. Moreover, the availability of large open-source georeferenced image datasets (including collaborative services such as Mapillary and KartaView) provides fertile ground for developing innovative indicators of spatial quality, powered by increasingly accurate machine-learning algorithms. Advances in semantic segmentation and object recognition enable deep-learning models to classify automatically the elements present in urban scenes and to quantify their distribution along the street network. Such computational tools, trained on vast quantities of visual data, are opening new possibilities for systematically evaluating previously hard-to-measure characteristics, such as the “pleasantness” of a pedestrian route or the degree of enclosure (perceived spatial containment) of a street—indicators closely tied to comfort and pedestrian preference.

These digital innovations offer undeniable advantages: granularity, cost-efficiency, an appearance of objectivity, yet they also raise critical questions when used in decision-making and urban-evaluation systems. A first issue concerns data quality and completeness: although the coverage of services such as Google Street View is now almost global, it remains uneven, with more frequent and up-to-date imagery in affluent urban contexts than in rural areas or developing countries. This implies a potential geographic bias in automated analyses: walkability metrics derived from images may overestimate spatial quality where visual data are abundant and recent, while overlooking criticalities in places that are less digitally documented—often corresponding to already vulnerable communities. This research belongs to the domain of digital spatial representation owing to its capacity to capture and share perceptual knowledge. Urban space—particularly walkable environments—is shaped by the interaction between physical elements and human perception (Gehl, 2010; Speck, 2012). This focus on perception is aligned with studies of visuality (Arnheim, 1954) and digital methods for perception (Yin & Wang, 2016). The working hypothesis is to extract perceptual data from images using open big data (He et al., 2023; Zhang et al., 2018; Srivastava & Vargas, 2018; Yuan et al., 2023). This enables a structured response to the need to evaluate and quantify spatial quality (Dunkel, 2015), in pursuit of place value (Carmona, 2019). The aim is to define a methodological process—guided by digital procedures—and a criterion for interpreting urban walkability from georeferenced images. The research approach emphasises automation of spatial assessment and the formulation of verifiable criteria.

Participatory and volunteered geographic information (VGI) supports interpretation through territorial intelligence (Laurini et al., 2020; Smith et al., 2017; Goodchild et al., 2007). According to these premises, the scope of the research is the evaluation of a walkability index through a fully automated approach to analysing street-level images. This index integrates infrastructural and environmental elements (Shannon & Smets, 2011), identifying optimal pedestrian routes in urban contexts (Middleton, 2021; Moudon et al., 2006; Shamsuddin et al., 2012).

The proposed method is rooted in visual culture (Jenks, 2002), diverges from traditional top-down image analyses (Bianchi et al., 2020), and underscores the importance of the observer's point-of-view (Lynch, 1960). Walkability evaluations often rely on GIS platforms that catalogue the city's physical elements, but integrating GIS with machine learning enables the acquisition of deeper data (Bianchi et al., 2020; Liang et al., 2022; Seccaroni, 2024). These data can feed maps or direct visualisations such as photographs (Cullen, 1961; Mitchell, 1980). With the growth of digital platforms, vast street-level image datasets have become available online (van Dijck, 2013; Iafrate, 2018), offering a rich source for interpreting urban environments (Dunkel, 2015). Machine learning (ML) is a fundamental tool in this context, improving its accuracy through continuous exposure to new data. ML systems (Zhu et al., 2020), when paired with image-segmentation techniques (Ye et al., 2019), can automatically classify objects in urban scenes and quantify their presence. These computational models learn from data at multiple levels of abstraction (LeCun et al., 2015), offering new opportunities to evaluate walkable routes. This has been further demonstrated in recent studies that apply ML to quantify perceived walkability using street-view images (Kang et al., 2023; Yin & Wang, 2016).

The use of street-view image processing has accelerated since 2010, addressing domains such as thermal environments (Ren et al., 2022), neighbourhood morphology (Chiang et al., 2017), socio-economic analysis (Meng et al., 2020), urban design (Bianconi et al., 2022; Shao et al., 2023; Wang et al., 2022; Zhang et al., 2022), environmental assessment (Li et al., 2015; Seiferling et al., 2017; Xing et al., 2023) and human perception (Bibri et al., 2022; Sass, 2012). It has also supported research on autonomous mobility (Tang et al., 2023). Research approaches include experiments, simulations and deep-learning techniques (He & Li, 2021). In studies of environmental perception, walkability has been evaluated through visual indicators such as the presence of pavements, green elements and human activity (Kang et al., 2023; Wen et al., 2022; Ye et al., 2019). These indicators reflect not only the presence of infrastructure but also the perceived quality of the environment. Recent methods also examine the urban experience to identify the best pedestrian routes. The most efficient path is not always the most comfortable or attractive. Preferences may favour alternative routes that are scenic, quiet or safer (Quercia et al., 2014; Salazar Miranda et al., 2021). Such findings justify the development of algorithms to evaluate the perceived quality of urban pedestrian routes based on image data.

2. Methodology

2.1 Study area, spatial sampling, and image acquisition

The geographic study area may correspond to any portion of territory mapped by Google Street View and OpenStreetMap. The area is delineated in QGIS by means of a vector polygon provided as input. Within this area, on the road network extracted from OpenStreetMap (OSM), an equally spaced grid of points was generated at regular 15-metre intervals along the road centrelines. For each grid point, a Python script downloaded four panoramic images via the Google Street View Static API, using the following fixed parameters:

- Heading: 0°, 90°, 180°, 270° (Nord, Est, Sud, Ovest)
- Field-of-View (FOV): 90°
- Pitch: 0°
- Resolution: 640 × 640 pixel

2.2 Semantic segmentation and L_{value} computation

Images were processed with a DeepLabv3+ model (ResNet-101 backbone) fine-tuned on the ADE20K dataset, which provides 150 semantically coherent classes at the urban scale. The segmentation pipeline outputs, for each image, the fraction of pixels belonging to each class.



Figure 1. Comparison between the original Google Street View image and its semantic-segmentation output. The automated classification highlights all semantically detected classes by the DeepLabv3+ model.

The construction of the L-value follows the methodological protocol of Bianconi et al. (2023). In that study, the authors translate the visual perception of the streetscape into a composite score by weighting the semantic components of the street scene. Four macro categories were selected: vegetation (V), sky (S), buildings (B), and road/vehicles (R). The elementary value for each image is estimated by weighting the percentage of pixels belonging to these four primary macro categories, complemented by secondary classes (e.g., street furniture, signage, people) that contribute with weights according to the perceptual scale proposed by Bianconi et al. (2023).

$$L_{value} = \alpha\beta_1V + \alpha_2S + \alpha_3B + \alpha_4R + \beta_1 \sum_{h=1}^n VAP + \beta_2 \sum_{h=1}^n VAN + \beta_3 \sum_{h=1}^n VDP + \beta_4 \sum_{h=1}^n VDN \quad (1)$$

where:

V = vegetation value (Vegetation)

S = sky value (Sky)

B = building value (Buildings)

R = road value (Roads)

α = weighting coefficients for the primary values (V, S, B, R)

VAP = Positive Areal Values

VAN = Negative Areal Values

VDP = Positive Determining Values (point-based)

VDN = Negative Determining Values (point-based)

β = weighting coefficients for the secondary values (VAP, VAN, VDP, VDN)

The four values obtained for the cardinal directions of each point are then averaged:

$$L_j = \frac{1}{4} \sum_{h=1}^4 L_{j,h} \quad (2)$$

The resulting L_j thus represents the degree of perceived liveability at the sampled node, on a theoretical basis validated by the empirical ground-truth experiments conducted by Bianconi et al. through collective-intelligence questionnaires.

The mean value was associated with the corresponding node and propagated to the network segments via a length-weighted average, yielding a continuous attribute for each 15-m road segment.

2.3 Heritage points of interest and isochrone analysis

Heritage-related places of interest were extracted from OSM. For each heritage point (h), pedestrian isochrones of 5, 10 and 15 minutes were computed using the street network (assumed walking speed: 1.4 m/s). For each isochrone $I_{h,t}$ ($t=5,10,15$ min), the mean accessibility value was computed as follows:

$$A_{h,t} = \frac{1}{|S_{h,t}|} \sum_{s \in S_{h,t}} L_{j,h} \quad (3)$$

where $S_{h,t}$ is the set of segments contained within the isochrone. Comparing the values computed on the 5-, 10-, and 15-minute pedestrian isochrones allows the accessibility trend to be characterised: pronounced deviations at 5 minutes reveal local criticalities; differences prevailing at 10 minutes indicate issues at an intermediate scale; whereas persistent variations at 15 minutes signal wider-area criticalities.

3. Results

The methodology was applied in a densely built area of Campania. The analysis results are summarised in a high-resolution *walkability* map in which each street is assigned a specific score. Adopting a “*value for people*” principle, the model ensures that its evaluations are directly linked to citizens’ well-being and satisfaction in their everyday use of urban space. The routes identified through this methodology enhance the cultural and real-estate assets they traverse. This perspective steers the analysis towards interventions with a positive impact on daily life, prioritising the creation of attractive, safe and inclusive pedestrian environments. By assessing walkability across different time-distance thresholds — 5, 10 and 15 minutes — it becomes possible to identify the spatial and temporal scales at which accessibility issues emerge, thereby enabling targeted improvements to routes and the assets involved. The cartographic interpretation is based on the length-weighted mean of L_{value} along the network segments intersecting each cultural asset. In the resulting plates, the value is represented by graduated circles varying simultaneously in colour and diameter:

- large green circles → high accessibility (high L_{value})
- large red circles → poor accessibility (low L_{value})

Between these extremes, colour transitions (from green through brown to red) and size variations convey the full spectrum of conditions.

3.1 Five-minute scenario

The 5-minute map reveals a strongly polarised landscape. The principal historic-artistic complexes of the old centre display large, saturated green circles, indicating routes rich in greenery, low vehicular interference and good pavement continuity. By contrast, along the south-west/east corridor, circles of comparable diameter appear intensely red: here the walking environment is poor in favourable elements (vegetation, open sky) and dominated by penalising road infrastructure. Criticalities thus manifest as localised, point-like phenomena.

3.2 Ten-minute scenario

Expanding the pedestrian catchment to 10 minutes, some of the red circles shift towards brown tones and shrink slightly in diameter: the widened horizon now includes better-performing

network stretches, attenuating the criticalities of certain nodes. However, negative clusters do not vanish: the persistence of circles that remain relatively large (albeit less intense) indicates issues at an intermediate scale, unlikely to be resolved by micro-interventions alone.

3.3 Fifteen-minute scenario

With the 15-minute isochrone, the mesh of streets with positive L_{values} becomes almost continuous, and numerous peripheral circles move towards yellow–brown with reduced diameters. Nevertheless, agglomerations of large red circles persist, especially along the aforementioned infrastructural corridor: these attest to structural deficits—discontinuities in greenery, high traffic, physical barriers—that depress walking quality even over a wider radius.

3.4 Reading the trends

The longitudinal comparison across the three isochrones provides a scalar diagnosis:

Table 1. Synthesis of the scalar diagnosis derived from the comparison of pedestrian isochrones. The cartographic expression is correlated with the temporal scale and the operational implications required to improve *urban walkability*.

Time scale	Map patterns	Operational implication
5 min	Highly distinct green/red circles	Local criticalities
10 min	Partial reduction of red, persistence of brown clusters	Intermediate-scale criticalities to be addressed with network-level interventions
15 min	Residual large red circles	Structural deficits requiring medium - to long - term infrastructural strategies

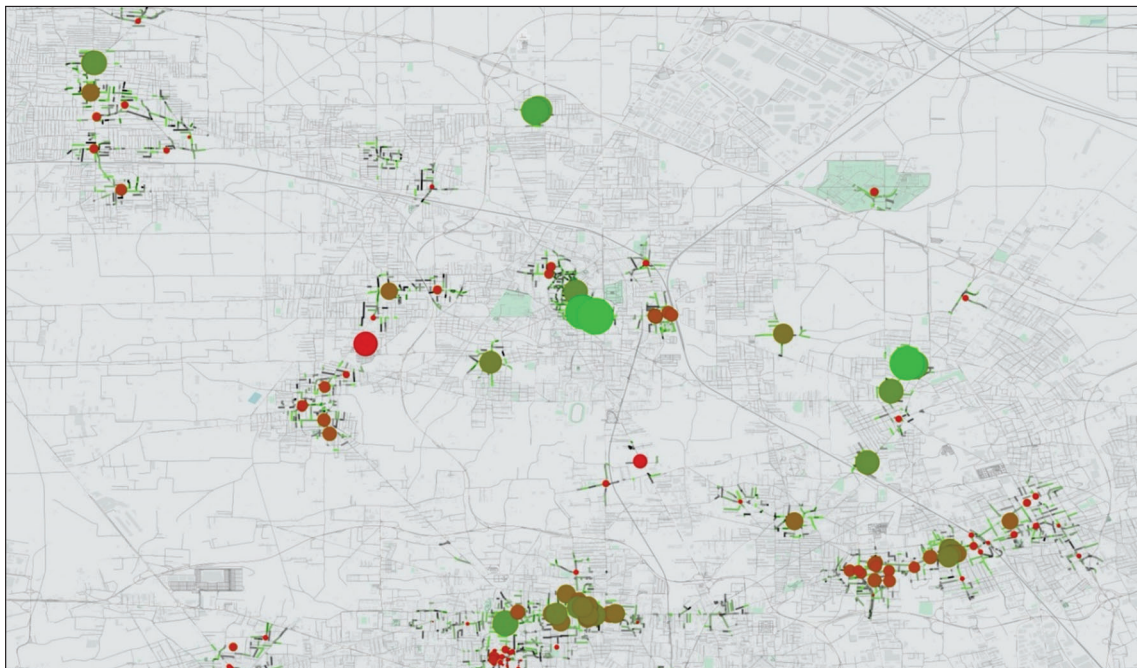


Figure 2. Perceived accessibility map to cultural assets within a 5-minute walk. Each circle represents a historic–cultural point of interest and summarises, through colour and diameter, the mean L_{value} of the street segments included within the reference isochrone. Large green circles indicate routes of high perceived quality (presence of vegetation, visible sky, low vehicular interference), whereas red circles indicate contexts of poor pedestrian liveability.

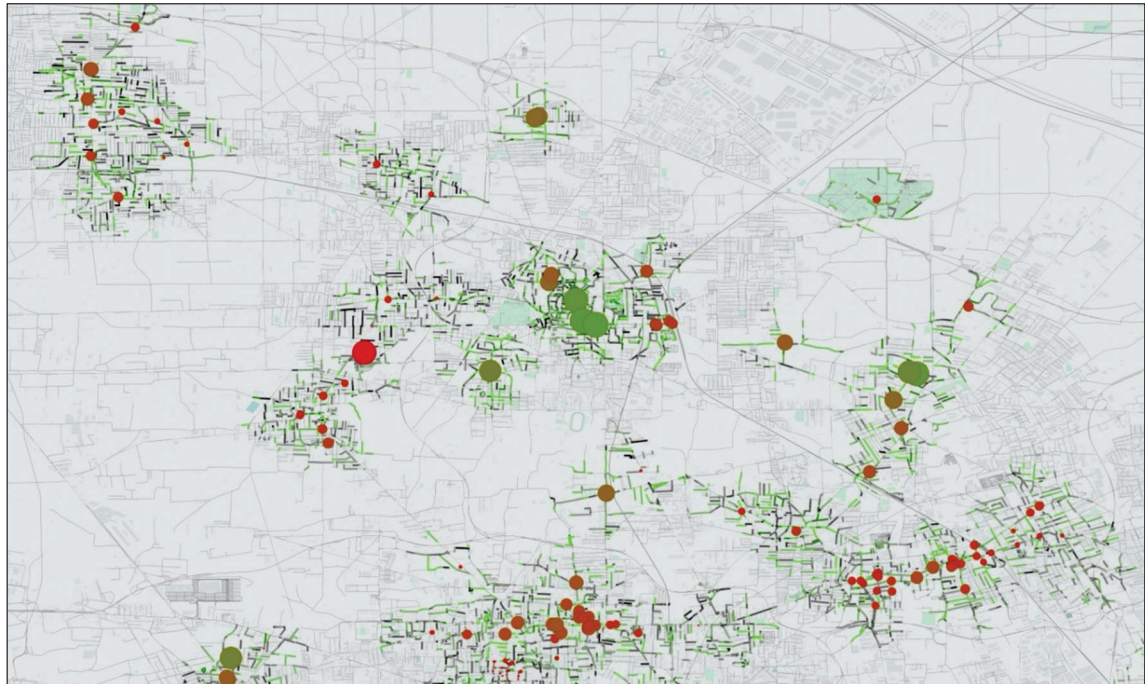


Figure 3. Ten-minute accessibility scenario. The enlarged pedestrian radius incorporates better performing network segments, mitigating criticalities in some areas. Circles shift to intermediate tones (yellow- brown) and decrease in size, yet problematic clusters persist— evidence of systemic fragilities at an intermediate scale.

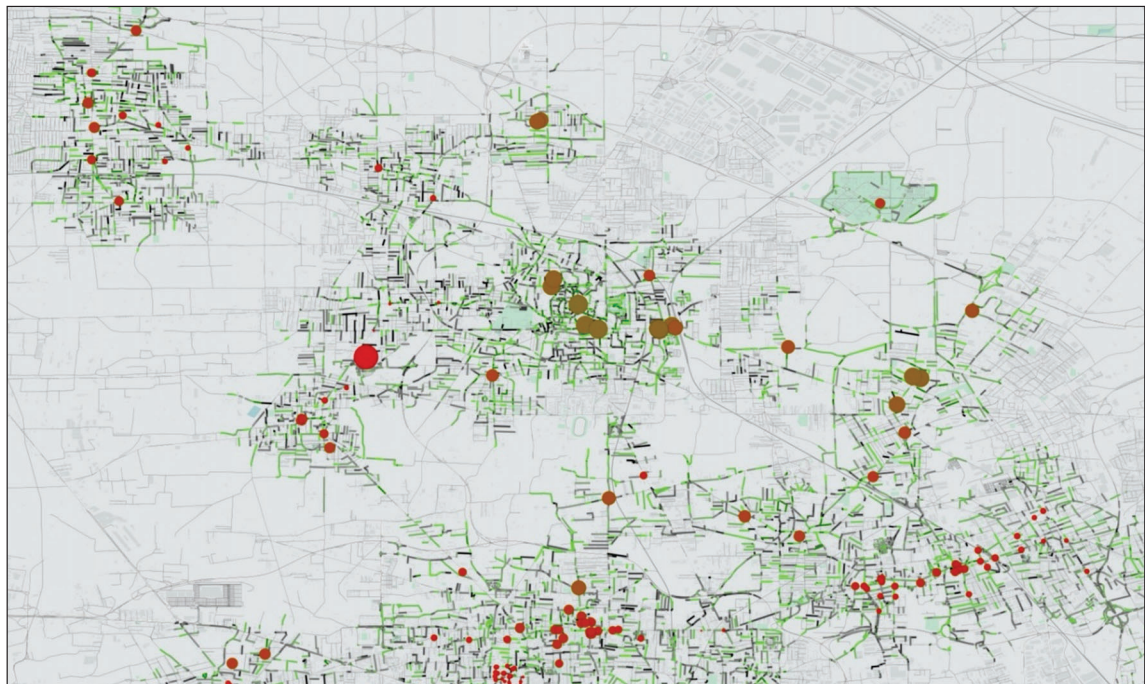
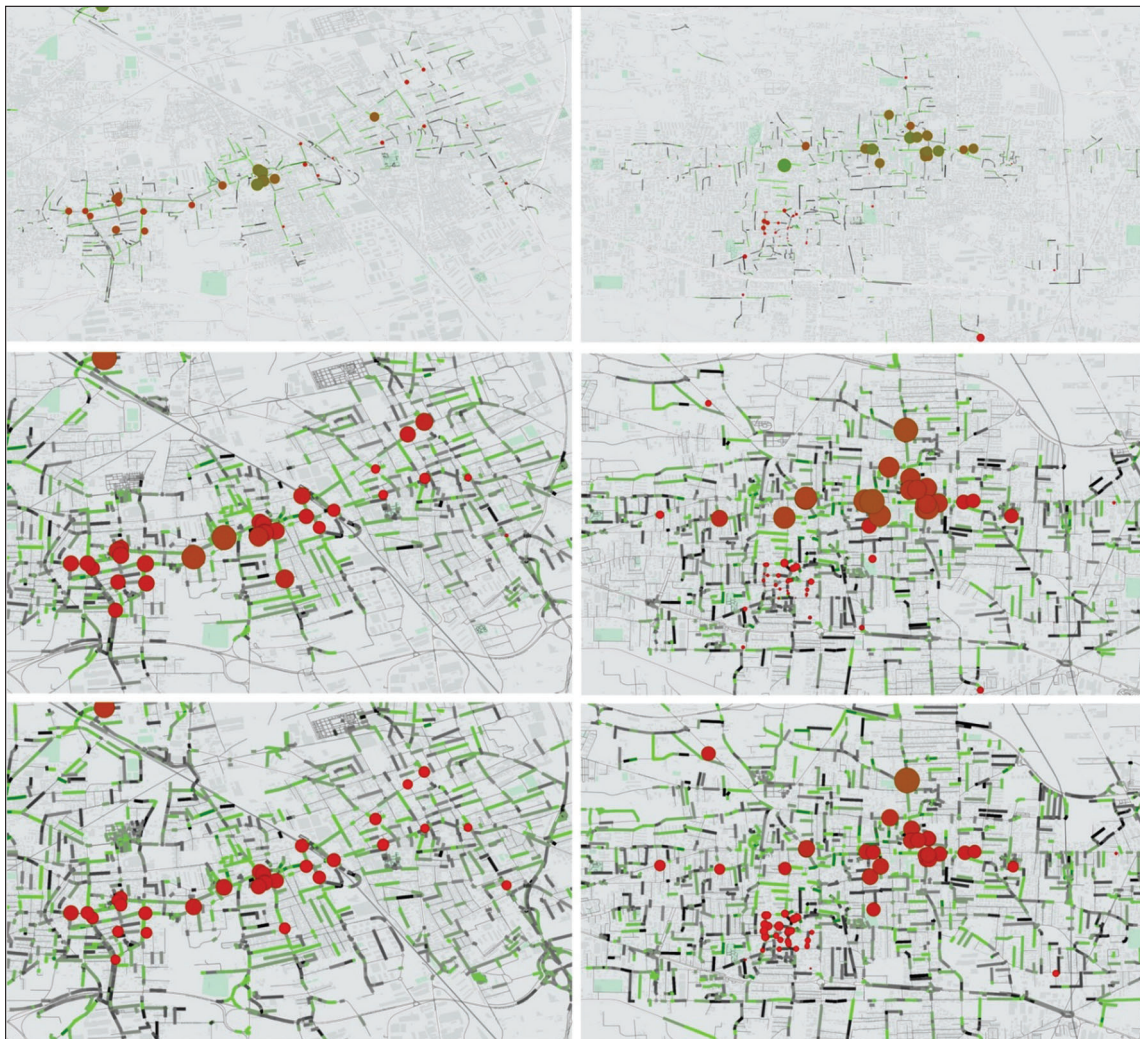


Figure 4. Fifteen-minute accessibility. The expanded network the isochrone covers includes more favourable routes but exposes structural criticalities. The remaining large red circles—especially along the south-west/east infrastructural corridor— highlight discontinuities in greenery, high traffic volumes, and persistent physical barriers.



aFigure 5. Comparison of perceived *walkability* across three temporal scenarios (5, 10 and 15 minutes) relative to pedestrian accessibility to cultural assets. The first row shows the 5-minute situation, the second 10 minutes, and the third 15 minutes. Each column presents a different zoom of the main map. Graduated circles, varying by colour (green to red) and diameter, represent the mean L_{value} associated with each point of interest, indicating respectively the perceptual quality and the spatial extent of ac-

4. Conclusions

From a “value for people” perspective, the proposed methodology considers urban heritage not only as a historical and artistic asset but also as a relational good, capable of generating a sense of belonging, identity, community cohesion, and the overall attractiveness of places. The model operates as a decision-support tool for local governments, helping to identify strengths and weaknesses in the pedestrian network, plan targeted upgrading interventions (such as lighting or street furniture in critical areas), and monitor the effects of sustainable mobility and urban-regeneration policies over time.

The methodology also makes it possible to highlight the relationship between pedestrian accessibility and the value of historic heritage. The aim is not to define an absolute value, but to recognise that assets easily reachable on foot acquire greater social and economic relevance: they become integral to everyday urban life, encourage widespread use, and strengthen community ties. Conversely, poor accessibility reduces these opportunities, limiting the relational function

of the asset and its capacity to contribute to urban vitality.

A further aspect concerns safety: areas characterised by lower accessibility and pedestrian footfall are more vulnerable to degradation and vandalism, since the reduced presence of “eyes on the street” (Jacobs, 1993) entails weaker social surveillance. This linkage shows that walkability not only shapes the perceived quality of urban space but also has indirect economic repercussions, tied to maintenance costs and to preserving the use-value and image-value of cultural assets.

Against this backdrop, walkability emerges as a fundamental diagnostic and comparative criterion: improving its levels means not only promoting more accessible, equitable and sustainable cities, but also ensuring a more complete and enduring enhancement of historic-artistic heritage and the public realm.

Acknowledgement

All authors contributed equally to this work.

Bibliography

- Arnheim R. (1954). *Art and visual perception: A psychology of the creative eye*. University of California Press.
- Bibri S.E., Tao Y., Wang Y., Wang X., Tian G. & Zhang S. (2022). Measuring the correlation between human activity density and streetscape perceptions: An analysis based on Baidu Street View images in Zhengzhou, China. *Land*, 11(3), 400. <https://doi.org/10.3390/land11030400>
- Bianchi A., D'Uva D. & Rolando A. (2020). An innovational digital tool in GIS procedure: Mapping Adriatic coast in Abruzzo region to support design of slow mobility routes. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B4-2020*, 533–537. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2020-533-2020>
- Bianconi F., Filippucci M., Ceccaroni S. & Seccaroni M. (2022). The value of deep learning for landscape representation: Comparison between segmentation images map and GIS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLIII-B4-2022*, 487–492. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2022-487-2022>
- Carmona M. (2019). Place value: Place quality and its impact on health, social, economic, and environmental outcomes. *Journal of Urban Design*, 24(1), 1–48. <https://doi.org/10.1080/13574809.2018.1472523>
- Chiang Y.-C., Sullivan W. & Larsen L. (2017). Measuring neighborhood walkable environments: A comparison of three approaches. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(6), 593. <https://doi.org/10.3390/ijerph14060593>
- Cullen G. (1961). *Townscape*. The Architectural Press.
- Dunkel A. (2015). Visualizing the perceived environment using crowdsourced photo geodata. *Landscape and Urban Planning*, 142, 173–186. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2015.02.022>
- Gehl J. (2010). *Cities for people*. Island Press.
- Goodchild M.F., Fu P. & Rich P. (2007). Sharing geographic information: An assessment of Geospatial One-Stop. *Annals of the Association of American Geographers*, 97(2), 250–266. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2007.00534.x>
- He J., Zhang J., Yao Y. & Li X. (2023). Extracting human perceptions from street view images for better assessing urban renewal potential. *Cities*, 134, 104189. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104189>
- He N. & Li G. (2021). Urban neighbourhood environment assessment based on street view image processing: A review of research trends. *Environmental Challenges*, 4, 100090. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100090>
- Iafrate F. (2018). *Artificial intelligence and big data: The birth of a new intelligence*. Wiley.
- Jacobs J. (1993). *The death and life of great American cities*. Vintage Books.
- Jenks C. (2002). *Visual culture*. Routledge.
- Kang Y., Kim J., Park J. & Lee J. (2023). Assessment of perceived and physical walkability using street view images and deep learning technology. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(5), 186. <https://doi.org/10.3390/ijgi12050186>

- Laurini R., Servigne S. & Favetta F. (2020). About territorial intelligence and geographic knowledge bases. *Cuadernos de Administración*, vol. 33. <https://doi.org/10.11144/javeriana.cao33.atigk>
- LeCun Y., Bengio Y. & Hinton G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Li X., Zhang C., Li W., Ricard R., Meng Q. & Zhang W. (2015). Assessing street-level urban greenery using Google Street View and a modified green view index. *Urban Forestry & Urban Greening*, 14(3), 675–685. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2015.06.006>
- Liang Y., D’Uva D., Scandiffio A. & Rolando A. (2022). The more walkable, the more livable? Can urban attractiveness improve urban vitality? *Transportation Research Procedia*, 60, 322–329. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.12.042>
- Lynch K. (1960). *The image of the city*. MIT Press.
- Middleton J. (2021). *The walkable city: Dimensions of walking and overlapping walks of life*. Routledge.
- Mitchell W.J.T. (1980). *The language of images*. University of Chicago Press.
- Moudon A.V., Lee C., Cheadle A.D., Garvin C., Johnson D., Schmid T.L. & Lin L. (2006). Operational definitions of walkable neighborhood: Theoretical and empirical insights. *Journal of Physical Activity and Health*, 3(Suppl 1), S99–S117. <https://doi.org/10.1123/jpah.3.s1.s99>
- Quercia D., Schifanella R. & Aiello L.M. (2014). The shortest path to happiness: Recommending beautiful, quiet, and happy routes in the city. In *Proceedings of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media* (pp. 116–125). ACM. <https://doi.org/10.1145/2631775.2631799>
- Ren S., Liu Q. & Zhang X. (2022). MPSA: A multi-level pixel spatial attention network for thermal image segmentation based on Deeplabv3+ architecture. *Infrared Physics & Technology*, 123, 104193. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2022.104193>
- Salazar Miranda A., Fan Z., Duarte F. & Ratti C. (2021). Desirable streets: Using deviations in pedestrian trajectories to measure the value of the built environment. *Computers, Environment and Urban Systems*, 86, 101563. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101563>
- Sass L. (2012). Direct building manufacturing of homes with digital fabrication. In N. Gu & X. Wang (Eds.), *Computational design methods and technologies: Applications in CAD, CAM, and CAE education* (pp. 71–82). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-61350-180-1.ch005>
- Seccaroni M. (2024). Integrating AI and GIS in urban landscape analysis and representation for enhanced community well-being. *Disegnarecon*, 17(33), 20.1–20.12. <https://doi.org/10.20365/disegnarecon.33.2024.20>
- Seiferling I., Naik N., Ratti C. & Proulx R. (2017). Green streets: Quantifying and mapping urban trees with street-level imagery and computer vision. *Landscape and Urban Planning*, 165, 93–101. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2017.05.010>
- Shamsuddin S., Hassan N.R.A. & Bilyamin S.F.I. (2012). Walkable environment in increasing the liveability of a city. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 50, 167–178. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.08.025>
- Shannon K. & Smets M. (2011). Towards integrating infrastructure and landscape. *Topos*, 74, 64–71.
- Shao Y., Yin Y., Xue Z. & Ma D. (2023). Assessing and comparing the visual comfort of streets across four Chinese megacities using AI-based image analysis and the perceptive evaluation method. *Land*, 12(4), 834. <https://doi.org/10.3390/land12040834>
- Smith R.C., Bossen C. & Kanstrup A.M. (2017). Participatory design in an era of participation. *CoDesign*, 13(2), 65–69. <https://doi.org/10.1080/15710882.2017.1310466>
- Soja, E.W. (2010). *Seeking Spatial Justice*. University of Minnesota Press
- Solecka I. (2019). The use of landscape value assessment in spatial planning and sustainable land management: A review. *Landscape Research*, 44(8), 966–981. <https://doi.org/10.1080/01426397.2018.1520206>
- Speck J. (2012). *Walkable city: How downtown can save America, one step at a time*. Farrar, Straus and Giroux.
- Srivastava S., Lobry S., Tuia D. & Vargas-Munoz J.E. (2018). Land-use characterisation using Google Street View pictures and OpenStreetMap. In *AGILE 2018 Conference on Geographic Information Science*, Lund, Sweden, 12–15 June, https://agile-online.org/images/conferences/_2018/documents/shortpapers/65%20Paper_ID_65_AGILE2018_Landuse_Characterisation.pdf
- Tang X., Li Y. & Wei X. (2022). Environmental perception for intelligent vehicles. In *AI-enabled tech-*

- nologies for autonomous and connected vehicles* (pp. 61-106). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-06780-8>
- Turri E. (1974). *Il paesaggio e il silenzio*. Marsilio.
- van Dijck J. (2013). *The culture of connectivity: A critical history of social media*. Oxford University Press.
- Wen D., Liu M. & Yu Z. (2022). Quantifying ecological landscape quality of urban street by open street view images: A case study of Xiamen Island, China. *Remote Sensing*, 14(14), 3360. <https://doi.org/10.3390/rs14143360>
- Xing Z., Yang S., Zan X., Dong X., Yao Y., Liu Z. & Zhang X. (2023). Flood vulnerability assessment of urban buildings based on integrating high-resolution remote sensing and street view images. *Sustainable Cities and Society*, 92, 104467. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104467>
- Ye Y., Zeng W., Shen Q., Zhang X. & Lu Y. (2019). The visual quality of streets: A human-centred continuous measurement based on machine learning algorithms and street view images. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 46(8), 1439-1457. <https://doi.org/10.1177/2399808319828734>
- Yin L. & Wang Z. (2016). Measuring visual enclosure for street walkability: Using machine learning algorithms and Google Street View imagery. *Applied Geography*, 76, 147-153. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.09.024>
- Yuan Y., Wang R., Niu T. & Liu Y. (2023). Using street view images and a geographical detector to understand how street-level built environment is associated with urban poverty: A case study in Guangzhou. *Applied Geography*, 156, 102980. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2023.102980>
- Zhang A., Zhai S., Liu X., Song G. & Feng Y. (2022). Investigating the association between streetscapes and mental health in Zhanjiang, China: Using Baidu Street View images and deep learning. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(24), 16634. <https://doi.org/10.3390/ijerph192416634>
- Zhang F., Zhou, B., Liu L., Liu Y., Fung, H.H., Lin, H. & Ratti C. (2018). Measuring human perceptions of a large-scale urban region using machine learning. *Landscape and Urban Planning*, 180, 148-160. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2018.08.020>
- Zhu D., Zhang F., Wang S., Wang Y., Cheng X., Huang Z. & Liu Y. (2020). Understanding place characteristics in geographic contexts through graph convolutional neural networks. *Annals of the American Association of Geographers*, 110(2), 408-420. <https://doi.org/10.1080/24694452.2019.1694403>

La *urban walkability* valutata con immagini condivise. Un approccio «value for people» per lo spazio pubblico

Domenico D’Uva^{1,*}, Marco Seccaroni¹

¹ Dipartimento di Architettura, Ingegneria delle Costruzioni e Ambiente Costruito, Politecnico di Milano, Via Ponzio, 31, 20133, Milano, Italia: domenico.duva@polimi.it, marco.seccaroni@polimi.it

* autore corrispondente

Parole chiave

Walkability,
Segmentazione
semantica,
Spazio pubblico, AI

Abstract

La crescente attenzione verso la mobilità sostenibile, la qualità dello spazio pubblico e la valorizzazione del patrimonio storico ha reso la *walkability* un criterio centrale per la valutazione delle città contemporanee. L’obiettivo del lavoro consiste nel proporre una procedura metodologica automatizzata, orientata al *value for people*, per la valutazione della camminabilità urbana a partire da immagini georeferenziate a livello stradale. La metodologia si fonda sull’utilizzo di tecniche di segmentazione semantica applicate a dataset open-source (Google Street View e OpenStreetMap) e sull’elaborazione di un indice sintetico (L_{value}), capace di tradurre la percezione visiva dell’ambiente urbano in un valore quantitativo. L’implementazione della procedura consente di mappare la qualità pedonale della rete viaria, integrando elementi infrastrutturali, ambientali e percettivi in una prospettiva relazionale. La sperimentazione condotta in un’area campana densamente urbanizzata ha prodotto mappe di *walkability* ad alta risoluzione, con valutazioni riferite a soglie temporali di accessibilità pedonale (5, 10 e 15 minuti) a beni storico-culturali. I risultati mostrano come l’approccio proposto permetta di individuare punti di forza e criticità della rete pedonale a diverse scale spaziali, evidenziando deficit locali, problematiche intermedie e carenze strutturali di ampio raggio. La procedura si configura come strumento di supporto decisionale per le amministrazioni locali, in grado di orientare interventi di riqualificazione mirata, valorizzare il patrimonio culturale e monitorare gli effetti delle politiche urbane. In tale prospettiva, la *walkability* intesa come *value for people* si afferma come indicatore strategico non solo per promuovere città più accessibili ed eque, ma anche per garantire una valorizzazione duratura dello spazio pubblico e del patrimonio storico.

1. Introduzione

La ricerca mira a creare una procedura per valutare la *walkability* utilizzando *big data* open-source. Partendo da dati percettivi derivati da immagini a livello stradale e testando il valore analitico della segmentazione semantica filtrata tramite criteri, l’obiettivo è rappresentare e condividere la valutazione della *walkability* in forma di mappa.

Il concetto di *walkability* – la camminabilità di uno spazio urbano – è emerso come criterio centrale per valutare la qualità e la sostenibilità delle città contemporanee. In un’epoca di crescente attenzione

verso la mobilità sostenibile e la vivibilità urbana, la camminabilità rappresenta molto più che una semplice misura tecnica: incarna un valore sociale, percettivo e relazionale del tessuto urbano. Numerosi studi evidenziano che quartieri più pedonali offrono benefici diffusi, contrastando la logica dominante di pianificazione auto-centrica del Novecento. Una maggiore camminabilità è associata a esiti positivi in termini di salute fisica e mentale, sostenibilità ambientale e coesione sociale, oltre a stimolare le economie locali e ridurre gli impatti negativi del traffico automobilistico. La possibilità di muoversi a piedi in sicurezza e con piacere, infatti, favorisce l'interazione spontanea tra i cittadini, rafforza il senso di comunità e alimenta la vitalità degli spazi pubblici (concetti anticipati già (Jacobs, 1993) a proposito del ruolo sociale dei marciapiedi). In tal senso, la *walkability* non è solo una caratteristica fisica misurabile, ma una qualità emergente dall'incontro tra design urbano e percezione dello spazio da parte delle persone. Come sottolineato da più fonti (Gehl, 2010; Speck, 2012) l'ambiente pedonale urbano si modella nell'interazione continua tra elementi fisici (strade, marciapiedi, edifici, verde pubblico) e l'esperienza umana di quegli elementi. Su questa scia, studi di *urban design* hanno introdotto criteri qualitativi come l'*imageability* (capacità di un ambiente fisico di imprimersi nell'immaginario, cfr. Lynch, 1960) e la *trasparenza o trasparenza visiva* (la percezione di sicurezza e connessione visiva che offre uno spazio, cfr. Cullen, 1961) come fattori chiave che influenzano il piacere e la frequenza del camminare in città. A questi si possono affiancare gli *iconemi*, ossia le unità minime del paesaggio percepito (Turri, 1974), segni naturali o antropici che condensano l'identità di un luogo e contribuiscono a renderlo riconoscibile e memorabile per chi lo attraversa. L'esperienza pedonale è quindi fortemente legata alle qualità sensoriali e percettive dell'intorno: la scala umana delle strade, la presenza di dettagli attivi al piano terra, la varietà di paesaggi urbani, gli *iconemi* e, soprattutto, le sequenze visive che si sviluppano lungo il percorso. In particolare, la "serial vision" descritta da Cullen (1961) mette in evidenza come lo spazio urbano non sia percepito in modo statico, ma attraverso una successione dinamica di inquadrature che si aprono e si trasformano man mano che il pedone avanza. Ogni spostamento genera una nuova scena, in continuità o in contrasto con la precedente, e l'insieme di queste transizioni visive costruisce un'esperienza narrativa dello spazio. La capacità di un ambiente urbano di offrire sorprese, variazioni prospettiche e punti di vista inaspettati diventa quindi un fattore determinante per la qualità della camminata e per il coinvolgimento sensoriale ed emotivo dei cittadini.

Oltre alle dimensioni sociali e percettive, la camminabilità urbana assume anche un forte valore relazionale e civico. Muoversi a piedi crea relazioni sia tra le persone sia tra le persone e i luoghi: i percorsi quotidiani generano familiarità, attaccamento ai luoghi e senso di appartenenza comunitaria. Un quartiere camminabile diviene teatro di interazioni costanti fenomeni (Jacobs, 1993) descriveva come il "tessuto di occhi sulla strada" capace di garantire sicurezza e coesione. In una prospettiva di "*value for people*" (valore orientato alle persone), il patrimonio urbano non è più visto solo come insieme di beni fisici o storici, ma anche come un bene relazionale in grado di generare capitale sociale e benessere collettivo (identità locale, coesione comunitaria, attrattività dei luoghi per chi li vive e li attraversa). La *walkability* si inserisce qui nel discorso della giustizia spaziale: garantire ambienti pedonali di qualità in tutti i quartieri significa offrire a ogni cittadino, indipendentemente dal reddito o dallo status socio-economico, l'accesso equo a una città vivibile e sicura. Soja (2010) afferma che la giustizia ha una geografia, sottolineando come la distribuzione equa di spazi e infrastrutture sia parte integrante della giustizia sociale. Purtroppo, decenni di urbanistica centrata sull'automobile hanno prodotto città "ingiuste" dal punto di vista spaziale (Soja, 2010): molti contesti periferici o marginalizzati sono privi di marciapiedi sicuri, attraversamenti pedonali adeguati e spazi pubblici accoglienti. In queste comunità, l'assenza di camminabilità limita la libertà di movimento e condanna determinate fasce di popolazione alla dipendenza dall'auto privata o all'esclusione dalla vita urbana. Mobilità dolce e giustizia sociale si intrecciano dunque strettamente: promuovere la camminabilità nei quartieri svantaggiati è un atto di equità, necessario per colmare il divario nell'accesso alle opportunità urbane (scuole, parchi, servizi) e per tutelare il diritto alla città di tutti gli abitanti.

Parallelamente a questa rinnovata sensibilità teorica e civica, negli ultimi anni si sono affermate nuove tecnologie di analisi urbana che promettono di supportare – e potenzialmente rivoluzionare – i processi valutativi legati alla *walkability*. L'ampia diffusione di immagini geolocalizzate a livello stradale, provenienti da piattaforme come Google Street View o Mapillary, ha aperto opportunità inedite per comprendere e misurare le caratteristiche dell'ambiente pedonale su vasta scala. Queste banche dati

visuali offrono una sorta di “*audit virtuale*” del territorio: dove un tempo erano necessari sopralluoghi in loco, oggi è possibile esplorare strade e quartieri da remoto, identificando elementi chiave per la camminabilità – ad esempio la presenza di marciapiedi, attraversamenti pedonali, vegetazione stradale, illuminazione, arredo urbano – direttamente dalle immagini. L'utilizzo di immagini *street-level* viene ormai integrato in molti studi urbani: dalla valutazione del *built environment* (ambiente costruito) ai fini immobiliari e di mercato (es. valutazioni immobiliari basate sull'estetica delle strade), fino ad analisi socioeconomiche e di salute pubblica che correlano le caratteristiche visive del quartiere con dati demografici o sanitari (ad esempio per stimare i tassi di obesità o di attività fisica in base alla “pedonabilità” percepita). In ambito specifico di *walkability*, diversi lavori recenti propongono indici quantitativi calcolati proprio a partire da immagini *street view* combinate con algoritmi di visione artificiale. Ad esempio, Ki e Chen (2023) hanno sviluppato un indice di camminabilità che integra attributi micro-scala (come la qualità dei percorsi pedonali) e macro-scala (come la connettività urbana) analizzando immagini Google Street View attraverso tecniche di *deep learning*. Analogamente, altri studi hanno impiegato reti neurali convoluzionali per riconoscere elementi del paesaggio stradale (alberi, facciate attive, auto in sosta) e correlarli con dati di mobilità effettiva, mostrando che le *feature* estratte dalle immagini a livello strada possono migliorare le previsioni sui comportamenti pedonali rispetto ai soli dati tradizionali di origine cartografica. In sintesi, l'uso di visione artificiale applicata alle immagini urbane consente oggi di acquisire in modo automatizzato informazioni ricche e dettagliate sulla “strada vista dall'occhio umano”, traducendo la qualità percepibile dello spazio in dati quantitativi utili alla pianificazione. Questa prospettiva *bottom-up*, focalizzata sul livello stradale, si distingue dalle analisi urbanistiche classiche basate su dati *top-down* (come le foto aeree o le mappe tecniche) e rimette al centro il punto di vista dell'osservatore urbano, in linea con l'intuizione di Lynch sull'importanza del percepito nella definizione dell'immagine della città. Inoltre, la disponibilità di enormi dataset di immagini georeferenziate open-source (anche tramite servizi collaborativi come Mapillary o KartaView) fornisce un terreno fertile per sviluppare indicatori innovativi di qualità spaziale, alimentati da algoritmi di machine learning sempre più accurati. I progressi nelle tecniche di *semantic segmentation* e riconoscimento oggetti permettono ai modelli di *deep learning* di classificare automaticamente gli elementi presenti nelle scene urbane e di quantificarne la distribuzione lungo la rete viaria. Tali strumenti computazionali, addestrati su grandi quantità di dati visuali, stanno aprendo nuove possibilità per valutare in modo sistematico caratteristiche prima difficilmente misurabili, come la “gradevolezza” di un percorso pedonale o il livello di *enclosure* (grado di chiusura spaziale percepita) di una strada, indicatori strettamente legati al comfort e alla preferenza pedonale.

Queste innovazioni digitali offrono indubbi vantaggi: capillarità, economicità, oggettività apparente – ma al tempo stesso sollevano importanti questioni critiche quando vengono impiegate nei processi decisionali e nei sistemi di valutazione urbana. Un primo tema riguarda la qualità e completezza dei dati: sebbene la copertura di servizi come Google Street View sia ormai quasi globale, essa resta disomogenea, con immagini più frequenti e aggiornate nei contesti urbani ricchi rispetto alle aree rurali o ai paesi in via di sviluppo. Ciò implica un potenziale *bias* geografico nei risultati delle analisi automatizzate: metriche di *walkability* derivate da immagini potrebbero sovrastimare la qualità spaziale laddove i dati visuali sono abbondanti e recenti, e al contrario trascurare criticità in luoghi meno documentati digitalmente (spesso corrispondenti a comunità già vulnerabili). La ricerca appartiene al campo della rappresentazione spaziale digitale grazie alla sua capacità di acquisire e condividere conoscenza percettiva. Lo spazio urbano, in particolare gli ambienti camminabili, è modellato dall'interazione tra elementi fisici e percezione umana (Gehl, 2010; Speck, 2012). Questo focus sulla percezione si allinea con gli studi sulla visualità (Arnheim, 1954) e sui metodi digitali di percezione (Yin & Wang, 2016). L'ipotesi è estrarre dati percettivi dalle immagini usando *open big data* (He et al., 2023; Zhang et al., 2018; Srivastava & Vargas, 2018; Yuan et al., 2023). Ciò consente una risposta strutturata all'esigenza di valutare e quantificare la qualità spaziale (Dunkel, 2015), ricercando il valore del luogo (Carmona, 2019). Lo scopo è definire un processo metodologico, guidato da procedure digitali, e un criterio per interpretare la *walkability* urbana da immagini georeferenziate. L'approccio di ricerca enfatizza l'automazione della valutazione spaziale e la formulazione di criteri verificabili. La geografia partecipata e volontaria (VGI) supportano l'interpretazione tramite intelligenza territoriale (Laurini et al., 2020; Smith et al., 2017; Goodchild et al., 2007). Secondo queste premesse, l'ambito della ricerca è la valutazione di un indice di

walkability attraverso un approccio completamente automatizzato per analizzare immagini a livello stradale. Questo indice integra elementi infrastrutturali ed ambientali (Shannon & Smets, 2011), identificando i percorsi pedonali ottimali in contesti urbani (Middleton, 2021; Moudon et al., 2006; Shamsuddin et al., 2012).

Il metodo proposto è collegato alla cultura visuale (Jenks, 2002), diverge dalle analisi tradizionali che si basano su immagini *top-down* (Bianchi et al., 2020) e sottolinea l'importanza del punto di vista dell'osservatore (Lynch, 1960). Le valutazioni della *walkability* spesso utilizzano piattaforme GIS che catalogano gli elementi fisici della città, ma l'integrazione del GIS con il machine learning consente l'acquisizione di dati più approfonditi (Bianchi et al., 2020; Liang et al., 2022; Seccaroni, 2024). Questi dati possono informare mappe o visualizzazioni dirette come fotografie (Cullen, 1961; Mitchell, 1980). Con la crescita delle piattaforme digitali, enormi dati di immagini a livello stradale sono diventati disponibili online (van Dijck, 2013; Iafrate, 2018), offrendo una ricca fonte per interpretare gli ambienti urbani (Dunkel, 2015). Il *Machine Learning* (ML) è uno strumento fondamentale in questo contesto, migliorando la sua accuratezza grazie all'esposizione continua a nuovi dati. I sistemi ML (Zhu et al., 2020), quando abbinati a tecniche di segmentazione delle immagini (Ye et al., 2019), possono classificare automaticamente gli oggetti nelle scene urbane e quantificarne la presenza. Questi modelli computazionali apprendono dai dati a più livelli di astrazione (LeCun et al., 2015), offrendo nuove opportunità per valutare percorsi camminabili. Ciò è stato ulteriormente dimostrato in studi recenti che applicano il ML per quantificare la *walkability* percepita mediante immagini *street view* (Kang et al., 2023; Yin & Wang, 2016).

L'uso del *processing* di immagini *street view* è accelerato dal 2010, affrontando ambiti come l'ambiente termico (Ren et al., 2022), la morfologia dei quartieri (Chiang et al., 2017), l'analisi socio-economica (Meng et al., 2020), il design urbano (Bianconi et al., 2022; Shao et al., 2023; Wang et al., 2022; Zhang et al., 2022), la valutazione ambientale (Li et al., 2015; Seiferling et al., 2017; Xing et al., 2023) e la percezione umana (Bibri et al., 2022; Sass, 2012). Ha inoltre fornito supporto alla ricerca sulla mobilità autonoma (Tang et al., 2023). Gli approcci di ricerca comprendono esperimenti, simulazioni e tecniche di *deep learning* (He & Li, 2021). Negli studi sulla percezione ambientale, la *walkability* è stata valutata tramite indicatori visivi come la presenza di marciapiedi, elementi verdi e attività umana (Kang et al., 2023; Wen et al., 2022; Ye et al., 2019). Questi indicatori riflettono non solo la presenza di infrastrutture, ma anche la qualità percepita dell'ambiente. Metodi recenti esaminano anche l'esperienza urbana per identificare i migliori percorsi pedonali. Il percorso più efficiente non è sempre il più confortevole o attraente. Le preferenze possono favorire alternative panoramiche, tranquille o più sicure (Quercia et al., 2014; Salazar Miranda et al., 2021). Tali risultati giustificano lo sviluppo di algoritmi per valutare la qualità percepita dei percorsi pedonali urbani basati su dati immagine.

2. Metodologia

2.1 Area di studio, campionamento spaziale e acquisizione immagini

L'area geografica di indagine può corrispondere ad una qualsiasi porzione di territorio mappata dai servizi di Google Street View e Open Street Map. Tale area viene individuata in ambiente QGIS mediante un poligono vettoriale fornito in input. All'interno di questa area, sulla rete stradale estratta da Open Street Map (OSM), è stata generata una griglia di punti equidistanti a intervalli regolari di 15 metri lungo gli assi viari. Per ciascun punto della griglia attraverso uno script in Python sono state scaricate quattro immagini panoramiche tramite Google Street View Static API, con i seguenti parametri fissi:

- Heading: 0°, 90°, 180°, 270° (Nord, Est, Sud, Ovest)
- Field-of-View (FOV): 90°
- Pitch: 0°
- Dimensione: 640 × 640 pixel

2.2 Segmentazione semantica e calcolo dell' L_{value}

Le immagini sono state elaborate con un modello DeepLab v3+ (backbone *ResNet-101*) *fine-tuned* sul dataset ADE20K, che offre 150 classi semanticamente consistenti per la scala urbana. La pipeline di segmentazione produce, per ciascuna immagine, la frazione di pixel appartenente ad ogni classe.



Figura 1. Confronto tra l'immagine originale ottenuta da Google Street View e la sua elaborazione tramite segmentazione semantica. La classificazione automatica evidenzia tutte le classi semanticamente rilevate dal modello DeepLab v3+.

La costruzione dell'indice L_{value} ricalca il protocollo metodologico di Bianconi *et al.* (2023). In tale studio gli autori traducono la percezione visiva del paesaggio in un valore sintetico ponderando i componenti semantici dello scenario stradale. Sono state selezionate quattro macrocategorie: verde (V), cielo (S), edifici (B) e strada/veicoli (R). Il valore elementare per ogni immagine è stimato ponderando la percentuale di pixel appartenenti a quattro macrocategorie principali integrate da classi secondarie (ad es. arredo urbano, segnaletica, persone) che contribuiscono con pesi, secondo la scala percettiva proposta da Bianconi *et al.* (2023)

$$L_{value} = \alpha\beta_1V + \alpha_2S + \alpha_3B + \alpha_4R + \beta_1 \sum_{h=1}^n VAP + \beta_2 \sum_{h=1}^n VAN + \beta_3 \sum_{h=1}^n VDP + \beta_4 \sum_{h=1}^n VDN \quad (1)$$

dove:

V = valore di vegetazione (*Vegetation*)

S = valore di cielo (*Sky*)

B = valore di edifici (*Buildings*)

R = valore di strade (*Roads*)

a = coefficienti di ponderazione dei valori principali (V, S, B, R)

VAP = *Positive Areal Values* (valori areali positivi)

VAN = *Negative Areal Values* (valori areali negativi)

VDP = *Positive Determining Values* (valori puntuali determinanti positivi)

VDN = *Negative Determining Values* (valori puntuali determinanti negativi)

b = coefficienti di ponderazione dei valori secondari (VAP, VAN, VDP, VDN)

I quattro valori ottenuti per le direzioni cardinali di ogni punto vengono poi mediati:

$$L_j = \frac{1}{4} \sum_{h=1}^4 L_{j,h} \quad (2)$$

Il risultato L_j rappresenta dunque il grado di vivibilità percepita in corrispondenza del nodo campionato, su base teorica validata dalle sperimentazioni empiriche di *ground-truth* condotte da Bianconi *et al.* mediante questionari di intelligenza collettiva.

Il valore medio è stato associato al nodo corrispondente e propagato ai segmenti di rete tramite media pesata sulla lunghezza, ottenendo un attributo continuo per ciascun tratto stradale di 15 m.

2.3 Punti di interesse heritage e analisi delle isocrone

I luoghi d'interesse a valenza storico-culturale sono stati estratti da OSM. Per ogni punto *heritage* (h) si sono calcolate isocrone pedonali di 5, 10 e 15 min sfruttando la rete stradale (velocità di cammino asfalta: 1,4 m/s).

Per ciascuna isocrona $I_{h,t}$ ($t=5,10,15$ min) è stato computato il valore medio di accessibilità:

$$A_{h,t} = \frac{1}{|S_{h,t}|} \sum_{s \in S_{h,t}} L_{j,h} \quad (3)$$

dove $S_{h,t}$ è l'insieme dei segmenti compresi nell'isocrona. Il confronto dei valori calcolati sulle isocrone pedonali di 5, 10 e 15 minuti permette di delineare la tendenza di accessibilità: scarti marcati a 5 min rivelano criticità locali, differenze prevalenti a 10 min indicano problematiche di scala intermedia, mentre variazioni persistenti a 15 min segnalano criticità su ampio raggio.

3. Risultati

La metodologia è stata applicata in un'area densamente costruita della Campania. I risultati dell'analisi sono riassunti in una mappa di *walkability* ad alta risoluzione, in cui a ogni strada viene assegnato un punteggio specifico. Adottando il principio di "*value for people*", il modello garantisce che le sue valutazioni siano direttamente collegate al benessere e alla soddisfazione dei cittadini nel loro uso dello spazio urbano. I percorsi identificati attraverso questa metodologia valorizzano i beni culturali e immobiliari che attraversano. Questa prospettiva orienta l'analisi verso interventi che hanno un impatto positivo sulla vita quotidiana, dando priorità alla creazione di ambienti pedonali attraenti, sicuri e inclusivi. Valutando la *walkability* attraverso diverse soglie tempo-distanza—5, 10 e 15 minuti—diventa possibile identificare le scale spaziali e temporali a cui emergono problemi di accessibilità, consentendo così un miglioramento mirato dei percorsi e dei beni coinvolti.

L'interpretazione cartografica si fonda sulla media ponderata degli L_{value} lungo la rete che insiste su ciascun bene culturale. Nelle tavole risultanti il valore è rappresentato da cerchi graduati simultaneamente per colore e diametro:

- cerchi grandi e verdi → accessibilità elevata (alto L_{value})
- cerchi grandi e rossi → accessibilità scadente (basso L_{value})

Tra questi estremi, i passaggi cromatici (dal verde al bruno fino al rosso) e dimensionali traducono l'intero spettro di condizioni.

3.1 Scenario a 5 minuti

La mappa dei 5 minuti rivela un paesaggio fortemente polarizzato. I maggiori complessi storico-artistici del centro antico registrano cerchi ampi e saturi di verde, indice di itinerari ricchi di verde, scarsa interferenza veicolare e buona continuità di marciapiede. All'opposto, lungo il corridoio sud-ovest/est si allineano cerchi di pari diametro ma intensamente rossi: qui l'ambiente di percorrenza risulta povero di elementi favorevoli (verde, cielo libero) e dominato da infrastrutture stradali penalizzanti. Le criticità, dunque, si manifestano come fenomeni puntuali chiaramente localizzabili.

3.2 Scenario a 10 minuti

Allargando il bacino pedonale a 10 minuti, parte dei cerchi rossi virano verso tonalità brune e si riducono leggermente di diametro: l'allargamento dell'orizzonte include ora tratti di rete più performanti,

attenuando le criticità di alcuni nodi. Tuttavia, i cluster negativi non scompaiono: la persistenza di cerchi ancora relativamente grandi (sebbene meno intensi) indica l'esistenza di criticità di scala intermedia, non risolvibili con soli micro-interventi.

3.3 Scenario a 15 minuti

Con l'isocrona di 15 minuti la maglia di strade a L_{value} positivo diventa quasi continua e numerosi cerchi periferici si spostano verso il giallo-bruno di diametro ridotto. Permangono però agglomerati di cerchi grandi e rossi, soprattutto lungo il già citato corridoio infrastrutturale: essi testimoniano deficit strutturali – discontinuità del verde, traffico elevato, barriere fisiche – che deprimono la qualità di percorrenza anche su raggio ampio.

3.4 Lettura delle tendenze

Il confronto longitudinale fra le tre isocrone fornisce una diagnosi scalare:

Tabella 1. Sintesi della diagnosi scalare derivante dal confronto delle isocrone pedonali. La manifestazione cartografica viene correlata alla scala temporale e alle implicazioni operative necessarie per il miglioramento della *walkability* urbana

Scala Temporale	Manifestazione cartografica	Implicazione operativa
5 min	cerchi verdi/rossi molto distinti	criticità locali
10 min	riduzione parziale del rosso, persistenza di cluster bruni	criticità intermedie da affrontare con interventi di rete
15 min	residui cerchi grandi e rossi	deficit strutturali che richiedono strategie infrastrutturali di medio-lunga portata

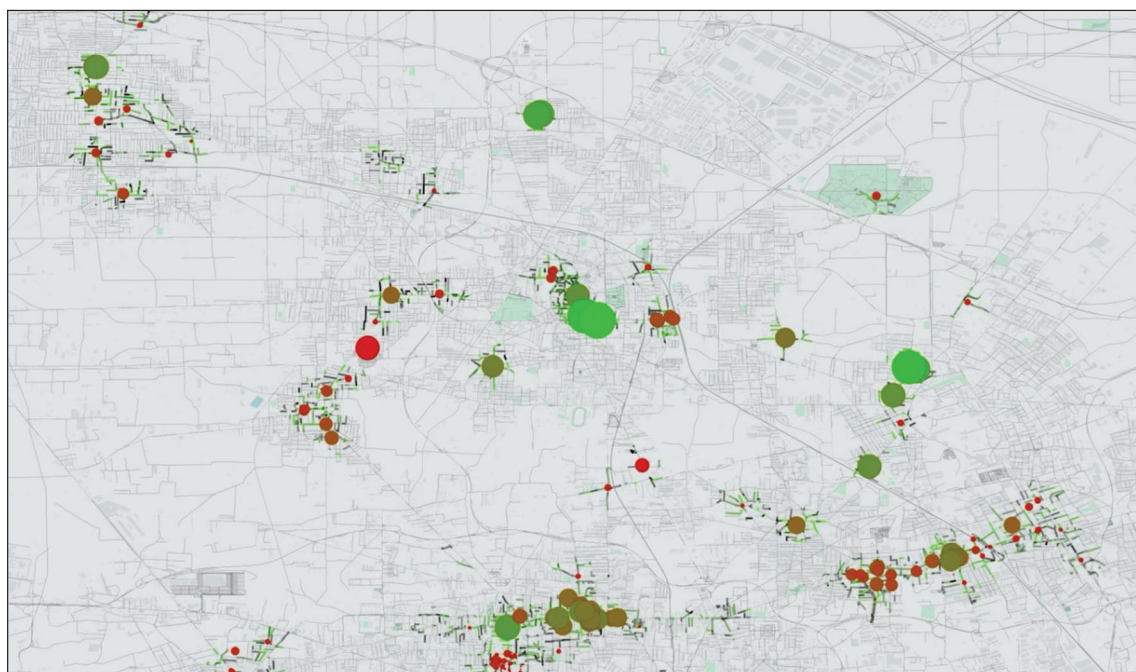


Figura 2. Mappa dell'accessibilità percepita ai beni culturali entro 5 minuti a piedi. Ogni cerchio rappresenta un punto di interesse storico-culturale e sintetizza, attraverso colore e diametro, il valore medio degli L_{value} dei tratti stradali inclusi nell'isocrona di riferimento. I cerchi verdi di grande diametro indicano percorsi ad alta qualità percepita (presenza di verde, cielo visibile, bassa interferenza veicolare), mentre quelli rossi indicano contesti di scarsa vivibilità pedonale.

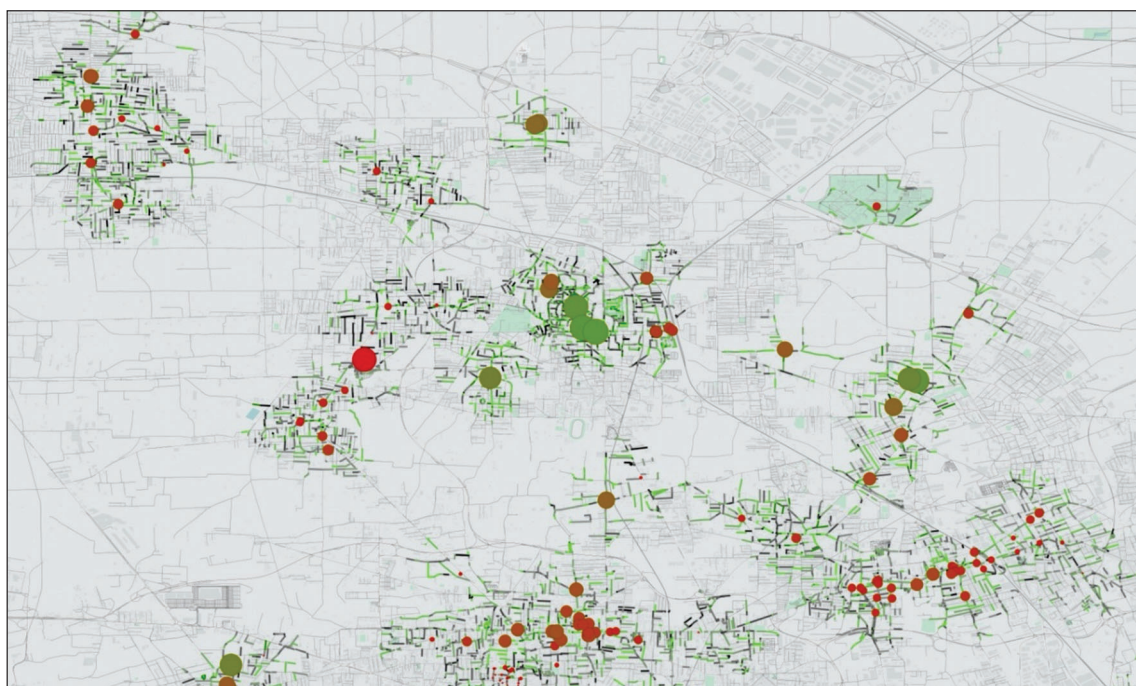


Figura 3. Scenario di accessibilità a 10 minuti. L'aumento del raggio pedonale incorpora tratti di rete più performanti, mitigando le criticità in alcune aree. I cerchi assumono tonalità intermedie (giallo-brune) e mostrano una riduzione dimensionale, ma persistono cluster problematici, segno di fragilità sistemiche su scala intermedia.

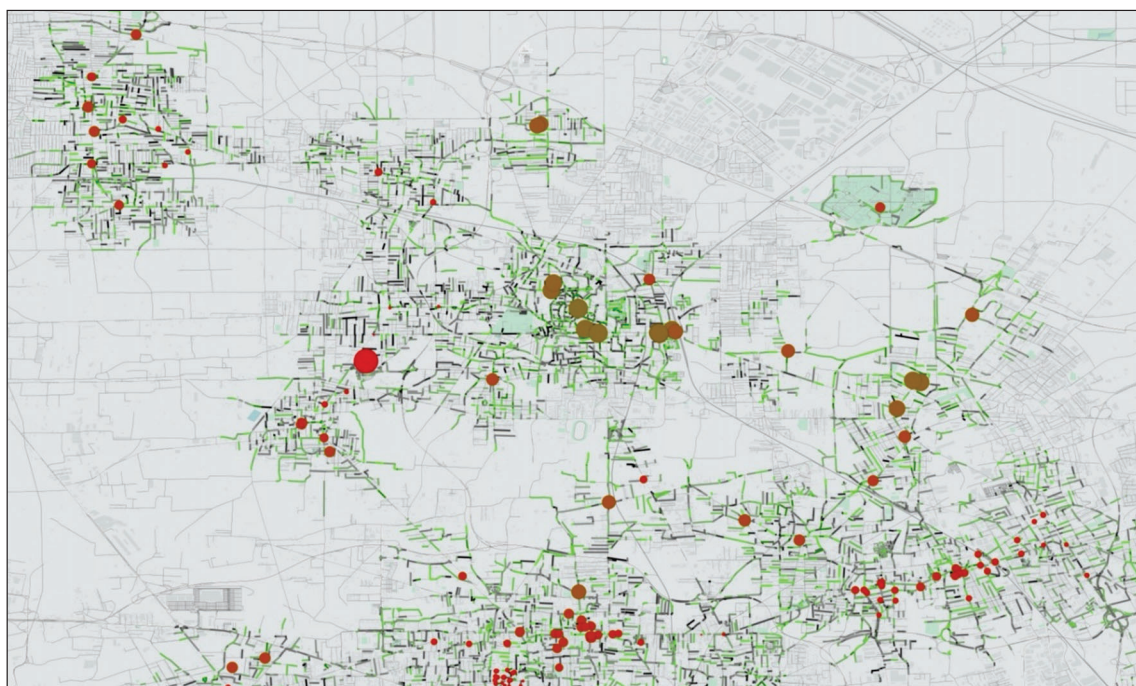


Figura 4. Accessibilità a 15 minuti. L'espansione della rete coperta dall'isocrona include percorsi più favorevoli, ma lascia emergere criticità strutturali. I cerchi rossi di grande diametro ancora presenti, soprattutto lungo il corridoio infrastrutturale sud-ovest/est, evidenziano discontinuità del verde, traffico elevato e barriere fisiche permanenti.

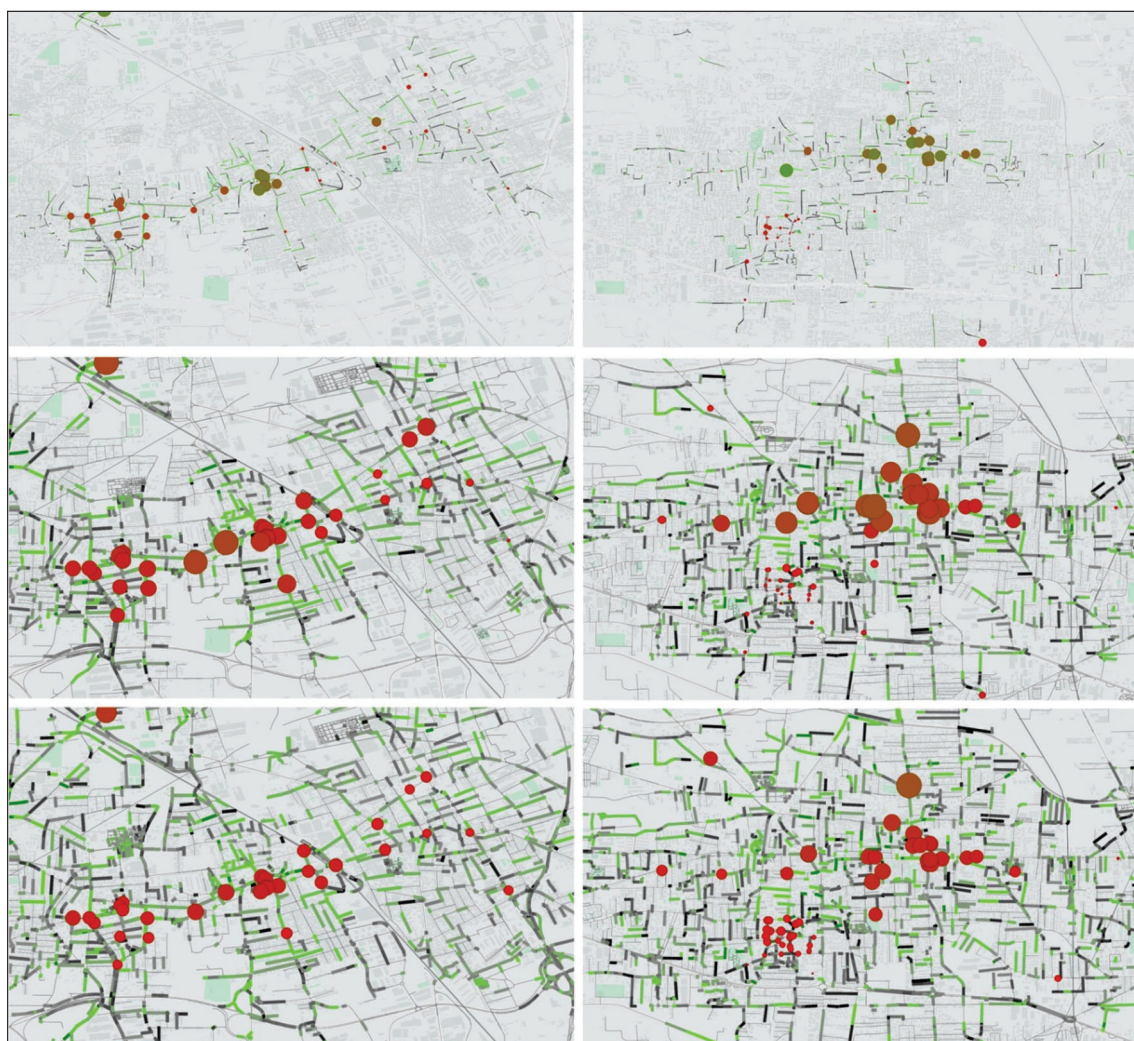


Figura 5. Confronto della *walkability* percepita in tre scenari temporali (5, 10 e 15 minuti) rispetto all'accessibilità pedonale ai beni culturali. La prima riga mostra la situazione a 5 minuti, la seconda a 10 minuti e la terza a 15 minuti. Ogni colonna presenta uno zoom differente della mappa principale. I cerchi graduati per colore (dal verde al rosso) e diametro rappresentano il valore medio di L_{value} associato a ciascun punto di interesse, indicando rispettivamente la qualità percepita e l'estensione spaziale dell'accessibilità.

4. Conclusioni

Da una prospettiva di *value for people*, la metodologia proposta considera il patrimonio urbano non solo come bene storico e artistico, ma anche come bene relazionale, capace di generare senso di appartenenza, identità, coesione comunitaria e attrattività complessiva dei luoghi. Il modello si configura come strumento di supporto decisionale per i governi locali, utile a individuare punti di forza e debolezza della rete pedonale, pianificare interventi mirati di riqualificazione (come l'illuminazione o l'arredo urbano in aree critiche) e monitorare nel tempo gli effetti delle politiche di mobilità sostenibile e rigenerazione urbana. La metodologia consente inoltre di mettere in evidenza la relazione tra accessibilità pedonale e valore del patrimonio storico. Non si tratta di definire un valore assoluto, ma di riconoscere che beni facilmente raggiungibili a piedi acquisiscono maggiore rilevanza sociale ed economica: diventano parte integrante della vita urbana quotidiana, generano fruizione diffusa e rafforzano i legami comunitari. Al contrario, una scarsa accessibilità riduce tali opportunità, limitando la funzione relazionale del bene e la sua capacità di contribuire alla vitalità urbana.

Un ulteriore aspetto riguarda la sicurezza: aree caratterizzate da minore accessibilità e frequentazione pedonale risultano più vulnerabili a fenomeni di degrado e vandalismo, in quanto la ridotta presenza di “occhi sulla strada” (Jacobs, 1993) comporta una minore sorveglianza sociale. Questo collegamento evidenzia come la *walkability* non solo influisca sulla qualità percepita dello spazio urbano, ma abbia anche ricadute economiche indirette, legate ai costi di manutenzione e alla conservazione del valore d'uso e d'immagine dei beni culturali.

In questo quadro, la *walkability* emerge come criterio diagnostico e comparativo fondamentale: migliorarne i livelli significa non soltanto promuovere città più accessibili, eque e sostenibili, ma anche garantire una valorizzazione più completa e duratura del patrimonio storico-artistico e dello spazio pubblico.

Contributo degli autori

Il lavoro va attribuito in parti uguali agli Autori.

Bibliografia

- Arnheim R. (1954). *Art and visual perception: A psychology of the creative eye*. University of California Press.
- Bibri S.E., Tao Y., Wang Y., Wang X., Tian G. & Zhang S. (2022). Measuring the correlation between human activity density and streetscape perceptions: An analysis based on Baidu Street View images in Zhengzhou, China. *Land*, 11(3), 400. <https://doi.org/10.3390/land11030400>
- Bianchi A., D'Uva D. & Rolando A. (2020). An innovational digital tool in GIS procedure: Mapping Adriatic coast in Abruzzo region to support design of slow mobility routes. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B4-2020, 533–537. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2020-533-2020>
- Bianconi F., Filippucci M., Ceccaroni S. & Seccaroni M. (2022). The value of deep learning for landscape representation: Comparison between segmentation images map and GIS. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B4-2022, 487–492. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2022-487-2022>
- Carmona M. (2019). Place value: Place quality and its impact on health, social, economic, and environmental outcomes. *Journal of Urban Design*, 24(1), 1–48. <https://doi.org/10.1080/13574809.2018.1472523>
- Chiang Y.-C., Sullivan W. & Larsen L. (2017). Measuring neighborhood walkable environments: A comparison of three approaches. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(6), 593. <https://doi.org/10.3390/ijerph14060593>
- Cullen G. (1961). *Townscape*. The Architectural Press.
- Dunkel A. (2015). Visualizing the perceived environment using crowdsourced photo geodata. *Landscape and Urban Planning*, 142, 173–186. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2015.02.022>
- Gehl J. (2010). *Cities for people*. Island Press.
- Goodchild M.F., Fu P. & Rich P. (2007). Sharing geographic information: An assessment of Geospatial One-Stop. *Annals of the Association of American Geographers*, 97(2), 250–266. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2007.00534.x>
- He J., Zhang J., Yao Y. & Li X. (2023). Extracting human perceptions from street view images for better assessing urban renewal potential. *Cities*, 134, 104189. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104189>
- He N. & Li G. (2021). Urban neighbourhood environment assessment based on street view image processing: A review of research trends. *Environmental Challenges*, 4, 100090. <https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100090>
- Iafrate F. (2018). *Artificial intelligence and big data: The birth of a new intelligence*. Wiley.
- Jacobs J. (1993). *The death and life of great American cities*. Vintage Books.
- Jenks C. (2002). *Visual culture*. Routledge.
- Kang Y., Kim J., Park J. & Lee J. (2023). Assessment of perceived and physical walkability using street view images and deep learning technology. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(5), 186. <https://doi.org/10.3390/ijgi12050186>

- Laurini R., Servigne S. & Favetta F. (2020). About territorial intelligence and geographic knowledge bases. *Cuadernos de Administración*, vol. 33. <https://doi.org/10.11144/javeriana.cao33.atigk>
- LeCun Y., Bengio Y. & Hinton G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Li X., Zhang C., Li W., Ricard R., Meng Q. & Zhang W. (2015). Assessing street-level urban greenery using Google Street View and a modified green view index. *Urban Forestry & Urban Greening*, 14(3), 675–685. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2015.06.006>
- Liang Y., D'Uva D., Scandiffio A. & Rolando A. (2022). The more walkable, the more livable? Can urban attractiveness improve urban vitality? *Transportation Research Procedia*, 60, 322–329. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2021.12.042>
- Lynch K. (1960). *The image of the city*. MIT Press.
- Middleton J. (2021). *The walkable city: Dimensions of walking and overlapping walks of life*. Routledge.
- Mitchell W.J.T. (1980). *The language of images*. University of Chicago Press.
- Moudon A.V., Lee C., Cheadle A.D., Garvin C., Johnson D., Schmid T.L. & Lin L. (2006). Operational definitions of walkable neighborhood: Theoretical and empirical insights. *Journal of Physical Activity and Health*, 3(Suppl 1), S99–S117. <https://doi.org/10.1123/jpah.3.s1.s99>
- Quercia D., Schifanella R. & Aiello L.M. (2014). The shortest path to happiness: Recommending beautiful, quiet, and happy routes in the city. In *Proceedings of the 25th ACM Conference on Hypertext and Social Media* (pp. 116–125). ACM. <https://doi.org/10.1145/2631775.2631799>
- Ren S., Liu Q. & Zhang X. (2022). MPSA: A multi-level pixel spatial attention network for thermal image segmentation based on Deeplabv3+ architecture. *Infrared Physics & Technology*, 123, 104193. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2022.104193>
- Salazar Miranda A., Fan Z., Duarte F. & Ratti C. (2021). Desirable streets: Using deviations in pedestrian trajectories to measure the value of the built environment. *Computers, Environment and Urban Systems*, 86, 101563. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101563>
- Sass L. (2012). Direct building manufacturing of homes with digital fabrication. In N. Gu & X. Wang (Eds.), *Computational design methods and technologies: Applications in CAD, CAM, and CAE education* (pp. 71–82). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-61350-180-1.ch005>
- Seccaroni M. (2024). Integrating AI and GIS in urban landscape analysis and representation for enhanced community well-being. *Disegnarecon*, 17(33), 20.1–20.12. <https://doi.org/10.20365/disegnarecon.33.2024.20>
- Seiferling I., Naik N., Ratti C. & Proulx R. (2017). Green streets: Quantifying and mapping urban trees with street-level imagery and computer vision. *Landscape and Urban Planning*, 165, 93–101. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2017.05.010>
- Shamsuddin S., Hassan N.R.A. & Bilyamin S.F.I. (2012). Walkable environment in increasing the liveability of a city. *Procedia – Social and Behavioral Sciences*, 50, 167–178. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2012.08.025>
- Shannon K. & Smets M. (2011). Towards integrating infrastructure and landscape. *Topos*, 74, 64–71.
- Shao Y., Yin Y., Xue Z. & Ma D. (2023). Assessing and comparing the visual comfort of streets across four Chinese megacities using AI-based image analysis and the perceptive evaluation method. *Land*, 12(4), 834. <https://doi.org/10.3390/land12040834>
- Smith R.C., Bossen C. & Kanstrup A.M. (2017). Participatory design in an era of participation. *CoDesign*, 13(2), 65–69. <https://doi.org/10.1080/15710882.2017.1310466>
- Soja, E.W. (2010). *Seeking Spatial Justice*. University of Minnesota Press
- Solecka I. (2019). The use of landscape value assessment in spatial planning and sustainable land management: A review. *Landscape Research*, 44(8), 966–981. <https://doi.org/10.1080/01426397.2018.1520206>
- Speck J. (2012). *Walkable city: How downtown can save America, one step at a time*. Farrar, Straus and Giroux.
- Srivastava S., Lobry S., Tuia D. & Vargas-Munoz J.E. (2018). Land-use characterisation using Google Street View pictures and OpenStreetMap. In *AGILE 2018 Conference on Geographic Information Science*, Lund, Sweden, 12–15 June, https://agile-online.org/images/conferences/_2018/documents/shortpapers/65%20Paper_ID_65_AGILE2018_Landuse_Characterisation.pdf
- Tang X., Li Y. & Wei X. (2022). Environmental perception for intelligent vehicles. In *AI-enabled tech-*

- nologies for autonomous and connected vehicles* (pp. 61-106). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-06780-8>
- Turri E. (1974). *Il paesaggio e il silenzio*. Marsilio.
- van Dijck J. (2013). *The culture of connectivity: A critical history of social media*. Oxford University Press.
- Wen D., Liu M. & Yu Z. (2022). Quantifying ecological landscape quality of urban street by open street view images: A case study of Xiamen Island, China. *Remote Sensing*, 14(14), 3360. <https://doi.org/10.3390/rs14143360>
- Xing Z., Yang S., Zan X., Dong X., Yao Y., Liu Z. & Zhang X. (2023). Flood vulnerability assessment of urban buildings based on integrating high-resolution remote sensing and street view images. *Sustainable Cities and Society*, 92, 104467. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2023.104467>
- Ye Y., Zeng W., Shen Q., Zhang X. & Lu Y. (2019). The visual quality of streets: A human-centred continuous measurement based on machine learning algorithms and street view images. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 46(8), 1439-1457. <https://doi.org/10.1177/2399808319828734>
- Yin L. & Wang Z. (2016). Measuring visual enclosure for street walkability: Using machine learning algorithms and Google Street View imagery. *Applied Geography*, 76, 147-153. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.09.024>
- Yuan Y., Wang R., Niu T. & Liu Y. (2023). Using street view images and a geographical detector to understand how street-level built environment is associated with urban poverty: A case study in Guangzhou. *Applied Geography*, 156, 102980. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2023.102980>
- Zhang A., Zhai S., Liu X., Song G. & Feng Y. (2022). Investigating the association between streetscapes and mental health in Zhanjiang, China: Using Baidu Street View images and deep learning. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(24), 16634. <https://doi.org/10.3390/ijerph192416634>
- Zhang F., Zhou, B., Liu L., Liu Y., Fung, H.H., Lin, H. & Ratti C. (2018). Measuring human perceptions of a large-scale urban region using machine learning. *Landscape and Urban Planning*, 180, 148-160. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2018.08.020>
- Zhu D., Zhang F., Wang S., Wang Y., Cheng X., Huang Z. & Liu Y. (2020). Understanding place characteristics in geographic contexts through graph convolutional neural networks. *Annals of the American Association of Geographers*, 110(2), 408-420. <https://doi.org/10.1080/24694452.2019.1694403>