Geographical Urban Planning Research Quarterly

Online ISSN: 2423-7779

Journal Homepage: www.jurbangeo.ut.ac.ir

Validation of Volunteered Geographic Information on Urban Visual Pollution Using Deep Learning Algorithms

Mohammadreza Jelokhani [1] ✉, Sahar Danyali [2], Erfan Motaghiyan [3], Azadeh Mohajer Milani [4]

1. (Corresponding Author) *Department of GIS and Remote Sensing, Faculty of Geography, University of Tehran, Tehran, Iran*
Email: mrjelokhani@ut.ac.ir
2. *Department of GIS and Remote Sensing, Faculty of Geography, University of Tehran, Tehran, Iran*
Email: sahardanyali@ut.ac.ir
3. *Department of GIS and Remote Sensing, Faculty of Geography, University of Tehran, Tehran, Iran*
Email: erfan.motaghiyan@ut.ac.ir
4. *Department of Environmental Design Engineering, Faculty of Environment, University of Tehran, Tehran, Iran*
Email: a.milani@ut.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article History:
Received:
6 July 2025
Revised:
10 October 2025
Accepted:
19 November 2025
Available online:
23 December 2025

Keywords:
Visual Pollution Assessment, Volunteered Geographic Information (VGI), Deep Learning, Convolutional Neural Networks, Data Validation.

ABSTRACT

Visual pollution is one of the most significant challenges in urban landscape management. Traditional monitoring methods, despite their high accuracy, are time-consuming, costly, and limited in spatial coverage. In contrast, citizen-centered spatial data enable broader and more cost-effective monitoring; however, the heterogeneity and potential errors in crowdsourced data highlight the need for their scientific validation. This study aims to validate citizen-centered spatial data in assessing visual pollution on urban walls and to develop a hybrid framework combining deep learning and citizen participation, thereby enhancing the reliability of these data for urban decision-making.The study employed a mixed-methods approach in four stages. First, spatial and visual data on visual pollution were collected from various areas of Tehran via a web-based platform. Next, the images were labeled into four classes. In the third stage, three convolutional neural network (CNN) models—ResNet50, EfficientNetB0, and EfficientNetV2-L—were trained. Finally, by comparing model outputs with citizen labels, a validation mechanism for the data was developed and model performance was evaluated.The EfficientNetV2-L model achieved the highest accuracy at 87.78% and showed greater stability in classifying difficult data. Learning curves confirmed stable convergence and effective control of overfitting.The results demonstrate that integrating citizen-centered data with deep learning models provides an efficient and reliable framework for monitoring visual pollution. This framework can serve as a dynamic reference for validating spatial data and as an effective tool for intelligent urban landscape management.

Cite this article: Jelokhani, M., Danyali, S., Motaghiyan, E., & Mohajer Milani, A. (2025). Validation of Volunteered Geographic Information on Urban Visual Pollution Using Deep Learning Algorithms. *Geographical Urban Planning Research Quarterly,* 13 (4), 99-118.
http://doi.org/10.22059/jurbangeo.2026.405038.2121

© The Author (s)

Publisher: University of Tehran Press

Extended Abstract

Introduction

Visual pollution, as one of the growing challenges in contemporary cities, exerts a multilayered and profound impact on the quality of the urban environment, the mental well-being of citizens, and the way public spaces are perceived. The urban landscape, as the setting that citizens encounter on a daily basis, plays a significant role in shaping feelings of belonging, safety, satisfaction, and place identity. When this landscape becomes visually disordered, its consequences extend beyond a mere decline in aesthetic quality and may lead to heightened feelings of abandonment, disorder, reduced public trust, and the weakening of social capital. In this context, urban walls, due to their spatial extent, continuous visibility, and capacity to function as carriers of both formal and informal messages, play a substantial role in shaping the visual quality of the city.

Urban walls can perform a dual function. On the one hand, they may serve as platforms for urban art, convey local identity, and strengthen a sense of belonging. On the other hand, in the absence of effective management and supervision, they can become sites for the accumulation of illegal advertisements, deteriorated posters, wall writings, unauthorized graffiti, and signs of physical decay. This condition is particularly intensified in high-density areas and disadvantaged neighborhoods, contributing to the reproduction of spatial inequality across the city. Accordingly, understanding the extent of visual pollution on urban walls and continuously monitoring it are fundamental prerequisites for urban landscape management.

Despite the importance of this issue, conventional approaches to monitoring visual pollution have largely relied on field observations, expert assessments, and qualitative judgments. While these methods can yield acceptable results in limited projects and small-scale contexts, they face serious limitations at the metropolitan scale. The high cost of field studies, the time-consuming nature of data collection, dependence on specialized human resources, and the lack of rapid repeatability are among the main challenges associated with these approaches. Moreover, the outcomes of such studies are often static and cross-sectional, limiting their capacity to capture temporal and spatial changes in a timely manner.

In recent years, citizen-generated data have attracted increasing attention as a novel source of urban information. Citizen participation in reporting and documenting environmental conditions enables the production of large volumes of data with extensive spatial and temporal coverage. In addition to reducing monitoring costs, this approach enhances social participation, increases public awareness, and strengthens civic responsibility toward the living environment. Nevertheless, participatory data are inherently heterogeneous and uncertain. Variations in users' levels of knowledge, differences in perceptual interpretations of concepts, poor image quality, and spatial inaccuracies are among the factors that may challenge the reliability of such data.

At the same time, recent advances in deep learning and urban image analysis have created new opportunities for automated and scalable monitoring of visual phenomena. Convolutional neural networks demonstrate a strong capacity to extract visual features and classify images, enabling them to identify complex patterns that are difficult or time-consuming for humans to detect. However, these models are also highly dependent on accurate and reliable training data, and the use of noisy or biased data may lead to errors or systematic distortions. Consequently, the central issue addressed by this research lies at the intersection of these two domains: how to leverage the potential of citizen-generated data and the analytical power of deep learning within a complementary, self-correcting framework simultaneously.

The primary objective of this study is to design and test a human–machine feedback mechanism to validate citizen-generated data on visual pollution on urban walls. Within this framework, humans and machines are not treated as independent sources of information, but rather as components of a learning system that mutually enhance one another's performance. By focusing on urban walls as one of the most prominent elements of the urban landscape, the study enables a more precise definition of indicators and reduces

conceptual ambiguity surrounding visual pollution.

From a conceptual perspective, visual pollution in this research is defined through a multidimensional framework encompassing physical, perceptual, and behavioral dimensions. The physical dimension includes manifestations such as illegal advertisements, deteriorated posters, dilapidated and abandoned walls. The perceptual dimension addresses citizens' interpretations of order, aesthetics, and environmental quality, while the behavioral dimension examines how these conditions influence social actions and reactions. This framework allows for a clearer distinction between visually disruptive walls and those possessing artistic or cultural value.

Methodology

The research adopts a mixed approach, integrating field data, citizen participation, and deep learning algorithms. Tehran was selected as the study area due to its large scale, high degree of morphological diversity, and significant levels of visual pollution, providing an appropriate context for testing the proposed framework. The selection of this city enabled the examination of a wide range of urban wall conditions and enhanced the generalizability of the findings. The data collection process followed two complementary paths. In the first path, researchers conducted systematic field surveys to capture images of urban walls. These images were collected to establish a controlled reference dataset and played a crucial role in the initial training of deep learning models. Attention was given to controlling image quality, viewing angles, and spatial accuracy to minimize data errors. In the second path, a web-based platform was designed and implemented to facilitate citizen participation. This platform allowed citizens to upload images of urban walls along with their geographic locations, enabling voluntary reporting of observed conditions. This stage significantly increased the volume of data and improved the spatial coverage of the study, while also promoting active citizen engagement in the monitoring process. Following data collection, a data cleaning process was conducted to enhance dataset quality. Duplicate, low-quality, irrelevant, or spatially inaccurate images were removed. This initial filtering was essential to reduce noise and prevent the negative influence of unreliable data on model training. Subsequently, the remaining images were labeled according to predefined visual pollution categories. The categories used in the study included walls with illegal advertisements, wall writings and unauthorized graffiti, deteriorated and abandoned walls, and clean or artistically painted walls as a control class. Label quality was ensured through random reviews and corrections of ambiguous cases, significantly reducing human labeling errors and improving the reliability of the training data. After preparing the dataset, several convolutional neural network architectures were employed for image classification. Images were preprocessed and augmented before being divided into training, validation, and test sets. Models were trained with consistent settings to enable fair performance comparisons. A range of evaluation metrics was applied to enable a detailed assessment of each model's strengths and weaknesses.

Results and discussion

The results of model training and evaluation indicated that deeper, better-optimized models achieved superior performance in identifying different manifestations of visual pollution. These models were particularly effective in distinguishing subtle differences between walls with artistic value and those that constituted visual disturbance. In contrast, simpler models exhibited higher error rates in certain categories, highlighting the importance of selecting appropriate architectures for analyzing participatory data. One of the most significant components of the study is the validation of citizen-generated data through the human–machine feedback mechanism. In this process, the label assigned by the citizen is compared with the output generated by the deep learning model. When the two labels are consistent, the data point is considered reliable. In cases of inconsistency, the data are flagged as requiring review and can be reintroduced into a correction cycle. This process enables the gradual elimination of unreliable data and improves the overall quality of the dataset. Simultaneously, the

deep learning model benefits from receiving corrected data, thereby enhancing its performance over time. As a result, a dynamic feedback loop is established that concurrently improves data quality and model accuracy. Analysis of the results reveals that the highest level of agreement between citizen labels and model predictions occurs in clearer categories, such as clean walls or walls with illegal advertisements. Conversely, the greatest discrepancies are observed in distinguishing unauthorized graffiti from artistic wall paintings. This finding reflects the perceptual complexity of these categories and underscores the influence of cultural and social context on citizens' interpretations. Overall, the findings demonstrate that citizen-generated data, when supported by deep learning models and appropriate validation mechanisms, can serve as a reliable source for monitoring urban visual pollution. The proposed framework enables the production of timely information, identification of visual pollution hotspots, and prioritization of urban management interventions.

Conclusion

In conclusion, the study demonstrates that integrating citizen-generated data with deep learning offers a novel, cost-effective, and scalable approach to monitoring visual pollution. Despite limitations such as the focus on a single city and specific visual categories, the proposed framework shows strong potential for extension and application in future research. It can serve as a strategic tool for urban landscape management and the enhancement of environmental quality in cities.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved thecontent of the manuscript and agreed on all aspects of the work declaration of competing interest none.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.

فصلنامه پژوهش‌های جغرافیای برنامه‌ریزی شهری

شاپا الکترونیکی: 2423-7779

Journal Homepage: www.jurbangeo.ut.ac.ir

اعتبارسنجی اطلاعات مکانی شهروند محور آلودگی بصری شهر با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق

محمدرضا جلوخانی نیارکی [۱]✉، سحر دانیالی [۲]، عرفان متقیان [۳]، آزاده مهاجر میلانی [۴]

۱- نویسنده مسئول، گروه سنجش‌ازدور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: mrjelokhani@ut.ac.ir

۲- گروه سنجش‌ازدور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: sahardanyali@ut.ac.ir

۳- گروه سنجش‌ازدور و سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: erfan.motaghiyan@ut.ac.ir

۴- گروه مهندسی طراحی محیط‌زیست، دانشکده محیط‌زیست، دانشگاه تهران، تهران، ایران. رایانامه: a.milani@ut.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت:
۱۴۰۴/۰۴/۱۵

تاریخ بازنگری:
۱۴۰۴/۰۷/۱۸

تاریخ پذیرش:
۱۴۰۴/۰۸/۲۸

تاریخ چاپ:
۱۴۰۴/۱۰/۰۲

واژگان کلیدی:
ارزیابی آلودگی بصری، اطلاعات مکانی شهروند محور (VGI)، یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشنی، اعتبارسنجی داده.

چکیده

آلودگی بصری به عنوان چالشی مهم در مدیریت منظر مطرح است. روش‌های پایش سنتی، هزینه‌بر و با پوشش محدود هستند، در حالی که داده‌های شهروند محور با وجود پوشش گسترده و هزینه کمتر، به دلیل ناهمگونی در کیفیت و احتمال خطا، نیازمند سازوکار اعتبارسنجی می‌باشند. این پژوهش با هدف اعتبارسنجی داده‌های مکانی شهروند محور در ارزیابی آلودگی بصری دیوارهای شهری و ارائه چارچوبی ترکیبی مبتنی بر یادگیری عمیق و مشارکت شهروندان انجام شد. مطالعه به صورت ترکیبی و در چهار مرحله طراحی شد: گردآوری داده‌های مکانی–تصویری از طریق سامانه‌ای تحت‌وب در تهران، پالایش و برچسب‌گذاری تصاویر در چهار طبقه، آموزش سه مدل یادگیری عمیق ResNet50، EfficientNetB0 و EfficientNetV2-L و در نهایت اعتبارسنجی داده‌های شهروند محور با مقایسه برچسب‌های کاربران و نتایج مدل‌ها. مدل EfficientNetV2-L با دقت ۷۸٪/۸۷ بهترین عملکرد را نشان داد و در تشخیص کلاس‌های دشوار پایدارتر عمل کرد. منحنی‌های یادگیری، همگرایی مناسب و کنترل بیش‌برازش را تأیید نمودند. تلفیق این دو منبع، چارچوبی کارآمد و قابل‌اعتماد برای پایش آلودگی بصری و پشتیبانی از تصمیم‌گیری مشارکتی ایجاد کرد. پژوهش حاضر چارچوبی عملی برای استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق به عنوان مرجع پویا در اعتبارسنجی داده‌های شهروند محور ارائه می‌دهد. ادغام این نتایج در سامانه‌های مدیریتی، امکان پایش مستمر، بازخورد بلادرنگ و ارتقای همزمان کیفیت داده و دقت مدل را فراهم کرده و به ابزاری مؤثر در تصمیم‌گیری مدیریت شهری تبدیل می‌شود.

استناد: جلوخانی نیارکی، محمدرضا؛ سحر دانیالی، متقیان، عرفان و مهاجر میلانی، آزاده. (۱۴۰۴). اعتبارسنجی اطلاعات مکانی شهروند محور آلودگی بصری شهر با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق. *پژوهش‌های جغرافیای برنامه‌ریزی شهری*، ۱۳ (۴)، ۱۱۸-۹۹.

http://doi.org/10.22059/jurbangeo.2026.405038.2121

© نویسندگان

ناشر: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران

مقدمه

آلودگی بصری یکی از چالش‌های جدی و روبه گسترش در کلان‌شهرها به‌شمار می‌رود که تأثیرات گسترده‌ای بر کیفیت محیط شهری، سلامت روانی ساکنان و ادراک زیبایی‌شناختی شهروندان برجای می‌گذارد. این پدیده، به دلیل تراکم عناصر ناهمگون، تبلیغات محیطی بی‌ضابطه، ناهماهنگی در سیما و کالبد شهری و فقدان مدیریت یکپارچه منظر، می‌تواند موجب افزایش استرس، کاهش احساس تعلق به مکان و افت کیفیت تجربه زیست شهری شود؛ به عبارت دیگر، حضور گسترده دیوارنوشته‌های غیرمجاز، تبلیغات محیطی ناهمگون و دیوارهای فرسوده، علاوه بر کاهش جذابیت منظر شهری، به افزایش استرس، نارضایتی و تضعیف ارزش‌های اجتماعی و اقتصادی فضاهای عمومی منجر می‌شود (Plattenberg, 2007; Chmielewski et al., 2018). با توجه به ویژگی‌های فرهنگی، اجتماعی و کالبدی شهرهای ایران، انطباق و بومی‌سازی روش‌های پایش آلودگی بصری با شرایط محلی می‌تواند به افزایش دقت تحلیل‌ها و کارایی تصمیم‌گیری‌های مدیریتی کمک کند. در مقابل، بهره‌گیری از هنرهای شهری و نقاشی دیواری می‌تواند عاملی برای ارتقای هویت محیطی، تقویت تعاملات اجتماعی و افزایش حس تعلق شهروندان به مکان باشد (AlElaiwi et al., 2022).

روش‌های سنتی پایش و شناسایی آلودگی بصری شهری عمدتاً بر پایه مشاهده‌های میدانی، برداشت‌های کارشناسی و قضاوت‌های کیفی استوار بوده‌اند. هرچند این رویکردها در مقیاس‌های محدود از دقت و صحت قابل‌قبولی برخوردارند، اما به‌طور معمول فرآیندهایی زمان‌بر، پرهزینه و نیازمند نیروی انسانی متخصص هستند و به همین دلیل، کارآمدی لازم برای پایش مستمر، گسترده و بهنگام در مقیاس شهری را ندارند (Portella, 2016). با گسترش فناوری‌های نوین اطلاعات مکانی، ظهور پدیده‌ی اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه (VGI)[1] افق تازه‌ای در تحلیل پویای پدیده‌های شهری گشوده است. این داده‌ها که حاصل مشارکت شهروندان در جمع‌آوری، گزارش و به‌اشتراک‌گذاری مشاهدات محیطی هستند، به‌واسطه‌ی پوشش مکانی وسیع، بهنگام بودن و هزینه‌ی اندک گردآوری، ظرفیت چشمگیری در پایش هوشمند و مشارکت‌محور پدیده‌های شهری از جمله آلودگی بصری دارند. به عبارت دیگر، این دسته از داده‌ها به دلیل پوشش گسترده مکانی، بهنگام بودن و هزینه پایین گردآوری، ظرفیت قابل توجهی در پایش پدیده‌های شهری دارند(Goodchild, 2007; Haklay, 2013).

با وجود مزایا، ناهمگونی کیفیت و احتمال بروز خطاهای مکانی و محتوایی در اطلاعات مکانی شهروند محور، کاربرد آن‌ها را در مدیریت شهری با چالش مواجه ساخته است (Antoniou & Skopeliti, 2015; Senaratne et al., 2016).

مسئله پژوهش این است که در پایش آلودگی بصری، داده‌های مکانی شهروند محور از نظر پوشش مکانی و هزینه مزیت دارند، اما به‌دلیل ناهمگونی کیفیت و خطاهای برچسب‌گذاری، به‌تنهایی مرجع قابل اتکا برای تصمیم‌گیری مدیریتی نیستند . از سوی دیگر، مدل‌های یادگیری عمیق توان تفکیک الگوهای بصری را دارند، اما به داده برچسب‌خورده نیاز دارند و خود نیز دچار خطا و سوگیری می‌شوند .بنابراین، سؤال اصلی پژوهش این است چگونه می‌توان با اتکا به یک سازوکار بازخورد انسان–ماشین، اعتبار برچسب‌های شهروندی آلودگی بصری دیوارهای شهری را به‌صورت بازتولیدپذیر سنجید و پالایش کرد؟

هم‌زمان، توسعه روش‌های یادگیری عمیق و به‌ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنی[2] چشم‌اندازهای جدیدی را در پردازش خودکار تصاویر گشوده است. این الگوریتم‌ها توانسته‌اند با دقت بالا الگوهای بصری پیچیده را شناسایی و طبقه‌بندی کنند (Krizhevsky et al., 2012; Goodfellow et al., 2016). تلفیق قابلیت‌های یادگیری عمیق با داده‌های مکانی

1. Volunteered Geographic Information (VGI)
2. Convolutional Neural Network (CNN)

مشارکتی شهروندان می‌تواند راهکاری نوین برای ارتقای کیفیت و اعتمادپذیری داده‌های مشارکتی شهروندان و در نتیجه پایش آلودگی بصری شهری فراهم آورد (AlElaiwi et al., 2022; Chmielewski et al., 2018).

با توجه به اهمیت پایش دقیق و مستمر آلودگی بصری شهری، پژوهش حاضر به اعتبارسنجی اطلاعات مکانی شهروند محور مرتبط با این پدیده با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌پردازد. در این رویکرد، داده‌های جمع‌آوری‌شده از مشارکت شهروندان به‌عنوان منبعی گسترده و به‌روز از برداشت‌های محیطی مورد استفاده قرار می‌گیرند و پس از پردازش و تحلیل توسط مدل‌های یادگیری عمیق، میزان دقت و اعتمادپذیری آن‌ها ارزیابی می‌شود. این فرایند اعتبارسنجی امکان تشخیص خطاها و ناسازگاری‌ها در داده‌های شهروند محور و هم‌زمان تقویت دقت مدل‌های خودکار تحلیل تصاویر شهری را فراهم می‌آورد. نتایج حاصل می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد برای پایش مستمر، تحلیل روندهای زمانی و مکانی آلودگی بصری و پشتیبانی از تصمیم‌گیری مدیریتی در حوزه منظر شهری مورد بهره‌برداری قرار گیرد.

پژوهش‌های انجام شده در حوزه‌های آلودگی بصری، اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه و کاربرد یادگیری عمیق در تحلیل داده‌های شهری، نشان‌دهنده‌ی گذار تدریجی از روش‌های سنتی برداشت میدانی به سوی رویکردهای فناورانه و داده‌محور هستند. مرور تحلیلی این مطالعات در سه محور اصلی به شرح زیر ارائه می‌شود:

الف) آلودگی بصری و کیفیت محیط شهری

در دو دهه‌ی اخیر، آلودگی بصری به‌عنوان یکی از مؤلفه‌های کلیدی کیفیت محیط شهری در کانون توجه محققان قرار گرفته است. پلاتنبرگ[1] (۲۰۰۷) در مقاله‌ی خود با عنوان «هنرهای دیواری شهری و هماهنگی بصری» با رویکردی کیفی به بررسی نقش تراکم تبلیغات شهری در ادراک زیبایی‌شناسی فضا پرداخت و نشان داد که آشفتگی در ترکیب عناصر کالبدی و بصری موجب کاهش جذابیت محیط و ناهماهنگی ادراکی شهروندان می‌شود. در ادامه، پورتلا[2] ۲۰۱۶ در مقاله‌ی «آلودگی بصری: تأثیر طراحی شهری و تبلیغات بر تصویر ذهنی شهر» تأکید کرد که بی‌نظمی بصری در نماها و تابلوهای تبلیغاتی منجر به تضعیف هویت بصری و حس تعلق مکان می‌گردد. چمیلوسکی[3] و همکاران (۲۰۱۸) در پژوهشی با عنوان «زیبایی‌شناسی شهری و ادراک ساکنان از فضاهای عمومی» با استفاده از تحلیل پرسش‌نامه‌ای و مدل‌سازی چندمتغیره، دریافتند که میزان رضایت از فضاهای عمومی رابطه‌ای مستقیم با نظم بصری و هماهنگی رنگ و فرم دارد. در حوزه‌ی داخلی، نادری گرزالدینی و اردیبهشتی (۱۳۹۸) در مقاله‌ای با عنوان «نقش تبلیغات محیطی در آلودگی‌های بصری فضاهای شهری» با مطالعه‌ی موردی شهر بابل، نشان دادند که جانمایی نامناسب، تراکم بالای تابلوها و نبود هماهنگی در طراحی و چیدمان تبلیغات محیطی از مهم‌ترین عوامل شکل‌گیری آلودگی بصری در محیط‌های شهری به‌شمار می‌روند. آن‌ها تأکید داشتند که این اغتشاشات دیداری بر آسایش روانی شهروندان تأثیر منفی گذاشته و ضرورت سامان‌دهی ضوابط نصب تبلیغات شهری را دوچندان می‌کند. همچنین، ظریف‌پور لنگرودی، البرزی و سهیلی (۱۴۰۱) در پژوهشی با هدف تحلیل ادراک شهروندان از نماهای شهری، به این نتیجه رسیدند که مؤلفه‌هایی چون تأثیرگذاری بصری، هماهنگی، دلبستگی به مکان و جذابیت نما نقش مهمی در ارتقاء رضایت بصری شهروندان ایفا می‌کنند. هرچه نماها یکپارچه‌تر و متنوع‌تر طراحی شوند، سطح ادراک مثبت و احساس تعلق شهروندان نسبت به فضای شهری افزایش می‌یابد. این دسته از مطالعات عمدتاً بر برداشت‌های ذهنی و کیفی تمرکز دارند، در حالی که کمبود ابزارهای فناورانه و داده‌محور، امکان تعمیم‌پذیری و پویایی تحلیل‌ها را محدود می‌سازد.

1. Plattenberg (2007)
2. Portella (2016)
3. Chmielewski

ب) اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه

در سال‌های اخیر، پژوهشگران مختلفی نیز با بهره‌گیری از ظرفیت اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه (VGI) تلاش کرده‌اند تا مدل‌های بومی و کارآمدی برای مدیریت و تصمیم‌گیری فضایی توسعه دهند. با گسترش فناوری‌های وب ۲ و تلفن‌های هوشمند، مشارکت مردمی در تولید داده‌های مکانی به‌طور فزاینده‌ای مورد توجه قرار گرفته است. گودچایلد[1] ۲۰۰۷ در مقاله‌ی تأثیرگذار خود با عنوان «شهروندان به‌عنوان حسگرها: جهان اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه» برای نخستین‌بار مفهوم اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه را مطرح و آن را انقلاب داده‌ای در علوم مکانی توصیف کرد. در ادامه، هاکی[2] ۲۰۱۳ در مقاله‌ی «علم شهروندی و اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه: مرور و گونه‌شناسی مشارکت» با ارائه‌ی طبقه‌بندی چهارسطحی از مشارکت کاربران، بر ضرورت اعتبارسنجی داده‌های مشارکتی تأکید نمود.

سنارانته[3] و همکاران (۲۰۱۶) در مقاله‌ی «مروری بر روش‌های ارزیابی کیفیت داده‌های جغرافیایی داوطلبانه» با بررسی مطالعات میدانی متعدد، چالش‌هایی چون ناهمگونی داده‌ها، خطاهای انسانی و فقدان استانداردهای کنترل کیفیت را از موانع اصلی کاربرد اطلاعات مکانی شهروند محور در تحلیل‌های رسمی دانستند. همچنین آنتونیو و اسکوپلیتی[4] در مقاله‌ی «رویکردهای ارزیابی کیفیت داده‌های داوطلبانه: مرور انتقادی» پیشنهاد کردند که ترکیب مدل‌های یادگیری ماشین با داده‌های رسمی می‌تواند اعتبار تحلیل‌های مشارکتی را به‌طور چشمگیری ارتقا دهد. در همین راستا، فلسفی، خداوردیان و نیارکی (۱۳۹۹) در مقاله‌ی ارائه‌شده در کنگره‌ی ملی منابع طبیعی و محیط‌زیست پایدار، سامانه‌ای مبتنی بر GIS برای پایش مشارکتی تهدیدات محیطی معرفی کردند که نشان‌دهنده‌ی ظرفیت بالای ابزارهای مشارکتی در گردآوری و تحلیل داده‌های مکانی در مقیاس بومی است.

فاتحیان و جلوخانی نیارکی[5] با طراحی سامانه‌ای مبتنی بر اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه برای مدیریت آلودگی‌های زیست‌محیطی مناطق ساحلی شهر نوشهر، نشان دادند که مشارکت مردمی می‌تواند نقش مؤثری در شناسایی و پایش آلودگی‌های محیطی ایفا کند. این پژوهش تأکید دارد که داده‌های داوطلبانه، در صورت پالایش و اعتبارسنجی، می‌توانند به‌عنوان ورودی مؤثر در سیستم‌های تصمیم‌گیری محیطی به‌کار گرفته شوند. در مطالعه‌ای دیگر، جلوخانی نیارکی و همکاران (۲۰۱۹) با توسعه یک سامانه مشارکتی مبتنی بر GIS برای سنجش میزان «سالمندی‌دوستی» در شهر تهران، نشان دادند که فناوری‌های وب‌محور و داده‌های شهروندی قابلیت بالایی در گردآوری و تحلیل دیدگاه‌های کاربران نسبت به کیفیت زندگی شهری دارند. یافته‌های این تحقیق، ارزش کاربرد VGI را در برنامه‌ریزی اجتماعی و ارزیابی شاخص‌های انسانی در محیط‌های شهری برجسته می‌سازد. همچنین، صادقی نیارکی[6] و همکاران (۲۰۲۰) با ارائه چارچوبی تصمیم‌یار مبتنی بر اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه برای مدیریت پسماندهای شهری، بر اهمیت استفاده از داده‌های مشارکتی در تصمیم‌سازی محیطی تأکید کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که ادغام داده‌های داوطلبانه با مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره می‌تواند کارایی فرایند مدیریت پسماند را به‌طور چشمگیری افزایش دهد و دیدگاه جامع‌تری از الگوهای فضایی آلودگی و بازیافت فراهم آورد. مطالعات یادشده بیانگر آن‌اند که کاربرد اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه در حوزه‌های مختلفی از مدیریت محیطی تا برنامه‌ریزی اجتماعی در حال گسترش است و می‌تواند به‌عنوان ابزاری مکمل برای ارتقای کیفیت

1. Goodchild (2007)
2. Haklay (2013)
3. Senaratne
4. Antoniou & Skopeliti (2015)
5. Fatehian & Jelokhani-Niaraki (2018)
6. Sadeghi-Niaraki

تصمیم‌گیری شهری به‌کار رود؛ با این حال، همچنان چالش‌هایی همچون صحت داده‌ها، اعتمادپذیری مشارکت‌کنندگان و استانداردسازی روش‌های گردآوری اطلاعات، نیازمند توجه ویژه پژوهش‌های آتی است.

ج) یادگیری عمیق و تحلیل بصری شهری

ظهور یادگیری عمیق به‌ویژه مدل‌های شبکه‌های عصبی پیچشی، زمینه‌ساز تحولات بنیادین در تحلیل خودکار داده‌های تصویری شده است. کریزوسکی[1] و همکاران (۲۰۱۲) در مقاله‌ی مشهور «طبقه‌بندی تصاویر ImageNet با استفاده از شبکه‌های عصبی پیچشی عمیق» برای نخستین‌بار قدرت یادگیری عمیق در شناسایی الگوهای پیچیده بصری را نشان دادند و نقطه‌ی عطفی در بینایی ماشین رقم زدند. گودفلو[2] و همکاران نیز در اثر خود در سال ۲۰۱۶ مبانی نظری و ساختاری این الگوریتم‌ها را تشریح و کاربردهای چندوجهی آن‌ها را در علوم داده معرفی کردند. در زمینه‌ی تحلیل آلودگی بصری، العلاوی[3] و همکاران (۲۰۲۲) در مقاله‌ی چارچوب یادگیری عمیق برای شناسایی آلودگی بصری در محیط‌های شهری با استفاده از YOLO وEfficientDet موفق شدند با بهره‌گیری از شبکه‌های ترکیبی، الگوهای آلودگی را با دقتی معادل ٪۸۹ شناسایی کنند. در گام بعد، تیتو[4] و همکاران (۲۰۲۴) در مقاله‌ی «شناسایی بلادرنگ آلودگی بصری در محیط‌های شهری و صنعتی با استفاده از شبکه‌های عصبی ترکیبی» با تلفیق مدل‌های تشخیص بلادرنگ، دقت شناسایی را تا حدود ٪۹۸ افزایش دادند. این مطالعات نشان می‌دهند که مدل‌های یادگیری عمیق ابزار قدرتمندی برای شناسایی خودکار آلودگی بصری هستند، اما بیشتر آن‌ها بر داده‌های رسمی و از پیش برچسب‌خورده تکیه دارند و از ظرفیت داده‌های مشارکتی بهره‌ی کافی نبرده‌اند.

مرور ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که در سطح جهانی، طی یک دهه‌ی اخیر، رویکردهای نوینی در تحلیل آلودگی بصری با تأکید بر تلفیق داده‌های مشارکتی شهروندان و الگوریتم‌های یادگیری عمیق در حال شکل‌گیری است. پژوهش‌هایی چون فودی و همکاران[5] و قربان‌زاده و همکاران[6] نشان داده‌اند که داده‌های مشارکتی می‌توانند به‌عنوان ورودی ارزشمند برای مدل‌های هوشمند در پایش محیط‌های شهری به‌کار روند. در مقابل، در ایران، بیشتر مطالعات همچنان متکی بر برداشت‌های میدانی، مشاهده‌ی مستقیم و ارزیابی‌های ادراکی شهروندان‌اند و از ظرفیت فناوری‌های نوین تحلیل داده، به‌ویژه مدل‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، بهره‌ی اندکی گرفته‌اند. این بررسی‌ها حاکی از آن است که علی‌رغم رشد تدریجی پژوهش‌های مرتبط با آلودگی بصری و اطلاعات مکانی شهروند محور، پیوند میان داده‌های مردمی و تحلیل هوشمند شهری هنوز در سطح مفهومی و تجربی شکل نگرفته است. در نتیجه، سه شکاف اساسی در ادبیات موجود قابل شناسایی است که عبارتند از: (۱) فقدان چارچوب نظری و محاسباتی منسجم برای ادغام داده‌های داوطلبانه با الگوریتم‌های یادگیری عمیق در تحلیل الگوهای آلودگی بصری و تبیین روابط میان ادراک شهروندان و شاخص‌های فیزیکی محیط، (۲) نبود الگوریتم‌ها و معیارهای بومی اعتبارسنجی داده‌های مشارکتی متناسب با شرایط اجتماعی، فرهنگی و فضایی شهرهای ایران که موجب تردید در دقت و اعتمادپذیری داده‌های تولیدشده توسط کاربران می‌شود و (۳) کمبود پژوهش‌های داده‌محور و تجربی که بتوانند با اتکا به تصاویر شهری، داده‌های مکانی و اطلاعات مشارکتی، رابطه‌ی میان آلودگی بصری و کیفیت زندگی شهری را به‌صورت کمی و قابل سنجش مدل‌سازی کنند. بر این اساس، پژوهش حاضر درصدد است با توسعه‌ی چارچوبی تلفیقی مبتنی بر ترکیب داده‌های مشارکتی و مدل‌های یادگیری عمیق، شکاف‌های مذکور را پوشش دهد. این

1. Krizhevsky
2. Goodfellow
3. AlElaiwi
4. Titu
5. Foody et al. (2024)
6. Ghorbanzadeh et al. (2021)

چارچوب با هدف شناسایی خودکار، تحلیل مکانی و اعتبارسنجی هوشمند آلودگی بصری در فضاهای شهری طراحی شده و در عین حال، زمینه‌ای برای افزایش مشارکت آگاهانه‌ی شهروندان در مدیریت سیمای بصری شهر فراهم می‌کند.

مبانی نظری

آلودگی بصری دیوارهای شهری

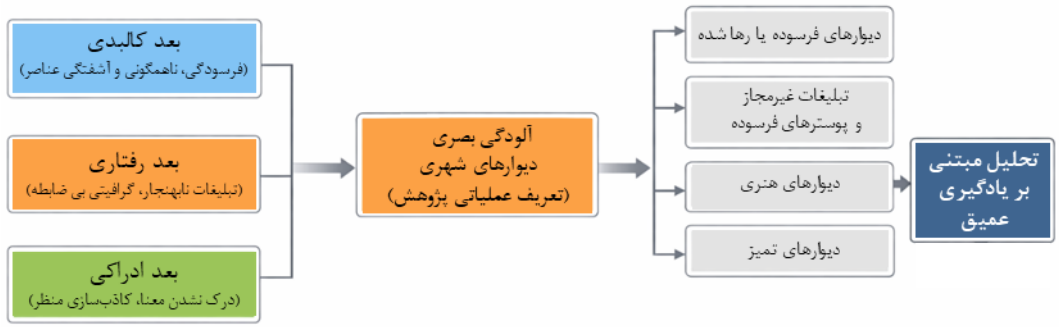
آلودگی بصری به‌عنوان یکی از مؤلفه‌های مهم کیفیت محیطی، به وضعیتی اطلاق می‌شود که در آن حضور عناصر ناهمگون و ناهماهنگ، ادراک مطلوب از فضا را مختل می‌سازد. این پدیده می‌تواند پیامدهایی در سطوح مختلف اجتماعی، روانی و اقتصادی داشته باشد؛ از جمله کاهش جذابیت محیط، ایجاد احساس بی‌نظمی و آشفتگی، افزایش تنش‌های روانی و تضعیف هویت مکان (Portella, 2016,Chmielewski et al., 2018). پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که برداشت شهروندان از کیفیت زندگی شهری به‌شدت متأثر از وضعیت بصری محیط پیرامون است و هرگونه اغتشاش در سیمای شهری به تضعیف حس تعلق به مکان می‌انجامد (Borowiak et al., 2024; Gao et al., 2024).

در میان عوامل ایجادکننده آلودگی بصری، دیوارهای شهری جایگاه ویژه‌ای دارند. دیوارها یکی از گسترده‌ترین و ماندگارترین سطوح کالبدی در شهر هستند که همواره در معرض دید قرار دارند و از این‌رو بیشترین ظرفیت را برای تأثیرگذاری بر سیمای محیطی دارند. تبلیغات غیرمجاز، پوسترهای فرسوده، دیوارنوشته‌ها و گرافیتی‌های بی‌قاعده از مهم‌ترین نمودهای آلودگی بصری در دیوارها محسوب می‌شوند که تصویری از نابسامانی و بی‌نظمی را به محیط منتقل می‌کنند (Plattenberg, 2007). افزون بر این، دیوارهای فرسوده و نیمه‌کاره نیز با القای حس رهاشدگی و بی‌توجهی، نقش مؤثری در شکل‌گیری ادراک منفی از فضا ایفا می‌کنند. از سوی دیگر، دیوارها می‌توانند به‌مثابه بستری برای بازآفرینی هویت شهری عمل کنند. نمونه‌های موفق در شهرهای مختلف جهان نشان داده‌اند که بهره‌گیری از هنر دیواری و نقاشی‌های شهری، ضمن کاهش آشفتگی بصری، می‌تواند به ارتقای کیفیت محیطی، افزایش تعاملات اجتماعی و تقویت حس تعلق شهروندان به مکان کمک کند (AlElaivi et al., 2022). به همین دلیل، کیفیت مدیریت دیوارها و نحوه بهره‌برداری از آن‌ها نقش تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری منظر شهری و کاهش یا افزایش آلودگی بصری دارد. بی‌توجهی به این سطوح می‌تواند به منشأیی مهم برای آلودگی بصری تبدیل شود و آثار منفی آن بر ادراک زیبایی‌شناختی، سلامت روانی و کیفیت تجربه محیط شهری مشهود باشد. در مقابل، مدیریت هدفمند، برنامه‌ریزی‌شده و مبتنی بر داده این فضاها می‌تواند فرصتی برای ارتقای زیبایی‌شناسی شهری، تقویت کارکردهای اجتماعی فضاهای شهری و ایجاد تجربه‌های بصری مثبت برای شهروندان فراهم آورد.

برای پرهیز از تعریف‌های پراکنده و تبدیل مفهوم آلودگی بصری به یک مبنای قابل سنجش، در این پژوهش آلودگی بصری دیوارهای شهری در قالب یک چارچوب سه‌بعدی صورت‌بندی می‌شود :بعد کالبدی، بعد ادراکی، و بعد رفتاری .در بعد کالبدی، آلودگی بصری به ویژگی‌های قابل مشاهده و عینی دیوار مانند فرسودگی، بی‌نظمی در اجزا، ناهمخوانی عناصر و تراکم نشانه‌های بصری مربوط است. در بعد ادراکی، آلودگی بصری به تجربه و برداشت شهروندان از آشفتگی، ناهماهنگی و کاهش مطلوبیت منظر اشاره دارد .در بعد رفتاری، آلودگی بصری به کنش‌هایی مانند چسباندن پوستر، تبلیغات غیرمجاز، دیوارنویسی و گرافیتی بی‌ضابطه مربوط می‌شود که به تولید یا تشدید آشفتگی منجر می‌گردد.

بر این اساس، تعریف عملیاتی آلودگی بصری دیوار در این پژوهش چنین است: هر وضعیتی از دیوار که به‌واسطه فرسودگی یا حضور عناصر ناهمخوان و بی‌قاعده، نظم بصری را تضعیف کند و باعث برداشت منفی از منظر شهری شود. در چارچوب حاضر، چهار گروه مورد استفاده در مقاله به‌عنوان شاخص‌های قابل مشاهده این مفهوم در نظر گرفته می‌شوند: دیوارهای

دارای تبلیغات غیرمجاز و پوسترهای فرسوده به‌عنوان نمود بعد رفتاری و بی‌نظمی بصری، دیوارهای دارای گرافیتی غیرقانونی به‌عنوان نمود تغییرات بی‌ضابطه و اغتشاش نشانه‌های بصری، دیوارهای فرسوده یا رهاشده به‌عنوان نمود بعد کالبدی آلودگی بصری، و دیوارهای هنری یا دیوارهای تمیز به‌عنوان وضعیت‌های کنترل و نقطه مرجع برای تشخیص کاهش یا بهبود آشفتگی بصری. بنابراین، مدل یادگیری عمیق در این پژوهش به‌جای سنجش کلی منظر شهری، وظیفه تشخیص این شاخص‌های دیوارمحور را بر عهده دارد و خروجی آن به‌عنوان برآورد قابل نقشه‌سازی از الگوهای آلودگی بصری دیوارها در مقیاس شهری استفاده می‌شود.



شکل ۱. چارچوب نظری و تعریف عملیاتی آلودگی بصری دیوارهای شهری

این چارچوب نشان می‌دهد که آلودگی بصری دیوارهای شهری در پژوهش حاضر به‌عنوان مفهومی چندبعدی (کالبدی، رفتاری و ادراکی) در نظر گرفته شده و از طریق شاخص‌های دیوارمحور قابل مشاهده، به‌صورت عملیاتی به مدل یادگیری عمیق متصل شده است.

در ادبیات برنامه‌ریزی و طراحی شهری، کیفیت منظر مفهومی کلان و چندبعدی است که ترکیبی از ارزیابی‌های مثبت و منفی شهروندان از سیمای محیط را در بر می‌گیرد و عواملی مانند انسجام بصری، خوانایی، هویت، جذابیت و مطلوبیت ادراکی را شامل می‌شود. در مقابل، آلودگی بصری به‌عنوان یکی از مولفه‌های منفی کیفیت منظر تعریف می‌شود و به حضور عناصر بی‌قاعده، ناهمخوان یا مزاحم اشاره دارد که موجب کاهش نظم و مطلوبیت بصری محیط می‌گردند.

بر این اساس، آلودگی بصری معادل کیفیت منظر یا جایگزین آن نیست، بلکه تنها بخشی از بعد منفی آن را تشکیل می‌دهد. پژوهش حاضر مدعی سنجش جامع کیفیت منظر شهری نیست، بلکه به‌صورت هدفمند بر شناسایی و پایش یکی از نمودهای عینی و قابل مشاهده آن، یعنی آلودگی بصری دیوارهای شهری، تمرکز دارد. این تفکیک مفهومی امکان می‌دهد نتایج پژوهش به‌عنوان ابزار پشتیبان در تحلیل کیفیت منظر مورد استفاده قرار گیرد، بدون آن‌که به اشتباه به‌عنوان ارزیابی کامل منظر شهری تفسیر شود.

رویکردهای شناسایی و ارزیابی آلودگی بصری

شناسایی و پایش آلودگی بصری در شهرها یکی از پیش‌نیازهای اساسی هرگونه مداخله، برنامه‌ریزی و مدیریت مؤثر در راستای ارتقای کیفیت محیط شهری محسوب می‌شود. بدون وجود اطلاعات دقیق و به‌هنگام درباره شدت، پراکندگی و الگوهای آلودگی بصری، برنامه‌ریزی‌های شهری ممکن است ناکارآمد یا ناقص باشد. در ادبیات موجود، سه دسته رویکرد عمده در این زمینه قابل‌تمایز است: نخست، روش‌های سنتی که بر پایه مشاهده مستقیم، برداشت‌های میدانی و قضاوت‌های کارشناسی استوارند. این رویکردها در مطالعات اولیه و پروژه‌های محدود شهری به‌کار گرفته شده و امکان تحلیل کیفی دقیق در سطح خرد را فراهم کرده‌اند. با این حال، به دلیل ماهیت زمان‌بر و هزینه‌بر، در مقیاس کلان‌شهری کارآمد نبوده

و اغلب فاقد قابلیت تکرارپذیری و پایش مستمر هستند (Borowiak et al., 2024; Chmielewski, 2020; Gao et al., 2024; Portella, 2016). دوم، رویکردهای مشارکتی و شهروند محور که با ظهور فناوری‌های دیجیتال و ابزارهای همراه توسعه یافته‌اند. در این رویکرد، شهروندان به‌عنوان تولیدکنندگان داده عمل می‌کنند و از طریق بسترهایی نظیر اپلیکیشن‌های موبایلی یا سامانه‌های تحت وب، به ثبت و گزارش موارد آلودگی بصری می‌پردازند. این شیوه با کاهش هزینه‌ها و افزایش پوشش مکانی و زمانی، ظرفیت مناسبی برای پایش گسترده‌تر مسائل شهری ایجاد می‌کند. با این وجود، ناهمگونی داده‌ها و تفاوت در سطح دقت و صحت گزارش‌ها، موضوع اعتبارسنجی اطلاعات مکانی شهروند محور را به چالشی اساسی بدل کرده است (Goodchild, 2007; Haklay, 2013).

سوم، رویکردهای فناورانه مبتنی بر هوش مصنوعی که به‌ویژه در دهه اخیر و با پیشرفت‌های حوزه بینایی ماشین و یادگیری عمیق گسترش یافته‌اند. این روش‌ها با تحلیل خودکار تصاویر و داده‌های محیطی، امکان شناسایی و طبقه‌بندی الگوهای بصری مانند دیوارهای آلوده، گرافیتی‌ها و تبلیغات غیرمجاز را فراهم می‌سازند. مزیت اصلی آن‌ها سرعت بالا، کاهش نیاز به نیروی انسانی و قابلیت تعمیم به مقیاس‌های کلان‌شهری است (Krizhevsky et al., 2012).

مقایسه روش‌شناختی این سه رویکرد نشان می‌دهد که هیچ‌یک به‌تنهایی پاسخگوی الزامات پایش آلودگی بصری در مقیاس شهری نیستند. رویکرد سنتی اگرچه از دقت تفسیری بالایی برخوردار است، اما به دلیل محدودیت پوشش مکانی و زمانی، قابلیت تعمیم گسترده ندارد. رویکرد مشارکتی پوشش مکانی وسیع‌تری فراهم می‌کند، اما کیفیت داده‌های آن ناهمگن و مستعد خطای انسانی است. در مقابل، رویکرد فناورانه امکان پردازش انبوه داده‌ها را فراهم می‌سازد، اما به‌شدت به کیفیت داده‌های ورودی و نحوه آموزش مدل وابسته است.

پژوهش حاضر در مرز میان رویکرد مشارکتی و فناورانه قرار می‌گیرد. در این مطالعه، داده‌های شهروند محور به‌عنوان منبع اولیه گردآوری اطلاعات مورد استفاده قرار گرفته‌اند، اما برای کاهش محدودیت‌های ناشی از ناهمگونی کیفیت داده‌ها، از مدل یادگیری عمیق مبتنی بر بینایی ماشین برای پالایش، طبقه‌بندی و پایش نظام‌مند آلودگی بصری دیوارها بهره گرفته شده است. بدین‌ترتیب، این پژوهش نه جایگزین رویکردهای سنتی است و نه متکی صرف بر مشارکت شهروندان، بلکه با ترکیب مزیت پوشش مکانی رویکرد مشارکتی و مقیاس‌پذیری رویکرد فناورانه، چارچوبی ترکیبی برای شناسایی آلودگی بصری دیوارهای شهری ارائه می‌کند.

فناوری‌های نوین در تحلیل آلودگی بصری

تحولات فناورانه در دو دهه اخیر، چشم‌انداز تازه‌ای برای شناسایی و مدیریت آلودگی بصری گشوده است. نخستین گام در این مسیر، توسعه سامانه‌های اطلاعات مکانی و ابزارهای دیجیتال بود که امکان گردآوری و نمایش داده‌های شهری در بسترهای مکانی را فراهم آوردند. این سامانه‌ها زمینه‌ای را ایجاد کردند تا داده‌های تولیدشده توسط نهادهای رسمی و شهروندان در کنار یکدیگر قرار گیرند و تصویری جامع‌تر از وضعیت شهر به دست دهند. با گسترش ابزارهای هوشمند و شبکه‌های ارتباطی، مشارکت شهروندان در تولید داده‌های مکانی شکل سازمان‌یافته‌تری به خود گرفت و به ظهور اطلاعات جغرافیایی داوطلبانه انجامید. این داده‌ها ضمن افزایش پوشش مکانی و زمانی، ظرفیت آن را دارند که تغییرات محیطی را به‌صورت بهنگام منعکس کنند و برای پایش مستمر مسائل شهری به کار روند. با این حال، همان‌طور که در بخش پیشین اشاره شد، کیفیت ناهمگون داده‌های مشارکتی و نبود معیارهای یکسان در گردآوری آن‌ها، مسئله اعتبارسنجی را به دغدغه‌ای جدی بدل ساخته است (Goodchild, 2007, Senaratne et al., 2016). پیشرفت‌های اخیر در حوزه هوش مصنوعی و به‌ویژه یادگیری عمیق، ظرفیت‌های تازه‌ای برای پاسخ به این چالش ایجاد کرده‌اند. الگوریتم‌های بینایی ماشین

قادرند حجم عظیمی از داده‌های تصویری را با سرعت و دقت بالا پردازش کرده و الگوهای بصری پیچیده را استخراج کنند. در این میان، شبکه‌های عصبی کانولوشنی به‌عنوان یکی از موفق‌ترین مدل‌ها در پردازش تصویر، امکان شناسایی خودکار عوارض بصری را فراهم کرده‌اند (Krizhevsky et al., 2012; Goodfellow et al., 2016). کاربرد هم‌زمان داده‌های مشارکتی و الگوریتم‌های یادگیری عمیق، چشم‌اندازی نو برای مدیریت آلودگی بصری شهری ترسیم می‌کند. این ترکیب از یک‌سو مزیت پوشش گسترده و هزینه پایین داده‌های شهروندی را به همراه دارد و از سوی دیگر، دقت و قابلیت پردازش خودکار الگوریتم‌های یادگیری عمیق را به آن می‌افزاید. بدین‌ترتیب، امکان طراحی سامانه‌هایی فراهم می‌شود که علاوه بر پایش بهنگام و گسترده آلودگی، بتوانند به اعتبارسنجی داده‌های مکانی و افزایش اعتمادپذیری آن‌ها کمک کنند.

یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی کانولوشنی

یادگیری عمیق به‌عنوان زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین، امکان مدل‌سازی الگوهای پیچیده را در داده‌های بزرگ فراهم کرده است. شبکه‌های عصبی کانولوشنی از پرکاربردترین معماری‌ها در پردازش تصویر هستند که با الهام از سیستم بینایی انسان، قابلیت استخراج سلسله‌مراتبی ویژگی‌های بصری (از لبه‌ها تا اشکال پیچیده‌تر) را دارند (Krizhevsky et al., 2012). این شبکه‌ها در کاربردهایی همچون طبقه‌بندی تصاویر شهری، شناسایی کاربری اراضی و تحلیل نماهای شهری موفقیت‌های چشمگیری داشته‌اند (Goodfellow et al., 2016).

روش پژوهش

پژوهش حاضر با هدف اعتبارسنجی داده‌های مکانی شهروند محور در زمینه آلودگی بصری شهری تدوین شده است و رویکردی ترکیبی میان داده‌های مشارکتی و روش‌های یادگیری عمیق را دنبال می‌کند. در این رویکرد، از یک‌سو توان جمعی شهروندان برای گردآوری داده‌های بهنگام و گسترده به‌کار گرفته شده و از سوی دیگر، از ظرفیت الگوریتم‌های پیشرفته شبکه‌های عصبی کانولوشنی برای شناسایی الگوهای بصری و استخراج ویژگی‌های معنادار استفاده شده است تا رابطه‌ای دوسویه میان مشارکت انسانی و هوش مصنوعی برقرار شود.

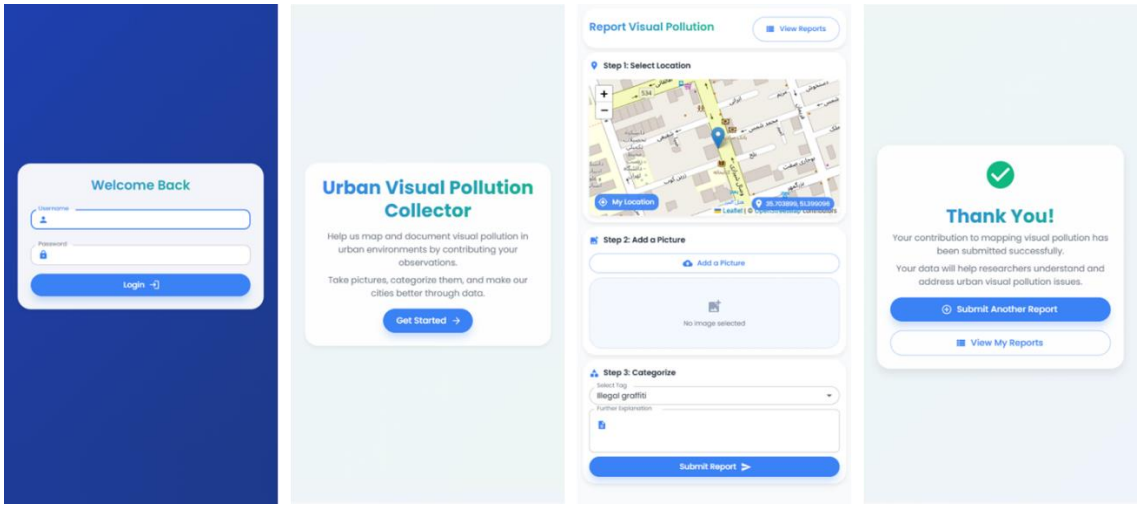
چارچوب کلی روش‌شناسی پژوهش بر پایه چهار گام اصلی سامان یافته است که پیوسته و مکمل یکدیگر اجرا می‌شوند. در نخستین گام، سامانه‌ای مشارکتی برای دریافت تصاویر دیوارهای شهری طراحی و پیاده‌سازی شده است تا شهروندان بتوانند با بارگذاری عکس، ثبت توضیحات و موقعیت جغرافیایی، داده‌های اولیه را فراهم کنند. در گام دوم، تصاویر گردآوری‌شده از طریق فرآیند پالایش، نرمال‌سازی و برچسب‌گذاری دقیق آماده‌سازی شده‌اند تا مبنای داده‌ای قابل اتکا برای آموزش مدل‌ها فراهم شود. گام سوم به توسعه و آموزش مدل‌های یادگیری عمیق اختصاص دارد؛ در این مرحله از معماری‌های پیشرفته نظیر EfficientNet و ResNet برای استخراج ویژگی‌های چندسطحی و طبقه‌بندی الگوهای بصری بهره گرفته شده است. در گام پایانی، عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های استاندارد ارزیابی سنجیده شد و دقت داده‌های مشارکتی نیز از طریق مقایسه برچسب‌های ثبت‌شده توسط انسان با نتایج خودکار مدل‌ها اعتبارسنجی گردید.

گردآوری داده‌ها و طراحی سامانه

برای آموزش و ارزیابی مدل‌های یادگیری عمیق، داده‌های تصویری از دو منبع اصلی گردآوری شد. نخست، بازدیدهای میدانی پژوهشگران بود که در این مرحله بیش از ۳۰۰۰ تصویر از دیوارهای شهری تهران در مناطق مختلف ثبت شد. هدف از این مرحله، ایجاد مجموعه داده‌ای پایه با برچسب‌های کنترل‌شده و کیفیت تضمین‌شده بود که بتواند زمینه‌ای قابل اعتماد برای آموزش مدل‌ها فراهم کند. این تصاویر با دقت و بر اساس معیارهای استاندارد طبقه‌بندی و برچسب‌گذاری

شدند تا مدل‌ها قادر باشند الگوهای بصری مرتبط با آلودگی بصری شهری را شناسایی کرده و تحلیل‌های دقیقی ارائه دهند. این مجموعه داده پایه، علاوه بر نقش کلیدی در آموزش مدل‌ها، به‌عنوان مرجعی برای اعتبارسنجی داده‌های جمع‌آوری‌شده از مشارکت شهروندان نیز به کار گرفته شد تا امکان مقایسه برداشت‌های انسانی و خروجی‌های خودکار مدل‌ها و سنجش دقت و اعتمادپذیری داده‌ها فراهم شود. در مرحله دوم، به منظور دستیابی به اهداف مطالعه و بررسی اعتبار اطلاعات مکانی شهروند محور، بر مشارکت فعال شهروندان متمرکز شد. برای پوشش گسترده‌تر مکانی و تسهیل جمع‌آوری داده‌ها، سامانه‌ای تحت وب طراحی گردید که به شهروندان این امکان را می‌داد تا تصاویر دیوارهای شهری را همراه با توضیح مختصر و مختصات جغرافیایی دقیق بارگذاری کنند. این رویکرد، علاوه بر افزایش حجم و تنوع داده‌های تصویری، امکان جمع‌آوری اطلاعات به‌هنگام و گسترده در سطح شهر را فراهم ساخت و بستر مناسبی برای اعتبارسنجی و مقایسه با داده‌های میدانی و خروجی مدل‌های یادگیری عمیق ایجاد نمود. طی بازه زمانی سه‌ماهه، ۶۱۸ گزارش مردمی ثبت شد که پس از پالایش اولیه، ۵۴۰ تصویر واجد شرایط برای تحلیل نهایی انتخاب گردید.

پالایش اولیه داده‌های تصویری در این پژوهش با هدف حذف خطاهای آشکار و افزایش قابلیت اعتماد مجموعه داده انجام شده است. در این فرآیند، تصاویر تکراری، تصاویر دارای وضوح ناکافی، تصاویر نامرتبط با دیوارهای شهری و موارد دارای خطای مکانی یا محتوایی آشکار حذف شدند. این معیارها به‌صورت یکنواخت بر کل داده‌ها اعمال شده و به‌گونه‌ای تعریف شده‌اند که در مطالعات مشابه، بدون نیاز به ابزار یا الگوریتم خاص، قابل تکرار باشند.



شکل ۲. نمای کلی سامانه مشارکتی طراحی‌شده

آماده‌سازی و برچسب‌گذاری داده‌ها

تصاویر گردآوری‌شده با هدف آماده‌سازی برای پردازش الگوریتمی، در چهار گروه اصلی شامل دیوارهای دارای گرافیتی، دیوارهای دارای تبلیغات غیرمجاز، دیوارهای هنری و دیوارهای خالی یا تمیز طبقه‌بندی شدند. مطابق جدول ۱ در نهایت ۳۶۰۰ تصویر برای آموزش و اعتبارسنجی آماده شد و برچسب‌گذاری داده‌ها توسط پژوهشگران صورت گرفت تا خطای انسانی به حداقل برسد. برای اطمینان از صحت دسته‌بندی‌ها، بخشی از داده‌ها به‌صورت تصادفی دوباره بررسی شدند تا درصد خطای احتمالی کاهش یابد.

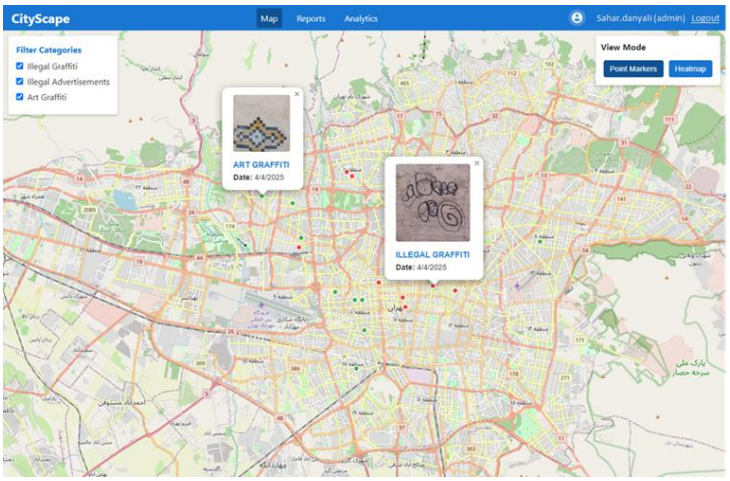
برای اعتبارسنجی برچسب‌ها، بازبینی تصادفی داده‌ها صرفا یک توصیف کلی نبود و به‌عنوان گام کنترل کیفیت اجرا شد. به این صورت که یک زیرنمونه تصادفی از تصاویر برچسب‌خورده، بدون اطلاع از برچسب اولیه، دوباره بازبینی شد. موارد

اختلاف به‌عنوان خطای برچسب‌گذاری در نظر گرفته شد و با بازبینی مشترک، برچسب نهایی اصلاح شد. بنابراین، داده‌های نهایی مورد استفاده در آموزش و ارزیابی مدل، داده‌های پالایش‌شده و اصلاح‌شده پس از کنترل کیفیت هستند و این فرآیند برای کاهش خطای انسانی و افزایش قابلیت اعتماد مجموعه داده به‌کار گرفته شد.

معیار پذیرش نهایی این بود که تصویر تنها با برچسبی وارد تحلیل شود که پس از بازبینی و رفع اختلاف، به‌عنوان برچسب نهایی ثبت شده باشد؛ در غیر این صورت، تصویر از مجموعه نهایی حذف یا اصلاح شد.

جدول ۱. تعداد تصاویر گردآوری‌شده در هر دسته آلودگی بصری پس از پالایش و برچسب‌گذاری

نوع تصویر	تعداد تصاویر
گرافیتی و دیوارنوشته غیرقانونی	۹۰۰
دیوار دارای نقاشی هنری	۹۰۰
تبلیغات روی دیوار	۹۰۰
دیوارهای خالی و تمیز	۹۰۰
مجموع	۳۶۰۰



شکل ۳. نقشه پراکندگی مکانی تصاویر گزارش‌شده توسط کاربران

مدل‌های یادگیری عمیق آماده‌سازی داده‌ها و آموزش مدل‌ها

برای طبقه‌بندی داده‌ها از سه معماری پیشرفته شبکه‌های عصبی کانولوشنی استفاده شد. نخست، مدل ResNet50 که به‌دلیل ساختار Residual قابلیت یادگیری شبکه‌های عمیق‌تر را دارد (He et al., 2016). دوم، مدل EfficientNetB0 که با طراحی بهینه، تعادل مناسبی میان دقت و هزینه محاسباتی برقرار می‌کند (Tan & Le, 2019) و سوم، مدل EfficientNetV2L که به‌عنوان نسخه پیشرفته‌تر، از مقیاس‌پذیری بالاتر و ظرفیت یادگیری پیچیده‌تر برخوردار است.

تصاویر پیش از ورود به شبکه‌های عصبی تحت فرآیندهای پیش‌پردازش شامل تغییر اندازه، نرمال‌سازی مقادیر پیکسلی و به‌کارگیری تکنیک‌های افزایش داده[1] قرار گرفتند. پس از این مرحله، مجموعه داده به سه بخش آموزشی (۷۰ درصد)، اعتبارسنجی (۱۵ درصد) و آزمون (۱۵ درصد) تقسیم شد. آموزش مدل‌ها در محیط برنامه‌نویسی Python و با استفاده از کتابخانه TensorFlow و Keras انجام گرفت و پردازش‌ها توسط سخت‌افزار GPU پشتیبانی شد. لایه‌های انتهایی مدل‌ها متناسب با چهار طبقه پژوهش بازطراحی (Fine-tuning) شدند.

1. Data Augmentation

تابع خطای سفارشی در این پژوهش با هدف کاهش سوگیری ناشی از ناهمگونی تعداد نمونه‌ها در طبقات مختلف به‌کار گرفته شد، به‌گونه‌ای که خطاهای مربوط به طبقات کم‌نمونه وزن بیشتری دریافت کنند. این انتخاب یک تصمیم روش‌شناختی برای بهبود توازن یادگیری و پایداری طبقه‌بندی مدل بوده است.

از تابع فعال‌سازی ReLU در لایه‌های میانی و Softmax در لایه خروجی استفاده شد. الگوریتم بهینه‌ساز Adam با نرخ یادگیری اولیه ۰.۰۰۱ به‌کار رفت. Batch Size برابر ۳۲ و تعداد دوره‌های آموزشی[1] ۴۰ تنظیم گردید.

جدول ۲. تنظیمات کلیدی مدل‌ها

پارامتر	مقدار	محل استفاده	توضیحات
نرخ یادگیری	۰.۰۰۰۱	در زمان کامپایل مدل	در طول فرآیند آموزش ثابت نگه داشته شد.
تعداد تکرارها	۴۰	تنظیمات	توقف زودهنگام ممکن است تعداد واقعی تکرارها را کاهش دهد.
اندازه دسته	۳۲	تنظیمات	در تمام تقسیم‌بندی‌های داده یکسان در نظر گرفته شد.
تابع خطا	سفارشی	پیکربندی آموزش	۷۰درصد آنتروپی متقاطع و ۳۰ درصد آنتروپی متقاطع معکوس
بهینه‌ساز	آدام	در زمان کامپایل مدل	با مقادیر پیش‌فرض $\beta_1 = 0.9$ و $\beta_2 = 0.999$ مورد استفاده قرار گرفت.

شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل‌ها

برای سنجش دقت و توانایی مدل‌ها در طبقه‌بندی تصاویر، از شاخص‌های استاندارد حوزه یادگیری ماشین شامل دقت کلی، بازخوانی، دقت پیش‌بینی و امتیاز F1 استفاده شد (Goodfellow et al., 2016). این معیارها امکان ارزیابی متوازن از عملکرد مدل‌ها را فراهم می‌کنند و مبنای مقایسه میان معماری‌های مختلف بودند.

دقت کلی (Accuracy) برای نمایش عملکرد عمومی مدل در کل نمونه‌ها گزارش شد .با توجه به این‌که ارزیابی فقط با یک عدد کلی ممکن است برخی خطاهای طبقه‌بندی را پنهان کند، از Precision و Recall و امتیاز F1 نیز استفاده شد تا هم خطاهای مثبت کاذب و هم منفی کاذب به‌صورت متوازن در ارزیابی لحاظ شود.

جدول۳. شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها و فرمول محاسبه هر یک

دقت (Accuracy)	نسبت پیش‌بینی‌های درست به کل نمونه‌ها.	$\text{Accuracy} = \frac{\text{Correct Predicions}}{\text{Total Examples}}$
دقت پیش‌بینی (Precision)	نسبت نمونه‌های درست شناسایی‌شده از یک کلاس به کل نمونه‌های شناسایی‌شده در همان کلاس.	$\text{Precision} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}}$
بازخوانی (Recall)	نسبت نمونه‌های درست شناسایی‌شده به کل نمونه‌های واقعی آن کلاس.	$\text{Recall} = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}}$
امتیاز F1 (F1-Score)	میانگین موزون دقت و بازخوانی، به‌ویژه برای داده‌های نامتوازن اهمیت دارد.	$\text{F1-Score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times R}{\text{Precision} + \text{Recall}}$

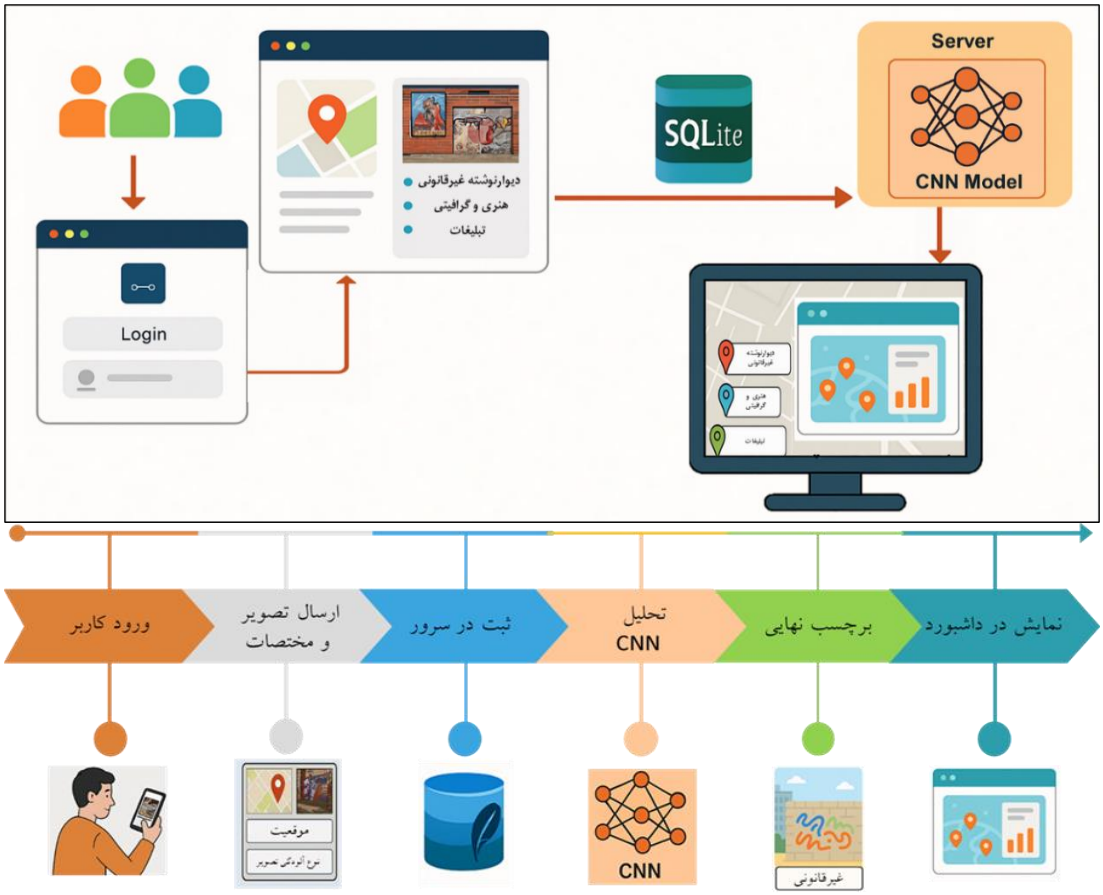
منبع: (Sokolova & Lapalme, 2009).

اعتبارسنجی داده‌های مشارکتی

در گام نهایی، داده‌های برچسب‌گذاری شده توسط شهروندان با نتایج مدل‌های یادگیری عمیق مقایسه شد. این مقایسه با هدف تعیین میزان هم‌پوشانی و اختلاف میان دو دسته داده انجام گرفت و امکان ارزیابی قابلیت اعتماد اطلاعات مکانی شهروند محور را فراهم ساخت. اعتبارسنجی داده‌های داوطلبانه جهت ارزیابی صحت برچسب‌های کاربران در قالب سامانه

1. Epochs

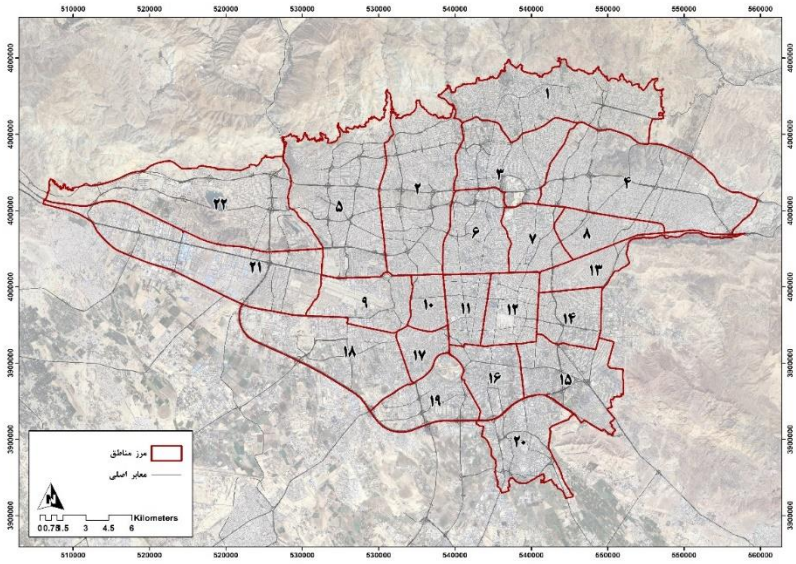
طراحی شد که سه بخش اصلی داشت که عبارتند از: (۱) ماژول کاربر: شهروندان از طریق پنل کاربری می‌توانستند تصویر دیوار شهری را بارگذاری کنند. هر بارگذاری شامل تصویر، توضیح اختیاری و مختصات مکانی GPS بود (۲) ماژول پردازش: تصاویر بارگذاری شده به‌طور خودکار به سرور منتقل شده و توسط مدل‌های آموزش‌دیده ResNet50، EfficientNetB0، EfficientNetV2-L تحلیل شدند (۳) ماژول مدیریت : مدیران پژوهش به داشبوردی دسترسی داشتند که شامل مقایسه برچسب کاربران و خروجی مدل‌ها، نقشه مکانی نقاط گزارش‌شده و شاخص‌های کیفیت داده بود.



شکل ٤. فرآیند سامانه و ارتباط ماژول‌ها

محدوده مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه شهر تهران است. مساحت شهر تهران بیش از ۶۱۶ کیلومترمربع بوده و از نظر تقسیمات اداری به ۲۲ منطقه، ۱۲۵ ناحیه و ۳۵۳ محله تقسیم شده است.؛ کلان‌شهر تهران با بیش از ۸ میلیون نفر جمعیت به‌واسطه گسترش سریع کالبدی، تراکم بالای جمعیت و حضور گسترده عناصر ناهماهنگ بصری، یکی از نمونه‌های بارز در مواجهه با معضل آلودگی بصری محسوب می‌شود (Eshrati & Rahmati, 2022). دیوارهای شهری در تهران طیف متنوعی از وضعیت‌ها از دیوارهای فرسوده و متروک تا دیوارهای مملو از تبلیغات غیرمجاز یا گرافیتی را شامل می‌شوند. این تنوع شرایط، بستر مناسبی را برای آزمون چارچوب پژوهش فراهم کرده است.



شکل ۵. نقشه محدوده مورد مطالعه

یافته‌ها

عملکرد کلی مدل‌ها و تحلیل شاخص‌های دقت

نتایج آموزش و ارزیابی سه معماری شبکه عصبی کانولوشنی نشان داد که کارایی آن‌ها در طبقه‌بندی تصاویر آلودگی بصری یکسان نبوده است. همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، مدل ResNet50 با دقت کلی ۸۰/۵۶ درصد کمترین عملکرد را داشته است. مدل EfficientNetB0 با دقت ۸۲/۷۸ درصد در جایگاه دوم قرار دارد و در نهایت مدل EfficientNetV2-L با دقت ۸۷/۷۸ درصد توانست بهترین عملکرد را در میان سه مدل ارائه کند. این نتایج نشان می‌دهد که معماری‌های جدیدتر و بهینه مانند EfficientNet، به‌ویژه نسخه V2-L، توانایی بیشتری در استخراج ویژگی‌های بصری پیچیده و متنوع دارند.

جدول ٤ . مقایسه عملکرد سه مدل CNN در طبقه‌بندی آلودگی بصری

مدل از پیش آموزش دیده	Accuracy	Precision	Recall	F1-score			
				دیوارنوشته غیرقانونی	دیوارهای هنری	تبلیغات روی دیوار	دیوارهای خالی و تمیز
ResNet50	۰/۸۰۵۶	۰/۸۰۸۱	۰/۸۰۵۶	۰/۸۶۰۲	۰/۷۳۵۶	۰/۷۶۶۰	۰/۸۶۰۵
EfficientNetB0	۰/۸۲۷۸	۰/۸۳۲۸	۰/۸۲۷۸	۰/۸۹۴۱	۰/۷۳۵۶	۰/۷۷۰۸	۰/۹۱۳۰
EfficientNetV2L	۰/۸۷۷۸	۰/۸۸۱۱	۰/۸۷۷۸	۰/۸۷۳۶	۰/۸۵۱۱	۰/۸۶۹۶	۰/۹۱۹۵

بر اساس مقادیر شاخص‌هایPrecision ، Recall و F1 که در جدول ۴ گزارش شده‌اند، تفاوت عملکرد مدل‌ها در طبقات مختلف آشکارتر می‌شود. در طبقه «دیوارنوشته‌های غیرقانونی»، مدل EfficientNetV2-L، Recall بالاتری داشت و توانست تعداد بیشتری از موارد واقعی را شناسایی کند. در طبقه «دیوارنگاره هنری»، اختلاف میان مدل‌ها بیشتر به چشم آمد؛ ResNet50 بسیاری از تصاویر هنری را به اشتباه در طبقه‌های دیگر قرار داد. در طبقه «تبلیغات دیواری»، هر سه مدل نتایج مشابهی داشتند، اما دقت پیش‌بینی EfficientNetB0 اندکی بالاتر بود. در طبقه «دیوارهای تمیز»، هر سه مدل Precision بالایی داشتند اما Recall پایین‌تر نشان داد که برخی از دیوارهای سالم به‌عنوان آلوده طبقه‌بندی شده‌اند.

اعتبارسنجی داده‌های مشارکتی

در این پژوهش، یکی از گام‌های اساسی برای ارتقای کیفیت داده‌های مشارکتی، طراحی و به‌کارگیری سازوکار اعتبارسنجی دوبرچسبی[1] بود. در این فرایند، داده‌های تصویری ارسال‌شده توسط شهروندان نه‌تنها توسط کاربران برچسب‌گذاری شدند، بلکه به‌صورت هم‌زمان خروجی مدل‌های یادگیری عمیق شامل ResNet50، EfficientNetB0 و EfficientNetV2L نیز برای هر تصویر استخراج و مقایسه گردید. هدف از این اعتبارسنجی، سنجش میزان انطباق میان برداشت انسانی و تشخیص خودکار سامانه بود تا بتوان دقت، اعتمادپذیری و پایداری داده‌های داوطلبانه را در محیط‌های شهری ارزیابی کرد. همان‌طور که در جدول ۵ مشاهده می‌شود، میانگین کل انطباق میان برچسب کاربران و مدل‌ها حدود ۹۲/۵ درصد برآورد شده است که نشان‌دهنده‌ی همخوانی بسیار بالا میان قضاوت انسانی و تصمیم الگوریتمی است. این نتیجه تأیید می‌کند که اطلاعات مکانی شهروند محور، پس از پالایش و هم‌ترازی با مدل‌های یادگیری عمیق، از پتانسیل بالایی برای استفاده در تحلیل‌های شهری و پایش آلودگی بصری برخوردارند.

تحلیل طبقه به طبقه نشان می‌دهد که بیشترین میزان انطباق مربوط به دسته‌ی «دیوارهای تمیز و خالی» (۹۹٪) و پس از آن «دیوارهای دارای تبلیغات» (۹۵٪) است؛ دو گروهی که به‌دلیل ویژگی‌های بصری ساده و الگوهای تکراری، کمترین میزان خطا را دارند. در مقابل، دو طبقه‌ی «دیوارنگاره‌های هنری» (۹۱٪) و به‌ویژه «دیوارنوشته‌ها یا گرافیتی‌های غیرقانونی» (۸۵٪) بیشترین اختلاف میان کاربر و مدل را نشان داده‌اند. این تفاوت‌ها ناشی از پیچیدگی ترکیب رنگ، بافت سطح و شباهت‌های بصری میان نقاشی‌های هنری و نوشته‌های غیرمجاز است که حتی برای مدل‌های عمیق نیز چالش‌برانگیز است. از منظر فنی، استفاده از مدل EfficientNetV2L با دقت کل ۸۷/۷۸ ٪ در آزمون‌های طبقه‌بندی، نسبت به سایر معماری‌ها ResNet50 و EfficientNetB0 عملکرد بهتری داشته و توانسته است دقت برچسب‌گذاری را در سطحی نزدیک به ارزیابی انسانی تثبیت کند. این موضوع نشان می‌دهد که تلفیق یادگیری عمیق و داده‌های مشارکتی می‌تواند الگویی معتبر برای ارتقای کیفیت داده‌ها در سامانه‌های داوطلبانه شهری باشد.

در مجموع، نتایج این بخش بیانگر آن است که داده‌های مشارکتی شهروندان، در صورت طراحی دقیق سامانه و استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی، می‌توانند به عنوان داده‌های قابل اعتماد در مطالعات شهری مورد استفاده قرار گیرند. همچنین اختلاف‌های باقی‌مانده، بیشتر جنبه‌ی ادراکی و تفسیری دارند و با بهبود واسط کاربری و آموزش مشارکت‌کنندگان قابل کاهش‌اند؛ بنابراین، یافته‌های این بخش ضمن تأیید قابلیت اطلاعات مکانی شهروند محور، نشان می‌دهد که تطبیق قضاوت انسانی و تشخیص ماشینی، به‌ویژه در محیط‌های پیچیده شهری، به بلوغی رسیده است که می‌تواند مبنای تصمیم‌گیری‌های علمی، مدیریتی و طراحی شهری قرار گیرد و این سازوکار می‌تواند مبنایی برای اعتبارسنجی مستمر و خودکار داده‌های شهری در پروژه‌های آینده‌ی مرتبط با سنجش کیفیت محیط بصری باشد.

جدول ۵. درصد انطباق و اختلاف میان داده‌های شهروندان و مدل‌ها در چهار طبقه

ردیف	نوع دیوار	انطباق کاربر–مدل (٪)	اختلاف کاربر–مدل(٪)	توضیح تحلیلی
۱	دیوار خالی/تمیز	۹۹	۱	بالاترین دقت به‌دلیل وضوح تصویری و ویژگی‌های ساده سطح دیوار
۲	دیوار دارای تبلیغات	۹۵	۵	الگوهای تکراری و رنگ‌های مشخص باعث دقت بالای شناسایی شده‌اند.
۳	دیوارنگاره هنری	۹۱	۹	طرح‌های متنوع و ترکیب رنگی گسترده گاهی موجب خطای مدل می‌شود.
۴	دیوارنوشته غیرقانونی (گرافیتی)	۸۵	۱۵	بیشترین اختلاف به‌دلیل شباهت ظاهری به نقاشی‌های شهری و نورپردازی متفاوت
میانگین کل		۹۲/۵	۷/۵	منطبق با عملکرد کلی مدل EfficientNetV2L و بهبود یافته با فیلتر

1. Dual Labeling Mechanism

بحث

یافته‌های پژوهش به‌خوبی نشان داد که ترکیب داده‌های مشارکتی و الگوریتم‌های یادگیری عمیق، چارچوبی کارآمد و قابل اعتماد برای پایش آلودگی بصری شهری فراهم می‌آورد. همان‌گونه که نتایج در جدول ۴ و جدول ۵ تأیید می‌کنند، مدلEfficientNetV2-L توانست در مقایسه با ResNet50 و EfficientNetB0 دقت بیشتری به دست آورد. افزون بر این، مکانیزم دوبرچسبی سامانه پژوهش توانست داده‌های مشارکتی کم‌کیفیت را شناسایی کرده و چرخه‌ای برای بهبود مستمر کیفیت داده‌ها و دقت مدل‌ها فراهم آورد. همچنین یافته‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌توانند به‌عنوان مرجعی پویا برای اعتبارسنجی اطلاعات مکانی شهروند محور عمل کنند (Goodchild & Li, 2012). در مجموع، ترکیب اطلاعات مکانی شهروند محور و شبکه‌های عصبی کانولوشنی علاوه بر ارتقای کیفیت داده‌ها، مسیر طراحی سامانه‌های هوشمند مدیریت شهری را فراهم می‌کند که قابلیت پایش برخط و بازخورد بلادرنگ خواهند داشت.

ادبیات اطلاعات مکانی شهروند محور از ابتدا بر ظرفیت شهروندان به‌عنوان حسگرهای انسانی تأکید داشت اما اعتبارسنجی را مهم‌ترین چالش آن معرفی کرده است .(Goodchild, 2007; Haklay, 2013) چارچوب حاضر با الحاق یک ماژول CNN به چرخه‌ی گردآوری و تحلیل، نقش یک پایگاه مرجع پویا را ایفا می‌کند. هر بار که کاربر تصویری را بارگذاری و برچسب‌گذاری می‌کند، خروجی مدل آموزش‌دیده به‌صورت همزمان تولید و در کنار برچسب کاربر ذخیره می‌شود. سپس هر دو در داشبورد برخط نمایش داده شده و هم‌سویی برچسب‌ها به‌منزله‌ی تأیید و اختلاف‌ها به‌عنوان موارد نیازمند بازبینی نشانه‌گذاری می‌گردند. این طراحی، اعتبارسنجی را از یک فعالیت پسینی و پرهزینه به فرآیندی درون‌خطی و خوداصلاح‌گر بدل می‌کند و کیفیت داده‌های مشارکتی را به‌تدریج و به‌صورت سیستماتیک بهبود می‌بخشد.

تحلیل منحنی‌های یادگیری نشان داد EfficientNetV2-L با رشد باثبات دقت اعتبارسنجی و کاهش پیوسته خطا در اواخر دوره‌ها، نشانه‌های آشکار کنترل بیش‌برازش و استخراج سلسله‌مراتبی ویژگی‌ها از لبه و بافت تا الگوهای نوشتاری و تصویری را بروز داده است. در مقابل،ResNet50 با شکاف میان آموزش و اعتبارسنجی و EfficientNetB0 با همگرایی کندتر، در مرزهای تصمیم دشوار کارایی پایین‌تری داشتند؛ بنابراین، برای داده‌های مشارکتی که ذاتاً پرنویز و ناهمگن هستند (کیفیت متغیر نور، زاویه، وضوح)، معماری‌های عمیق‌تر و مقیاس‌پذیرتر مزیت عملی دارند. پیامد مدیریتی این برتری آن است که نقشه‌های نقاط داغ با احتمال خطای کمتر تولید می‌شوند و امکان اولویت‌بندی فضایی مداخلات مانند پاک‌سازی تبلیغات غیرمجاز در کریدورهای پرتردد یا جایگزینی دیوارهای تمیز با هنر شهری هدایت‌شده با ریسک تصمیم پایین‌تر فراهم می‌شود.

از منظر کاربردی، یکپارچه‌سازی خروجی مدل با لایه‌های منطقه‌ای و کاربری اراضی می‌تواند به شناسایی خوشه‌ها و پهنه‌های اولویت‌دار منجر شود. این قابلیت نه‌تنها برای اقدام‌های سریع پاک‌سازی و اجرای ضوابط شهری مفید است، بلکه در برنامه‌ریزی میان‌مدت (تدوین دستورالعمل‌های طراحی نما و دیوار، جانمایی پروژه‌های هنر شهری، تخصیص منابع نگهداشت) نیز نقش مستقیم دارد. مهم‌تر اینکه حلقه بازخورد سامانه — که در آن موارد اختلاف کاربر/مدل به چرخه اصلاحی باز می‌گردند — به مرور موجب تولید داده‌های بهتر، مدل‌های دقیق‌تر و تصمیم‌گیری مطمئن‌تر خواهد شد.

به‌کارگیری سازوکار هم‌اعتباری انسان و ماشین می‌تواند فرآیند پایش محیطی را دموکراتیک‌تر کند و ضمن حفظ دقت علمی، اعتماد شهروندان را به مشارکت داده‌ای افزایش دهد. این رویکرد با تکیه بر شفافیت و بازخورد دوطرفه، مشارکت را از سطح جمع‌آوری داده به سطح تصمیم‌سازی ارتقا می‌دهد و در عین حال، اصول اخلاقی مرتبط با مالکیت داده و حفظ حریم خصوصی را نیز تقویت می‌کند.

ادغام داده‌های حاصل از این چارچوب در سامانه‌های GIS شهرداری می‌تواند پایه‌ای برای تصمیم‌گیری مشارکتی و

بهبود کیفیت منظر شهری فراهم آورد. چنین پیوندی میان لایه‌های فنی و سیاستی، امکان انتقال دانش داده‌محور به فرآیندهای سیاست‌گذاری را فراهم کرده و می‌تواند در تدوین دستورالعمل‌های بومی برای کاهش آلودگی بصری و ارتقای تاب‌آوری محیط شهری نقش‌آفرین باشد.

به طور کلی این پژوهش نشان داد که با اتکای هم‌زمان به مشارکت شهروندان و یادگیری عمیق، می‌توان فرآیند اعتبارسنجی اطلاعات مکانی آلودگی بصری را از سطح توصیف نظری به سطح عملیاتی و تصمیم‌یار ارتقا داد. در این چارچوب، CNN به‌عنوان مرجع پویا اطلاعات مکانی شهروند محور را می‌سنجد؛ اختلاف‌ها بر روی نقشه به کنش مدیریتی اولویت‌دار ترجمه می‌شوند و چرخه بازخورد کیفیت داده و دقت مدل را پیوسته بهبود می‌دهد. این مسیر بنیانی قابل اتکا برای پایش مستمر آلودگی بصری و برنامه‌ریزی فضایی مبتنی بر شواهد در کلان‌شهرها فراهم می‌کند.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر نشان داد که ترکیب اطلاعات مکانی شهروند محور با الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌تواند ابزاری مؤثر و کم‌هزینه برای پایش و اعتبارسنجی آلودگی بصری شهری فراهم آورد. از منظر دستاورد علمی، این پژوهش چارچوبی برای اعتبارسنجی داده‌های VGI با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق ارائه می‌دهد که می‌تواند پایه‌ای برای توسعه روش‌های داده‌محور در تحلیل پدیده‌های شهری باشد. نتایج تحلیل‌ها حاکی از آن است که داده‌های جمع‌آوری‌شده از مشارکت شهروندان، علی‌رغم تنوع و احتمال وجود خطا، با استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق قابل اعتبارسنجی بوده و می‌توانند به منبع اطلاعاتی قابل اعتماد برای تصمیم‌گیری مدیریتی تبدیل شوند. همچنین، مقایسه بین برچسب‌های انسانی و خروجی مدل‌ها نشان داد که این رویکرد ترکیبی قادر است هم دقت داده‌ها را افزایش دهد و هم پایش مستمر و گسترده شهری را در مقیاس زمانی و مکانی وسیع امکان‌پذیر سازد.

از منظر کاربرد عملی، نتایج نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی می‌تواند ابزاری سریع، دقیق و کم‌هزینه برای پایش آلودگی بصری در مقیاس شهری باشد و با فراهم‌سازی بستر تحلیل خودکار داده‌های مکانی و تصویری، فرآیندهای تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی شهری را تسهیل کند .این یافته‌ها اهمیت استفاده از روش‌های داده‌محور و مشارکت‌محور در مدیریت محیط شهری و ارتقای کیفیت منظر شهری را برجسته می‌سازد. از منظر اثر اجتماعی، این رویکرد می‌تواند موجب افزایش اعتماد و مشارکت آگاهانه‌ی شهروندان در مدیریت شهری شود، چرا که شفافیت در فرآیند جمع‌آوری داده‌ها و بازخورد برخط، احساس تعلق و نقش‌آفرینی شهروندان را تقویت می‌کند. در نهایت، چارچوب ارائه‌شده می‌تواند به عنوان ابزاری راهبردی برای برنامه‌ریزی شهری، تصمیم‌گیری مبتنی بر شواهد و طراحی سیاست‌های کاهش آلودگی بصری مورد استفاده قرار گیرد و مسیر توسعه پژوهش‌های آینده در زمینه پایش هوشمند و مشارکت شهروندان در مدیریت منظر شهری را هموار کند.

یافته‌های این پژوهش با وجود نشان‌دادن کارایی رویکرد پیشنهادی، دارای محدودیت‌هایی است. نخست، داده‌های مورد استفاده به تعدادی از مناطق شهر تهران و به چهار طبقه مشخص از دیوارهای شهری محدود بوده است؛ ازاین‌رو تعمیم مستقیم نتایج به سایر شهرها، بافت‌های شهری یا گونه‌های متنوع‌تر دیوار نیازمند احتیاط است. دوم، بخشی از داده‌ها مبتنی بر مشارکت شهروندان بوده و کیفیت آن‌ها تا حدی به دقت ثبت و برچسب‌گذاری کاربران وابسته است. بر این اساس، نتایج این مطالعه بیشتر در چارچوب پایش نسبی و مقایسه‌ای آلودگی بصری در مقیاس محلی قابل تفسیر است و تعمیم آن به مقیاس‌های کلان‌تر مستلزم توسعه داده‌ها و تکرار پژوهش در زمینه‌های مکانی و اجتماعی متفاوت خواهد بود.

برای پژوهش‌های آینده توصیه می‌شود که مجموعه داده‌ها با پوشش مکانی گسترده‌تر و تنوع محیطی بالاتر توسعه یابد

و از مدل‌های یادگیری عمیق پیشرفته‌تر، مانند شبکه‌های ترکیبی CNN وTransformer، برای تحلیل دقیق‌تر الگوهای بصری استفاده شود. همچنین، ادغام داده‌های چندمنبع شامل تصاویر شهروند محور، داده‌های ماهواره‌ای و سنسوری، می‌تواند اعتبار و دقت تحلیل‌ها را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد. طراحی چارچوب‌های اعتبارسنجی پویا و خودتطبیق‌دهنده و توسعه روش‌های تحلیل خطا و عدم قطعیت داده‌ها نیز می‌تواند اعتمادپذیری سامانه‌ها را ارتقا دهد. در نهایت، بهره‌گیری از سامانه‌هایی که خروجی مدل‌ها و داده‌های شهروند محور را در قالب داشبورد مدیریتی تعاملی و تحلیلی ارائه می‌دهند، امکان تصمیم‌گیری شهری مبتنی بر شواهد علمی و داده‌های واقعی را فراهم می‌سازد.

حامی مالی

این اثر حامی مالی نداشته است.

سهم نویسندگان در پژوهش

نویسندگان در تمام مراحل و بخش‌های انجام پژوهش سهم برابر داشتند.

تضاد منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که هیچ تضاد منافعی در رابطه با نویسندگی و یا انتشار این مقاله ندارند.

تقدیر و تشکر

نویسندگان از همه‌کسانی که در انجام این پژوهش به ما یاری رسانده‌اند، به‌ویژه افرادی که کار ارزیابی کیفیت مقاله را انجام داده‌اند، تشکر و قدردانی می‌نمایند.

منابع

جلوخانی‌نیارکی، محمدرضا؛ فلسفی، پیمان و خداوردیان، مجیدرضا. (۱۳۹۹). طراحی سامانه وب GIS مشارکتی مدیریت بحران و پایش تهدیدات کشاورزی و منابع طبیعی. *در هشتمین کنگره ملی علوم ترویج و آموزش کشاورزی، منابع طبیعی و محیط‌زیست پایدار، تهران، ایران.*

نادری گرزالدینی، مرجانه و اردیبهشتی، اطلس. (۱۳۹۸). نقش تبلیغات محیطی در آلودگی‌های بصری فضاهای شهری؛ مطالعه موردی: تبلیغات محیطی شهر بابل. *مطالعات طراحی شهری و پژوهش‌های شهری*، ۲(۶)، ۷۹–۹۲.

ظریف‌پور لنگرودی، آناهیتا؛ البرزی، فریبا و سهیلی، جمال‌الدین. (۱۴۰۱). بررسی نماهای خیابان‌های شهری از منظر ادراک شهروندان؛ نمونه موردی: پیاده‌راه ۱۵ خرداد، تهران. *تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی*، ۲۲(۶۶)، ۵۹–۷۶.

References

AlElaiwi, M., Al-antari, M. A., Ahmad, H. F., Azhar, A., Almarri, B., & Hussain, J. (2022). VPP: Visual pollution prediction framework based on a deep active learning approach using public road images. *Mathematics, 11*(1), 186. https://doi.org/10.3390/math11010186

Antoniou, V., & Skopeliti, A. (2015). Measures and indicators of VGI quality: An overview. *ISPRS International Journal of Geo-Information, 6*(7), 217. https://doi.org/10.3390/ijgi6070217

Borowiak, J., Zielinska, M., & Kowalska, A. (2024). Urban visual pollution: Comparison of two ways of evaluation – A case study from Europe. *Scientific Reports*, 14(1), 56403. https://doi.org/10.1038/s41598-024-56403-9

Chmielewski, S. (2020). Chaos in motion: Measuring visual pollution with tangential view landscape metrics. *Land, 9*(12), 515. https://doi.org/10.3390/land9120515

Chmielewski, S., Samulowska, M., Lupa, M., Lee, D., & Zagajewski, B. (2018). Citizen science and WebGIS for outdoor advertisement visual pollution assessment. *Computers, Environment and Urban Systems*, *67*, 97-109. https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.09.004

Eshrati, P., & Rahmati, M. M. (2022). Developing a conceptual framework for evaluation of elimination of visual pollution plans: Case of study – Enghelab Street, Tehran. *Journal of Research in Islamic Architecture*, 10(4), 18–30. https://doi.org/10.52547/jria.10.4.4

Fatehian, E., & Jelokhani-Niaraki, M. (2018). A volunteered geographic information system for managing environmental pollution of coastal zones: A case study in Nowshahr, Iran. *Ocean & Coastal Management*, 163, 54–65. https://doi.org/10.1016/j.ocecoaman.2018.06.004

Foody, G., Long, G., Schultz, M., & Olteanu-Raimond, A. M. (2024). Assuring the quality of VGI on land use and land cover: Experiences and learnings from the LandSense project. *Geo-spatial Information Science, 27*(1), 16–37

Gao, H., Bakar, S. A., Maulan, S., Yusof, M. J. M., Mundher, R., & Guo, C. (2024). A systematic literature review and analysis of visual pollution. *Land*, 13(7), 994. https://doi.org/10.3390/land13070994

Gao, X., Li, Y., Wang, Q., & Zhang, H. (2024). A systematic literature review and analysis of visual pollution. *Land*, 13(7), 994. https://doi.org/10.3390/land13070994

Ghorbanzadeh, O., Jafari, M., & Omid, M. (2021). Real-time VGI quality assessment using IoT observations. *ISPRS International Journal of Geo-Information, 10*(3), 151. https://doi.org/10.3390/ijgi10030151

Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal, 69*(4), 211–221

Goodchild, M. F., & Li, L. (2012). Assuring the quality of volunteered geographic information. *Spatial Statistics, 1*, 110–120. https://doi.org/10.1016/j.spasta.2012.03.002

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Haklay, M. (2013). Citizen science and volunteered geographic information: Overview and typology of participation.

Haklay, M., Basiouka, S., Antoniou, V., & Ather, A. (2010). How many volunteers does it take to map an area well? The validity of Linus's Law to volunteered geographic information. *The Cartographic Journal, 47*(4), 315–322. https://doi.org/10.1179/000870410X12911304958827

Jaśkiewicz, M. (2015). Place attachment, place identity and aesthetic appraisal of urban landscape. *Miscellanea Geographica – Regional Studies on Development*, 19(4), 37–45. https://doi.org/10.1515/mgrsd-2015-0017

Jelokhani-Niaraki, M., Hajiloo, F., & Samany, N. N. (2019). A web-based public participation GIS for assessing the age-friendliness of cities: A case study in Tehran, Iran. *Cities*, 95, 102471. https://doi.org/10.1016/j.cities.2019.102471

Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv* preprint arXiv:1412.6980

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems* (pp. 1097–1105)

LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., & Haffner, P. (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. *Proceedings of the IEEE, 86*(11), 2278–2324

Nair, V., & Hinton, G. E. (2010). Rectified linear units improve restricted Boltzmann machines. In *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning* (pp. 807–814)

Plattenberg, R. H. (2007). *Environmental pollution: New research*. Nova Publishers.

Portella, A. (2016). *Visual pollution: Advertising, signage and environmental quality*. Routledge.

Sadeghi-Niaraki, A., Jelokhani-Niaraki, M., & Choi, S.-M. (2020). A volunteered geographic information-based environmental decision support system for waste management and decision making. Sustainability, 12(15), 6012. https://doi.org/10.3390/su12156012

See, L., Mooney, P., Foody, G., Bastin, L., Comber, A., Estima, J., … & Rutzinger, M. (2016). Crowdsourcing, citizen science or volunteered geographic information? The current state of crowdsourced geographic information. *ISPRS International Journal of Geo-Information, 5*(5), 55. https://doi.org/10.3390/ijgi5050055

Senaratne, H., Ali, A. L., Mobasheri, A., Capineri, C., & Haklay, M. (2021). Anomaly detection for volunteered geographic information. *International Journal of Geographical Information Science, 35*(7), 1374–1398. https://doi.org/10.1080/13658816.2021.1981333

Senaratne, H., Mobasheri, A., Ali, A. L., Capineri, C., & Haklay, M. (2016). A review of volunteered geographic information quality assessment methods. *International Journal of Geographical Information Science, 31*(1), 139–167. https://doi.org/10.1080/13658816.2016.1189556

Sokolova, M., & Lapalme, G. (2009). A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*, 45(4), 427–437. https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002

Szczepańska, M., Wilkaniec, A., & Škamlová, L. (2019). Visual pollution in natural and landscape protected areas: Case studies from Poland and Slovakia. *Quaestiones Geographicae, 38*(4), 133–149. https://doi.org/10.2478/quageo-2019-0043

Titu, M. F. S., Chowdhury, A. A., Haque, S. R., & Khan, R. (2024). Deep-Learning-Based Real-Time Visual Pollution Detection in Urban and Textile Environments. *Sci*, 6(1), 5. https://doi.org/10.3390/sci6010005

Wakil, K., Naeem, M. A., Anjum, G. A., Waheed, A., Thaheem, M. J., & Hussnain, M. Q. (2019). The assessment and mapping of urban visual pollution through an assembly of open-source geospatial tools. In *Proceedings of REAL CORP* (pp. 723–730). https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28191.61603

Wakil, K., Naeem, M. A., Anjum, G. A., Waheed, A., Thaheem, M. J., & Hussnain, M. Q. (2021). Mitigating urban visual pollution through a multistakeholder spatial decision support system to optimize locational potential of billboards. *ISPRS International Journal of Geo-Information, 10*(2), 60. https://doi.org/10.3390/ijgi10020060

Zook, M., Graham, M., Shelton, T., & Gorman, S. (2010). Volunteered geographic information and crowdsourcing disaster relief: A case study of the Haitian earthquake. *World Medical & Health Policy, 2*(2), 7–33