



ORIGINAL RESEARCH PAPER

Multi-objective optimization of CCTV camera placement using artificial intelligence algorithms

H. Sanei arani¹, M. Esmaeili^{*,2}, M. Afshar kazimi³¹ Department of Information Technology Management, Faculty of Management and Economics, Islamic Azad University- Science and Research branch, Tehran, Iran² Department of Computer Engineering, Islamic Azad University- Kashan Branch, Kashan, Iran³ Department of Industrial Management, Faculty of Management and Accounting, Islamic Azad University- Central Tehran branch, Tehran, Iran

ABSTRACT

Received: 28 April 2025
 Reviewed: 02 June 2025
 Revised: 11 July 2025
 Accepted: 23 August 2025

KEYWORDS:

CCTV Camera Placement
 Multi-Objective Optimization
 Intelligent Routing
 Q Learning Algorithm
 Video Surveillance System

* Corresponding author

✉ mesmaeili@iaau.ac.ir

☎ (+98913) 3612834

Background and Objectives: Optimizing the placement of surveillance cameras is a fundamental component of intelligent urban traffic management systems. Proper camera deployment significantly enhances traffic monitoring accuracy and reduces incident detection time. As a result, the problem of optimal camera placement has long been a research challenge for many scholars. Modern approaches employ multi-objective optimization methods to enable simultaneous analysis of various influential parameters. Despite significant advancements in optimization techniques, current methods rely on 2D and 3D grid-based modeling of the study area, which faces major limitations in complex urban environments. In these methods, the space is divided into a regular grid, and optimal camera locations are selected with appropriate angular rotation. However, in real urban topologies, road networks consist of nested and irregular paths, causing many computed points to fall outside accessible routes. This mismatch between theoretical models and practical conditions severely undermines the effectiveness of traditional methods. Given these limitations, developing a new framework that simultaneously considers real urban topologies, physical constraints, and urban planning requirements has become essential. New methods must integrate actual traffic routes, permissible camera installation points, and mandatory angle adjustments into their models. This requires using realistic virtual traffic data and applying artificial intelligence algorithms for optimization.

Methods: The current research analyzes urban maps and requires a comprehensive and precise city map to identify optimal locations based on real data. The map is represented as a matrix—a 2D grid of points—where accessible paths and obstacles are defined by different numerical values. Since a street's width includes multiple points, a central row is selected to represent the path, restricting vehicle movement to this route and providing an ideal location for surveillance cameras. The optimal placement process is systematically conducted in four stages after matrix formation. First, origin-destination pairs are randomly generated using population density-based probability distribution. Second, optimal routing for each pair is simulated based on traffic behavior—shortest path selection during normal hours and alternative routes during peak hours. Third, all generated routes are aggregated to create virtual traffic, and path density is calculated for traffic-based optimization. Finally, considering different camera types based on purchase cost and installation expenses, placement is optimized for cost efficiency.

Findings: One hundred thousand new data points were generated, and two experiments were conducted. The first experiment used a greedy algorithm to maximize camera coverage across all paths. The second experiment applied the proposed method, first identifying high-traffic points, then maximizing coverage in these areas while minimizing installation costs. Results showed that the proposed method improves monitoring efficiency by 40% on new routes and reduces project costs by 6.6%.

Conclusion: In urban surveillance camera placement, methods focusing solely on maximum path coverage are ineffective, and traffic assessment is crucial for optimization. Additionally, since geometric features of paths are eliminated in the proposed method, it is scalable and applicable to any city and routing system. Furthermore, urban planners often purchase

cameras with varying fields of view and brands, which can be leveraged as an opportunity for cost optimization.



NUMBER OF REFERENCES

31



NUMBER OF FIGURES

8



NUMBER OF TABLES

2

مقاله پژوهشی

بهینه سازی چند هدفه جانمایی دوربین مدار بسته با استفاده از الگوریتم های هوش مصنوعی

حسن صانعی آرانی^۱، مهدی اسماعیلی^{۲*}، محمد علی افشار کاظمی^۳

^۱ گروه مدیریت فن آوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی - واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران

^۲ گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی - واحد کاشان، کاشان، ایران

^۳ گروه مدیریت صنعتی، دانشکده مدیریت و اقتصاد، دانشگاه آزاد اسلامی - واحد تهران مرکز، تهران، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: بهینه سازی جانمایی دوربین های مدار بسته یکی از ارکان اساسی سیستم های هوشمند مدیریت ترافیک شهری است. استقرار صحیح این دوربین ها دقت پایش ترافیک را افزایش می دهد و زمان تشخیص حوادث را کاهش می دهد. بنابراین، مسأله بهینه سازی جانمایی دوربین ها سال ها است به عنوان یک چالش پژوهشی مطرح می شود. رویکردهای نوین حل مسئله از روش های بهینه سازی چندهدفه استفاده می کنند تا امکان تحلیل همزمان پارامترهای مختلف را فراهم کنند. با وجود پیشرفت های قابل توجه در روش های بهینه سازی، رویکردهای فعلی مبتنی بر شبکه بندی دوبعدی و سه بعدی هستند که در محیط های شهری پیچیده با محدودیت های اساسی مواجه می شوند. در این روش ها، فضا به صورت یک شبکه منظم تقسیم بندی می شود و نقاط بهینه برای نصب دوربین ها با چرخش زاویه ای مناسب انتخاب می شوند. اما در توپولوژی واقعی شهرها، شبکه های معابر به صورت خطوط تو در تو و غیرمنظم گسترده شده اند و بسیاری از نقاط محاسبه شده خارج از مسیرهای قابل دسترس قرار می گیرند. این ناهمخوانی بین مدل های نظری و شرایط عملی، کارایی روش های سنتی را به شدت زیر سوال می برد. با توجه به این محدودیت ها، ارائه یک چارچوب نوین ضروری است که توپولوژی واقعی شهرها، محدودیت های فیزیکی و الزامات برنامه ریزی شهری را همزمان در نظر بگیرد. روش های جدید باید بتوانند مسیرهای واقعی ترافیک، مکان های مجاز نصب دوربین و زاویه بندی اجباری را در مدل های خود ادغام کنند. این امر نیازمند استفاده از روش های مبتنی بر داده های ترافیک مجازی واقع گرا و به کارگیری الگوریتم های هوش مصنوعی برای بهینه سازی است.

روش ها: روش پژوهش حاضر نقشه های شهری را تحلیل می کند و به یک نقشه جامع و دقیق از شهر نیاز دارد تا موقعیت های بهینه را بر اساس داده های واقعی شناسایی کند. نقشه مورد استفاده به صورت یک ماتریس نمایش داده می شود که شبکه ای دوبعدی از نقاط است و مسیرهای قابل دسترس و موانع غیرقابل عبور با اعداد مختلف تعریف شده اند. از آنجا که عرض یک خیابان شامل چندین نقطه است، یک ردیف از مرکز مسیر به عنوان نماینده مسیر در نظر گرفته می شود تا حرکت وسایل نقلیه را به آن محدود کند و مکان ایده آلی برای استقرار دوربین های نظارتی فراهم نماید. فرآیند جانمایی بهینه پس از تشکیل ماتریس مدل، در چهار مرحله به صورت سیستماتیک انجام می شود. در مرحله اول، جفت های مبدأ-مقصد به صورت تصادفی با استفاده از توزیع احتمال مبتنی بر تراکم جمعیتی تولید می شوند. در مرحله دوم، برای هر جفت مبدأ-مقصد، مسیریابی بهینه با شبیه سازی رفتار ترافیکی شهروندان انجام می شود. این شبیه سازی در دو حالت انجام می گیرد: ساعات عادی با انتخاب کوتاه ترین مسیر و ساعات شلوغی با انتخاب مسیرهای فرعی. در مرحله سوم، تمام مسیرهای تولید شده تجمیع می شوند و ترافیک مجازی ساخته می شود. سپس تراکم مسیرها محاسبه می شود و بهینه سازی بر اساس ترافیک انجام می گیرد. در مرحله چهارم، با در نظر گرفتن انواع دوربین ها بر اساس قیمت خرید و هزینه های نصب، جانمایی بر اساس هزینه بهینه می شود.

تاریخ دریافت: ۰۸ اردیبهشت ۱۴۰۴

تاریخ داوری: ۱۲ خرداد ۱۴۰۴

تاریخ اصلاح: ۲۰ تیر ۱۴۰۴

تاریخ پذیرش: ۰۱ شهریور ۱۴۰۴

واژگان کلیدی:

جانمایی دوربین های مدار بسته

بهینه سازی چند هدفه

مسیریابی هوشمند

الگوریتم Q Learning

سیستم پایش تصویری

* نویسنده مسئول

mesmaeili@iaui.ac.ir

۰۹۱۳-۳۶۱۲۸۳۴ ①

یافته‌ها: یکصد هزار داده جدید ایجاد شد و دو آزمایش انجام گرفت. در آزمایش اول، از یک الگوریتم حریصانه برای حداکثر کردن پوشش دوربین‌ها در کل مسیر استفاده شد. آزمایش دوم از روش پیشنهادی بهره گرفت که ابتدا نقاط پرتدد را شناسایی می‌کند، سپس پوشش دوربین‌ها را در این نقاط حداکثر می‌کند و در نهایت هزینه‌های نصب را به حداقل می‌رساند. نتایج نشان داد روش پیشنهادی در پایش مسیرهای جدید ۴۰ درصد کاراتر و در اجرای پروژه ۶۶ درصد مقرون به صرفه تر است.

نتیجه‌گیری: در جانمایی دوربین‌های مدار بسته شهری هر روشی که حداکثر پوشش را در مسیرهای شهری در نظر بگیرد کارایی ندارد و سنجش ترافیک عامل مهمی برای بهینه‌سازی است. همچنین در روش پیشنهادی چون ویژگی‌های هندسی مسیرها حذف شده‌اند، این روش مقیاس پذیر بوده و برای هر شهر و سیستم مسیریابی قابل اعمال است. همچنین برنامه‌ریزان شهری معمولاً دوربین‌های با میدان دید و برندهای متفاوت را خریداری می‌کنند که می‌تواند به عنوان فرصت در نظر گرفته شده و هدف دوم بهینه‌سازی برای کاهش هزینه در نظر گرفته شود.

مقدمه

بهینه‌سازی جانمایی دوربین‌های مدار بسته به عنوان یکی از ارکان اساسی سیستم‌های هوشمند مدیریت ترافیک شهری شناخته می‌شود. مطالعات نشان می‌دهد که استقرار صحیح این دوربین‌ها می‌تواند به میزان زیادی در دقت پایش ترافیک و کاهش زمان تشخیص حوادث مؤثر باشد. چالش اصلی در این حوزه، تعیین نقاط بهینه نصب دوربین‌ها با در نظر گرفتن معیارهایی همچون پوشش حداکثری، حداقل نقاط کور و همپوشانی بهینه میدان دید است. رویکردهای نوین مبتنی بر روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه، امکان تحلیل همزمان این پارامترها را فراهم ساخته‌اند [۱-۴].

در سال‌های اخیر، تلفیق داده‌های ترافیک با الگوریتم‌های یادگیری ماشین، تحولی در روش‌های جانمایی دوربین‌ها ایجاد کرده است. پژوهش‌ها نشان می‌دهد استفاده از مدل‌های مبتنی بر ترافیک می‌تواند دقت جانمایی را نسبت به روش‌های سنتی افزایش دهد. این سیستم‌های هوشمند قادرند نقاط بحرانی مسیرها را با دقت بیشتری شناسایی کنند و پیشنهاد‌های بهینه‌ای برای استقرار دوربین‌ها ارائه دهند. چنین رویکردی به ویژه در کلان‌شهرهایی با بافت پیچیده معابر، کارایی ویژه‌ای دارد [۵-۸].

با توجه به رشد فزاینده شهرنشینی، نیاز به توسعه چارچوب‌های علمی برای جانمایی دوربین‌های ترافیک بیش از پیش احساس می‌شود. مطالعات اخیر بر اهمیت تلفیق سه فاکتور کلیدی تأکید دارند: (۱) الگوهای ترافیکی پویا (۲) ویژگی‌های فیزیکی معابر (۳) هزینه‌های استقرار. طراحی سیستم‌های تطبیقی که بتوانند با تغییر الگوهای ترافیک، پیشنهاد‌های جانمایی را به روزرسانی کنند، از جمله زمینه‌های پژوهشی نوظهور در این حوزه محسوب می‌شود. این پیشرفت‌ها می‌تواند تحولی اساسی در مدیریت هوشمند ترافیک شهری ایجاد کند [۹ و ۱۰]. با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در روش‌های بهینه‌سازی جانمایی دوربین‌های نظارتی، رویکردهای متداول مبتنی بر شبکه‌بندی دوبعدی و سه‌بعدی فضا، در محیط‌های شهری پیچیده با محدودیت‌های اساسی مواجه هستند. در این روش‌ها، فضای مورد نظر به صورت یک شبکه منظم تقسیم‌بندی می‌شود و نقاط بهینه برای نصب دوربین‌ها با چرخش زاویه‌ای مناسب انتخاب می‌گردد. اما در توپولوژی واقعی شهرها،

شبکه‌های معابر به صورت خطوط تو در تو و غیرمنظم گسترده شده‌اند، به طوری که بسیاری از نقاط محاسبه شده در خارج از مسیرهای قابل دسترس قرار می‌گیرند. این ناهماهنگی بین مدل‌های نظری و شرایط عملی، کارایی روش‌های سنتی را به شدت زیر سوال می‌برد [۱۱ و ۱۲]. علاوه بر این، در برنامه‌ریزی شهری، دوربین‌های نظارتی عموماً می‌بایست در امتداد مسیرها و در نقاط مشخصی (مانند تقاطع‌ها یا میانه معابر) نصب شوند، در حالی که زاویه دید آن‌ها نیز باید در راستای جهت حرکت ترافیک تنظیم گردد. این محدودیت‌ها باعث می‌شود که بسیاری از نقاط پیشنهادی توسط الگوریتم‌های مرسوم، از نظر عملی غیرقابل اجرا باشند. به عنوان مثال، یک نقطه بهینه نظری ممکن است در وسط یک ساختمان یا فضای سبز قرار گیرد، در حالی که نصب دوربین در آن مکان از نظر فنی و حقوقی امکان‌پذیر نباشد چنین چالش‌هایی لزوم توسعه روش‌های جدیدی را که به طور خاص برای محیط‌های شهری طراحی شده‌اند، بیش از پیش آشکار می‌سازد.

با توجه به این محدودیت‌ها، ارائه یک چارچوب نوین که بتواند توپولوژی واقعی شهرها، محدودیت‌های فیزیکی و الزامات برنامه‌ریزی شهری را به طور همزمان در نظر بگیرد، به یک ضرورت تبدیل شده است. روش‌های جدید باید قادر باشند تا مسیرهای واقعی ترافیک، مکان‌های مجاز نصب دوربین و زاویه‌بندی اجباری را در مدل‌های خود ادغام کنند. این امر مستلزم به کارگیری روش‌های پیشرفته مبتنی بر داده‌های واقعی ترافیک یا ترافیک مجازی منطبق بر دنیای واقع باشد و الگوریتم‌های هوش مصنوعی را برای بهینه‌سازی به کار گیرد. بنابراین، پژوهش‌های آینده مانند این پژوهش باید بر پر کردن این شکاف متمرکز شوند تا سیستم‌های نظارت ترافیک شهری به حداکثر کارایی خود دست یابند. وسایل نقلیه دارای طیف گسترده‌ای از ویژگی‌های رفتار ترافیکی هستند. بنابراین، اتخاذ روش‌های علمی برای تجزیه و تحلیل و شبیه‌سازی ترافیک ضروری است. شبیه‌سازی مجازی همراه با داده‌های ترافیک واقعی، داده مناسب را برای شبیه‌سازی ترافیک فراهم می‌کند. اگرچه اکنون داده‌های سفر در سطح فردی از نظر فنی قابل دسترسی است، اما به دو دلیل به دست آوردن آن بسیار دشوار است زیرا اولاً جمع‌آوری داده‌های سفر در سطح فردی گران است و توسط سیاست‌های محلی محدود شده است که منجر به این می‌شود که تنها تعداد کمی از محققانی که با

در فضاهای گوناگون این مسأله پژوهشی بررسی شده است. جدول ۱ لیستی از آخرین مقالات در این زمینه را نشان می دهد و بررسی می کند روش مطرح شده در این مقالات تا چه اندازه می تواند جوابگوی توپولوژی پیچیده شده شهری باشد و قابلیت اجرایی داشته باشد. این جدول نشان می دهد برای نقشه یک شهر و مسیرهای در هم تنیده آن لازم است از نگاهی متفاوت این مسأله بررسی شود و روش با رویکردی متفاوت مطرح شود.

دولت همکاری کرده اند می توانند آن را دریافت کنند. ثانیاً داده های واقعی سفر در سطح فردی مشمول حریم خصوصی است و اشتراک گذاری آن موجب نقض حریم خصوصی می شود. بنابراین در چند دهه گذشته، محققان علمی تحقیقات زیادی در مورد شبیه سازی جمعیت انجام داده اند و پیشرفت های چشمگیری در زمینه شبیه سازی ترافیک یا ترافیک مجازی داشته اند [۱۶-۱۳].

مسأله بهینه سازی جانمایی دوربین سالهاست که به عنوان یک چالش پژوهشی برای پژوهشگران زیادی بوده است و همواره با اهداف گوناگون

جدول ۱: پژوهش های انجام شده

Table 1: Research conducted

مرجع	سال	کاربرد پژوهش	قابلیت اجرا در توپولوژی پیچیده شهری
Reference	Year	Research Application	Applicability in complex urban topology
[17]	۲۰۲۵	ردیابی یک متحرک	قابل اجرا- نیازمند دوربین خاص
	2025	Tracking a Moving Object	Applicable - requires a special camera
[18]	۲۰۲۳	نظارت بر ساختمان سازی	غیر قابل اجرا - دارای کاربرد خاص مانند بار دینامیکی (موانع متحرک شهری)
	2023	Building Surveillance	Not applicable - has a specific application such as dynamic load (urban moving obstacles)
[19]	۲۰۲۵	پایش ترافیک با پهباد	قابل اجرا- نامناسب و غیر ایمن برای بافت شهری
	2025	Traffic Monitoring with Drones	Applicable - unsuitable and unsafe for urban context
[20]	۲۰۲۱	پایش ترافیک با یادگیری عمیق	قابل اجرا - نیازمند داده های آموزش داده شده
	2021	Traffic Monitoring with Deep Learning	Applicable - requires trained data
[21]	۲۰۲۴	نظارت بر ساختمان	قابل اجرا - فرآیندی دشوار و زمان بر برای اجرا در هر مسیر از خیابان
	2024	Building Surveillance	Applicable - a difficult and time-consuming process to implement on every route of the street
[22]	۲۰۲۴	پایش مکان با شکل چند ضلعی	قابل اجرا - فرآیندی دشوار و زمان بر برای اجرا در هر مسیر از خیابان
	2024	Polygonal Location Monitoring	Applicable - a difficult and time-consuming process to implement on every route of the street
[23]	۲۰۲۴	مسئله پوشش راس	قابل اجرا- نیازمند گراف استخراج شده از محیط
	2024	Vertex Covering Problem	Applicable - requires a graph extracted from the environment
[24]	۲۰۲۲	تمرکز بر گراف مسیر شهری	قابل اجرا- نیازمند گراف استخراج شده از محیط
	2022	Focusing on Urban Route Graph	Applicable - requires a graph extracted from the environment
[25]	۲۰۲۲	سیستم مشارکتی پایش	قابل اجرا - دشواری هماهنگی بین عوامل در شهرها با پیچیدگی بالا
	2022	Participatory Monitoring System	Applicable - difficulty in coordinating between agents in cities with high complexity
[26]	۲۰۲۱	نظارت ایمن بر ساختمان	قابل اجرا - فرآیندی دشوار و زمان بر برای اجرا در هر مسیر از خیابان
	2021	Secure Building Surveillance	Applicable - a difficult and time-consuming process to implement on every route of the street
[27]	۲۰۲۰	نظارت برنامه ریزی شده بر ترافیک	قابل اجرا - ناقص و نیازمند اقدامات بعدی
	2020	Planned Traffic Surveillance	Applicable - incomplete and requires further measures
[28]	۲۰۲۱	بررسی تجهیزات نظارتی	قابل اجرا - ناقص و نیازمند اقدامات بعدی
	2021	Surveillance Equipment Review	Applicable - incomplete and requires further measures
[29]	۲۰۲۱	رصد شکار غیر قانونی	قابل اجرا برای پارک ها و بوستان های شهری
	2021	Poaching Monitoring	Applicable for urban parks and gardens
[30]	۲۰۲۲	شبیه سازی سه بعدی	قابل اجرا در موارد خاص مانند مناطق کوهستانی دارای ارتفاع مختلف
	2022	3D Simulation	Applicable in special cases such as mountainous areas with different heights
[31]	۲۰۲۲	نظارت با پهباد	قابل اجرا- نامناسب و غیر ایمن برای بافت شهری
	2022	Urban Surveillance	Applicable - unsuitable and unsafe for urban context

روش تحقیق

روش پژوهش جاری با تحلیل نقشه‌های شهری است و نیازمند یک نقشه جامع و دقیق از شهر است تا بتواند موقعیت‌های بهینه را شناسایی کند. نقشه‌های مورد استفاده را می‌توان از طریق منابع اینترنتی معتبر و سرویس‌های نقشه‌برداری دیجیتال تهیه کرد. این تصویر باید به گونه‌ای باشد که تمام جزئیات مسیرها و موانع شهری در آن حفظ شده باشد که می‌توان با یک ماتریس نمایش داد. تفاوت اصلی بین یک تصویر خام و یک ماتریس پردازش شده در این است که ماتریس نهایی باید به صورت یک شبکه دوبعدی از نقاط سفید (نمایانگر مسیرهای قابل دسترسی) و نقاط سیاه (نمایانگر موانع غیرقابل عبور) تعریف شود. این ماتریس همچنین باید در ابعاد بهینه‌شده و با اندازه‌ی مناسب ذخیره شود تا پردازش‌های بعدی با سرعت و دقت بیشتری انجام پذیرد. تبدیل نقشه شهری به یک ماتریس دودویی (متشکل از صفر و یک) یکی از مراحل کلیدی پیش‌پردازش داده‌ها در این پژوهش محسوب می‌شود. این فرآیند به منظور آماده‌سازی داده‌های ورودی برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی انجام می‌شود و تأثیر مستقیمی بر دقت نتایج نهایی دارد. این پژوهش بر روی نقشه اخذ شده از گوگل مپ از شهرستان آران و بیدگل - استان اصفهان - ایران انجام شده است اما روش ارائه شده بر روی هر نقشه از شهر قابل اعمال است.

برای پیاده‌سازی عملی این ایده در محیط واقعی یک شهر، لازم است برخی ابهامات مفهومی مرتفع گردد. یکی از چالش‌های اساسی، تعیین دقیق نقاط نماینده در مسیرهای شهری است، چرا که عرض یک خیابان اصلی در مدل دیجیتال ممکن است شامل چندین پیکسل باشد که هر کدام می‌توانند به عنوان مسیر عبور در نظر گرفته شوند. برای حل این مشکل، مفهوم اسکلت مسیر معرفی شده است که در آن هر مسیر اصلی صرفاً توسط یک ردیف از پیکسل‌های مرکزی نمایش داده می‌شود. این رویکرد نه تنها پیچیدگی‌های ناشی از عرض متغیر معابر را حذف می‌کند، بلکه فرضیه حرکت وسایل نقلیه را نیز به عبور از این خط مرکزی محدود می‌سازد. جالب توجه اینکه این نقاط مرکزی به دلیل موقعیت استراتژیکشان در وسط معابر، مکان‌های ایده‌آلی برای استقرار دوربین‌های نظارتی محسوب می‌شوند.

شکل ۱ نمایشی از ماتریس ذکر شده و اسکلت مسیرها را برای بخشی از یک شهر ارائه می‌دهد. این ماتریس را به صورت زیر نیز می‌توان نمایش داد:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nm} \end{bmatrix}$$

رابطه ۱:

رابطه ۱ نمایش ماتریسی است که سطرها و ستون‌های آن طول و عرض مدل پیشنهادی است که هر پیکسل را با مقادیر عددی مشخص می‌کند. برای هر a_{ij} ، اگر پیکسل جزء بخشی باشد که پوشش تصویری برای آن

هدف از این پژوهش ارائه راهکاری است که قابلیت اجرا در نقشه واقعی شهر را داشته باشد. بررسی اجمالی پیشینه تحقیق نشان می‌دهد که روش‌های پژوهش‌های انجام شده حتی اگر لحاظ فنی قابلیت اجرا در نقشه شهری را داشته باشند به سه دلیل با چالش‌های اساسی مواجه هستند: ۱- روش‌های مبتنی بر پهنای مخاطره‌آمیز بوده و ممکن است موجب آسیب به شهروندان شود. ۲- روش‌هایی که طول و عرض زیاد مانند مرزها و... را پایش می‌کنند به هیچ عنوان کارایی لازم را در مسیرهای شهری که معابری باریک و درهم تنیده هستند را ندارند. ۳- روش‌هایی که برای مکان خاصی مانند یک ساختمان معین طراحی شده است هم از نظر ابعاد هندسی به دشواری برای هر مسیر شهری تطابق پذیر هستند. همچنین بار پردازش زیادی را برای نقشه جامع شهر نیاز دارند. بنابراین نیاز به شیوه‌ای است که این کاربرد خاص را مدنظر قرار داده و با معیارهای مناسب بهینه‌سازی را انجام دهد. پوشش بیشینه یا صد درصدی برای اکثر شهرهای جهان به دلایل هزینه زیاد در یک بازه زمانی کوتاه امکان پذیر نیست. برنامه‌ریزان شهری حداقل ده سال را برای توسعه دوربین‌های شهری در نظر می‌گیرند و در هر سال پایش بخشی از شهر را تکمیل می‌کنند. در این پژوهش ابتدا ترافیک و سپس هزینه اولویت توسعه در نظر گرفته شده است و هر عدد برای سطح پوشش اولیه تنها یک محک است و می‌تواند برای شروع یا ادامه کار افزایش پایش تصویری بر اساس توان مالی در نظر گرفته شود.

در این پژوهش، روشی نوین ارائه می‌شود که چالش‌های مذکور را با یک چارچوب چندمرحله‌ای جامع مورد توجه قرار می‌دهد. در مرحله اول، یک ماتریس هوشمند از نقشه شهری به عنوان محیط شبیه‌سازی ایجاد می‌گردد که در آن هر نقطه از فضای شهری دارای هویت دیجیتال منحصر به فرد است. این ماتریس به گونه‌ای طراحی شده است که مسیرهای اصلی و فرعی را به عنوان مکان‌های بالقوه نصب دوربین، با مقادیر وزنی متفاوت از نقاط غیرقابل تردد (مانند ساختمان‌ها و فضای سبز) به دقت تفکیک می‌نماید.

در مرحله بعد، با استفاده از شبیه‌سازی ترافیک مجازی مبتنی بر داده‌های تاریخی و پیش‌بینی‌های الگوریتمی، مسیرهای پرتراфик شناسایی و اولویت‌بندی می‌شوند. این رویکرد امکان تشخیص نقاط بحرانی شبکه معابر را فراهم می‌سازد. در مرحله نهایی، با در نظر گرفتن تنوع دوربین‌های موجود در بازار از نظر برد مؤثر و قیمت تمام‌شده، بهینه‌ترین مکان‌های نصب برای هر نوع دوربین در امتداد مسیرهای شناسایی شده محاسبه می‌گردد.

این روش جامع با ترکیب سه مولفه کلیدی (۱) مدل‌سازی هوشمند فضای شهری، (۲) شبیه‌سازی پویای ترافیک و (۳) بهینه‌سازی چندمعیاره، راهکاری عملیاتی برای جانمایی دوربین‌های نظارتی در محیط‌های شهری پیچیده ارائه می‌دهد. نتایج اولیه نشان می‌دهد این چارچوب می‌تواند پوشش نظارتی را تا ۴۰ درصد نسبت به روش‌های متداول افزایش دهد، در حالی که هزینه‌های اجرایی را تا ۶/۶ کاهش می‌دهد.

$$P = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1m} \\ p_{21} & p_{22} & \dots & p_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1} & p_{n2} & \dots & p_{nm} \end{bmatrix}$$

رابطه ۲:

P_{ij} احتمال انتخاب هر نقطه از محیط بر اساس میزان تراکم جمعیتی آن مکان است. طبق قانون جمع احتمالات در یک فضای نمونه‌ای باید مجموع احتمالات همه پیشامدهای ناپیوسته یک باشد. پس رابطه زیر باید برقرار باشد:

$$\sum_{i,j=0}^{n,m} p_{ij} = 1$$

رابطه ۳:

در رابطه بالا p_{ij} برای مکانهایی که غیرمسیر هستند صفر خواهد بود. برای یافتن مقادیر غیر صفر، هر نقطه از مسیر با مقادیر عددی w_1, w_2, w_3 برای سه سطح از تراکم جمعیتی یعنی پرتراکم، تراکم معمول، کم تراکم وزن داده شود و از رابطه زیر بدست می‌آید:

$$P_{ij} = \frac{W_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{n,m} W_{i,j}}$$

رابطه ۴:

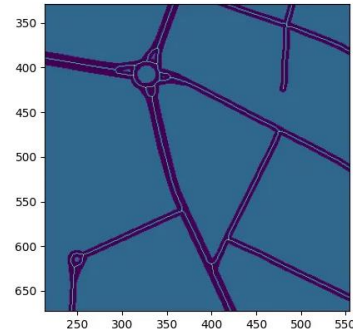
W_{ij} تراکم جمعی نقطه ij است که برای نقاط تراکم بالاتر، p_{ij} که احتمال انتخاب آن نقطه است بیشتر خواهد شد. بنابراین ترافیک مجازی ساخته شده در مراحل بعد واقعی‌تر خواهد بود.

○ مسیریابی هوشمند با الگوریتم‌های هوش مصنوعی (بلوک دوم) برای هر جفت مبدأ-مقصد گام قبل، مسیریابی بهینه با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی انجام می‌شود. برای شبیه‌سازی رفتار ترافیکی شهروندان، از دو رویکرد مسیریابی متفاوت استفاده می‌شود: - ساعات عادی: انتخاب کوتاه‌ترین مسیر (بر اساس معیارهای فاصله). در رویکرد اول که مبتنی بر منطق عقلایی است، از الگوریتم کلاسیک ای استار برای یافتن کوتاه‌ترین مسیر بین دو نقطه استفاده می‌شود. این رویکرد رفتار شهروندان در شرایط عادی که به دنبال کوتاه‌ترین مسیر هستند را مدل می‌کند.

- ساعات اوج ترافیک: در رویکرد دوم که پیچیدگی بیشتری دارد، از تکنیک‌های یادگیری تقویتی برای شبیه‌سازی رفتار شهروندان در ساعات پرتراکم استفاده می‌شود. زیرا رفتار ترافیکی شهروندان همیشه تابع شرایط ترافیکی است. مثلاً گاهی ممکن است کوتاه‌ترین مسیر را از مبدأ تا مقصد انتخاب نکنند؛ چون مسیرهای اصلی ترافیک زیادی دارند و با مسیرهای دورتر زودتر به مقصد می‌رسند. با استفاده از یادگیری تقویتی می‌توان این مسیرهای جانبی را شناسایی کرد.

حرکت عامل در ماتریس محیط مشابه یک متحرک در شهر است. عامل ضمن حرکت و گرفتن پاداش مثبت یا منفی از محیط، مسیرش را به سمت مقصد پیدا می‌کند. می‌توان با دادن پاداش منفی یا مثبت بامعنا؛

مدنظر نباشد با num_1 و اگر جز مسیرهای اصلی و فرعی شهر باشد که باید پوشش یابد با num_2 و اگر جز مسیر و واقع بر روی اسکلت مسیر باشد با num_3 و اگر نقطه‌ای از اسکلت مسیر باشد که دو یا چند مسیر را به هم متصل می‌کند با num_4 مقداردهی خواهد شد. اکنون محیط شبیه‌سازی آماده شده است.

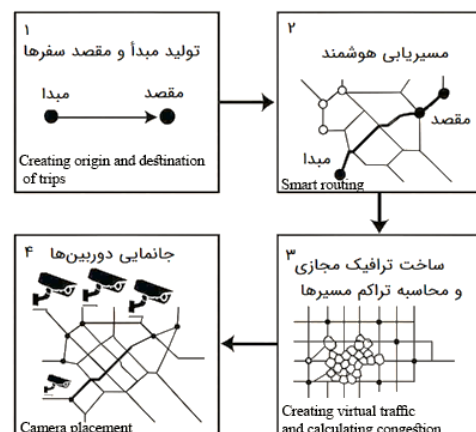


شکل ۱: نمایش بخشی از محیط شهری که مسیرها (خیابان‌ها) با رنگ آبی پررنگ و غیر مسیرها با آبی کم رنگ مشخص شده است. اسکلت مسیر، خط سفید باریک در وسط مسیر است.

Fig. 1: A representation of a portion of an urban environment where paths (streets) are marked in bold blue and non-paths in pale blue. The path skeleton is the thin white line in the middle of the path.

فرآیند جانمایی بهینه دوربین‌های نظارتی پس از پردازش داده‌های اولیه و تشکیل ماتریس مدل، در چهار مرحله اصلی سیستماتیک انجام می‌شود. شکل ۲ یک فرآیند چهار مرحله را به صورت بلوک‌های متوالی نمایش می‌دهد. در ادامه، هر مرحله به تفصیل تشریح می‌شود: ○ تولید تصادفی مبدأ و مقصد سفرها با در نظر گرفتن اولویت و احتمال (بلوک اول)

در این مرحله، با استفاده از توزیع احتمال مبتنی بر تراکم نقاط (مانند مراکز تجاری، اداری، یا مسکونی)، جفت‌های مبدأ-مقصد به صورت تصادفی تولید می‌شوند. این توزیع احتمال می‌تواند بر اساس تراکم مناطق شهری تنظیم شود تا انعکاسی واقع‌گرایانه از الگوی سفر داشته باشد. ماتریس زیر نمایشی از محیط شبیه‌سازی قبلی‌ست:



شکل ۲: یک فرآیند چهار مرحله‌ای برای یافتن مکان‌های بهینه

Fig. 2: A four-step process for finding optimal locations.

در رابطه ۵ دو شرط روبرو مجاورت نقاط و به بیان دیگر توالی نقاط را نشان می‌کنند.

شبه کد ۱: الگوریتم/اصلاح شده یادگیری تقویتی

```

1: RL-Func(path):
2: Maze=aij[1352*1551] Discrete Environment
3: Agent=A vehicle for traveling from origin to destination
4: Define Actions-Space=8 directions, States = Relationship(1)
5: Define Rewards,MAX-Reward, Episode
6: for all (States, Actions) do
7:     if Q(State,Action)='Block' then
8:         Q(State,Action)= MAX-Reward
9:     else
10:        Q(State,Action)=0
11:    end if
12: end for
13: for all Episode do
14:    Update Q-Table on Epsilon Greedy Policy
15:    if Last 10 Q-Table Values are Same then
16:        Save path
17:        break
18:    end if
19: end for
20: return path

```

○ ساخت ترافیک مجازی و محاسبه تراکم مسیرها- بهینه سازی بر اساس ترافیک (بلوک سوم)

با تجميع تمام مسیرهای تولیدشده، یک مدل ترافیک مجازی ساخته می‌شود. مجموعه ای از مسیرها را می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

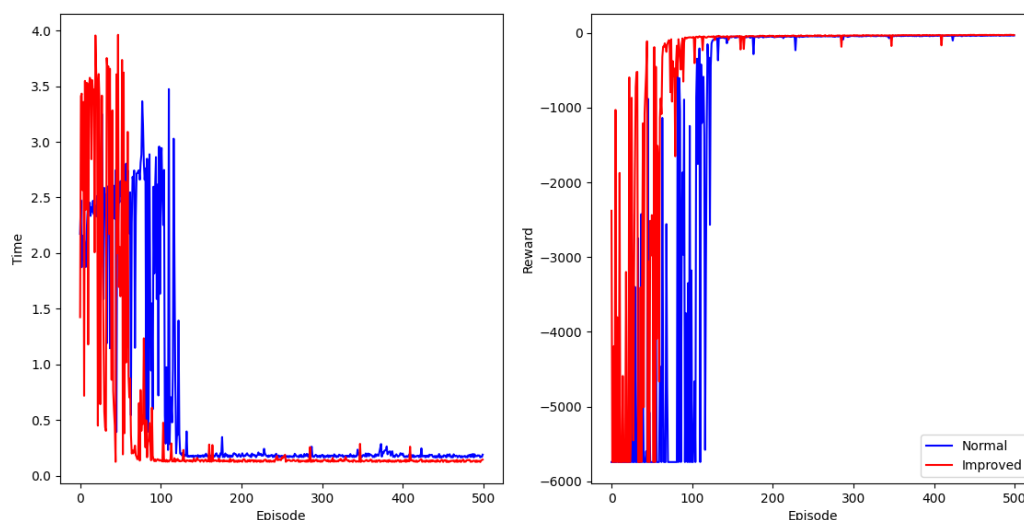
مسیرهای جانبی را توسط عامل شناسایی کرد. در این پژوهش برای یک حرکت که به مقصد نرسد پاداش -0.5 در نظر گرفته می‌شود و برای حرکت در یک حالت (پیکسل) که قبلاً عبور کرده -2 و برای حرکت منجر به برخورد با بلوکها -75 و برای حرکت در حالت‌هایی که توسط دوربین در رویکرد اول پوشش داده شده -1 قرار داده می‌شود تا عامل حتی المقدور از این حالت‌ها عبور نکند. در صورت رسیدن به هدف پاداش $+10$ تخصیص داده می‌شود.

یکی از مشهورترین الگوریتم‌های مورد استفاده برای یادگیری تقویتی؛ Q -Learning است. یک ویژگی خاص این محیط نسبت به سایر محیط‌ها آن است که تعداد حرکت‌های مناسب که منجر به برخورد به بلوک‌ها نشود کم است. هر پیکسل از مسیر با یک پیکسل بالا و یک پیکسل در پایین آن مرتبط است؛ بنابراین معمولاً شش حرکت دیگر منجر به برخورد به بلوک و گرفتن پاداش منفی می‌شود. یک راه برای بهبود الگوریتم آن است که جدول Q حالت حرکت را برای این حرکت‌ها شناسایی کنیم و مقدار آن را برابر با یک مقدار منفی بزرگ قرار دهیم. این Q از پیش مقدار داده شده باعث می‌شود انتخاب آن از جدول انجام نشود و فقط حرکت‌هایی که منجر به حرکت در اسکلت مسیر جاده است انتخاب شود. شبه کد آن در شبه کد ۱ نمایش داده می‌شود. نتیجه کار در شکل ۳ نمایش داده می‌شود. در این شکل هم زمان همگرایی و هم مقدار پاداش نهایی زودتر از الگوریتم پیش فرض است. این کار برای حالتی که مسیرهای زیادی را می‌بایست از این روش پیدا کرد منجر به کارآمدی می‌شود.

یک مسیر شهری از هر کدام از دو روش بالا را در ماتریس محیط می‌توان به صورت زیر نمایش داد:

$$\text{Route}_1 = [(i_1, j_1), (i_2, j_2), \dots, (i_k, j_k)] \text{ if } |i_{t+1} - i_t| \leq 1, |j_{t+1} - j_t| \leq 1$$

رابطه ۵:



شکل ۳: اصلاح الگوریتم q-learning به منظور کارایی بهتر

Fig. 3: Modification of the q-learning algorithm for better performance

را نیز حتماً باید در نظر گرفت زیرا ممکن است دوربینی هزینه آن کم باشد؛ اما به هر حال هزینه نصب اگر در نظر گرفته شود در قیاس با دوربین گران تر، باتوجه به همه محدودیت ها مناسب تر تشخیص داده شود. $X_{i,path}$ تعداد دوربین در هر مسیر است.

محدودیت ها عبارتند از :

محدودیت اول: برای نقاط پرتکرار، هدف حداکثر کردن پوشش است، بنابراین طول مسیر نظارت شده نباید کمتر از طول خیابان باشد. این محدودیت را می توان به صورت رابطه زیر بیان کرد:

$$\sum_{i=1}^{N_{cam}} a_i \times X_{i,path} \geq L_{path} \quad \forall path \quad \text{رابطه ۱۱:}$$

در رابطه بالا a_i تعداد پیکسل های میدان دید دوربین i است و L_{path} نیز طول هر مسیر است.

محدودیت دوم: مربوط به تعداد مکان های مناسب برای نصب دوربین در هر مسیر است. فضای شهری مناطق محدودی را برای نصب دوربین فراهم می کند. در رابطه زیر تعداد کل دوربین ها باید کمتر از K_{path} تعداد مکان های مناسب برای نصب دوربین در هر مسیر باشد.

$$\sum_{i=1}^{N_{cam}} X_{i,path} \leq K_{path} \quad \forall path \quad \text{رابطه ۱۲:}$$

محدودیت متغیرها: تعداد دوربین ها در هر مسیر عدد صحیح مثبت است.

$$X_{i,path} \in Z^+ \quad \forall i, path \quad \text{رابطه ۱۳:}$$

این چهار بلوک، چارچوب سیستماتیک لازم برای جانمایی هوشمند دوربین ها را تشکیل می دهند. نتیجه انجام مراحل فوق را می توان در ماتریس محیط اعمال کرد و نقاطی از مسیر را که با جانمایی دوربین رصد می شوند را به صورت زیر نمایش داد:

$$V = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1m} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{n1} & v_{n2} & \dots & v_{nm} \end{bmatrix} \quad \text{رابطه ۱۴:}$$

در ماتریس فوق هر عضو از مسیر که تحت پوشش دوربین قرار گرفته با یک مقدار عددی غیر صفر مشخص می شود و بقیه مقادیر صفراند. از این ماتریس می توان در محاسبه سطح پوشش استفاده کرد. شبه کد ۲، شبه کد اصلی است که تمام مراحل چهارگانه را در خود دارد.

$$Routes = \{Route_1, Route_2, \dots, Route_N\} \quad \text{رابطه ۶:}$$

N تعداد مسیرهایی است که ترافیک مجازی یک شهر را ایجاد می کند. فراوانی هر نقطه از ماتریس محیط را می توان با این رابطه بدست آورد:

$$f_{i,j} = \sum_{R \in Routes} I(i,j) \in R \quad \text{رابطه ۷:}$$

در رابطه فوق I تابع نشانگر است یعنی اگر نقطه در مسیر باشد ۱ وگرنه صفر خواهد بود. در این روش، تراکم ترافیکی هر نقطه بر اساس تعداد سفرهای عبوری محاسبه می گردد. بنابراین معیاری نیاز است تا تراکم نقاط با آن مقایسه شود و بر اساس آن میزان ترافیک آن نقطه بدست آید. این معیار، متوسط تکرار نقاط در مسیرها انتخاب شده است که از رابطه زیر بدست می آید:

$$\bar{f} = \frac{1}{n \times m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m f_{i,j} \quad \text{رابطه ۸:}$$

نقاط پرتراffic که اولویت نصب دوربین ها هستند نقاطی هستند که از متوسط تکرار بیشتر باشند:

$$H = \{(i, j) | f_{i,j} > \bar{f}\} \quad \text{رابطه ۹:}$$

این مرحله امکان شناسایی نقاط بحرانی و مسیرهای پرتراffic را فراهم می کند.

○ بهینه سازی جانمایی دوربین ها بر اساس هزینه (بلوک چهارم)
در این مرحله، مسیرهایی که تعداد تکرار آنها از حد معیار فراتر رفته (مجموعه H)، به عنوان کاندیدای نصب دوربین انتخاب می شوند. معمولاً دوربین ها با میدان دید مختلف و قیمت مختلف برای نصب دوربین خریداری می شود. اکنون با در نظر گرفتن انواع دوربین بر اساس قیمت خرید و هزینه های نصب، جانمایی بهینه انجام می شود تا پوشش نظارتی با حداقل هزینه حاصل گردد.

هر مسیر از خیابانی که در مجموعه H قرار دارد براساس دوربین های مختلف بازار با کمترین هزینه می تواند پوشش داده شود. می توان این مسئله می تواند به عنوان یک مسئله برنامه ریزی عدد صحیح خطی یا ILP مدل سازی کرد. متغیر این مسئله X_i است که تعداد دوربین ها از هر نوع است و برای این تحقیق $i=1,2,3$ است. تابع هدف کمینه کردن هزینه برای هر مسیر از خیابان است و عبارتست از:

$$\text{Min} \sum_{path=1}^{N_{path}} \sum_{i=1}^{N_{cam}} C_i \times X_{i,path} \quad \text{رابطه ۱۰:}$$

در رابطه فوق C_i ها هزینه خرید دوربین و نصب آن است. هزینه نصب

شبه کد ۲: شبه کد اصلی

نتایج و بحث

جدول ۲ مشخصات محیط مورد بررسی را نشان می‌دهد و متغیرها را با کارکرد و مقدار آن مشخص می‌کند.

برای روش پیشنهادی طبق جدول ۲ ماتریس محیط طبق رابطه ۱ ایجاد شد. با استفاده از روابط ۲ و ۳ و ۴ به تمام نقاط شهری اولویت انتخاب بر حسب تراکم داده شد که در شکل ۴ نشان داده شده است.

اکنون با استفاده از روابط ۵، ۶، ۷، ۸ و ۹ می‌توان مسیرها را ساخت و پر ترافیک ترین آنها را برای نصب دوربین پیدا کرد. روابط این مرحله هدف بهینه سازی بر اساس ترافیک را محقق می‌کند. شکل ۵ مراحل هر کدام از روابط ذکر شده را نشان می‌دهد. ابتدا با استفاده از ماتریس رابطه ۲، برای هر نقطه احتمال انتخاب مشخص می‌کند، مبدا و مقصد یک مسافرت شهری به صورت تصادفی انتخاب شده و با توجه به دو رویکرد ذکر شده یک مسافرت شهری ساخته خواهد شد و مجموعه این مسافرت‌ها در تعدادهای متفاوت، ترافیک مجازی بدست خواهد آورد.

اکنون متوسط تکرار نقاط به عنوان معیار اولیه برای انتخاب نقاط پرترافیک در نظر گرفته می‌شود. نقاطی که بالاتر از این معیار باشند در سه ترافیک مجازی طبق نمودارهای شکل ۵ در بیش از ۹۵ درصد اشتراک دارند و با ساخت مسافرت‌های بیشتر، نتایج نیز یکسان‌تر می‌شوند. چون انتخاب‌ها در مبدا و مقصد شهری رندم بود، این همگرایی نتایج نشان دهنده فرآیند صحیح ساخت مدل و ترافیک شهری را نشان می‌دهد. این بخش پایان هدف اول بهینه سازی ترافیکی است.

```

1: Define aij, pij, vij Matrices
2: Define CAMi –Width, CAMi –Length, IntraCity –Trip – Count
3: In GEM Customize Environment
4: for IntraCity – Trip – Count do
5:   origin, Destination=Random-Select(aij, pij)
6:   All-Path=ASTAR – Algorithm(origin, Destination)
7: end for
8: for path in All-Path do
9:   RES-Path1=Length(path) ≥ Average-Length(All-Path)
10: end for
11: for path in RES-Path1 do
12:   CAMiCount=OR-Func(Path)
13:   for CAM-Type in CAMiCount do
14:     Visible=Placement-Func(Path, CAM-Type)
15:     vij Matrix ← Visible
16:   end for
17: end for
18: for selected-paths in All-Path do
19:   RL-Path = RL-Func (selected-path(origin, Destination))
20: end for
21: for path in RL-Path do
22:   RES-Path2=Length(path) ≥ Average-Length(RL-Path)
23: end for
24: for path in RES-Path2 do
25:   CAMiCount=OR-Func(Path)
26:   for CAM-Type in CAMiCount do
27:     Visible=Placement-Func(Path, CAM-Type)
28:     vij Matrix ← Visible
29:   end for
30: end for
31: OR-Func(path):
32:   Model-Variables = CAMiCount
33:   Model-Constraints=Relationship(11), Relationship(12), Relationship(13)
34:   Model-objective-Function=Relationship(10)
35:   return CAMiCount=Model.Solved ()
36: Placement-Func(Path, CAM-Type):
37:   Slope=DeltaY / DeltaX for x,y on Path(xi, yi)
38:   if 0.2 ≤ slope ≤ 5 then
39:     return Oblique-Rect-FOV(xi, yi)
40:   else if slope ≤ 0.2 then
41:     return Horizontal-Rect-FOV(xi, yi)
42:   else if slope ≥ 5 then
43:     return Vertical-Rect-FOV(xi, yi)
44:   end if

```

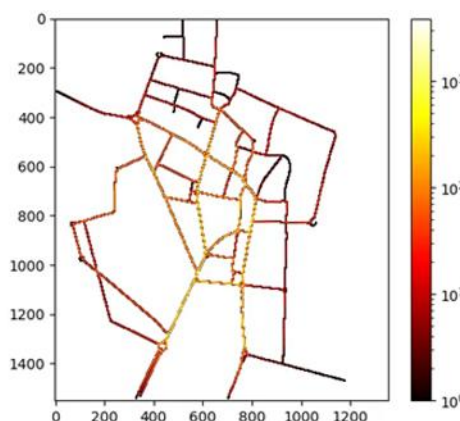
جدول ۲: مشخصات محیط مورد بررسی

Table 2: Characteristics of the studied environment

نام متغیر – Variable name	کارکرد – Function	مقدار – Value
$m*n$	ابعاد ماتریس محیط – Dimensions of the environment matrix	۱۳۵۱*۱۳۵۱ 1551*1352
Num1-4	مقادیر عددی ماتریس – Numerical values of the matrix	۰-۴ 0-4
W1-4	مقادیر وزن تراکم نقاط شهری – Weight values of the density of urban points	۲۰-۴۰-۶۰-۸۰ 20-40-60-80
Npath	تعداد مسیرهای شهر مورد نظر – Number of routes in the desired city	۲۰۴ 204
Ncam	تعداد دوربین‌های مورد استفاده – Number of cameras used	۳ 3
C1-3	هزینه خرید و نصب دوربین‌ها – Cost of purchasing and installing cameras	۱۵۰۰۰۰۰۰-۳۰۰۰۰۰۰۰-۵۰۰۰۰۰۰۰ 15000000-30000000-50000000
A1-3	میدان دید در راستای مسیر Field of view along the route	۴۰متر-۱۰۰متر-۱۶۰متر 40m-100m-160m
N	تعداد نمونه سازی ها برای ایجاد ترافیک مجازی Number of samplings to create virtual traffic	۱۳۹۹۵-۳۹۹۹۵-۴۵۶۶۴ 13995-39995-45664
K_{path}, L_{path}	طول هر مسیر و تعداد نقاط مناسب در آن Length of each route and the number of suitable points in it	وابسته به مسیر Depends on route

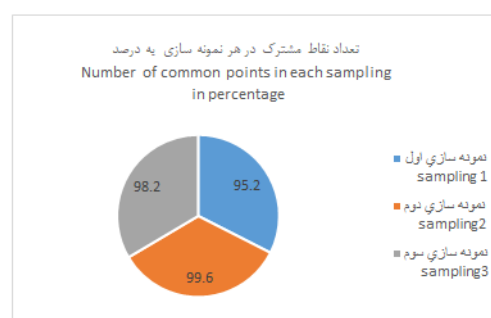
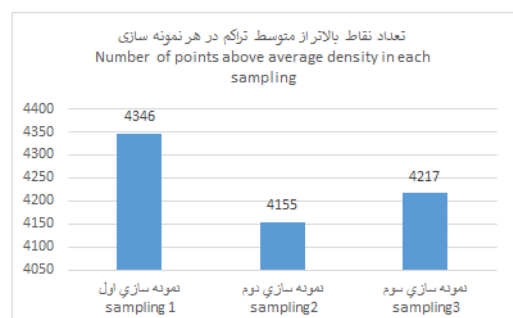
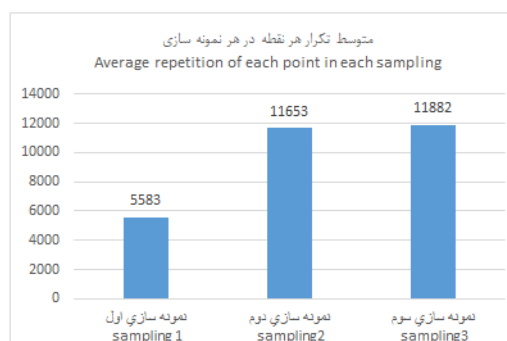
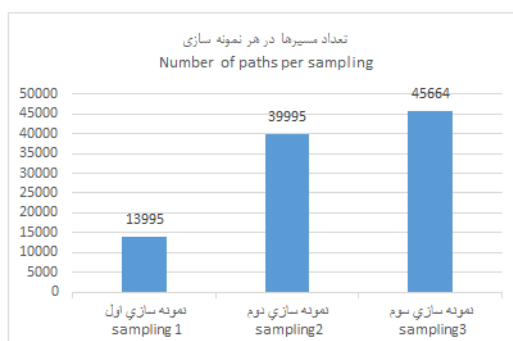
را پوشش می دهند، در محیط شبیه سازی شده میتوان یک مستطیل با عرض مسیر و طول میدان دید دوربین ترسیم کرد. این مستطیل به عنوان نماینده مساحت تحت پوشش دوربین در نظر گرفته می شود و زاویه نصب بر اساس آن محاسبه می گردد. در شبه کد اصلی، خطوط ۳۶ تا ۴۴ این فرآیند را به صورت گام به گام تشریح می کند. این روش نه تنها دقت بالایی در تعیین زاویه نصب ارائه می دهد، بلکه امکان محاسبه مساحت دقیق تحت پوشش را نیز فراهم می سازد.

اکنون لازم است کارایی روش پیشنهادی در آزمایش هایی به بوته نقد و بررسی گذاشته شود. بنابر این دو آزمایش ترتیب داده شد. در آزمایش اول، از یک الگوریتم حریصانه برای حداکثر کردن پوشش دوربین ها در کل مسیر استفاده شد. در این روش، دوربین هایی با بیشترین برد انتخاب شدند، مگر آنکه طول مسیر یا بخش باقیمانده از آن، کمتر از برد دوربین باشد. این آزمایش به عنوان پایه ای برای مقایسه کارایی روش های بعدی در نظر گرفته شد است. انتخاب روش گریزی نه بواسطه مقایسه با روش پایه بلکه برای مقایسه هر روشی است که بیشینه کردن پوشش را در نظر بگیرد صورت گرفته است. هدف آن است که اثبات شود در پروسه زمان بر توسعه دوربین های مدار بسته شهری معیار ترافیک و هزینه می بایست هدف بهینه سازی باشد و نه بیشینه کردن پوشش. آزمایش دوم از روش پیشنهادی استفاده می کند ابتدا نقاط پرتدد بر اساس روابط ذکر شده را شناسایی کرده و سپس با هدف حداکثرسازی پوشش در این نقاط پرتراffic و سپس حداقل کردن هزینه های نصب، دوربین ها در مکان های بهینه نصب می شوند.



شکل ۴: نمایش تراکم نقاط شهری و احتمال بالاتر انتخاب برای نقاط متراکم تر
Fig. 4: Showing the density of urban points and the higher probability of selection for denser points

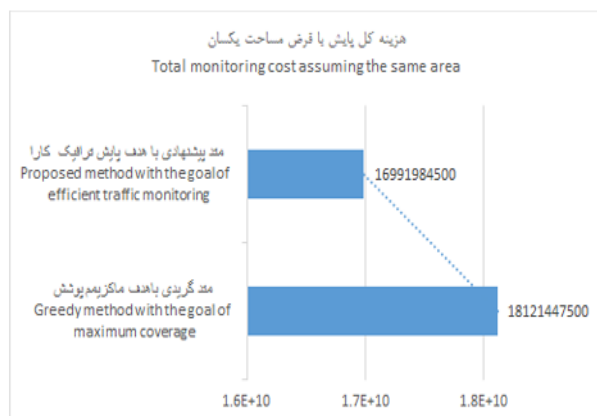
در بخش دوم با استفاده از روابط ۱۰، ۱۱، ۱۲ و ۱۳ جانمایی دوربین ها در نقاط بدست می آید تا هدف دوم یعنی بهینه سازی اقتصادی انجام گیرد. نتیجه آن در ماتریس رابطه ۱۳ منعکس خواهد شد. شکل ۶ نتیجه خروجی را نشان می دهد. هر نقطه از شهر در روش پیشنهادی اگر جزء منتخبین ترافیک بالاتر باشد در میدان دید یک دوربین قرار خواهد گرفت. با توجه به میدان دید دوربین ها، زاویه نصب آنها باید به گونه ای تعیین شود که راستای اسکلت مسیر را به طور کامل پوشش دهد. از آنجا که فرض بر این است که دوربین های انتخابی حداقل عرض مسیر



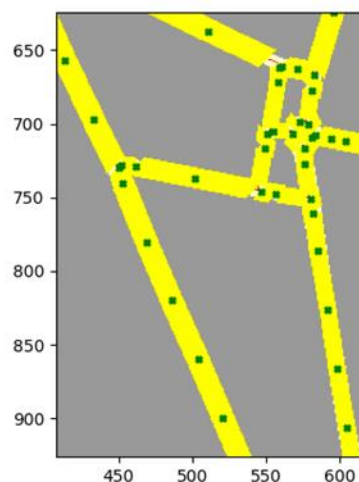
شکل ۵: ایجاد ترافیک مجازی با سه نمونه سازی از مسیرها و یکسان شدن نتایج در بیش از ۹۵ درصد نقاط
Fig. 5: Creating virtual traffic with three samplings of routes and the results being the same in more than 95% of the points

پوشش مساحتی داشت. این نتیجه بیانگر آن است که صرف افزایش مساحت تحت نظارت، لزوماً به معنای بهبود نظارت بر تردد‌های شهری نیست. در مقابل، روش پیشنهادی با وجود پوشش مساحتی حدود ۶۰٪، توانست به طور متوسط ۸۶٪ از طول سفرهای شهری را پوشش دهد که ۱۶٪ بهبود نسبی نسبت به پوشش مساحتی آن نشان می‌دهد. این موضوع تأیید می‌کند که استقرار دوربین‌ها در مکان‌های دقیق‌تر و با در نظر گرفتن الگوهای ترافیکی، کارایی بسیار بالاتری دارد.

اگر از نظر هزینه‌های اقتصادی دو روش مقایسه شود باید مناسب‌ترین معیار را انتخاب کرد زیرا مسلماً روش‌هایی که پوشش بیشتری داشته‌اند هزینه بیشتری را هم طلب می‌کنند. بنابراین مجموع هزینه‌های خرید و نصب دوربین در یک روش به جمع پیکسل پایش شده در یک روش تقسیم می‌شود تا هزینه پایش تصویری یک پیکسل بدست آید. اکنون با فرض پایش تصویری تمام مسیر های یک شهر، این مقدار باید در مساحت مسیرها ضرب شود. هزینه نهایی دو روش در شکل ۸ نمایش داده شده است و به خوبی مشخص است که روابط بخش ۴ هزینه را به طور قابل توجه کاهش داده است.



شکل ۸: نمایش تحقق هدف اقتصادی بودن روش پیشنهادی
Fig. 8: Demonstration of achieving the goal of economic efficiency of the proposed method

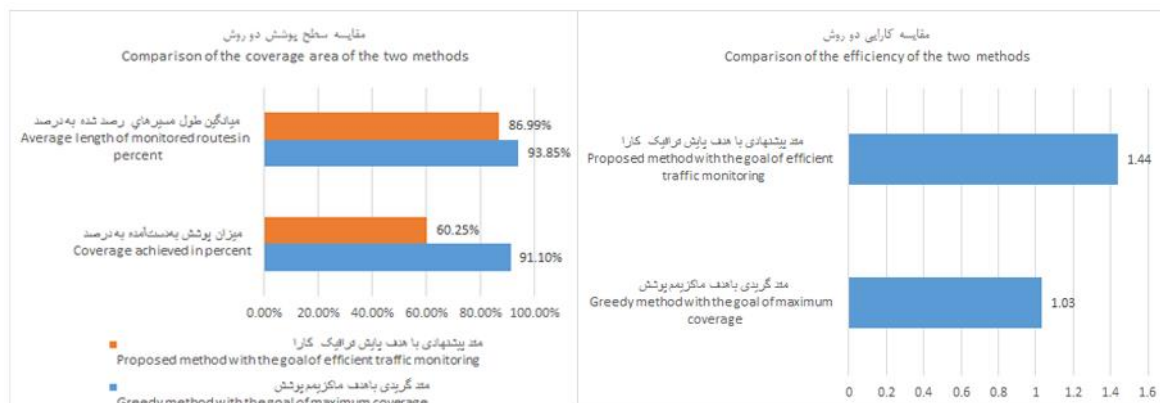


path no,	camera x,y position,	slope	156	1248	428	1.004
path no,	camera x,y position,	slope	157	1038	175	0.32
path no,	camera x,y position,	slope	157	1063	183	0.24
path no,	camera x,y position,	slope	157	1088	189	0.28
path no,	camera x,y position,	slope	157	1113	196	0.24
path no,	camera x,y position,	slope	157	1138	202	0.28
path no,	camera x,y position,	slope	157	1163	208	0.28

شکل ۶: جانمایی دوربین‌ها به شکل نقطه سبز در شکل بالا و در نقشه شهر، موقعیت مکانی و زاویه دوربین‌ها در پایین شکل.

Fig. 6: Camera placement as green dots in the top figure and on the city map, the location and angle of the cameras are at the bottom of the figure

۱۰۰۰۰۰ داده جدید ایجاد شد تا نتایج بر اساس داده‌هایی که بر اساس آنها مدل طراحی نشده و روش بر روی آنها اعمال نگردیده در شرایط یکسان آزمایش‌ها صورت گیرد و دو روش برای آنها امتحان گردد. در این پژوهش، ایده اصلی به حداکثر رساندن پوشش طول سفرهای شهری به جای تمرکز صرف بر حداکثرسازی مساحت تحت پوشش بود. نتایج آزمایش انجام‌شده در شکل ۷ نشان داده که رویکردهای مختلف، تأثیرات متفاوتی بر کارایی سیستم نظارتی دارند. در روش اول که با الگوریتم حریصانه انجام شد، بیش از ۹۱٪ مساحت پوشش داده شد، اما این روش تنها ۲٪ بهبود در پوشش طول سفرهای شهری نسبت به



شکل ۷: نمایش کارایی روش پیشنهادی در پایش ترافیک
Fig. 7: Showing the efficiency of the proposed method in traffic monitoring

نتیجه‌گیری

این پژوهش برای اولین بار بهینه‌سازی دوربین‌های مدار بسته شهری را در نقشه اصلی یک شهر مورد بررسی قرار داد و چون به دلیل محدودیت هزینه، توسعه پایش تصویری در طی چندین سال صورت می‌گیرد دو عامل مهم میزان ترافیک مسیر و هزینه نهایی را در این پروسه زمان بر مطرح نمود. روش‌ها و پژوهش‌های قبل به طور اساسی در این فرآیند قابل پیاده‌سازی عملی نبودند و لازم بود از منطری درست و با شیوه صحیح به این کاربرد خاص از یک مساله پژوهشی معمول نگاه شود. بنابر این ایده اصلی، به حداکثر رساندن پایش تصویری در طول سفر شهری به جای حداکثر کردن محدوده پوشش شهری بود. بنابراین، زمانی که مساحت با استفاده از الگوریتم حریصانه به حداکثر رسید، به طور متوسط تنها ۲ درصد بیشتر را پوشش داد اما این مقدار در روش پیشنهادی ۱۸ درصد بود. این بدین معنی است که هدف حداکثر پوشش در مسیرهای شهری ۴۰ درصد کمتر از روش پیشنهادی که مبتنی بر داده‌های ترافیکی است کارایی دارد. در نتیجه هر روشی که محدوده پوشش را در مسیرهای شهری در نظر بگیرد اثربخشی نخواهد داشت و سنجش ترافیک عامل مهمی برای بهینه‌سازی است. همچنین روش‌های انجام شده در پیشینه تحقیق به دلیل آنکه منطقه مورد بررسی را شبکه‌بندی می‌کند و سپس با الگوریتم‌های مختلف بدنبال یافتن مناسب‌ترین نقاط در شبکه ایجاد شده می‌گردد وابسته به شکل هندسی ناحیه مورد بررسی است. اما در روش پیشنهادی مسیرها به اسکلت مسیر تبدیل شده و وابستگی به هندسه مسیر کاملاً حذف می‌شود. بنابراین تغییر نقشه یا ابعاد نقشه و توپولوژی آن در مدل‌سازی ظاهر نشده و روش پیشنهادی کاملاً مقیاس پذیر می‌شود.

هدف دوم بهینه‌سازی این پژوهش کاهش هزینه بود. برنامه‌ریزان شهری معمولاً دوربین‌های با میدان دید و برندهای متفاوت را برای بخش‌های متنوع شهری خریداری می‌کنند که می‌تواند یک فرصت باشد. با روش برنامه ریزی خطی عدد صحیح، تنوع قیمت و میدان دید مدل‌سازی شد و روش پیشنهادی تا ۶۶ درصد صرفه جویی داشت. دسترسی به اطلاعات مربوط به سیستم‌های پایش شهری با چالش‌های عمده‌ای مواجه است، چرا که این داده‌ها غالباً ماهیت امنیتی داشته و به سادگی در اختیار پژوهشگران قرار نمی‌گیرند. این محدودیت دسترسی، موجب کاهش منابع داده‌ای معتبر شده و پژوهشگر را به استفاده از اطلاعات اینترنتی سوق می‌دهد. علیرغم این محدودیت، تلاش شده دقت و قابلیت اطمینان نتایج تحقیق حفظ گردد.

برای بهبود دقت مدل پیشنهادی در کارهای آینده، می‌توان هر مسیر عریض را به دو مسیر مجزا تقسیم کرد. این تقسیم‌بندی امکان شناسایی دقیق‌تر نقاط نصب دوربین‌ها را فراهم می‌سازد و دقت پوشش نظارتی را افزایش می‌دهد. همچنین مدل‌سازی موانع طبیعی غیرقابل رفع مانند کوه‌ها، رودخانه‌ها یا ساختمان‌های تاریخی باید در کارهای آتی به طور جداگانه مدنظر قرار گیرد. همچنین توسعه الگوریتم‌های مسیریابی در واقعی تر شدن ترافیک مجازی بسیار با اهمیت است. می‌توان معیارهایی

مانند زمان سفر، مصرف سوخت یا آلاینده‌گی را نیز در محاسبات وارد کرد و مدل‌سازی را کامل تر نمود. همچنین در صورت دسترسی به داده‌های ترافیکی واقعی و جامع یک شهر، توصیه می‌شود این داده‌ها جایگزین داده‌های مجازی مورد استفاده در مدل شوند. هرچند داده‌های واقعی برای شهرهای اندکی در جهان وجود دارد اما در صورت وجود می‌تواند الگوهای ترافیکی دقیق‌تر و قابل اعتمادتری را ارائه دهند که منجر به نتایج بهینه‌تر می‌شود.

مشارکت نویسندگان

در این مقاله نویسندگان به نسبت برابر مشارکت داشته‌اند.

تعارض منافع

«هیچگونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.»

سپاسگزاری

از واحد پژوهش دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات به واسطه همراهی در این پژوهش سپاسگزاریم.

منابع و مآخذ

- [1] Li Y, Cheng Z, Yao X, Kong Z, Wang Z, Liu M. Multi-Objective Optimal Deployment of Road Traffic Monitoring Cameras: A Case Study in Wujiang, China. Sustainability. 2023 Aug 4;15(15):12011. <https://doi.org/10.3390/su151512011>
- [2] Mohanty A, Mohapatra AG, Mohanty SK. Real-time traffic monitoring with AI in smart cities. In: Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure. Cham: Springer Nature Switzerland; 2025. p. 135–65. https://doi.org/10.1007/978-3-031-72959-1_7
- [3] Wu H, Yang J, Yuan M-D, Li X. Heuristic optimal scheduling for road traffic incident detection under computational constraints. Sensors (Basel) [Internet]. 2024;24(22). <https://doi.org/10.3390/s24227221>
- [4] Zhang X, Feng Y, Angeloudis P, Demiris Y. Monocular Visual Traffic Surveillance: A Review. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems [Internet]. 2022 Sep 1 [cited 2024 Mar 9];23(9):14148–65. DOI: 10.1109/TITS.2022.3147770
- [5] Khan SW, Hafeez Q, Khalid MI, Alroobaea R, Hussain S, Iqbal J, et al. Anomaly Detection in Traffic Surveillance Videos Using Deep Learning. Sensors [Internet]. 2022 Jan 1;22(17):6563. <https://doi.org/10.3390/s22176563>
- [6] Sindhu VS. Vehicle Identification from Traffic Video Surveillance Using YOLOv4. 2021 5th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS). 2021 May 6. DOI: 10.1109/ICICCS51141.2021.9432144
- [7] Zahra A, Ghafoor M, Munir K, Ullah A, UI Abideen Z. Application of region-based video surveillance in smart cities

efficient Bi-level optimization approach. *Journal of Building Engineering* [Internet]. 2023 Jul 3; 77:107257.

[19] Kumar A, Ramachandran V, Rashid M, Javed AR, Islam S, Abdullah Al Hejaili. An Intelligent Traffic Monitoring System in Congested Regions with Prioritization for Emergency Vehicle Using UAV Networks. *Tsinghua Science & Technology* [Internet]. 2025 Mar 3 [cited 2025 Apr 3]; 30(4):1387–400.

DOI: 10.26599/TST.2023.9010078

[20] Gupta H, Verma OP. Monitoring and surveillance of urban road traffic using low altitude drone images: a deep learning approach. *Multimedia Tools and Applications*. 2021 Jun 16. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11146-x>

[21] Seau Chen Houg, Pal A, Lin JJ. 4D BIM and Reality Model-Driven Camera Placement Optimization for Construction Monitoring. *Journal of construction engineering and management*. 2024 Jun 1; 150(6).

<https://doi.org/10.1061/JCEMD4.COENG-1460>

[22] Alihodzic A, Tuba E, Tuba M. Optimizing Camera Placement for Maximum Coverage of Simple Polygons with Holes: Deterministic Approaches and Swarm Intelligence Algorithms. *Springer tracts in nature-inspired computing*. 2024 Sep 25;389–409. https://doi.org/10.1007/978-981-97-5979-8_18

[23] Almousa M, Ehr Gott M, Kheiri A. Exploring the Optimal Camera Placement Problem and Its Relationship with the Set Covering Problem. *Lecture Notes in Operations Research*. 2024; 295–306. https://doi.org/10.1007/978-3-031-61589-4_23

[24] Sumi, Menon V. An Efficient Graph Based Approach for Reducing Coverage Loss from Failed Cameras of a Surveillance Network. *IEEE Sensors Journal* [Internet]. 2022 Mar 8 [cited 2025 Jun 23];22(8):8155–63. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9730884/> DOI: 10.1109/JSEN.2022.3157819

[25] Du Y, Wang F, Zhao C, Zhu Y, Ji Y. Quantifying the performance and optimizing the placement of roadside sensors for cooperative vehicle-infrastructure systems. *IET Intelligent Transport Systems*. 2022; Apr 11; 16(7):908–25. <https://doi.org/10.1049/itr2.12185>

[26] Altahir, A. A., Asirvadani, V. S., Sebastian, P., Hamid, N. H. B., & Ahmed, E. F. Optimizing visual sensors placement with risk maps using dynamic programming. *IEEE Sensors Journal*, 2021; 22(1), 393-404. <https://doi.org/10.1109/jsen.2021.3127989>.

[27] Bisagno, N., Xamin, A., De Natale, F., Conci, N., & Rinner, B. Dynamic camera reconfiguration with reinforcement learning and stochastic methods for crowd surveillance. *Sensors*, 2020; 20(17), 4691. <https://doi.org/10.3390/s20174691>.

[28] Ezzat, M. A., Abd El Ghany, M. A., Almotairi, S., & Salem, M. A. M. Horizontal review on video surveillance for smart cities: Edge devices, applications, datasets, and future trends. *Sensors*, 2021; 21(9), 3222. <https://doi.org/10.3390/s21093222>.

[29] Heyns, A. M. Optimisation of surveillance camera site locations and viewing angles using a novel multi-attribute, multi-objective genetic algorithm: A day/night anti-poaching

using deep learning. *Multimedia Tools and Applications*. 2021 Dec 27. <https://doi.org/10.1007/s11042-021-11468-w>

[8] Cao Y, Zhang J, Yu Z, Xu K. Neural Observation Field Guided Hybrid Optimization of Camera Placement. *IEEE Robotics and Automation Letters* [Internet]. 2024 Aug 19;9(11):9207–14. Available from: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10638696/> DOI: 10.1109/LRA.2024.3445634

[9] Tahir M, Qiao Y, Kanwal N, Lee B, Asghar MN. Real-Time Event-Driven Road Traffic Monitoring System Using CCTV Video Analytics. *IEEE Access*. 2023 Jan 1;11:139097–111. DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3340144

[10] Rezaee K, Rezakhani SM, Khosravi MR, Moghimi MK. A survey on deep learning-based real-time crowd anomaly detection for secure distributed video surveillance. *Personal and Ubiquitous Computing*. 2021 Jun 25. <https://doi.org/10.1007/s00779-021-01586-5>

[11] Arif T, Abu, Rahman M, Mahbubul Alam Joarder. Vision-based real-time traffic flow monitoring system for road intersections in Dhaka city. *Applied Intelligence*. 2025 Jun 19;55(11). <https://doi.org/10.1007/s10489-025-06631-x>

[12] Anirudh Puligandla V, Loncaric S. A Multi-Resolution Approach for Large Real-World Camera Placement Optimization Problems. *IEEE Access*. 2022;1–1. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3176817

[13] Liu C, Liu Z, Chai Y, Liu T. Review of Virtual Traffic Simulation and Its Applications. *Journal of Advanced Transportation*. 2020 Jun 19;2020:1–9. <https://doi.org/10.1155/2020/8237649>

[14] Chao Q, Bi H, Li W, Mao T, Wang Z, Lin MC, et al. A Survey on Visual Traffic Simulation: Models, Evaluations, and Applications in Autonomous Driving. *Computer Graphics Forum* [Internet]. 2019 Jul 15;39(1):287–308. <https://doi.org/10.1111/cgf.13803>

[15] Bazán Guillén A, Barbecho Bautista P, Aguilar Igartua M. RUTGe: Realistic urban traffic generator for urban environments using deep reinforcement learning and SUMO simulator. In: *Proceedings of the 11th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems*. SCITEPRESS - Science and Technology Publications; 2025. p. 557–64. <https://doi.org/10.5220/0013375000003941>

[16] Song H, Min O. Statistical traffic generation methods for urban traffic simulation. 2018 20th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT). 2018 Feb 1. DOI: 10.23919/ICACT.2018.8323712

[17] Zhou J, Deng H, Zhao Z, Zou Y, Wang X. Sensor Placement Optimization of Visual Sensor Networks for Target Tracking Based on Multi-Objective Constraints. *Applied Sciences* [Internet]. 2024 Feb 20 [cited 2025 Jun 23];14(5):1722–2. Available from: <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/5/1722> <https://doi.org/10.3390/app14051722>

[18] Chen Z, Lai Z, Song C, Zhang X, Cheng JCP. Smart camera placement for building surveillance using OpenBIM and an



مهدی اسماعیلی در حال حاضر دانشیار دانشگاه آزاد اسلامی واحد کاشان است. او در سال ۲۰۱۱ مدرک دکترای خود را از دانشگاه دبرسن مجارستان و مدرک کارشناسی ارشد خود را در رشته کامپیوتر در ایران دریافت کرد. علاقمندی ایشان

در حوزه تدریس داده کاوی و یادگیری ماشین است و در حوزه‌های داده کاوی و یادگیری عمیق تحقیقات زیادی را انجام داده است. وی چندین کتاب به زبان فارسی و مقالاتی در کنفرانس‌ها و مجلات بین‌المللی منتشر کرده است.

Mehdi Esmaeili is currently an associate professor at Islamic Azad University, Kashan Branch. He received his PhD from the University of Debrecen, Hungary, in 2011 and his MSc in Computer Science from Iran. His interests lie in teaching data mining and machine learning, and he has conducted extensive research in the fields of data mining and deep learning. He has published several books in Persian and articles in international conferences and journals.

✉ mesmaeili@iau.ac.ir



محمدعلی افشار کاظمی مدرک دکترای مدیریت صنعتی، گرایش تحقیقات عملیاتی را دریافت کرده است. وی استاد و عضو هیئت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز است. علایق او شامل منطق فازی و هوش مصنوعی است.

Mohammad Ali Afshar Kazemi holds a PhD in Industrial Management, majoring in Operations Research. He is a professor and faculty member at Islamic Azad University, Central Tehran Branch. His interests include fuzzy logic and artificial intelligence.

✉ m.afsharkazemi@iauec.ac.ir

application. Computers, Environment and Urban Systems, 2021; 88, 101638. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101638>.

[30] Aubry A, Babu P, Braca P, De Maio A, Panwar K. Sensor placement strategies for target localization via 3D AOA measurements. IEEE Trans Aerosp Electron Syst [Internet]. 2024;1–14. DOI: 10.1109/TAES.2024.3463636

[31] Yun, W. J., Park, S., Kim, J., Shin, M., Jung, S., Mohaisen, D. A., & Kim, J. H. Cooperative multiagent deep reinforcement learning for reliable surveillance via autonomous multi-UAV control. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 18(10), 2022; 7086-7096. <https://doi.org/10.1109/tii.2022.3143175>.

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



حسن صانعی آرانی دانش آموخته مهندسی برق - الکترونیک در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد در دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب است. در حال حاضر دانشجوی دکتری مدیریت فناوری اطلاعات، گرایش کسب و کار هوشمند، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران است. او علاقه مند به پژوهش‌های کاربردی هوش مصنوعی است.

Hassan Sanei Arani holds a bachelor's and master's degree in electrical and electronic engineering from Isfahan University of Technology and Islamic Azad University, South Tehran Branch. He is currently a PhD student in Information Technology Management, Smart Business, Islamic Azad University, Tehran Science and Research Branch. He is interested in applied research in artificial intelligence.

✉ hassan.sanei@srbiau.ac.ir

Citation (Vancouver): Sanei arani H, Esmaeili M, Afshar kazimi M. [Multi-objective optimization of CCTV camera placement using artificial intelligence algorithms]. *J. RS. GEOINF. RES.* 2024; 3(2): 257-270

 <https://doi.org/10.22061/jrsgr.2025.12191.1103>



COPYRIGHTS



© 2025 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)