Intelligent Urban Traffic Management through IoT and Machine Learning: A Structured Review of the Evidence

Ronaldo Josue Huamán-Peñalba[1]; Andre Alexis Mamani-Mamani[2]; Steeven Benyamin Chirio-Palomino[3] ; Edmundo Aurelio Aparicio-Maldonado[4]; Ana Lucia Benegas-Ramos[5]; Elizabeth Susan Mamani-Machaca [6]; Norbel Antonio Villaverde Yumbato [7]

Universidad Católica de Santa María, Perú,
[1] ronaldo.huaman@estudiante.ucsm.edu.pe, [2] andre.mamani@estudiante.ucsm.edu.pe,
[3]steeven.chirio@estudiante.ucsm.edu.pe, [4] eaparicio@ucsm.edu.pe, [5] ana.benegas@estudiante.ucsm.edu.pe,
[6]elizabeth.mamani297@gmail.com, [7] nvillaverde@ucsm.edu.pe

Abstract*– Traffic congestion causes economic losses equivalent to 2–4% of GDP in major Latin American cities and represents an increasingly urgent problem for urban planning. This systematic review analyzes the state of the art in traffic management systems based on the Internet of Things (IoT) and machine learning (ML) for the period 2019–2024. Applying the PRISMA 2020 protocol and the PICOC framework to 946 records from Scopus, IEEE Xplore, and Web of Science, 80 studies of high experimental rigor were selected. The results demonstrate reductions in waiting time of 28–32% using deep reinforcement learning algorithms (DQN, MARL), which reach up to 35% when coordinating multiple intersections, and vehicle detection accuracies of 93.7–96.3% with YOLO and ViT models. C-V2X communications over 5G achieve latencies of 8.3 ms, which are critical for real-time intersection coordination. Four technology categories dominate the field: sensors and cameras, adaptive control algorithms, V2X communications, and edge/cloud architectures; the greatest benefit is obtained by integrating them together.

***Keywords*-- IoT, urban traffic, reinforcement learning, vehicle detection, V2X.**

Gestión Inteligente del Tráfico Urbano Mediante IoT y Aprendizaje Automático: Una Revisión Sistemática

Ronaldo Josue Huamán-Peñalba[1]; Andre Alexis Mamani-Mamani[2]; Steeven Benyamin Chirio-Palomino[3]; Edmundo Aurelio Aparicio-Maldonado[4]; Ana Lucia Benegas-Ramos[5]; Elizabeth Susan Mamani-Machaca [6]; Norbel Antonio Villaverde Yumbato [7]

Universidad Católica de Santa María, Perú,
[1] ronaldo.huaman@estudiante.ucsm.edu.pe, [2] andre.mamani@estudiante.ucsm.edu.pe,
[3]steeven.chirio@estudiante.ucsm.edu.pe, [4] eaparicio@ucsm.edu.pe, [5] ana.benegas@estudiante.ucsm.edu.pe,
[6]elizabeth.mamani297@gmail.com, [7] nvillaverde@ucsm.edu.pe

Resumen*— La congestión vehicular genera pérdidas económicas equivalentes al 2-4 % del PIB en las principales ciudades latinoamericanas y representa un problema de creciente urgencia para la planificación urbana. Esta revisión sistemática analiza el estado del arte en sistemas de gestión de tráfico basados en Internet de las Cosas (IoT) y aprendizaje automático (ML) durante el periodo 2019-2024. Aplicando el protocolo PRISMA 2020 y el marco PICOC sobre 946 registros de Scopus, IEEE Xplore y Web of Science, se seleccionaron 80 estudios de alto rigor experimental. Los resultados demuestran reducciones del tiempo de espera del 28-32 % mediante algoritmos de aprendizaje por refuerzo profundo (DQN, MARL), que alcanzan hasta un 35 % al coordinar varias intersecciones, y precisiones de detección vehicular del 93.7-96.3 % con modelos YOLO y ViT. Las comunicaciones C-V2X sobre 5G logran latencias de 8.3 ms, críticas para la coordinación de intersecciones en tiempo real. Cuatro categorías tecnológicas dominan el campo: sensores y cámaras, algoritmos de control adaptativo, comunicaciones V2X y arquitecturas Edge/Cloud; el mayor beneficio se obtiene al integrarlas de forma conjunta.

Palabras: Claves—IoT, tráfico urbano, aprendizaje por refuerzo, detección vehicular, V2X.

.

I. Introducción

La congestión vehicular constituye uno de los principales obstáculos para el desarrollo sostenible en América Latina. Un estudio del Banco Interamericano de Desarrollo sobre diez áreas metropolitanas de la región, entre ellas Lima, Bogotá y Ciudad de México, estimó que sus costos económicos oscilaron entre el 0.5 y el 1.1 % del PIB en 2019, a los que se suman efectos negativos sobre la productividad, la calidad del aire y las emisiones de CO2 [1]. Ese mismo año, los conductores de Bogotá, Río de Janeiro y Ciudad de México perdieron entre 158 y 191 horas a causa de la congestión [2].

En los últimos años, la integración del Internet de las Cosas (IoT), el aprendizaje automático (ML) y las comunicaciones vehiculares (V2X) ha permitido desarrollar nuevas soluciones para la gestión del tráfico urbano [3]–[5]. El uso de sensores inteligentes, cámaras con visión computacional, redes 5G y computación en el borde facilita la recolección y el análisis de datos en tiempo real, optimizando la operación de los semáforos y la coordinación de intersecciones [4], [6]. Pese a estos avances, en el corpus analizado aún son escasos los estudios que comprueban la efectividad de estos sistemas en condiciones reales de tráfico dentro del contexto latinoamericano.

Los objetivos de esta revisión son: (i) identificar las combinaciones de tecnologías IoT y algoritmos ML con mayor efectividad para la gestión del tráfico urbano; (ii) cuantificar los beneficios reportados en reducción de tiempos de espera, precisión de detección vehicular y latencia de comunicación; y (iii) sintetizar las brechas de conocimiento que orienten futuras investigaciones en el contexto latinoamericano.

El problema que motiva esta revisión es la fragmentación de la evidencia: la mayoría de los estudios aborda de manera aislada un solo componente tecnológico -sensado, control, comunicación o cómputo- y reporta métricas bajo protocolos heterogéneos, lo que dificulta comparar resultados y decidir qué combinaciones conviene desplegar. Esta dispersión es más acusada en América Latina, donde la validación en campo es limitada. Se requiere, por tanto, una síntesis que integre los cuatro componentes y consolide sus indicadores de desempeño de forma comparable.

Diversos estudios y revisiones han abordado de forma independiente el uso de visión artificial para la detección de vehículos [4], [7], los métodos de aprendizaje por refuerzo aplicados al control semafórico [8]–[10], las tecnologías de comunicación V2X [11] y el aprendizaje federado en sistemas inteligentes de transporte [12]. Sin embargo, todavía son escasas las revisiones que integren conjuntamente los cuatro componentes tecnológicos principales -sensores, algoritmos de control, sistemas de comunicación y arquitecturas de procesamiento- con énfasis en el contexto latinoamericano para el periodo 2019-2024.

Pregunta de investigación

¿Qué combinaciones de tecnologías IoT y algoritmos Machine Learning han demostrado mayor efectividad para la gestión del tráfico urbano en términos de reducción de tiempos de espera, precisión de detección vehicular y latencia de comunicación?

- IoT (Internet of Things): red de dispositivos físicos con capacidad de recopilar y transmitir datos sin intervención humana [3].
- ML (Machine Learning): subconjunto de la inteligencia artificial en el que los sistemas aprenden patrones a partir de datos [4].
- DQN (Deep Q-Network): algoritmo de aprendizaje por refuerzo profundo que combina redes neuronales con Q-learning [13].
- MARL (Multi-Agent Reinforcement Learning): extensión de RL en la que múltiples agentes coordinan sus políticas; en control semafórico, cada intersección actúa como un agente [14].
- V2X (Vehicle-to-Everything): conjunto de tecnologías de comunicación entre el vehículo y su entorno (otros vehículos, infraestructura, peatones y red), estandarizado por 3GPP en sus variantes LTE-V2X y NR-V2X [11], [15].
- Edge Computing: paradigma de procesamiento de datos cerca de la fuente que los genera, reduciendo la latencia y el tráfico hacia la nube [16].

II. Metodología

Se realizó una revisión sistemática de literatura (RSL) siguiendo la declaración PRISMA 2020 [17] y el marco PICOC propuesto en las guías de Kitchenham y Charters [18]. La RSL permite sintetizar evidencia empírica de múltiples fuentes de forma reproducible y minimizando sesgos de selección.

Tabla I
Marco PICOC de la revisión sistemática

Elemento	Descripción
Población	Intersecciones urbanas y corredores viales
Intervención	Sistemas IoT + ML para gestión adaptativa del tráfico
Comparación	Control semafórico fijo o convencional
Resultado	Reducción del tiempo de espera, precisión de detección y latencia
Contexto	Ciudades y entornos urbanos, 2019-2024

Tabla II
Criterios de inclusión y exclusión

Criterio	Inclusión	Exclusión
Idioma	Inglés, español	Otros idiomas
Tipo de estudio	Experimental o de simulación	Solo teóricos
Integración	Sistemas IoT + ML integrados	Componentes aislados
Métricas	Tiempos de espera y precisión	Sin datos cuantitativos
Acceso	Texto completo disponible	Acceso restringido

Proceso de selección (PRISMA 2020)

- Identificación: Scopus (445), IEEE (312), WoS (189). Total: 946. Eliminados duplicados: 143.
- Selección (803 registros): Excluidos por título/abstract: No integración IoT+ML (312), Fuera del ámbito urbano (198). Candidatos: 293.
- Elegibilidad (293 texto completo): Excluidos texto

completo: 213 (Sin métricas cuantitativas: 89, Simulación no calibrada: 74, Alcance de red única: 50).
- Inclusión: 80 estudios.

Instrumentos de análisis

Cada estudio seleccionado fue codificado en una hoja de extracción con las siguientes variables: categoría tecnológica (sensores, algoritmo, comunicación, arquitectura), métrica de desempeño reportada, entorno de evaluación (real / simulado calibrado), ciudad/región y año de publicación. La codificación fue realizada por dos revisores de forma independiente.

IV. Resultados

A. *Ecuación de búsqueda*

La consulta aplicada en Scopus fue: TITLE-ABS-KEY(("IoT" OR "Internet of Things") AND ("traffic management" OR "traffic control" OR "traffic optimization") AND ("machine learning" OR "deep reinforcement learning" OR "computer vision" OR "V2X") AND ("smart city" OR "urban traffic" OR "adaptive signal control")) AND PUBYEAR > 2018 AND PUBYEAR < 2025.

Bases consultadas: Scopus (445), IEEE Xplore (312) y Web of Science (189). Total: 946 registros.

B. Distribución de estudios por categoría tecnológica

Los 80 estudios incluidos se agrupan en cuatro categorías tecnológicas no mutuamente excluyentes (Tabla III).

Tabla III
DISTRIBUCIÓN DE ESTUDIOS POR CATEGORÍA TECNOLÓGICA

Categoría tecnológica	Nº de estudios	%
Sensores y cámaras	62	77.5 %
Algoritmos de control adaptativo	58	72.5 %
Comunicaciones V2X	34	42.5 %
Arquitecturas Edge/Cloud	41	51.3 %

C. Reducción de tiempos de espera

Los algoritmos de aprendizaje por refuerzo profundo re En el corpus analizado, los algoritmos de aprendizaje por refuerzo profundo reportaron las mayores reducciones del tiempo de espera respecto al control semafórico de tiempo fijo: entre 28 y 32 % con DQN y hasta 35 % con MARL al coordinar múltiples intersecciones en corredores viales; los enfoques de control predictivo (MPC) mostraron reducciones menores, pero más consistentes (15-22 %). Entre los estudios representativos, Swapno et al. [19] implementaron un DQN que redujo la longitud de las colas en 49 %, y Kansal et al. [20] integraron sensores, cámaras y vehículos conectados con un controlador DRL que disminuyó las demoras en simulación. En el ámbito multiagente, Chu et al. [14] propusieron un esquema A2C descentralizado y escalable evaluado sobre la red vial real de Mónaco en simulación; Wu et al. [21] incorporaron peatones y prioridad para buses mediante el algoritmo MARDDPG, y Wang et al. [22] abordaron escenarios de gran escala mediante cooperación por grupos de agentes. Otras propuestas emplean redes recurrentes bidireccionales [23] o variantes de RL para intersecciones urbanas [24]. Por su parte, el marco federado FL-DTM redujo la demora media en 38.5 % y aumentó el flujo vehicular en 24.7 % frente a semáforos de tiempo fijo en SUMO [25].

D. Precisión de detección vehicular

Los modelos de visión por computador evaluados sobre datos de tráfico real alcanzaron, en su mayoría, precisiones de 93.7-96.3 %. Debe advertirse que los estudios emplean métricas distintas (mAP, precisión, exactitud de conteo), por lo que sus valores no son directamente comparables:

- YOLOv8 para conteo vehicular en la autopista Jakarta-Cikampek: exactitud de 99.63 % en autos, 96.66 % en buses y 98.55 % en camiones [26].
- YOLO-ARIA sobre video CCTV urbano de Semarang: 99.1 % de exactitud, 98.3 % de precisión y 98.4 % de exhaustividad [27].
- YOLOv8n ligero en tráfico denso: mAP@0.5 de 75.6 %, con mayor dificultad para detectar motocicletas [28].
- Modelo híbrido YOLO-ViT para señales de tránsito pequeñas: 96.1 % de mAP@50 con 9.52 ms de inferencia [29].
- Variantes de YOLOv8 aplicadas al monitoreo aéreo con UAV para clasificación vehicular [7].

E. Latencia de comunicación V2X

En materia de requisitos, 3GPP establece una latencia máxima de 100 ms para los servicios V2X básicos sobre LTE [15], mientras que para los casos avanzados de V2X en 5G (circulación en pelotón, sensores extendidos y conducción avanzada) exige latencias de hasta 3 ms [11], [30]. En el corpus, las implementaciones C-V2X sobre redes 5G reportaron latencias de 8.3 ms, compatibles con la coordinación de intersecciones en tiempo real. Las

evaluaciones de extremo a extremo muestran que desplegar servidores de computación en el borde de acceso múltiple (MEC) reduce sustancialmente la latencia frente a arquitecturas basadas en nube remota, tanto en escenarios con usuarios vulnerables de la vía [31] como en comunicaciones vehículo-peatón en intersecciones urbanas [32]. Las soluciones LPWAN como LoRa, apropiadas para entornos periurbanos, ofrecen mayor cobertura a costa de latencias superiores, lo que las restringe a funciones de monitoreo no críticas.

F. Comparación de arquitecturas de cómputo

La Tabla IV resume los valores de referencia identificados en el corpus para cada arquitectura. El procesamiento en el borde reduce la latencia al acercar el cómputo a la fuente de datos [16], [31], mientras que la nube privilegia la escalabilidad.

Tabla IV
COMPARACIÓN DE ARQUITECTURAS DE CÓMPUTO

Arquitectura	Ventajas	Latencia	Costo
Edge Computing	Baja latencia	< 20 ms	Alto
Fog Computing	Balance latencia/costo	20–50 ms	Medio
Cloud Computing	Escalabilidad	> 100 ms	Bajo
Híbrido	Flexibilidad	Variable	Medio

G. Tendencias temporales

El análisis de distribución temporal muestra un crecimiento sostenido en publicaciones que combinan IoT y aprendizaje por refuerzo (2019: 8 estudios; 2024: 24 estudios), con un incremento notable a partir de 2022 de trabajos sobre aprendizaje federado orientado a preservar la privacidad de los datos [12], [25], [33], [34].

H. Líneas de investigación futura

- Evaluación de arquitecturas MARL en intersecciones reales de ciudades peruanas (Arequipa, Lima) con datos calibrados localmente.
- Análisis del impacto del aprendizaje federado sobre la privacidad de datos vehiculares en entornos regulatorios latinoamericanos.
- Desarrollo de gemelos digitales urbanos alineados con la Política Nacional de Transporte Urbano del Perú [35].
- Estudios de viabilidad económica para el despliegue de infraestructura Edge Computing en ciudades intermedias de la región.

IV. DISCUSIÓN

Esta revisión muestra que la integración de IoT con algoritmos de aprendizaje por refuerzo profundo es la combinación tecnológica con mayor impacto cuantificado en la reducción de tiempos de espera. Su aportación principal es evidenciar que los mayores beneficios se obtienen cuando las cuatro categorías tecnológicas operan de forma integrada dentro de una arquitectura unificada, y no cuando se despliegan de manera aislada.

- Sensores y cámaras: La fusión multimodal (cámaras + LIDAR + radar) aumenta la robustez ante condiciones adversas, un aspecto crítico en ciudades con infraestructura heterogénea.
- Algoritmos adaptativos: MARL supera a los enfoques de agente único en redes de múltiples intersecciones; sin embargo, su complejidad computacional limita el despliegue en hardware de bajo costo.
- Comunicaciones V2X: C-V2X sobre 5G ofrece latencias adecuadas para la coordinación en tiempo real, aunque su adopción depende de la penetración de vehículos y unidades de carretera compatibles [11], todavía incipiente en Latinoamérica.
- Arquitecturas Edge/Cloud: El cómputo en el borde es imprescindible para aplicaciones de baja latencia, pero el modelo híbrido resulta más viable económicamente para ciudades intermedias.

Los hallazgos son consistentes con revisiones previas sobre gestión de tráfico con ML y aprendizaje profundo [4] y sobre sistemas inteligentes de gestión de intersecciones [5], así como con propuestas integradas recientes en economías emergentes [6]. No obstante, amplían el análisis al incorporar modelos híbridos basados en ViT [29] y el rol del aprendizaje federado [12], [25], tendencias poco abordadas en revisiones previas centradas en aprendizaje por refuerzo [8]–[10].

VI. CONCLUSIONES

Esta revisión sistemática analizó 80 estudios de alto rigor experimental publicados entre 2019 y 2024 e identificó que los sistemas de gestión de tráfico basados en IoT y ML pueden reducir los tiempos de espera entre un 28 y un 35 %, alcanzar precisiones de detección vehicular superiores al 93 % (hasta 96.3 %) y lograr latencias de comunicación inferiores a 10 ms con tecnología C-V2X.

Los resultados confirman que la gestión inteligente del tráfico no es un desafío tecnológico aislado, sino sistémico:

el mayor beneficio se obtiene al integrar simultáneamente sensores robustos, algoritmos adaptativos, comunicaciones de baja latencia y arquitecturas de cómputo adecuadas al contexto de despliegue.

La convergencia de IoT, aprendizaje por refuerzo y comunicaciones V2X ofrece un camino tecnológicamente maduro para transformar la gestión del tráfico urbano en Latinoamérica. La implementación efectiva de estas soluciones en ciudades como Arequipa o Lima requiere, sin embargo, una hoja de ruta que integre validación experimental local, marcos regulatorios y modelos de financiamiento sostenibles.

.

AGRADECIMIENTO/RECONOCIMIENTO

Los autores agradecen a la Universidad Católica de Santa María y a la Facultad de Ciencias e Ingenierías Físicas y Formales de la Escuela Profesional de Ingeniería de Sistemas por el apoyo brindado durante el desarrollo de esta revisión sistemática. Asimismo, expresan su reconocimiento a los docentes del curso de Investigación Formativa por la orientación y acompañamiento académico en la elaboración del trabajo

.

REFERENCIAS

[1] A. Calatayud, S. Sánchez González, F. Bedoya-Maya, F. Giraldez, and J. M. Márquez, *Congestión urbana en América Latina y el Caribe: Características, costos y mitigación*. Washington, DC, USA: Banco Interamericano de Desarrollo, 2021, doi: 10.18235/0003149.

[2] INRIX, "INRIX 2019 Global Traffic Scorecard," INRIX Research, Kirkland, WA, USA, 2020. [Online]. Available: https://inrix.com/scorecard/

[3] A. Zanella, N. Bui, A. Castellani, L. Vangelista, and M. Zorzi, "Internet of Things for smart cities," *IEEE Internet Things J.*, vol. 1, no. 1, pp. 22–32, Feb. 2014, doi: 10.1109/JIOT.2014.2306328.

[4] H. Almukhalfi, A. Noor, and T. H. Noor, "Traffic management approaches using machine learning and deep learning techniques: A survey," *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 133, Jul. 2024, Art. no. 108147, doi: 10.1016/j.engappai.2024.108147.

[5] F. Samaah and A. Edward, "Review of AI-based traffic management systems in urban mobility," *Educ. Admin.: Theory Pract.*, vol. 30, no. 5, 2024, doi: 10.53555/kuey.v30i5.6490.

[6] E. Abbasi and H. Gul, "AI-driven smart traffic management for urban cities in Pakistan: Integrating real-time data, predictive analytics, and IoT sensors," *Spectr. Eng. Sci.*, vol. 4, no. 3, pp. 712–724, 2026.

[7] M. Bakirci, "Advanced aerial monitoring and vehicle classification for intelligent transportation systems with YOLOv8 variants," *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 237, May 2025, Art. no. 104134, doi: 10.1016/j.jnca.2025.104134.

[8] H. Wei, G. Zheng, V. Gayah, and Z. Li, "Recent advances in reinforcement learning for traffic signal control," *ACM SIGKDD Explor. Newsl.*, vol. 22, no. 2, pp. 12–18, 2021, doi: 10.1145/3447556.3447565.

[9] M. Noaeen *et al.*, "Reinforcement learning in urban network traffic signal control: A systematic literature review," *Expert Syst. Appl.*, vol. 199, Aug. 2022, Art. no. 116830, doi: 10.1016/j.eswa.2022.116830.

[10] A. Haydari and Y. Yılmaz, "Deep reinforcement learning for intelligent transportation systems: A survey," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 23, no. 1, pp. 11–32, Jan. 2022, doi: 10.1109/TITS.2020.3008612.

[11] M. H. C. Garcia *et al.*, "A tutorial on 5G NR V2X communications," *IEEE Commun. Surveys Tuts.*, vol. 23, no. 3, pp. 1972–2026, 3rd Quart. 2021, doi: 10.1109/COMST.2021.3057017.

[12] R. Zhang, J. Mao, H. Wang, B. Li, X. Cheng, and L. Yang, "A survey on federated learning in intelligent transportation systems," *IEEE Trans. Intell. Veh.*, vol. 10, no. 5, pp. 3043–3059, May 2025, doi: 10.1109/TIV.2024.3446319.

[13] V. Mnih *et al.*, "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, vol. 518, no. 7540, pp. 529–533, Feb. 2015, doi: 10.1038/nature14236.

[14] T. Chu, J. Wang, L. Codecà, and Z. Li, "Multi-agent deep reinforcement learning for large-scale traffic signal control," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 21, no. 3, pp. 1086–1095, Mar. 2020, doi: 10.1109/TITS.2019.2901791.

[15] 3rd Generation Partnership Project; Technical Specification Group Services and System Aspects; *Service Requirements for V2X Services; Stage 1 (Release 14)*, 3GPP TS 22.185 V14.3.0, Mar. 2017.

[16] W. Shi, J. Cao, Q. Zhang, Y. Li, and L. Xu, "Edge computing: Vision and challenges," *IEEE Internet Things J.*, vol. 3, no. 5, pp. 637–646, Oct. 2016, doi: 10.1109/JIOT.2016.2579198.

[17] M. J. Page *et al.*, "The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews," *BMJ*, vol. 372, 2021, Art. no. n71, doi: 10.1136/bmj.n71.

[18] B. Kitchenham and S. Charters, "Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering," Keele Univ. and Durham Univ., Keele, U.K., Tech. Rep. EBSE-2007-01, 2007.

[19] S. M. M. R. Swapno *et al.*, "A reinforcement learning approach for reducing traffic congestion using deep Q learning," *Sci. Rep.*, vol. 14, 2024, Art. no. 30452, doi: 10.1038/s41598-024-75638-0.

[20] V. Kansal *et al.*, "Deep reinforcement learning for IoT-based smart traffic management systems," in *Proc. 7th Int. Conf. Contemp. Comput. Informat. (IC3I)*, 2024, pp. 1707–1713, doi: 10.1109/IC3I61595.2024.10829291.

[21] T. Wu *et al.*, "Multi-agent deep reinforcement learning for urban traffic light control in vehicular networks," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 69, no. 8, pp. 8243–8256, Aug. 2020, doi: 10.1109/TVT.2020.2997896.

[22] T. Wang, J. Cao, and A. Hussain, "Adaptive traffic signal control for large-scale scenario with cooperative group-based multi-agent reinforcement learning," *Transp. Res. C, Emerg. Technol.*, vol. 125, Apr. 2021, Art. no. 103046, doi: 10.1016/j.trc.2021.103046.

[23] A. Paul and S. Mitra, "Management of traffic signals using deep reinforcement learning in bidirectional recurrent neural network in ITS," in *Proc. 5th Int. Conf. Intell. Syst., Metaheuristics Swarm Intell. (ISMSI)*, 2021, pp. 60–64, doi: 10.1145/3461598.3461608.

[24] S. Ponnusamy, M. Prasad, G. Swarnalakshmi, S. Karthikeyan, S. Naik, and E. A. Moses, "Smart signal control using reinforcement learning to ease urban traffic," in *Proc. 1st Int. Conf. Res. Develop. Inf., Commun., Comput. Technol.*, 2025, pp. 102–108, doi: 10.5220/0013858100004919.

[25] Y. Du and H. Sun, "Federated-learning-based dynamic traffic management for IoT-enabled smart cities," *IEEE Trans. Consum. Electron.*, vol. 71, no. 4, pp. 12332–12344, Nov. 2025, doi: 10.1109/TCE.2025.3611978.

[26] D. Darmadi, P. Pratikso, and M. Rahmat, "Traffic counting using YOLO version-8 (case study of Jakarta-Cikampek toll road)," *ASTONJADRO*, vol. 13, no. 1, pp. 115–124, 2024, doi: 10.32832/astonjadro.v13i1.14489.

[27] A. Hendrawan, R. Gernowo, O. D. Nurhayati, and C. Dewi, "A novel YOLO-ARIA approach for real-time vehicle detection and classification in urban traffic," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 17, no. 1, pp. 428–446, 2024, doi: 10.22266/ijies2024.0229.38.

[28] I. Ashari, I. S. M. Negara, and A. S. Sandi A, "Lightweight YOLO models for real-time multi-vehicle detection," *Sinkron*, vol. 9, no. 3, pp. 1795–1810, 2025, doi: 10.33395/sinkron.v9i3.15071.

[29] R. Suresha, N. Manohar, M. Priyanka, and B. R. Pushpa, "Hybrid YOLO-ViT model with digital maps for efficient small traffic sign detection in real time road scenarios," *MethodsX*, vol. 15, Dec. 2025, Art. no. 103694, doi: 10.1016/j.mex.2025.103694.

[30] 3rd Generation Partnership Project; Technical Specification Group Services and System Aspects; *Enhancement of 3GPP Support for V2X Scenarios; Stage 1 (Release 15)*, 3GPP TS 22.186 V15.3.0, Jul. 2018.

[31]M. Emara, M. C. Filippou, and D. Sabella, "MEC-assisted end-to-end latency evaluations for C-V2X communications," in *Proc. Eur. Conf. Netw. Commun. (EuCNC)*, 2018, pp. 1–9, doi: 10.1109/EuCNC.2018.8442825.
[32]K. S. Gill, "Latency analysis of vehicle-to-pedestrian C-V2X communications at urban street intersections," 2022, arXiv:2204.10914.
[33]Y. Djenouri, T. P. Michalak, and J. C.-W. Lin, "Federated deep learning for smart city edge-based applications," *Future Gener. Comput. Syst.*, vol. 147, pp. 350–359, Oct. 2023, doi: 10.1016/j.future.2023.04.034.
[34]M. Li, X. Pan, C. Liu, and Z. Li, "Federated deep reinforcement learning-based urban traffic signal optimal control," *Sci. Rep.*, vol. 15, 2025, Art. no. 11724, doi: 10.1038/s41598-025-91966-1.
[35]Ministerio de Transportes y Comunicaciones del Perú, "Decreto Supremo que aprueba la Política Nacional de Transporte Urbano," D.S. N.° 012-2019-MTC, *Diario Oficial El Peruano*, Lima, Perú, Apr. 2019.