ISBN: 978-628-96613-1-6. ISSN: 2414-6390. Digital Object Identifier: https://dx.doi.org/10.18687/LACCEI2025.1.1.1656

Vehicle Detection And Classification System Based On Deep Learning Neural Networks

David Alexander, Nizama Yamunaque[1]; and Leonardo, Flores González[2]
[1,2]National University of Engineering, Lima, Perú
dnizamay@uni.pe, lfloresg@edu.uni.pe

Abstract–This study presents the development and implementation of an automated system for vehicle detection, classification, and counting based on deep learning neural networks, within the domain of computer vision. The system aims to streamline vehicular gauging processes by utilizing pre-trained algorithms such as YOLOv3 and Detectron2, enabling real-time identification and categorization of vehicles in video sequences. Data acquisition was conducted at a key urban intersection, and the performance of the automated system was validated by comparing results with manual vehicle counts. The findings demonstrate that the proposed solution achieves a high degree of accuracy, with YOLOv3 yielding a mean precision of 97.6%, thus underscoring its potential as a reliable, cost-effective alternative to traditional traffic data collection methods. The proposed system has significant applications in Intelligent Transportation Systems (ITS), contributing to enhanced traffic management and infrastructure planning.

Key words: Artificial intelligence, computer vision, neural networks, deep learning, vehicular gauging, vehicular traffic study, detection algorithm, pattern recognition, convolutions networks.

Sistema de Detección y Clasificación Vehicular basado en Redes Neuronales de Aprendizaje Profundo

David Alexander, Nizama Yamunaque[1]; and Leonardo, Flores González[2]
[1,2]National University of Engineering, Lima, Perú
dnizamay@uni.pe, lfloresg@edu.uni.pe

Resumen– ***Este estudio presenta el desarrollo e implementación de un sistema automatizado para la detección, clasificación y conteo vehicular basado en redes neuronales de aprendizaje profundo, en el ámbito de la visión computacional. El sistema tiene como objetivo optimizar los procesos de aforo vehicular mediante el uso de algoritmos pre-entrenados como YOLOv3 y Detectron2, permitiendo la identificación y categorización en tiempo real de vehículos en secuencias de video. La adquisición de datos se llevó a cabo en una intersección urbana clave, y el desempeño del sistema automatizado fue validado mediante la comparación de resultados con conteos manuales de vehículos. Los hallazgos demuestran que la solución propuesta alcanza un alto grado de precisión, siendo YOLOv3 el modelo más destacado con una precisión promedio del 97.6%, lo que resalta su potencial como una alternativa confiable y rentable frente a los métodos tradicionales de recolección de datos de tráfico. El sistema propuesto presenta aplicaciones significativas en Sistemas Inteligentes de Transporte (ITS), contribuyendo a una mejor gestión del tráfico y a la planificación de infraestructura vial.***

Palabras clave-- ***Inteligencia artificial, visión artificial, redes neuronales, aprendizaje profundo, aforo vehicular, estudio de tráfico vehicular, algoritmo de detección, reconocimiento de patrones, redes convoluciones.***

I. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

Los problemas de tráfico, como la movilidad, seguridad y el consumo eficiente, han sido siempre una preocupación entre la población. La saturación de las vías ocasiona que se formen en las intersecciones los denominados cuellos de botella, lo cual aumenta el tiempo de permanencia en el sistema y alargue de las horas de viaje, evitando el aprovechamiento en actividades productivas, mientras que en países en vías de desarrollo tratan de que las horas de transporte de la población sean aprovechadas al máximo [1].

Las empresas o entidades dedicadas a la concesión vial necesitan de herramientas para elaborar estudios de tráfico que les permita planificar y diseñar correctamente una construcción, rehabilitación o mejora de una obra vial. Para ello, se requiere de datos de flujo vehicular en la vía a fin de pronosticar la demanda futura, por lo que, una forma de hacerlo es que dicha toma de datos y análisis sea realizada por un grupo considerado de personas en campo, lo que supone una inversión elevada de recursos humanos, financieros y logísticos [2].

Si bien es cierto que el proceso de recolección de datos comúnmente se realiza de forma manual, existe una alternativa poca profundizada que es el campo computacional [3]. En los últimos años, por la evolución de los procesadores y creación de computadoras más rápidas y autónomas, la inteligencia artificial ha impulsado la solución de diversos problemas más complejos debido a las bondades y rendimiento que ofrecen sus técnicas de Machine Learning y Deep Learning [4].

II. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema automatizado de detección y clasificación vehicular basado en redes neuronales de Aprendizaje Profundo que permita realizar aforos vehiculares a través del uso de videograbaciones.

III. HIPÓTESIS

Automatizar la detección y clasificación vehicular basado en redes neuronales de aprendizaje profundo permite recolectar datos de tránsito de vehículos según su tipología para un aforo vehicular.

IV. FUNDAMENTO TEÓRICO

En los últimos años, la detección de objetos mediante redes neuronales ha tenido un desarrollo acelerado, impulsado principalmente por los avances de las técnicas de Machine Learning y Deep Learning y el aumento de la capacidad computacional. En ese contexto, destacan algoritmos como YOLO (You Only Look Once) [5] y Detectron [6], los cuales permiten realizar detección y clasificación de objetos, con alta precisión.

A. REDES NEURONALES

En el presente estudio se emplearon los modelos *Yolov3* y *Detectron2* como bases para la detección y clasificación vehicular, debido a una combinación de criterios de disponibilidad tecnológica, pre-entrenamientos de redes, robustez validada y compatibilidad computacional:

- *YOLOv3*: desarrollado por Joseph Redmon y Ali Farhadi [5], es reconocido por su equilibrio entre velocidad de procesamiento y precisión de detección. Fue publicado

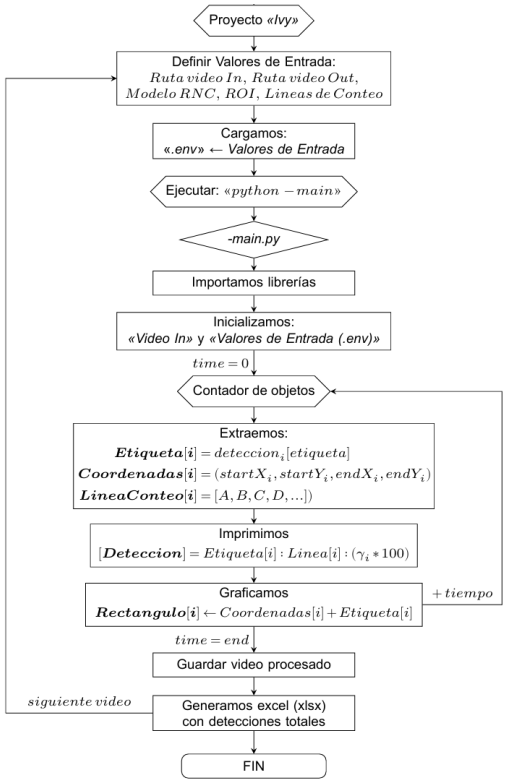
por primera vez en el 2015 y mejorado en el 2016 con la versión *YOLO9000* (*YOLOv2*). En el 2018, Redmon y Farhadi (2018) publicaron la versión *YOLOv3*, la cual contenía mejoras en el rendimiento de la red. Una de las particularidades de *YOLOv3* es que está se encuentra entrenada con el conjunto de datos *COCO* dataset (*Common Objects in Context dataset*).

- *Dectectron2*: lanzado por Facebook AI Research (FAIR) en 2019 [6], proporciona algoritmos y modelos de detección y segmentación de objetos de última generación que son utilizados en varios proyectos de investigación de visión artificial. Fue seleccionado por su rendimiento en datasets de referencia como *COCO*, lo que la convierte en una herramienta de gran robustez para tareas de detección de múltiples tipos de vehículos.

B. Detección Y Clasificación Vehicular En Videos

Para la detección y clasificación vehicular en videos se utilizó el algoritmo de conteo de objetos de código abierto «*Ivy*» [7], desarrollado por Nicholas Kajoh, ingeniero de software de Nigeria, y las redes neuronales pre-entrenadas *YoloV3* (2018), desarrollado por Joseph Redmon y Ali Farhadi en el 2018, y *Dectrectron2* (2019), biblioteca de inteligencia artificial de Facebook AI Reasearch.

A continuación, se muestra el diagrama de flujo del algoritmo utilizado para la detección y clasificación vehicular mediante uso de videograbaciones:



Diag. 1. Diagrama de flujo del algoritmo de detección y clasificación vehicular en videograbaciones

Entre los principales parámetros de entrada del algoritmo tenemos los siguientes:

- VideoIn: Ruta absoluta/relativa del video o cámara de entrada con la escena de flujo vehicular. Acepta formato mp4, avi, entre otros.
- Región de Interés de Detección: Es el área en el video que representa un flujo vehicular en la que el algoritmo de detección se centrará en identificar y detectar los vehículos mediante la red neuronal seleccionada.
- Líneas de conteo: Son líneas dibujadas en la escena del video que nos permitirá contabilizar los vehículos detectados cada vez que un vehículo pase sobre estas. Están conectadas a un contabilizador que se actualiza instantáneamente con el registro de un nuevo vehículo.
- Detector**:** Modelo de red neuronal utilizada para detectar vehículos y clasificarlos según su tipología; entre las opciones tenemos: Yolov3 y Detectron2.

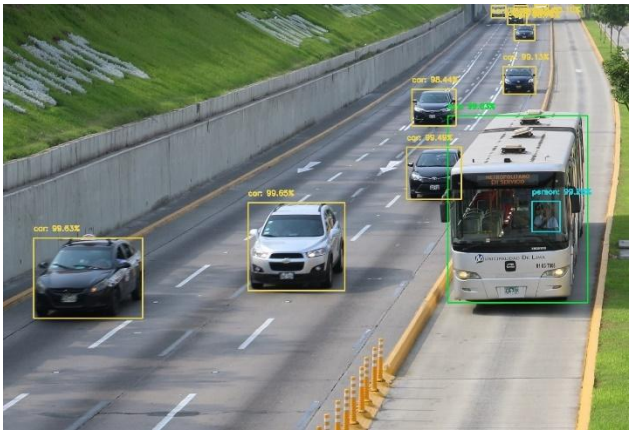


Fig. 1. Aplicación del algoritmo de detección en una fotografía - Imagen de Salida.

V. Proceso De Detección Y Clasificación Vehicular

A. Condiciones Iniciales

Los algoritmos se encuentran programados en código Python, por lo que se utilizó Python v3.8.2 y las librerías de OpenCV y PyTorch. Los cálculos y procesamiento se realizaron en un equipo portátil de las siguientes características: Intel(R) Core (TM) i7-7700HQ (7th Gen), 2.80GHz, RAM 16 GB y Tarjeta de video GeForce GTX1050.

B. Videograciones

El algoritmo se aplicó a videograbaciones con resolución 1920x1080 y 25 frames por segundo (fps), estas fueron grabadas en el horario de 1:00 p.m. (mediodía - tarde), en condiciones de buena iluminación.

Las grabaciones muestran el flujo vehicular en la intersección de las avenidas Av. Túpac Amaru y Av. Eduardo de Habich (puerta N° 4 de la Universidad Nacional de Ingeniería - UNI), en el distrito de Rímac, Perú. Ambas vías principales cuentan con dos (2) sentidos de tres (3) carriles cada uno.

En el caso particular de la Av. Túpac Amaru, en el centro de la vía se encuentra la ruta exclusiva de transporte público masivo "Metropolitano", la cual también tiene dos (2) sentidos con dos (2) carriles cada uno.

Fig. 2: Ubicación de área de estudio: Av. Tupac Amaru - Av. Eduardo de Habich, Lima, Perú.

Respecto a la grabación, esta fue registrada el día 25 de abril del 2018, en el horario de la 1:00 p.m. El video tiene una duración de 27 minutos y 41 segundos y un ángulo de visión en dirección a la Av. Eduardo de Habich, por lo que el flujo de vehicular de la Av. Túpac Amaru se visualiza en sentido horizontal. Los tipos de vehículos que más transcurren está vía son: carros, buses, camiones (vehículos pesados) y motocicletas.

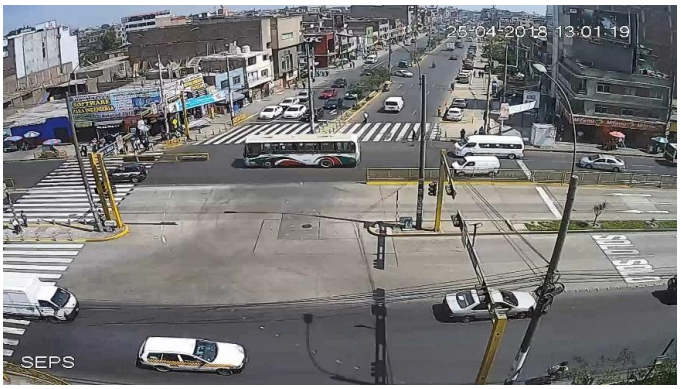


Fig. 3. Video de estudio. Av. Tupac Amaru - Av. Eduardo de Habich, Lima, Perú.

C. Rutas y Direcciones del Flujo Vehicular

Se procedió a identificar las rutas y direcciones de flujo vehicular en la zona de estudio. Para la intersección de las avenidas Av. Túpac Amaru y Av. Eduardo de Habich se identificaron un total de siete (7) posibles rutas de flujo vehicular, estas son las correspondientes a la siguiente figura:

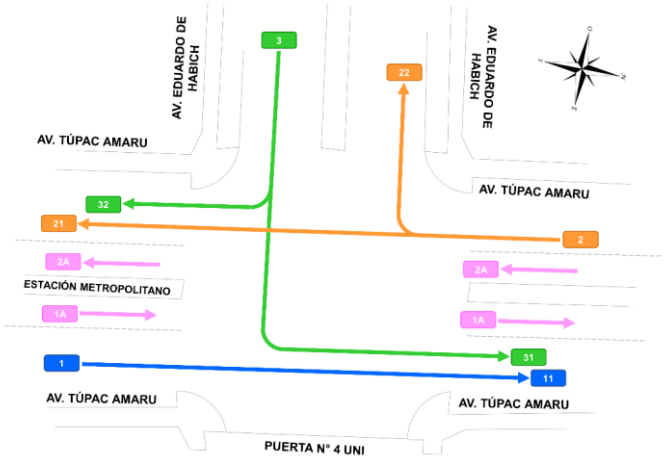


Fig. 4. Rutas y direcciones de flujo vehicular: Av. Tupac Amaru - Av. Eduardo de Habich

D. Líneas de Conteo

Una vez conocidas las rutas y direcciones del flujo se procedió a definir las líneas de conteo, es decir, los contadores vehiculares. Para el caso en estudio, y con el ángulo de enfoque del video, se consideró crear cinco (5) líneas de conteo:

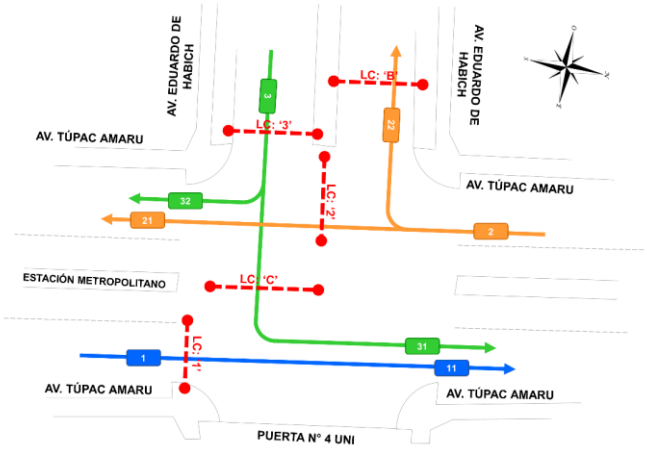


Fig. 5. Líneas de conteo vehicular: Av. Tupac Amaru - Av. Eduardo de Habich

E. Región de Interés De Detección (DROI)

Seguidamente, se procede a definir el área de la Región de Interés de Detección. Esta región es de suma importancia debido a que el algoritmo centralizará su proceso de identificación y detección de vehículos solo en esta área, obviando los vehículos que se encuentren o transiten fuera de ella, esto se hace con el fin de que el usuario introduzca a su conveniencia y particularidad del caso los flujos vehiculares de la vía y de, además, ahorrar recursos del computador.

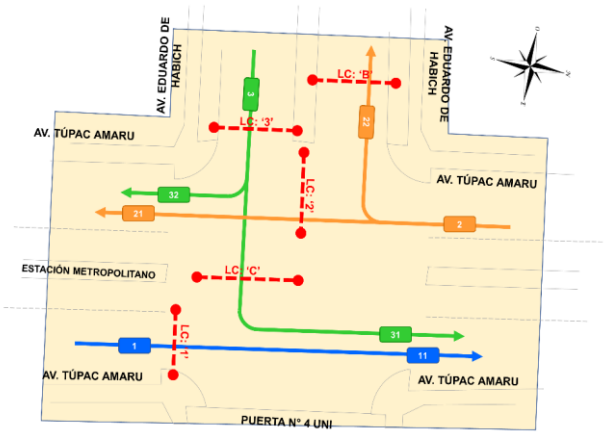


Fig. 6. Región de Interés de Detección (DROI): Av. Tupac Amaru - Av. Eduardo de Habich

F. Proceso del Algoritmo

A continuación, se muestra una imagen de la ventana de depuración en la que se visualizan las cinco (5) líneas de conteo creadas: {'1', '2', 'B', '3', 'C'}; así como, la Región de Interés de Detección - DROI, en amarillo trasparente. Como se visualiza en la imagen, al lado izquierdo de la ventana emergente se muestra en tiempo real el contador de vehículos según su tipología por cada línea de conteo.

Fig. 7. Proceso de detección, clasificación y conteo vehicular en la intersección Av. Tupac Amaru y Av. Eduardo de Habich

VI. Aplicación y Resultados del Aforo Vehicular

Procedemos a realizar un aforo vehicular en la intersección vial para determinados intervalos de tiempo, para ello, utilizaremos el algoritmo de detección y clasificación vehicular con cada una de las redes neuronales seleccionadas (*YoloV3* y *Decteron2*) y comparamos sus resultados con un aforo manual. El aforo se realizó en intervalos de 5 minutos (se toma el periodo de 5 min por cuestiones prácticas ya que el video tiene una duración de 27 min), para ello, se dividió el video en cortos videos de 5 minutos cada uno y lo procesamos en el algoritmo a fin de determinar los volúmenes de tráfico que soporta la intersección.

Luego comparamos sus resultados con un aforo manual, esto con el objetivo de contrastar los resultados y determinar la precisión que tiene cada red neuronal.

A. Aforo Vehicular con Yolo

Evaluamos los 5 cortes de video (de 5min cada uno) en el algoritmo de detección y clasificación vehicular haciendo uso de la red «YoloV3». A continuación, se detalla la data obtenida del aforo vehicular para cada flujo de vehículos:

Hora	Q11 - RNA: Yolo				Total vehículos	Vehículos UCP
	carros	buses	camión	motoc		
01:00 - 01:05	104	3	19	5	131	162
01:05 - 01:10	99	6	7	5	117	136
01:10 - 01:15	84	4	11	4	103	125
01:15 - 01:20	108	4	9	3	124	143
01:20 - 01:25	100	4	11	1	116	140
TOTAL	**495**	**21**	**57**	**18**	**591**	**706**
	83.76%	3.55%	9.64%	3.05%		

Tabla 1. Aforo vehicular del flujo Q11 utilizando la red neuronal YoloV3

Hora	Q21 - RNA: Yolo				Total vehículos	Vehículos UCP
	carros	buses	camión	motoc		
01:00 - 01:05	113	11	17	4	145	190
01:05 - 01:10	116	11	18	2	147	195
01:10 - 01:15	110	10	14	6	140	177
01:15 - 01:20	88	11	9	7	115	146
01:20 - 01:25	130	12	14	4	160	202
TOTAL	**557**	**55**	**72**	**23**	**707**	**910**
	78.78%	7.78%	10.18%	3.25%		

Tabla 2. Aforo vehicular del flujo Q21 utilizando la red neuronal YoloV3

Hora	Volúmenes de Tránsito (UCP)					Total vehículos	%
	Q 11	Q 21	Q 22	Q 31	Q 32		
01:00 - 01:05	162	190	18	6	74	450	22.1%
01:05 - 01:10	136	195	30	13	58	432	21.2%
01:10 - 01:15	125	177	18	7	36	363	17.8%
01:15 - 01:20	143	146	19	10	76	394	19.3%
01:20 - 01:25	140	202	11	8	37	398	19.6%
Q total (25 min)	**706**	**910**	**96**	**44**	**281**	**2,037**	**100%**
q max (5min)	162	202	30	13	76	450	
Q max (25min)	**810**	**1,010**	**150**	**65**	**380**	**2,250**	
FHMD	0.87	0.90	0.64	0.68	0.74	0.91	

Tabla 3. Resumen del Aforo vehicular en la intersección utilizando red neuronal YoloV3

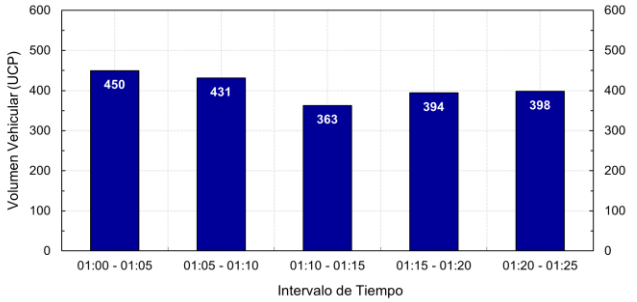


Fig. 8. Volumen vehicular en la intersección por periodos de 5 min, utilizando YoloV3

Como se detalla en la Tabla N° 1, el volumen de tránsito en la intersección detectados con la red YoloV3 fue de 2,037 vehículos UCP (Unidades Coche Patrón), de los cuales: 706 veh. ($Q11$) provinieron de los distritos de Lima (centro), El Agustino y San Lurigancho, 910 veh. 910 veh. ($Q21$) + 96 veh. ($Q22$) de los distritos de Independencia, Los Olivos y Comas, y 44 veh. ($Q31$) + 281 veh. ($Q32$) de los distritos de San Martín de Porres, Cercado y Callao.

B. Aforo Vehicular con Detectron2

Del mismo modo, procedemos a evaluar los 5 cortes de video, pero ahora utilizando la red neuronal «Detectron2». A continuación, se detalla la data obtenida del aforo vehicular para cada flujo de vehículos con la red «Detectron2»:

Hora	Volúmenes de Tránsito (UCP)					Total vehículos
	Q 11	Q 21	Q 22	Q 31	Q 32	
01:00 - 01:05	158	205	24	13	102	501
01:05 - 01:10	125	201	28	17	87	457
01:10 - 01:15	136	178	18	8	53	393
01:15 - 01:20	138	149	22	15	85	409
01:20 - 01:25	141	212	22	9	65	448
Q total (25 min)	**698**	**944**	**113**	**61**	**391**	**2208**
q max (5min)	158	212	28	17	102	501
Q max (25min)	**792**	**1058**	**140**	**83**	**508**	**2506**
FHMD	0.88	0.89	0.81	0.74	0.77	0.88

Tabla 4. Aforo Vehicular utilizando red neuronal Detectron2

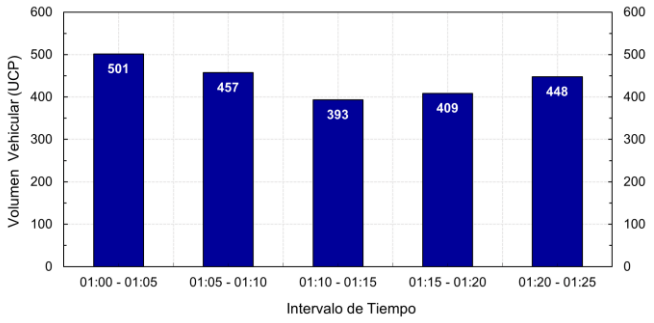


Fig. 9. Volumen vehicular en la intersección por periodos de 5 min, utilizando Detectron2

El volumen total de tránsito en la intersección detectado por la red Detectron2 fue de 2,208 vehículos UCP, de los cuales: 698 veh. ($Q11$) provinieron de los distritos de Lima (centro), El Agustino y San Lurigancho, 944 veh. ($Q21$) + 113 veh. ($Q22$) de los distritos de Independencia, Los Olivos y Comas, y 61 veh. ($Q31$) + 391 veh. ($Q32$) de los distritos de San Martín de Porres, Cercado y Callao.

C. Aforo Vehicular Manual

Finalmente, realizaremos un aforo «manual» con la finalidad de contrastar los resultados obtenidos de las redes neuronales con los datos de conteo reales.

Hora	Volúmenes de Tránsito (UCP)					Total vehículos
	Q 11	Q 21	Q 22	Q 31	Q 32	
01:00 - 01:05	166	189	27	6	61	449
01:05 - 01:10	142	177	24	11	69	425
01:10 - 01:15	138	166	26	8	37	375
01:15 - 01:20	138	131	32	10	66	378
01:20 - 01:25	152	192	18	8	39	409
Q total (25 min)	**735**	**856**	**128**	**44**	**273**	**2036**
q max (5min)	166	192	32	11	69	449
Q max (25min)	**829**	**961**	**160**	**57**	**347**	**2247**
FHMD	0.89	0.89	0.80	0.77	0.78	0.91

Tabla 5. Aforo Vehicular método Manual

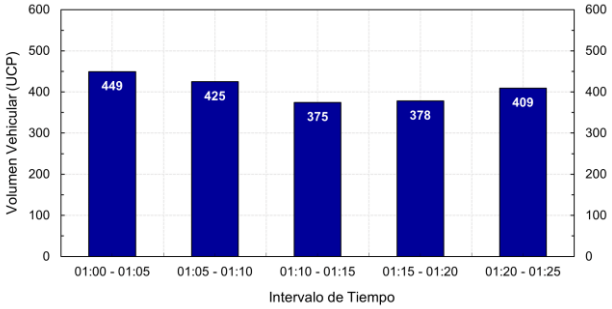


Fig. 10. Volumen vehicular en la intersección por periodos de 5 min, método Manual

D. Comparativa de Resultados

A continuación, se muestra la Tabla N° 4 en la que se presenta la comparativa de resultados obtenidos por los tres métodos de aforo vehicular en la intersección. Los volúmenes de tránsito son representados en Unidades Coche Patrón (UCP).

Hora	Volúmenes de Tránsito (UCP)			Diferencia de Conteo		Precisión	
	Manual	YoloV3	Detetr2	Yolo.	Detetr2	Yolo.	Detetr2
01:00 - 01:05	449	450	501	1	52	99.8%	88.4%
01:05 - 01:10	425	431	457	6	32	98.6%	92.5%
01:10 - 01:15	375	363	393	-12	18	96.8%	95.2%
01:15 - 01:20	378	394	409	16	31	95.8%	91.8%
01:20 - 01:25	409	398	448	-11	39	97.3%	90.5%
TOTAL	**2036**	**2036**	**2208**	**0**	**172**	**97.6%**	**91.7%**

Tabla 6. Comparativa de Aforo Vehicular en la intersección.

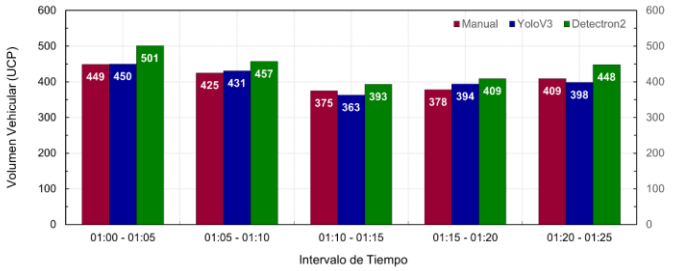


Fig. 11. Comparativa de aforo total vehicular en la intersección

VII. DISCUSIÓN DE RESULTADOS

A. DIFERENCIAS DE CONTEOS

La diferencia de conteos entre el aforo manual y Yolo fue de: {1, 6, -12, 16, -11} veh., respectivamente para cada periodo. En algunos periodos se contó vehículos menos y en otros vehículos más, y en algunos casos el algoritmo no acertó en la tipología del vehículo. No obstante, la suma absoluta de estos resultados fue de 0, es decir, existió una compensación de conteo a lo largo del periodo evaluado.

Respecto a los resultados del aforo manual y Detectron2, la diferencia de conteo fue de: {52, 32, 18, 31, 39} veh., esto quiere decir que el algoritmo contabilizó más vehículos de los que pasaron por la vía, esto se explica debido a que el tracking (seguimiento) de los vehículos, en muchos casos, perdía el rastro de un vehículo y cuando lo volvía a identificar lo consideraba como otro y no como el mismo vehículo, contabilizándolo más de una vez. La suma absoluta de estos resultados fue de 172 veh. contados de más.

B. PRECISIÓN DE LAS REDES NEURONALES

La precisión se calculó con la siguiente fórmula:

$$Precision = \left[1 - \frac{|RNA - Manual|}{Manual}\right] * 100\%$$

Para el caso de la red Yolo, su precisión por cada periodo fue de: 99.8%, 98.6%, 96.8%, 95.8%, 97.3%, respectivamente, y en promedio de 97.6%. Respecto a la red Detectron2, su precisión en cada periodo fue de: 88.4%, 92.5%, 95.2%, 91.8%, 90.5%, y en promedio del 91.7%, por debajo de los resultados de la red Yolo.

En un caso práctico, se espera que utilizando la red Yolo para un aforo vehicular, los resultados obtenidos sean 97.6% correctos, y para la red Detectron2, 91.7% correctos.

C. COMENTARIOS FINALES

- El uso de la Inteligencia Artificial, a través de las redes neuronales artificiales, es una alternativa accesible, rentable y económica para realizar un aforo vehicular de una vía y/o intersección. La presente tesis ha logrado implementar y aplicar técnicas de IA en la automatización del proceso de detección y clasificación vehicular a través del área de visión computacional.
- Es importante considerar que el algoritmo se evaluó utilizando videograbaciones con resolución 1920x1080 y 25 frames por segundo (fps), capturadas alrededor de la 1:00 p.m., en condiciones óptimas de iluminación. Estas condiciones favorecieron en un mejor desempeño del modelo, al reducir las interferencias y confusiones en el proceso de detección. Sin embargo, es necesario señalar que, en situaciones de baja iluminación, como en horarios nocturnos o en las primeras horas de la mañana, la precisión del modelo podría disminuir, afectando su desempeño general.
- Tomando en consideración la precisión y tiempo de procesamiento de cada red neuronal que se ha analizado, se concluye que para el análisis en videos la red Yolov3 es mucho más efectiva y precisa en calidad de resultados y reducción de tiempo de procesamiento en comparación a la red Detectron2. Los resultados de Yolo son muy confiables al realizar un aforo vehicular. Tal y como se muestra de la Tabla N° 5.1, la precisión de resultados de la red YoloV3 fue del 97.6% en promedio y 91.7% para la red Dectetron2.
- Los costos operativos son bajos en comparación a un aforo tradicional, en la que se traslada personal humano al lugar de estudio y se les mantiene por largas horas de trabajo recopilando data del flujo vehicular. Esta cantidad de personas es multiplicada por la cantidad de flujos, tipología de vehículos, intersecciones y vías que se estudiarán; resultando costos elevados en comparativa al procesamiento desarrollado en la presente tesis, en la que es más que suficiente realizar una grabación del lugar en estudio, tener un equipo de cómputo y tiempo para procesar el algoritmo para finalmente obtener la data deseada y con resultados verídicos y confiables.
- El sistema propuesto puede ser implementado como parte de un Sistema Inteligente de Transporte (ITS), ya que podemos tener actualizado modelos de tráfico de manera constante haciendo uso de videocamaras, las cuales en mucho de los casos se encuentran ya instaladas (como el de las municipalidades). Con información actualizándose constantemente se podrán tomar medidas más oportunas y eficientes para la gestión del tráfico y/o mejoras en la infraestructura vial.

VIII. REFERENCIAS

[1] W. Montenegro, "Automatización del monitoreo y diagnóstico del comportamiento vehicular y optimización del tiempo de recorrido en una red vial", Universidad Nacional de Ingeniería, Lima, Perú, 2018.

[2] J. Peña, "Sistema de detección y conteo de vehículos utilizando visión artificial", Universidad Nacional de Piura, Piura, Perú, 2017.

[3] F. Núñez, "Diseño de un sistema de reconocimiento automático de matrículas de vehículos mediante una red neuronal convolucional", Universitat Oberta de Catalunya, 2016.

[4] R. Lasse, Inteligencia artificial: 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro. Barcelona, España: Alienta Editorial, 2018.

[5] J. Redmon y A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement", arXiv preprint, abr. 2018. [En línea]. Disponible en: https://arxiv.org/abs/1804.02767

[6] Y. Wu, A. Kirillov, F. Massa, W.-Y. Lo, y R. Girshick, "Detectron2", 2019. [En línea]. Disponible en: https://github.com/facebookresearch/detectron2

[7] Nicholas Kajoh, Code «Ivy», 2018. [En línea]. Disponible en: https://github.com/nicholaskajoh/ivy

[8] Vector ITC, Inteligencia Artificial. Pasado, presente y futuro. Vector ITC (Digital&Innovation), 2018.

[9] IBM Cloud Education, "AI vs. Machine Learning vs. Deep Learning vs. Neuronal Networks: What's the Difference?", IBM, 2020.