

## BUENAS PRÁCTICAS PARA LA APLICACIÓN DE CONTEO DE TRÁFICO AUTOMATIZADO UTILIZANDO VISIÓN ARTIFICIAL EN CHILE

Solange Muñoz, Universidad de Chile – solange.munoz@ug.uchile.cl

Mauro Huenupi, Universidad de Chile y Aristo Consultores – mhuenupi@aristo.cl

Ariel López, Universidad de Chile – ariellopez@ug.uchile.cl

Alejandro Tirachini, University of Twente y Universidad de Chile - alejandro.tirachini@utwente.nl

*Palabras clave: Conteo de Flujos Vehiculares, Visión Artificial, DataFromSky*

### RESUMEN

Este paper tiene como objetivo principal entregar recomendaciones metodológicas para el conteo automatizado de flujos vehiculares y peatonales mediante la utilización de cámaras y visión artificial. Para el desarrollo del estudio, se utiliza una herramienta de última generación *DataFromSky*, la cual permite desarrollar diferentes análisis de los flujos vehiculares. Se examinaron cuatro intersecciones, que difieren en niveles de flujo, número de pistas, ubicación y ángulo de las cámaras, luminosidad y presencia de peatones, entre otras variables relevantes de analizar, evaluando los resultados para determinar la confiabilidad del conteo automatizado. Se presentan recomendaciones metodológicas para aumentar la exactitud de los conteos y se discuten posibles fuentes de error y su mitigación. Estas recomendaciones podrán ser aplicadas en futuros estudios y contribuirán a mejorar la calidad de los datos obtenidos mediante el uso de reconocimiento automatizado de imágenes en el ámbito de estudios de movilidad.

### ABSTRACT

This paper aims to provide methodological recommendations for automated counting of vehicle and pedestrian flows using cameras and computer vision. For the development of the study, an advanced tool, *DataFromSky*, is employed, which allows for various analyses of vehicular flows. Different cases were examined to evaluate the results and determine the accuracy of the automated traffic counting. Methodological recommendations are presented to increase the accuracy of the counts, and possible sources of error and their mitigation are discussed. These recommendations can be applied in future studies and contribute to improving the quality of data obtained through automated image recognition in the field of mobility studies.

## 1. INTRODUCCIÓN

En diversos campos de la ingeniería de transporte, el análisis del flujo vehicular juega un papel crucial en la toma de decisiones relacionadas con la movilidad, tanto en el ámbito del transporte urbano como interurbano, abarcando el tráfico interrumpido e ininterrumpido. En entornos urbanos, el tráfico vehicular genera una serie de externalidades negativas que se agravan en las principales ciudades del mundo, como la congestión, la contaminación, los siniestros de tránsito, el ruido y la intimidación, lo que afecta significativamente la calidad de vida de las personas.

Dentro de la infraestructura vial, las intersecciones limitan la capacidad de la red de transporte y son puntos críticos donde suelen ocurrir conflictos de tránsito, por lo tanto, revisten un interés particular y deben ser estudiadas con detenimiento. La gestión eficiente de las intersecciones requiere conciliar objetivos de seguridad y eficiencia. Para lograr una regulación adecuada de las intersecciones, es fundamental contar con información precisa sobre los usuarios, sus modos de transporte y los conflictos generados. Esto implica la necesidad de utilizar métodos confiables para obtener información básica, como los flujos vehiculares por tipo y movimiento, los tiempos de viaje, las demoras y las longitudes de las colas, entre otros parámetros relevantes.

En la obtención de información sobre flujos vehiculares se emplean diversos métodos. En Chile, hasta hace algunos años, el más comúnmente utilizado era el conteo manual, que consiste en registrar los volúmenes de tránsito mediante anotaciones en papel realizadas por personas en el terreno. Aunque este método ofrece la posibilidad de contar los flujos vehiculares por tipo y movimiento, presenta desventajas significativas que deben tenerse en cuenta. Entre ellas se encuentra su falta de precisión, así como la necesidad de contar con un elevado número de personas, especialmente en el caso de intersecciones complejas o extensas redes viales. Esta dependencia de un gran equipo de personal puede generar dificultades logísticas y operativas. Además, es importante destacar que el personal de campo se expone a jornadas laborales muy extensas, incluso poniendo en riesgo su integridad física, ya que no siempre se cumplen las condiciones laborales mínimas legales.

Es fundamental considerar las limitaciones mencionadas anteriormente y buscar alternativas más eficientes y seguras para la recopilación de datos de tráfico. Por otro lado, en las últimas décadas se han desarrollado dispositivos que automatizan el conteo de vehículos, como detectores neumáticos, bucles inductivos, radares, entre otros. Sin embargo, estas soluciones suelen proporcionar datos más generales, dificultando la identificación precisa del tipo de vehículo. Además, estos métodos no permiten tener una trazabilidad en los conteos, lo que implica que, en caso de duda, es necesario confiar en los registros obtenidos en el terreno.

Con el avance de la tecnología, se ha vuelto posible obtener información sobre los flujos vehiculares a través de grabaciones de video y el uso de inteligencia artificial. Esta combinación de herramientas permite la identificación automatizada de diversos tipos de objetos. Como resultado, surge la oportunidad de reemplazar el conteo manual por un enfoque basado en el reconocimiento de imágenes, lo que potencialmente reduce los errores asociados a las mediciones realizadas por personas. Además, la capacidad de revisar las grabaciones tantas veces como sea necesario facilita la resolución de cualquier duda que pueda surgir durante la extracción de los datos.

En este estudio se busca explorar alternativas para obtener información precisa y confiable sobre los flujos vehiculares. Se propone el uso de métodos basados en cámaras y visión artificial, en particular, se evaluará la precisión del software de reconocimiento automatizado de imágenes *DataFromSky*. Este enfoque automatizado tiene el potencial de reducir los costos asociados con la obtención de datos necesarios para los estudios de tránsito, como la gestión de intersecciones y la programación de semáforos, al mismo tiempo que proporciona una trazabilidad en los conteos realizados.

Al superar las limitaciones de los métodos tradicionales, se espera que el uso de la tecnología de reconocimiento automatizado de imágenes aporte mejoras significativas en la calidad y precisión de la información recopilada sobre los flujos vehiculares. Además, permitirá contar con datos más detallados y confiables, lo que respaldará la toma de decisiones fundamentadas en la gestión del tráfico y la planificación de transporte.

El presente artículo tiene como objetivo abordar tres aspectos fundamentales en el ámbito del conteo de flujos vehiculares y el catastro de información utilizando cámaras y tecnología de visión artificial. En primer lugar, se busca proporcionar recomendaciones metodológicas para mejorar el proceso de registro de datos utilizando esta tecnología. Estas recomendaciones estarán dirigidas a optimizar la exactitud y confiabilidad de los conteos, teniendo en cuenta variables clave que influyen en la calidad de los resultados. En segundo lugar, se pretende examinar la precisión del conteo de flujos vehiculares y peatonales utilizando una herramienta de reconocimiento automatizado de imágenes seleccionada, *DataFromSky*. Se analizará en detalle la capacidad de este último para detectar y contar de manera precisa los vehículos en diferentes escenarios y condiciones, realizando comparaciones con conteos realizados mediante inspección visual. Por último, se presentarán recomendaciones metodológicas para optimizar la exactitud de los conteos, además de discutir posibles fuentes de error y su propuesta de mitigación.

La primera sección de este artículo proporciona una revisión concisa de la literatura más relevante y actualizada relacionada directamente con la investigación en cuestión. Esta revisión abarca contribuciones realizadas en la última década, que abordan el análisis de dispositivos de recolección de datos de tráfico, así como los avances en inteligencia artificial y visión por computadora. A continuación, se presenta detalladamente la metodología empleada, incluyendo una descripción de los casos de estudio seleccionados y del software que facilitará el análisis de datos. Por último, se exponen los resultados más significativos obtenidos en esta investigación y se extraen conclusiones claves que brindan valiosas lecciones aplicables a la práctica en este campo de estudio.

## 2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

En Chile, el método predominante para medir flujos vehiculares es el conteo manual, el cual implica el despliegue de personal capacitado en el terreno para recopilar los datos. Esta metodología requiere la definición previa de la clasificación de vehículos, los movimientos específicos en el área de estudio, así como las fechas (días laborales, fines de semana, meses de verano, etc.) y los horarios relevantes (horas punta, horas fuera de punta, horas punta vespertinas). El conteo se realiza en intervalos de 10 a 15 minutos durante los períodos de análisis, ya sea durante un día o varios días de

una semana representativa para cada temporada. Generalmente, se utilizan formularios impresos, aunque también existen tableros electrónicos y aplicaciones de teléfonos inteligentes que facilitan la tarea. Sin embargo, este enfoque manual conlleva errores sustanciales, debido a las limitaciones de percepción humana, distracciones, fatiga, entre otros factores.

En la actualidad, se han desarrollado soluciones automatizadas para el conteo de flujos vehiculares, las cuales permiten realizar un análisis exhaustivo de los datos recopilados. Entre estas soluciones, se destacan diversos sensores no visuales, como bucles inductivos, placas de flexión, tubos de carretera neumáticos, sensores piezoeléctricos y radares láser. Sin embargo, estos sistemas fijos presentan limitaciones, ya que únicamente pueden capturar información estática y limitada, como el conteo de flujo, la ocupación de vehículos y las longitudes de las colas en un momento particular. No son capaces de registrar los movimientos continuos de los vehículos en tiempo real (Du et al., 2017).

Los drones o Sistemas Aéreos no Tripulados han demostrado ser una herramienta pionera y altamente versátil en el campo de la recopilación de datos de tráfico. Presentan una serie de ventajas significativas, siendo una de ellas su capacidad para capturar flujos de tráfico en áreas extensas y variadas, incluso en condiciones de congestión variable (Barmounakis & Geroliminis, 2020). Estos dispositivos ofrecen una solución prometedora con escasas limitaciones en esta área de estudio, lo que los convierte en una opción altamente atractiva y eficaz.

Tabla 1: Estudios de visión por computadora y temas de conteo.

N°	Autor/Año	Elementos por Visión por Computadora			
		Sistemas de conteo	Captura de imágenes	Seguridad y conflictos de tráfico	Conteo en tiempo real
1	<i>Cheung et al, 2005</i>	✓	-	-	-
2	<i>Angulo et al, 2010</i>	✓	-	-	✓
3	<i>Xia et al, 2014</i>	✓	✓	-	✓
4	<i>Felici-Castell et al, 2019</i>	-	✓	-	-
5	<i>Mahmud et al, 2019</i>	-	-	✓	-
6	<i>Essa &amp; T. Sayed, 2020</i>	-	✓	✓	✓
7	<i>Kidando et al, 2021</i>	-	✓	✓	-
8	<i>Radivojevic et al, 2021</i>	✓	-	-	✓
9	<i>Zhou et al, 2021</i>	✓	✓	-	✓

La visión por computadora (CV, por sus siglas en inglés) se presenta como una herramienta complementaria de gran relevancia en esta temática, ya que ha surgido como una opción altamente prometedora. La CV ofrece un amplio abanico de posibilidades, incluyendo la detección y reconocimiento de objetos, el seguimiento de trayectorias y el control de sistemas de seguridad (S. Felici-Castell et al., 2019). Además, ha demostrado ser de gran utilidad en la programación de intersecciones semaforizadas (M. Radivojevic et al., 2021) y en la evaluación de la reducción de emisiones de gases contaminantes (S. Zhou et al., 2021). Aunque los algoritmos de detección de objetos y la investigación relacionada con esta tecnología se encuentran en constante progreso, ya se han realizado una cantidad significativa de estudios científicos que exploran diversas aplicaciones de la visión artificial en la práctica de la ingeniería de transporte (Tabla 1).



A pesar de los rápidos avances en tecnología de cámaras, drones y técnicas de visión por computadora (CV por sus siglas en inglés), todavía persiste una falta de información sólida acerca de su precisión y confiabilidad en la recopilación de datos de tráfico (Emmanouil et al., 2019). Por lo tanto, la investigación de la capacidad de análisis de estos dispositivos en combinación con programas de detección de objetos se vuelve de suma importancia tanto desde un punto de vista práctico como científico en la actualidad. Es crucial comprender el rendimiento y las limitaciones de estas tecnologías con el fin de aprovechar su máximo potencial y tomar decisiones informadas en el ámbito del estudio y la gestión del tráfico.

### 3. METODOLOGÍA

En el presente estudio, los datos de entrada son los videos de cada escenario, de los cuales se extrajeron dos datos de salida: conteos de flujos vehiculares manuales y automáticos (flujo de oferta). Estos fueron extraídos de las grabaciones realizadas en las diferentes intersecciones por medio de cámaras fijas o drones. El enfoque principal radica en comparar los flujos disponibles u obtenidos en cada escenario, para posteriormente analizar la precisión del software seleccionado, *DataFromSky*, y presentar recomendaciones para optimizar los resultados.

En la Tabla 2, se dan a conocer las intersecciones que fueron analizadas, junto con el tipo de cámara utilizada y la fuente de donde se obtuvieron las grabaciones. Por otro lado, se expone cuales fueron las bases de datos de conteos utilizados para el análisis de cada caso: **(a) Base de datos de conteos facilitada por Aristo Consultores:** conteos automáticos existentes previo al presente estudio, los cuales fueron obtenidos por una empresa externa; **(b) Base de datos de conteos obtenidos mediante inspección visual de los videos:** conteos manuales extraídos mediante la revisión de los videos, para cada uno de los movimientos permitidos en la intersección, desarrollo propio; **(c) Conteo automatizado por medio del Software *DataFromSky*:** extracción automática de los datos desde la aplicación, desarrollo propio.

Tabla 2: Casos de estudio

Caso	Intersección	Comuna	Tipo de Cámara	Fecha Video	Fuente Video	Obtención de los conteos
1	Av. 5 de Abril - Obispo Manuel Umaña	Estación Central	Fija	Mayo, 2012	Proporcionados por Aristo Consultores	(a), (b) y (c)
2	Av. Presidente Manuel Bulnes - Enrique Abello	Punta Arenas	Fija	Octubre, 2018	Proporcionados por Aristo Consultores	(a), (b) y (c)
3	Av. Grecia - Pedro de Valdivia	Ñuñoa	Fija y Dron	Mayo, 2021	Elaboración Propia	(b) y (c)
4	Rosario Norte - Cerro El Plomo	Las Condes	Dron	Agosto, 2021	Elaboración Propia	(b) y (c)

### 3.1. Casos de estudio

En el presente estudio, se realizó el análisis de cuatro intersecciones ubicadas en diferentes comunas de Chile. Cada escenario presenta particularidades distintas en términos de flujo vehicular, capacidad, condiciones climáticas, nivel de iluminación, tipo de intersección, cantidad de movimientos permitidos, entre otros parámetros relevantes que se tuvieron en cuenta en los análisis posteriores.

En cada caso, se realiza una minuciosa inspección visual para analizar y catalogar las características observadas en cada video. Además, se lleva a cabo una comparación entre las bases de datos de conteo vehicular disponibles, se utiliza el conteo manual realizado directamente en las grabaciones como punto de referencia para evaluar la capacidad del software en términos de identificación y clasificación precisa de los vehículos.

#### 3.1.1. Caso 1: Estación Central

Para este escenario, los videos fueron capturados utilizando una cámara fija ubicada en la esquina nor-oriental de la intersección. Es importante destacar que la escena presenta una obstrucción debido a la presencia de un semáforo frente a la cámara.



Figura 1: Captura de pantalla de los videos utilizados: (a) 7.00 am, (b) 8.00 am.

De un conjunto de 24 videos disponibles, cada uno con una duración de 15 minutos, se seleccionaron ocho videos correspondientes a horarios entre 7.00 y 8.59 am (Figura 1). Estas grabaciones presentan una calidad de imagen limitada debido a que originalmente fueron capturadas con el propósito de análisis humano, sin priorizar la resolución en ese momento, según indicaciones de la empresa proveedora. La elección de los videos se realizó considerando que esos horarios ofrecen escenarios diversos en términos de visibilidad e iluminación, permitiendo poner a prueba la capacidad del software de reconocimiento de imágenes en condiciones no ideales.

Como se indica en la Tabla 2, se dispone de tres bases de datos de conteos para esta intersección. Se llevó a cabo una comparación exhaustiva de los flujos, evaluando las diferencias en los datos registrados mediante análisis porcentuales. Además, se realizó una inspección visual minuciosa de cada video para identificar y registrar las posibles imprecisiones observadas.

### 3.1.2. Caso 2, Punta Arenas

Para esta inspección, se utilizaron cámaras fijas para realizar grabaciones continuas durante un día laboral, desde las 7:00 a.m. hasta las 22:59 p.m. Se seleccionaron cuatro bloques horarios específicos para el análisis: 07:00 a.m., 10:00 a.m., 13:00 p.m. y 22:00 p.m. (Figura 2), lo que resultó en un total de 16 videos, cada uno con una duración de 15 minutos. La elección de estos horarios se basó en la diversidad de escenarios en términos de luminosidad, sombras, visibilidad y flujo vehicular.



Figura 2: Captura de pantalla de los videos utilizados: (a) 7.00 am, (b) 10.00 am, (c) 15.00 am, (d) 22.00 am.

### 3.1.3. Caso 3: Ñuñoa

Para esta intersección en particular, se emplearon dos cámaras fijas de manera sincrónica (Figura 3), identificadas como Cámara 1 (C1) y Cámara 2 (C2), junto con un dron que fue posicionado en cuatro ubicaciones y alturas diferentes (Figura 4). Este enfoque permitió realizar comparaciones entre los conteos obtenidos por la plataforma de reconocimiento de objetos utilizando diferentes tipos de cámaras de forma simultánea. El objetivo principal fue evaluar la consistencia de los resultados obtenidos bajo distintas condiciones de captura.

En el caso específico de la Cámara 1, debido a su ubicación y la capacidad limitada para capturar ciertas trayectorias de objetos dentro de la intersección, es posible que se presenten dificultades en la correcta identificación de algunos vehículos. Como resultado, es probable que se observen diferencias significativas en los conteos registrados. En todos los casos, se realiza una comparación de los flujos vehiculares utilizando las bases de datos disponibles para este escenario: los conteos manuales realizados mediante inspección visual de los videos y los datos obtenidos a través del software de reconocimiento de objetos *DataFromSky*.





Figura 3: Captura de pantalla videos obtenidos mediante cámaras fijas: (a) C1, (b) C2.



Figura 4: Captura de pantalla videos obtenidos mediante dron: (a) Enfoque diagonal 1, (b) Enfoque azimutal, (c) Enfoque diagonal 2, (d) Enfoque hacia el oriente.

#### 3.1.4. Caso 4: Las Condes

En este escenario en particular, se llevó a cabo una medición en campo utilizando un dron. Esta medición se realizó con el propósito de analizar, no solo el conteo vehicular, si no que también el conteo de flujos peatonales. El objetivo principal fue evaluar el desempeño y la capacidad del software en la identificación y seguimiento de peatones en un entorno específico.

Es importante destacar que en esta intersección se encuentra un cruce peatonal diagonal (Figura 5), el cual cuenta con un tiempo exclusivo para los peatones. Durante este periodo, las personas tienen permitido cruzar en todas las direcciones, mientras que todos los vehículos deben cederles el paso.

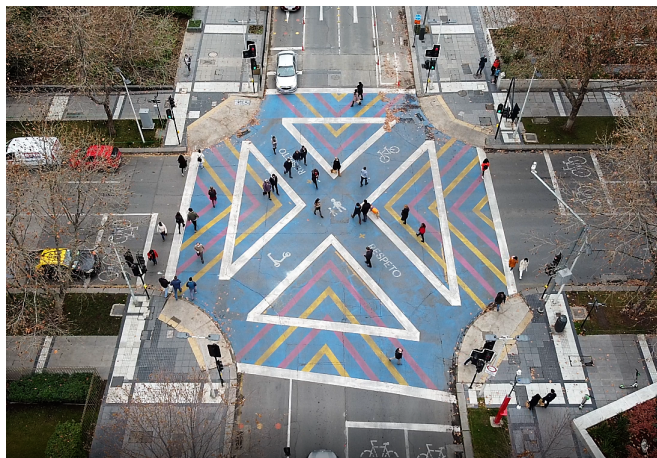


Figura 5: Captura de pantalla video obtenido mediante dron, Las Condes.

### 3.2. Descripción del software seleccionado

Se llevó a cabo el análisis de conteo vehicular en cada una de las intersecciones seleccionadas, utilizando la plataforma de reconocimiento de imágenes *DataFromSky*. Esta plataforma permite estudiar, a través de su aplicación de visualización gratuita *DataFromSky Viewer* (Figura 6), videos obtenidos tanto de cámaras fijas como de drones, brindando valiosos datos de tráfico, como el flujo, las velocidades, la aceleración, el tipo de vehículo, las trayectorias y la identificación de matrículas, entre otros parámetros. Para obtener información más detallada sobre la plataforma, se recomienda visitar el sitio web oficial del software<sup>1</sup> o revisar *Muñoz (2021)*, página 13.



Figura 6: *DataFromSky Viewer*, intersección avenida Grecia y Pedro de Valdivia, Santiago.

<sup>1</sup><https://datafromsky.com/trafficsurvey/>

## 4. RESULTADOS

Para analizar los resultados obtenidos por el software, se llevaron a cabo comparaciones entre los casos 1 y 2, realizando inspecciones separadas de las intersecciones de Ñuñoa y Las Condes. Se desarrollaron estudios comparativos entre los conteos de flujo vehicular obtenidos mediante el uso de *DataFromSky* y las otras bases de datos disponibles para cada escenario (ver Tabla 2).

### 4.1. Conteo de vehículos

En primer lugar, se realizó un análisis comparativo de las diferencias en los conteos de cada una de las bases de datos estudiadas, en cada intersección. El porcentaje de conteos ( $\Delta C_{ijk}$ ) para el caso  $i$ , tipo de vehículo  $j$  y base de datos  $k$ , se calculó como se muestra en la siguiente fórmula:

$$\Delta C_{ijk} = \frac{C_{ijk} \cdot 100\%}{\sum_{j=1}^n C_j} \quad (1)$$

Donde:

$i$  = Caso de estudio,  $i = \{1, 2, 3\}$

$j$  = Tipo de vehículo

$k$  = Base de datos

$C_{ijk}$  = Conteo del caso  $i$ , tipo de vehículo  $j$ , base de datos  $k$

Se examinaron los flujos desagregados por tipo de vehículo, revelando una distribución no homogénea, como se muestra en la Figura 7.

Al examinar las diferencias porcentuales ponderadas, se pueden observar las discrepancias efectivas por tipo de vehículo en cada escenario, tal como se muestra en la Figura 8. En el gráfico (a), se destacan diferencias porcentuales significativas en el conteo de vehículos livianos y buses. En el cruce de Estación Central, la ubicación de la cámara dificulta la identificación de los vehículos livianos en el software, ya que sus trayectorias quedan ocultas en algunos casos debido a la presencia de buses (consultar Figura 1 (b)). En la intersección de Punta Arenas, las mayores discrepancias en el conteo se observan en los vehículos livianos, con un porcentaje del orden del 8 %; mientras que para los otros tipos de vehículos, los valores son inferiores al 5 %.

En el cruce de Av. Grecia con Pedro de Valdivia (ver Figura 8 (b)), se observa el mayor porcentaje de diferencia en la Cámara 1 para los vehículos livianos, lo cual puede atribuirse a los movimientos que no fueron registrados por el software debido a la posición de la cámara (giros desde el norte por Pedro de Valdivia hacia el oeste por Grecia, y giros desde el oeste por Grecia hacia el sur por Pedro de Valdivia). En el caso de la Cámara 2, se registra una diferencia del 18,5 % en el conteo de vehículos livianos, lo cual puede estar relacionado con la ubicación de la cámara y el tránsito de buses que obstaculiza la identificación de otros objetos, tanto en Grecia como en Pedro de Valdivia. En el análisis con el dron, se observa que prácticamente todos los conteos presentan diferencias menores al 5 %, con la excepción del caso de las motocicletas.



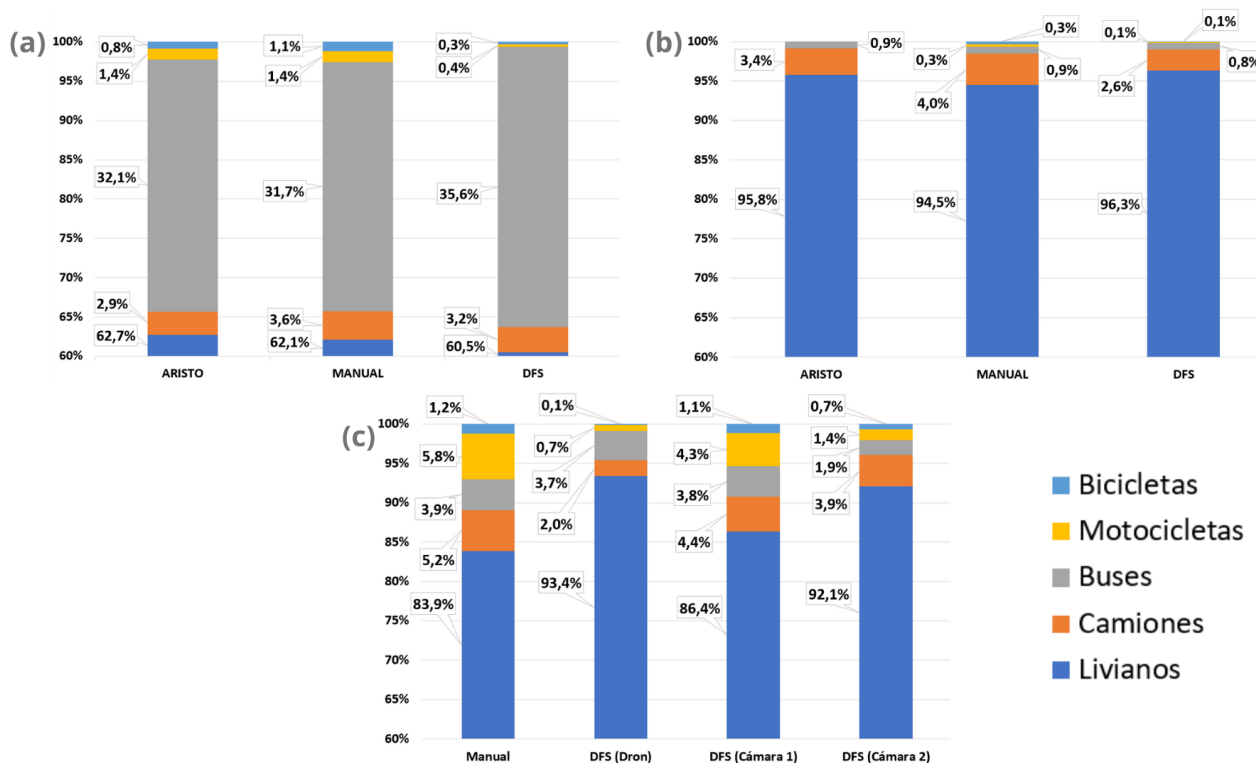


Figura 7: Diferencia porcentual, por tipo de vehículo con respecto al total de los flujos: (a) Estación Central, (b) Punta Arenas, (c) Ñuñoa.

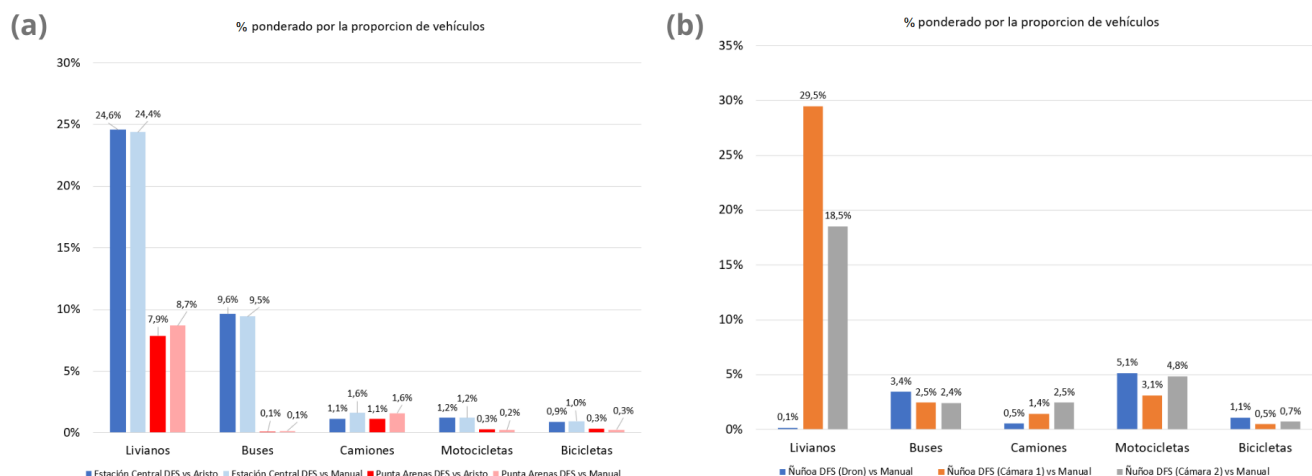


Figura 8: Porcentaje ponderado por la proporción de vehículos con respecto al total, dato de control: conteo manual. (a) Estación Central - Punta Arenas, (b) Ñuñoa.

En el Gráfico 9 se presentan las diferencias porcentuales entre los conteos manuales y los realizados por el software en el caso de Las Condes, siendo la primera la medida de referencia. El dron muestra un desempeño sobresaliente en la identificación de vehículos livianos, con una diferencia porcentual, con respecto al conteo manual, de un 3 %. Sin embargo, se observa una disimilitud de un 38 % en la identificación de camiones. También se evidenciaron dificultades en la identificación

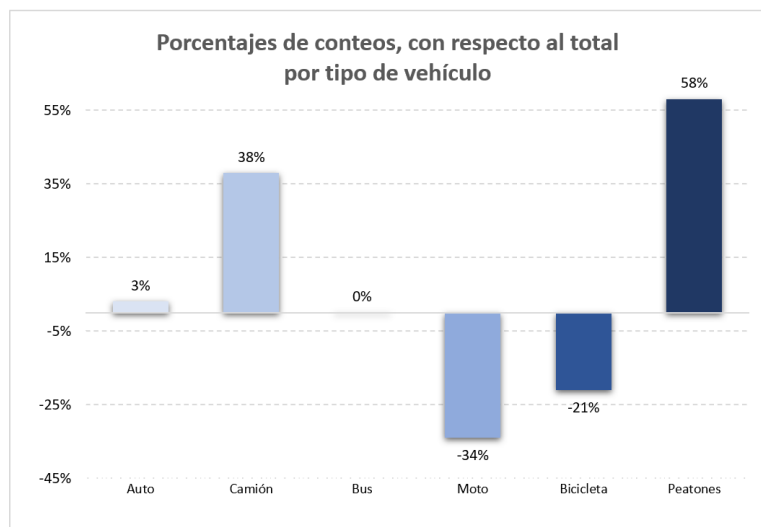


Figura 9: Diferencias porcentuales de conteos de vehículos por tipo, grabación Dron, Las Condes.

de motocicletas y bicicletas, con un déficit de conteo del -34 % y -21 % respectivamente.

Sin embargo, se observan discrepancias significativas en el conteo de peatones, con una diferencia promedio del 58.6 % en su detección. Aunque el video cuenta con una alta resolución en comparación con los escenarios anteriores, el software no logra detectar de manera precisa objetos más pequeños, como peatones, bicicletas y motocicletas.

#### 4.2. Fallas en la aplicación del método de conteo automatizado

En el análisis llevado a cabo para cada escenario, se realizó una exhaustiva inspección visual utilizando la aplicación de escritorio *DataFromSky Viewer*, con el objetivo de identificar posibles fallas en la aplicación del método. Durante este proceso, se lograron identificar seis eventualidades recurrentes, las cuales se describen en la Tabla 3 y se explican a continuación. Estas fallas pueden tener sus orígenes en: A) la altura/ángulo de la cámara, B) la presencia de sombras en la imagen, C) la obstrucción por otros objetos, D) problemas de resolución de la imagen, y E) dificultades de luminosidad.

Tabla 3: Tipos de falla y posibles fuentes de cada una.

N	Tipo de falla	Posibles fuentes de la falla
1	Objeto no cruza ambos accesos	A, C, D, E
2	Objeto pierde etiqueta	D, E
3	Etiqueta cambia de un objeto a otro	B, D
4	Objeto es etiquetado dos o más veces	B, D
5	Objeto mal etiquetado por el software	B, D, E
6	Objeto no es etiquetado	A, C, E

En el primer caso estudiado (Estación Central), se observaron las principales inexactitudes en el



análisis objeto-objeto, correspondientes a los tipos 1, 2 y 5. En relación a la falla tipo 1, se pudo evidenciar que esta imprecisión se asocia principalmente a los vehículos livianos, ya que su detección se ve obstruida por objetos de mayor tamaño, como autobuses y camiones. Por otro lado, la falla tipo 2 está relacionada principalmente con la resolución del video y la baja luminosidad en la intersección. Bajo estas condiciones, el píxel asociado al objeto (vehículo) a veces desaparece (o es imperceptible por el software), lo que impide que la trayectoria del vehículo cruce las puertas de entrada y salida necesarias para su conteo, generando diferencias en el registro de los flujos.

En el segundo caso de Punta Arenas, las fallas más recurrentes fueron las de tipo 1, 2, 4, 5 y 6. En el caso de las fallas tipo 1, 2 y 6, se observó que los vehículos que pasaban detrás de otros objetos, no eran etiquetados correctamente o perdían su etiqueta, lo que resultaba en trayectorias incompletas para los tipos 1 y 2, o simplemente no eran identificados por el software (falla tipo 6). En el caso de la falla tipo 4, se observaron principalmente dos situaciones: la detección de vehículos que se veía obstruida por otros objetos, y vehículos que atravesaban sombras dentro de la imagen, lo que llevaba a que el software los etiquetara nuevamente como objetos nuevos. Por último, en el caso de la falla tipo 5, se observó que los vehículos livianos eran etiquetados erróneamente como VAN, las bicicletas eran identificadas como motocicletas o peatones, y los camiones eran etiquetados incorrectamente como vehículos livianos o VAN.

Para el caso de Ñuñoa, se observaron principalmente fallas del tipo 1, 4, 5 y 6. La falla tipo 1 se observó principalmente en el análisis de las cámaras 1 y 2, debido a que sus posiciones (altura y ángulo) no permitían el desarrollo completo de las trayectorias de algunos vehículos. En general, para el dron, las trayectorias se completaban sin interrupciones, lo cual se atribuye a la ubicación de la cámara que proporciona una visualización adecuada, ya sea azimutal o diagonal. En el caso de la falla tipo 4, que también se presentaba en las cámaras 1 y 2, se observó que los objetos eran etiquetados nuevamente con el mismo tipo de vehículo, lo que impedía el desarrollo de la trayectoria y su conteo. En cuanto a la falla tipo 5, se identificó principalmente la confusión de camiones etiquetados como buses y viceversa, y bicicletas etiquetadas como motocicletas. Este último caso se observó en las tres grabaciones. Por último, en relación a los objetos que no fueron identificados por el software, se observó que los vehículos eran obstruidos por otros de mayor tamaño en las grabaciones de las cámaras 1 y 2. Específicamente para el dron, dependiendo de la altura a la que se encontrara, el software podía confundir motocicletas y bicicletas.

Además, en el tercer escenario se obtuvieron resultados interesantes al comparar las tres cámaras durante los mismos períodos de tiempo. Se observaron hallazgos que claramente muestran cómo la posición de la cámara, la altura y el ángulo afectan en cierta medida la identificación de los objetos, tanto en su captura como en su clasificación (tipo de vehículo asignado). En la Figura 10 se muestra un ejemplo en el que se comparan las tres visualizaciones en un instante específico. En el caso de la cámara 1 (Figura a), se puede apreciar que el bus de color rojo fue etiquetado como Camión liviano y, además, fue identificado prácticamente en el centro de la imagen, lo que significa que su trayectoria es más corta de lo que realmente es en la escena. Al examinar el mismo objeto en la cámara 2 (Figura b) y en el dron (Figura c), se puede notar que el bus fue etiquetado correctamente. Por otro lado, en el caso de la cámara 2, se observa que entre el bus celeste y el bus rojo hay varios vehículos cuya visión está obstruida por uno u otro bus. Estas situaciones hacen que en algunos casos esos vehículos no completen su trayectoria (el píxel desaparece), por lo tanto,



Figura 10: Comparación de las tres cámaras en un mismo instante, escenario Ñuñoa. (a) Cámara 1, (b) Cámara 2, (c) Dron (a 120 metros de altura).

no son contabilizados. Esto se repite en el caso de la cámara 1, pero en el lado izquierdo de la imagen, donde el bus celeste cubre prácticamente las tres vías de tráfico mixto durante un período de tiempo, podría implicar que varios objetos no sean contabilizados por el software. Por último, se observa claramente que en la imagen del dron, las trayectorias de los objetos se desarrollan sin obstrucciones y, al menos en este caso, todos los objetos están correctamente etiquetados durante todo su recorrido. Sin embargo, para esta altura del dron, se observa un patrón evidente en el que las motocicletas y bicicletas no son etiquetadas o son etiquetadas tardíamente.

En el cuarto caso, donde se realizó un análisis más enfocado en los peatones, se identificaron principalmente fallas del tipo 6. De manera similar a lo observado en el caso de Ñuñoa con la grabación mediante dron, la altura y el ángulo parecen dificultar la identificación de los peatones, ya que al examinar el comportamiento de la identificación de, por ejemplo, vehículos livianos, presenta un muy buen comportamiento.

## 5. ANÁLISIS

La herramienta utilizada para el desarrollo de este artículo ha sido evaluada en cuatro escenarios diferentes, con videos de distinta resolución, luminosidad, temporadas del año, cantidad de flujo y posiciones de las cámaras. Los resultados obtenidos por el instrumento tiene discrepancias no despreciables en los conteos del flujo en los casos de las cámaras fijas, lo cual, luego de las ins-

pecciones realizadas, se puede atribuir a la posición que tiene cada una, principalmente su altura y ángulo. Lo anterior se asocia a problemas en el método y no en la tecnología. Un resumen de recomendaciones se entrega en la Tabla 4.

Con respecto a las mediciones obtenidas para la comuna de Ñuñoa, se observan ventajas al utilizar videos capturados con un dron. Con ese tipo de imágenes el software es capaz de identificar gran parte de los objetos, con un error significativamente menor que en el caso de cámaras fijas que tienen problemas de bloqueo parciales de visual, particularmente en situaciones de tráfico mixto en que vehículos mayores como buses o camiones pueden tapar a vehículos menores. En este estudio se observó que la debilidad del dron fue su precisión en la identificación de peatones, bicicletas y, en algunos casos motocicletas, lo cual podría atribuirse a la altura del dispositivo. Lo anterior se podría suavizar realizando inspecciones preliminares y grabaciones de testeo utilizando diferentes alturas, dependiendo del tipo de objeto que se quiera identificar. Los errores asociados a los conteos en este caso son del orden del 5 %.

Los resultados obtenidos con el conteo mediante drones son alentadores, sin embargo, su uso debe tomar en cuenta también algunas limitaciones, ya que existen estudios que requieren de toma de datos en periodos extensos de tiempo y grandes áreas de terreno. Actualmente, estos artefactos tienen baterías que permiten mantener un funcionamiento desde 8 a 45 minutos y, además, se debe considerar el costo de adquirir estos equipos, el cual debe ser sopesado con el beneficio de mediano y largo plazo de su utilización.

Una de las partes fundamentales del análisis realizado en este estudio fue la creación de un listado exhaustivo de condiciones, parámetros y posibles fuentes de error, el cual se resume en la Tabla 4. Esta síntesis, que también incluye recomendaciones para minimizar los errores, se desarrolló a partir de la amplia experiencia de los autores, no solo con los casos presentados en este estudio, sino también con numerosos escenarios adicionales que abarcan diversas características para la implementación del método y el análisis de conteo automatizado.

Este listado de condiciones y parámetros se convierte en una valiosa herramienta para los profesionales involucrados en el análisis de tráfico y transporte, ya que les proporciona una guía detallada sobre los aspectos críticos a considerar al realizar conteos vehiculares automatizados. Al identificar y abordar de manera proactiva estas potenciales fuentes de error, se puede mejorar la calidad y confiabilidad de los datos obtenidos, lo que a su vez facilita la toma de decisiones informadas en la planificación y gestión del tráfico.

El estudio destaca la importancia de este listado de condiciones y parámetros, que surge de la experiencia acumulada por los autores en una amplia gama de escenarios. Este recurso proporciona una base sólida para la implementación exitosa de conteos vehiculares automatizados, al ofrecer recomendaciones clave para minimizar los errores y maximizar la precisión de los resultados obtenidos en el análisis de tráfico y transporte.

Tabla 4: Resumen de potenciales fuentes de error detectados y recomendaciones de aplicabilidad.

Condiciones	Parámetros	Potenciales fuentes de error	Recomendaciones
Método	Posicionamiento inadecuado de la cámara (Altura/ángulo)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Visibilidad deficiente para el objetivo de la medición de campo.</li> <li>- Dificulta la identificación de ciertos objetos, por parte del software, en determinados ángulos.</li> <li>- Posibilidad de que objetos de mayor tamaño (camiones o buses) obstruyan a los de menor tamaño (vehículos livianos, motocicletas, bicicletas).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Previo al desarrollo de la grabación oficial, realizar pruebas para verificar la altura y ángulo que mejor captará el tipo de objeto de interés para la medición.</li> </ul>
Hardware	Existencia de sombras en la imagen o reflejos	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dificulta la identificación de ciertos objetos, incluso genera posibilidad de que objetos se dupliquen (sean identificados como objetos diferentes por el cambio de color del mismo).</li> <li>- Dificulta el correcto desarrollo de las trayectoria de los objetos.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Escoger horarios que faciliten la luminosidad global del escenario en estudio, además de considerar las condiciones climáticas que se desarrollarán durante la medición.</li> <li>- Elegir posiciones que eviten reflejos de edificios del entorno, que pudieran aumentar la detección de objetos al verse reflejados.</li> </ul>
Método	Visión de la cámara obstruida por objeto estático	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dificulta la identificación de ciertos objetos, incluso genera posibilidad de que objetos se dupliquen (podrían ser contabilizados antes y después de trasladarse bajo el objeto estático).</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Priorizar que la ubicación de la cámara no se vea obstruida por objetos que puedan dificultar la grabación.</li> </ul>
Hardware	Problema de calidad, resolución y/o enfoque de la imagen	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dificulta la correcta clasificación de los objetos presentes en la intersección, pudiendo ser erróneamente definidos por el software.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Elegir equipos de grabación que cuenten con calidad de grabación acorde al proyecto.</li> <li>- Configurar correctamente el enfoque.</li> <li>- Configurar correctamente la exposición de luz de la cámara</li> </ul>
Método	Problemas de luminosidad y encandilamiento de la cámara	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dificulta la identificación de ciertos objetos, sobre todo en escenarios de luminosidad muy deficiente (horarios nocturnos).</li> <li>- El encandilamiento de la cámara (estrechamente relacionado con el posicionamiento de la misma) puede provocar la no detección de objetos que se mueven por la intersección, debido al efecto de la luz directa, distorsionando la imagen del escenario. Este encandilamiento puede ser debido a los vehículos que transitan en dirección hacia la cámara o por factores externos, como el periodo en que se produce el amanecer/atardecer.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Previo al desarrollo de las grabaciones, definir la altura y ángulo de la cámara, considerando la posibilidad de encandilamiento del equipo. Realizar pruebas previas para asegurar la mayor optimización de la detección de los objetos.</li> <li>- Seleccionar horarios de medición que faciliten la visibilidad de la intersección.</li> </ul>
Método	Deficiencia en la detección de peatones, en videos obtenidos de drones	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dificultad en la detección de peatones o no detección de los mismos.</li> <li>- Clasificación errónea de los peatones, siendo designados como bicicletas, y viceversa.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Considerar utilizar un posicionamiento del dron a baja altura y angular en 45°, evitando utilizar ubicación vertical 90°.</li> <li>- Utilizar una distancia razonable donde vehículos, peatones o ciclistas puedan ser vistos</li> </ul>
Método	Intersecciones de gran envergadura	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Dificultad para la identificación de ciertos objetos, sobre todo de aquellos de menores dimensiones.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Se recomienda considerar una implementación que podría contemplar una combinación de cámaras fijas y drones, ya que, los drones permiten tener una visión mas general de la intersección, captando los objetos de mayor envergadura, y las cámaras fijas o drones a baja altura pueden capturar los detalles de cada intersección.</li> </ul>

## 6. CONCLUSIONES

El presente estudio llevó a cabo un análisis detallado de los resultados obtenidos mediante el uso del software DataFromSky. En lugar de centrarse en el software y el procesamiento de datos, esta investigación se enfocó en las técnicas relacionadas con la recopilación de datos utilizando cámaras de video. A partir de un conjunto de muestras variadas, tomadas bajo diferentes condiciones am-

bientales e iluminación, con cámaras ubicadas en diversas posiciones, alturas y ángulos, incluyendo cámaras fijas y drones, se logró identificar las técnicas que permiten obtener un mejor conteo de información.

Si bien las condiciones del hardware de las cámaras utilizadas impactan en la calidad del video, su influencia no resulta tan significativa en comparación con las técnicas empleadas por el personal para ubicar adecuadamente las cámaras, lo cual desempeña un papel fundamental en la correcta recopilación de información. Para cada tipo de proyecto, es necesario seleccionar un conjunto de técnicas apropiadas que permitan una observación precisa de vehículos, peatones o ciclistas.

Al definir el objeto de observación, se deben establecer la altura, el ángulo, la duración y la configuración adecuada de todos los parámetros, con el fin de lograr mediciones exitosas. Las herramientas de visión artificial empleadas para realizar mediciones de tránsito representan un avance significativo en la calidad de los estudios. Si bien el software es lo suficientemente potente para procesar grandes cantidades de información, su funcionamiento requiere que el método y las técnicas utilizadas para capturar la información sean apropiadas. Por lo tanto, este trabajo se centra en recomendar las mejores prácticas para la captura de información con cámaras.

En resumen, este estudio ha proporcionado una visión exhaustiva sobre las técnicas más adecuadas para el levantamiento de datos utilizando cámaras de video en proyectos de medición de tránsito. Los resultados obtenidos permiten comprender la importancia de las técnicas de ubicación de cámaras, así como la selección apropiada de parámetros, lo cual influye significativamente en la calidad y precisión de las mediciones realizadas. Estas conclusiones ofrecen recomendaciones prácticas para mejorar la captura de información y aprovechar al máximo las herramientas de visión artificial en este campo de investigación.

## REFERENCIAS

Angulo, E., Romero, F. P., García, R., Serrano-Guerrero, J., & Olivas, J. A. (2011). An adaptive approach to enhanced traffic signal optimization by using soft-computing techniques. *Expert Systems with Applications*, 38(3), 2235–2247.

Apeltauer, J., Babinec, A., Herman, D., & Apeltauer, T. (2015). Automatic vehicle trajectory extraction for traffic analysis from aerial video data. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-3/W2, 9–15.

Barmponakis, E., & Geroliminis, N. (2020). On the new era of urban traffic monitoring with massive drone data: The pNEUMA large-scale field experiment. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 111, 50–71.

Chao, Q. W., Bi, H. K., Li, W. Z., Mao, T. L., Wang, Z. Q., Lin, M. C., Deng, Z. G. (2020). A survey on visual traffic simulation: Models, evaluations, and applications in autonomous driving. *Computer Graphics Forum*, 39(1), 287–308.

Cheung, S. Y., Coleri, S., Dundar, B., Ganesh, S., Tan, C. W., & Varaiya, P. (2005). Traffic Measurement and Vehicle Classification with Single Magnetic Sensor. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1917(1), 173–181.

Du, Y. C., Zhao, C., Li, F., & Yang, X. F. (2017). An open data platform for traffic parameters measurement via multirotor unmanned aerial vehicles video. *Journal of Advanced Transportation*, 2017, Article 8324301.

Emmanouil N. Barmponakis, Eleni I. Vlahogianni, John C. Golias & Adam Babinec (2019) How accurate are small drones for measuring microscopic traffic parameters?, *Transportation Letters*, 11:6, 332-340, DOI: 10.1080/19427867.2017.1354433

Essa, M., & Sayed, T. (2020). Self-learning adaptive traffic signal control for real-time safety optimization. *Accident Analysis & Prevention*, 146, 105713.

Felici-Castell, S., García-Pineda, M., Segura-Garcia, J., Fayos-Jordan, R., & Lopez-Ballester, J. (2021). Adaptive live video streaming on low-cost wireless multihop networks for road traffic surveillance in smart cities. *Future Generation Computer Systems*, 115, 741–755.

Gurusinghe, Gemunu, Takashi Nakatsuji, Yoichi Azuta, Prakash Ranjitkar, and Yordphol Tanaboriboon. 2002. "Multiple Car-following Data with Real-Time Kinematic Global Positioning System." *Transportation Research Record* 1802 (1): 166–180. doi:10.3141/1802-19.

Kidando, E., Kitali, A. E., Kutela, B., Ghorbanzadeh, M., Karaer, A., Koloushani, M., Moses, R., Ozguven, E. E., & Sando, T. (2021). Prediction of vehicle occupants injury at signalized intersections using real-time traffic and signal data. *Accident Analysis & Prevention*, 149, 105869.

Mahmud, S. S., Ferreira, L., Hoque, M. S., & Tavassoli, A. (2019). Micro-simulation modelling for traffic safety: A review and potential application to heterogeneous traffic environment. *IATSS Research*, 43(1), 27–36.

Muñoz, S., (2021). Conteo de flujo y programación de semáforos, mediante el uso del reconocimiento de imágenes, utilizando el software DataFromSky. Universidad de Chile.

Radivojević, M., Tanasković, M., & Stević, Z. (2021). The adaptive algorithm of a four way intersection regulated by traffic lights with four phases within a cycle. *Expert Systems with Applications*, 166, 114073.

Xia, Y., Shi, X., Song, G., Geng, Q., & Liu, Y. (2016). Towards improving quality of video-based vehicle counting method for traffic flow estimation. *Signal Processing*, 120, 672–681.

Zhou, S., Ng, S. T., Yang, Y., & Xu, J. F. (2021). Integrating computer vision and traffic modeling for near-real-time signal timing optimization of multiple intersections. *Sustainable Cities and Society*, 68, 102775.