



UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICAS Y MATEMÁTICAS
DEPARTAMENTO DE INGENIERÍA CIVIL

**CONTEO DE FLUJO Y PROGRAMACIÓN DE SEMÁFOROS, MEDIANTE EL
USO DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES, UTILIZANDO EL
SOFTWARE DATAFROMSKY**

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL

SOLANGE ALEJANDRA MUÑOZ OTÁROLA

PROFESOR GUÍA:
ALEJANDRO TIRACHINI HERNÁNDEZ

PROFESOR CO-GUÍA:
MAURO HUENUPI ACEITUNO

COMISIÓN:
ARIEL LÓPEZ LÓPEZ

SANTIAGO DE CHILE
2021

RESUMEN DE LA MEMORIA PARA OPTAR
AL TÍTULO DE INGENIERA CIVIL
POR: **SOLANGE ALEJANDRA MUÑOZ OTÁROLA**
FECHA: 2021
PROF. GUÍA: ALEJANDRO TIRACHINI

CONTEO DE FLUJO Y PROGRAMACIÓN DE SEMÁFOROS, MEDIANTE EL USO DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES, UTILIZANDO EL SOFTWARE DATAFROMSKY

El objetivo de este trabajo de título es estudiar la factibilidad de programar semáforos en intersecciones a partir de flujos vehiculares y peatonales obtenidos mediante reconocimiento de imágenes en grabaciones de video, siendo esta una alternativa al uso de conteos realizados manualmente, lo que facilitaría la actualización periódica o en línea de las programaciones.

La investigación utilizará la siguiente metodología: en primer lugar, se seleccionarán varias intersecciones para llevar a cabo distintos análisis, luego se emplearán grabaciones existentes de los cruces para, finalmente, mediante la utilización de un software determinado, obtener los flujos necesarios para establecer la programación de los semáforos.

La programación buscará la minimización de las demoras y otros indicadores cuantitativos, tanto para vehículos como peatones. Se espera que las grabaciones de video provean información de períodos más largos que los habitualmente considerados en los conteos manuales, a pesar de las limitaciones que tiene el reconocimiento de objetos en movimiento y/o en condiciones adversas de visibilidad producto del clima o la oscuridad.

Finalmente, se analizan los resultados obtenidos, estudiando las diferencias de la programación en comparación a la que se obtendría con conteos manuales, además de analizar cómo varían los tiempos de espera de los usuarios, así como otros indicadores cuantitativos, generando conclusiones y recomendaciones sobre la factibilidad del uso de la información obtenida de los videos.

*A mi abuelito y a mi nona,
que me acompañan siempre*

Agradecimientos

Primero agradecer a mis profesores de la comisión, por apoyarme durante todo el proceso. Al profesor Alejandro Tirachini y Mauro Huenupi por enseñarme todo lo necesario para desarrollar este estudio. A Ariel López, que me facilitó todos los equipos para obtener los datos necesarios para desarrollar mi memoria, y tuvo siempre la buena disposición para responder mis dudas e inquietudes.

A mi madre, padre y hermano por estar a mi lado acompañándome siempre en este largo proceso universitario, en donde me vieron luchar y no me dejaron bajar los brazos, por confiar en mi y en mis capacidades. Por permitirme ser deportista de alto rendimiento durante tantos años, a pesar de las dificultades que se presentaron en el camino.

A mis amistades y a todas las personas maravillosas que conocí en bachillerato y la fcm, por el apañe, los carretes, por las penas y las risas, por las largas noches de estudio, las decepciones, los triunfos y fracasos.

Tabla de Contenido

1. Introducción	1
1.1. Contexto	1
1.2. Objetivos generales	3
1.3. Objetivos específicos	3
1.4. Estructura de la memoria	3
2. Revisión bibliográfica	5
2.1. Teoría de circulación y programación de semáforos	5
2.2. Métodos de conteo de flujo vehicular	8
2.3. Visión por computadora y nuevas tecnologías	11
3. Metodología	13
3.1. Planificación y levantamiento de terreno	13
3.1.1. Definición de parámetros	13
3.1.2. Aspectos logísticos del levantamiento de terreno	14
3.1.2.1. Medición con cámaras fijas	14
3.1.2.2. Medición con dron	15
3.2. Procesamiento de los videos	15
3.2.1. Análisis de datos de tráfico	16
3.3. Escenarios en estudio	19
3.3.1. Intersección Av. 5 de Abril con Obispo Manuel Umaña, Estación Central	19
3.3.2. Intersección Av. Manuel Bulnes con Enrique Abello, Punta Arenas	22
3.3.3. Intersección Av. Grecia con Pedro de Valdivia, Ñuñoa	24
3.3.4. Intersección Rosario Norte con Cerro El Plomo, Las Condes	29
3.4. Programación de semáforos	33
4. Resultados	37
4.1. Escenario 1: Estación Central	37
4.1.1. Cómputo de objetos rastreados	37
4.1.2. Conteo de objetos: tipos de vehículos y movimientos	38
4.1.3. Inspección visual y clasificación de errores	42
4.2. Escenario 2: Punta Arenas	43
4.2.1. Cómputo de objetos rastreados	43
4.2.2. Conteo de objetos: tipos de vehículos y movimientos	47
4.2.3. Inspección visual de errores	50

4.2.4.	Programación de semáforos	52
4.3.	Escenario 3: Ñuñoa	57
4.3.1.	Conteo de objetos: tipos de vehículos y movimientos	57
4.3.2.	Inspección visual de errores	62
4.3.3.	Programación de semáforos	63
4.4.	Escenario 4: Las Condes	66
4.4.1.	Conteo de objetos: tipos de vehículos, peatones y movimientos	66
4.4.2.	Programación de semáforos	68
5.	Conclusiones	73
	Bibliografía	77

Índice de Tablas

2.1.	Comparación de métodos de detección de datos para tráfico vehicular.	10
2.2.	Estudios recientes de visión artificial, enfocados en distintos elementos computacionales.	11
3.1.	19
3.2.	Características de los videos procesados.	20
3.3.	Características de los videos procesados. *Velocidad promedio de todos los videos seleccionados.	22
3.4.	Características de los videos procesados. *Velocidad promedio de todos los videos seleccionados.	26
3.5.	Características de los videos procesados. *Velocidad promedio.	30
4.1.	Diferencias porcentuales entre las bases de datos, para cada hora (H) y cuarto (C), intersección de Estación Central.	37
4.2.	Conteos registrados para cada base de datos, por tipo de vehículo.	39
4.3.	Porcentajes de error de Aristo y <i>DataFromSky</i> con respecto al conteo manual, por tipo de vehículo.	39
4.4.	Tipos de error y posibles fuentes de error.	42
4.5.	Diferencias porcentuales entre las bases de datos, inspección de Punta Arenas.	44
4.6.	Diferencias porcentuales entre los datos de control y <i>DataFromSky</i>	45
4.7.	Conteos registrados para cada base de datos, por tipo de vehículo.	47
4.8.	Porcentaje de error relativo de Aristo y <i>DataFromSky</i> , con respecto al conteo manual, por tipo de vehículo.	48
4.9.	Programación real de la intersección, Punta Arenas.	53
4.10.	Matriz de movimientos y fases, Punta Arenas	53
4.11.	Cálculo de parámetros para programación de semáforos, <i>DataFromSky</i> , Punta Arenas	54
4.12.	Cálculo de parámetros para programación de semáforos, conteo manual, Punta Arenas	54
4.13.	Cálculo de tiempo para ruta crítica y parámetros L, Y, U , <i>DataFromSky</i> , Punta Arenas.	55
4.14.	Cálculo de tiempo para ruta crítica y parámetros L, Y, U , conteo manual, Punta Arenas	55
4.15.	Ciclos óptimos y prácticos para cada base de datos, por horario, Punta Arenas	55
4.16.	Repartos de verdes para ambas bases de datos, Punta Arenas.	56
4.17.	Programación final para el horario con mayor ciclo óptimo, Punta Arenas. . .	57
4.18.	Conteos registrados para cada base de datos, por tipo de vehículo, Ñuñoa . . .	57
4.19.	Programación real de la intersección, Ñuñoa.	64
4.20.	Matriz de movimientos y fases, Ñuñoa.	64
4.21.	Cálculo de parámetros para la programación de semáforos, <i>DataFromSky</i> , Ñuñoa.	65
4.22.	Cálculo de parámetros para la programación de semáforos, conteo manual, Ñuñoa.	65

4.23.	Cálculo de tiempo para ruta crítica y parámetros L, Y, U , conteo manual y <i>DataFromSky</i> , Ñuñoa.	66
4.24.	Ciclos óptimos y prácticos para cada base de datos, Ñuñoa.	66
4.25.	Programación final para cada base de datos, Ñuñoa.	66
4.26.	Objetos rastreados por tipo de vehículo, Las Condes.	67
4.27.	Error asociado a la identificación de peatones, Las Condes	68
4.28.	Programación real de la intersección, Las Condes.	69
4.29.	Matriz de movimientos y fases, Las Condes.	70
4.30.	Cálculo de parámetros para programación de semáforos, conteo manual, Las Condes.	70
4.31.	Cálculo de parámetros para programación de semáforos, <i>DataFromSky</i> , Las Condes.	70
4.32.	Cálculo de tiempos de ruta crítica y parámetros L, Y, U , Las Condes.	71
4.33.	Ciclos óptimos para cada base de datos, Las Condes.	71
4.34.	Programación final, Las Condes.	71
5.1.	Fuentes de error y recomendaciones.	76

Índice de Ilustraciones

1.1.	Ejemplo de congestión en la ciudad de Santiago, Avenida Providencia. Extraído de http://www.novuschile.cl/trafico-santiago/	1
2.1.	Representación de los conflictos de tráfico (Fernández, 2010).	6
2.2.	Variación de la demora con el grado de saturación en un cruce. Extraído de (Fernández & Valenzuela, 2004).	7
2.3.	Imagen referencial de detector neumático, extraído de https://www.diariomotor.com/noticia/cables-carreteras-funcion/	9
2.4.	Imagen referencial de loop inductivo, extraído de https://www.lasemaforica.com/es/productos/deteccion-de-trafico/loop-tec	9
3.1.	Esquema de procesamiento de videos en <i>DataFromSky</i>	16
3.2.	Interfaz de la aplicación de escritorio, intersección avenidas Grecia y Pedro de Valdivia en Santiago, <i>DataFromSky Viewer</i>	17
3.3.	<i>DataFromSky Viewer, Manage Annotation Configurations</i>	18
3.4.	<i>DataFromSky Viewer, Annotation Redefinition</i>	18
3.5.	(a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas 33°27'19.7"S 70°41'01.9"W (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos permitidos (elaboración propia).	20
3.6.	Captura de pantalla de los videos, 5 de abril con Obispo Manuel Umaña, Estación Central; (a) 7.00 am, (b) 8.00 am.	21
3.7.	Definición de accesos para este escenario, de acuerdo a las trayectorias registradas.	21
3.8.	(a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas 53°08'27.5"S 70°53'21.8"W (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos permitidos (elaboración propia).	23
3.9.	Captura de pantalla de los videos, Av. Manuel Bulnes con Enrique Abello, Punta Arenas; (a) 7.00 am, (b) 10.00 am, (c) 15.00 am, (d) 22.00 am.	23
3.10.	Definición de accesos para este escenario, de acuerdo a las trayectorias registradas.	24
3.11.	(a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas 33°27'44.0"S 70°36'22.5"W (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos estudiados (elaboración propia).	25
3.12.	Captura de pantalla de los videos obtenidos cámaras fijas, Av. Grecia con Pedro de Valdivia; (a) Cámara 1, (b) Cámara 2.	27
3.13.	Captura de pantalla de los videos obtenidos mediante dron, Av. Grecia con Pedro de Valdivia; (a) Enfoque diagonal (120 metros de altura), (b) Enfoque azimutal (130 metros de altura), (c) Enfoque diagonal (26 metros de altura), (d) Enfoque hacia el oriente (41 metros de altura).	27
3.14.	Configuración del escenario en estudio, Cámara 1.	28
3.15.	Configuración del escenario en estudio, Cámara 2.	28
3.16.	Configuración del escenario en estudio, Dron.	29

3.17.	(a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas 33°24'18.7"S 70°34'21.4"W (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos estudiados (elaboración propia).	29
3.18.	Representación de los movimientos permitidos durante tiempo exclusivo de cruce peatonal.	30
3.19.	Captura de pantalla del video obtenido para este escenario mediante dron, Las Condes.	31
3.20.	Configuración de accesos para vehículos, Las Condes.	32
3.21.	Configuración de accesos para peatones, Las Condes.	33
4.1.	Comparación de las diferencias porcentuales con respecto al total de objetos rastreados.	38
4.2.	Distribución porcentual de los vehículos por tipo con respecto al total de objetos registrados, para cada base de datos.	39
4.3.	Diferencia porcentual para vehículos livianos, Estación Central.	40
4.4.	Diferencia porcentual para camiones, Estación Central.	40
4.5.	Diferencia porcentual para buses, Estación Central.	41
4.6.	Diferencia porcentual para motocicletas, Estación Central.	41
4.7.	Diferencia porcentual para bicicletas, Estación Central.	41
4.8.	Ejemplo de detección de objetos con <i>DataFromSky</i> fuera del área de interés, horarios 10.00 am y 15.00 pm.	44
4.9.	Ejemplo de ubicación de puertas (<i>Gates</i>) para la identificación de objetos rastreados fuera de la intersección, Punta Arenas.	45
4.10.	Capturas secuenciales del video correspondiente a las 22.00 pm, último cuarto.	46
4.11.	Distribución de los vehículos por tipo, para cada base de datos.	47
4.12.	Diferencia porcentual para vehículos livianos, Punta Arenas.	49
4.13.	Diferencia porcentual para buses, Punta Arenas.	49
4.14.	Diferencia porcentual para camiones, Punta Arenas.	50
4.15.	Ejemplo de vehículo no contabilizado (id:208), trayectoria no cruza puerta de salida 2S.	50
4.16.	Gráfico de porcentaje de objetos identificados por tipo de error, Punta Arenas.	51
4.17.	Ejemplo de vehículo no contabilizado: secuencia de imágenes en donde se identifica error tipo 2 y 4, id:86 - id:88.	51
4.18.	Ejemplo de vehículo que cambia de etiqueta de un objeto a otro (id:382 a id:424), error tipo 3.	52
4.19.	Diagrama de fases correspondiente a la intersección de Punta Arenas.	53
4.20.	Gráfico de la diferencia porcentual entre tiempos de ciclos de <i>DataFromSky</i> y conteo manual, Punta Arenas.	56
4.21.	Distribución de los vehículos por tipo, para cada base de datos, Ñuñoa.	58
4.22.	Diferencias porcentuales por tipo de vehículo, considerando solo los movimientos 20, 21, 30,31, 32 y 41.	59
4.23.	Diferencias porcentuales para vehículos livianos, por movimiento, Ñuñoa.	59
4.24.	Diferencias porcentuales para camiones por movimiento, Ñuñoa.	60
4.25.	Ejemplo de vehículos que realizan movimiento 40, que no logran ser identificados.	60
4.26.	Diferencias porcentuales para buses, por movimiento, Ñuñoa.	61
4.27.	Diferencias porcentuales para motocicletas, por movimiento, Ñuñoa.	61
4.28.	Comparación de las tres cámaras en el mismo instante temporal, escenario Ñuñoa. (a) Cámara 1, (b) Cámara 2, (c) Dron (120 metros de altura).	62

4.29.	Diagrama de fases correspondiente a la intersección de Ñuñoa.	64
4.30.	Diferencias porcentuales de conteos de vehículos por tipo, Las Condes.	67
4.31.	Diagrama de fases correspondiente a la intersección de Las Condes.	69

Capítulo 1

Introducción

1.1. Contexto

En varias áreas de la ingeniería de transporte, el análisis del flujo vehicular es determinante para tomar decisiones en torno a la movilidad, tanto en lo referido a transporte urbano como interurbano, a tráfico interrumpido e ininterrumpido. En el contexto urbano, el tráfico vehicular produce una serie de externalidades negativas que se exacerbaban en las grandes ciudades del mundo, como la congestión, la contaminación del aire, los accidentes de tránsito, el ruido y la intimidación, las que tienen un alto impacto en la calidad de vida de las personas.

Dentro de la infraestructura vial, las intersecciones limitan la capacidad de la red de transporte y son los lugares donde usualmente se observan mayores conflictos de tránsito, por lo que son un punto de especial interés, debiendo ser estudiadas con particular atención. La gestión de intersecciones debe conciliar objetivos de seguridad y eficiencia, y una condición necesaria para una correcta regulación de intersecciones es contar con información fehaciente sobre los usuarios de ella, sus modos de transporte y los conflictos generados. Esto requiere métodos para la obtención de información básica como flujos por tipo de vehículo y movimiento, tiempos de viaje, demoras y largos de cola, entre otros.



Figura 1.1: Ejemplo de congestión en la ciudad de Santiago, Avenida Providencia. Extraído de <http://www.novuschile.cl/trafico-santiago/>.

La congestión puede ocurrir en situaciones de tráfico continuo donde la velocidad de circulación puede ser afectada por la presencia de otros vehículos circulando a distintas velocidades, como en las autopistas. Pero también ocurre en las intersecciones en el contexto de lo que se denomina circulación interrumpida. La interrupción de la circulación surge de la necesidad de regular los conflictos que se producen en el espacio de uso común de las intersecciones, donde cada usuario tiene la intención de utilizarlo. Para eso existen dispositivos de control de tráfico, como ceda el paso, señal de pare y semáforos que otorgan derecho de paso según reglas de tránsito por todos conocidas.

Los semáforos tienen un rol fundamental en aquellas intersecciones donde el flujo vehicular y/o peatonal no puede ser regulado eficientemente por una señal de prioridad como ceda el paso o señal de pare.

Los semáforos tienen luces (verde, amarillo y rojo) que se encienden alternadamente, una a la vez, durante un tiempo determinado de manera cíclica. Cada intersección semaforizada tiene un tiempo de ciclo, es decir, el lapso que transcurre entre el inicio de una de esas luces y el siguiente inicio de esa misma luz, momento en que comienza un nuevo ciclo. El tiempo asignado a cada luz no es arbitrario, es el resultado de un cálculo que se realiza en base a los flujos vehiculares que acceden a la intersección en el caso de la indicación verde y roja o de una definición reglamentaria adoptada por la autoridad, como los 3 segundos que dura la luz amarilla en todos los semáforos del país. Por lo tanto, en principio, cada semáforo tiene una programación propia que varía según la hora y el día de la semana.

Existen distintos métodos para obtener información de los flujos vehiculares. En Chile, hasta hace pocos años, el más utilizado era el método manual, el cual consiste en obtener los volúmenes de tránsito a partir del registro “en papel” que hacen personas en terreno. Este método permite el conteo de flujo por tipo de vehículo y movimiento, pero tiene como desventajas que es impreciso, en el caso de intersecciones complejas o redes grandes, requiere un número alto de personas, y, además, el personal de terreno está expuesto a jornadas laborales muy extensas, incluso poniendo en riesgo su integridad física, al no poseer las condiciones laborales mínimas legales.

En las últimas décadas se han desarrollado dispositivos que han logrado automatizar el conteo de vehículos, como detectores neumáticos, bucles inductivos, radares, entre otros. No obstante, estas soluciones suelen proporcionar datos agregados, siendo compleja o imposible la identificación de los tipos de vehículo registrados. Estos métodos no permiten tener trazabilidad en los conteos y por lo tanto en caso de duda, se debe confiar en el registro del dispositivo instalado en terreno.

Pero con el avance de la tecnología, en la actualidad es posible obtener la información de flujos por medio de grabaciones de video e inteligencia artificial que permiten identificar distintos tipos de objetos de forma automatizada. Esto permite explorar la posibilidad de reemplazar el conteo manual por uno basado en reconocimiento de imágenes, pudiendo potencialmente reducirse el error asociado a las mediciones realizadas por personas y disponer de información para períodos más extensos o incluso permanentemente. Se permite además revisar la grabación tantas veces como sean necesario para dilucidar las dudas que surjan en el conteo.

Además, la disponibilidad de video y reconocimiento de imágenes en tiempo real podría permitir una programación en línea, es decir, ajustar la duración del tiempo de ciclo y del tiempo de verde/rojo a medida que los flujos de la intersección cambian durante el día. Eso corresponde a lo que se denomina programación dinámica de semáforos, que en algunos lugares del país se aplica, pero que requiere la instalación y mantenimiento periódico de dispositivos en la vía y costosos programas computacionales especializados. Hoy existen dos sistemas de control dinámico que se han implementado en dos ciudades de Chile, Santiago y Concepción. En la primera se utiliza el sistema **SCOOT**¹ (Split Cycle Offset Optimisation Tool), mientras que en la segunda se utiliza el sistema **SCATS**² (Sydney Coordinated Adaptive Traffic System). Ambos sistemas de control han sido ampliamente desarrollados y mejorados a partir de su uso en el extranjero.

1.2. Objetivos generales

- Estudiar en detalle la precisión del método de conteo automatizado de flujos mediante el uso del software avanzado de reconocimiento de imágenes, *DataFromSky*.
- Estudiar la factibilidad de implementar una programación de semáforos en intersecciones, a partir de flujos obtenidos por medio del software seleccionado, a través de grabaciones.

1.3. Objetivos específicos

- Investigar qué estudios se han realizado en otros países con respecto a la detección de vehículos por medio de grabaciones.
- Encontrar un software que permita realizar un conteo de flujo vehicular de manera precisa (bajo porcentaje de error en la medición).
- Determinar qué tan específica deber ser la clasificación de vehículos y cómo está relacionado esto con la precisión de la medición de flujos.
- Implementar la teoría de programación semafórica, dado los flujos obtenidos.
- Identificar las ventajas y desventajas de la utilización de programas basados en inteligencia artificial y visión por computadora, identificándose un conjunto de variables que inciden en la confiabilidad de los resultados

1.4. Estructura de la memoria

En la primera parte de este documento, se encuentra una revisión de la literatura reciente que tiene relación directa con esta investigación. En esta revisión, se consideran aportes desde la década pasada, en donde se describe gran parte de la teoría de Ingeniería de Tránsito, hasta contribuciones de esta década, con estudios de los diferentes dispositivos de análisis de

¹ <https://trlsoftware.com/products/traffic-control/scoot/>

² <https://scats.nsw.gov.au/>

datos de tráfico.

Posteriormente, en el Capítulo 3, se presenta la metodología vinculada con la investigación, describiendo en detalle el mecanismo de identificación de imágenes mediante inteligencia artificial, la manipulación del software elegido y el procedimiento de análisis para cada caso de estudio.

En el capítulo 4, se detallan los resultados obtenidos de acuerdo con los escenarios estudiados, mostrando un primer acercamiento a la aplicación de conteo de vehículos y programación de semáforos por medio de reconocimiento de imágenes.

En el último capítulo de este documento, se presentan las conclusiones generales más importantes, recomendaciones sobre la utilización de este tipo de metodologías y una descripción de las líneas futuras de la investigación.

Capítulo 2

Revisión bibliográfica

2.1. Teoría de circulación y programación de semáforos

Las diferentes interacciones entre usuarios del transporte generan conflictos, lo cual dificulta que los vehículos puedan desplazarse libremente, ya que su movilidad se ve condicionada tanto por la infraestructura vial, como por los otros participantes que se mueven en ese espacio físico. En la literatura se han clasificado los conflictos que se generan entre usuarios de la estructura vial, en particular, Gibson (2001) describe tres tipos:

- (a) **Conflictos concurrenciales:** Se producen entre los vehículos que circulan por la misma vía y en el mismo sentido, pero con distintas velocidades (por ejemplo, tramos de calles, caminos, etc.). La solución a este tipo de conflicto se logra ajustando la velocidad de los vehículos o permitiendo el adelantamiento del vehículo más lento.
- (b) **Conflictos direccionales:** Se dan entre vehículos cuyas trayectorias se cruzan en una misma vía o en vías distintas, se producen típicamente en intersecciones. Su solución se obtiene dando prioridad a uno de los movimientos sobre el otro.
- (c) **Conflictos funcionales:** Ocurren entre vehículos que hacen uso antagónico de un mismo sector de la vía, se contraponen el movimiento y el reposo. Se superan a través del adelantamiento del vehículo detenido, la detención del vehículo en movimiento o el ajuste de su velocidad hasta que el conflicto desaparece (por ejemplo, paraderos de buses y estacionamientos en la calzada).

En particular, para los conflictos tipo b) (Figura 2.1), varios vehículos que circulan en diferentes direcciones pretenden utilizar una misma área de la vía. Éstos se pueden regular mediante distintos dispositivos viales: señales de prioridad (ceda el paso, disco pare), a través de eliminación de conflictos (como pasos a distinto nivel) y semáforos. Las señales se instalan en lugares donde esté justificada su utilización y no de manera aleatoria (CONASET, 2012), por lo que debe realizarse un análisis técnico previo. Cuando se realizan estudios de conflictos de tránsito para evaluar las posibles soluciones, se analizan todas las opciones disponibles y luego se compara los efectos de cada una con la implementación de un semáforo.

En Chile existen normativas que establecen metodologías para verificar si la instalación de un semáforo es la solución óptima, para esto, es necesario evaluar si tiene sentido su implementación, tanto en su operación como en la seguridad vial de la intersección. Los principales

critérios que se consideran son los flujos vehiculares y peatonales en las horas de mayor demanda, el nivel de accidentabilidad y la magnitud de las demoras de los usuarios.

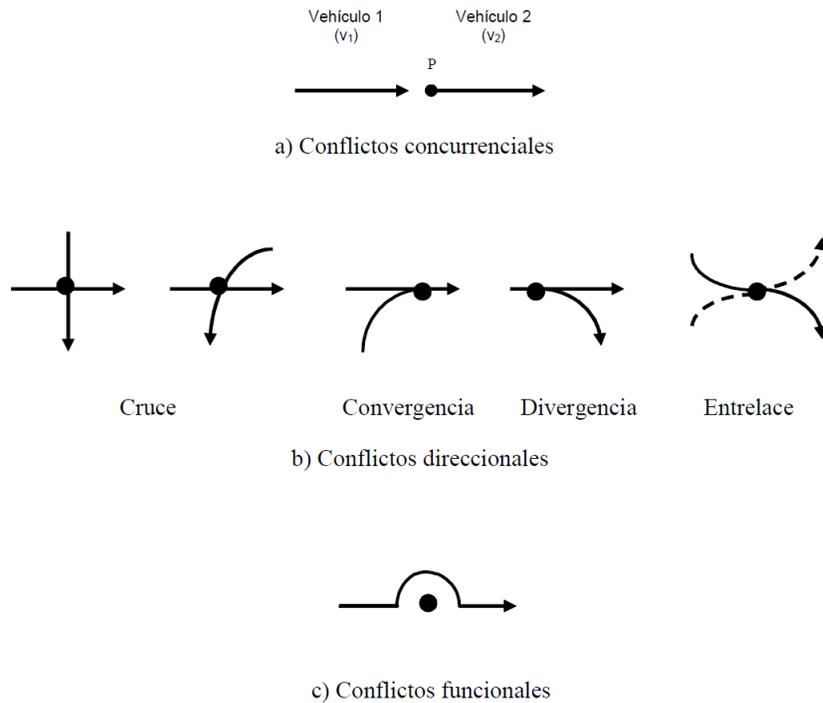


Figura 2.1: Representación de los conflictos de tráfico (Fernández, 2010).

Cuando una intersección cuenta con este tipo de dispositivo de control de tráfico, es imprescindible implementar una programación de semáforos adecuada, esto es, determinar la estructura (movimientos, entreverdes y diseño de fases), la secuencia y tiempos que durarán las indicaciones luminosas que se muestran a los usuarios (orden y duración de las fases). Akçelik (1981) describe claramente los principales parámetros de la programación de semáforos:

- *Tiempo de entreverde (I):* tiempo que contempla el término del periodo de verde de una fase, hasta el inicio del periodo de verde de la siguiente, lo que consiste en el tiempo de amarillo y el tiempo de rojo-rojo (periodo en el cual la fase que termina y la que inicia tienen luz roja).
- *Tiempo o reparto de verde (G):* tiempo en el que los vehículos tienen derecho a paso durante esa fase.
- *Tiempo de ciclo (c):* Suma de una secuencia completa de fases, es igual a la suma de los tiempos de verde y entreverdes de todas las fases del semáforo.

$$c = \sum(I + G).$$
- *Capacidad (Q):* máximo número de vehículos que puede atravesar una vía por unidad de tiempo.
- *Flujo de saturación (S):* tasa de descarga máxima de vehículos durante el tiempo de verde, cuando existe cola de vehículos.
- *Grado de saturación (x):* razón entre el flujo de llegada y la capacidad.

$$x = q/Q.$$

El proceso de programación depende directamente de factores como la demanda o flujo de vehículos (q), que se expresa a través de la cantidad y tipo de vehículos o peatones por unidad de tiempo que llegan a ella, y la oferta de transporte de la infraestructura vial o capacidad (Q).

La relevancia de contar con información certera, apunta principalmente a que los flujos serán los que determinarán la correcta optimización de las programaciones (UOCT, 2017), por lo cual, el conteo de vehículos es un dato clave para el análisis de los sistemas de transporte y en particular para justificar e implementar dispositivos de control de tránsito.

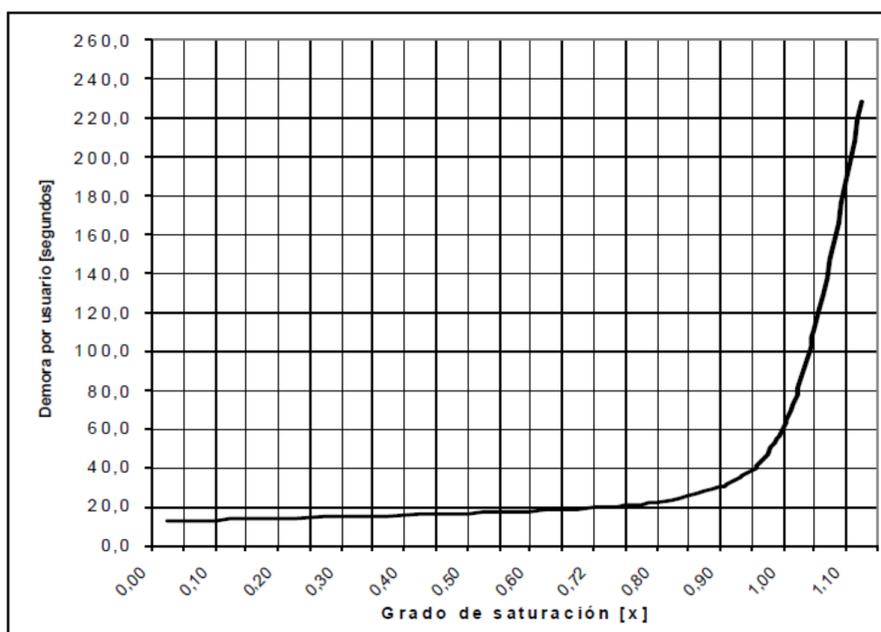


Figura 2.2: Variación de la demora con el grado de saturación en un cruce. Extraído de (Fernández & Valenzuela, 2004).

Por otro lado, impactos que se producen tanto en la urbe como en el medio ambiente están relacionados de manera directamente proporcional al grado de saturación. Fernández y Valenzuela (2004) indican que consecuencias directas de esto son: congestión vehicular, demoras adicionales para todos los usuarios, colas de vehículos y peatones, y detenciones involuntarias de autos y otros usuarios. Estudios han analizado como la congestión comienza a aumentar, de manera no proporcional, para valores de x superiores a 0,7 o 0,8, es decir, cuando el flujo supera el 70 % u 80 % de la capacidad, tal como se observa en el gráfico que se muestra en la Figura 2.2. De aquí la relevancia de una óptima programación de semáforos.

Es más, la programación de estos dispositivos puede inducir grandes impactos en las emisiones de gases contaminantes como monóxido de carbono (CO), óxidos de nitrógeno (NO_x) y compuestos orgánicos volátiles (COV), dado que se producen interrupciones de los flujos, desaceleración, aceleración y aumento en el tiempo de ralenti (Song, Zang y Zhu, 2020). Autores afirman que si las programaciones son capaces de reducir las demoras, las detenciones y el tiempo de viaje de los vehículos, estas mejoras de la eficiencia de la red de transporte permitirán que los sistemas de transporte existentes sean más respetuosos con el medio ambiente (Zhao, He y Yin, 2021).

2.2. Métodos de conteo de flujo vehicular

En Chile, el método más utilizado para medición de flujos vehiculares es el conteo manual, donde se trabaja con personas que son capacitadas para obtener los datos en terreno. La metodología parte de una definición de la clasificación por tipo de vehículo, los movimientos que se desarrollan en el área de estudio, las fechas (día laboral, fin de semana, meses de verano, etc) y horarios (punta mañana, fuera de punta, punta tarde) que son de interés. El conteo se realiza en intervalos de 10 a 15 minutos durante el periodo a analizar, ya sea durante un día o varios de una semana tipo por cada temporada. En general, se utilizan formularios impresos para hacer el registro, existiendo también tableros electrónicos y aplicaciones de smartphones que facilitan el trabajo.

Sin embargo, los errores asociados a la cuantificación manual suelen ser muy altos, lo cual afecta directamente la programación que se implementa posteriormente en las intersecciones. Además, si el área de análisis a cubrir es muy amplia, propio de estudios de campo a gran escala para la recopilación de datos, implica costos más altos tanto en tiempo, como en recursos (Mahmud et al., 2019).

La tecnología ha avanzado rápidamente, por lo que en la actualidad se pueden encontrar gran variedad de soluciones para el registro de información de tráfico que pueden ser ejecutados de manera automática, para posteriormente realizar el análisis de los datos.

Actualmente hay diversos detectores superficiales que detectan el vehículo que pasa y transmiten la información a un registrador, que se encuentra ubicado cerca de la vía. El aforo con detectores o tubos neumáticos es un sistema temporal que consta de un tubo instalado en el pavimento, el cual forma un ángulo recto con respecto a la trayectoria de los vehículos. Cuando las ruedas pasan sobre el tubo (Figura 2.4), desplazan un cierto volumen de aire que genera una presión en el interruptor interno, cerrando el circuito eléctrico, registrando al objeto. Sin embargo, la precisión del conteo es de $\pm 5\%$ ¹, lo cual está sujeto al número de camiones de tres o más ejes y del volumen de tráfico.

Existen también detectores automáticos como los lazos, bucles inductivos o sensores magnéticos inalámbricos, dispositivos que se instalan bajo la superficie vial y funcionan mediante un sistema de comunicación electromagnética. Estos sensores proporcionan información como el conteo vehicular, la ocupación y la velocidad. La literatura muestra que este tipo de sensores tiene la capacidad de clasificar correctamente, según tipo de vehículo, el 70 % del total de los objetos detectados. Sin embargo, este tipo de sistemas fijos solo pueden capturar tipos limitados de información estática, como por ejemplo, conteo de flujo, ocupación de vehículos y longitudes de colas en momento particular, pero no pueden registrar los movimientos continuos (Du et al., 2017).

¹ <https://www.cuevadelcivil.com/2011/05/metodos-automaticos.html>



Figura 2.3: Imagen referencial de detector neumático, extraído de <https://www.diariomotor.com/noticia/cables-carreteras-funcion/>

Por otro lado, se pueden encontrar sensores magnéticos inalámbricos, que son instalados de manera temporal para registrar datos de tráfico vehicular, como conteo, ocupación, velocidad, incluso la clasificación de objetos. Este tipo de dispositivos tienen una alta tasa de detección, cercana al 99% (Cheung et al, 2005), pudiendo incluso registrar velocidades promedio y espaciamiento entre vehículos. Además, existen otras tecnologías que permiten obtener datos de tráfico vehicular, como el GPS (*Global Positioning System*), sistemas de radar, sensores láser y la captura de imágenes mediante cámaras de video. En la Tabla 2.1 se muestra una comparación general de los sistemas de detección mencionados en esta sección.

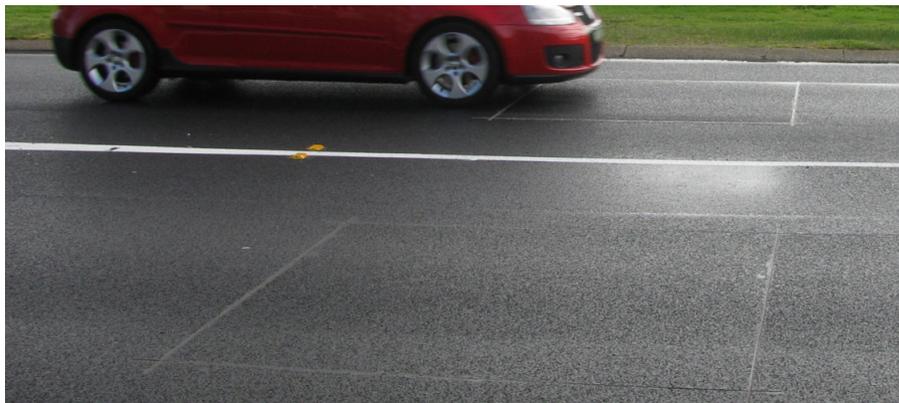


Figura 2.4: Imagen referencial de loop inductivo, extraído de <https://www.lasemaforica.com/es/productos/deteccion-de-trafico/loop-tec>

Tabla 2.1: Comparación de métodos de detección de datos para tráfico vehicular.

N°	Fuentes	Método de detección	Funcionamiento	Datos recopilados	Ventajas	Desventajas
1	(Mahmud et al. 2019)	Manual	Grupo de individuos que realizan el conteo manualmente en terreno.	Conteo de vehículos y peatones, tasa de ocupación, identificación de placa patente.	Aplicable a casi cualquier escenario.	Importantes errores asociados al factor humano, jornadas laborales extensas.
2	(Cheung et al. 2005)	Bucle inductivo	Sistema de comunicación electromagnética.	Conteo de vehículos, ocupación, velocidad.	Puede detectar vehículos que pasan en un punto determinado, bajo costo.	Instalación bajo la superficie de vía, difícil mantención, baja precisión para clasificación de vehículos.
3	(Gurusinghe et al. 2002)	GPS	Sistema de posicionamiento global diferencial cinemático en tiempo real.	Posición, velocidad, velocidad relativa, aceleración	Fácil realizar seguimiento de vehículos en tiempo real.	Análisis vehículo a vehículo, no analiza conteos de flujos vehiculares.
4	(Metzler, H. 1988)	Radares y sensores laser	Mide la distancia y velocidad del objeto con señal doppler.	Detección de localización, velocidad, conteo.	Variadas aplicaciones, fácil implementación.	Instalación fija, no analiza conteos de flujos vehiculares.
5	(Jamiya & Rani, 2021), (Zhang & Zhu, 2020), (Li et al. 2020)	Imágenes estáticas, infrarrojo y videos de vigilancia	Visión por computadora (CV) en tiempo real, método de detección Yolo modificado (v3-pequeño).	Detección de vehículos por tipo, velocidad.	Gran cantidad de aplicaciones, puede obtener información de tráfico vehicular fuera de linea y en tiempo real.	Se requiere capacidad computacional para procesar la información obtenida.

2.3. Visión por computadora y nuevas tecnologías

Los avances tecnológicos han planteado soluciones más eficientes que los antiguos dispositivos de detección. En particular, la visión por computadora (CV por sus siglas en inglés) ofrece posibilidades interesantes, como la detección y reconocimiento de objetos, seguimiento de trayectorias, control para sistemas de seguridad (S. Felici-Castell et al., 2019), programación de intersecciones semaforizadas (M. Radivojevic et al., 2021), incluso posibilidad de evaluar la reducción de la emisión de gases contaminantes (S. Zhou et al., 2021).

La visión por computadora, que contempla la detección de eventos, reconocimiento de objetos y seguimiento de trayectorias, aspira a automatizar los trabajos que el sistema visual humano ha realizado hasta hoy (S. Zhou et al., 2021). Estas herramientas computacionales tienen la versatilidad de poder analizar escenarios tanto fuera de línea como en tiempo real, lo cual permite analizar patrones de movilidad de tráfico, pudiendo emparejar ambos patrones de movilidad (Angulo, E. et al, 2011).

El desarrollo de algoritmos de detección de objetos y la investigación asociado a esta tecnología está aun en plena etapa de maduración, sin embargo, ya existe varios estudios científicos sobre distintas aplicaciones de la visión artificial para la práctica de la ingeniería de transporte, como se muestra en la Tabla 2.2.

De los distintos análisis que se pueden realizar dentro de las ciudades, las intersecciones son puntos particularmente conflictivos, por lo que su análisis debiera ser continuo y de alta precisión (Apeltauer et al., 2015). Los nuevos enfoques para realizar detección y seguimiento de vehículos, como la utilización de cámaras fijas, drones y software de reconocimiento de imágenes, tienen el potencial de ser aporte significativo a la obtención de datos necesarios para estas evaluaciones, en caso de que entreguen resultados confiables.

Tabla 2.2: Estudios recientes de visión artificial, enfocados en distintos elementos computacionales.

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

Los campos de la visión por computadora y el procesamiento de imágenes digitales se ha desarrollado en torno a plataformas de aprendizaje automático con visión artificial, dentro de las cuales se pueden encontrar una amplia gama de librerías. Por ejemplo, **OpenCV** es

una biblioteca de código abierto, gratuita y de un gran rendimiento para esta área, el cual permite el procesamiento e identificación de imágenes en tiempo real. Estudios realizados en años recientes han comprobado que esta herramienta facilita la implementación de la visión por computadora en aplicaciones en tiempo real (Janga & Enugala (2020b)). *TensorFlow* es otra herramienta de aprendizaje automático, aplicable a múltiples estudios, por ejemplo, analizar información meteorológica en tiempo real, para facilitar la conducción durante condiciones adversas, alcanzando incluso una precisión del 98 % en la detección de niebla (Khan Ahmed (2020)). Por otro lado, se han realizado investigaciones enfocadas al reconocimiento automático de matrículas de vehículos mediante la utilización de un marco de *deep learning* llamado YOLO (You Only Look Once), mostrando un rendimiento de vanguardia en detección de objetos con coincidencia (Hendry & Chen (2019)).

En particular, dentro de las tecnologías complementarias a este desarrollo están los drones o Sistemas Aéreos no Tripulados (AUS), que se han propuesto como una herramienta pionera, versátil, con muy pocas debilidades. Una de sus ventajas características es el poder registrar flujos de tráfico en amplias áreas, sujetas a distintos niveles de congestión (Barmounakis & Geroliminis, 2020).

A pesar de que la tecnología de cámaras, drones y técnicas de visión por computadora están avanzando rápidamente, no existe suficiente información sobre cuán precisas y confiables son para recopilar datos de tráfico (Emmanouil et al., 2019), por lo que estudiar la capacidad de análisis de estos instrumentos, en conjunto con programas computacionales de detección de objetos, tiene hoy tanto una relevancia práctica como científica.

Capítulo 3

Metodología

En este capítulo se presenta la metodología del estudio, donde se describen los principales aspectos metodológicos tomados en cuenta para planificar el levantamiento de la información requerida en terreno, el *software* elegido para la investigación y el procedimiento seguido para su utilización, y se expone cada uno de los escenarios examinados. El análisis es de tipo experimental, ya que los datos obtenidos mediante el *software* seleccionado son propios de cada escena en observación.

Para analizar cada uno de los escenarios, se utiliza la aplicación de reconocimiento de imágenes *DataFromSky*¹, plataforma desarrollada en República Checa, la cual permite el estudio de videos tanto de cámaras fijas como de drones, entregando datos de tráfico valiosos como flujo vehicular, velocidades, aceleración, tipo de vehículo, trayectoria, identificación de patentes, entre otros parámetros. *DataFromSky* colabora con más de 20 universidades de diversos países a través de una utilidad llamada *Academy Program*, que permite la utilización de la plataforma de manera gratuita con fines de investigación. En el contexto de este trabajo se firmó un convenio de colaboración entre *DataFromSky* y la Universidad de Chile para el desarrollo de proyectos de este tipo. En la sección que sigue a continuación, se explica en detalle el funcionamiento del software y los análisis realizados.

3.1. Planificación y levantamiento de terreno

Parte clave para los estudios de conteos de flujos vehiculares es cómo se plantea la metodología para el levantamiento de la información en terreno, desde el procedimiento para la recopilación de los datos, hasta aspectos logísticos. Para el presente estudio, se plantea una estrategia de trabajo enfocada en la optimización de los procesos de recolección, de manera que se minimicen los errores asociados a este procedimiento.

3.1.1. Definición de parámetros

Una vez se ha definido la intersección que se quiere analizar, previo al levantamiento en terreno y la recopilación de la información, se deben determinar ciertos aspectos relativos a la medición de flujo vehicular:

¹ <https://datafromsky.com/>

1. **Metodología de recopilación:** para este estudio, la información fue registrada a través de videos obtenidos por cámaras fijas y/o dron, capturando todos los movimientos permitidos dentro de cada intersección.
2. **Periodo de medición:** este ítem se determina de acuerdo con las necesidades del estudio, en particular para este análisis, las mediciones se realizan en día laboral, temporada normal del año.
3. **Horario de medición:** considerando las características de los escenarios, y los análisis que se quieren obtener, los horarios de medición pueden variar considerablemente. Sin embargo, en caso de que se opte por una grabación con dron, se recomienda evaluar un horario de medición que cuente con la mayor luminosidad posible, esto es, cerca del medio día, ya que esto minimiza la existencia de sombras en la escena.
4. **Tipología de vehículos:** dado el enfoque del estudio –programación de semáforos– se opta por considerar una caracterización desagregada en cinco categorías: vehículos livianos, camiones, buses, motocicletas, bicicletas. Sin embargo, se debe tener en cuenta que esta desagregación está determinada por las consideraciones propias de la investigación, es decir, una clasificación en base a la influencia de los vehículos en la ocupación de las vías, es decir, el tamaño de estos. Además, se incluyó en un escenario el conteo de peatones.
5. **Registro de la información:** en este caso, los volúmenes vehiculares son registrados según el tipo de cámara utilizada. Para las cámaras fijas, los registros se realizan en intervalos de quince minutos de manera continua, considerando por separado cada uno de los sentidos de circulación observados en el punto de control. Para el dron, dado el funcionamiento de este, se realizan registros en intervalos de 10 a 12 minutos, de forma discontinua.

3.1.2. Aspectos logísticos del levantamiento de terreno

Una vez definidas las características de la medición, se deben tener en cuenta los aspectos necesarios para el levantamiento en terreno. Cada intersección tiene sus particularidades, lo que hace que la logística sea distinta para cada una. A continuación, se presentan ciertas recomendaciones que podrían ser aplicadas para que el registro vehicular sea adecuado.

3.1.2.1. Medición con cámaras fijas

- **Ubicación:** este ítem depende de los requerimientos del estudio y las características propias de la intersección, como los movimientos vehiculares permitidos, dimensiones físicas de la vialidad, flujo vehicular, entre otros. Estos parámetros son determinantes al momento de evaluar la ubicación de la cámara, ya que de acuerdo con estas características es cómo se debe visualizar el escenario. Además, las cámaras fijas presentan ciertas restricciones al momento de su instalación en terreno, ya que es necesario una estructura vertical para su posicionamiento. Lo anterior da cuenta de la importancia de tener conocimiento previo del sector de medición, para así validar la factibilidad de la ubicación del aparato.
- **Orientación de la cámara:** una vez que se tiene certeza de la factibilidad para la instalación de la cámara, se deben definir dos parámetros de vital importancia: altura y ángulo de visualización. Ambos aspectos son imprescindibles dentro de una medición

de flujo vehicular con este método, ya que de estos depende qué tan certeros son los registros. En intersecciones de menor tamaño y poco flujo vehicular, es probable que la altura necesaria sea de un par de metros. Sin embargo, para intersecciones de gran envergadura, con varias pistas, muchos movimientos y considerable flujo, surge la necesidad de aumentar la altura de instalación. En el caso del ángulo, lo ideal es verificar en terreno si este es suficiente para registrar todos los movimientos de interés.

- **Condiciones climáticas:** el clima puede ser determinante durante la recolección de los flujos por varias razones. La luminosidad es un aspecto que afecta la calidad de los videos, lo cual podría traer efectos en el posterior procesamiento de estos. Además, la existencia de sombras producidas por diferentes objetos, como árboles, postes, señalización vertical, entre otros, puede, eventualmente, hacer más dificultosa la identificación de vehículos y peatones dentro del *software*.

3.1.2.2. Medición con dron

- **Ubicación:** el dron tienen la ventaja de poder posicionarlo sobre la intersección, sin depender de infraestructura vial para su instalación. Su vuelo facilita la elección de un emplazamiento que permita satisfacer las solicitudes del estudio. Se debe procurar siempre que el dron se encuentre sobre terreno público, evitando sobrevolar sectores de propiedad privada.
- **Orientación de la cámara:** la tecnología del dron permite definir durante su vuelo, la altura y el ángulo de grabación, lo que facilita que se determinen en terreno estos parámetros, de manera que permitan capturar la escena en su totalidad. Menores alturas favorecen la identificación de peatones y bicicletas dentro del registro obtenido por el *software*.
- **Condiciones climáticas:** malas condiciones climáticas, como lluvia o viento, son determinantes al momento de realizar un levantamiento de terreno con esta tecnología, ya que estos equipos no tienen la capacidad de funcionar en circunstancias de este tipo. Se recomienda realizar mediciones con drones cuando se cuente con días nublados, para evitar, dentro de lo posible, sombras que generen objetos presentes en la escena.

3.2. Procesamiento de los videos

Luego de tener las grabaciones de las intersecciones en estudio, se debe realizar el procesamiento de los videos en la plataforma *DataFromSky*.

La herramienta seleccionada permite subir archivos de video al sitio web, donde se pueden examinar tanto videos obtenidos de cámaras fijas, como de drones. En ambos casos, el procedimiento es similar (Figura 3.1), tal como se describe a continuación:

- Dentro de la página de *DataFromSky*, ingresando a la sección *Products - Traffic Survey*, se debe hacer clic en el botón *Analyze video. For Free*.
- Luego, se debe seleccionar qué tipo de video es el que se quiere analizar. Si es cámara fija, se selecciona *Entry to LIGHT*, de lo contrario, *Entry to AERIAL* para drones.
- Se abrirá un cuadro en el que se pueden enviar los datos para el análisis de tráfico. En esta parte, se debe agregar el video (en cualquiera de los formatos recomendados: MP4, AVI, MPEG, WMV) - *Add your video*.

- Posteriormente, *DataFromSky* da la opción *Extract license plates?*, donde el *software* leerá automáticamente las placas de todos aquellos vehículos detectados, esto solo para cámaras fijas. Finalmente, se envía el video: *send data to the sky*, el cual se cargará en la web y será procesado.
- Posterior a la carga del video y, en el caso particular de que éste no tenga la calidad recomendada por la plataforma, se recibe un correo el cual advierte que la calidad de entrada está en el límite de las capacidades técnicas de la detección, lo que podría llevar a un impacto negativo en los resultados.
- En la esquina superior izquierda hay una sección donde se puede visualizar el porcentaje de avance del análisis de la grabación: *Menu - Tasks - Pending Tasks*.
- Una vez completado el análisis, este se puede descargar de dos maneras: directamente desde la página web en la sección *Menu - Finished Tasks*, o desde el correo que se envía automáticamente desde la plataforma.
- El archivo de salida es del tipo *Compressed Tracking Log (.tlgx)*, el cual es un paquete de datos que contiene información sobre la escena de análisis de tráfico y datos de la trayectoria de los vehículos identificados. Este *output* está vinculado con el archivo de secuencia de video, ya que por sí solo no contiene datos de imagen, por lo que, al momento de revisar el registro de seguimiento, se solicitará el *.tlgx* y la grabación original.

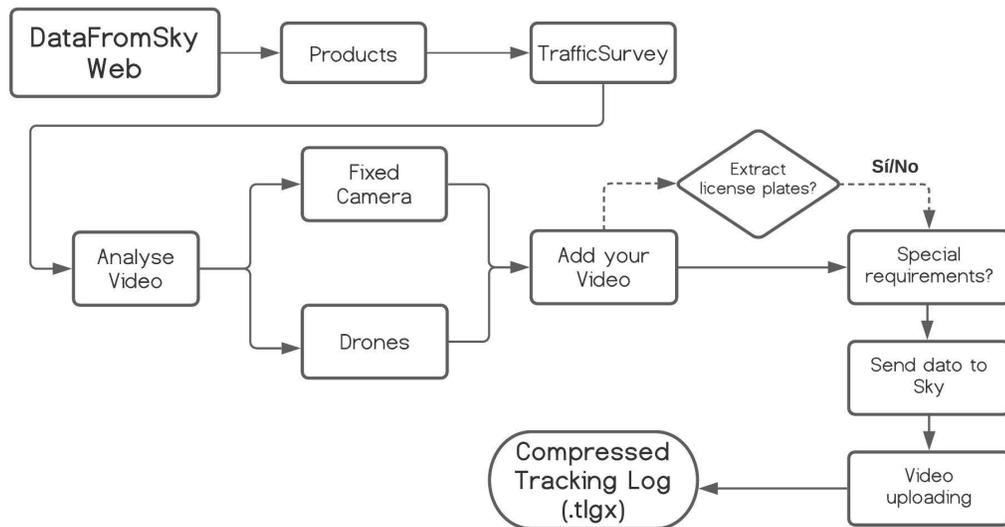


Figura 3.1: Esquema de procesamiento de videos en *DataFromSky*.

3.2.1. Análisis de datos de tráfico

Para estudiar el registro de seguimiento y obtener distintos resultados, se utiliza la aplicación de escritorio de visualización *DataFromSky Viewer*, la cual puede ser descargada de manera gratuita directamente de la página web. Esta proporciona medios para ver, crear y editar datos de seguimiento de vehículos en secuencias de video, uniendo los datos del video analizado, con la detección de objetos y trayectorias definidas en el *Tracking Log (.tlgx)*. En esta sección se describen las herramientas utilizadas para la investigación, mayores detalles

sobre la plataforma se pueden encontrar en el sitio web del *software*. Para entender el proceso de exploración realizado, se deben entender los elementos que conforman la configuración de la escena:

- Etiquetas (*Tags*): clasificación que el *software* determina para cada objeto identificado, el cual es asociado a un píxel del mismo y se muestra en la interfaz como un cuadro en color rojo.
- Línea de trayectoria (*Trajectory line*): representa la trayectoria del objeto rastreado, desde que es identificado, hasta que sale del área de observación.
- Accesos (*Gates*): líneas virtuales creadas por el usuario, las cuales son capaces de registrar los vehículos que las atraviesan mediante la línea de trayectoria. Pueden ser direccionales y selectivas según la clasificación del objeto y pueden designarse como de “Entrada”, “Salida” u “Otros”.

Al abrir la aplicación, una vez que esta encuentra un registro de seguimiento válido, la interfaz principal cambia a “Vista de escena” (Figura 3.2). En la parte superior de la pantalla está la barra de herramientas principal y en la parte inferior se muestra un control deslizante, similar a un reproductor de video. Para extraer los flujos mediante el *software* utilizado, se sigue el procedimiento que se describe a continuación:

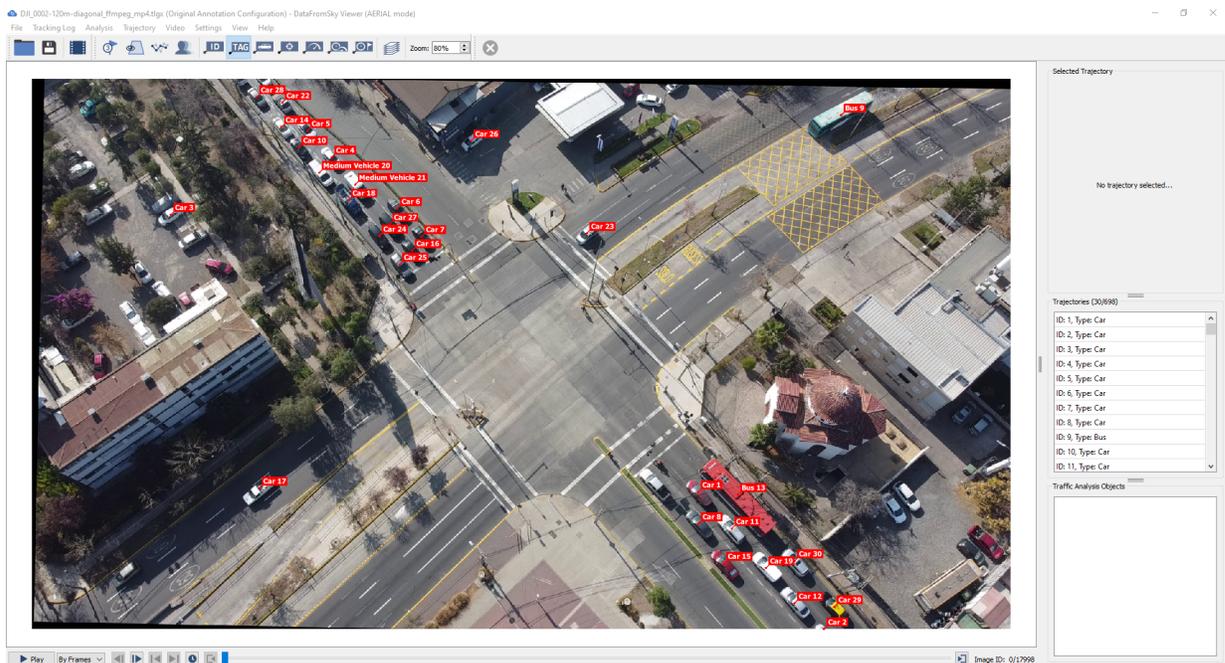


Figura 3.2: Interfaz de la aplicación de escritorio, intersección avenidas Grecia y Pedro de Valdivia en Santiago, *DataFromSky Viewer*.

- En cada escenario, lo primero es la definición de los accesos (*Gates*) de entrada y de salida, cuyo número depende de la complejidad de la intersección y los movimientos permitidos que son de interés. Además, la definición de estos se realiza considerando las trayectorias de los vehículos que fueron detectadas por el *software*, ya que estos deben cruzar al menos una entrada y una salida para ser identificados.
- Desde el menú superior: *Tracking Log - Manage Annotation Configurations*, se accede a la configuración de seguimiento, donde se definirán los accesos (*Gates*). Se genera una

copia de la configuración existente presionando *Clone*, luego se selecciona ésta como la nueva configuración activa y se presiona *Edit*.

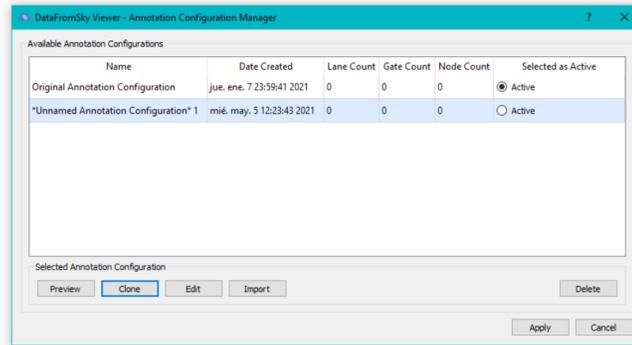


Figura 3.3: *DataFromSky Viewer, Manage Annotation Configurations.*

- Dentro de la ventana de *Annotation Redefinition* (Figura 3.4), se pueden configurar los “accesos”. Desde la barra superior de herramientas, seleccionando *Add Gate*, haciendo clic en la imagen se van generando líneas. En este caso, se crearon accesos de entrada y salida, para capturar los flujos asociados a los movimientos identificados dentro de las intersecciones. Los “accesos” deben ubicarse dentro de la escena de manera que las trayectorias de los vehículos puedan “cruzar” las líneas, tanto al entrar como al salir.

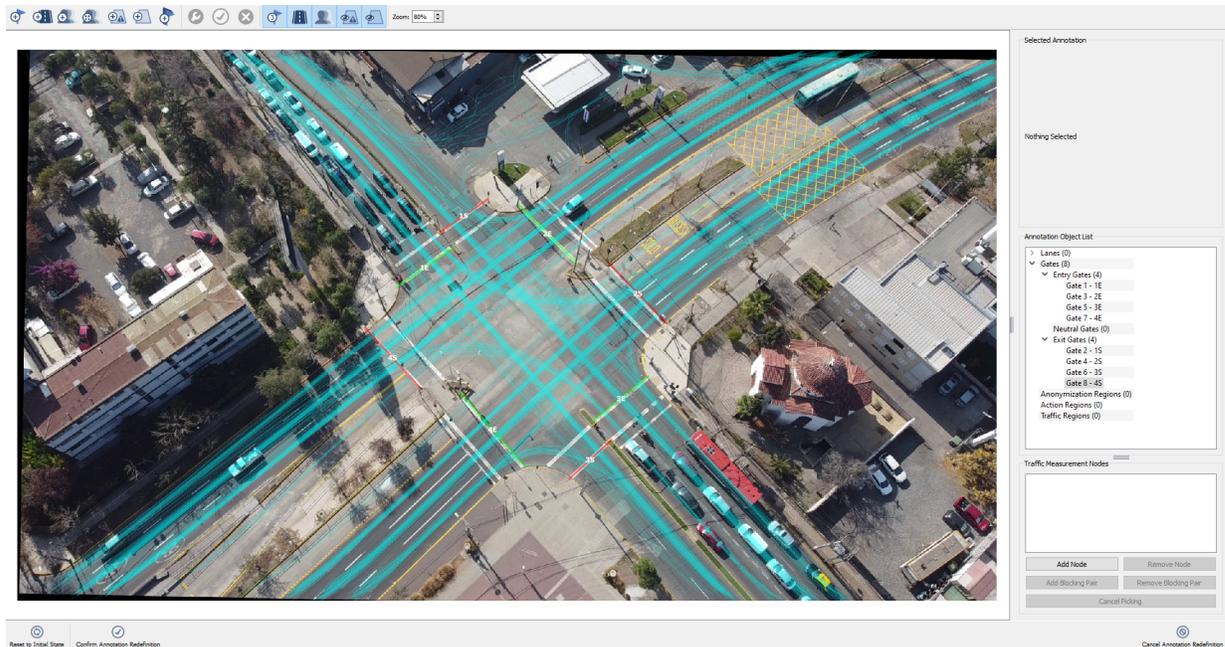


Figura 3.4: *DataFromSky Viewer, Annotation Redefinition.*

- Una vez configurado el escenario, confirmar la edición presionando *Confirm Annotation Redefinition*.

- Finalmente, para extraer los flujos del escenario en estudio, en la pantalla principal se accede, desde el menú superior *Analysis - Export Traffic Analysis to Excel File...*, extrayendo los datos de tráfico vehicular.

3.3. Escenarios en estudio

Antes de proceder a la descripción metodológica caso por caso, es necesario tener presente las siguientes definiciones, las cuales serán utilizadas en los próximos capítulos:

1. Conteo Manual (**Manual**): Cómputo manual obtenido mediante un análisis visual de las grabaciones, de elaboración propia como parte de este estudio.
2. Conteo de Aristo Consultores (**Aristo**): Información secundaria del conteo, cuya fuente una compañía subcontratada por esta empresa.
3. Conteo de *DataFromSky* (**DFS**): Datos entregados como output del software *DataFromSky*.

Es importante hacer hincapié en que, para el primer y segundo escenario, el análisis a desarrollar es la comparación de estas tres fuentes de datos enfocados en la misma medición. En el tercer y cuarto escenario, se contraponen **Manual** y **DFS**, ya que no se cuenta con datos previos por la empresa Aristo Consultores.

Para examinar la precisión del *software* con respecto a la identificación y clasificación de vehículos, se realizó una comparación entre las bases disponibles, considerando como punto de control el conteo manual realizado directamente de las grabaciones. En la Tabla 3.1, se muestran los análisis que se desarrollarán para cada escenario.

Tabla 3.1

Análisis a desarrollar	Escenarios			
	1	2	3	4
	Estación Central	Punta Arenas	Ñuñoa	Las Condes
Cómputo de objetos rastreados	★	★	-	-
Conteo de objetos con accesos	★	★	★	-
Inspección visual de errores	★	★	★	-
Programación de semáforos	-	★	★	★

Con respecto a la programación de semáforos, que se realizará en 3 de los escenarios, se seguirá el procedimiento planteado por Akçelik (1981) para diseño de intersecciones aisladas.

3.3.1. Intersección Av. 5 de Abril con Obispo Manuel Umaña, Estación Central

El primer análisis se realizó con videos grabados con cámaras fijas de la comuna de Estación Central, en el cruce de Avenida 5 de Abril con Obispo Manuel Umaña (Figura 3.5a). Los registros fueron proporcionados por la empresa Aristo Consultores, los cuales se elaboraron

el año 2012. Fueron facilitados un total de 24 videos, cada uno de 15 minutos de duración, de los cuales se seleccionaron ocho, en los horarios 7.00 - 7.59 am y 8.00 - 8.59 am (Figura 3.6). Estas grabaciones presentan una calidad deficiente, ya que fueron capturadas para ser analizadas por personas, por lo que la resolución no era un parámetro relevante al momento de realizar el registro de las imágenes; en la Tabla 3.2 se muestran las características de las grabaciones. La elección de los videos se hizo bajo el supuesto de que ese horario presenta un escenario variado en temas de visibilidad e iluminación, lo cual pone a prueba la capacidad de reconocimiento de imágenes del software en condiciones no ideales.

La cámara fija estaba ubicada en la esquina nor-oriental de la intersección, instalada a una altura de cinco metros, enfocando con un ángulo de 26° con respecto a la horizontal, a una distancia aproximada de 15 metros del centro del cruce.

Tabla 3.2: Características de los videos procesados.

Escenario	Resolución	Velocidad de datos*	Velocidad fotograma
Estación Central	480x360 píxeles	352 kbps	20 frames/s

*Velocidad promedio de todos los videos seleccionados

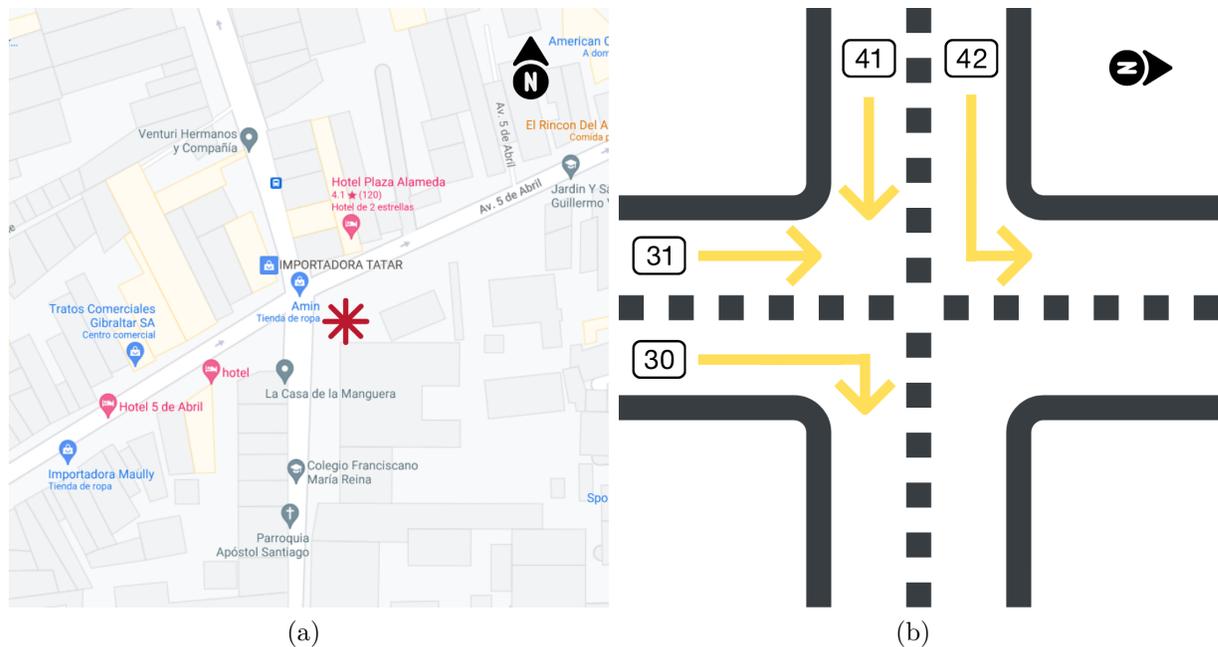


Figura 3.5: (a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas $33^\circ 27' 19.7'' S$ $70^\circ 41' 01.9'' W$ (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos permitidos (elaboración propia).

Dentro de la intersección se identifican cuatro movimientos de flujo vehicular, tal como se muestra en la Figura 3.5b:

- Movimiento 30: viraje a la derecha desde Avenida Obispo Manuel Umaña hacia Avenida 5 de Abril, de sur a este.

- Movimiento 31: trayectoria directa por Avenida Obispo Manuel Umaña, de sur a norte.
- Movimiento 41: trayectoria directa por Avenida 5 de Abril, de oeste a este.
- Movimiento 42: viraje a la izquierda desde Avenida 5 de Abril hacia Avenida Obispo Manuel Umaña, de oeste a norte.



Figura 3.6: Captura de pantalla de los videos, 5 de abril con Obispo Manuel Umaña, Estación Central; (a) 7.00 am, (b) 8.00 am.

La clasificación utilizada por Aristo Consultores tiene una desagregación de 13 tipos de vehículos: vehículo liviano, taxi-colectivo, taxi, bus rural, bus Clase A, bus Clase B, bus Clase C, bus interurbano, camión de dos ejes, camión de más de dos ejes, furgón escolar, motocicleta y bicicleta. Para facilitar la comparación de los flujos, se agruparon ciertos tipos de vehículos. Se definieron entonces las siguientes categorías: auto liviano = auto + taxi + taxi colectivo + furgón escolar, Bus = bus rural + bus Clase A + bus Clase B + bus Clase C + bus interurbano, camión = camión 2 ejes + camión de más de 2 ejes, motocicleta y bicicleta.

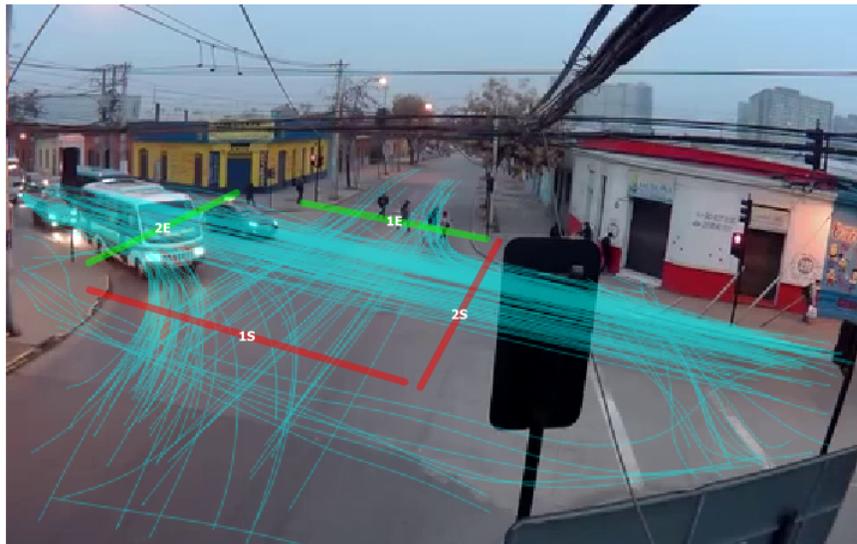


Figura 3.7: Definición de accesos para este escenario, de acuerdo a las trayectorias registradas.

Se obtuvieron los flujos mediante la herramienta computacional *DataFromSky Viewer*, siguiendo el procedimiento que se describe a continuación:

- Para el análisis de este escenario, se definieron 4 accesos, dos de entrada (1E y 2E) y dos de salida (1S y 2S), dada la configuración de la intersección y los movimientos permitidos (Figura 3.7). Esta estructura es la misma para cada uno de los ocho videos.
- Una vez definida la configuración, se obtuvo el análisis de tráfico, el cual consta de un archivo Excel con los flujos vehiculares clasificados por tipo de vehículo y movimiento desarrollado, para cada uno de los videos analizados.
- Posteriormente, se hace una base de datos total, en donde se ingresan todos los flujos, para cada video y con la correspondiente desagregación de vehículos.

3.3.2. Intersección Av. Manuel Bulnes con Enrique Abello, Punta Arenas

En esta inspección, se utilizaron videos de cámaras fijas de la comuna de Punta Arenas, del cruce de Avenida Presidente Manuel Bulnes con Enrique Abello (Figura 3.8a). Los registros fueron proporcionados por la empresa Aristo Consultores, los cuales se grabaron de manera continua en día laboral el año 2018, desde las 7.00 am hasta las 22.59 pm, siendo un total de 68 videos de cuarto de hora. Se seleccionaron cuatro bloques horarios para el análisis: 07.00-7.59 am, 10.00-10.59 am, 15.00-15.59 pm y 22.00-22.59 pm, siendo un total de 16 videos. Los horarios fueron elegidos tomando en cuenta la heterogeneidad de los escenarios, en relación con luminosidad, sombras, visibilidad y flujo vehicular (Figura 3.9). En la Tabla 3.3 se muestran las características gráficas de las grabaciones:

La cámara fija estaba ubicada en la esquina sur-poniente de la intersección, instalada a una altura de 3 metros, enfocando con un ángulo de 27° con respecto a la horizontal, a una distancia aproximada de 16,4 metros del centro del cruce.

Tabla 3.3: Características de los videos procesados.
*Velocidad promedio de todos los videos seleccionados.

Escenario	Resolución	Velocidad de datos*	Velocidad fotograma
Punta Arenas	960x540 pixeles	772 kbps	30 frames/s

Dentro de la intersección se identifican siete movimientos de flujo vehicular, tal como se muestra en la Figura 3.8b:

- Movimiento 20: Viraje hacia la derecha, desde Enrique Abello hacia Avenida Presidente Manuel Bulnes.
- Movimiento 21: Trayectoria directa por Enrique Abello, de oeste a este.
- Movimiento 30: Viraje a la derecha desde Avenida Presidente Manuel Bulnes hacia Enrique Abello.
- Movimiento 31: Trayectoria directa por Avenida Presidente Manuel Bulnes, de norte a sur.
- Movimiento 32: Viraje hacia la izquierda, desde Avenida Presidente Manuel Bulnes hacia Enrique Abello.
- Movimiento 41: Trayectoria directa por Enrique Abello, de este a oeste.
- Movimiento 42: Viraje a la izquierda desde Enrique Abello hacia Avenida Presidente Manuel Bulnes, de este a sur.

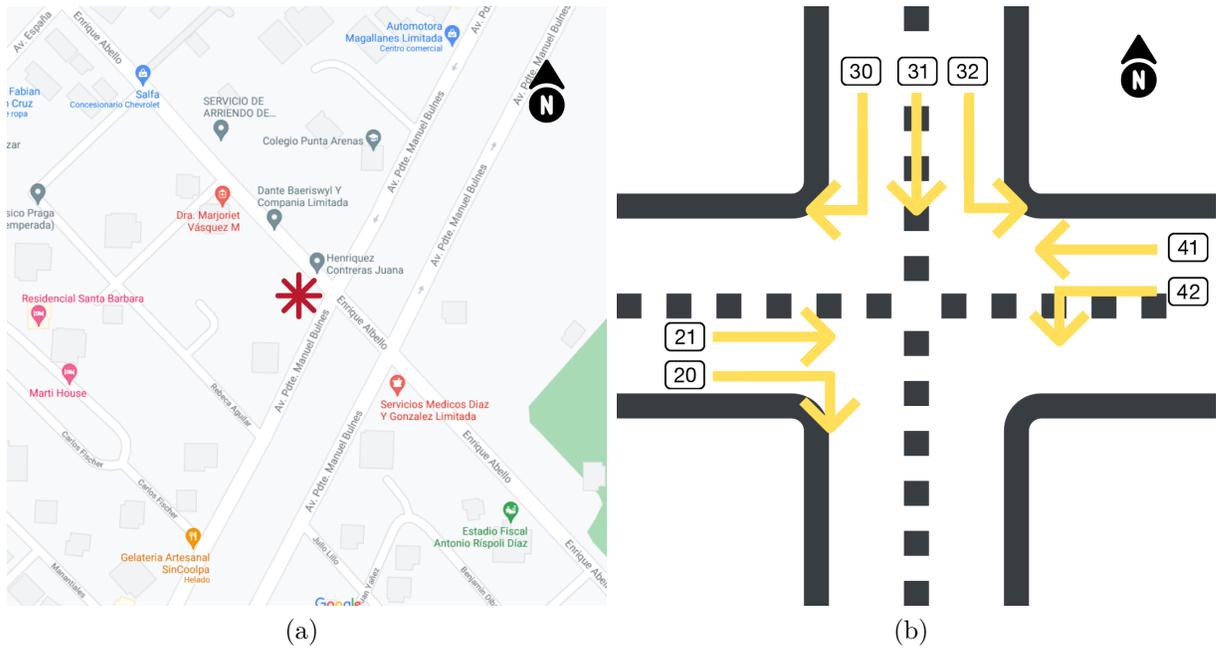


Figura 3.8: (a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas $53^{\circ}08'27.5''S$ $70^{\circ}53'21.8''W$ (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos permitidos (elaboración propia).



Figura 3.9: Captura de pantalla de los videos, Av. Manuel Bulnes con Enrique Abello, Punta Arenas; (a) 7.00 am, (b) 10.00 am, (c) 15.00 am, (d) 22.00 am.

En este caso, la clasificación utilizada por Aristo Consultores fue una desagregación de seis tipos de vehículos: vehículo liviano, taxi básico - taxi colectivo, taxibus - bus, bus interurbano, camión de dos ejes y camión de más de dos ejes. Para facilitar la comparación de los flujos, se agruparon ciertos tipo de vehículos. Se definieron entonces las siguientes categorías: auto liviano = vehículo liviano = taxi básico + taxi colectivo, Bus = taxibus + bus interurbano, camión = camión 2 ejes + camión de más de 2 ejes. Se agregan las categorías de motocicleta y bicicleta.

Se obtuvieron los flujos mediante la herramienta computacional *DataFromSky Viewer*, siguiendo el procedimiento que se describe a continuación:

- Para el análisis de este escenario, se definieron seis puertas, tres de entrada (2E, 3E y 4E) y tres de salida (1S, 2S y 4S), dada la configuración de la intersección y los movimientos permitidos (Figura 3.10). Esta estructura es la misma para cada uno de los 16 videos.
- Una vez definida la configuración, se obtuvo el análisis de tráfico, el cual consta de un archivo Excel con los flujos vehiculares clasificados por tipo de vehículo y movimiento desarrollado, para cada uno de los videos analizados.
- Posteriormente, se hace una base de datos total, en donde se ingresan todos los flujos, para cada video y con la correspondiente desagregación de vehículos.

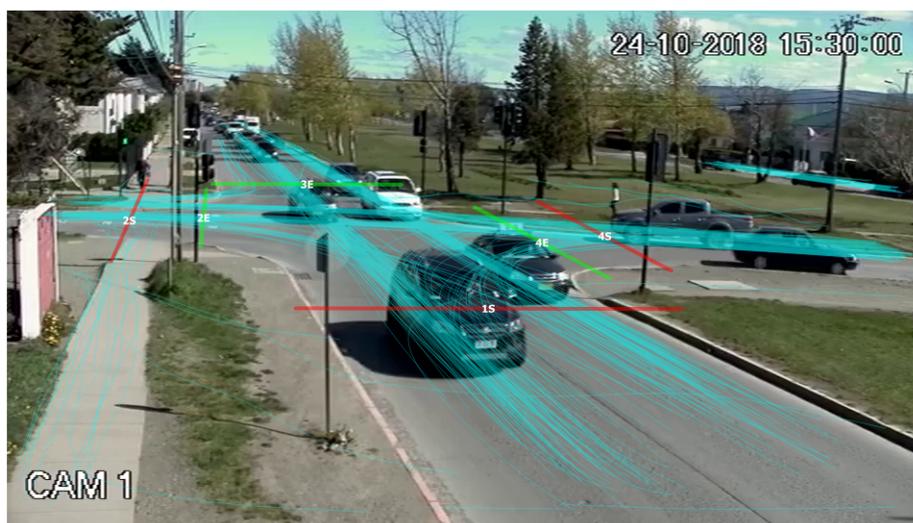


Figura 3.10: Definición de accesos para este escenario, de acuerdo a las trayectorias registradas.

3.3.3. Intersección Av. Grecia con Pedro de Valdivia, Ñuñoa

Para esta intersección, se realizó una medición en terreno el día 27 de mayo del 2021 a las 12.00 horas, en el cruce de Avenida Grecia con Pedro de Valdivia de la comuna de Ñuñoa (Figura 3.11a), utilizando de manera simultánea dos cámaras fijas (Figura 3.12), definidas como Cámara 1 (C1) y Cámara 2 (C2), y un dron, con cuatro posiciones y alturas diferentes (Figura 3.13). Esto fue hecho con el objetivo de comparar los conteos realizados por la plataforma de reconocimiento de objetos, utilizando distintos tipos de cámaras, de manera

sincrónica. En la Tabla 3.4 se muestran las características visuales de las grabaciones.

Las cámaras fueron ubicadas de la siguiente forma:

- *Cámara 1:* La cámara se ubicó en el sector poniente del cruce, detrás de un poste de iluminación, instalada a una altura de 3 metros, enfocando con un ángulo de 14° con respecto a la horizontal, a una distancia aproximada de 13 metros del centro del cruce.
- *Cámara 2:* La cámara se ubicó en la esquina Nor-poniente del cruce, instalada a una altura de 3 metros, enfocando con un ángulo de 10° con respecto a la horizontal, a una distancia aproximada de 24 metros del centro del cruce.
- *Dron:* El dron fue elevado a distintas alturas, con varios posicionamientos: (a) enfoque diagonal con un ángulo de 74° con respecto a la horizontal, altura de 120 metros y distancia de 34,5 metros del centro del cruce, (b) enfoque azimutal con un ángulo de 90° con respecto al suelo, altura de 130 metros, justo sobre la intersección, (c) enfoque diagonal con un ángulo de 30° con respecto a la horizontal, altura de 26 metros y distancia de 46,5 metros del centro del cruce, (d) enfoque hacia el oriente con un ángulo de 35° con respecto a la horizontal, 41 metros de altura y una distancia de 28 metros del centro del cruce.

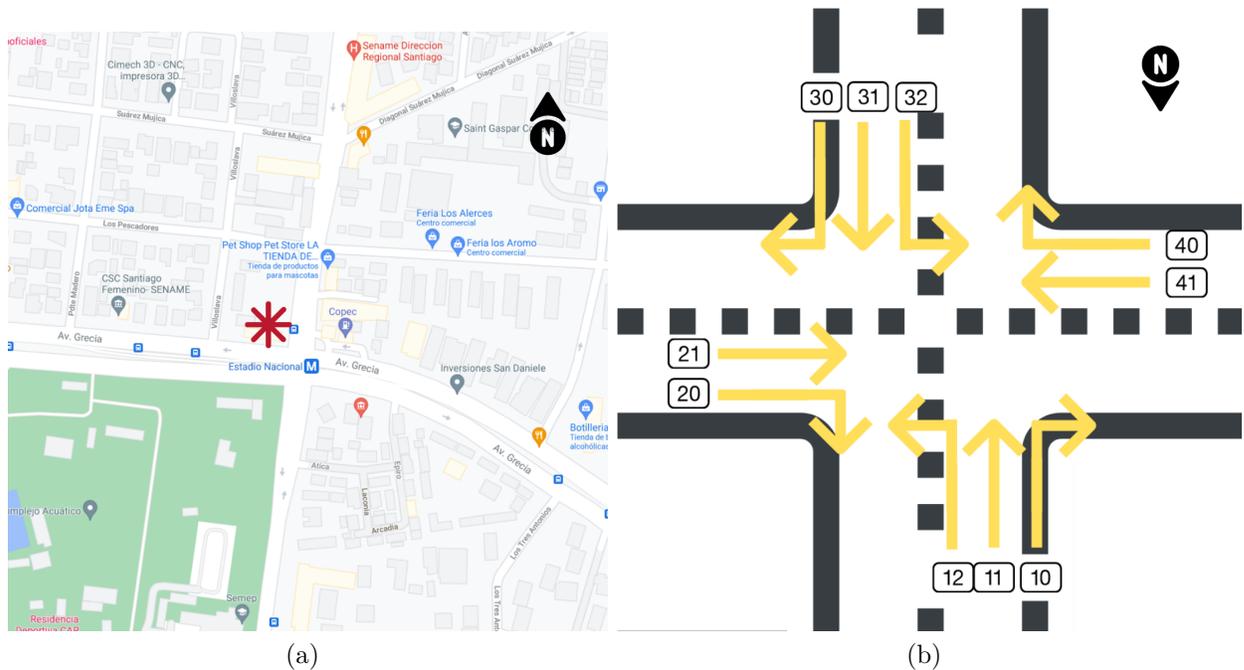


Figura 3.11: (a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas $33^\circ27'44.0''S$ $70^\circ36'22.5''W$ (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos estudiados (elaboración propia).

Tabla 3.4: Características de los videos procesados.

*Velocidad promedio de todos los videos seleccionados.

Escenario	Cámara	Resolución	Velocidad datos*	Velocidad fotograma
Ñuñoa	Cam1	1920x1080 pixeles	10.151 kbps	30 frames/s
	Cam2	1920x1080 pixeles	9.999 kbps	30 frames/s
	Dron	1920x1080 pixeles	34.966 kbps	30 frames/s

Dentro de la intersección se identifican diez movimientos de flujo vehicular, tal como se muestra en la Figura 3.11b:

- Movimiento 10: Viraje hacia la derecha, desde Pedro de Valdivia hacia Avenida Grecia, de norte a oeste.
- Movimiento 11: Trayectoria directa por Pedro de Valdivia, de norte a sur.
- Movimiento 12: Viraje hacia la izquierda, desde Pedro de Valdivia hacia Grecia, de norte a este.
- Movimiento 20: Viraje hacia la derecha, desde Avenida Grecia hacia Pedro de Valdivia, de este a norte.
- Movimiento 21: Trayectoria directa por Avenida Grecia, de este a oeste.
- Movimiento 30: Viraje a la derecha desde Pedro de Valdivia hacia Avenida Grecia, de sur a oeste.
- Movimiento 31: Trayectoria directa por Pedro de Valdivia, de sur a norte.
- Movimiento 32: Viraje hacia la izquierda, desde Pedro de Valdivia hacia Avenida Grecia, de sur a oeste.
- Movimiento 41: Trayectoria directa por Avenida Grecia, de oeste a este.
- Movimiento 42: Viraje a la izquierda desde Avenida Grecia hacia Pedro de Valdivia, de oeste a sur.

En particular para la Cámara 1, a pesar de que la posición en la que fue instalada le permitía detectar una amplia cantidad de movimientos, existen algunos, dentro de la intersección, que no pueden ser contabilizados correctamente, por lo que, a priori, podrían existir diferencias significativas en los conteos. La idea de este ejercicio es cuantificar qué tan impreciso es el registro, producto de una elección poco adecuada en el posicionamiento de la cámara.

La clasificación utilizada para realizar el conteo manual fue la misma generada por *DataFromSky*, la cual contempla: vehículos livianos, vehículos medianos, vehículos pesados, buses, motocicletas y bicicletas. Para facilitar la comparación de los flujos, se agruparon ciertos tipos de vehículos de la base de datos de *DataFromSky*, por lo que se definen las siguientes categorías: auto liviano = auto + vehículo mediano + VAN, Bus, camión = camión liviano + camión pesado, motocicleta y bicicleta.



Figura 3.12: Captura de pantalla de los videos obtenidos cámaras fijas, Av. Grecia con Pedro de Valdivia; (a) Cámara 1, (b) Cámara 2.



Figura 3.13: Captura de pantalla de los videos obtenidos mediante dron, Av. Grecia con Pedro de Valdivia; (a) Enfoque diagonal (120 metros de altura), (b) Enfoque azimutal (130 metros de altura), (c) Enfoque diagonal (26 metros de altura), (d) Enfoque hacia el oriente (41 metros de altura).

Luego, se extrajeron los flujos mediante el *software* utilizado, siguiendo el procedimiento que se describe a continuación:

- Para el análisis de este escenario, se definieron ocho accesos, cuatro de entrada (1E, 2E, 3E y 4E) y cuatro de salida (1S, 2S, 3S y 4S), dada la configuración de la intersección y los movimientos permitidos.
- La definición de las puertas y el área, se realiza considerando las trayectorias de los vehículos que fueron detectadas por el *software*, ya que estos deben cruzar al menos una puerta de entrada y una de salida para ser identificados.

- Una vez definida la configuración, se obtuvo el análisis de tráfico, el cual consta de un archivo Excel con los flujos vehiculares clasificados por tipo de vehículo y movimiento desarrollado, para cada uno de los videos analizados.
- Posteriormente, se hace una base de datos total, en donde se ingresan todos los flujos, para cada video, con la correspondiente desagregación de vehículos y tipo de cámara utilizada.

En todos los casos se hace una comparación de los flujos vehiculares con las dos bases de datos disponibles, esto es, los conteos manuales y los datos obtenidos a través del *software*. Finalmente, con los flujos obtenidos, se estimó la programación de semáforos para cada intersección.



Figura 3.14: Configuración del escenario en estudio, Cámara 1.



Figura 3.15: Configuración del escenario en estudio, Cámara 2.

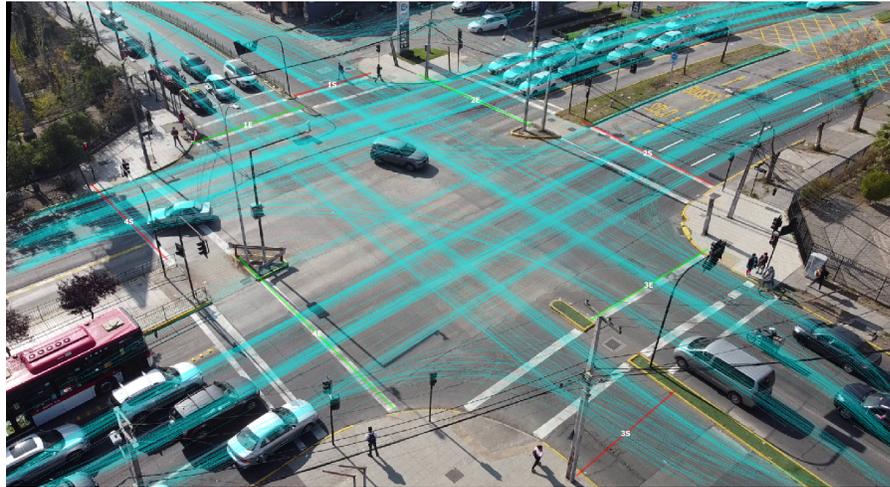


Figura 3.16: Configuración del escenario en estudio, Dron.

3.3.4. Intersección Rosario Norte con Cerro El Plomo, Las Condes

Para este escenario, se realizó una medición en terreno el día 20 de agosto del 2021, a las 13.30 horas, en el cruce entre Rosario Norte con calle Cerro El Plomo, de la comuna de Las Condes (Figura 3.17a), utilizando un dron elevado a 35 metros de altura, con un enfoque diagonal, un ángulo de 73° con respecto a la horizontal.

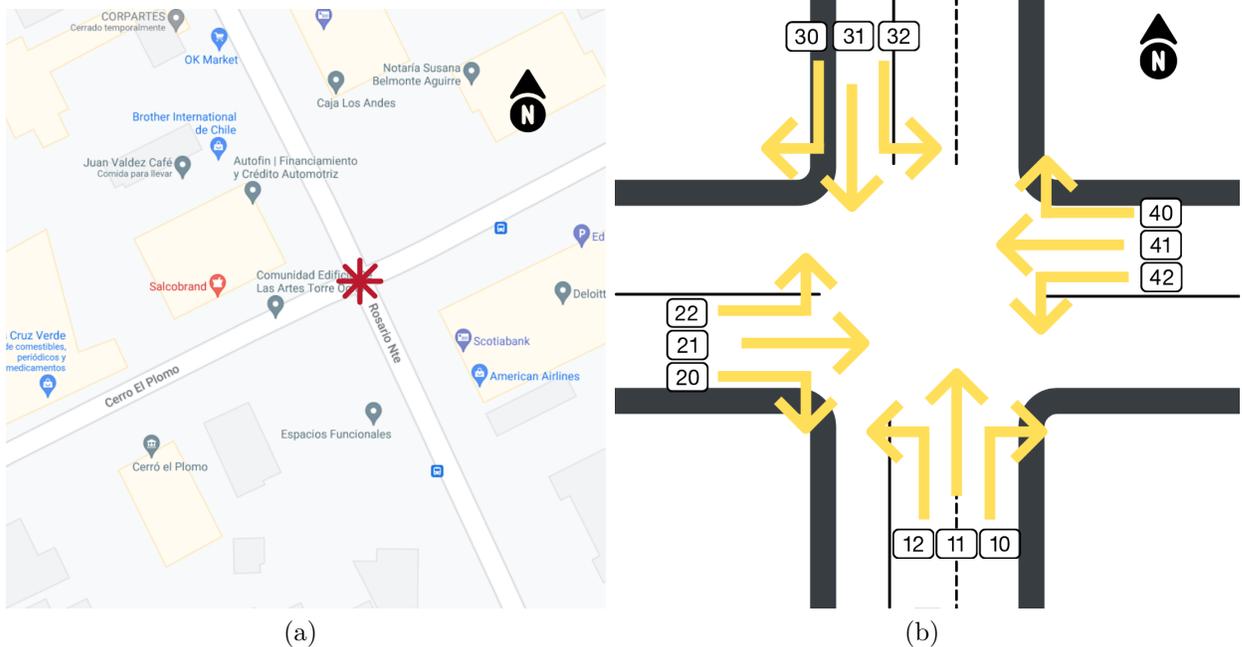


Figura 3.17: (a) Referencia geográfica de la intersección en estudio, coordenadas $33^\circ24'18.7''S$ $70^\circ34'21.4''W$ (elaboración propia, basada en Google Maps). (b) Representación de los movimientos estudiados (elaboración propia).

Esta medición fue hecha con el objetivo de obtener flujos peatonales, ya que se quiere considerar estos conteos para ver como se comporta el software frente a una intersección de este tipo, además de analizar el efecto del conteo de peatones dentro de la programación de semáforos.

Cabe destacar que esta intersección cuenta con un cruce peatonal diagonal (Figura 3.19) con tiempo exclusivo de peatones, el cual permite que las personas crucen en todos los sentidos, mientras la totalidad de los vehículos pierden derecho a paso (Figura 3.18).

En la Tabla 3.5 se muestran las características gráficas de las grabaciones obtenidas en el levantamiento de terreno.

Tabla 3.5: Características de los videos procesados. *Velocidad promedio.

Escenario	Resolución	Velocidad de datos*	Velocidad fotograma
Las Condes	2720x1530 píxeles	39966 kbps	30 frames/s

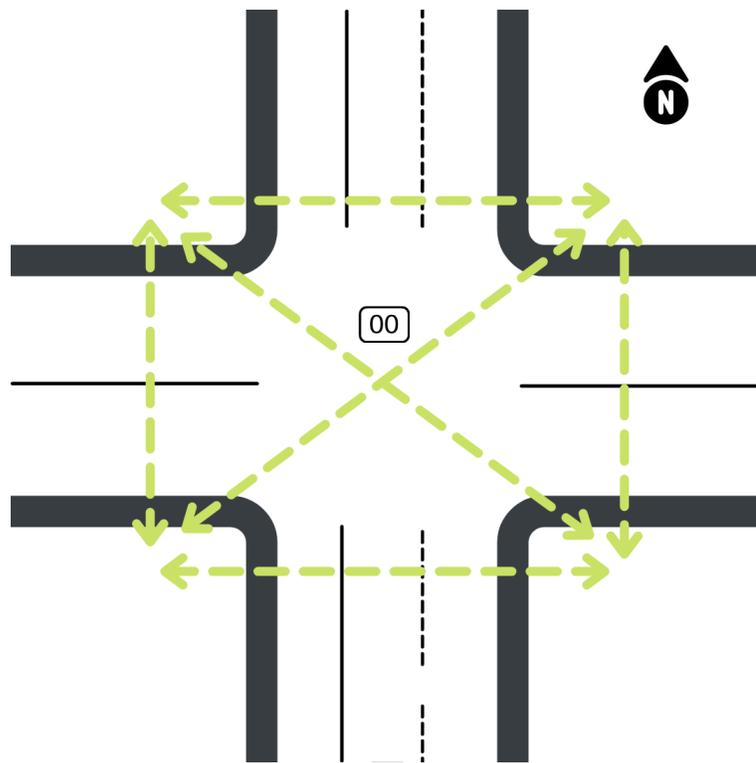


Figura 3.18: Representación de los movimientos permitidos durante tiempo exclusivo de cruce peatonal.

Dentro de la intersección se identifican 12 movimientos de flujo vehicular, tal como se muestra en la Figura 3.17b, además del periodo exclusivo de peatones, en donde se considera un movimiento único:

- Movimiento 00: Cruce en todas direcciones para peatones, tiempo exclusivo.
- Movimiento 10: Viraje a la derecha, desde Rosario Norte hacia Cerro El Plomo, de sur a este.

- Movimiento 11: Trayectoria directa por Rosario Norte, de sur a norte.
- Movimiento 12: Viraje a la izquierda, desde Rosario Norte hacia Cerro El Plomo, de sur a oeste.
- Movimiento 20: Viraje a la derecha, desde Cerro El Plomo hacia Rosario Norte, de oeste a sur.
- Movimiento 21: Trayectoria directa por Cerro El Plomo, de oeste a este.
- Movimiento 22: Viraje a la izquierda, desde Cerro el Plomo hacia Rosario Norte, de oeste a norte
- Movimiento 30: Viraje a la derecha, desde Rosario Norte hacia Cerro El Plomo, de norte a oeste.
- Movimiento 31: Trayectoria directa por Rosario Norte, de norte a sur
- Movimiento 32: Viraje a la izquierda,
- Movimiento 40: Viraje a la derecha desde Cerro El Plomo hacia Rosario Norte, de este a norte.
- Movimiento 41: Trayectoria directa por Cerro El Plomo, de este a oeste.
- Movimiento 42: Viraje hacia la izquierda, desde Cerro El Plomo hacia Rosario Norte, de este a sur.



Figura 3.19: Captura de pantalla del video obtenido para este escenario mediante dron, Las Condes.

La clasificación definida para hacer el conteo manual fue realizada en base a la utilizada por *DataFromSky*, la cual contempla: vehículos livianos, vehículos medianos, van, vehículos pesados, buses, motocicletas, bicicletas y peatones. Para facilitar la comparación de los flujos, se agruparon ciertos tipos de vehículos de la base de datos de *DataFromSky*, por lo que se definen las siguientes categorías: auto liviano = auto + vehículo mediano + VAN, Bus, camión = camión liviano + camión pesado, motocicleta y bicicleta.

Luego, se extrajeron los flujos mediante el *software*, siguiendo el procedimiento que se describe a continuación:

- Para el análisis de este escenario, se definieron ocho accesos para vehículos: cuatro de entrada (1E, 2E, 3E, 4E) y cuatro de salida (1S, 2S, 3S, 4S), dada la configuración de la intersección y los movimientos permitidos (Figura 3.20).
- Por otro lado, se hizo una configuración exclusiva para el conteo de peatones, por lo que se definieron seis accesos neutros definidos como “Peat + N”, con N entre 1 y 6 (Figura 3.21).
- La definición de las puertas y el área se realiza considerando las trayectorias tanto de vehículos como de peatones que fueron detectados por el *software*.
- Una vez definida la configuración, se obtuvo el análisis de tráfico, el cual consta de un archivo Excel con los flujos vehiculares clasificados por tipo de vehículo y movimiento desarrollado, para cada uno de los videos analizados.
- Posteriormente, se elabora una base de datos total, en donde se ingresan todos los flujos, para cada video, con la correspondiente desagregación de vehículos y tipo de cámara utilizada.



Figura 3.20: Configuración de accesos para vehículos, Las Condes.

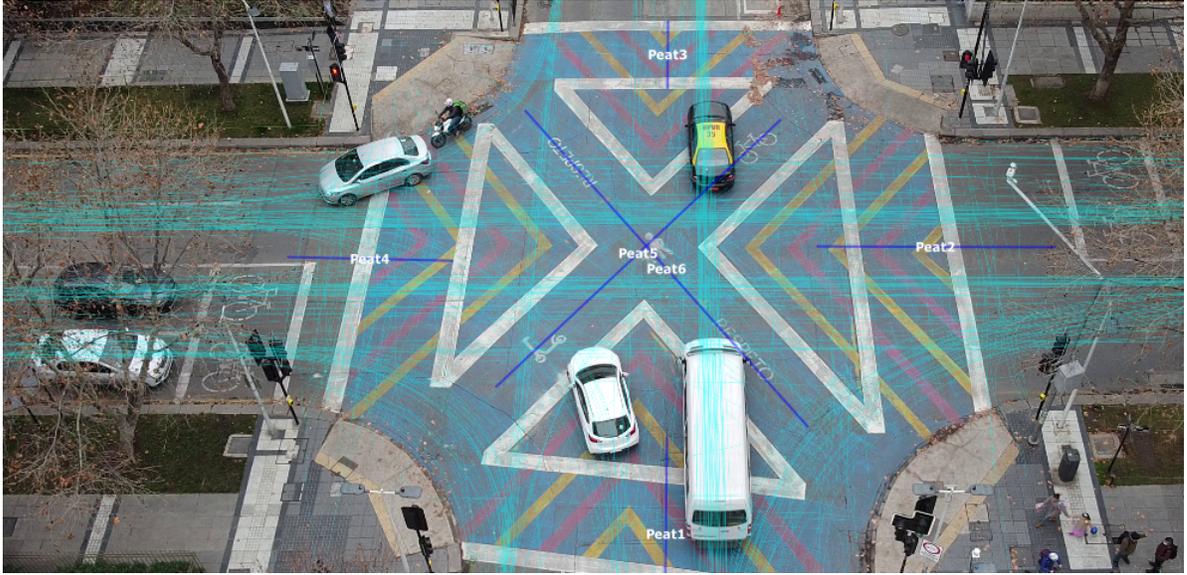


Figura 3.21: Configuración de accesos para peatones, Las Condes.

3.4. Programación de semáforos

En esta sección se presenta la metodología que se utilizó para desarrollar la programación de semáforos, esto es, el cálculo del tiempo de ciclo y los tiempos de verdes. Las fórmulas que se presentan a continuación son las planteadas por Akçelik (1981), las cuales también son utilizadas en el documento oficial que se usa para la programación de semáforos en Chile, dentro del Capítulo 4 del Manual de Señalización de tránsito.

Un aspecto inicial clave, es la identificación de los movimientos de vehículos y peatones. Para los escenarios en estudio, los movimientos fueron descritos en las secciones correspondientes a cada intersección (Figuras 3.5b, 3.8b, 3.11b y 3.17b). Una vez reconocidos los movimientos, se determinan las fases, los movimientos críticos (**Mc**) y la existencia de movimientos traslapados.

Por otro lado, es necesario calcular el tiempo de entreverde y definir las pérdidas. En los equipos semaforicos utilizados en Chile, que cumplen con las especificaciones técnicas de la Unidad Operativa de Control de Tránsito (UOCT), el periodo de amarillo dura siempre 3 segundos. Además, el tiempo de rojo-rojo se calcula para cada movimiento, entonces para el movimiento i :

$$RR_i = T_{p,i} - T_{g,i} \quad (3.1)$$

Con:

$$T_{p,i} = \frac{w_{p,i} + L_{v,i}}{v_{p,i}} \quad (3.2)$$

$$T_{g,i} = \frac{w_{g,i}}{v_{g,i}} \quad (3.3)$$

Donde:

- RR_i : Periodo de rojo-rojo para el movimiento i, redondeado al entero superior (s).
- $w_{p,i}$: Distancia entre la línea de detención y el punto de conflicto más crítico para los vehículos del movimiento i que pierde derecho a paso (m).
- $v_{p,i}$: Velocidad promedio de los vehículos del movimiento i que pierden derecho a paso (m/s).
- $w_{g,i}$: Distancia entre la línea de detención y el punto de conflicto más crítico para los vehículos que ganan derecho a paso (m) una vez que lo pierde el movimiento i.
- $v_{g,i}$: Velocidad promedio de los vehículos que ganan derecho a paso (m/s) una vez que lo pierde el movimiento i. Se puede considerar como aproximación la mitad de la velocidad en el arco correspondiente.
- $L_{v,i}$: Longitud promedio de los vehículos en el movimiento (s).

Por lo tanto, el periodo de entreverde (I_i) para cualquier movimiento i es igual a:

$$I_i = AM_i + \max(RR_i) = 3 + \max(RR_i) \quad (3.4)$$

Adicionalmente, se calcula el tiempo perdido (l_i) o tiempo durante el cual el movimiento i no circula en la fase en la que tiene derecho a paso:

$$l_i = I_i + \lambda_{1i} - \lambda_{2i} \quad (3.5)$$

Donde:

- λ_{1i} : pérdida inicial para el movimiento i.
- λ_{2i} : ganancia final o ganancia de amarillo para el movimiento i.

Los valores recomendados para estos parámetros se encuentran disponibles en el Manual de Programación y Modelación de Semáforos de la UOCT. El valor de $\lambda_{1i} - \lambda_{2i}$ utilizado para este estudio será de 1, 4 para todas las intersecciones.

Por otra parte, se calcula el valor de verde mínimo, el cual acota inferiormente el tiempo de verde, ya que es necesario que exista un lapso mínimo razonable para el cruce de vehículos y peatones:

$$Vmin_i = \max\left\{8; 5 + \frac{w_i}{v_c}\right\} \quad (3.6)$$

Donde:

- $Vmin_i$: verde mínimo del movimiento vehicular i (s) para una fase vehicular conjunta con una fase peatonal.
- w_i : ancho de calzada que cruzan los peatones cuando el movimiento vehicular i tiene derecho de paso (m).
- v_c : velocidad promedio de caminata de los peatones. Depende de las características de las personas, principalmente su edad y las eventuales limitaciones de movilidad que presenten.

En Chile, las velocidades de caminata utilizadas se definen por tipo de peatón, en donde, para población general $v_c = 1,1$ m/s y para adultos mayores, niños personas con movilidad reducida $v_c = 0,9$ m/s. En el presenta estudio, se utilizará el segundo valor, el cual se considera más crítico e inclusivo.

Con respecto al grado de saturación, se considerará, para todos los casos, el grado de saturación práctico $x_p = 0,9$.

Una vez calculado los parámetros anteriores, es posible desarrollar la optimización de la programación. Se definen entonces las siguientes variables:

- Flujo vehicular: q_i
- Flujo de saturación: s_i
- Verde en el semáforo: V_i
- Verde efectivo:

$$ve_i = V_i + \lambda_{2i} - \lambda_{1i} \quad (3.7)$$

- Verde mínimo en el semáforo: $V_{min,i}$
- Verde efectivo mínimo:

$$ve_{min,i} = V_{min,i} + \lambda_{2i} - \lambda_{1i} \quad (3.8)$$

- Tiempo de ciclo: c
- Razón de verde efectivo:

$$\mu_i = \frac{ve_i}{c} \quad (3.9)$$

- Factor de carga:

$$y_i = \frac{q_i}{s_i} \quad (3.10)$$

- Capacidad:

$$Q_i = \mu_i s_i \quad (3.11)$$

- Grado de saturación:

$$x_i = \frac{q_i}{Q_i} = \frac{y_i}{\mu_i} = \frac{q_i c}{s_i ve_i} \quad (3.12)$$

- Tiempo asignado al movimiento i:

$$t_i = ve_i + l_i = c \frac{y_i}{xp_i} + l_i \quad (3.13)$$

Para el cálculo de los movimientos críticos (Mc), los cuales requieren un mayor tiempo para operar, se calcula t_i para cada i, en donde se debe cumplir que $t_{ii} + l_i$ o $ve_i \geq ve_{min,i}$. Se considerará $c = 100s$ en todos los escenarios.

Luego, se calcula el tiempo de ciclo óptimo, el cual se aplica a intersecciones aisladas:

$$C_o = \frac{(1,4 + k)L + 6}{1 - Y} \quad (3.14)$$

Donde el valor del parámetro k se define de acuerdo con lo siguiente:

$$k = \begin{cases} 0 & \text{para minimizar demoras} \\ 0, 2 & \text{para minimizar costo de demoras y combustible} \\ 0, 4 & \text{para minimizar consumo de combustible} \\ -0, 3 & \text{para minimizar longitud colas en movimientos críticos} \end{cases} \quad (3.15)$$

De acuerdo a los valores que se utilizan en Chile para el cálculo de tiempo de ciclo óptimo, el criterio general es la minimización del costo generalizado de los usuarios, el cual está compuesto por las demoras y el consumo de combustible ($k = 0, 2$).

Es conveniente determinar el valor mínimo del tiempo de ciclo que asegure niveles adecuados de saturación para todos los movimientos que se desarrollan en la intersección, este valor se denomina tiempo de ciclo práctico (c_p), el cual se define como:

$$c_p = \frac{L}{1 - U} \quad (3.16)$$

Finalmente, se determina el reparto de tiempo de verde aplicando el principio de equisaturación, es decir, la minimización de las demoras. Los repartos en el semáforo para los movimientos críticos se definen como:

$$V_i = ve_i + Li - I_i \quad (3.17)$$

Capítulo 4

Resultados

4.1. Escenario 1: Estación Central

Para este escenario, se hace un análisis comparativo del funcionamiento del *software* utilizado, verificando los objetos rastreados, los conteos dentro de la intersección y el estudio de los errores con su respectiva clasificación. Durante toda la inspección, se utilizan como dato de control los conteos manuales.

4.1.1. Cómputo de objetos rastreados

Dentro de la información que entrega *DataFromSky*, posterior al análisis de datos de tráfico, es posible extraer los conteos totales de objetos rastreados por el software. Dadas las tres bases de datos disponibles (Conteo manual - M, Aristo Consultores - A, *DataFromSky* - D), se obtuvieron las diferencias porcentuales asociadas al total de vehículos identificados, considerando como dato de control el conteo manual. Para la mayoría de los casos se observa que los datos de control son mayores a los de Aristo Consultores, esto conduce a que gran parte de las diferencias sean negativas, lo mismo ocurre al comparar lo obtenido por el *software*. Los errores con valores positivos que se calcularon para Aristo, indican una identificación de objetos mayor por parte de la consultora, a lo que se estimó manualmente para este estudio.

Tabla 4.1: Diferencias porcentuales entre las bases de datos, para cada hora (H) y cuarto (C), intersección de Estación Central.

Hora	Cuarto	N° de objetos rastreados			Diferencia porcentual	
		Manual	Aristo	DFS	M - A	M - D
7.00 am	1	239	235	192	-1,7 %	-19,7 %
	2	248	242	203	-2,4 %	-18,1 %
	3	251	250	223	-0,4 %	-11,2 %
	4	279	282	272	1,1 %	-2,5 %
8.00 am	1	284	269	267	-5,3 %	-6,0 %
	2	317	333	295	5,0 %	-6,9 %
	3	357	340	330	-4,8 %	-7,6 %
	4	310	324	281	4,5 %	-9,4 %
	Total	2285	2275	2063	0,4 %	-9,7 %

Las diferencias observadas entre el conteo manual y lo identificado por Aristo Consultores, son menores al -5% en 6 de los 8 videos analizados; en particular, para el primer y segundo cuarto correspondiente a las 8.00 am, se obtuvieron discrepancias de un $-5,3\%$ y 5% respectivamente.

Al comparar los datos de control con los obtenidos por *DataFromSky* se registran, en algunos videos, un déficit de rastreo de objetos cercanos al -20% (Figura 4.1). Notar que las mayores diferencias se perciben en el primer, segundo y tercer cuarto de las 7.00 am. Estos resultados se pueden relacionar con la deficiencia lumínica que presentan los videos, es decir, luminosidad, además de la existencia de un objeto que obstruye la visión de la cámara durante la grabación, esto es, visión entorpecida por un objeto fijo. Es más, gran parte de los objetos que no fueron identificados por el *software* son aquellos que realizan el movimiento 42 (Figura 3.5b), en el que los vehículos se desplazan dentro de una zona oscura y, al mismo tiempo, la visibilidad de su trayectoria es entorpecida por el semáforo. El análisis en profundidad de los errores se presenta en secciones posteriores.

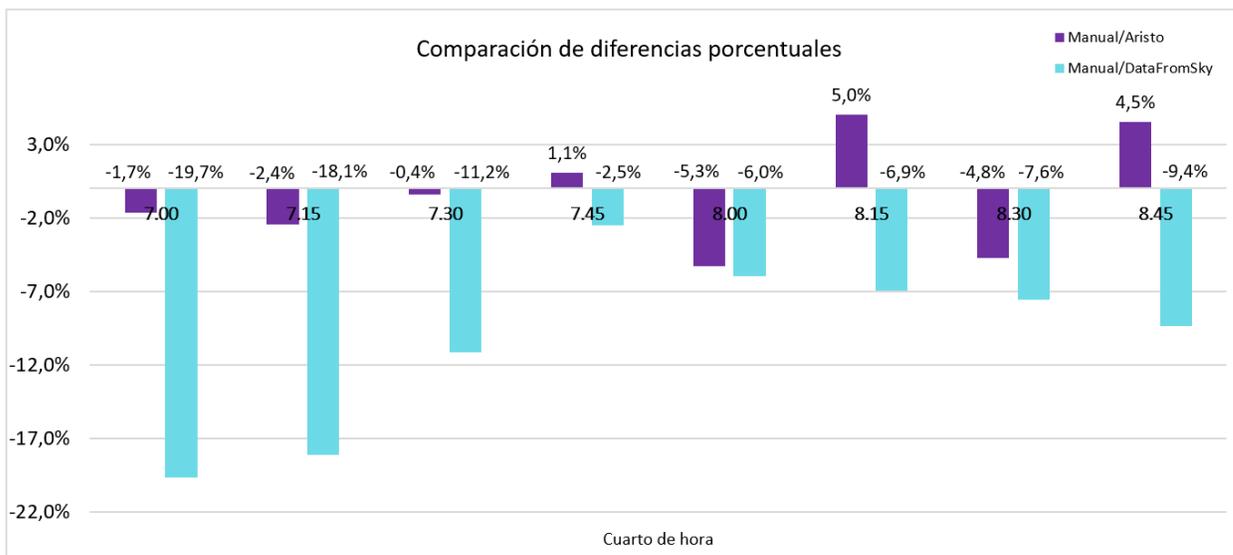


Figura 4.1: Comparación de las diferencias porcentuales con respecto al total de objetos rastreados.

4.1.2. Conteo de objetos: tipos de vehículos y movimientos

Posterior a la evaluación global, se realiza una exploración considerando la desagregación por tipo de vehículo en el conteo, y, en el caso del *software*, la implementación de los accesos (*Gates*). En la Tabla 4.2 se muestra la separación de los vehículos registrados para cada base de datos.

Por otro lado, se examinaron los flujos de forma desagregada por tipo de vehículo, observándose una distribución no homogénea, tal como se muestra en la Figura 4.2. La distribución presente para los tipos de vehículos es bastante similar en cada una de las tres bases de datos, a pesar de las diferencias de conteo en el registro que el *software* entrega.

Tabla 4.2: Conteos registrados para cada base de datos, por tipo de vehículo.

Datos	Conteo					Total
	Autos	Camiones	Buses	Motos	Bicicletas	
<i>Manual</i>	1419	83	724	33	26	2285
<i>Aristo</i>	1427	67	730	32	19	2275
<i>DFS</i>	862	46	508	5	4	1425

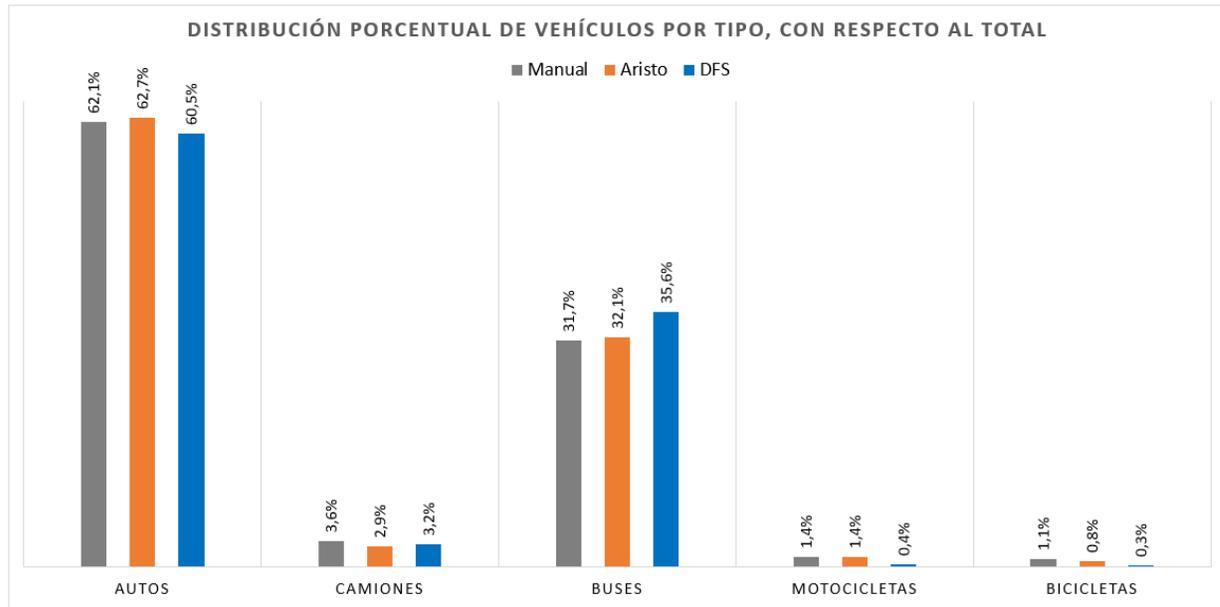


Figura 4.2: Distribución porcentual de los vehículos por tipo con respecto al total de objetos registrados, para cada base de datos.

En esta intersección se observa una preponderancia de vehículos livianos ($> 60\%$) y buses ($> 30\%$), lo cual se explica en que este cruce conecta directamente con un terminal de buses interurbanos de la comuna. Seguidamente, se calculan los porcentajes de error de Aristo y el *software* con respecto a los datos de control, los cuales se muestran en la Tabla 4.3.

Tabla 4.3: Porcentajes de error de Aristo y *DataFromSky* con respecto al conteo manual, por tipo de vehículo.

Manual vs	Tipo de vehículo				
	Autos	Camiones	Buses	Motocicletas	Bicicletas
Aristo	0,6 %	-19,3 %	0,8 %	-3,0 %	-26,9 %
DFS	-39,3 %	-44,6 %	-29,8 %	-84,8 %	-84,6 %

Las diferencias porcentuales entre Aristo y el conteo manual son considerablemente bajas para vehículos livianos, buses y motocicletas 0,6 %, 0,8 % y 3 % respectivamente, pero se observa un gran déficit de identificación para camiones y bicicletas. Por otro lado, el *software* presentó errores de gran magnitud en todos los tipos de vehículos. En particular, se observan porcentajes cercanos al -85% para motocicletas y bicicletas, lo cual podría estar asociado a que la ubicación de la cámara no facilita la identificación de los vehículos de menor tamaño,

pues sus trayectorias se ven obstaculizadas por los mismo

Por otro lado, se realizó un análisis de las diferencias en los conteos por tipo de vehículo y movimientos (Figura 3.5b), esto para identificar cuales son aquellos que puedan tener discrepancias importantes dentro de la medición con el *software*. En las Figuras 4.3; 4.4; 4.5; 4.6; 4.7, se muestran las diferencias porcentuales entre las mediciones, en donde los porcentajes negativos representan un registro superior para el conteo de Aristo o *DataFromSky*.

Para vehículos livianos y camiones, las mayores diferencias se observan en los movimientos 31 y 42. En el primer caso, los errores pueden asociarse a que el posicionamiento de la cámara induce a que el software capte los vehículos del movimiento 30, los cuales son, mayoritariamente buses, pero los objetos que desarrollan el movimiento 31 son obstruidos por los que viran hacia oriente. En el segundo caso, el semáforo y la baja luminosidad podrían ser responsable de parte importante del déficit en el conteo de este viraje.

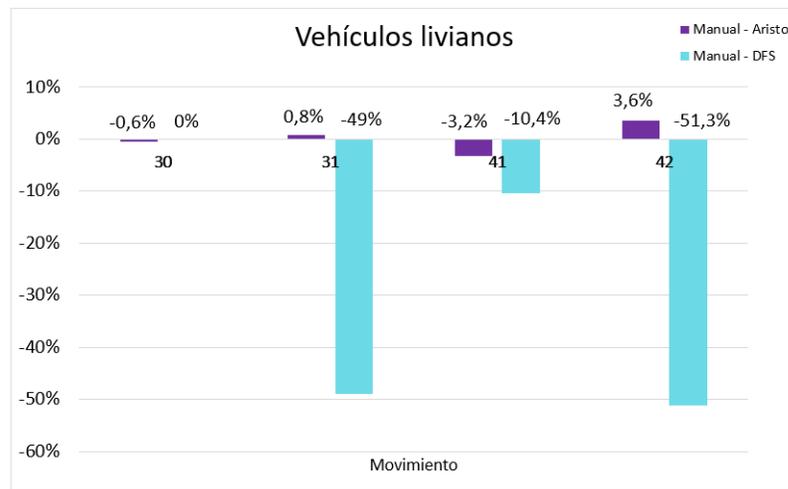


Figura 4.3: Diferencia porcentual para vehículos livianos, Estación Central.

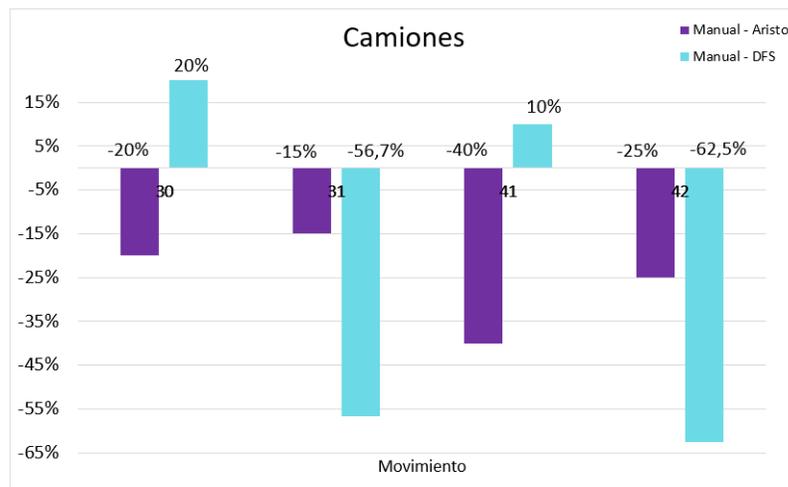


Figura 4.4: Diferencia porcentual para camiones, Estación Central.

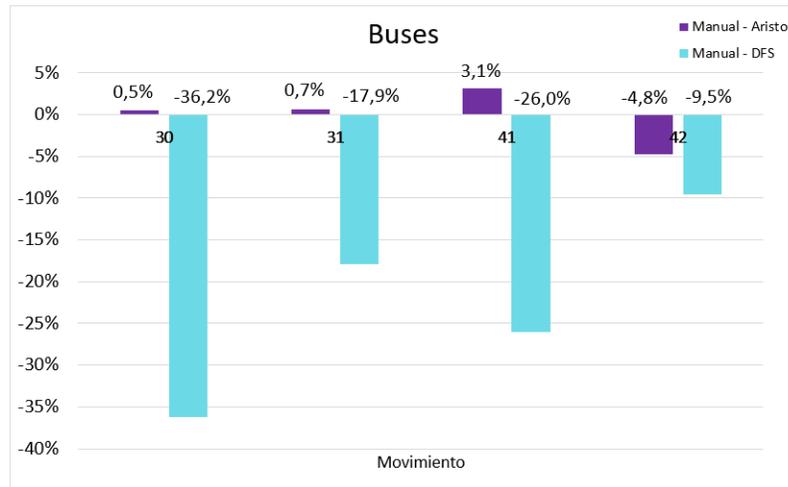


Figura 4.5: Diferencia porcentual para buses, Estación Central.

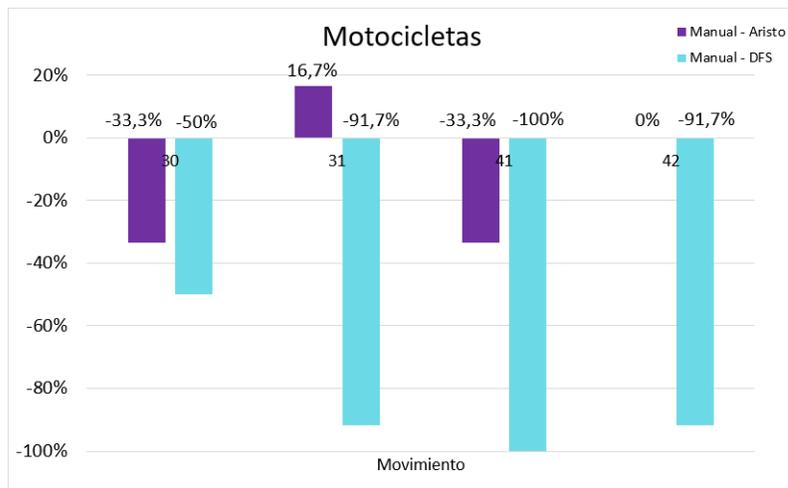


Figura 4.6: Diferencia porcentual para motocicletas, Estación Central.

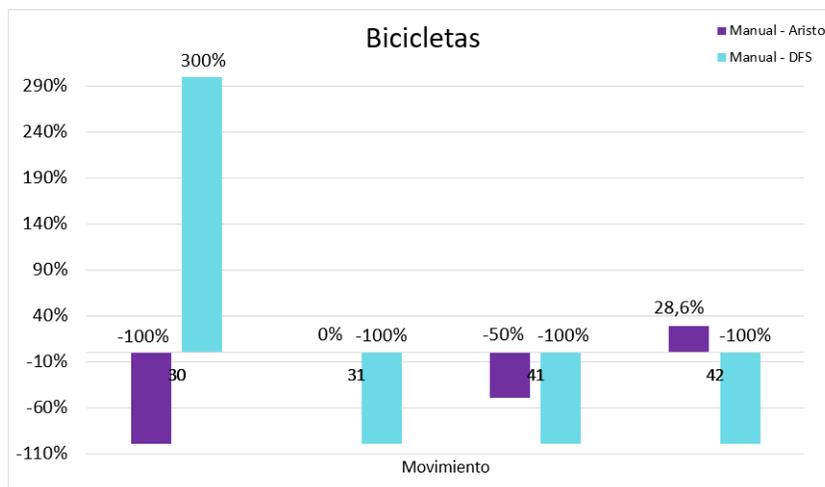


Figura 4.7: Diferencia porcentual para bicicletas, Estación Central.

Haciendo una inspección visual de los videos, se exhibe que en el movimiento 31, los autos se ven obstruidos por los vehículos de gran tamaño, en su mayoría buses que realizan el movimiento 30, por lo que no son identificados por el *software* o son identificados tardíamente, esto es, no atraviesan ambas puertas, por ende no son contabilizados. Para el movimiento 42, sucede algo similar, pero en este caso el semáforo es quien obstaculiza la identificación temprana de los objetos. El mismo fenómeno se repite para el caso de los camiones (Figura 4.4), que en su mayoría son camiones de dos ejes o de menor tamaño.

Los buses presentan diferencias importantes en los movimientos 30, 31 y 41 (Figura 4.5). La inspección visual evidencia que, cuando los buses desarrollan el movimiento 30 y existe congestión en ese acceso, el *software* no es capaz de capturar todo el flujo correspondiente. En ocasiones, los vehículos que realizan el movimiento 31, son obstruidos por otros de igual tipo que realizan la misma trayectoria o que hacen un viraje hacia el oriente. En el caso del movimiento 41 sucede algo similar, donde buses que transitan por la segunda pista de Avenida 5 de Abril, dificultan la identificación y posterior conteo. A priori, es posible inferir que en el caso en que existe gran cantidad de vehículos de gran tamaño (camiones y buses), el ángulo de la cámara no favorece la medición.

En el caso de las motocicletas, el *software* no logró capturar estos vehículos de buena manera, alcanzando incluso diferencias por sobre el -100 %. Al ser vehículos de menor tamaño, son obstruidos, en general, por la gran afluencia de buses. Esto se repite en el caso de las bicicletas que, tal como se muestra en la Tabla 4.2, estos objetos son cerca del 1 % del conteo manual, por lo que las diferencias se ven sobredimensionadas.

4.1.3. Inspección visual y clasificación de errores

Dadas las discrepancias porcentuales obtenidas en la sección anterior, es de gran interés estudiar con mayor precisión de donde provienen los errores de conteo. Es entonces que, luego de una inspección visual de los videos a través de la interfaz del *software*, se han detectado y clasificado cinco errores recurrentes¹ los cuales se describen en la Tabla 4.4. Considerando el análisis objeto-a-objeto, se plantean como posibles orígenes de los errores: A. Altura/ángulo de la cámara, B. Existencia de sombras en la imagen, C. Obstrucción por otro objeto, D. Problema de resolución de la imagen, E. Problema de luminosidad.

Tabla 4.4: Tipos de error y posibles fuentes de error.

N	Tipo de error	Posibles fuentes del error
1	Objeto no cruza ambos accesos	A, C, D, E
2	Objeto pierde etiqueta	A, B, C
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	A, B, D, E

Los principales errores observados en este análisis fueron del tipo 1, 2 y 5. Con respecto al error tipo 1, se pudo evidenciar que son principalmente los vehículos livianos a los cuales

¹ La clasificación de errores presentada en esta sección, fue desarrollada luego de realizar la inspección visual de los primeros tres escenarios, por lo que se presenta la categorización del análisis completo.

se les asocia esta imprecisión, principalmente porque su detección es obstruida por objetos de mayor tamaño, como buses y camiones, tal como se describió en la sección anterior.

El error tipo 2 se relaciona fundamentalmente con la resolución del video y la poca luminosidad de la intersección. En esas condiciones el píxel que se asocia al objeto desaparece, haciendo que la trayectoria de ese vehículo no cruce las puertas de entrada y salida necesarias para que sea contabilizado, generándose errores en el registro de los flujos.

Para el tipo 5 se tiene en general que camiones son etiquetados como buses y viceversa. Esto puede estar relacionado con que los tipos de vehículos con que el *software* fue entrenado, no coinciden del todo con los vehículos del país donde se desarrolla el estudio. Además, las condiciones de congestión con objetos de gran envergadura dificultan la correcta identificación de los vehículos por el *software*.

4.2. Escenario 2: Punta Arenas

En este escenario, se hace un análisis comparativo del funcionamiento del *software* utilizado, verificando los objetos rastreados, los conteos dentro de la intersección y el estudio de los errores con su respectiva clasificación. Durante toda la inspección, se utiliza como dato de control los conteos manuales.

Por otro lado, se utilizan los flujos obtenidos por la aplicación para desarrollar la programación de semáforos correspondiente a este cruce, comparándola con la programación original de esta intersección.

4.2.1. Cómputo de objetos rastreados

Dadas las tres bases de datos disponibles (Conteo manual - M, Aristo Consultores - A, *DataFromSky* - D), se obtuvieron las diferencias porcentuales asociadas al total de vehículos identificados, considerando como dato de control el conteo manual. Para la mayoría de los casos se observa que los datos de control son mayores a los de Aristo Consultores, esto conduce a que gran parte de las diferencias sean positivas. Por el contrario, en este escenario se observan mayores conteos por el *software* que en el conteo manual.

Al comparar las diferencias de rastreo del conteo manual con la base de datos de Aristo, se observan porcentajes que no superan el 10%, lo cual en general se puede considerar como tolerable.

Por otro lado, 11 de los 12 videos analizados muestran porcentajes de error asociados a un mayor conteo del *software* (Tabla 4.5). Se realizó una inspección visual de las grabaciones para identificar este rastreo de objetos, donde se pudo identificar rápidamente que gran parte de los registros excedentes provienen de la identificación de objetos fuera del área de estudio (Ejemplo Figura 4.9). Esta es una particularidad de este escenario, ya que la cámara no solo grabó la intersección en estudio, si no que también es posible visualizar una calle paralela, donde circulan vehículos en dirección sur-norte.

Tabla 4.5: Diferencias porcentuales entre las bases de datos, inspección de Punta Arenas.

H	C	N° de objetos rastreados			Error porcentual	
		Manual	Aristo	DFS	M - A	M - D
7 am	1	90	89	93	-1,1 %	3,3 %
	2	255	246	270	-3,5 %	5,9 %
	3	536	540	565	0,7 %	5,4 %
	4	624	567	604	-9,1 %	-3,2 %
10 am	1	260	259	309	-0,4 %	18,8 %
	2	299	287	353	-4,0 %	18,1 %
	3	285	269	323	-5,6 %	13,3 %
	4	269	265	317	-1,5 %	17,8 %
15 pm	1	439	444	477	1,1 %	8,7 %
	2	368	369	415	0,3 %	12,8 %
	3	348	346	404	-0,6 %	16,1 %
	4	372	369	417	-0,8 %	12,1 %
22 pm	1	181	180	197	-0,6 %	8,8 %
	2	153	152	170	-0,7 %	11,1 %
	3	112	107	119	-4,5 %	6,3 %
	4	82	79	114	-3,7 %	39,0 %



Figura 4.8: Ejemplo de detección de objetos con *DataFromSky* fuera del área de interés, horarios 10.00 am y 15.00 pm.

Identificada esta singularidad del escenario, se procedió a cuantificar el número de vehículos rastreados en esa zona exterior, mediante la implementación de una única puerta (*Gate*), la cual tiene como propósito capturar el total de objetos que no son de interés. Luego, se recalcula el error absoluto entre los datos de control y lo entregado por el *software*, restando los vehículos sobrantes. Los resultados son llamativos, ya que las discrepancias no superan el 5 %, lo cual se muestra en la Tabla 4.6.

Sin embargo, el video del último cuarto de las 22.00 pm muestra un $-30,5\%$ de error, lo que indica que existe un sobre conteo por parte del *software* en esta grabación. Dado esto, se realiza un análisis objeto-a-objeto para identificar de donde proviene esta inexactitud.

Tal como se muestra en la sección 3.3.2. (Figura 3.3), las grabaciones de las 22.00 pm se desarrollan por completo bajo un modo de visión nocturna. A pesar de que la resolución de los videos para esta intersección es mejor que para el escenario de Estación central, dentro de este horario se evidencia poca luminosidad y encandilamiento procedente de los mismos vehículos.



Figura 4.9: Ejemplo de ubicación de puertas (*Gates*) para la identificación de objetos rastreados fuera de la intersección, Punta Arenas.

Tabla 4.6: Diferencias porcentuales entre los datos de control y *Data-FromSky*.

H	C	Manual	DFS			Error %
			Conteo inicial	Excedentes	Conteo final	M - D
7 am	1	90	93	3	90	0 %
	2	255	270	16	254	-0,4 %
	3	536	565	28	537	0,2 %
	4	624	604	7	597	-4,3 %
10 am	1	260	309	43	266	2,3 %
	2	299	353	58	295	-1,3 %
	3	285	323	46	277	-2,8 %
	4	269	317	50	267	-0,7 %
15 pm	1	439	477	32	445	1,4 %
	2	368	415	38	377	2,4 %
	3	348	404	50	354	1,7 %
	4	372	417	41	376	1,1 %
22 pm	1	181	197	15	182	0,6 %
	2	153	170	22	148	-3,3 %
	3	112	119	6	113	0,9 %
	4	82	114	7	107	30,5 %

En la Figura 4.10 se muestra un fenómeno que es reiterativo en este video en particular: en la escena se observan dos vehículos ingresando a la intersección por distintos accesos, etiquetados como id:38 (movimiento norte-sur) e id:30 (movimiento este-oeste) (a). Luego, se observa que un auto id:39 se acerca a la intersección (b), pero al ubicarse detrás de objeto 38, pierde su etiqueta (d); también se observa un vehículo a la derecha de id:38 el cual no ha sido identificado. Además, en (d) se vislumbra un ciclista id:42 que ingresa a la intersección, pero este pierde la etiqueta y vuelve a ser etiquetado como id:44 (e). Finalmente, al tener prioridad de paso el movimiento norte-sur, el vehículo que inicialmente tenía id:38, vuelve a ser etiquetado (id:46) junto al resto de los vehículos (f), incluso, el auto que perdió su identificación (id:39) entre (b) y (c), es etiquetado posteriormente con id:50.



Figura 4.10: Capturas secuenciales del video correspondiente a las 22.00 pm, último cuarto.

El análisis anterior muestra que varios objetos son etiquetados dos o más veces en esta escena, lo cual se puede relacionar con el efecto que tienen las luces de los autos en la identificación de objetos por el *software*.

4.2.2. Conteo de objetos: tipos de vehículos y movimientos

Posterior a la evaluación global, se realiza una exploración considerando la desagregación por tipo de vehículo en el conteo, y, en el caso del *software*, la implementación de los accesos (*Gates*). Es importante destacar que, dentro de la base de datos facilitada por Aristo Consultores, no se registraron motocicletas ni bicicletas, por lo que no se considerarán datos para estos casos. En la Tabla 4.7 se muestra la separación de los vehículos registrados para cada base de datos.

Tabla 4.7: Conteos registrados para cada base de datos, por tipo de vehículo.

Datos	Conteo					Total
	Autos	Camiones	Buses	Motos	Bicicletas	
<i>Manual</i>	4416	185	42	14	16	4673
<i>Aristo</i>	4374	154	40	-	-	4568
<i>DFS</i>	4009	110	35	3	4	4161

Al igual que en el Escenario 1, se inspeccionaron los flujos de forma desagregada por tipo de vehículo, observándose una clara preponderancia de vehículos livianos ($> 94\%$), tal como se muestra en la Figura 4.11. La distribución que se observa es bastante similar para las tres bases de datos. Para este escenario, la presencia de motocicletas y bicicletas es prácticamente nula, por lo que serán obviadas para los análisis posteriores.

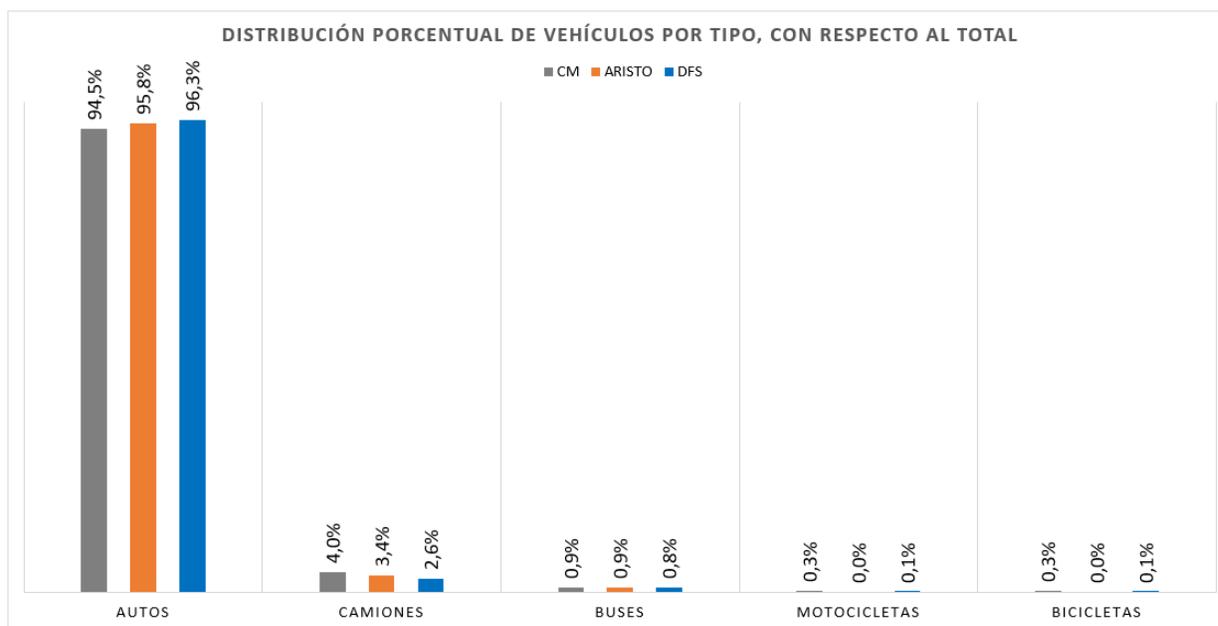


Figura 4.11: Distribución de los vehículos por tipo, para cada base de datos.

Dados los conteos por tipos de vehículos, se calculan entonces los porcentajes de error de Aristo y el software con respecto a los datos de control, los cuales se muestran en la Tabla 4.8.

Tabla 4.8: Porcentaje de error relativo de Aristo y *DataFromSky*, con respecto al conteo manual, por tipo de vehículo.

Manual vs	Tipo de vehículo				
	Autos	Camiones	Buses	Motos	Bicicletas
<i>Aristo</i>	-1,0 %	-16,8 %	-4,8 %	-	-
<i>Data</i>	-9,2 %	-40,5 %	-16,7 %	-78,6 %	-75,0 %

Al comparar los conteos de Aristo Consultores con respecto al manual, se observa que el error asociado a vehículos livianos y buses es menor al -5% . Sin embargo, en el caso de camiones, el error supera el -16% . Para *DataFromSky*, el error asociado a autos es menor al -10% , no obstante, la diferencia relacionada con los vehículos de gran tamaño, es muy superior a lo obtenido por Aristo. Además, se vislumbra que para los objetos de menor tamaño los porcentajes son cercanos al -80% . A nivel global, la cantidad de bicicletas detectadas es bastante baja, menor al 1% del conteo total, por lo que los valores de las inexactitudes se ve exacerbado.

Por otro lado, se realizó un análisis de las diferencias en los conteos por tipo de vehículo y movimientos (Figura 3.8b), esto para identificar cuales son aquellos que puedan tener discrepancias importantes dentro de la medición con el *software*. En particular para este escenario, tal como se muestra en la Figura 4.11, el porcentaje de motocicletas y bicicletas es despreciable con respecto al total de objetos capturados ($< 0,3\%$), por lo tanto, se efectúa esta inspección solo para autos, camiones y buses.

Para los vehículos livianos, Aristo presenta errores menores al 7% en todos los movimientos. En el caso del *software*, se observa que los movimientos 30 y 41 tienen porcentajes cercanos al 30% . En particular, al analizar el movimiento 41 se detectó un número importante de vehículos no contabilizados debido a que sus trayectorias no cruzaron las puertas de salida, es decir, fueron correctamente identificados, pero no contabilizados para el movimiento en cuestión (Figura 4.15). A priori no se puede descartar un error del software, pero se intuye que parte importante de esto se relaciona con la modelación, ya que, si la puerta es desplazada más cerca de la intersección, gran parte de las trayectorias sí atravesarían la misma. Por otro lado, el movimiento 32 presenta un sobre conteo del 16% .

La identificación de buses realizado por el *software* tiene 100% de error para los movimientos 20, 21 y 32, por lo que el programa no fue capaz de identificar estos vehículos. A diferencia del conteo de Aristo, el cual fue idéntico al conteo manual en todos los movimientos, excepto el 41.

Finalmente, para los camiones Aristo muestra diferencias en los conteos en todos los movimientos, con porcentajes mayores al 10% llegando a valores del orden del 35% , excepto el 20. *DataFromSky* tiene discrepancias mucho más significativas, incluso se puede observar que para el movimiento 32, se detecta un sobre conteo de camiones. Particularmente, el movimiento 30 presenta un 100% de error para ambas bases de datos, sin embargo, al analizar los conteos, se puede notar que solo se contabilizó un vehículo en este viraje, lo que implica que se muestre este porcentaje, dada la no identificación del camión en ninguno de los otros cómputos.

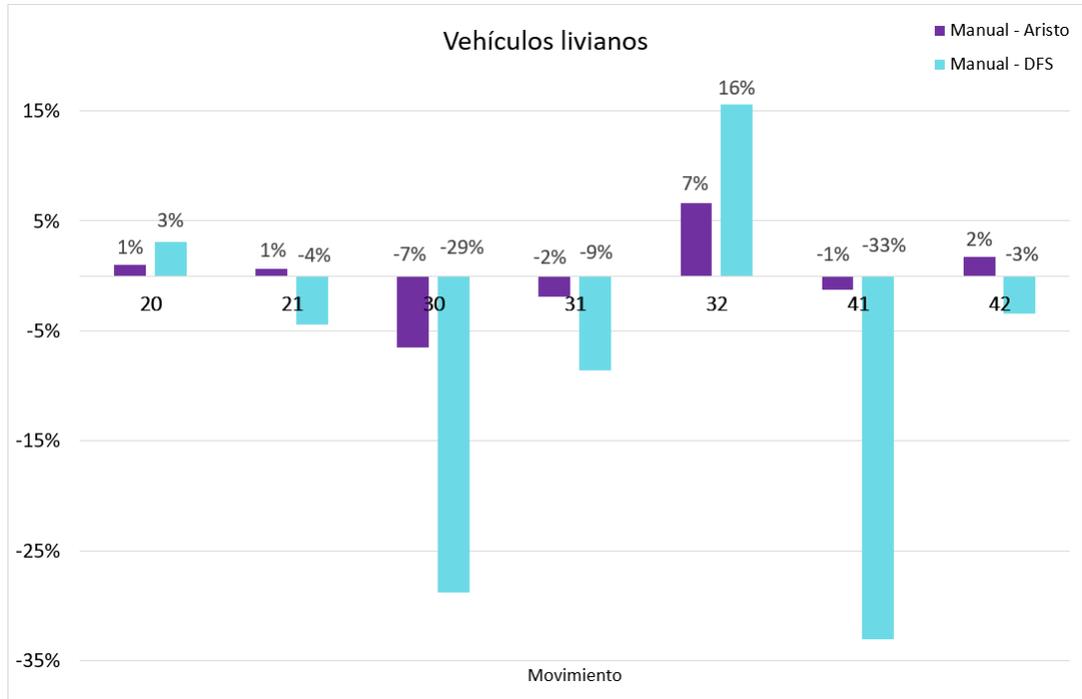


Figura 4.12: Diferencia porcentual para vehículos livianos, Punta Arenas.

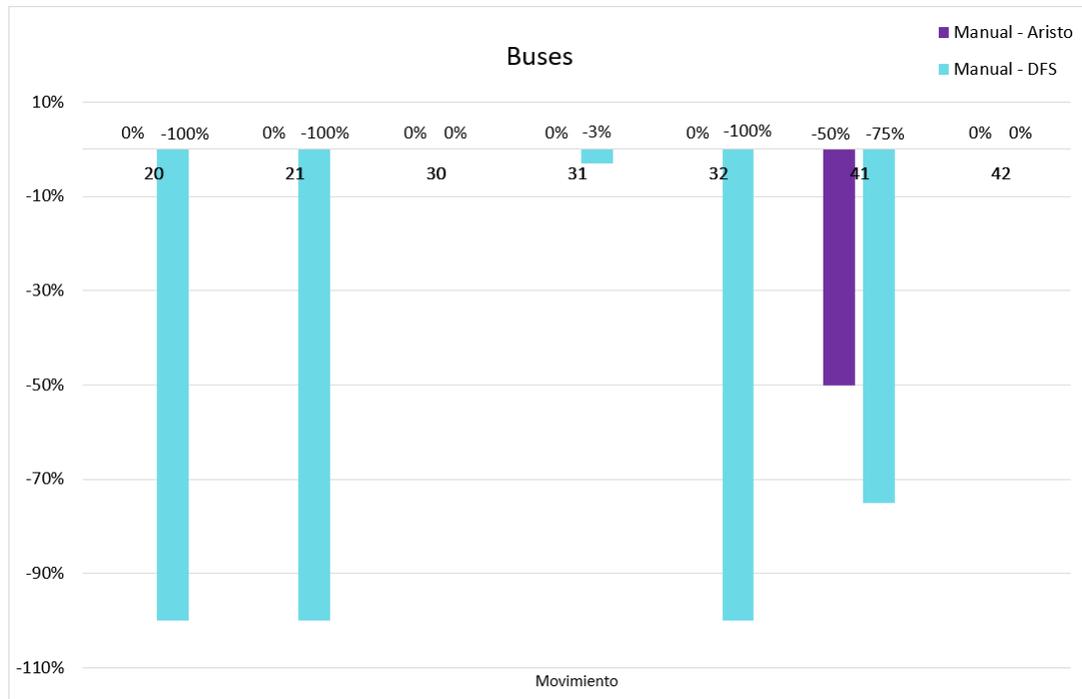


Figura 4.13: Diferencia porcentual para buses, Punta Arenas.

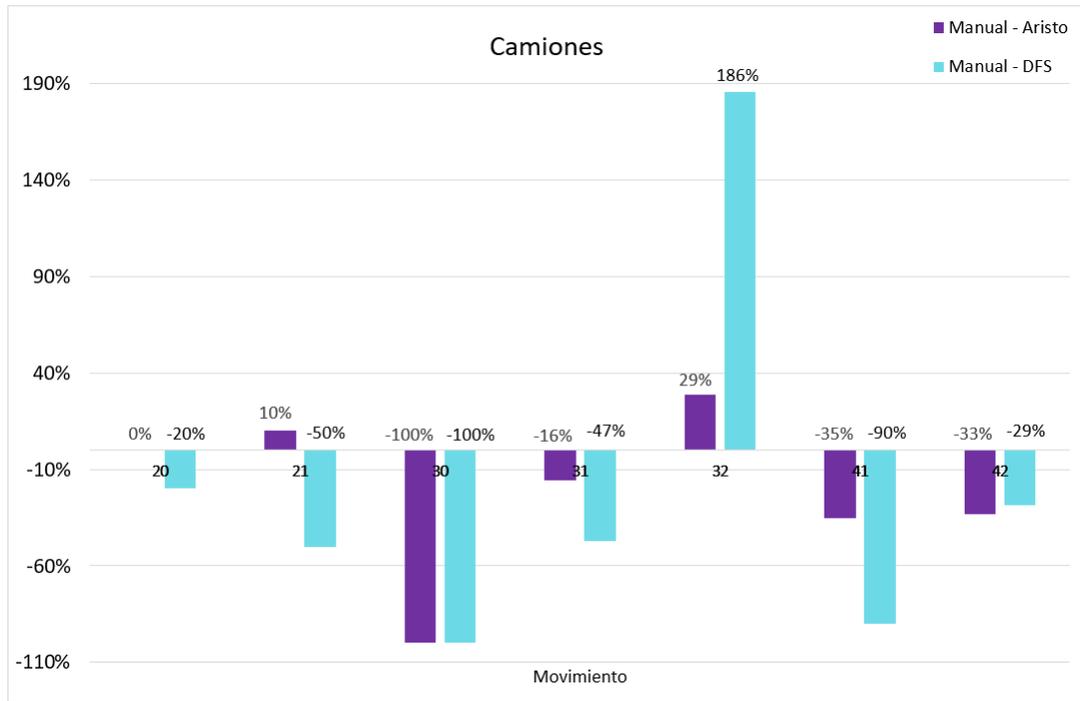


Figura 4.14: Diferencia porcentual para camiones, Punta Arenas.



Figura 4.15: Ejemplo de vehículo no contabilizado (id:208), trayectoria no cruza puerta de salida 2S.

4.2.3. Inspección visual de errores

Tal como se analizó en el escenario anterior, se realizó una revisión visual de todos los videos, identificando los errores que se muestran de manera reiterativa, según la clasificación que se plantea en la Tabla 4.4.

Del total de objetos reconocidos con errores, un 88% corresponde al tipo 1 (Figura 4.16). En el caso de los objetos que presentan esta falla, se pudo identificar que se produce principalmente por dos situaciones: la trayectoria del vehículo termina (o empieza) antes (después) del acceso (*Gate*) correspondiente o, el objeto pierde el ID (por lo tanto, su trayectoria) por factores de visibilidad y/o luminosidad de la escena. Sin embargo, no se puede dejar de mencionar la importancia que tiene el posicionamiento de los accesos para que los vehículos sean

contabilizados, por lo que el modelador debe considerar el comportamiento de las trayectorias para implementarlas de la mejor manera.

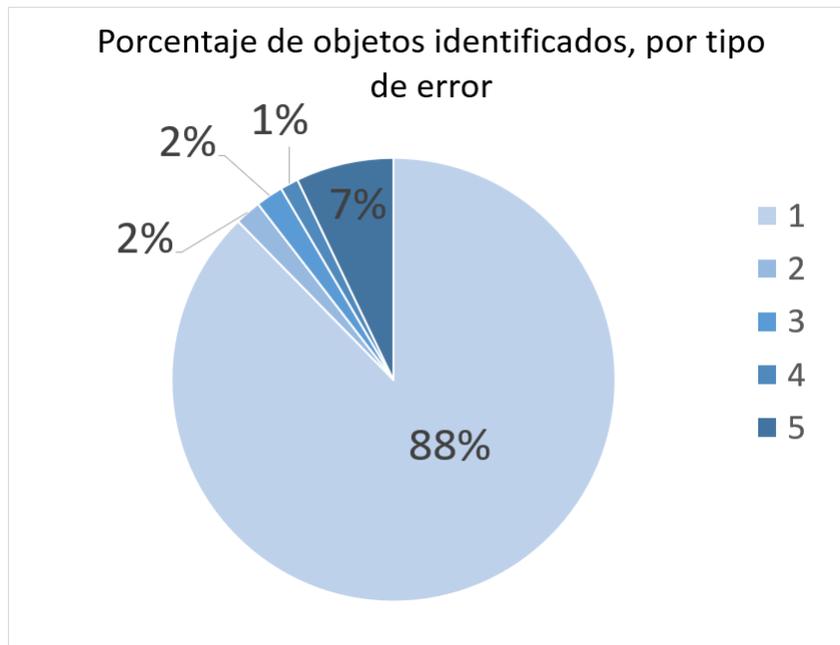


Figura 4.16: Gráfico de porcentaje de objetos identificados por tipo de error, Punta Arenas.

Los videos de las 10.00 am fueron seleccionados, en principio, para saber el comportamiento del rastreo de los objetos, frente a una visibilidad perturbada por sombras de árboles, propias del horario de medición. Se identificaron objetos los cuales perdieron su etiqueta (error del tipo 2 - 2% del total de objetos con imprecisiones) y luego fueron etiquetados nuevamente (error del tipo 4 - 1% del total de objetos con imprecisiones), tal como se muestra en la Figura 4.18.

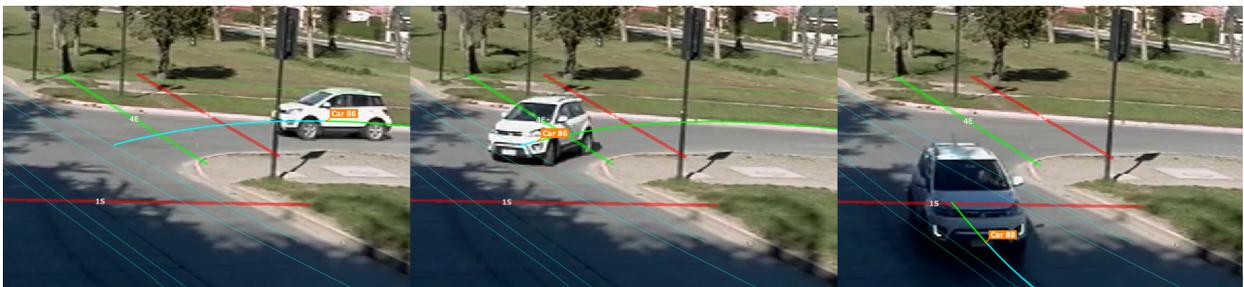


Figura 4.17: Ejemplo de vehículo no contabilizado: secuencia de imágenes en donde se identifica error tipo 2 y 4, id:86 - id:88.

Además, se identificaron objetos que presentaron errores del tipo 3 (2% del total de objetos con imprecisiones), donde el vehículo cambia su etiqueta por la de otro cercano. Al examinar los distintos horarios, se da cuenta de que el error se muestra de manera reiterativa en ocasiones donde la luminosidad es deficiente, en particular se repite para el horario de las 7.00 am. Lo anterior también puede relacionarse con la segunda posible fuente de error planteada para este caso, que es la resolución de la imagen.



Figura 4.18: Ejemplo de vehículo que cambia de etiqueta de un objeto a otro (id:382 a id:424), error tipo 3.

4.2.4. Programación de semáforos

Considerando todo lo expuesto previamente, es de interés desarrollar la programación de semáforos para esta intersección, utilizando los flujos vehiculares obtenidos por el software, para luego compararla con la programación obtenida del conteo manual, sin dejar de considerar relevante la programación real estimada para la fecha de la realización del levantamiento de terreno.

De acuerdo con los registros visuales disponibles se determinaron las características de la intersección, relativas a la programación de semáforos, esto son: fases de la programación (Figura 4.19), tiempos de verde, amarillo, rojo-rojo de cada fase y tiempo de ciclo (Tabla 4.9) para cada fase.

Considerando que se examinaron los cuatro horarios para estimar los atributos de este escenario (7.00 am, 10.00 am, 15.00 pm y 22.00 pm), se concluye que la intersección cuenta con una programación única durante todo el día, sin tener una diferenciación por periodos.

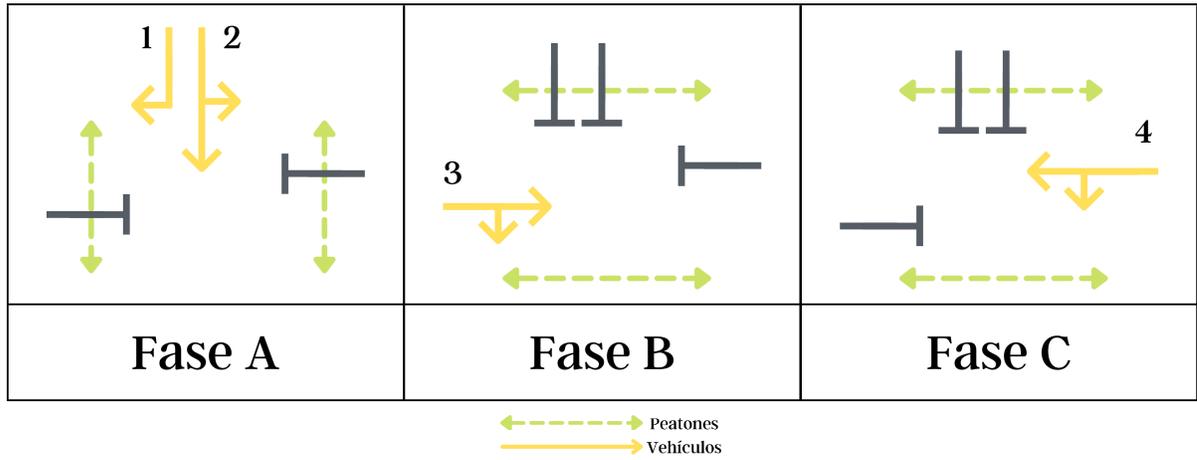


Figura 4.19: Diagrama de fases correspondiente a la intersección de Punta Arenas.

Tabla 4.9: Programación real de la intersección, Punta Arenas.

Fase	Tiempo de verde (s)	Entreverde		Tiempo de ciclo (s)
		Tiempo de amarillo (s)	R-R (s)	
A	40	3	2	106
B	23	3	2	
C	28	3	2	

Considerando las fases existentes para este escenario, se plantea la matriz de movimientos y fases (Tabla 4.10). Por otro lado, es importante destacar que, de acuerdo con las especificaciones técnicas de la UOCT para programación de semáforos en Chile, el período de amarillo dura siempre 3 segundos. Además, el cálculo del tiempo de Rojo-Rojo da como resultado 2 segundos. Finalmente, el valor de entreverde y pérdidas da como resultado $I = AM + RR = 5s$ y $l = I + \lambda_1 - \lambda_2 = 6, 4$, donde $\lambda_1 - \lambda_2 = 1, 4$.

Tabla 4.10: Matriz de movimientos y fases, Punta Arenas

Movimiento	Fase de inicio	Fase de término
1	A	B
2	A	B
3	B	C
4	C	A

Con respecto al cálculo de los verdes mínimos para las fases, se determina que A, B y C cuentan con 16, 15 y 15 segundos de verde mínimo respectivamente. Luego, en las Tablas 4.11 y 4.12 se muestran los cálculos de los parámetros necesarios para la programación para cada uno de los horarios.

Tabla 4.11: Cálculo de parámetros para programación de semáforos, *Data-FromSky*, Punta Arenas

H	Mov	Fase	qi	S ($\frac{veh}{h}$)	yi	ti	Vmin	tmin	ti	u
7	1	A	48	1508	0,03	10	16	21	21	0,04
	2	A	821	4172	0,20	28	16	21	28	0,22
	3	B	219	1735	0,13	20	15	20	20	0,14
	4	C	243	1681	0,14	22	15	20	22	0,16
10	1	A	86	1365	0,06	13	16	21	21	0,07
	2	A	619	4061	0,15	23	16	21	23	0,17
	3	B	117	1720	0,07	14	15	20	20	0,08
	4	C	99	1551	0,06	13	15	20	20	0,07
15	1	A	78	1470	0,05	12	16	21	21	0,06
	2	A	816	4010	0,20	29	16	21	29	0,23
	3	B	198	1758	0,11	19	15	20	20	0,13
	4	C	235	1616	0,15	23	15	20	23	0,16
22	1	A	54	1292	0,04	11	16	21	21	0,05
	2	A	195	4129	0,05	12	16	21	21	0,05
	3	B	110	1794	0,06	13	15	20	20	0,07
	4	C	58	1713	0,03	10	15	20	20	0,04

Tabla 4.12: Cálculo de parámetros para programación de semáforos, conteo manual, Punta Arenas

Hora	Mov	Fase	qi	S ($\frac{veh}{h}$)	yi	ti	Vmin	tmin	ti	u
7	1	A	61	3700	0,02	8	16	21	21	0,02
	2	A	148	4172	0,04	10	16	21	21	0,04
	3	B	119	1567	0,08	15	15	20	20	0,08
	4	C	243	1680,839	0,14	22	15	20	22	0,16
10	1	A	37	1508	0,02	9	16	21	21	0,03
	2	A	110	3877	0,03	10	16	21	21	0,03
	3	B	134	1639	0,08	15	15	20	20	0,09
	4	C	604	1551,146	0,39	50	15	20	50	0,43
15	1	A	50	1508	0,03	10	16	21	21	0,04
	2	A	143	3616	0,04	11	16	21	21	0,04
	3	B	713	1519	0,47	59	15	20	59	0,52
	4	C	181	1615,937	0,11	19	15	20	20	0,12
22	1	A	53	1179	0,04	11	16	21	21	0,05
	2	A	203	3710	0,05	12	16	21	21	0,06
	3	B	235	1616	0,15	23	15	20	23	0,16
	4	C	171	1712,852	0,10	17	15	20	20	0,11

Luego, se calculan los movimientos y ruta crítica. En el caso del *software*, se obtuvo obteniéndose la misma ruta crítica para los cuatro horarios, es decir 2-3-4 (Tabla 4.13). Seguidamente, se calculan los tiempos de ciclo óptimos, los cuales se muestran en la Tabla 4.15.

Tabla 4.13: Cálculo de tiempo para ruta crítica y parámetros L, Y, U , *DataFromSky*, Punta Arenas.

Ruta	Horario			
	7 am	10 am	15 pm	22 pm
1,3,4	64	61	64	61
2,3,4	71	63	72	61
Parámetros				
L	19,2	19,2	19,2	19,2
Y	0,47	0,28	0,46	0,14
U	0,52	0,32	0,51	0,16

Tabla 4.14: Cálculo de tiempo para ruta crítica y parámetros L, Y, U , conteo manual, Punta Arenas

Ruta	Horario			
	7 am	10 am	15 pm	22 pm
1,3,4	63	91	100	64
2,3,4	63	91	100	64
Parámetros				
L	19,20	19,20	19,20	19,20
Y	0,26	0,50	0,62	0,30
U	0,28	0,56	0,69	0,33

Tabla 4.15: Ciclos óptimos y prácticos para cada base de datos, por horario, Punta Arenas

H	Tiempo de ciclo	Conteo Manual	DataFromSky
7	c_o	49	69
	c_p	27	40
10	c_o	73	51
	c_p	43	28
15	c_o	97	68
	c_p	62	39
22	c_o	52	43
	c_p	29	23

En el caso de *DataFromSky*, los horarios que presentan mayor tiempo de ciclo son los horarios de las 7.00 am y 15.00 pm, lo cual coincide con los altos flujos vehiculares presentes en cada periodo. Con respecto al conteo manual, el tiempo de ciclo mas alto se observa a las 15.00 horas, con 97 segundos.

Al calcular el error porcentual del software para la estimación del tiempo de ciclo, se vislumbran diferencias significativas entre ambas bases de datos (Figura 4.20), existiendo

discrepancias cercanas al 40% con un conteo mayor del *software*. Los resultados son relevantes, ya que, dado el análisis de errores asociados a la identificación de objetos realizado en las secciones anteriores, se puede inferir que las diferencias de conteos alteran de manera importante los cálculos de la optimización de semáforos.

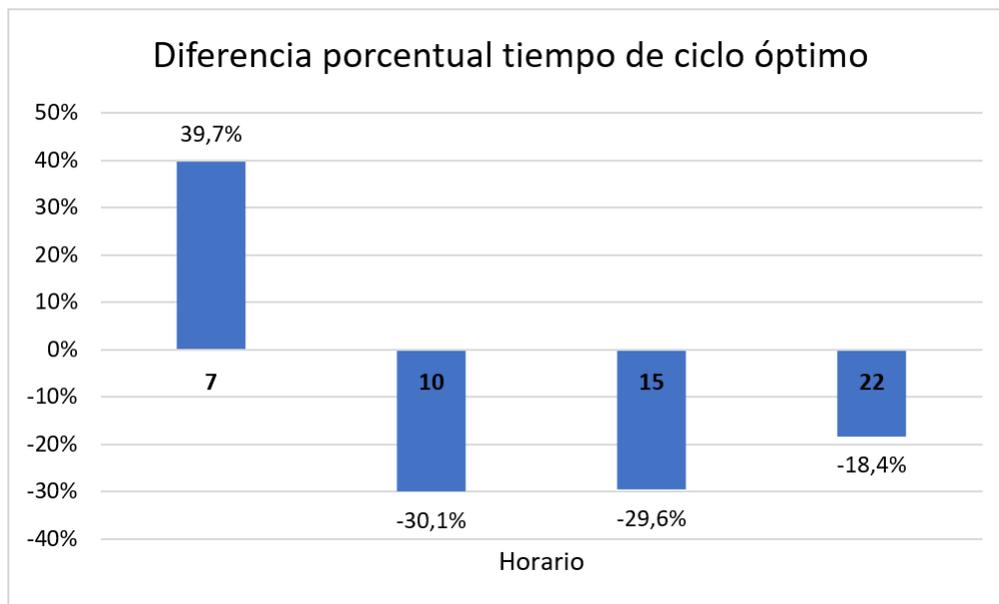


Figura 4.20: Gráfico de la diferencia porcentual entre tiempos de ciclos de *DataFromSky* y conteo manual, Punta Arenas.

Finalmente, se presentan los repartos de verdes para ambas mediciones (Tabla 4.16). En los resultados se evidencian diferencias significativas para los tiempos de verde asignados a los movimientos críticos. Por último, en la Tabla 1.1 se plasma la programación final, considerando el horario que posee mayor tiempo de ciclo.

Tabla 4.16: Repartos de verdes para ambas bases de datos, Punta Arenas.

H	Mov c	Manual		DataFromSky	
		ve (s)	tv	ve (s)	tv
7	2	8	14	21	27
	3	9	15	13	20
	4	13	19	15	22
10	2	9	15	17	23
	3	12	18	9	15
	4	33	39	8	14
15	2	11	17	22	28
	3	50	56	12	18
	4	17	23	15	22
22	2	8	14	8	14
	3	14	20	9	15
	4	11	17	8	14

Tabla 4.17: Programación final para el horario con mayor ciclo óptimo, Punta Arenas.

Mov	DFS (7 am)			Manual (15 pm)		
	ve (s)	tv (s)	Tc (s)	ve (s)	tv (s)	Tc (s)
1	21	27		11	17,4	
2	21	27	69	50	56,4	94,2
3	13	20		17	23,4	
4	15	22		8	14,4	

4.3. Escenario 3: Ñuñoa

4.3.1. Conteo de objetos: tipos de vehículos y movimientos

A continuación, se muestran los conteos registrados para cada base de datos, desagregada por tipo de vehículo, considerando la implementación de los accesos en la aplicación de escritorio *DataFromSky* (Tabla 4.18).

Solo atendiendo a los totales de cada medición, es evidente el déficit de conteo que presentan ambas cámaras fijasse observa una clara deficiencia en los conteos realizados por la cámara fija 1, esto debido a que la cámara no permitió capturar todos los movimientos permitidos dentro de la intersección. es decir, fueron captados 6 de los 10 movimientos (20, 21, 30, 31, 32 y 41). Considerando lo anterior, es interesante analizar qué tan cercano son los conteos entre las fuentes de datos para estos movimientos en particular.

Para hacer esta indagación, descartando los movimientos sin medir para la cámara 1, se examinaron los flujos de manera desagregada para entender la distribución de los vehículos (Figura 4.21). Más del 80 % de los objetos rastreados son principalmente vehículos livianos, para camiones, buses y motocicletas, los porcentajes no superan el 6%. Con respecto a las bicicletas, las tomas realizadas mediante dron no fueron capaces de capturar estos objetos dentro del escenario. Es posible notar que el dron sobreestima la proporción de autos registrada por el *software*, lo que se puede asociar en parte a una subestimación en el conteo de los otros tipos de vehículos.

Tabla 4.18: Conteos registrados para cada base de datos, por tipo de vehículo, Ñuñoa

Datos	Cámara	Conteo					Total
		Autos	Camiones	Buses	Motos	Bicicletas	
Manual	Dron	2250	140	105	156	32	2683
	Fija 1	1459	74	65	72	19	1689
DFS	Fija 2	1753	75	36	26	13	1903
	Dron	2246	48	90	18	3	2405

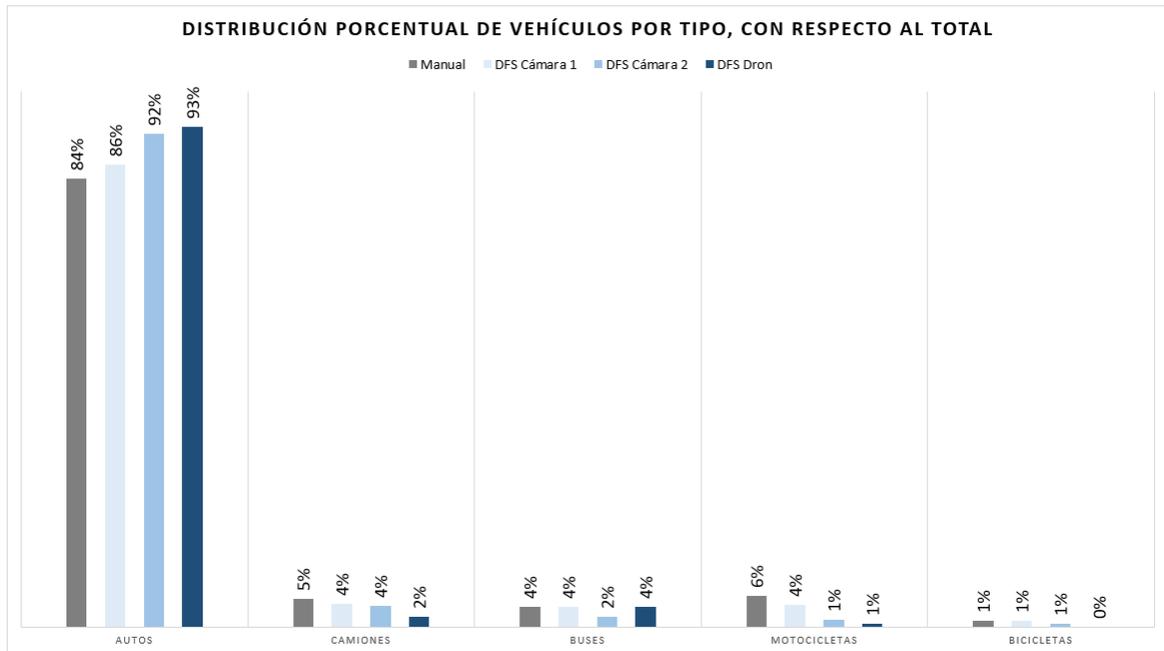


Figura 4.21: Distribución de los vehículos por tipo, para cada base de datos, Ñuñoa.

Luego, se calculan las diferencias porcentuales de los movimientos comunes para todas las bases de datos (Figura 4.22).

Considerando los totales registrados por el *software* con respecto a los datos de control, se observa que el dron presenta una muy buen conteo para los vehículos livianos, arrojando un error del -3% . El porcentaje es considerablemente mayor para los camiones, llegando a un -62% . Los buses son identificados de mejor manera, por lo que se llega a un cálculo de error del -15% . En el caso de las motocicletas y bicicletas, el conteo de estos ha sido muy dificultoso, por lo que se observan diferencias del orden del -90% .

Por otro lado, la cámara 1 tiene errores del orden del -20% , para el conteo de vehículos livianos, camiones y bicicletas, a pesar de haber descartado los cuatro movimientos obviados en la grabación. En el caso de los buses y motocicletas, se pueden notar porcentajes del -32% y -42% respectivamente. Es importante destacar que la consideración de los datos de la cámara 1 fue hecha principalmente para probar el funcionamiento del *software* frente a un escenario dificultoso, por lo que es más llamativo estudiarlos con más detalle dentro de la inspección visual de errores.

La cámara 2 muestra un -22% de error para los vehículos livianos, camiones y bicicletas fueron identificado cerca del -50% del total captado en el conteo manual, los buses fueron pobremente contabilizados, alcanzando un error del -64% , al igual que la motocicletas, las cuales tienen discrepancias del -84% .

Posteriormente, se realizó el análisis de las diferencias en los conteos por tipo de vehículo y movimientos (Figura 3.11b), esto para identificar cuáles son aquellos que puedan tener discrepancias importantes dentro de la medición con el *software*. Para este análisis se consi-

derarán los conteos realizados por la cámara 2 y el dron, por lo tanto, todos los movimientos permitidos dentro de la intersección son contemplados. Teniendo en cuenta que las bicicletas son solo el 1% de la distribución total de vehículos, no se considerarán para este análisis.

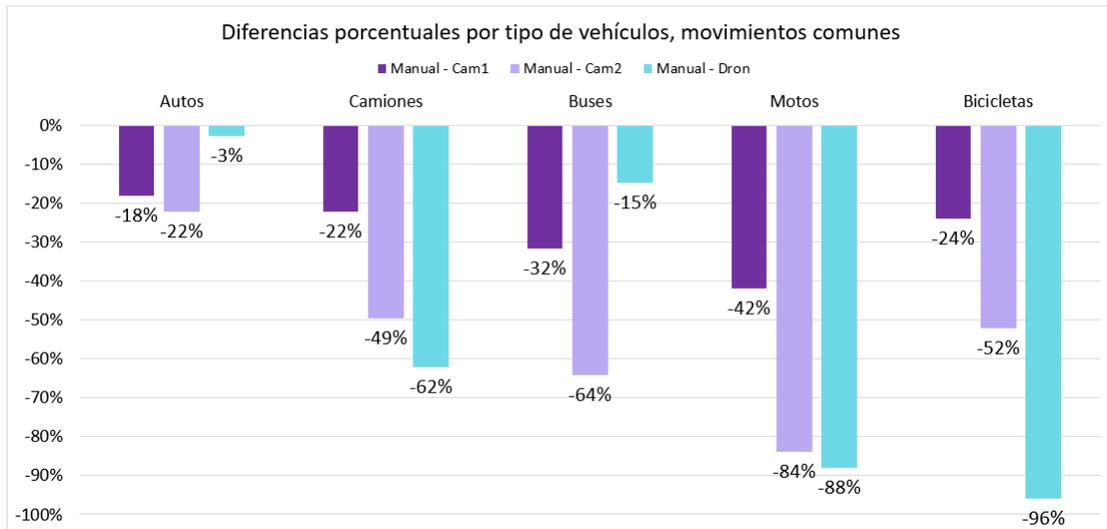


Figura 4.22: Diferencias porcentuales por tipo de vehículo, considerando solo los movimientos 20, 21, 30,31, 32 y 41.

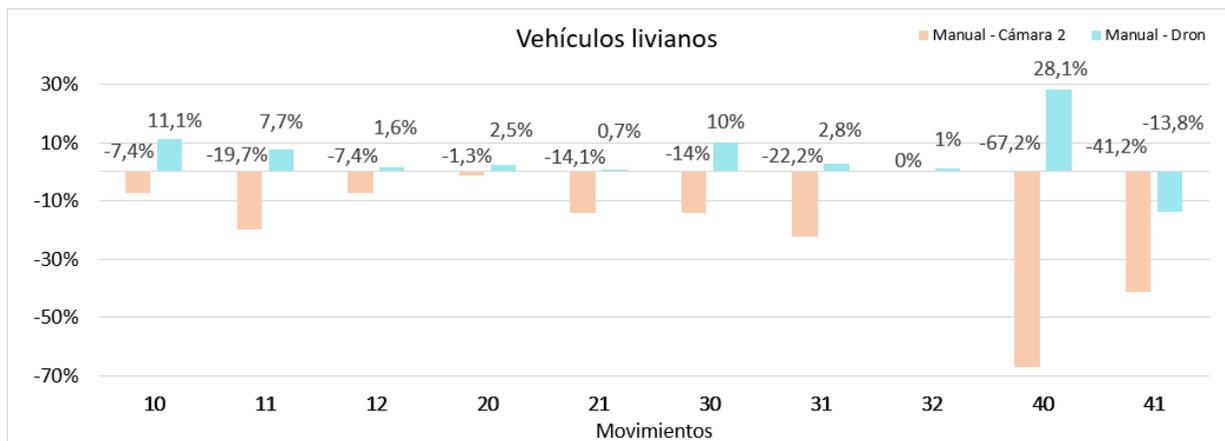


Figura 4.23: Diferencias porcentuales para vehículos livianos, por movimiento, Ñuñoa.

Con respecto a los vehículos livianos, se puede observar que para todos los movimientos, le cámara 2 es la que presenta mayores diferencias porcentuales con respecto a los datos de control, en particular, el movimiento 40 y 41 tienen un $-67,2\%$ y $-41,2\%$ respectivamente. En el primero se pudo observar que varios de los objetos que realizan esta maniobra, no alcanzan a ser detectados por el *software*, es decir, no poseen ningún tipo de etiqueta durante la totalidad de su trayectoria (Figura 4.25). Para el segundo, se pudo detectar principalmente que, dada la existencia de un corredor de buses en ambos sentidos de Avenida Grecia, la visual de la trayectoria de los autos de menor tamaño es obstruida por los buses que transitan a través de la intersección. Esto también está relacionado con el posicionamiento de

la cámara, tanto en altitud como el ángulo de incidencia. Una mayor altura de la cámara hubiera permitido una mejor visualización de los movimientos, no solo del 40 y 41, si no que de todos los permitidos dentro del cruce.

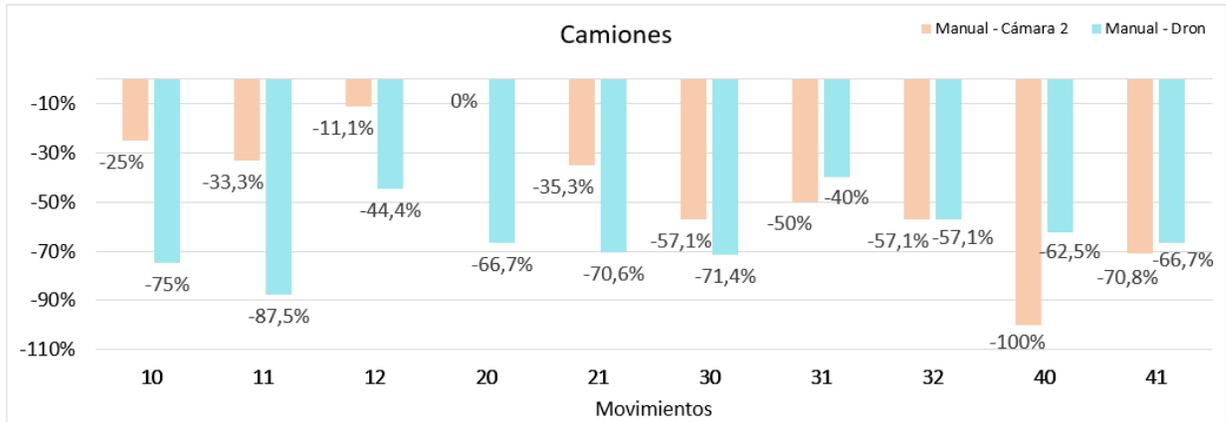


Figura 4.24: Diferencias porcentuales para camiones por movimiento, Ñuñoa.

Con respecto a los camiones, las diferencias son considerables tanto para la cámara como el dron, no superando el 5 %. Una inspección expuso que la cámara 2 no logra capturar algunos vehículos livianos y pesados que realizan el viraje a la derecha (movimiento 40), tal como se ve en la Figura 4.25.



Figura 4.25: Ejemplo de vehículos que realizan movimiento 40, que no logran ser identificados.

Para los buses (Figura 4.26), que son en su mayoría del transporte público, hay movimientos en donde no existe flujo de vehículos colectivos de este tipo, estos son 10, 12, 20, 30, 32, y 40, lo cual explica que las diferencias no se plasmen en el gráfico. Para los movimientos directos, el dron fue capaz de capturar de mejor manera estos objetos, sin embargo, los errores porcentuales siguen siendo considerables, llegando incluso a déficit del 30 %. En el caso de la cámara 2, el comportamiento de identificación de los vehículos fue muy deficiente, lo cual

se puede atribuir al posicionamiento de la cámara, ya que su altura no permite captar con antelación ciertos vehículos de gran tamaño, como los buses del transporte público

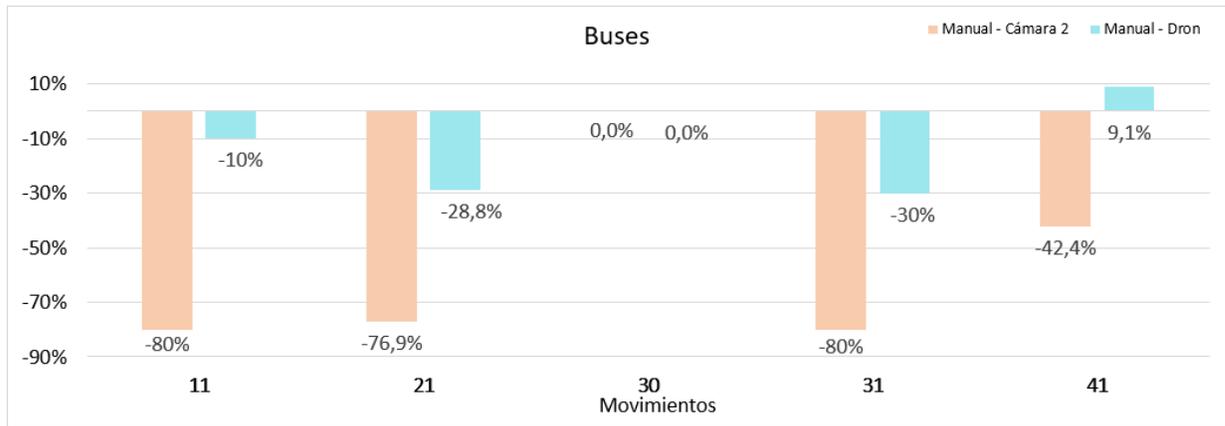


Figura 4.26: Diferencias porcentuales para buses, por movimiento, Ñuñoa.

Del gráfico que se muestra en la Figura 4.27 se observa que la cámara tiene los menores porcentajes de error (del orden del 20 %), en los movimientos que se desarrollan cerca de la cámara es decir, el movimiento 10 y el 20. El resto de los movimientos vislumbran discrepancias superiores al 60 %. En el caso del dron, es claro que la identificación de estos objetos es casi nula por parte del software.

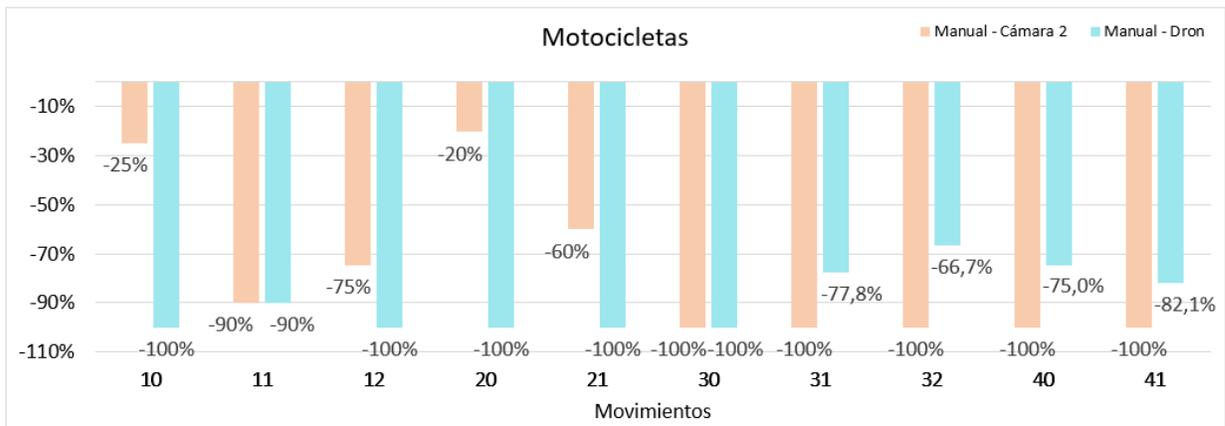


Figura 4.27: Diferencias porcentuales para motocicletas, por movimiento, Ñuñoa.

A priori se puede comentar que las cámaras fijas, en las ubicaciones planteadas, no son tan eficientes en la identificación de vehículos livianos, en comparación con el dron. El ángulo, la altura son determinantes para que los movimientos se desarrollen completamente dentro de la intersección, y así los objetos sean capturados correctamente. Sin embargo, las cámaras fijas presentan una sutil mejora en la identificación de camiones. El dron presenta un buen proceder en el conteo de vehículos livianos, pero tiene bastantes dificultades para captar vehículos de menor tamaño, como son las motocicletas y bicicletas.

4.3.2. Inspección visual de errores

Se realizó una inspección visual de todos los videos, identificando los errores que son reiterativos, de acuerdo con la clasificación que se plantea en la Tabla 4.4. La revisión de errores se desarrolla para cada tipo de cámara, comparando también las ubicaciones de cada una como posible fuente de los errores detectados.

Para esta intersección, se observan principalmente errores tipo 1, 4 y 5. En el caso del error tipo 1, éste se ve en el análisis de las cámaras 1 y 2, ya que el posicionamiento de estas (altura y ángulo) no permite que las trayectorias de ciertos objetos se desarrollen completamente. Como se mencionó en la sección anterior, la cámara 1 no favorece la identificación de cuatro movimientos.

Cuando los objetos son etiquetados dos veces, error tipo 4, que también se da solo en las cámaras 1 y 2, se observa principalmente que objetos son marcados nuevamente con el mismo tipo de vehículo. Sin embargo, a pesar de ser correctamente clasificados en la segunda instancia, la nueva etiqueta crea una trayectoria distinta a la anterior, la cual, en la mayoría de los casos, no se alcanza a desarrollar de manera tal que cruce un acceso de entrada y salida para ser contabilizado.

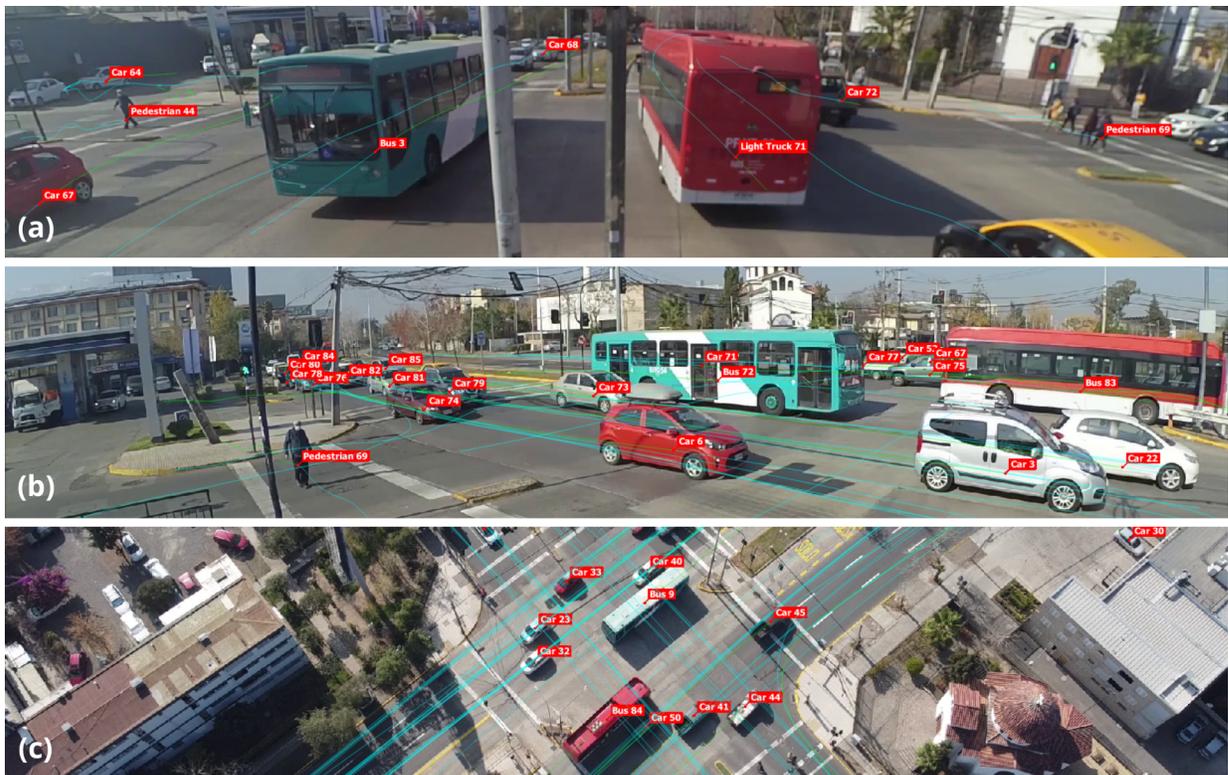


Figura 4.28: Comparación de las tres cámaras en el mismo instante temporal, escenario Ñuñoa. (a) Cámara 1, (b) Cámara 2, (c) Dron (120 metros de altura).

El *software* tiene ciertas dificultades para distinguir entre los siguientes objetos (error tipo 5): camiones - buses, bicicletas - motocicletas. Al momento de etiquetar, lo hace de manera

errónea, por ejemplo, etiqueta a una bicicleta como motocicleta y viceversa. Este se observa en las tres grabaciones. En el caso de los objetos que no son identificados por el *software*, es reiterativa la situación en que los vehículos son obstruidos por otros de tamaño mayor, principalmente en la grabación de la cámara 1 y 2. En particular para el dron, sucede que dependiendo de la altura a la que se encuentre, el *software* puede confundir motocicletas y bicicletas.

En general, para las trayectorias captadas por el dron, estas logran realizarse en su totalidad y sin interrupciones, asociando esto a la visualización que logra el video por la ubicación de la cámara, ya sea azimutal o diagonal.

De la intersección de Ñuñoa, se obtuvieron resultados interesantes al realizar estas comparaciones de las tres cámaras en los mismos periodos de tiempo (Figura 4.28). Se pudieron visualizar algunos hallazgos que muestran como la posición de la cámara, en particular altura y ángulo, induce errores del tipo 1 y 5.

En el caso de la cámara 1 (Figura 4.28 (a)) se puede apreciar que el bus color rojo fue etiquetado como Camión liviano y, además, fue identificado prácticamente al medio de la imagen, es decir, su trayectoria es más corta que la trayectoria real en la imagen. Al examinar el mismo objeto en la cámara 2 (Figura 4.28 (b)) y el dron (Figura 4.28 (c)), el bus fue correctamente etiquetado.

Por otra parte, en el caso de la cámara 2, se puede ver que entre el bus celeste y el bus rojo, hay varios vehículos para los cuales la visual de la cámara es obstruida por uno u otro bus. Estas situaciones generan que en algunos casos los vehículos no desarrollen su trayectoria de manera adecuada, dado que el píxel que mantiene la etiqueta del objeto se pierde por la obstrucción, por lo tanto, no son contabilizados. Esto se repite en el caso de la cámara 1, pero para el lado izquierdo de la imagen, en donde el bus celeste cubre prácticamente las tres pistas de tráfico vehicular por un intervalo de tiempo, lo que podría significar varios objetos no contabilizados por el software.

Por último, se observa claramente que, dentro de la imagen del dron, las trayectorias de los objetos se ven desarrolladas sin obstrucciones y todos los objetos con correctamente etiquetados. Sin embargo, para esta altura del dron, se observa un claro patrón en el que las motocicletas y bicicletas no son etiquetadas o son etiquetadas tardía y/o erróneamente.

4.3.3. Programación de semáforos

A continuación, se desarrolla la programación de semáforos para esta intersección, utilizando los flujos vehiculares obtenidos por el *software*, para luego compararla con la programación obtenida del conteo manual, sin dejar de considerar relevante la programación real estimada para la fecha de la realización del levantamiento de terreno. Cabe destacar que, considerando los resultados obtenidos en el análisis de errores, los datos extraídos de *DataFromSky* utilizados para efectuar la comparación de programaciones con respecto a la identificación manual, serán los obtenidos mediante dron, ya que se considera que tiene un mejor comportamiento en el registro de objetos y menor error asociado a vehículos motorizados.

De acuerdo con los registros visuales disponibles se determinaron las características de la intersección, relativas a la programación de semáforos, esto son: fases de la programación (Figura 4.29), tiempos de verde, amarillo, rojo-rojo de cada fase y tiempo de ciclo (Tabla 4.19) para cada fase.

El cruce presenta seis movimientos vehiculares que se desarrollan en tres fases, además de cuatro movimientos peatonales. En este caso, los movimientos de los peatones no serán considerados para realizar la programación de la intersección, pero estos si influyen en el cálculo de los verdes mínimos. Considerando lo anterior, se plantea la matriz de movimientos y fases (Tabla 4.20). Vale mencionar que no existen movimientos traslapados en este escenario, por lo que la programación es bastante expedita.

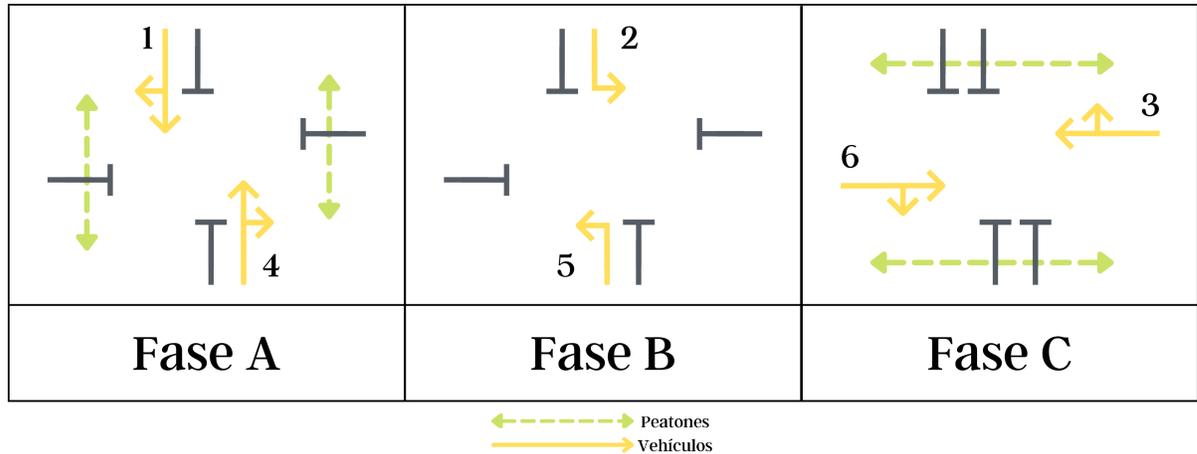


Figura 4.29: Diagrama de fases correspondiente a la intersección de Ñuñoa.

Tabla 4.19: Programación real de la intersección, Ñuñoa.

Fase	Tiempo de verde (s)	Entreverde		Tiempo de ciclo (s)
		Tiempo de amarillo (s)	R-R (s)	
A	34	3	3	120
B	27	3	3	
C	41	3	3	

Tabla 4.20: Matriz de movimientos y fases, Ñuñoa.

Movimiento	Fase de inicio	Fase de término
1	A	B
2	B	C
3	C	A
4	A	B
5	B	C
6	C	A

Con respecto a los valores del entreverde, se tiene: $AM = 3s$, $RR = 2s$, $I = AM + RR = 5s$ y $l = I + \lambda_1 - \lambda_2 = 6,4s$, con $\lambda_1 - \lambda_2 = 1,4$.

Con respecto al cálculo de los verdes mínimos para las fases, se determina que A, B y C cuentan con 39, 8 y 25 segundos de verde mínimo respectivamente. Luego, en la Tablas 4.21 y 4.22, se muestran los cálculos de los parámetros necesarios para la programación, tales como flujo vehicular (q_i), flujo de saturación (S), razón de flujo (y_i), tiempo de verde mínimo (V_{min}) y razón de tiempo de verde (u).

Tabla 4.21: Cálculo de parámetros para la programación de semáforos, *DataFromSky*, Ñuñoa.

Mov	Fase	q_i	S (veh/h)	y_i	ti	Vmin	tmin	ti	u
1	A	477	3717	0,13	20,66	39	44	44	0,14
2	B	195	1.842	0,11	18,16	8	13	18	0,12
3	C	1184	5661	0,21	29,64	25	30	30	0,23
4	A	684	3614	0,19	27,43	39	44	44	0,21
5	B	170	1.885	0,09	16,42	8	13	16	0,10
6	C	835	5494	0,15	23,29	25	30	30	0,17

Tabla 4.22: Cálculo de parámetros para la programación de semáforos, conteo manual, Ñuñoa.

Mov	Fase	q_i	S (veh/h)	y_i	ti	Vmin	tmin	ti	u
1	A	522	3772	0,14	21,78	39	44	44	0,15
2	B	298	1.917	0,16	23,67	8	13	24	0,17
3	C	1210	5747	0,21	29,79	25	30	30	0,23
4	A	649	3746	0,17	25,65	39	44	44	0,19
5	B	164	1.885	0,09	16,07	8	13	16	0,10
6	C	908	5628	0,16	24,33	25	30	30	0,18

Luego, se calculan los movimientos y ruta crítica (Tabla 4.23). Tanto en el *software* como en el conteo manual, la ruta crítica queda definida por 4, 2, 3, con tiempos de ruta de 93 y 99 segundos respectivamente. Posteriormente, se obtienen los tiempos de ciclo óptimos y prácticos tanto para la identificación manual como para *DataFromSky*.

Al comparar los tiempos de ciclo para ambas bases de datos, se observa una diferencia porcentual de un -7% . A priori, es posible mencionar que, a pesar del conteo deficiente para camiones, motocicletas y bicicletas, el error no se ve reflejado en gran medida dentro de la programación de semáforos. Por otro lado, al observar las diferencias en los tiempos de verdes, es posible notar que el movimiento 2 y 5, presentan una diferencia considerable, del -25% , lo cual si podría afectar de alguna forma el comportamiento de los flujos dentro de la intersección.

Tabla 4.23: Cálculo de tiempo para ruta crítica y parámetros L, Y, U , conteo manual y *DataFromSky*, Ñuñoa.

Rutas	Tiempo ruta crítica	
	Manual	DataFromSky
1,2,3	98	92
1,5,3	90	90
1,5,6	90	90
1,2,6	98	92
4,5,6	90	90
4,5,3	90	90
4,2,3	99	93
4,2,6	98	92
Parámetros		
L	19,2	19,2
Y	0,54	0,50
U	0,60	0,56

Tabla 4.24: Ciclos óptimos y prácticos para cada base de datos, Ñuñoa.

Tiempo de ciclo	Conteo Manual	DataFromSky
C_opt	80	74
Cp	48	44

Tabla 4.25: Programación final para cada base de datos, Ñuñoa.

Mov	Manual			DataFromSky			Dif tv
	ve (s)	tv	tc (s)	ve (s)	tv	tc (s)	
1	19	26		21	27		4 %
2	17	24		12	18		-25 %
3	24	30		23	29		-3 %
4	19	26	80	21	27	74	4 %
5	17	24		12	18		-25 %
6	24	30		23	29		-3 %

4.4. Escenario 4: Las Condes

4.4.1. Conteo de objetos: tipos de vehículos, peatones y movimientos

Dadas las bases de datos disponibles para este escenario, se realiza una exploración de los resultados considerando la desagregación por tipo de vehículos y peatones. En la tabla 4.26 se muestran los conteos de ambas bases de datos para cada cuarto de hora estudiado.

Tabla 4.26: Objetos rastreados por tipo de vehículo, Las Condes.

Cuarto	DFS				
	Auto	Camión	Bus	Moto	Bici
1	222	6	1	19	2
2	224	5	1	18	8
3	69	2	0	14	2
4	219	9	0	32	14

Cuarto	Manual				
	Auto	Camión	Bus	Moto	Bici
1	219	6	1	28	9
2	224	5	1	35	9
3	56	1	0	16	3
4	211	4	0	46	12

En el gráfico 4.30 se observan las diferencias porcentuales entre los conteos realizados tanto para el conteo manual como para el *software*. El dron muestra un muy buen comportamiento en la identificación de vehículos livianos y buses, mostrando un conteo superior al manual en un 3% para los autos. Con respecto a los camiones, el error llega aun 38%. Las motocicletas y las bicicletas tampoco tienen una buena identificación, mostrando un déficit de -34% y -21% respectivamente.

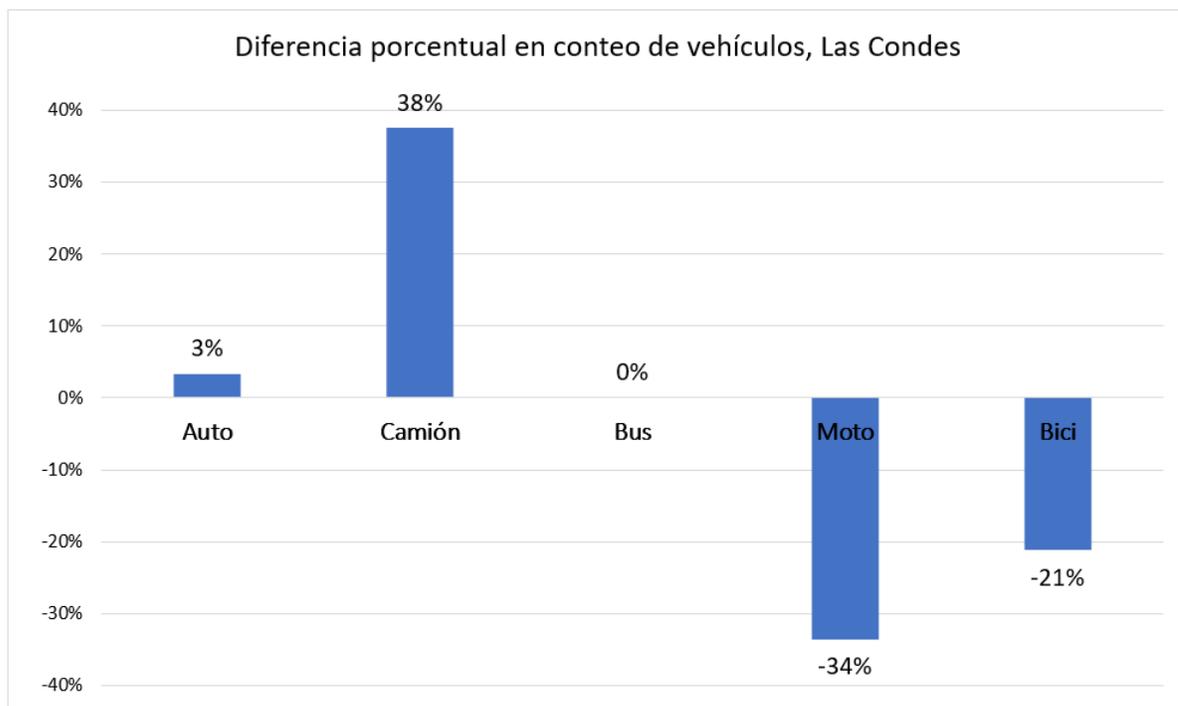


Figura 4.30: Diferencias porcentuales de conteos de vehículos por tipo, Las Condes.

Las discrepancias observadas para el conteo de peatones son muy significativas, por lo que es poco idóneo considerar a los peatones para la programación propuesta para este escenario.

A pesar de que el video cuenta con una resolución alta en comparación con los escenarios anteriores, el software no es capaz de identificar de manera correcta objetos de menor envergadura, como peatones, bicicletas y motocicletas, lo cual dificulta la inclusión de estos usuarios dentro de la optimización de semáforos

Tabla 4.27: Error asociado a la identificación de peatones, Las Condes

Cuarto	Gate	Error
1	1	-89 %
	2	-76 %
	3	-92 %
	4	-62 %
	5	-16 %
	6	733 %
2	1	-64 %
	2	-68 %
	3	-20 %
	4	-54 %
	5	25 %
	6	1433 %
3	1	-80 %
	2	-74 %
	3	-44 %
	4	-73 %
	5	-21 %
	6	450 %
4	1	-82 %
	2	-28 %
	3	-70 %
	4	-43 %
	5	64 %
	6	314 %

4.4.2. Programación de semáforos

En esta sección, se desarrolla la programación de semáforos para esta intersección, utilizando los flujos vehiculares obtenidos por el *software*, para luego compararla con la programación obtenida del conteo manual, sin dejar de considerar relevante la programación real estimada para la fecha de la realización del levantamiento de terreno.

De acuerdo con los registros visuales disponibles se determinaron las características de la intersección, relativas a la programación de semáforos, esto son: fases de la programación (Figura 4.31), tiempos de verde, amarillo, rojo-rojo de cada fase y tiempo de ciclo (Tabla 4.28) para cada fase.

El cruce presenta un total de 11 movimientos, de los cuales cinco son vehiculares y seis peatonales. Tal como se observa en el diagrama de la Figura 4.31, la Fase B corresponde a aquella exclusiva de peatones, en donde todos los accesos vehiculares pierden derecho de paso. Dada esta particularidad, se presenta la matriz de movimientos y fases (Tabla 4.29).

Con respecto a los valores del entreverde, se tiene: $AM = 3s$, $RR = 2s$, $I = AM + RR = 5s$ y $l = I + \lambda_1 - \lambda_2 = 6,4s$, con $\lambda_1 - \lambda_2 = 1,4$.

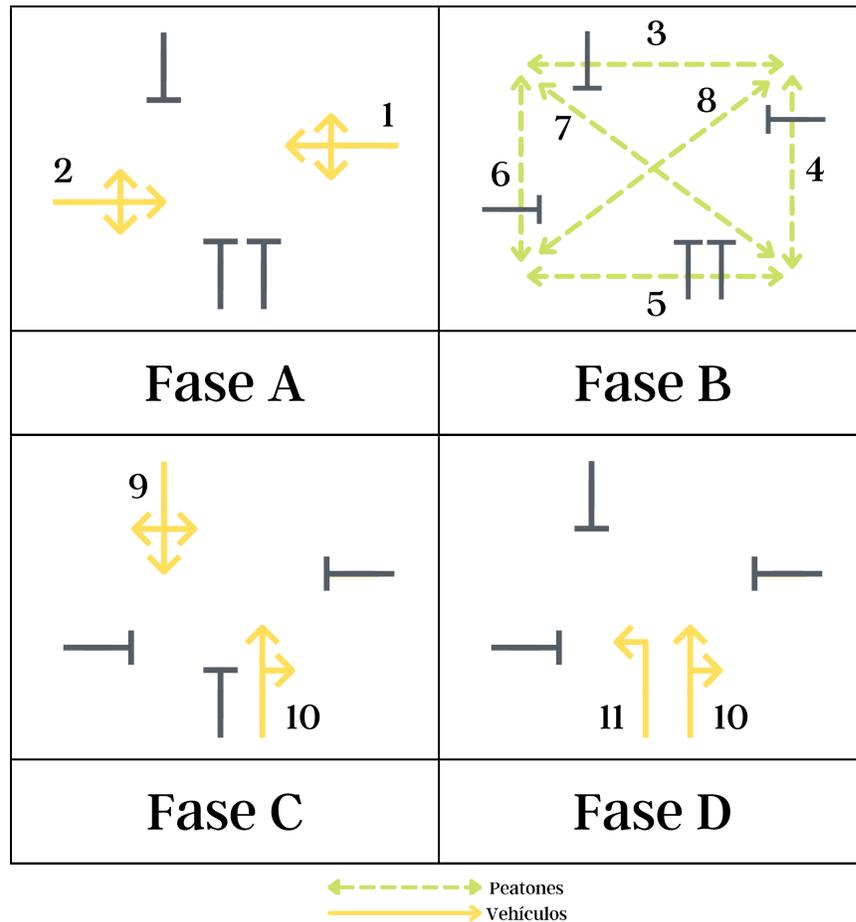


Figura 4.31: Diagrama de fases correspondiente a la intersección de Las Condes.

Tabla 4.28: Programación real de la intersección, Las Condes.

Fase	Tiempo de verde (s)	Entreverde		Tiempo de ciclo (s)
		Tiempo de amarillo (s)	R-R (s)	
A	46	3	2	120
B	23	0	2	
C	26	3	2	
D	8	3	2	

Tabla 4.29: Matriz de movimientos y fases, Las Condes.

Movimiento	Fase de inicio	Fase de término
1	A	B
2	A	B
3	B	C
4	B	C
5	B	C
6	B	C
7	B	C
8	B	C
9	C	D
10	C	A
11	D	A

Con respecto al cálculo de los verdes mínimos para las fases, se debe tener en consideración que este cruce cuenta con un tiempo exclusivo de peatones, por lo tanto las fases A, C y D cuentan con un $V_{min} = 8s$ y la fase B posee un $V_{min} = 30s$. Luego, en las Tablas 4.30 y 4.31 se muestran los cálculos de los parámetros necesarios para la programación de ambas bases de datos tales como flujo vehicular (q_i), flujo de saturación (S), razón de flujo (y_i), tiempo de verde mínimo (V_{min}) y razón de tiempo de verde (u).

Tabla 4.30: Cálculo de parámetros para programación de semáforos, conteo manual, Las Condes.

Mov	Fase	q_i	S (veh/h)	y_i	t_i	V_{min}	t_{min}	t_i	u
1	A	246	3499	0,07	14	8	13	14,21	0,08
2	A	382	3331	0,11	19	8	13	19,14	0,13
3,4,5, 6,7,8,	B	0	0	0,00	6	30	35	35,00	0,00
9	C	148	1757	0,08	16	8	13	15,76	0,09
10	C	224	1693	0,13	21	8	13	21,11	0,15
11	D	245	1849	0,13	21	8	13	21,11	0,15

Tabla 4.31: Cálculo de parámetros para programación de semáforos, *Data-FromSky*, Las Condes.

Mov	Fase	q_i	S (veh/h)	y_i	t_i	V_{min}	t_{min}	t_i	u
1	A	440	3632	0,12	20	8	13	19,86	0,13
2	A	708	3467	0,20	29	8	13	29,09	0,23
3,4,5, 6,7,8,	B	0	0	0,00	6	30	35	35,00	0,00
9	C	394	1769	0,22	31	8	13	31,15	0,25
10	C	855	3635	0,24	33	8	13	32,53	0,26
11	D	245	1849	0,13	21	8	13	21,11	0,15

Para realizar el cálculo de la programación de la intersección, se identifica entonces la ruta crítica (movimientos críticos) los cuales son 2 – 9 – 11 (Tabla 4.31). A pesar de existir un movimiento traslapado, este no se considera para realizar la estimación de los repartos de verdes, ya que no es parte de los movimientos críticos.

Tabla 4.32: Cálculo de tiempos de ruta crítica y parámetros L, Y, U , Las Condes.

Rutas	t_ruta	
	Manual	DFS
2,10	40	62
2,9,11	56	81
1,10	35	52
1,9,11	51	72
Parámetros		
L	19,2	19,2
Y	0,33	0,56
U	0,37	0,62

Por otro lado, el tiempo de ciclo estimado para la intersección es de $t_c = 75s$, el cual considera en el cálculo solo tres fases, sin considerar el periodo exclusivo de peatones, esto es $t_{c*} = 49s$, al cual se suman 30 segundos del verde mínimo asociado a la Fase B.

Tabla 4.33: Ciclos óptimos para cada base de datos, Las Condes.

Tiempo de ciclo	Conteo Manual	DataFromSky
c_opt	73	96
c_p	30	51

Finalmente, se obtienen los valores de verde efectivo para los movimientos críticos y, en consecuencia, para el resto de los movimientos:

Tabla 4.34: Programación final, Las Condes.

Mov	Manual			DataFromSky			Dif tv
	ve (s)	tv	tc (s)	ve (s)	tv	tc (s)	
1	8	15		28	34		133 %
2	8	15		28	34		133 %
3	24	30		24	30		0 %
4	24	30		24	30		0 %
5	24	30		24	30		0 %
6	24	30	73	24	30	96	0 %
7	24	30		24	30		0 %
8	24	30		24	30		0 %
9	6	13		31	37		194 %
10	10	16		31	37		130 %
11	10	16		18	25		53 %

La diferencia entre ambos conteos con respecto al tiempo de ciclo óptimo es de un 32 %, en donde el *software* tiene mayor asignación. Por otro lado, la distribución de verde para cada movimiento muestra diferencias importantes, en donde hay movimientos que doblan lo asignado para el conteo manual.

Capítulo 5

Conclusiones

Los avances tecnológicos son una gran oportunidad para innovar en temas de recolección de datos para áreas de la Ingeniería de Transporte. Gran número de dispositivos facilitan el desarrollo de tareas que antes ejecutaban, en terreno, grupos de personas en forma manual. En particular, los métodos de conteo automatizado han facilitado la obtención de información para la toma de decisiones en torno a la movilidad de las personas, en distintas ciudades del mundo. Además, incluir estas tecnologías significa un beneficio difícilmente percibido: se elimina el incumplimiento de las normas laborales del personal de terreno encargado de los conteos.

Se han estudiado ampliamente diferentes aplicaciones de la Visión por Computadora, como captura de imágenes, investigación de seguridad y conflictos de tráfico, y sistemas de conteo tanto *offline* como en tiempo real. Distintos autores muestran como esta área se puede utilizar para el beneficio de las ciudades inteligentes, indagando en temas determinantes en la calidad de vida de las personas, como congestión vehicular, demoras, contaminación, entre otros.

El desarrollo de esta investigación se enfocó en el estudio de un *software* particular, *DataFromSky*, el cual cuenta con un avanzado método de identificación de objetos y reconocimiento de imágenes, a través de inteligencia artificial y *deep learning*. La tecnología que desarrolla esta aplicación tiene un importante potencial, considerando la implementación de una interfaz que presenta una amplia gama de herramientas de medición de parámetros vinculados con tráfico vehicular. A pesar de esto, la realización de esta investigación permite entender las virtudes y debilidades de un instrumento de esta envergadura.

Se estudiaron cuatro intersecciones a partir de grabaciones realizadas mediante cámaras fijas y/o dron. Los videos de los primeros dos escenarios fueron facilitados por la empresa Aristo Consultores, y para los siguientes dos, se realizaron levantamientos en terreno.

La intersección de Estación Central es un cruce con pocos movimientos vehiculares, pero mucho flujo de automóviles y buses. El análisis de este escenario permitió obtener conclusiones interesantes con respecto a cómo el *software* se comporta, dada la ubicación del dispositivo de grabación. En primera instancia, los videos presentan una calidad deficiente, esto es, baja resolución, velocidad de datos y fotograma. *DataFromSky*, al recibir en su página web archivos con propiedades que no se ajustan a los parámetros mínimos, como en este caso, advierte al usuario cómo sus resultados podrían verse afectados negativamente, dadas las características

que el video presenta.

La luminosidad dentro de esta intersección también juega un rol relevante, ya que se pudo dilucidar que la existencia de zonas oscuras, sombras de gran tamaño, afecta directamente la detección de los objetos. Además, una detección tardía de los objetos implica el desarrollo de trayectorias más cortas, lo cual, para un usuario de la plataforma *DataFromSky Viewer* que no tenga experiencia en la implementación de accesos (*Gates*), podría ver aún más perjudicados sus resultados finales.

Por otro lado, la ubicación de la cámara podría ser fuente de gran parte de los errores que se observaron en este cruce. La existencia de altos flujos de buses, influyó negativamente en el conteo de vehículos livianos para los movimientos 31 y 42, alcanzando diferencias porcentuales superiores al 30 % para vehículos livianos; en el registro de buses se alcanzaron diferencias cercanas al 13 % en el movimiento 31 y errores de un 61 % en el caso de las motocicletas. Una mayor altura de la cámara y un ángulo que permita capturar la totalidad de los flujos que circulan, podría disminuir considerablemente los errores asociados a conteo de vehículos.

Para la intersección de Punta Arenas, también se pueden asociar errores en la medición asociados a problemas de iluminación y existencia de sombras dentro de la imagen, induciendo errores incluso del 30 % en vehículos livianos. En el caso particular en donde los objetos son etiquetados en dos oportunidades, se pudo resolver lo siguiente: el *software* identifica los objetos por sus píxeles, colores y composición de la imagen, por lo que, muy probablemente, las sombras existentes ocasionan que este crea que son dos objetos diferentes. Por ejemplo, primero identifica un peatón que va con ropa de un cierto color y, al salir de la sombra, el peatón tiene ropa de otro tono, lo que genera esa doble etiqueta.

De este escenario estudiado, se identifican tres variables que podrían estar relacionadas con las diferencias en los conteos: altura de la cámara, distancia de la cámara a la línea de detención y el ángulo con que se observa la trayectoria de los vehículos. El *software* presentó algunas dificultades al identificar bicicletas, ya que las etiqueta como peatones y viceversa, lo cual sucedió principalmente en aquellos objetos que desarrollaban trayectorias hacia la cámara (movimiento 31) y no cuando el movimiento era perpendicular a la visualización (movimiento 21 y 41). La deficiencia de la calidad de la grabación y el ángulo no facilitaron a la aplicación identificar estos objetos de menor tamaño.

La altura de la cámara, en este caso, no fue suficiente para que objetos de mayores dimensiones no interrumpieran otros vehículos colindantes, lo cual se traduce en errores no menores al momento de realizar el conteo. A priori, se puede decir que el ángulo de la cámara no favorece la visualización de los objetos. Cuando se forma una cola de vehículos, el *software* logra identificar a los autos que se encuentra frente a la línea de detención, pero no alcanza a identificar los vehículos que están atrás, ya que los píxeles que se ven no son detectados como un auto. Luego, los autos que se encuentran detrás, son etiquetados de forma tardía o simplemente no son identificados.

A pesar de lo mencionado anteriormente, el *software* presenta un porcentaje de rastreo de objetos considerable, lo cual hace cuestionar que el conteo de vehículos tenga diferencias porcentuales tan elevadas. La inspección objeto-a-objeto facilitó el estudio de este cuestio-

namiento, mostrando la importancia que tiene el posicionamiento de los accesos dentro de la aplicación de escritorio al momento de analizar los videos. Cada puerta debe ser ubicada de manera que se maximice el cruce (de entrada y salida) de las trayectorias de los objetos, para así obtener un mejor conteo de los flujos.

Con respecto al escenario de la comuna de Ñuñoa, resultó desafiante realizar una comparación entre el funcionamiento de cámaras fijas y el dron. Al analizar los resultados obtenidos de las cámaras fijas, mencionando la intencionalidad del posicionamiento de estas en ubicaciones no idóneas, las conclusiones son variadas. Los conteos provenientes de la cámara 1 y 2, las cuales tenían una localización deficiente, presentaron diferencias porcentuales no mayores al 18 % para vehículos livianos, esto considerando todas las deficiencias que presentaban los videos por lo mencionado previamente. Sin embargo, los resultados de la cámara 1 no eran comparables con las otras dos bases de datos, dado que existieron movimientos que no pudieron ser registrados.

En general, para las mediciones desde el dron, el *software* es capaz de identificar a todos los vehículos, pero no es tan preciso al identificar peatones y ciclistas. Para vehículos livianos, el error en el conteo no supera el 8 %, excepto para los movimientos 40 y 41, en donde se tienen discrepancias del 24 % y 12 %.

El *software* no fue capaz de identificar peatones dentro del área de interés, lo cual está asociado en alguna medida a que el dron utilizado durante las mediciones es de menor tamaño, lo que podría dificultar la detección de objetos pequeños. Además, la identificación de bicicletas fue prácticamente nula dentro del área de interés, pero el *software* sí identificó bicicletas fuera de ella. Lo anterior se puede explicar, en parte, por el contraste de colores que existe en la escena, lo cual afecta la identificación de los objetos. El dron utilizado en esta medición facilitó la detección de vehículos motorizados de muy buena manera, pero es importante que también esté apto para rastrear a personas. En particular, este tipo de drones pequeños servirían solo en aquellos lugares donde el flujo peatonal no sea significativo.

La utilización de drones es tremendamente útil para analizar interacciones complejas, de manera individual, esto debido a las características propias de los equipos, como la duración de la batería. Sin embargo, cuando se quieren analizar grupos de semáforos, los drones no son una solución viable, ya que deben obtener las mediciones de manera simultánea para un complejo de semáforos. La solución más asequible es instalar cámaras de baja calidad, con baterías de larga duración y una calidad de los videos limitada. Lo anterior hace cuestionar los costos que implican desarrollar estudios de esta índole utilizando herramientas tecnológicas más sofisticadas.

De acuerdo a la experiencia de este estudio, parece ser que la ubicación de la cámara y puertas, en un principio, debe ser contrastada con conteo manual, cualquiera sea la intersección en análisis. Luego, cuando se han hecho ajustes suficientes a la ubicación de la cámara, definición de accesos dentro del software y otros parámetros, que permita errores bajos, se podría pensar en utilizar cámaras de forma automatizada, para ser usadas en programación de semáforos y conteos en tiempo real. Lo anterior apunta a que aún no es posible independizarse de un primer conteo manual, para calibrar todo el sistema. De acuerdo a lo mencionado con anterioridad, parte importante de este estudio son los aprendizajes adquiri-

dos relacionados con las posibles fuentes de error, lo cual incentiva a plasmar recomendaciones para aportar en futuros estudios relacionados con el área de la Ingeniería en Transporte:

Tabla 5.1: Fuentes de error y recomendaciones.

Posibles fuentes de error	Recomendaciones
Altura/ángulo de la cámara	Previo al desarrollo de la grabación oficial, realizar pruebas para verificar la altura y ángulo que mejor captará el tipo de vehículo de interés
Existencia de sombras en la imagen	Escoger horarios que faciliten la luminosidad global del escenario en estudio, además de considerar las condiciones climáticas que se desarrollarán durante la medición
Obstrucción por otro objeto	Priorizar que la ubicación de la cámara no se vea obstruida por objetos que puedan dificultar la grabación.
Problema de resolución de imagen	Elegir equipos de grabación que cuenten con calidad de grabación alta
Problema de luminosidad	Seleccionar horarios de medición que faciliten la visibilidad de la intersección.

En la actualidad, los semáforos se calculan en función de los flujos vehiculares y no se toma en cuenta a los peatones más allá del tiempo mínimo que se estima con relación a la caminata. En general, los transeúntes no son contemplados dentro de este diseño, pareciendo no existir un real interés en que el tiempo de éstos sea tratado de manera tan relevante como el tiempo de los automóviles. Las personas esperan en las condiciones más desfavorables, de pie y a la intemperie, por lo que son los usuarios más desvalidos. Sería interesante plantear que se tengan en consideración a todos los actores por igual, lo que lleva a menores tiempos de espera para las personas en los cruces, repensando las intersecciones de una manera más equitativa.

Es importante destacar que cada escenario en análisis debe contar con una técnica de abordaje, ya que la manera de posicionar la cámara (en el caso de cámaras estáticas), depende de condiciones como la luminosidad, clima, nivel de flujo vehicular y su distribución por tipo de vehículo. Lo anterior hace referencia a que cada intersección debe ser analizada por separado para definir cual es la posición óptima para ejecutar la grabación, incluso se podría considerar la implementación de varias cámaras para grabar la misma intersección. Además, la ubicación de las puertas dentro de la intersección juega un rol fundamental, así como también el ángulo de la cámara y la distancia a la línea de detención.

DataFromSky dispone de herramientas que, además de ser pioneras en su campo, son realmente efectivas en aplicaciones con técnicas de inteligencia artificial. A pesar de que su utilización no es trivial, la aplicación *DataFromSky Viewer* entrega valiosos recursos que se pueden explotar a favor de estudios ingenieriles. Si el objetivo primordial del estudio es maximizar la precisión de los flujos detectados, es de vital importancia el correcto manejo del *software* y de todas las herramientas que permitirán acceder a la información objetivo.

Bibliografía

- [1] Akçelik, R. (1981). Traffic signals: Capacity and timing analysis. *Transportation Research Part A: General*, 15(6), 505. [https://doi.org/10.1016/0191-2607\(81\)90135-7](https://doi.org/10.1016/0191-2607(81)90135-7)
- [2] 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. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.011>
- [3] 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. <https://doi.org/10.5194/isprsarchives-xl-3-w2-9-2015>
- [4] Barmounakis, 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. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.11.023>
- [5] 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. <https://doi.org/10.1177/0361198105191700119>
- [6] Comisión Nacional de Seguridad de Tránsito, CONASET (2012), Manual de señalización de Tránsito, Capítulo 4: Semáforos, www.conaset.cl/manualsenalizacion/document/capitulo4_Semaforos.pdf.
- [7] 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.
- [8] Emmanouil N. Barmounakis, 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
- [9] 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. <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.10.010>
- [10] Fernández, R. (2010), *Apuntes de Ingeniería de Tránsito, Elementos de la teoría del tráfico vehicular*, Universidad de Chile.

- [11] Fernández, R., & Valenzuela, E. (2004b). Gestión ambiental de tránsito: cómo la ingeniería de transporte puede contribuir a la mejoría del ambiente urbano. *EURE (Santiago)*, 30(89). <https://doi.org/10.4067/s0250-71612004008900006>
- [12] Gibson, J., Huenupi, M. (2001), *Apuntes Teoría de flujos vehiculares*, Universidad de Chile.
- [13] Hendry, & Chen, R. C. (2019). Automatic License Plate Recognition via sliding-window darknet-YOLO deep learning. *Image and Vision Computing*, 87, 47–56. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2019.04.007>
- [14] Jamiya, S. S., & Rani, P. E. (2021). LittleYOLO-SPP: A delicate real-time vehicle detection algorithm. *Optik*, 225, Article 165818.
- [15] Janga, V., V., S. K., & Enugala, V. K. (2020b). Advanced machine learning-based implementation patterns for computer vision and real-time multimedia applications. *Materials Today: Proceedings*. Published. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2020.10.274>
- [16] Khan, M. N., & Ahmed, M. M. (2020). Trajectory-level fog detection based on in-vehicle video camera with TensorFlow deep learning utilizing SHRP2 naturalistic driving data. *Accident Analysis Prevention*, 142, 105521. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2020.105521>
- [17] Li, S., Chang, F., Liu, C., & Li, N. (2020). Vehicle counting and traffic flow parameter estimation for dense traffic scenes. *IET Intelligent Transport Systems*, 14(12), 1517–1523.
- [18] 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.
- [19] 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. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114073>
- [20] SCATS and Intelligent Transport Systems. (2020). Recuperado 15 de mayo de 2020, de Scats website: <https://scats.nsw.gov.au/>
- [21] SCOOT™ Split Cycle and Offset Optimisation Technique. (2020). Recuperado 15 de mayo de 2020, de TLR software. website: <https://trlsoftware.com/products/traffic-control/scoot/>
- [22] Song, Z. R., Zang, L. L., & Zhu, W. X. (2020). Study on minimum emission control strategy on arterial road based on improved simulated annealing genetic algorithm. *Physica a-Statistical Mechanics and Its Applications*, 537, 11.
- [23] Unidad Operativa de Control de Tránsito (UOCT) (2017). Manual programación y modelación de semáforos (Vol. V2017). <https://www.transporteinforma.cl/atencion-de-usuarios/documentacion-tecnica/>
- [24] Zhang, X. X., & Zhu, X. (2020). Moving vehicle detection in aerial infrared image sequences via fast image registration and improved YOLOv3 network. *International Journal of Remote Sensing*, 41(11), 4312–4335.
- [25] Zhao, H. X., He, R. C., & Yin, N. (2021). Modeling of vehicle CO2 emissions and signal timing analysis at a signalized intersection considering fuel vehicles and electric vehicles. *European Transport Research Review*, 13(1).

- [26] 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. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102775>