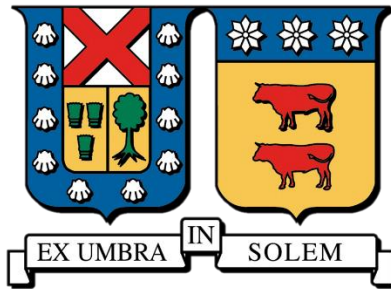


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE MECÁNICA
SANTIAGO-CHILE



**“Medición de flujo vehicular y peatonal mediante
reconocimiento de imágenes de la Región Metropolitana
de Santiago”**

Pablo Ignacio Silva Salinas

**MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
MECÁNICO**

Profesora guía: Dr. Ing. Mauricio Osses Alvarado

Co-referente: Francisco Cofré Sanzo

Diciembre 2025



CONSTANCIA DE VALIDACIÓN Y CONFIDENCIALIDAD DE MONOGRAFÍA A REPOSITORIO ACADÉMICO

1.- IDENTIFICACIÓN DEL TRABAJO ACADÉMICO

Tipo de monografía (marcar una opción): ☒ Memoria o trabajo de título ☐ Tesis de Postgrado

Título del trabajo: Medición de flujo vehicular y peatonal mediante reconocimiento de imágenes de la Región Metropolitana de Santiago

Nombre del candidato(a): Pablo Ignacio Silva Salinas

Carrera / Grado: Ingeniería Civil Mecánica

Campus: San Joaquín

Departamento: DIMEC

2.- VALIDACIÓN DEL PROFESOR GUÍA/DIRECTOR DE TESIS

Yo, Mauricio Osses Alvarado, en mi calidad de profesor(a) guía/director(a) del trabajo académico mencionado anteriormente **DEJO CONSTANCIA** que:

- He revisado esta versión del documento y corresponde a la versión final aprobada del trabajo.
- El trabajo cumple con los requisitos académicos y de formato establecidos por la institución.

3.- EVALUACIÓN DE CONFIDENCIALIDAD POR PROPIEDAD INDUSTRIAL (marcar una opción)

☒ El trabajo **NO contiene** información que amerite confidencialidad y puede ser publicado de inmediato en repositorio con acceso abierto.

☐ El trabajo **CONTIENE** información con potenciales implicancias de propiedad industrial o intelectual y requiere un periodo de confidencialidad (**embargo**) por (**marcar una opción**):

☐ 6 meses ☐ 12 meses ☐ 2 años ☐ 3 años ☐ 5 años ☐ 10 años

Fundamentación de la necesidad de confidencialidad (obligatorio si se solicita embargo):

4.- FIRMAS

Profesor(a) guía o director(a) de memoria o tesis:

Fecha: 16 de marzo de 2026

Firma:

Estudiante o Candidato(a):

Fecha: 16 de enero de 2026

Firma:

Este formulario debe ser insertado como página 2 de la memoria o tesis, completado y firmado por estudiante y profesor(a) antes de la entrega en portal PRISMA de Biblioteca USM.

Agradecimientos

Quisiera comenzar agradeciendo profundamente a mi familia, quienes han sido un pilar fundamental a lo largo de toda mi formación. A mis padres, por brindarme siempre su apoyo incondicional, por el esfuerzo realizado para darme la mejor educación posible y por acompañarme durante cada etapa de este proceso. A mis hermanos, Renato y Trinidad, por siempre confiar en mí, ponerme como ejemplo y brindarme constantemente su apoyo. Su confianza y motivación fueron claves para poder llegar hasta el final de esta etapa.

A mi compañera de vida, Mariel, por apoyarme y darme la confianza necesaria para terminar este camino, por hacerlo más ameno de lo que muchas veces parecía y por ayudarme a ponerme en pie en tantas ocasiones en que sentía que faltaban las fuerzas para seguir adelante.

También quiero expresar mi gratitud a mis compañeros mecánicos, quienes me ayudaron a sobrellevar de mejor manera los ramos y los desafíos propios de la carrera. Por supuesto, no puede faltar agradecerle a Ita, mi mascota, que tantas noches se quedó conmigo estudiando hasta tarde, acompañándome y simplemente estando ahí, lo cual muchas veces era más que suficiente.

Quisiera expresar un especial agradecimiento a mi profesor guía, Mauricio Osses, por la oportunidad de desarrollar esta memoria de título, por su constante disposición a orientar el trabajo y por su apoyo durante todo el proceso. Su guía y confianza fueron fundamentales para el desarrollo de esta investigación. Asimismo, agradezco a mi profesor co-referente, Francisco Cofré, por su gran disposición a trabajar conmigo y por motivarme constantemente a seguir avanzando.

Por último, se agradece el apoyo recibido por el Proyecto FONDECYT Regular N°1241477, etapa 2024.

Resumen

La gestión de la movilidad urbana y de la calidad del aire en la Región Metropolitana de Santiago requiere contar con información de flujo vehicular actualizada, confiable y de alta resolución temporal. Sin embargo, los métodos tradicionales de aforo presentan limitaciones en términos de costo, escalabilidad y capacidad de integración con sistemas ambientales, lo que dificulta la elaboración de inventarios de emisiones representativos. En este contexto, el presente trabajo de título, desarrollado en colaboración con el Laboratorio de Contaminación y Procesos Energéticos (LabCPEL) y el Gobierno Regional Metropolitano (GORE-RM), tiene como objetivo validar e implementar un sistema de monitoreo no intrusivo del tránsito vehicular basado en visión por computador e Internet de las Cosas (IoT), orientado a su aplicación en estudios de calidad del aire.

La metodología consideró, en una primera etapa, la evaluación técnica y económica de distintas tecnologías de captura, seleccionándose una cámara industrial Milesight por sobre otras alternativas comerciales y prototipos locales, debido a su robustez, disponibilidad y capacidad de procesamiento en el borde (Edge Computing). Posteriormente, se implementaron y calibraron algoritmos de detección de objetos mediante redes neuronales convolucionales (YOLO) y técnicas de seguimiento (tracking), cuyo desempeño fue validado a través de campañas experimentales que compararon los conteos automáticos con registros manuales controlados. Este proceso permitió identificar y mitigar desafíos críticos asociados a la oclusión vehicular y al ángulo de incidencia del sistema de captura.

Entre los resultados más relevantes, destaca el análisis matemático del comportamiento horario del flujo vehicular mediante el ajuste de distribuciones normales. Se demostró que, si bien el modelo de triple Gaussiana representa con mayor fidelidad la morfología del perfil diario —capturando los principales periodos de congestión matutinos, de mediodía y vespertinos—, el modelo de doble Gaussiana presenta un mejor desempeño en la estimación del volumen total acumulado. A partir de este último, se cuantificó un flujo total de $698,31 \left[\frac{veh}{h} \right]$ durante el periodo de estudio, validando la capacidad del sistema para alimentar inventarios de emisiones donde la precisión del volumen global es prioritaria.

Finalmente, el estudio culmina con la integración de los datos en un sistema de visualización tipo Dashboard, estructurado bajo una arquitectura de Star Schema, que permite correlacionar dinámicamente el flujo vehicular con variables ambientales. Esta herramienta constituye un apoyo concreto para la toma de decisiones basada en evidencia, contribuyendo al diseño y evaluación de políticas públicas orientadas a la gestión del tránsito y la mejora de la calidad del aire en la Región Metropolitana.

Abstract

The management of urban mobility and air quality in the Santiago Metropolitan Region requires up-to-date, reliable, and high-temporal-resolution traffic flow information. However, traditional counting methods present limitations regarding cost, scalability, and integration capacity with environmental systems, hindering the development of representative emission inventories. In this context, this thesis work, developed in collaboration with the Laboratory of Contamination and Energy Processes (LabCPEL) and the Metropolitan Regional Government (GORE-RM), aims to validate and implement a non-intrusive vehicular traffic monitoring system based on computer vision and the Internet of Things (IoT), oriented towards its application in air quality studies.

The methodology considered, in a first stage, the technical and economic evaluation of different capture technologies, selecting a Milesight industrial camera over other commercial alternatives and local prototypes due to its robustness, availability, and Edge Computing capabilities. Subsequently, object detection algorithms using convolutional neural networks (YOLO) and tracking techniques were implemented and calibrated. Their performance was validated through experimental campaigns comparing automatic counts with controlled manual records. This process allowed identifying and mitigating critical challenges associated with vehicular occlusion and the capture system's angle of incidence.

Among the most relevant results, the mathematical analysis of hourly traffic flow behavior using normal distribution adjustments stands out. It was demonstrated that while the triple Gaussian model more faithfully represents the daily profile morphology capturing main morning, midday, and evening congestion periods the double Gaussian model performs better in estimating the total accumulated volume. Based on the latter, a total flow of $698,31 \left[\frac{veh}{h} \right]$ was quantified during the study period, validating the system's ability to feed emission inventories where global volume precision is a priority.

Finally, the study culminates with data integration into a Dashboard visualization system, structured under a Star Schema architecture, allowing for the dynamic correlation of traffic flow with environmental variables. This tool constitutes concrete support for evidence-based decision-making, contributing to the design and evaluation of public policies aimed at traffic management and air quality improvement in the Metropolitan Region.

Glosario

ANPR (Automatic Number Plate Recognition) Técnica de visión por computador que permite la detección y lectura automática de placas patentes vehiculares a partir de imágenes o secuencias de video, utilizada para identificación, conteo y caracterización del tránsito.

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) Modelo estadístico de series temporales que combina componentes autorregresivos, de integración y de promedio móvil, empleado para el análisis y pronóstico de variables que presentan dependencia temporal, como el flujo vehicular.

Campo de visión (Field of View, FOV) Región espacial observable por una cámara, determinada por la óptica, el sensor y la geometría de instalación, que condiciona la cobertura efectiva del sistema de monitoreo.

Conteo vehicular Proceso de detección y cuantificación del número de vehículos que atraviesan una zona o línea virtual definida, clasificados según tipo o categoría, a partir de sistemas automáticos de visión por computador.

Dashboard Interfaz gráfica de visualización de datos que permite integrar, analizar y monitorear de forma interactiva indicadores clave, tales como flujo vehicular, concentraciones de contaminantes y métricas de desempeño del sistema.

Detección multiclase Capacidad de un algoritmo de visión por computador para identificar simultáneamente múltiples categorías de objetos, tales como automóviles, buses, camiones, motocicletas o bicicletas, dentro de una misma escena.

Dispositivo USM (USM I / USM II) Prototipo desarrollado por la Universidad Técnica Federico Santa María que integra sensores ambientales y módulos de procesamiento local para el monitoreo simultáneo de tránsito y calidad del aire en entornos urbanos.

Flujo vehicular Número de vehículos que circulan por una vía durante un intervalo de tiempo determinado, generalmente expresado en vehículos por hora, y utilizado como variable fundamental para la caracterización del tránsito.

IoT (Internet of Things / Internet de las Cosas) Red de objetos físicos —en este caso, cámaras y sensores ambientales— equipados con sensores, software y capacidad de conectividad, permitiéndoles recolectar e intercambiar datos en tiempo real con otros sistemas a través de internet.

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) Métrica estadística utilizada para evaluar la precisión del sistema de conteo. Representa el promedio de los errores absolutos porcentuales entre el valor medido automáticamente y el valor real (conteo manual), siendo fundamental para la validación de los algoritmos.

Movilidad no motorizada Conjunto de modos de transporte que no emplean motores de combustión, abarcando principalmente la caminata (peatones) y el uso de bicicletas (ciclos). Su medición es crítica para analizar la exposición humana a contaminantes en entornos urbanos.

NO₂ (Dióxido de nitrógeno) Gas contaminante perteneciente al grupo de los óxidos de nitrógeno, generado principalmente por procesos de combustión vehicular. Es un indicador relevante de contaminación atmosférica urbana y de impacto en la salud humana.

Oclusión Fenómeno que ocurre cuando un objeto es parcial o totalmente ocultado por otro dentro del campo visual de la cámara, afectando la precisión de los algoritmos de detección y seguimiento, especialmente en condiciones de tráfico denso o mixto.

PM_{2,5} (Material particulado fino) Fracción de material particulado atmosférico con diámetro aerodinámico menor o igual a 2,5 micrómetros, asociada principalmente a emisiones vehiculares y procesos de combustión, con efectos adversos significativos sobre la salud.

Procesamiento en borde (Edge computing) Enfoque de procesamiento de datos en el cual la información es analizada localmente en el dispositivo de captura (por ejemplo, la cámara), reduciendo la latencia, el consumo de ancho de banda y la dependencia de infraestructura remota.

Seguimiento (Tracking) Proceso mediante el cual se asocia la identidad de un objeto detectado a lo largo de múltiples fotogramas de video consecutivos, permitiendo estimar trayectorias y evitar conteos duplicados del mismo vehículo.

Serie temporal Conjunto de observaciones de una variable registradas secuencialmente en el tiempo, utilizado para el análisis de patrones, tendencias y estacionalidades en los datos de tráfico.

Visión por computador Área de la inteligencia artificial que desarrolla algoritmos capaces de extraer información relevante a partir de imágenes y video, aplicada en este trabajo al monitoreo automático del tránsito.

YOLO (You Only Look Once) Arquitectura de red neuronal convolucional (CNN) diseñada para la detección de objetos en tiempo real. Se caracteriza por procesar la imagen completa en una sola pasada, logrando un equilibrio óptimo entre velocidad y precisión para aplicaciones de conteo vehicular.

Contenido

Agradecimientos	2
Resumen.....	3
Abstract	4
Glosario	5
Índice de imágenes.....	10
Índice de tablas.....	11
Introducción	12
Objetivos	12
1 Capítulo 1: Estado del arte	13
1.1 Tecnologías de monitoreo y recolección de datos de tráfico	13
1.1.1 Métodos intrusivos: Espiras magnéticas.....	13
1.1.2 Métodos de observación directa: Conteo manual.....	14
1.1.3 Sensores no intrusivos y tecnologías alternativas.....	15
1.2 Visión por computadora aplicada a Sistemas de Transporte Inteligente (ITS)	17
1.2.1 Evolución de las técnicas de procesamiento.....	17
1.2.2 Ventajas competitivas	18
1.3 Algoritmo de detección de objetos	18
1.3.1 Arquitectura de detección: Precisión vs velocidad.....	19
1.3.2 Algoritmo YOLO	19
1.3.3 Arquitecturas ligeras para IoT	19
1.4 Técnicas de seguimiento multi objeto.....	20
1.4.1 Algoritmos basados en filtrados (SORT).....	20
1.4.2 Seguimiento con apariencia profunda (Deep SORT)	20
1.5 Estrategias de conteo	21
1.5.1 Cruce de líneas virtuales.....	21
1.5.2 Regiones distinguidas (ROI)	21
1.6 Hardware.....	22
1.6.1 Plataformas de procesamiento.....	22
1.6.2 Desafío de despliegue exterior	23
1.7 Conclusiones capítulo 1	23
2 Capítulo 2: Dispositivos para la toma de datos	25
2.1 Metodología para la selección del dispositivo	25
2.2 Búsqueda de dispositivos en el mercado	26
2.2.1 Cámara Milesight TS8266-X4PE.....	26

2.2.2	HIKVISION ITS iDS-TCV	27
2.2.3	AXIS Q1700-LE.....	27
2.2.4	Dahua ITC237-PU1B-IR.....	28
2.2.5	Dispositivo USM.....	28
2.3	Criterios de selección.....	29
2.4	Conclusiones y selección	30
3	Capítulo 3: Monitoreo preliminar	31
3.1	Metodología monitoreo preliminar	32
3.1.1	Plataforma FlowCarbon.....	32
3.1.2	Métrica de validación (MAPE)	33
3.2	Primera campaña.....	33
3.2.1	Configuración experimental	34
3.2.2	Comparación de resultados.....	35
3.2.3	Análisis y conclusiones primera campaña.....	37
3.3	Segunda campaña: Validación	38
3.3.1	Configuración experimental	38
3.3.2	Comparación de resultados.....	40
3.3.3	Análisis y conclusiones segunda campaña	41
4	Capítulo 4: Construcción de la base de datos del sistema de monitoreo	42
4.1	Arquitectura USM II.....	43
4.2	Configuración experimental MINVU.....	43
4.3	Metodología de creación de la base de datos.....	45
4.3.1	Selección del periodo y extracción de datos.....	45
4.3.2	Limpieza y procesamiento de datos.....	45
4.3.3	Modelo de datos (Star Schema).....	46
4.4	Construcción del dashboard analítico en Power Bi	47
4.5	Análisis y conclusiones de la base de datos.....	50
5	Capítulo 5: Determinación del flujo vehicular	52
5.1	Metodología para determinar flujo vehicular	52
5.1.1	Metodología del estudio del flujo vehicular	52
5.1.2	Cálculo de flujo vehicular mediante media aritmética	53
5.1.3	Cálculo de flujo vehicular mediante aproximación funcional o ajuste polinómico	53
5.1.4	Cálculo de flujo vehicular mediante ajuste Gaussiano	53
5.2	Estudio de flujo vehicular	54
5.2.1	Perfil horario conteo vehicular por día “hábil”	54

5.2.2	Perfil horario conteo vehicular fin de semana	55
5.2.3	Perfil horario flujo vehicular general.....	57
5.2.4	Características del flujo	58
5.3	Cálculo de flujo vehicular.....	58
5.3.1	Flujo vehicular mediante media aritmética	58
5.3.2	Flujo vehicular mediante ajuste polinómico.....	59
5.3.3	Flujo vehicular mediante ajuste gaussiano	59
5.4	Análisis y conclusiones del cálculo de flujo vehicular	61
5.5	Relación entre flujo vehicular y calidad de aire.....	62
5.5.1	Análisis gráfico de dispersión	63
5.5.2	Indicadores estadísticos y discusión.....	64
6	Capítulo 6: Conclusiones	65
6.1	Conclusiones generales.....	65
6.2	Conclusiones específicas	66
6.3	Recomendaciones	67
	Bibliografía	69
	Anexo	70
	Anexo 1: FlowCarbon By SYSMEC	70
	Objetivo y alcance de la plataforma.....	70
	Estructura básica de la interfaz y funcionalidades disponibles	70
	Anexo 2: Gráficos y datos primera campaña	73
	Anexo 3: Gráficos y datos segunda campaña.....	75
	Anexo 4: Datos campaña MINVU	79
	Anexo 5: Datos para ajuste polinomial.	87
	Anexo 6: Explicación de resolución integral de Gauss y código.	87
	Explicación de resolución de integral de Gauss.....	87
	Código de Python ajuste doble Gaussiana	89
	Código de Python ajuste triple Gaussiana.....	90
	Anexo 7: Algoritmo de correlación entre variables de flujo y calidad del aire.....	91

Índice de imágenes

Imagen 1: Espiras magnéticas ³	14
Imagen 2: Estructura de algunas de las formas de recolección de datos de tráfico vehicular ⁵	18
Imagen 3: Ejemplos de bounding boxes Deep SORT ⁹	21
Imagen 4: Regiones distinguidas.....	22
Imagen 5: Flujo de cámara Milesight.....	27
Imagen 6:Flujo dispositivo USM ⁴	29
Imagen 7: Montaje de ambos dispositivos en El Pinar 2.	35
Imagen 8: Vista de la cámara, Luis Beltrán.....	39
Imagen 9: ROI seleccionado para Luis Beltrán.....	39
Imagen 10: Diagrama de flujo USM II.	43
Imagen 11: Montaje USM II edificio MINVU.....	44
Imagen 12: Montaje USM II edificio MINVU, vista 2.	44
Imagen 13: ROI y Counting Line, MINVU.	45
Imagen 14: Estructura estrella.....	47
Imagen 15: Página 1 dashboard.	48
Imagen 16: Página 2 dashboard.	49
Imagen 17: Página 3 dashboard.	50
Imagen 18: Flujo vehicular promedio por hora día hábil.	55
Imagen 19: Flujo vehicular promedio por hora fin de semana.....	56
Imagen 20: Conteo vehicular promedio por hora general.	57
Imagen 21: Gráfico ajuste polinómico general.	59
Imagen 22: Ajuste de modelo doble Gaussiana.....	60
Imagen 23: Ajuste de modelo triple Gaussiana.	60
Imagen 24: Gráfico comparación NO2 v/s Flujo vehicular.	63
Imagen 25: Gráfico comparación PM2,5 v/s Flujo vehicular.	64
Imagen 26: Interfaz FlowCarbon.	71
Imagen 27: Gráficos comparados de Cámara USM vs Cámara Milesight.....	72
Imagen 28: Ventana de exportación.	73
Imagen 29: Comparación flujo vehicular autos primera campaña.....	74
Imagen 30: Comparación flujo vehicular bicicletas primera campaña.	74
Imagen 31: Comparación flujo vehicular camiones primera campaña.	75
Imagen 32: Comparación flujo vehicular motos primera campaña.....	75
Imagen 33: Gráfico flujo vehicular autos segunda campaña.....	76
Imagen 34: Gráfico flujo vehicular bicicletas segunda campaña.	77
Imagen 35:Gráficos flujo vehicular camiones segunda campaña.	77
Imagen 36: Gráfico flujo vehicular motos segunda campaña.	78
Imagen 37: Código del ajuste doble Gaussiana.....	89
Imagen 38: Código del ajuste triple Gaussiana.	90
Imagen 39: Código utilizado para los diagramas de dispersión.	92

Índice de tablas

Tabla 1: Capacidad, fortalezas y debilidades de varios sistemas detectores aplicados para el monitoreo de tráfico vehicular ⁶	15
Tabla 2: Gráficos de conteo vehicular El Pinar 2.	35
Tabla 3: MAPE horario por categoría Cámara USM, El Pinar 2.	36
Tabla 4: MAPE medio y error máximo Cámara USM, El Pinar 2.	36
Tabla 5: MAPE horario por categoría Cámara SYSMEC, El Pinar 2.	37
Tabla 6: MAPE medio y error máximo Cámara SYSMEC, El Pinar 2.	37
Tabla 7: MAPE horario por categoría Cámara SYSMEC, Ñuñoa.	40
Tabla 8: MAPE medio y error máximo.	41
Tabla 9: Resumen de valores y errores relativos.	61
Tabla 10: Resumen de indicadores estadísticos.	64
Tabla 11: Componentes del panel de control del Dashboard de FlowCarbon.	71
Tabla 12: Campos de la "Lista de dispositivos" en FlowCarbon.	72
Tabla 13: íconos y acciones disponibles en la "Lista de dispositivos".	72
Tabla 14: Datos de la primera campaña.	73
Tabla 15: MAPE y errores según categoría primera campaña.	73
Tabla 16: Datos de la segunda campaña.	75
Tabla 17: Datos campaña MINVU primera semana flujo vehicular.	79
Tabla 18: Datos campaña MINVU segunda semana flujo vehicular	80
Tabla 19: Datos campaña MINVU tercera semana flujo vehicular.	81
Tabla 20: Datos campaña MINVU cuarta semana flujo vehicular.	82
Tabla 21: Datos campaña MINVU primera semana conteo emisiones.	83
Tabla 22: Datos campaña MINVU segunda semana conteo emisiones.	84
Tabla 23: Datos campaña MINVU tercera semana conteo emisiones.	85
Tabla 24: Datos campaña MINVU cuarta semana conteo de emisiones.	86
Tabla 25: Datos utilizados para ajuste polinomial.	87

Introducción

El presente proyecto se enmarca en la línea de investigación desarrollada por el Laboratorio de Combustión y Energías Limpias (LabCPEL) de la Universidad Técnica Federico Santa María (UTFSM), en colaboración con el Gobierno Regional Metropolitano (GORE-RM) y el Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo (PNUD), en el contexto del Proyecto “Ciclovías Inteligentes y Transporte Sostenible para la Región Metropolitana”.

Dicho programa contempla una serie de productos orientados a fortalecer la movilidad sustentable y la calidad del aire en la Región Metropolitana de Santiago.

En particular, este trabajo deriva de los Productos 4 y 5 de dicha iniciativa: el Producto 4, denominado “Plan de Monitoreo de Contaminantes Enfocado en la Red de Ciclovías”, a cargo del Dr. Mauricio Osses, y el Producto 5, “Pilotaje de Dispositivo IoT para Monitoreo y Centralización de Información de Ciclovías”, desarrollado por el equipo del Dr. Nicolás Gálvez (UTFSM).

A partir de los resultados y lineamientos técnicos de ambos productos, se consolidó la necesidad de un desarrollo experimental que validara en terreno la integración de módulos de calidad del aire y visión computacional para conteo vehicular, tarea que dio origen al presente proyecto, enmarcado además en el proyecto FONDECYT Regular N.º 1241477, titulado “Metodologías de Evaluación y Diseño de Infraestructuras de Movilidad Sostenible con Enfoque en Calidad del Aire y Equidad Urbana”.

De esta forma, la presente memoria busca aportar evidencia técnica al escalamiento de una red inteligente de monitoreo ciclo vial, integrando sensores ambientales y dispositivos de visión artificial bajo un enfoque de interoperabilidad y aprendizaje-por-implementación (learning-by-doing).

Objetivos

El objetivo general de este trabajo se asocia con monitorear la medición de flujo vehicular y peatonal a través de una metodología de reconocimiento de imágenes en puntos específicos de la Región Metropolitana.

Para cumplir el objetivo general presentado, se consideran los siguientes objetivos específicos:

1. Estudiar las metodologías de conteo vehicular disponibles en Chile y el mundo.
2. Implementar el sistema de reconocimiento de imágenes en los puntos seleccionados de las ciclovías de la Región Metropolitana.
3. Desarrollar una base de datos a partir de las mediciones obtenidas en los distintos puntos de la Región Metropolitana.
4. Determinar el flujo peatonal y vehicular mediante reconocimiento de imágenes.

1 Capítulo 1: Estado del arte

1.1 Tecnologías de monitoreo y recolección de datos de tráfico

La gestión eficiente de la movilidad urbana y la planificación del transporte dependen intrínsecamente de la capacidad para recolectar datos precisos y continuos sobre el flujo vehicular. Históricamente, la captura de estas variables, como volumen, velocidad, clasificación y ocupación, se ha realizado mediante diversas metodologías que varían en costos, precisión y nivel de intrusión en la infraestructura vial.

A continuación, se describen las tecnologías predominantes en el estado del arte, clasificándolas según su interacción con la calzada.

1.1.1 Métodos intrusivos: Espiras magnéticas

Dentro de las tecnologías de detección vehicular, los métodos intrusivos son aquellos que requieren la instalación de sensores directamente en el pavimento o el subsuelo de la vía. El exponente más maduro y ampliamente utilizado de esta categoría son las espiras magnéticas (o lazos inductivos).

Su principio de funcionamiento se basa en la inducción electromagnética. El sistema consiste en un cable conductor enrollado, enterrado en ranuras cortadas sobre la calzada, que es alimentado con una corriente eléctrica oscilante para generar un campo magnético. Cuando una masa metálica conductiva (el vehículo) pasa sobre la espira, se inducen corrientes de Foucault en el chasis del automóvil, lo que provoca una disminución en la inductancia de la espira. Este cambio es detectado por la unidad electrónica de control ubicada en el gabinete a pie de vía, registrando así la presencia del vehículo¹.

Uso en la gestión de tráfico actual, las espiras magnéticas han sido el estándar de oro en la ingeniería de tráfico durante décadas debido a su robustez. En el contexto local, son la tecnología predominante utilizada por el Sistema de Control de Tránsito (UOCT) en la Región Metropolitana para la operación de semáforos y el conteo de flujos en intersecciones críticas. Esto se debe a que, una vez instaladas y calibradas, proporcionan datos de alta fiabilidad para el conteo volumétrico simple y la detección de ocupación de vía².



Imagen 1: Espiras magnéticas³.

1.1.2 Métodos de observación directa: Conteo manual

A pesar de la creciente digitalización, el conteo manual persiste como una metodología fundamental en la ingeniería de transporte, aunque su rol ha evolucionado desde ser la fuente primaria de datos hacia una herramienta de control de calidad.

Este método consiste en el despliegue de personal técnico en ubicaciones estratégicas de la vía para registrar, mediante planillas de campo o contadores mecánicos manuales, el paso de los vehículos. Los aforadores clasifican el flujo según categorías predefinidas (automóviles, buses, camiones, bicicletas) en intervalos de tiempo determinados (usualmente 15 minutos).

En la práctica actual, descrita en informes de gestión como los del PNUD^{2,4}, el conteo manual se reserva principalmente para dos fines:

1. **Estudios de corto plazo:** Aforos puntuales para diagnósticos de intersecciones específicas donde no existe instrumentación previa.
2. **Validación (Ground Truth):** Es el estándar contra el cual se calibran las tecnologías automáticas. Para certificar que una cámara o sensor funciona correctamente, sus datos se comparan con el conteo humano, considerado como la "verdad de campo"².

Sin embargo, sus desventajas estructurales lo hacen inviable para la gestión de ciudades inteligentes a gran escala:

- **Escalabilidad limitada:** El costo de horas-hombre hace prohibitivo mantener mediciones continuas (24/7) o cubrir grandes extensiones de la red vial simultáneamente.

- **Error humano:** La precisión decae notablemente en periodos largos debido a la fatiga, distracción o condiciones climáticas adversas, introduciendo sesgos en los datos⁵.

1.1.3 Sensores no intrusivos y tecnologías alternativas

Para mitigar los problemas de instalación de las espiras magnéticas, se ha diversificado el uso de sensores que se instalan sobre la calzada (overhead) o lateralmente (side-fire), eliminando la necesidad de cortes en el pavimento. Entre las tecnologías más destacadas en la literatura se encuentran:

- **Radar de Microondas:** Utiliza el efecto Doppler para medir la velocidad y presencia de vehículos. Es una tecnología madura y resistente a condiciones climáticas adversas, pero puede presentar problemas de oclusión cuando vehículos grandes bloquean a los más pequeños en carriles adyacentes.
- **Sensores Infrarrojos y Láser:** Funcionan emitiendo haces de luz para detectar interrupciones o tiempos de vuelo. Si bien ofrecen una alta precisión espacial y son fáciles de instalar, su rendimiento decae significativamente bajo condiciones de baja visibilidad (niebla densa, lluvia intensa) o suciedad en los lentes.
- **Ultrasonido:** Basados en la emisión de ondas acústicas, son capaces de detectar la presencia de vehículos por el eco retornado. No obstante, son sensibles a turbulencias de aire y cambios de temperatura extremos, lo que afecta su fiabilidad en entornos abiertos.

A modo de síntesis, la siguiente tabla compara las capacidades, fortalezas y debilidades de los sistemas detectores predominantes en el estado del arte, contrastándolos con el procesamiento de imágenes:

Tabla 1: Capacidad, fortalezas y debilidades de varios sistemas detectores aplicados para el monitoreo de tráfico vehicular⁶.

Tipo de detector	Capacidad	Fortalezas	Debilidades
Espira Magnética	Proporciona detección, presencia, ocupación y conteo de vehículos	Económico en costo unitario, tecnología madura y extensamente utilizada, diseño flexible para diversas aplicaciones, rendimiento no afectado por condiciones ambientales adversas, proporciona la mayor precisión para el conteo de vehículos	Interrupciones del tráfico durante la instalación y el mantenimiento, propenso a daños por movimientos vehiculares pesados y reparaciones de carreteras

Radar de Microondas	Proporciona detección, presencia, ocupación, velocidad, clasificación y conteo de vehículos	Detección de vehículos estacionarios por microondas de onda continua modulada en frecuencia, tamaño compacto, sin interrupciones del tráfico durante la instalación y reparaciones, medición directa de la velocidad del vehículo, funcionalidad para múltiples carriles, generalmente insensible al mal tiempo	Problemas al sobreestimar la velocidad y los valores de ocupación, los sensores CW Doppler no pueden detectar vehículos estacionarios
Laser	Proporciona presencia, conteo, clasificación y velocidad de vehículos	La instalación no requiere trabajos de ingeniería civil en la carretera	Aplicación limitada a tráfico estructurado, rendimiento reducido en condiciones de baja visibilidad y lluvias intensas, costoso
Infrarrojo	Tanto infrarrojo activo como pasivo detectan la presencia y el paso de vehículos	Operación día y noche, mejor rendimiento que los sensores de longitud de onda visible, tamaño compacto	Sin información sobre la velocidad de los vehículos, los sensores IR térmicos tienen restricciones de temperatura operativa, solo los detectores de infrarrojo frío proporcionan alta sensibilidad, sensibilidad reducida bajo niebla, lluvia y nieve
Ultrasonido	Proporciona presencia, ocupación, velocidad y conteo de vehículos	Operación en múltiples carriles, base de experiencia disponible, capaz de detectar vehículos con sobrepeso	Sensible al ruido, dificultad para detectar vehículos cubiertos de nieve, atenuación y distorsión por condiciones ambientales (temperatura, turbulencia del aire y humedad), costoso

Magnetómetro	Proporciona detección, presencia, ocupación y conteo de vehículos	Instalado en puentes y superficies de concreto como pavimentos, a diferencia de los detectores de bucle, instalación mediante perforación o corte en pavimentos, costo medio	Aplicaciones limitadas en la detección de vehículos estacionarios
Procesamiento de Imagen de Video	Proporciona detección, presencia, ocupación, velocidad, clasificación y conteo de vehículos	Proporciona imagen en vivo del estado del tráfico en tiempo real, cubre múltiples carriles y zonas de detección en un carril, detección de área amplia al combinar información de diferentes cámaras ubicadas en distintos lugares, sin interrupciones del tráfico durante la instalación y reparaciones, bajos costos de instalación y mantenimiento	Equipos costosos para la transferencia de datos de imágenes en tiempo real, algoritmos separados necesarios para detecciones de tráfico diurnas y nocturnas, posibles discrepancias durante la transición de datos de tráfico, rendimiento propenso a obstáculos y condiciones atmosféricas severas

1.2 Visión por computadora aplicada a Sistemas de Transporte Inteligente (ITS)

La Visión por Computador (Computer Vision) se define como el campo de la inteligencia artificial enfocado en permitir que las máquinas extraigan información significativa de imágenes digitales o videos. En el contexto de los Sistemas de Transporte Inteligente (ITS), esta tecnología ha emergido como una solución superior debido a su capacidad para capturar datos multidimensionales de manera no intrusiva.

A diferencia de los sensores puntuales (como las espiras o tubos neumáticos) que solo registran un evento de paso en una ubicación física fija, el video proporciona una cobertura espacial amplia. Esto permite no solo contar vehículos, sino también extraer parámetros complejos simultáneamente, tales como clasificación vehicular detallada, estimación de velocidad, detección de incidentes y análisis de trayectorias en intersecciones complejas.

1.2.1 Evolución de las técnicas de procesamiento

La aplicación de visión por computador en tráfico ha evolucionado drásticamente en las últimas dos décadas, pasando de técnicas artesanales a modelos de aprendizaje profundo:

1. **Técnicas Clásicas (Sustracción de Fondo):** Los primeros sistemas se basaban en modelar el fondo estático de la escena (la carretera vacía) y detectar los vehículos como "diferencias" de píxeles en movimiento. Métodos como *Gaussian Mixture Models (GMM)* fueron populares, pero demostraron ser poco robustos ante cambios de iluminación dinámicos (nubes, sombras de árboles) o tráfico denso donde los vehículos se superponen.
2. **Aprendizaje Profundo (Deep Learning):** El estado del arte actual se fundamenta en el uso de **Redes Neuronales Convolucionales (CNNs)**. Estas redes no dependen de reglas manuales, sino que "aprenden" a identificar características jerárquicas (bordes, formas, objetos completos) a partir de grandes conjuntos de datos de entrenamiento. Esto ha permitido superar los problemas clásicos de falsos positivos por sombras o cambios de luz, alcanzando precisiones comparables o superiores a la visión humana.

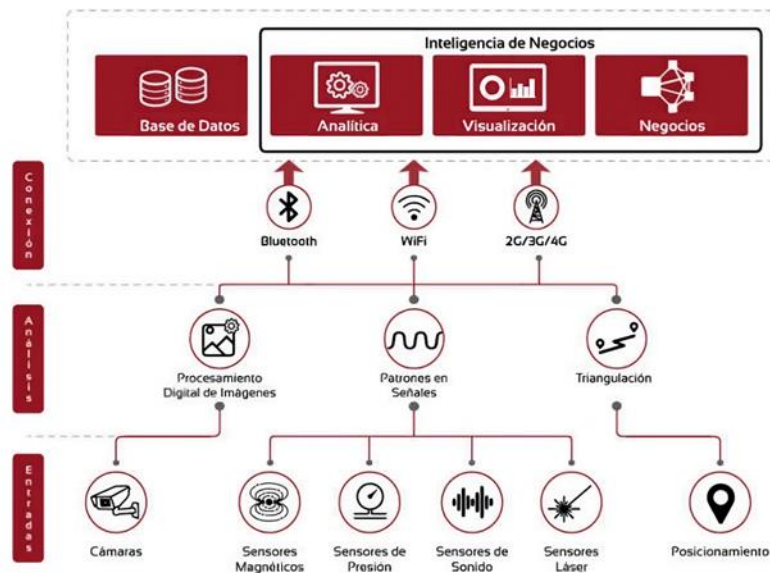


Imagen 2: Estructura de algunas de las formas de recolección de datos de tráfico vehicular⁵.

1.2.2 Ventajas competitivas

La implementación de sistemas basados en visión ofrece ventajas operativas claras frente a la infraestructura tradicional⁶:

- **Flexibilidad:** Una sola cámara, correctamente ubicada, puede monitorear múltiples carriles y sentidos de tránsito simultáneamente.
- **Costo-Efectividad:** Al utilizar hardware comercial (cámaras de seguridad existentes o sensores IoT de bajo costo) y software actualizable, se reduce la necesidad de inversión en infraestructura física dedicada.
- **Verificabilidad:** A diferencia de una espira magnética que entrega un "dato ciego", el video permite la validación visual *a posteriori* en caso de datos anómalos.

1.3 Algoritmo de detección de objetos

Para que un sistema de visión por computador pueda interpretar el tráfico, no basta con capturar imágenes; debe ser capaz de localizar y clasificar objetos dentro de ellas. Este proceso se realiza

mediante modelos de aprendizaje profundo que se dividen principalmente en dos grandes familias según su arquitectura y estrategia de inferencia.

1.3.1 Arquitectura de detección: Precisión vs velocidad

Se distinguen dos enfoques principales⁷:

1. **Detectores de Dos Etapas (Two-Stage Detectors):**
 - **Ejemplos:** R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN.
 - **Funcionamiento:** Primero generan una serie de "propuestas de región" (zonas donde *podría* haber un objeto) y luego clasifican el contenido de cada una de esas zonas.
 - **Desempeño:** Ofrecen una precisión muy alta, pero su carga computacional es elevada, lo que resulta en una baja tasa de cuadros por segundo (FPS). Esto los hace poco viables para aplicaciones de tráfico en tiempo real sobre hardware modesto.
2. **Detectores de Una Etapa (One-Stage Detectors):**
 - **Ejemplos:** YOLO (You Only Look Once), SSD (Single Shot MultiBox Detector).
 - **Funcionamiento:** Realizan la predicción de las cajas delimitadoras (*bounding boxes*) y la probabilidad de clase en una sola pasada de la red neuronal sobre la imagen completa.
 - **Desempeño:** Sacrifican una fracción mínima de precisión a cambio de una velocidad de inferencia drásticamente mayor, lo que permite el procesamiento en tiempo real, fundamental para contar vehículos en movimiento⁴.

1.3.2 Algoritmo YOLO

Debido a la necesidad de procesamiento en tiempo real para el conteo vehicular, **YOLO** se ha establecido como el estándar de facto en la industria.

Principio de funcionamiento:

A diferencia de los métodos de ventana deslizante, YOLO divide la imagen de entrada en una grilla de $S \times S$. Si el centro de un objeto cae en una celda de la grilla, esa celda es responsable de detectarlo. Cada celda predice:

- Coordenadas del *Bounding Box* (x, y, w, h).
- Un puntaje de confianza (*confidence score*) que refleja la probabilidad de que exista un objeto en la caja.
- Probabilidades de clase condicionales (ej: auto, bus, camión).

Evolución (v3, v5, v7):

Las versiones más recientes, como YOLOv7, han introducido optimizaciones como el "Bag-of-Freebies" (técnicas de entrenamiento que mejoran la precisión sin aumentar el costo de inferencia), logrando un equilibrio óptimo para dispositivos de borde (Edge Devices)⁴.

1.3.3 Arquitecturas ligeras para IoT

En escenarios donde el hardware tiene recursos limitados (como una Raspberry Pi o Jetson Nano en un poste de luz), se recurre a arquitecturas diseñadas específicamente para la eficiencia, como **MobileNet**.

Estas redes utilizan "convoluciones separables en profundidad" (*depthwise separable convolutions*) para reducir drásticamente el número de parámetros y operaciones matemáticas. Si bien pueden utilizarse como la "columna vertebral" (*backbone*) de un detector como SSD, suelen tener una precisión ligeramente menor que modelos más pesados como YOLOv7 o Transformers, pero consumen mucha menos energía⁴.

1.4 Técnicas de seguimiento multi objeto

La detección de objetos por sí sola analiza cada cuadro de video de manera independiente, lo que resulta insuficiente para el conteo vehicular. Sin un algoritmo de seguimiento (*tracking*), un mismo vehículo sería detectado y contado múltiples veces a lo largo de su trayecto por la escena. Por ello, es necesario implementar técnicas de **Seguimiento Multi-Objeto (MOT)** que asignen un ID único a cada vehículo y mantengan su identidad a través del tiempo y el espacio.

1.4.1 Algoritmos basados en filtrados (SORT)

Uno de los enfoques fundacionales en este campo es el algoritmo **SORT (Simple Online and Realtime Tracking)**. Este método utiliza el **Filtro de Kalman** para predecir la trayectoria futura del objeto (basándose en su velocidad y posición previa) y el **Algoritmo Húngaro** para asociar las nuevas detecciones con las predicciones existentes.

- **Ventaja:** Es extremadamente rápido y eficiente computacionalmente.
- **Limitación:** Al basarse puramente en movimiento, falla cuando hay oclusiones (ej: un camión tapa a un auto); si el objeto "desaparece" y reaparece, el algoritmo le asigna un nuevo ID, generando un doble conteo.

1.4.2 Seguimiento con apariencia profunda (Deep SORT)

Para solucionar los problemas de oclusión, el estado del arte ha evolucionado hacia **Deep SORT**. Esta técnica añade un componente visual al SORT original: extrae características de "apariencia" del vehículo (color, forma, textura) mediante una red neuronal auxiliar.

- **Funcionamiento:** Incluso si el filtro de Kalman pierde la trayectoria (por ejemplo, durante una oclusión momentánea), Deep SORT puede "re-identificar" al vehículo comparando su apariencia actual con la histórica, manteniendo el mismo ID.
- **Relevancia:** Estudios comparativos, como el de *Mandal et al. (2020)*⁷, han demostrado que la combinación de **YOLO con Deep SORT** ofrece uno de los balances más robustos entre precisión y velocidad para el conteo vehicular en escenarios urbanos complejos.



Imagen 3: Ejemplos de bounding boxes Deep SORT⁹.

1.5 Estrategias de conteo

Una vez que el sistema es capaz de detectar y seguir la trayectoria de un vehículo (asignándole un ID único mediante algoritmos como Deep SORT), el paso final es determinar el criterio lógico para incrementar el conteo. La definición geométrica de la zona de aforo en la imagen es crítica para evitar falsos positivos y dobles conteos.

En la literatura técnica se distinguen principalmente dos enfoques: el cruce de líneas virtuales y el análisis de regiones distinguidas.

1.5.1 Cruce de líneas virtuales

Este es el método más intuitivo y utilizado en implementaciones básicas. Consiste en definir una línea imaginaria (horizontal o vertical, dependiendo de la orientación de la vía) sobre el video.

- **Lógica:** El algoritmo monitorea el centroide del cuadro delimitador (*bounding box*) del vehículo. Cuando las coordenadas del centroide cruzan matemáticamente la ecuación de la recta definida, se incrementa el contador y se marca el ID como "contado" para no volver a sumarlo.
- **Limitaciones:** Este enfoque es sensible al fenómeno de "jitter" o vibración del *bounding box*. Si un vehículo se detiene justo sobre la línea (por congestión) o si la detección oscila levemente hacia adelante y atrás, el centroide puede cruzar la línea múltiples veces, generando un conteo erróneo si la lógica de histéresis no está bien programada.

1.5.2 Regiones distinguidas (ROI)

Para mitigar los errores del cruce de línea, investigaciones recientes como la de *Bui et al. (2020)*⁷ proponen el uso de polígonos o "Regiones Distinguidas" (Distinguished Regions).

- **Concepto:** En lugar de una línea unidimensional, se define un área bidimensional (ROI) en la imagen que representa una zona física de la calzada.

- **Funcionamiento:** El conteo no se dispara por un cruce instantáneo, sino por el análisis del estado del vehículo respecto a esta región. Según *Bui et al.*⁷, para validar un conteo, el objeto debe cumplir una secuencia de estados: entrar en la región, permanecer en ella durante un número mínimo de cuadros (validación temporal) y salir de ella o cruzar un borde de salida específico.
- **Ventajas:** Esta metodología es significativamente más robusta frente a oclusiones parciales y vibraciones de la detección. Al requerir que el vehículo "habite" la región, se filtran falsos positivos causados por peatones o sombras que podrían cruzar una línea simple momentáneamente. Se detecta según el estudio de *Bui et al.*⁷ a una mejora del 5% – 20% respecto a las líneas.

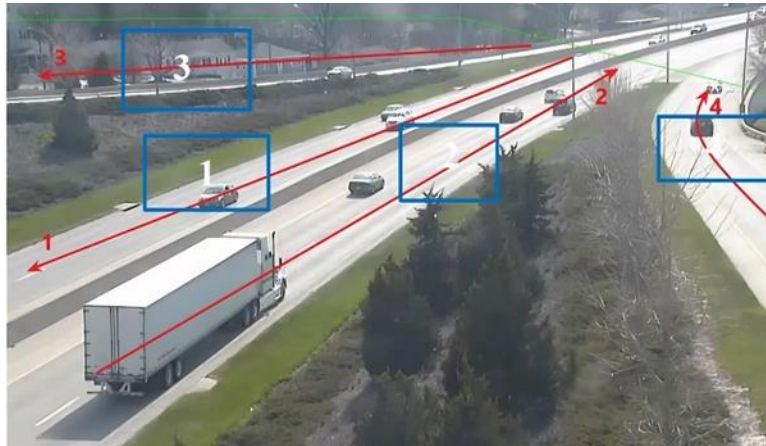


Imagen 4: Regiones distinguidas.

1.6 Hardware

La implementación de algoritmos de visión por computador basados en aprendizaje profundo conlleva una alta carga computacional. Tradicionalmente, esto requería enviar el flujo de video a servidores centrales en la nube para su procesamiento (*Cloud Computing*). Sin embargo, en el contexto de monitoreo de tráfico urbano, este enfoque es inviable debido a la latencia, el alto consumo de ancho de banda móvil (4G/5G) y los costos operativos de transmisión de datos masivos.

Para resolver esto, el estado del arte se ha desplazado hacia la **Computación en el Borde (Edge Computing)**. Este paradigma consiste en procesar los datos en el mismo lugar donde son generados (en el dispositivo IoT instalado en el poste), transmitiendo al servidor central únicamente la información procesada (metadatos, conteos, alertas) y no el video pesado.

1.6.1 Plataformas de procesamiento

Para ejecutar redes neuronales como YOLO en dispositivos compactos y de bajo consumo, se utilizan principalmente *Single Board Computers* (SBC) y aceleradores de IA dedicados:

- **Raspberry Pi:** Es la plataforma más común para prototipado debido a su bajo costo y gran comunidad de soporte. Modelos como la Raspberry Pi 4 ofrecen suficiente potencia de CPU para ejecutar versiones ligeras de algoritmos (como YOLO-Tiny) a tasas de cuadros

moderadas (FPS), siendo una opción viable para conteos de baja velocidad o validaciones conceptuales.

- **NVIDIA Jetson (Nano / Xavier / Orin):** A diferencia de la Raspberry Pi, la familia Jetson incorpora una GPU (Unidad de Procesamiento Gráfico) dedicada con arquitectura CUDA. Esto permite paralelizar las operaciones matriciales de las redes neuronales, logrando ejecutar modelos complejos (como YOLOv5 o v8) en tiempo real con una alta tasa de FPS. Es el estándar industrial actual para aplicaciones de visión artificial en el borde.

1.6.2 Desafío de despliegue exterior

La instalación de hardware electrónico en la vía pública presenta desafíos físicos que la literatura técnica identifica como críticos para la operatividad del sistema:

- **Condiciones Ambientales:** Los dispositivos deben estar protegidos contra el polvo y el agua (generalmente bajo norma **IP67** o superior) y soportar rangos de temperatura extendidos, ya que la exposición directa al sol puede sobrecalentar los procesadores, provocando *thermal throttling* (reducción de velocidad) o apagados de seguridad.
- **Gestión Energética:** En ubicaciones aisladas, el sistema debe ser capaz de operar con baterías o paneles solares. El consumo del algoritmo de IA impacta directamente en la autonomía; por ello, optimizar el modelo para que sea ligero no es solo un tema de velocidad, sino también de eficiencia energética.
- **Conectividad:** Aunque no se transmita video continuo, se requiere una conexión estable (Banda Ancha Móvil) para el envío de telemetría y reportes en tiempo casi real a los dashboards de gestión.

1.7 Conclusiones capítulo 1

A partir de la revisión exhaustiva del estado del arte, se evidencia una evolución clara en las tecnologías de medición de flujo vehicular, impulsada por la necesidad de contar con datos más ricos, continuos y escalables para la gestión moderna de la movilidad urbana. Los métodos tradicionales de aforo, como las espiras magnéticas y el conteo manual, si bien presentan una alta confiabilidad puntual y han sido históricamente el estándar en la ingeniería de tránsito, muestran limitaciones estructurales relevantes frente a los desafíos actuales. En particular, su carácter intrusivo, altos costos de instalación y mantenimiento, baja flexibilidad espacial y dificultad para capturar múltiples variables simultáneamente restringen su aplicabilidad en esquemas de monitoreo urbano extensivo y continuo.

En contraste, las tecnologías no intrusivas basadas en sensores remotos y, especialmente, en procesamiento de imágenes, emergen como una alternativa capaz de superar dichas limitaciones. La visión por computador aplicada a Sistemas de Transporte Inteligente (ITS) permite capturar información multidimensional desde una única fuente de datos, habilitando no solo el conteo vehicular, sino también la clasificación por tipo, la estimación de velocidades, el análisis de trayectorias y la validación visual de los registros. Esta capacidad convierte al video en una fuente de datos significativamente más rica que los sensores puntuales tradicionales.

El avance decisivo en este ámbito se explica principalmente por la adopción de técnicas de aprendizaje profundo, en particular redes neuronales convolucionales. Algoritmos de detección de una etapa como YOLO han demostrado ofrecer un equilibrio óptimo entre precisión y velocidad de inferencia, lo que resulta fundamental para aplicaciones en tiempo real. Asimismo, la incorporación

de técnicas de seguimiento multiobjeto, como Deep SORT, permite resolver uno de los problemas críticos del conteo vehicular: la asignación persistente de identidad a los vehículos a lo largo del tiempo, mitigando errores asociados a oclusiones, detenciones momentáneas o tráfico denso.

No obstante, el estado del arte también deja en evidencia que el desempeño de los sistemas de visión artificial no depende exclusivamente del algoritmo de detección empleado. La literatura muestra que la lógica de conteo implementada ya sea mediante cruces de líneas virtuales o el uso de regiones distinguidas (ROI), cumple un rol determinante en la precisión final del sistema. En particular, los enfoques basados en regiones distinguidas han demostrado ser más robustos frente a vibraciones del bounding box y eventos de oclusión parcial, al incorporar validaciones espaciales y temporales que reducen significativamente el sobreconteo.

Desde el punto de vista de la implementación, se observa una transición progresiva desde arquitecturas centralizadas basadas en computación en la nube hacia esquemas de computación en el borde (edge computing). Este cambio responde a restricciones prácticas propias del monitoreo urbano, como la latencia, el consumo de ancho de banda y los costos asociados a la transmisión continua de video. El uso de plataformas embebidas, como Raspberry Pi y especialmente la familia NVIDIA Jetson, permite ejecutar modelos de visión artificial directamente en terreno, transmitiendo únicamente los metadatos relevantes. Sin embargo, esta aproximación introduce nuevos desafíos asociados a la operación en exteriores, tales como la gestión térmica, la eficiencia energética, la resistencia ambiental y la conectividad móvil, los cuales deben ser considerados explícitamente en el diseño del sistema.

En síntesis, el estado del arte confirma que la visión por computador, apoyada en algoritmos de detección y seguimiento basados en aprendizaje profundo y desplegada sobre hardware de borde robusto, representa actualmente la solución más completa y flexible para el monitoreo de flujo vehicular en entornos urbanos complejos. No obstante, también se identifica una brecha entre los resultados reportados en la literatura y su implementación efectiva en condiciones reales de operación, donde factores como la configuración geométrica, la selección del hardware y la integración de sistemas resultan críticos.

Estas conclusiones fundamentan directamente la necesidad del trabajo desarrollado en los capítulos siguientes, orientado no solo a la selección tecnológica, sino a la validación experimental en terreno y a la integración del conteo vehicular con sensores de calidad del aire. De esta forma, el presente estudio se posiciona como un aporte aplicado al estado del arte, avanzando desde la teoría y los benchmarks controlados hacia una solución operativa, escalable y alineada con los requerimientos de monitoreo urbano y movilidad sostenible en la Región Metropolitana de Santiago.

2 Capítulo 2: Dispositivos para la toma de datos

El presente capítulo tiene por finalidad identificar, comparar y seleccionar la plataforma tecnológica más adecuada para medir el flujo vehicular y peatonal en los puntos definidos por el proyecto Ciclovías Inteligentes y Transporte Sostenible para la Región Metropolitana. Aquí se aborda la dimensión de aforo mediante visión artificial, la cual entrega información en tiempo real sobre la densidad de usuarios de la vía y permite correlacionar estos datos con las emisiones atmosféricas reportadas por la red de micro-sensores.

Primero se expone la metodología de búsqueda y descarte utilizada para explorar las alternativas disponibles: la revisión bibliográfica de métodos de conteo, el sondeo de proveedores nacionales e internacionales y las pruebas piloto realizadas en el marco del Producto 5⁴ y la memoria de Charly Monsalve (2024)⁸. A continuación, se definen los criterios de evaluación precisión, costo total de propiedad, robustez climática, escalabilidad, latencia, conectividad y requisitos de privacidad alineados con los objetivos específicos de esta tesis y con las directrices operativas establecidas².

Seguidamente se presentan las fichas técnicas y el análisis comparativo de las soluciones pre-seleccionadas, que incluyen tanto arquitecturas abiertas basadas en Jetson Orin Nano como cámaras inteligentes “all-in-one”. Sobre la base de dichos criterios y del modelo de costos proyectado a cinco años, se justifica la plataforma elegida, la cual será implementada y validada en los capítulos posteriores, y se discuten sus ventajas frente a otros métodos de aforo (bucles inductivos, radar Doppler, LiDAR).

2.1 Metodología para la selección del dispositivo

El proceso de selección siguió una lógica en cascada cuyo propósito fue pasar de un universo amplio de tecnologías de aforo a un conjunto reducido de equipos que satisfacen los requisitos del proyecto. Se emplearon tres etapas sucesivas; la validación en campo –último eslabón del ciclo– se traslada al Capítulo 3.

- a) Revisión de estado del arte: Se inició con una búsqueda bibliográfica en Scopus, IEEE Xplore y Google Scholar (términos *traffic counting*, *computer-vision detector*, *loop detector*, *radar sensor*, *LiDAR people counting*) acotada al período 2018-2024. Esta revisión permitió comparar la precisión publicada de los principales enfoques:
 - a. **Visión artificial con redes YOLO/Mask-RCNN** – precisiones superiores al 90 % para automóviles y sobre el 80 % para bicicletas cuando se dispone de GPU en borde.
 - b. **Lazos inductivos y radares Doppler** – soluciones consolidadas, pero incapaces de discriminar clases ligeras (bicicletas, scooters) ni peatones con la granularidad requerida.
 - c. **LiDAR 3-D** – excelente segmentación espacial, aunque con costos y consumo energético significativamente mayores.
- b) Mapeo de la oferta comercial: Paralelamente se solicitó información técnica y cotizaciones a once fabricantes con presencia en Chile o distribuidores regionales (Milesight, Hikvision, Dahua, Axis, Uniview, Sierzega, entre otros). Se levantaron datos de precio FOB, formatos de alimentación (PoE, 12 V CC), certificaciones IP y disponibilidad de stock. Así se configuró una “lista larga” que combinaba:
 - a. Cámaras AI **todo-en-uno** con analítica embebida y salida JSON/MQTT.

- b. **Arquitecturas abiertas** basadas en placas NVIDIA Jetson que permiten entrenar/actualizar modelos propios.
 - c. Soluciones no ópticas (radares, sensores piezoeléctricos) incluidas como referencia de coste y precisión.
- c) Pre-filtros técnicos y operativos: Se aplican cuatro filtros mínimos, alineados con los objetivos de esta tesis, los cuales son:
 - a. **Cobertura multiclase** obligatoria (automóviles, motocicletas, bicicletas y peatones).
 - b. **Operación exterior 24/7** en rango $-10\text{ }^{\circ}\text{C} - 45\text{ }^{\circ}\text{C}$, protección $\text{IP} \geq 66$ y resistencia a vandalismo.
 - c. **Conectividad de campo** mediante Ethernet + PoE o módem 4G/LTE, en consonancia con la infraestructura UOCT.
 - d. **Latencia de entrega de conteo $\leq 5\text{ s}$** , indispensable para aplicaciones de gestión de tráfico en línea.

2.2 Búsqueda de dispositivos en el mercado

Como se mencionó anteriormente, en este apartado se realizará un análisis de los dispositivos que se pueden encontrar en el mercado. Para esto se determinó como filtro mínimo la capacidad de conteo vehicular, conteo de ciclos y la capacidad de enviar los datos a una nube.

2.2.1 Cámara Milesight

De acuerdo con las especificaciones técnicas la cámara Milesight (Durante esta memoria se hará referencia a este dispositivo como Cámara Milesight o dispositivo SYSMEC indistintamente) es un dispositivo avanzado para el monitoreo de tráfico vehicular. Utiliza tecnología de inteligencia artificial para el reconocimiento de placas vehiculares, marcas, modelos y detección de infracciones de tránsito. Su diseño robusto y resistente permite su operación en exteriores bajo condiciones climáticas adversas.

Esta cámara cuenta con un sensor de alta resolución de 8 megapíxeles y una lente motorizada con zoom óptico de 4x, lo que garantiza imágenes detalladas incluso a grandes distancias. Además, integra un sistema de iluminación infrarroja con un alcance de hasta 180 metros, permitiendo capturas claras durante la noche o en condiciones de poca luz.

Con respecto a su conectividad, incluye soporte para redes 2G, 3G y 4G, facilitando la transmisión de datos en tiempo real. También dispone de una interfaz de gestión accesible mediante un panel de control, donde se pueden visualizar datos como velocidad vehicular y estadísticas de tráfico.

El dispositivo es capaz de cubrir hasta cuatro carriles simultáneamente, lo que lo convierte en una solución ideal para vías urbanas y carreteras. Gracias a su capacidad para analizar patrones de tráfico y proporcionar datos precisos, es una herramienta clave para mejorar la seguridad vial y optimizar la gestión del tráfico.

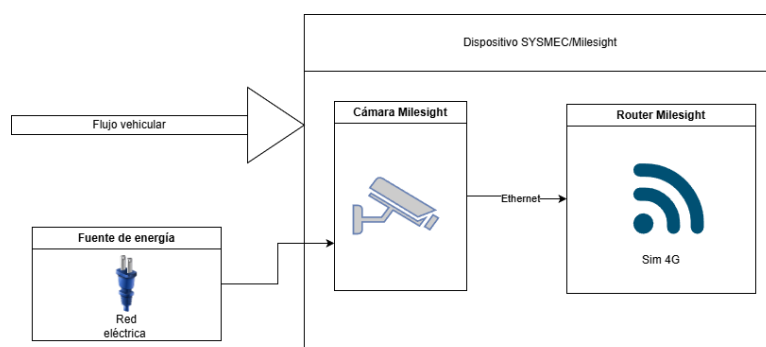


Imagen 5: Flujo de cámara Milesight.

2.2.2 HIKVISION ITS iDS-TCV

La línea Hikvision ITS iDS-TCV¹¹, perteneciente a la familia DeepinView de Hikvision, está diseñada para la supervisión y gestión avanzada del tráfico vehicular en entornos urbanos y carreteras. Sus sensores de alta resolución y algoritmos de deep learning permiten detectar, clasificar y contar vehículos en múltiples carriles, capturando matrículas a distintas velocidades, rangos y condiciones de iluminación.

Además de las analíticas de tráfico, los modelos más recientes de esta línea incorporan módulos de detección de peatones (People Counting), capaces de identificar y cuantificar el flujo peatonal en zonas de cruce o vereda, entregando métricas simultáneas de movilidad motorizada y no motorizada. Estas funciones, aunque orientadas principalmente a gestión urbana y seguridad vial, permiten extender el análisis hacia indicadores de movilidad sustentable en entornos ciclo viales.

El hardware soporta operación 24/7, con carcasa IP66/IK10 resistente a condiciones climáticas adversas y temperaturas extremas, mientras que la analítica embarcada genera estadísticas de flujo, densidad y eventos de infracción en tiempo real. La cámara ofrece conectividad Ethernet y módulos 3G/4G opcionales, lo que facilita el envío continuo de datos hacia servidores o plataformas en la nube para su integración con paneles de control de tráfico o dashboards de gestión vial.

2.2.3 AXIS Q1700-LE

La AXIS Q1700-LE¹² es la primera cámara dedicada de Axis Communications para reconocimiento de matrículas y monitoreo vehicular. Equipada con un sensor HDTV 1080p y óptica optimizada, captura placas con alta nitidez a velocidades de hasta 130 km/h, manteniendo una densidad de píxeles adecuada para el análisis de marca, color y tipo de vehículo.

Su diseño mecánico incorpora un chasis metálico con certificaciones IP66/NEMA 4X/IK10 y un parasol extralargo que garantizan un desempeño confiable frente a lluvia, polvo o ráfagas de viento superiores a 60 m/s. Integra iluminación infrarroja inteligente (IR Smart Illumination) y un motor de analíticas abiertas compatible con el ecosistema ACAP (Axis Camera Application Platform), lo que permite añadir módulos de terceros para funciones como conteo vehicular, detección de vehículos detenidos o análisis de patrones de tráfico.

Mediante la instalación de complementos ACAP específicos, esta cámara puede incorporar también la funcionalidad de people counting en entornos controlados, detectando y cuantificando flujos peatonales cuando se instala en ubicaciones de baja velocidad o áreas urbanas mixtas. No obstante, su configuración nativa está orientada al reconocimiento de placas y control vehicular.

La alimentación PoE simplifica el montaje y reduce la necesidad de cableado adicional, mientras que su conectividad de red permite transmitir datos en tiempo real hacia plataformas cloud o sistemas VMS (Video Management System) para almacenamiento y análisis posterior.

2.2.4 Dahua ITC237-PU1B-IR

El modelo Dahua ITC237-PU1B-IR¹³ es una cámara LPR/ANPR de 2 MP orientada a accesos y corredores de velocidad moderada (hasta 60 km/h). Incorpora analítica inteligente embebida que detecta vehículos, toma instantáneas de la placa y del vehículo completo, y almacena o envía la información en tiempo real. La función de lista blanca/negra interna permite automatizar barreras o alertas, mientras que su amplio rango dinámico y la iluminación IR garantizan lectura fiable en escenas diurnas o nocturnas con faros encendidos. Con interfaz Ethernet, puertos E/S y opciones de módem 4G/Wi-Fi, el dispositivo puede transferir registros a servidores remotos o nubes IoT para su integración con sistemas de gestión de tráfico, todo con un consumo energético contenido que facilita la alimentación solar en ubicaciones remotas.

2.2.5 Dispositivo USM

El módulo de conteo vehicular del prototipo o Dispositivo USM⁴, utiliza tecnología de visión por computadora y algoritmos avanzados como YOLO para detectar, clasificar y contar vehículos y peatones en tiempo real. Este sistema permite generar datos estadísticos sobre el flujo vehicular, identificando diferentes tipos de usuarios viales, como autos, bicicletas, camiones y peatones, en intervalos de tiempo predefinidos.

El prototipo está compuesto por una cámara de alta resolución conectada a un dispositivo embebido, como el Jetson Nano, el cual procesa las imágenes captadas. Los datos recopilados se almacenan localmente en formato digital y pueden ser transmitidos a servidores externos para su análisis posterior. Este sistema opera de manera eficiente, procesando hasta 24 imágenes por segundo, con la posibilidad de mejorar su desempeño al integrar hardware más avanzado.

Entre las características principales del módulo de conteo vehicular se encuentran:

- **Clasificación avanzada de vehículos y peatones:** Utiliza un modelo entrenado con datasets específicos que permite identificar categorías como automóviles, bicicletas, motocicletas, camiones y peatones, ampliando la utilidad del sistema.
- **Flexibilidad en su instalación:** El dispositivo puede instalarse en postes, puentes o estructuras elevadas, adaptándose a diferentes entornos urbanos o carreteras.
- **Procesamiento en tiempo real:** El sistema es capaz de analizar imágenes en tiempo real, generando datos inmediatos para la toma de decisiones.
- **Escalabilidad:** Permite la integración con módulos adicionales, como sistemas de monitoreo de calidad del aire o sensores ambientales.
- **Resiliencia a condiciones climáticas adversas:** Diseñado para operar bajo diversas condiciones climáticas, incluyendo lluvia, alta humedad o temperaturas extremas.
- **Capacidad de análisis multicarril:** Puede monitorear y clasificar vehículos en múltiples carriles simultáneamente, aumentando la cobertura de medición.

- **Transmisión de datos en tiempo real:** Compatible con redes inalámbricas como Wi-Fi o 4G para transmitir información a plataformas remotas de análisis.
- **Eficiencia energética:** Funciona con bajo consumo de energía, con posibilidad de integración a paneles solares para operaciones autónomas.

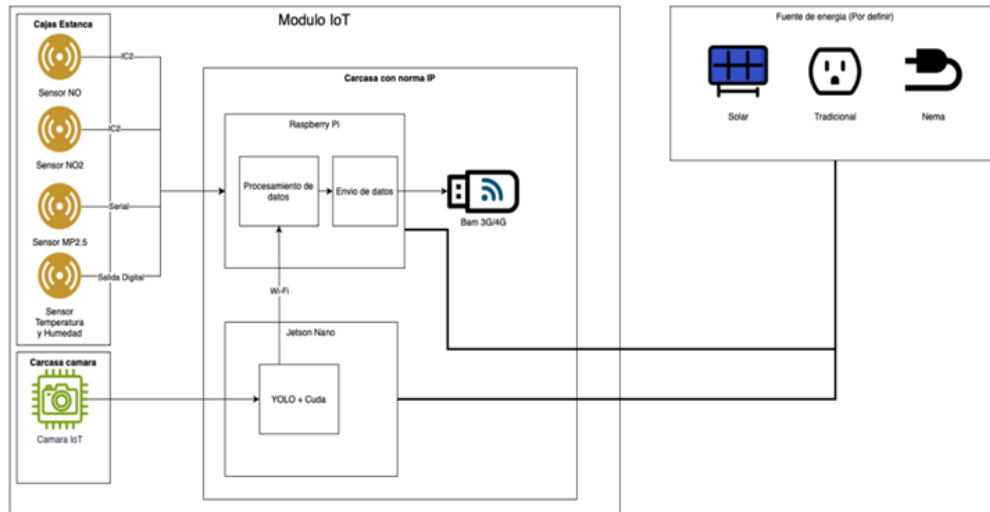


Imagen 6: Flujo dispositivo USM⁴.

2.3 Criterios de selección

Para seleccionar la cámara adecuada para el sistema de conteo vehicular, se han definido criterios específicos que permiten filtrar entre las múltiples opciones disponibles en el mercado. Estos criterios consideran aspectos técnicos, operativos y económicos, con el objetivo de garantizar que el dispositivo seleccionado cumpla con los requisitos del proyecto. La evaluación se centra en características esenciales como la capacidad de detección y clasificación, calidad de imagen, conectividad, resistencia ambiental y costo total, asegurando así una solución eficiente, precisa y adecuada para su implementación.

- **Objetivo de Detección:** La cámara debe ser capaz de detectar y clasificar diferentes tipos de vehículos (automóviles, camiones, bicicletas, motocicletas) y peatones (no excluyente). Esto incluye la identificación de características como velocidad y dirección, lo cual es esencial para generar estadísticas precisas sobre el flujo vehicular.
- **Calidad de Imagen:** Se priorizan cámaras con alta resolución (mínimo 1080p) para garantizar la captura de imágenes claras y precisas, incluso en condiciones de poca luz. Además, deben contar con visión nocturna mediante iluminación infrarroja para operar 24/7.
- **Procesamiento en Tiempo Real:** La cámara debe contar con una unidad de procesamiento integrado que permita el análisis en tiempo real de las imágenes mediante algoritmos como YOLO. Esto es fundamental para la entrega inmediata de datos.

- **Conectividad:** La cámara debe incluir opciones de conectividad como LTE/4G, Wi-Fi o Ethernet para la transmisión de datos en tiempo real. La elección de la tecnología dependerá de las condiciones de instalación y el entorno de operación.
- **Rango Operativo:** La cámara debe tener un rango operativo que cubra múltiples carriles (mínimo 4 carriles) para maximizar su eficiencia. Además, se espera que cuente con un zoom óptico motorizado para capturar detalles a distintas distancias.
- **Resistencia Ambiental:** Debe estar diseñada para operar en condiciones climáticas adversas, incluyendo un rango de temperatura de -10 a 50 °C y resistencia a humedad superior al 90%. Además, debe contar con protección contra polvo y agua (mínimo IP66).
- **Facilidad de Instalación y Configuración:** La cámara debe incluir opciones de montaje flexibles, como postes o estructuras elevadas, y un sistema de configuración sencilla que facilite su implementación en entornos urbanos y carreteras.
- **Frecuencia de Captura de Datos:** La cámara debe procesar imágenes a una frecuencia mínima de 24 fotogramas por segundo para garantizar detecciones fluidas y precisas, especialmente en áreas de alto tráfico.
- **Compatibilidad con Sistemas de Gestión:** Se requiere que los datos recopilados puedan integrarse fácilmente a plataformas de monitoreo y análisis ya existentes, como paneles de control o API, para facilitar su uso en estudios y análisis.
- **Certificaciones de Calidad:** La cámara debe contar con certificaciones reconocidas que avalen su rendimiento, precisión y durabilidad, asegurando un alto estándar de calidad en las mediciones y operaciones.

2.4 Conclusiones y selección

La matriz de criterios definida, desde la capacidad de detección multiclase y procesamiento en tiempo real hasta la resistencia ambiental y la facilidad de integración, permitió evaluar de manera objetiva las alternativas comerciales revisadas. Los dispositivos Hikvision ITS, Axis Q1700-LE y Dahua ITC237 demostraron un elevado cumplimiento global, destacando en calidad de imagen, robustez y ecosistema de analíticas. No obstante, el análisis ponderado evidencia que las diferencias entre ellos y las soluciones ya empleadas en el proyecto (Milesight y prototipo USM) son más incrementales que disruptivas, especialmente al considerar factores de costo, disponibilidad local y curva de aprendizaje.

En particular, la Milesight sigue alineada con los objetivos de la memoria. Su sensor 4K y óptica motorizada 4× garantizan imágenes nítidas en escenarios urbanos y carreteros; la iluminación IR de hasta 180 m extiende la operatividad 24/7, y la carcasa IP67-IK10 asegura resiliencia ante polvo, lluvia y vandalismo. Aun cuando modelos Axis ofrecen un motor de analíticas abierto más flexible, el firmware Milesight incluye detección ANPR, conteo de carriles simultáneos y protocolo MQTT/HTTP para subir eventos a la nube, satisfaciendo los requisitos de procesamiento en tiempo real, compatibilidad con paneles de control y captura de datos a ≥ 24 fps. Además, la marca ya posee canal técnico en Chile, lo que facilita soporte y reposición de partes.

A diferencia de otras alternativas revisadas, como los modelos Hikvision ITS o Axis con módulos de people counting, el conteo peatonal no fue incorporado como variable prioritaria en esta etapa. La decisión responde a dos factores principales: primero, las cámaras seleccionadas (Milesight y USM II) ofrecen un desempeño superior en detección vehicular multiclase y estabilidad operativa en exteriores, parámetros más críticos para el objetivo de correlacionar tráfico motorizado con calidad del aire; y segundo, los sistemas de conteo de peatones disponibles en el mercado presentan mayor

sensibilidad a oclusiones, variaciones lumínicas y ángulos de instalación, lo que compromete su precisión en entornos abiertos como ciclovías o bandejones centrales. En consecuencia, se optó por mantener el enfoque en flujo vehicular y movilidad no motorizada detectable por visión tradicional, dejando el conteo peatonal para una etapa posterior de optimización del algoritmo.

Por su parte, el módulo USM, basado en cámara de alta resolución y Jetson Nano con YOLO, complementa la solución Milesight al aportar flexibilidad de entrenamiento y escalabilidad. Aunque su chasis no iguala la certificación IP66 de las cámaras industriales, el diseño embebido permite ajustar los modelos de IA para detectar patrones específicos (por ejemplo, ciclistas y peatones) y añadir sensores ambientales. Esta capacidad modular, sumada al bajo consumo energético y compatibilidad con Wi-Fi/4G, sigue cumpliendo con los criterios de escalabilidad, eficiencia energética y transmisión de datos en tiempo real.

Al comparar con Hikvision y Dahua, la ventaja principal de estas últimas radica en analíticas propietarias más maduras y bibliotecas de infracción de tránsito pre-cargadas. Sin embargo, su licenciamiento cerrado limita las posibilidades de experimentar con nuevos conjuntos de datos o integrar módulos adicionales (contaminantes, ruido, etc.) considerados en la proyección del proyecto. En cambio, la arquitectura abierta del prototipo USM y la API abierta de Milesight brindan mayor margen de innovación, aspecto valorado para una memoria académica que aspira a iterar el prototipo.

El costo total de propiedad también inclina la balanza. Mientras que una Axis Q1700-LE con software de gestión eleva la inversión inicial, la combinación Milesight + USM se basa en hardware ya adquirido y capitaliza el know-how acumulado por el equipo. Esto minimiza tiempos de puesta en marcha, reduce riesgos de integración y libera presupuesto para mejorar el back-end de almacenamiento y visualización.

Finalmente, desde la óptica de sostenibilidad, ambas soluciones actuales son compatibles con alimentación PoE y paneles solares, cumpliendo la meta de eficiencia energética. Su rango operativo (≥ 4 carriles) y frecuencia de captura ≥ 25 fps garantizan un flujo de datos continuo y de alta calidad que satisface los objetivos de caracterización del tránsito estipulados en el capítulo 2.3.

En síntesis, la evaluación confirma que mantener la Milesight como cámara principal y el dispositivo USM como módulo de procesamiento local sigue siendo una decisión técnica y económicamente sólida. Aunque existen opciones comerciales con prestaciones marginalmente superiores, las ventajas competitivas de las soluciones ya implementadas, madurez dentro del proyecto, flexibilidad de IA, soporte local y menor costo incremental, justifican su selección definitiva para la siguiente fase de la investigación.

3 Capítulo 3: Monitoreo preliminar

El monitoreo preliminar tuvo por objetivo diseñar y evaluar un plan de conteo vehicular continuo en tiempo real, empleando cámaras de alta precisión para registrar parámetros básicos del flujo: cantidad total de vehículos, clasificación por tipo y presencia de ciclos (bicicletas).

Para validar la confiabilidad de las mediciones, los datos obtenidos por las cámaras se compararon con registros manuales realizados en terreno, lo que permitió estimar la precisión relativa de cada dispositivo y determinar cuál presentaba el mejor desempeño operativo.

La metodología consideró además la aplicación de un indicador cuantitativo de discrepancia entre el conteo automático y el manual, utilizado como criterio objetivo de selección. A continuación se detallan las etapas seguidas en este proceso.

3.1 Metodología monitoreo preliminar

El monitoreo preliminar se estructuró en dos fases experimentales sucesivas: (i) una primera campaña comparativa, donde se evaluaron dos soluciones de visión artificial (USM y Milesight) frente a un conteo manual de referencia; y (ii) una segunda validación, centrada exclusivamente en la cámara Milesight/SYSMEC, una vez seleccionada como dispositivo principal del sistema.

En ambas fases se aplicó una metodología común orientada a cuantificar la precisión del conteo automático respecto a la observación directa. La estrategia combinó captura automatizada de datos, validación manual y análisis estadístico, bajo un mismo flujo de procesamiento.

Los procedimientos incluyeron:

- Tipo de datos: medición continua del flujo vehicular total, clasificación por tipo de vehículo (auto/SUV, camión, motocicleta, bicicleta) y agregación en intervalos horarios.
- Instrumentos de registro y validación: los conteos automáticos se almacenaron en una plataforma centralizada, mientras que los registros de referencia se obtuvieron mediante conteo manual en terreno.
- Procedimiento de contraste: los conteos manuales se realizaron en intervalos de 20 minutos y luego se proyectaron a 60 minutos para su comparación con los valores entregados por el sistema automático en la misma franja horaria. Los resultados se sincronizaron temporalmente según las marcas horarias del sistema y se ajustaron a la Región de Interés (ROI) definida para cada punto de observación.

3.1.1 Plataforma FlowCarbon

La plataforma FlowCarbon by SYSMEC¹⁵ actúa como núcleo de almacenamiento y visualización del sistema de monitoreo. Recibe en línea los datos generados por los dispositivos de conteo vehicular (cámaras Milesight y USM), los agrega en intervalos horarios y los dispone para su validación estadística.

Su función dentro de la metodología es garantizar la trazabilidad y consistencia de los registros, evitando la manipulación manual de archivos y permitiendo sincronizar automáticamente los conteos automáticos con los de referencia manual.

Entre sus principales características se incluyen:

- Integración de datos heterogéneos: combina conteos vehiculares y variables ambientales en un único panel.
- Visualización casi en tiempo real: actualiza los gráficos horarios cada hora, facilitando la detección de anomalías y la evaluación de consistencia.

- Exportación controlada: permite descargar los registros en formato CSV, utilizados posteriormente en el cálculo de la discrepancia.
- No almacenamiento de video: sólo conserva tablas horarias con identificadores de dispositivo, tipo de vehículo y marca temporal.

De esta forma, FlowCarbon constituye la fuente oficial de los datos automáticos empleados en el análisis comparativo con el conteo manual, sirviendo de puente entre la adquisición en terreno y el procesamiento analítico descrito en las secciones siguientes. En el Anexo 1 se puede ver el modo de empleo de esta plataforma.

3.1.2 Métrica de validación (MAPE)

Para evaluar la concordancia entre los conteos automáticos y los registros manuales de referencia, se adoptó como métrica principal el **Error Porcentual Medio Absoluto (MAPE, Mean Absolute Percentage Error)**, ampliamente utilizado en la literatura¹⁶ para la validación de modelos predictivos y sistemas de detección automática.

El cálculo se realiza a partir de la expresión:

$$E_{\%} = \frac{|C_{auto} - C_{manual}|}{C_{manual}} \times 100$$

Donde:

- C_{auto} es el conteo devuelto por la plataforma FlowCarbon.
- C_{manual} es conteo obtenido mediante observación directa o revisión de video, proyectado a una hora (multiplicando el conteo de 20 minutos por tres).
- $E_{\%}$ corresponde a MAPE.

El valor medio de $E_{\%}$ sobre todas las horas analizadas constituye el *MAPE global* del dispositivo en evaluación. Este indicador permite cuantificar el nivel de discrepancia relativa de manera intuitiva y comparable entre distintos escenarios de prueba.

Como criterio de aceptación del monitoreo preliminar, se considera adecuada la operación del dispositivo cuando $MAPE \leq 10\%$, rango que representa una concordancia alta con el conteo manual. Valores superiores a este umbral implican recalibración de la Región de Interés (ROI) o ajuste de los parámetros de detección del equipo.

En síntesis, el procedimiento metodológico descrito, que combina el almacenamiento sistemático de datos en FlowCarbon y su validación mediante el indicador MAPE, permite evaluar de forma objetiva la precisión de los dispositivos de conteo. A partir de este esquema, se llevaron a cabo dos campañas experimentales sucesivas: una prueba comparativa inicial entre dispositivos y una validación posterior enfocada en la cámara seleccionada, las cuales se describen en las secciones siguientes.

3.2 Primera campaña

La primera campaña experimental tuvo como propósito evaluar el desempeño comparativo entre dos sistemas de conteo vehicular, el dispositivo USM y la cámara Milesight/SYSMEC, frente a un conteo

manual de referencia. Esta experiencia permitió cuantificar la precisión relativa de cada sistema y definir el dispositivo que se mantendría en la siguiente etapa de monitoreo.

3.2.1 Configuración experimental

La campaña se llevó a cabo en el Campus USM San Joaquín, seleccionando el punto El Pinar 2 como sitio de instalación por su seguridad, disponibilidad eléctrica y flujo vehicular mixto (automóviles, motocicletas y bicicletas).

- **Altura y orientación:** Ambos dispositivos se fijaron a $\approx 2,5$ m del suelo sobre un poste metálico. El dispositivo USM se montó con una inclinación de 45° , mientras que la cámara Milesight lo hizo con 30° . Ambas se orientaron en sentido contrario al flujo de entrada al recinto, de modo que registraran los vehículos al completar el cruce del acceso.
- **Alimentación y red:** Se utilizó el punto de energía del alumbrado interior del campus. La cámara Milesight empleó conexión PoE/4G integrada, mientras que el dispositivo USM transmitió los datos vía Ethernet interna.
- **Cronograma:** La instalación se completó el 7 de diciembre de 2024. Los conteos de la Milesight se exportaron semanalmente en formato CSV, y el dispositivo USM comenzó a enviar datos al panel FlowCarbon el 27 de febrero de 2025, manteniendo operación continua entre el 17 de mayo y el 4 de junio de 2025.
- **Estado de validación:** Se definieron Regiones de Interés (ROI) dentro del software de ambos sistemas, filtrando cruces completos y evitando dobles registros. La validación frente a conteo manual se describe en la sección 3.2.2.

La instalación fue ejecutada por los memoristas junto al personal técnico de SYSMEC, utilizando herramientas manuales y bridas metálicas de sujeción. No se requirió maquinaria pesada.

Antes de cualquier intervención se completó el Formulario de solicitud de espacios y eventos exigido por la Dirección de Campus; el trámite fue gestionado por Francisco Cofré (co-referente del proyecto) y aprobado por Rodrigo Montecinos, encargado de mantención e infraestructura. El visto bueno incluyó acceso eléctrico al poste de alumbrado ubicado en la vía interior El Pinar 2.

En conjunto, esta experiencia confirmó la viabilidad de un despliegue rápido y de bajo impacto, aprovechando infraestructura existente y apoyo institucional, lo que facilitó la comparación directa de ambos dispositivos bajo condiciones operativas reales.

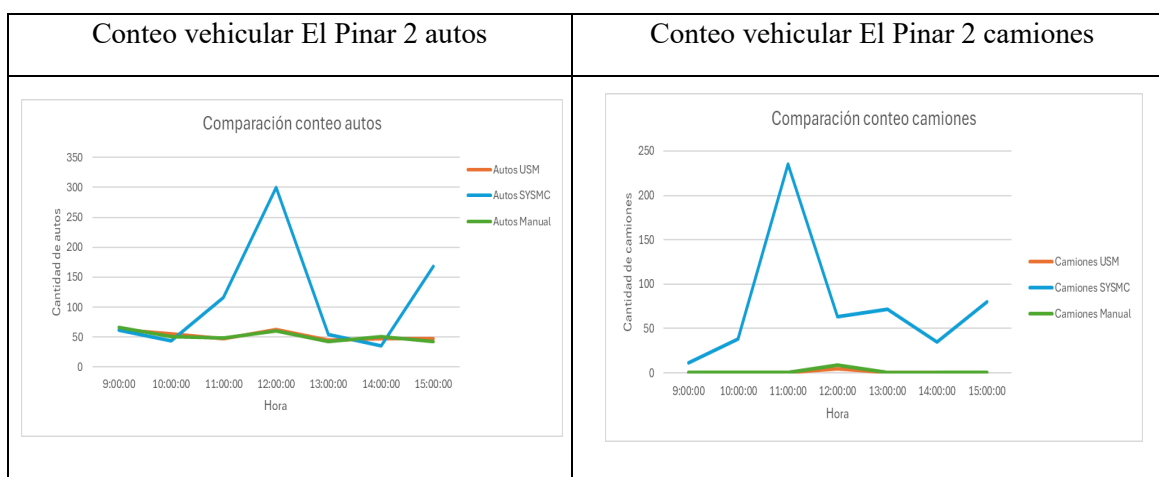


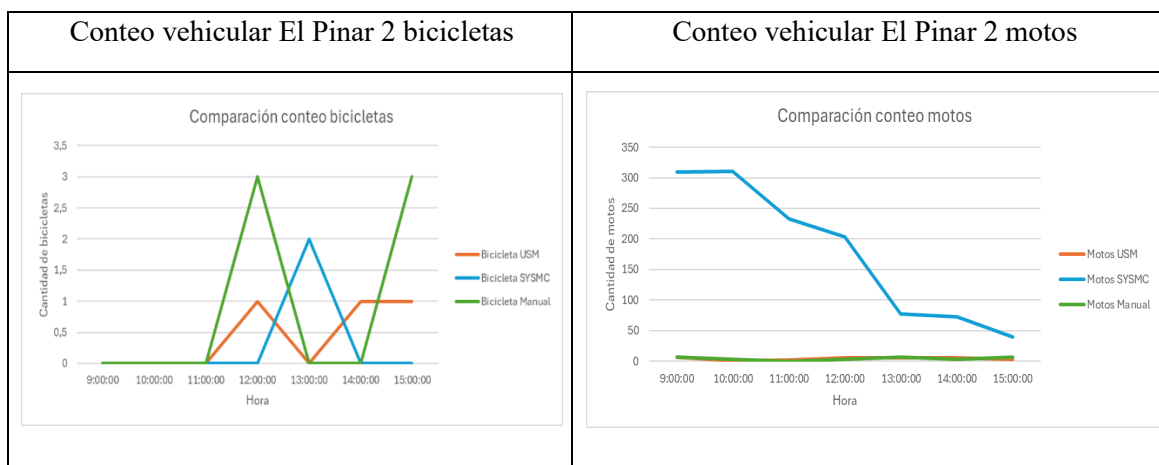
Imagen 7: Montaje de ambos dispositivos en El Pinar 2.

3.2.2 Comparación de resultados

El análisis comparativo entre los conteos automáticos y los registros manuales se realizó durante una jornada representativa en el punto El Pinar 2 (Campus USM San Joaquín), considerando intervalos de una hora entre las 09:00 y las 15:00 h.

Tabla 2: Gráficos de conteo vehicular El Pinar 2.





Los gráficos mostrados y los datos obtenidos se pueden ver en detalle en el Anexo 2.

Tabla 3: MAPE horario por categoría Cámara USM, El Pinar 2.

Hora	MAPE USM AUTOS	MAPE USM MOTOS	MAPE USM BICICLETAS	MAPE USM CAMIONES
9:00:00	4,5%	0,0%	N/A	N/A
10:00:00	9,8%	66,7%	N/A	N/A
11:00:00	2,1%	N/A	N/A	N/A
12:00:00	3,3%	66,7%	66,7%	44,4%
13:00:00	7,1%	16,7%	N/A	N/A
14:00:00	7,8%	66,7%	N/A	N/A
15:00:00	11,9%	50,0%	66,7%	N/A

En la Tabla 6 se presentan los valores horarios del MAPE obtenidos para la cámara USM, mientras que la Tabla 7 resume su error medio y máximo por categoría de vehículo.

Tabla 4: MAPE medio y error máximo Cámara USM, El Pinar 2.

	MAPE USM AUTOS	MAPE USM MOTOS	MAPE USM BICICLETAS	MAPE USM CAMIONES
MAPE medio horario	6,7%	44,4%	66,7%	44,4%
Error Máximo	11,9%	66,7%	66,7%	44,4%

Los resultados indican un buen desempeño general del sistema, con un MAPE medio de 6,7 % para automóviles y un 44,4 % para motocicletas.

El error máximo registrado alcanzó un 11,9 % en autos, dentro del umbral de aceptación establecido ($MAPE \leq 10\%$), y 66,7 % en motos, principalmente atribuible al bajo número de eventos y la variabilidad en detección de objetos de menor tamaño.

En contraste, la Tabla 8 muestra el MAPE horario para la cámara SYSMEC (Milesight), y la Tabla 9 su promedio general.

Tabla 5: MAPE horario por categoría Cámara SYSMEC, El Pinar 2.

Hora	MAPE SYSMEC AUTOS	MAPE SYSMEC MOTOS	MAPE SYSMEC BICICLETAS	MAPE SYSMEC CAMIONES
9:00:00	7,6%	5050,0%	N/A	N/A
10:00:00	15,7%	10266,7%	N/A	N/A
11:00:00	141,7%	N/A	N/A	N/A
12:00:00	400,0%	6666,7%	100,0%	600,0%
13:00:00	28,6%	1183,3%	N/A	N/A
14:00:00	31,4%	2333,3%	N/A	N/A
15:00:00	300,0%	566,7%	100,0%	N/A

Tabla 6: MAPE medio y error máximo Cámara SYSMEC, El Pinar 2.

Hora	MAPE SYSMEC AUTOS	MAPE SYSMEC MOTOS	MAPE SYSMEC BICICLETAS	MAPE SYSMEC CAMIONES
MAPE MEDIO HORARIO	132,1%	4344,4%	100,0%	600,0%
Error máximo	400,0%	10266,7%	100,0%	600,0%

Los resultados reflejan una sobreestimación significativa en todas las categorías, especialmente en motocicletas, donde se registraron valores superiores al 4000 %. El MAPE medio de 132 % para autos y 4344 % para motos indica una pérdida de consistencia en la detección de vehículos livianos, asociada principalmente a interferencias en la configuración de la Región de Interés (ROI) y al algoritmo de clasificación propietario del equipo, que genera múltiples detecciones por vehículo.

En términos generales, los resultados demuestran que el sistema USM ofrece una precisión adecuada para la estimación de flujos vehiculares, mientras que la SYSMEC presenta desviaciones excesivas que limitan su uso en condiciones operativas similares sin ajustes de software adicionales.

3.2.3 Análisis y conclusiones primera campaña

Los resultados obtenidos en la primera campaña permiten distinguir comportamientos claramente diferenciados entre ambos sistemas de conteo. El dispositivo USM mostró un desempeño consistente en todas las franjas horarias, con errores promedio inferiores al 10 % en la categoría de automóviles, lo que se considera un nivel de concordancia alto con el conteo manual. Las mayores discrepancias se concentraron en las categorías de motocicletas y bicicletas, donde el número reducido de eventos y la menor superficie proyectada de los objetos dificultaron la detección estable, incrementando el error relativo.

Por el contrario, la cámara SYSMEC (Milesight) presentó una sobre-detección sistemática en casi todas las categorías, con MAPE superiores al 100 %. Este comportamiento se atribuye al fenómeno de multidetección u over-counting, es decir, la

contabilización múltiple de un mismo vehículo cuando permanece varios segundos dentro de la Región de Interés (ROI). En las condiciones específicas del punto El Pinar 2, donde los vehículos deben detenerse momentáneamente frente a la barrera de acceso, esta situación se repitió con frecuencia, generando picos anómalos en el número de detecciones.

Según la información proporcionada por los distribuidores oficiales de Milesight, esta limitación podría resolverse mediante una actualización del firmware y del módulo de análisis de video, que incorporará una función de object-tracking mejorada, capaz de mantener un identificador único por vehículo dentro de la ROI y evitar recuentos repetidos.

Asimismo, el análisis horario del MAPE permitió identificar una correlación entre el flujo vehicular y la magnitud del error. Durante los periodos de mayor tránsito continuo primeras horas de la mañana y entre 13:00 y 14:00 h, correspondientes al ingreso y salida de estudiantes, los vehículos atravesaron rápidamente el punto de control, reduciendo las oportunidades de detección duplicada y, en consecuencia, el error medio. En cambio, en los intervalos intermedios (10:00-12:30 h), el flujo incluyó vehículos de servicio y reparto que se detenían por más tiempo en la zona delimitada, provocando la multidetención y el aumento del MAPE, especialmente en las categorías de autos y motos.

En síntesis, la campaña permitió validar la viabilidad operativa del sistema USM y evidenciar las limitaciones de calibración del equipo SYSMEC bajo condiciones de baja velocidad o detención prolongada.

Si bien el desempeño inicial de la cámara comercial fue insatisfactorio, las actualizaciones de software anunciadas podrían mejorar sustancialmente su precisión. Por ello, y considerando su mayor robustez física, facilidad de montaje y menor mantenimiento, se decidió continuar la etapa de validación exclusivamente con la cámara Milesight/SYSMEC, integrando los ajustes propuestos por el fabricante en la segunda campaña de monitoreo.

3.3 Segunda campaña: Validación

Tras los resultados de la primera campaña y las observaciones entregadas por los distribuidores de Milesight respecto a futuras mejoras en el módulo de análisis de video, se realizó una segunda campaña de validación enfocada exclusivamente en la cámara Milesight/SYSMEC, dispositivo seleccionado para el monitoreo final.

Esta etapa buscó evaluar el comportamiento del equipo en un entorno urbano real, con un flujo vehicular más continuo y representativo que el observado en el acceso universitario, reduciendo así las condiciones que anteriormente habían favorecido la multidetección.

Para ello, la cámara se reinstaló en Luis Beltrán 1660, entre Caupolicán y Rengo, en la comuna de Ñuñoa. Se trata de un sector predominantemente residencial, con tránsito moderado de vehículos particulares y buena visibilidad para definir una ROI clara.

La campaña incluyó conteos manuales sincronizados con los registros automáticos obtenidos desde FlowCarbon, siguiendo la metodología descrita en la sección 3.1.

3.3.1 Configuración experimental

La segunda campaña se desarrolló en el punto ubicado en Luis Beltrán 1660, comuna de Ñuñoa, seleccionado por contar con un flujo vehicular residencial estable, buena visibilidad lateral y una zona

de instalación segura para el montaje del equipo. El objetivo fue evaluar el desempeño de la cámara Milesight/SYSMEC en un entorno urbano típico, caracterizado por vehículos que transitan de manera continua sin detenciones prolongadas.

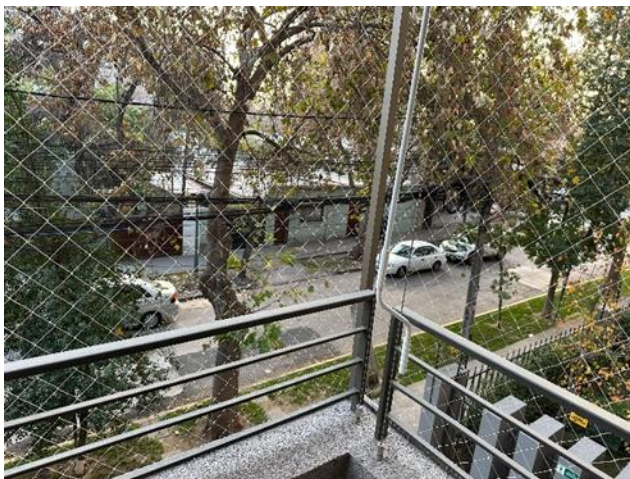


Imagen 8: Vista de la cámara, Luis Beltrán.

La cámara se instaló en un balcón de un departamento ubicado en Luis Beltrán, a una altura aproximada de 6 [m] (Ubicado en el tercer piso del edificio), utilizando abrazaderas metálicas y fijaciones de seguridad. La cámara se orientó siguiendo el eje longitudinal de la calle, cubriendo el sentido principal del flujo vehicular y asegurando una vista transversal despejada del movimiento de los vehículos a medida que cruzaban la Región de Interés.

El equipo se conectó mediante PoE a un módulo de red con tarjeta SIM dedicada, lo que permitió transmitir los conteos en tiempo casi real hacia la plataforma FlowCarbon sin requerir infraestructura de comunicaciones adicional. Para esta campaña se definió una Región de Interés (ROI) simplificada, enfocada únicamente en el tramo donde los vehículos cruzan perpendicularmente la línea de visión de la cámara, minimizando la posibilidad de detecciones múltiples asociadas al desplazamiento lento dentro de la escena.

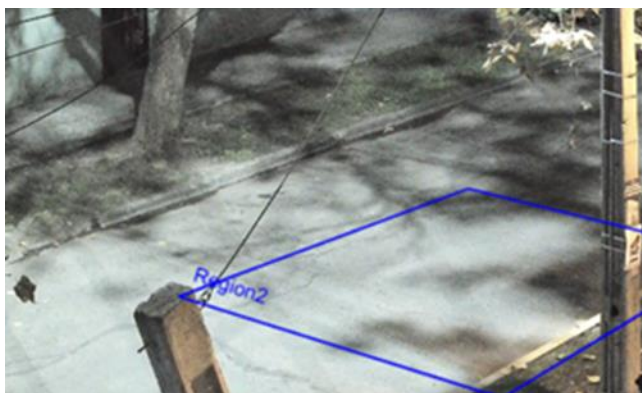


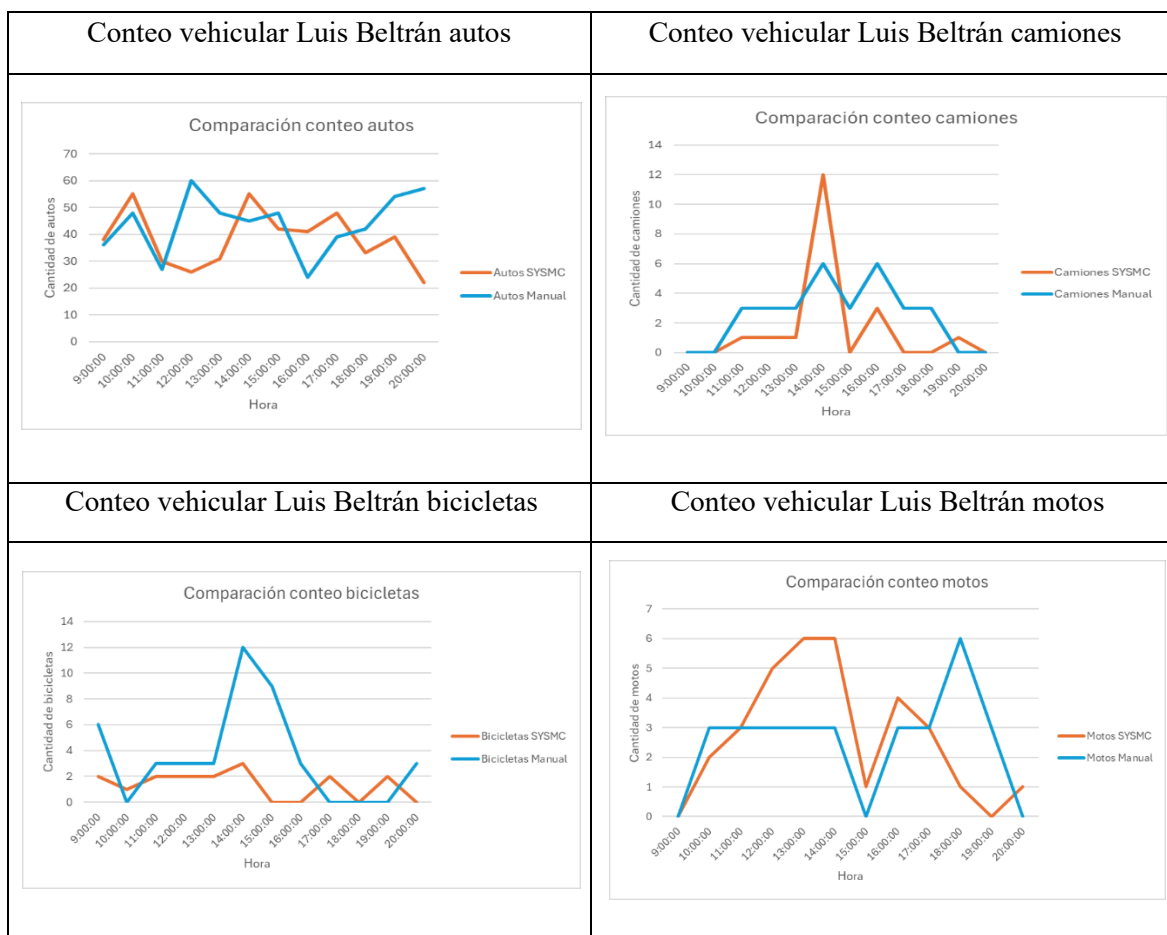
Imagen 9: ROI seleccionada para Luis Beltrán.

La configuración del dispositivo se ajustó considerando las recomendaciones entregadas por el distribuidor de Milesight, priorizando parámetros que favorecen el seguimiento continuo del objeto y la estabilidad de la caja de detección. Una vez completada la instalación y verificada la transmisión

de datos hacia FlowCarbon, se procedió a los conteos manuales sincronizados que constituyen la base de comparación para esta campaña.

3.3.2 Comparación de resultados

Los resultados de la segunda campaña se presentan en las Tablas 7 y 8, donde se resume el MAPE horario por categoría y el error medio asociado al desempeño de la cámara Milesight/SYSMEC en Luis Beltrán 1660.



Los gráficos mostrados y los datos obtenidos se pueden ver en detalle en el Anexo 3.

Tabla 7: MAPE horario por categoría Cámara SYSMEC, Ñuñoa.

Hora	MAPE SYSMC AUTOS	MAPE SYSMC MOTOS	MAPE SYSMC BICICLETAS	MAPE SYSMC CAMIONES
9:00:00	6%	N/A	67%	N/A
10:00:00	15%	33%	N/A	N/A
11:00:00	11%	0%	33%	67%
12:00:00	57%	67%	33%	67%
13:00:00	35%	100%	33%	67%
14:00:00	22%	100%	75%	100%
15:00:00	13%	N/A	100%	100%

16:00:00	71%	33%	100%	50%
17:00:00	23%	0%	N/A	100%
18:00:00	21%	83%	N/A	100%
19:00:00	28%	100%	N/A	N/A
20:00:00	61%	N/A	100%	N/A

En términos generales, la cámara mostró un comportamiento más estable que en la primera campaña, aunque persisten diferencias relevantes según la categoría de vehículo. En Autos, el MAPE promedio fue de 30 %, con un máximo de 71 % a las 16:00 h. En Motos, el error medio alcanzó 57 %, llegando al 100 % en varios intervalos. En Bicicletas, el MAPE promedio fue de 68 %, mientras que en Camiones alcanzó 81 %.

Tabla 8: MAPE medio y error máximo.

	MAPE SYSMC AUTOS	MAPE SYSMC MOTOS	MAPE SYSMC BICICLETAS	MAPE SYSMC CAMIONES
Promedio	30%	57%	68%	81%
Error máximo	71%	100%	100%	100%

El análisis de los valores puntuales muestra que los errores más altos se concentraron en franjas horarias específicas. En la categoría de Motos, el MAPE alcanzó el 100 % a las 13:00 h, mientras que en Bicicletas se registraron también valores del 100 % a las 15:00 h y 20:00 h. En el caso de Camiones, el error máximo llegó igualmente al 100 % a las 14:00 h, asociado a un número muy reducido de eventos manuales. Finalmente, en Autos, la mayor discrepancia se presentó a las 16:00 h, con un MAPE de 71 %.

Los intervalos marcados como “N/A” corresponden a horas en las que no existió flujo manual registrado para la categoría respectiva; en esos casos, no se reporta MAPE y solo puede considerarse el error absoluto cuando el conteo automático es distinto de cero.

En conjunto, los resultados muestran una mejora respecto de la primera campaña en términos de estabilidad horaria y reducción de sobre conteos, aunque los niveles de error siguen siendo superiores a los esperados para un monitoreo urbano continuo. El análisis detallado de estas discrepancias y sus causas operacionales se presenta en la sección siguiente.

3.3.3 Análisis y conclusiones segunda campaña

Los resultados obtenidos en la segunda campaña permiten evaluar el desempeño de la cámara Milesight/SYSMEC en un entorno urbano residencial, distinto a las condiciones del acceso universitario donde se realizó la primera validación. En general, se observa una mayor estabilidad horaria y una reducción evidente de los errores extremos asociados a la multidetección, fenómeno que había afectado fuertemente la primera campaña debido a las detenciones prolongadas frente a la barrera de ingreso. En Luis Beltrán 1660, donde el flujo es predominantemente continuo, las oportunidades de detección repetida disminuyeron, generando un comportamiento comparativamente más consistente.

Sin embargo, los valores de MAPE siguen siendo elevados, especialmente en Motos, Bicicletas y Camiones, categorías donde la frecuencia de eventos es menor y cualquier discrepancia puntual produce un error relativo significativamente alto. Los casos reportados como “N/A” corresponden a intervalos sin observaciones manuales, lo que refuerza la idea de que la variabilidad asociada a conteos esporádicos afecta con mayor intensidad a las clases menos frecuentes. En Autos, la categoría más representativa del flujo, el MAPE promedio fue de 30 %, inferior al observado en la primera campaña, lo que confirma una mejora relativa. Aun así, la magnitud del error indica que persisten desafíos en el seguimiento y la clasificación estable, incluso en condiciones urbanas más favorables.

Parte de las discrepancias observadas puede atribuirse a factores propios de la instalación: el ángulo elevado desde el balcón, oclusiones ocasionales por vehículos estacionados y variaciones de iluminación durante la tarde. Además, el flujo residencial presenta maniobras de estacionamiento, virajes y detenciones breves que alteran la trayectoria esperada dentro de la ROI, afectando el seguimiento del objeto. Estos aspectos, sumados a las limitaciones del módulo analítico actual, explican la persistencia de errores superiores al umbral considerado deseable para un monitoreo vehicular continuo.

En síntesis, aunque el desempeño de la cámara Milesight/SYSMEC mejoró respecto a la primera campaña y mostró mayor estabilidad en un entorno urbano real, los niveles de error obtenidos todavía se encuentran por sobre lo recomendado para una operación de monitoreo extendida sin ajustes adicionales. Estos resultados justifican la necesidad de realizar nuevas calibraciones, incorporar actualizaciones de firmware y optimizar la definición de la ROI antes de su despliegue definitivo. El capítulo siguiente presenta el análisis integrado del monitoreo prolongado y las implicancias de estos hallazgos para la implementación final del sistema.

4 Capítulo 4: Construcción de la base de datos del sistema de monitoreo

La última etapa del proyecto consistió en consolidar los datos generados por el dispositivo USM v2 y estructurarlos en un sistema analítico capaz de apoyar el estudio del flujo vehicular y de las variables de calidad del aire medidas durante el despliegue operativo. A diferencia de las campañas preliminares descritas en capítulos anteriores, esta fase se enfocó en transformar los registros obtenidos en terreno en una base de datos coherente, escalable y apta para análisis temporal, permitiendo integrar en un mismo modelo tanto la información de conteos vehiculares como las mediciones ambientales asociadas.

Para ello se diseñó un modelo de datos basado en un esquema estrella (star schema), compuesto por tablas de hechos independientes para tráfico y calidad del aire, junto con una tabla de fechas que actúa como eje común de análisis. Este modelo se implementó en Power BI para habilitar la exploración visual, la identificación de patrones y la obtención de indicadores agregados, facilitando la interpretación del comportamiento vehicular en el punto de monitoreo.

El objetivo de este capítulo es describir la metodología utilizada para la creación de la base de datos, presentar su estructura interna, justificar las relaciones entre las tablas y exponer los elementos principales del dashboard analítico desarrollado. La información consolidada aquí constituye la base para el cálculo del flujo vehicular en el Capítulo 5 y para la evaluación integral del desempeño del sistema de monitoreo.

4.1 Arquitectura USM II

El USM II corresponde a un dispositivo compacto que integra, en la misma carcasa utilizada para la cámara Milesight TS8266-X4PE, el conjunto de sensores ambientales heredados del USM I (PM2.5, NO y NO₂). La cámara Milesight realiza localmente la detección y el conteo vehicular, mientras que una Raspberry Pi gestiona la adquisición de datos de calidad de aire. Ambos módulos se interconectan por Ethernet, de modo que la Milesight actúa como pasarela de comunicaciones, consolidando los datos y transmitiéndolos a la plataforma remota a través de red celular 4G mediante SIM integrada. La integración física en una sola carcasa reduce el número de gabinetes, simplifica cableado y mantenimiento, y facilita el despliegue en poste o gabinete urbano. El sellado del conjunto considera carcasa con protección ambiental tipo IP66, adecuada para operación en exterior.

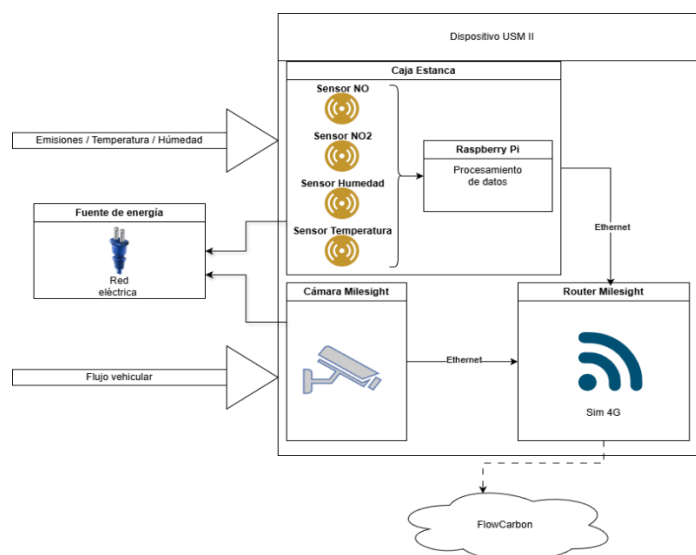


Imagen 10: Diagrama de flujo USM II.

4.2 Configuración experimental MINVU

La campaña final se desarrolló en el punto ubicado en Av. Alameda Libertador Bernardo O'Higgins 924, comuna de Santiago, seleccionado por presentar un flujo vehicular intenso y continuo, además de permitir la observación directa tanto de la calzada principal como de la ciclovía situada en el costado sur. Este emplazamiento ofreció un entorno urbano representativo y un volumen de tránsito adecuado para evaluar el desempeño sostenido del dispositivo USM II.

La cámara se instaló en un balcón del edificio del MINVU, correspondiente al tercer piso, a una altura aproximada de 8 m sobre el nivel de calle. El montaje se realizó utilizando abrazaderas metálicas, pernos y fijaciones de seguridad, ancladas a la baranda del balcón. Esta posición proporcionó un campo visual elevado y estable, reduciendo oclusiones y permitiendo registrar el flujo completo de vehículos que circulan en dirección Oeste-Este por la Alameda.



Imagen 11: Montaje USM II edificio MINVU.

La orientación de la cámara siguió el eje longitudinal de la avenida, capturando el movimiento de los vehículos en su trayectoria natural y asegurando una vista transversal limpia al momento de cruzar la Región de Interés (ROI). Esta configuración permitió incluir en la misma escena la ciclovía del lado sur, aportando registros simultáneos de vehículos motorizados y no motorizados.



Imagen 12: Montaje USM II edificio MINVU, vista 2.

Para esta campaña se definió una Región de Interés (ROI) cuyo objetivo fue registrar de manera consistente los vehículos que se desplazan en sentido Oeste → Este. A diferencia de campañas anteriores, en esta ocasión se incorporó también una Counting Line, ubicada dentro del ROI, la cual establece el instante exacto en que el software contabiliza un cruce válido, reduciendo la posibilidad de múltiples detecciones asociadas a cambios de velocidad o detenciones breves.

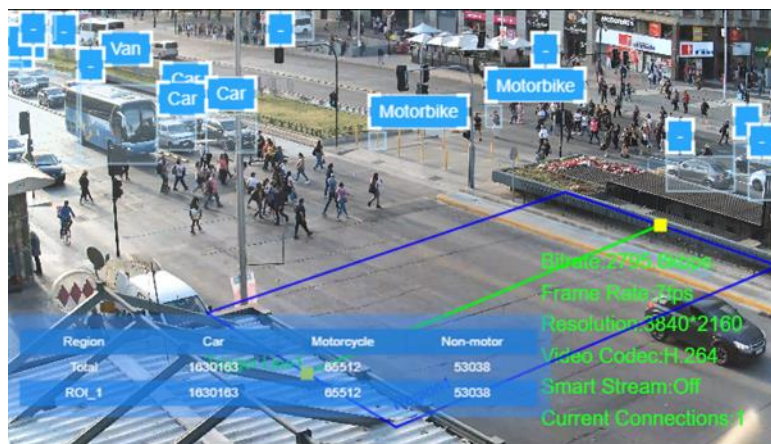


Imagen 13: ROI y Counting Line, MINVU.

Finalmente, tras completar la instalación física y verificar la correcta transmisión de datos hacia FlowCarbon, se procedió a realizar conteos manuales sincronizados, los cuales constituyen la referencia empleada para la comparación de resultados de esta campaña.

4.3 Metodología de creación de la base de datos

Para la construcción de la base de datos se utilizaron exclusivamente los registros generados por el dispositivo USM II instalado en el edificio del MINVU, operando de manera continua durante el mes de noviembre. Este periodo, comprendido entre el 1 y el 30 de noviembre, fue seleccionado por contar con datos estables y representar un escenario de operación prolongada en un punto fijo de la ciudad. Sobre esta ventana temporal se definieron los procedimientos de extracción, limpieza y estructuración que dan origen al modelo analítico descrito en este capítulo. El enlace para acceso al dashboard es [Memoria Silva Salinas](#).

4.3.1 Selección del periodo y extracción de datos

Los datos brutos se obtuvieron desde la plataforma web FlowCarbon, descrita previamente como el concentrador de información de los dispositivos de monitoreo. Para esta etapa se filtraron los registros correspondientes a la cámara instalada en el MINVU y se restringió la consulta al intervalo 01/11–30/11, abarcando tanto las series de conteo vehicular como las de calidad del aire asociadas al USM II. Estos datos se pueden encontrar en Anexo 4.

FlowCarbon permite exportar la información en formato CSV, por lo que se generaron archivos separados para tráfico y variables ambientales, manteniendo la resolución horaria original. Estos archivos constituyen la fuente primaria de la base de datos; posteriormente fueron importados a Power BI para su transformación y modelamiento, dando origen a un dashboard analítico.

4.3.2 Limpieza y procesamiento de datos

Una vez exportados los archivos CSV desde FlowCarbon, se procedió a su depuración y estandarización con el fin de asegurar la consistencia temporal entre las mediciones de tráfico y las variables ambientales. Todo el preprocesamiento se ejecutó en el Editor de Power Query de Power BI.

Primero se revisó el formato de las columnas temporales incluidas en los archivos originales. Dado que FlowCarbon registra las mediciones en horario UTC-3 pero desplaza algunas marcas temporales según el origen del dispositivo, se detectó una desalineación sistemática de dos horas en los registros provenientes del módulo de conteo vehicular. Para corregir este desfase, se aplicó un ajuste directo a la columna *Fecha emisión*, incrementando su valor en +2 horas antes de liberar los datos hacia el modelo. Con ello se garantizó que los conteos coincidieran con el horario real observado en terreno.

Posteriormente se generaron dos columnas derivadas necesarias para la agregación temporal:

- **Fecha solo**, obtenida mediante transformación *Date.From([Fecha emisión])*, que permite la agrupación diaria.
- **Hora**, obtenida mediante *Time.From([Fecha emisión])*, permitiendo análisis por franja horaria.

Para la tabla ambiental se replicó el mismo procedimiento, manteniendo la coherencia de las estructuras de tiempo entre ambas fuentes.

Se inspeccionaron además outliers y valores faltantes. Dado que el dispositivo opera de forma continua y el USM II no presenta reposos programados, cualquier ausencia correspondió a fallas de transmisión temporal y no a un comportamiento real del flujo vehicular o emisiones. En estos casos se conservó el valor nulo sin interpolación, de modo de no introducir información artificial en los análisis posteriores.

Finalmente, ambas tablas fueron renombradas y tipificadas correctamente. Con ello quedaron preparadas para su integración en el modelo estrella descrito en la siguiente sección.

4.3.3 Modelo de datos (Star Schema)

Para habilitar un análisis temporal consistente y la comparación directa entre tráfico y contaminantes, se diseñó un modelo de datos basado en una arquitectura tipo *esquema estrella* (Star Schema). Este enfoque separa las tablas de hechos, correspondientes a las mediciones horarias, de las tablas de dimensiones, facilitando consultas de alto rendimiento y relaciones uno-a-muchos no ambiguas.

El modelo quedó compuesto por los siguientes elementos:

- a) Tabla de hechos CAM SYSMEC01
- b) Tabla de hechos Gases USM
- c) Tabla de dimensión DimDate: Esta tabla actúa como eje central del modelo, permitiendo sincronizar simultáneamente tráfico y emisiones mediante relaciones *uno-a-muchos* entre *DimDate[Fecha]* y cada tabla de hechos.

El diagrama resultante expresa una estructura estrella clásica, donde DimDate se conecta a ambas tablas de hechos, manteniendo un flujo de filtros unidireccional desde las dimensiones hacia los hechos. Ello permite realizar comparaciones directas.

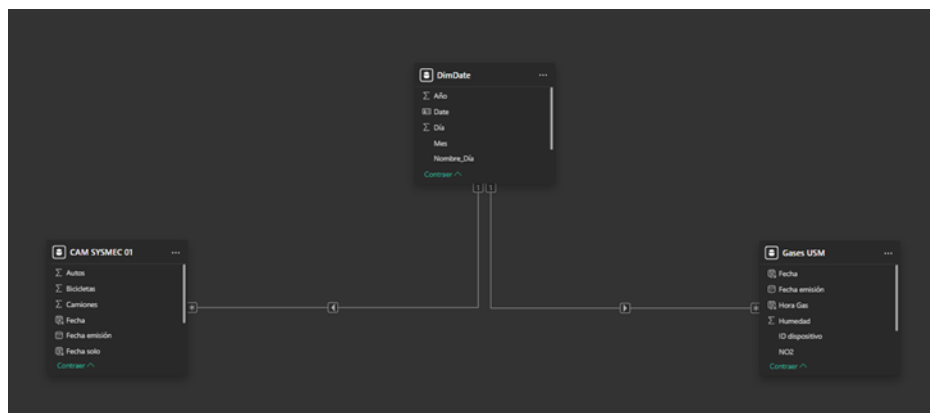


Imagen 14: Estructura estrella.

Este esquema se adoptó por su simplicidad, escalabilidad y compatibilidad con las mejores prácticas de modelado analítico del ecosistema Power BI.

4.4 Construcción del dashboard analítico en Power Bi

El panel de monitoreo desarrollado en Power BI se estructuró en tres vistas complementarias, cada una orientada a un aspecto específico del análisis operacional: el flujo vehicular diario, los patrones horarios de tráfico y el comportamiento horario de las emisiones atmosféricas.

La primera página del dashboard integra una visión general del comportamiento diario del flujo vehicular y de las condiciones ambientales registradas en el punto de monitoreo. Su objetivo principal es ofrecer un acceso rápido a los indicadores más relevantes del sistema, permitiendo identificar patrones generales y magnitudes características sin necesidad de un análisis detallado.

En esta vista se sintetizan métricas operacionales como el total de vehículos registrados durante el período seleccionado, el máximo flujo instantáneo observado y el total acumulado de bicicletas. Estos valores permiten dimensionar la carga vehicular diaria y caracterizar la actividad predominante en el entorno urbano. Complementariamente, se incluyen indicadores ambientales que representan los promedios medidos de PM_{2,5} y NO₂, de acuerdo con la normativa internacional de calidad del aire, entregando una referencia del nivel de exposición a contaminantes atmosféricos durante el período analizado.

La página incorpora además un gráfico de series temporales que muestra la evolución diaria del conteo de autos, motocicletas, camiones y bicicletas. Esta visualización facilita la identificación de ciclos de alta demanda, variaciones intra-día y posibles eventos atípicos. Junto con ello, se incluyen filtros dinámicos para restringir el análisis a un rango específico de fechas y seleccionar la hora del día, lo que permite explorar intervalos particulares y observar cómo se comportan los flujos vehiculares en distintos momentos. En conjunto, esta primera vista establece el contexto general del sistema de monitoreo y entrega una caracterización global de su operación diaria.

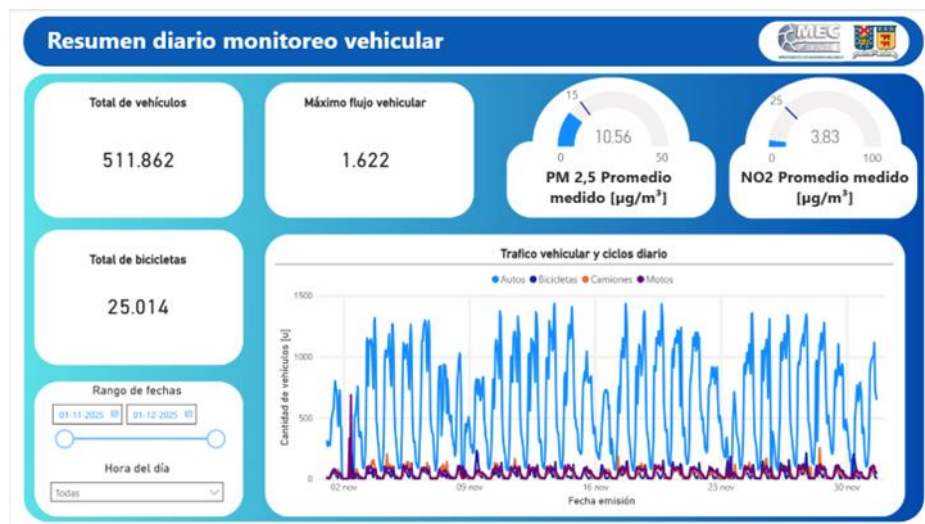


Imagen 15: Página 1 dashboard.

La segunda página del dashboard se orienta al estudio del comportamiento horario del flujo vehicular, permitiendo comprender cómo varía la circulación a lo largo del día y en función del día de la semana. Esta vista es fundamental para caracterizar patrones de movilidad urbana y para identificar horarios críticos que pueden relacionarse con congestión, desplazamientos laborales u otros patrones estructurales de la actividad de la zona.

En la parte superior se presentan indicadores que reportan la hora en que ocurre el flujo promedio máximo para cada tipo de vehículo (autos, camiones, motos y bicicletas), junto con el valor asociado a dicho máximo promedio. Estos indicadores no solo señalan la magnitud del flujo, sino también el momento en que se concentra la mayor actividad de cada categoría, lo que permite reconocer dinámicas diferenciadas según el tipo de transporte. Por ejemplo, la aparición de peaks más tempranos o tardíos entre categorías puede estar asociada a usos distintos del espacio vial.

La vista principal corresponde a un gráfico de promedios por hora que agrupa los datos según el día de la semana seleccionado mediante un segmentador. Este enfoque permite aislar patrones específicos de cada jornada, diferenciando, por ejemplo, el comportamiento típico de un día laboral respecto a un fin de semana. El uso de promedios suaviza la variabilidad propia del flujo instantáneo y revela tendencias estables, como horas punta recurrentes, disminuciones nocturnas o fluctuaciones características de ciertos días. En su conjunto, esta página ofrece una caracterización fina del ciclo horario vehicular, proporcionando una base sólida para comparaciones, predicciones o análisis correlacionales con variables ambientales.



Imagen 16: Página 2 dashboard.

La tercera página está dedicada al estudio detallado de las emisiones atmosféricas registradas por el sensor de calidad del aire. Su propósito es analizar cómo varían las concentraciones de NO_2 y $\text{PM}_{2,5}$ a lo largo del día y evaluar si existe coherencia entre estos patrones y la actividad vehicular detectada en el mismo período. De esta forma, esta vista contribuye a establecer posibles vínculos entre movilidad, emisiones y condiciones ambientales locales.

En la parte superior se presentan indicadores que muestran el valor máximo medido de NO_2 y $\text{PM}_{2,5}$ dentro del rango seleccionado. Estos máximos permiten dimensionar los episodios de mayor concentración durante el monitoreo y evaluar su cercanía a los valores de referencia establecidos por la Organización Mundial de la Salud¹⁴. El uso de filtros por día de la semana facilita observar si ciertos días tienden a presentar picos más altos, lo cual podría relacionarse con condiciones meteorológicas, dinámica vehicular o fenómenos locales.

El gráfico principal despliega el promedio horario de ambos contaminantes, lo que permite identificar patrones diurnos característicos como aumentos progresivos matinales, máximos asociados a periodos de alta actividad humana o descensos nocturnos producto de condiciones de dispersión más favorables. El análisis horario es especialmente relevante en el caso del NO_2 , cuyo estándar de referencia internacional se define a una escala temporal de una hora; en el caso del $\text{PM}_{2,5}$, aunque la norma se expresa como promedio diario, el análisis horario permite interpretar su evolución fina y su respuesta a eventos puntuales.

En conjunto, esta página integra la dimensión ambiental del sistema de monitoreo, complementando el análisis vehicular y permitiendo observar coherencias, discrepancias o comportamientos independientes entre movilidad y emisiones.

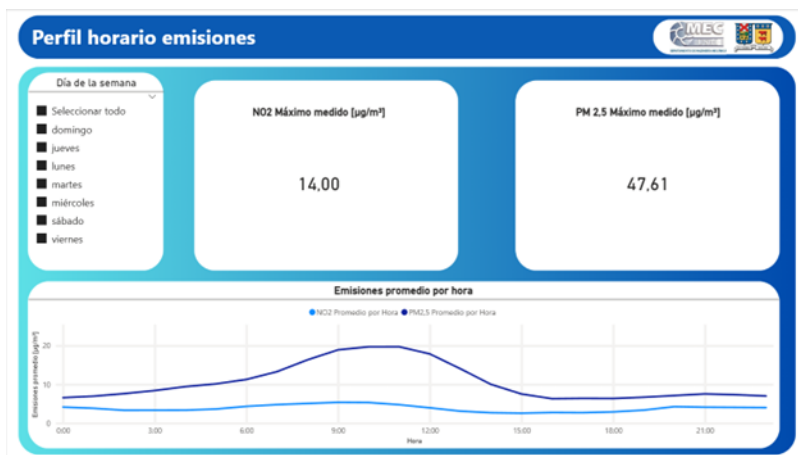


Imagen 17: Página 3 dashboard.

4.5 Análisis y conclusiones de la base de datos

La construcción de la base de datos y del panel de monitoreo en Power BI no solo permitió organizar y visualizar la información recolectada por el USM II, sino que además se consolidó como una herramienta analítica en sí misma. A partir de la integración de las tablas de conteo vehicular (CAM SYSMEC 01) y de calidad del aire (Gases USM), complementadas con la dimensión temporal (DimDate) y las columnas derivadas de fecha y hora, fue posible transformar un conjunto de registros horarios dispersos en un sistema estructurado, consultable y escalable. Este sistema constituye el soporte central para el estudio del comportamiento del tránsito y de las emisiones en el entorno del MINVU, y al mismo tiempo habilita la extensión futura del monitoreo a otros puntos de la ciudad sin necesidad de modificar la lógica de análisis.

En primer lugar, la propia organización de la información en un modelo tipo estrella aporta una ventaja clara respecto a trabajar con archivos planos o reportes independientes. La separación entre tablas de hechos, que almacenan las series horarias de conteo vehicular y de contaminantes, y tablas de dimensión, en particular DimDate, y las columnas derivadas de hora y día de la semana, simplifica tanto la construcción de consultas como la incorporación de nuevos filtros o vistas. Esta arquitectura permite que, a partir de un esquema relativamente simple, se puedan formular preguntas complejas sobre el comportamiento del sistema (por ejemplo, “¿cómo varía el flujo promedio horario de bicicletas los sábados respecto a los días laborales?”) sin necesidad de reprocesar manualmente los datos de origen. La herramienta se vuelve así un intermediario robusto entre las mediciones crudas y el análisis ingenieril, reduciendo la probabilidad de errores de manejo de datos y mejorando la trazabilidad de los resultados.

La primera página del panel, centrada en el resumen diario del monitoreo vehicular y de emisiones, ilustra bien esta fortaleza. A nivel operativo, las tarjetas que muestran el total de vehículos, el flujo horario máximo, el total de bicicletas y los promedios de PM2,5 y NO₂ sintetizan, en un solo vistazo, la magnitud del fenómeno observado. Estas métricas se actualizan dinámicamente de acuerdo con el rango de fechas seleccionado, lo que permite comparar periodos específicos, por ejemplo, semanas distintas dentro del mismo mes, sin recalculas manualmente indicadores. El gráfico de series temporales, que integra autos, motos, camiones y bicicletas, aprovecha el vínculo con DimDate y con las columnas de fecha para representar de forma coherente la evolución de los registros diarios. La posibilidad de filtrar por rango temporal, e incluso por hora, hace que la herramienta sea adecuada tanto para obtener una visión global del período monitoreado como para focalizarse en intervalos

específicos de interés (por ejemplo, días con eventos atípicos o episodios particulares de mayor tráfico).

La segunda página, orientada al perfil horario de conteo vehicular, evidencia otra dimensión relevante de la herramienta: su capacidad para condensar patrones complejos mediante medidas derivadas. Las tarjetas que reportan la hora de mayor flujo promedio por tipo de vehículo (autos, camiones, motos y bicicletas), así como el valor asociado a dicho flujo, son el resultado de medidas DAX que combinan columnas horarias, promedios y filtros de día de la semana. Desde el punto de vista metodológico, esto muestra cómo el panel no se limita a “mostrar lo que viene de FlowCarbon”, sino que construye información nueva a partir de los datos originales, agregando valor analítico. El hecho de poder seleccionar un día de la semana y observar cómo se desplazan las horas peak para cada categoría de vehículo permite caracterizar de manera inmediata patrones de movilidad asociados a jornadas laborales, fines de semana u otros regímenes de operación, sin necesidad de ejecutar scripts externos o procesamiento adicionales.

Asimismo, el gráfico de perfil horario aprovecha la agregación por hora para reducir la variabilidad puntual y resaltar tendencias estables. Esta representación de “día típico” responde a una necesidad frecuente en estudios de tránsito: contar con una caracterización robusta del comportamiento promedio que no dependa de un único día observado. El panel permite, mediante los filtros, ajustar qué conjunto de días se utiliza para el promedio (por ejemplo, solo días laborales, solo sábados, o un conjunto personalizado), lo que otorga flexibilidad a la herramienta y la hace reutilizable en contextos distintos sin modificar la estructura del modelo.

La tercera página, dedicada al perfil horario de emisiones atmosféricas, pone de relieve el valor de integrar en una misma base de datos dominios tradicionalmente analizados por separado: tránsito y calidad del aire. La disponibilidad de medidas para la hora y valor de peak promedio de NO₂ y PM_{2,5}, junto con sus respectivos máximos en el período filtrado, permite evaluar, de forma inmediata, la intensidad de los episodios de contaminación y su posible coincidencia con horarios de mayor actividad. El gráfico que presenta las concentraciones promedio por hora, combinado con los filtros de fecha y día de la semana, facilita la identificación de ciclos diarios y su contraste con el comportamiento vehicular descrito en las páginas anteriores. Aunque la interpretación detallada de estas relaciones se reserva para capítulos posteriores, desde el punto de vista de la herramienta el resultado es un panel que permite al usuario formular hipótesis, detectar patrones y plantear comparaciones de forma interactiva y sin necesidad de recurrir a análisis externos.

En términos de ventajas comparativas, la experiencia de trabajo con el panel demuestra que el uso de una base de datos estructurada y de una herramienta de visualización como Power BI resulta claramente superior al análisis manual o semi-manual a partir de planillas independientes. La posibilidad de reutilizar las mismas medidas y relaciones para construir nuevas vistas, sin modificar el origen de los datos, facilita la iteración sobre las preguntas de investigación y habilita la incorporación de indicadores adicionales (por ejemplo, correlaciones, índices de cumplimiento de normas ambientales o métricas de exposición acumulada) con un esfuerzo incremental reducido. Además, el modelo es naturalmente escalable: la incorporación de nuevos puntos de monitoreo, o de periodos de tiempo más extensos, se puede realizar sin alterar la lógica central del esquema estrella, manteniendo la compatibilidad con las vistas existentes.

Finalmente, desde la perspectiva de la memoria como proyecto de ingeniería, el sistema de base de datos y dashboard desarrollado no solo cumple el rol de soporte para los análisis posteriores, sino que representa un resultado tecnológico en sí mismo. La herramienta permite a un usuario no experto en

programación explorar el comportamiento del punto de monitoreo, formular hipótesis sobre la relación entre tránsito y emisiones, y detectar patrones relevantes para la gestión urbana o para futuros estudios. De esta manera, se cumple el objetivo de contar con una plataforma integrada de análisis, sobre la cual en el capítulo siguiente se desarrollará la metodología de determinación de flujo vehicular a partir de los datos recopilados, utilizando esta misma base como insumo principal.

5 Capítulo 5: Determinación del flujo vehicular

En este capítulo se aborda el procesamiento analítico de los registros consolidados en la base de datos, con el objetivo de transitar desde el dato discreto hacia una caracterización matemática continua del comportamiento vehicular. Más allá del cálculo tradicional de promedios, esta sección evalúa la eficacia de distintos modelos de aproximación funcional, específicamente ajustes polinómicos y modelos de superposición gaussiana (Bimodal y Trimodal), para describir la fenología del flujo diario.

El análisis se centra en determinar qué metodología ofrece el mejor equilibrio entre la fidelidad descriptiva de los perfiles horarios (capacidad para replicar peaks de saturación matinal, mediodía y tarde) y la conservación de la masa vehicular total. Esta validación es crítica para establecer el Flujo Promedio Diario Equivalente, un parámetro depurado que servirá como insumo fundamental para el cálculo de factores de emisión en las etapas posteriores del proyecto.

5.1 Metodología para determinar flujo vehicular

Para la determinación del flujo vehicular se desarrolló una metodología compuesta por dos etapas principales. La primera consiste en el análisis y procesamiento de la base de datos de flujos vehiculares obtenida a partir de los sistemas de monitoreo implementados. La segunda etapa corresponde al cálculo propiamente tal del flujo vehicular, el cual se realiza mediante distintas metodologías de estimación.

5.1.1 Metodología del estudio del flujo vehicular

A partir de la base de datos desarrollada en el Capítulo 4, se estudiaron y caracterizaron las curvas de flujo vehicular mediante el análisis de perfiles horarios promedio, con el objetivo de identificar patrones temporales representativos del comportamiento del tránsito. Para ello, los datos fueron segmentados considerando distintas escalas temporales, permitiendo distinguir entre comportamientos típicos asociados a días hábiles, fines de semana y al período completo de estudio.

En particular, se analizaron los siguientes casos:

- Perfil horario promedio del conteo vehicular en días hábiles.
- Perfil horario promedio del conteo vehicular durante fines de semana.
- Perfil horario promedio general del conteo vehicular.

Esta segmentación permitió reducir la variabilidad diaria y resaltar patrones estructurales del flujo, tales como la presencia de máximos horarios, asimetrías temporales y diferencias según el modo de transporte, los cuales sirven de base para la posterior determinación del flujo vehicular mediante distintos enfoques de cálculo.

5.1.2 Cálculo de flujo vehicular mediante media aritmética

El método tradicional de cálculo de flujo vehicular se basa en la fórmula general:

$$\bar{q} = \frac{N_{tot}}{\Delta T}$$

Donde:

- N_{tot} : Corresponde al número total de vehículos registrados durante el período de monitoreo.
- ΔT : Corresponde al número de horas efectivamente monitoreadas.

Este enfoque proporciona un flujo promedio global para todo el periodo de estudio, sin distinción de la variabilidad horaria o los picos de tráfico. En Power BI, este valor se calcula sumando el conteo de vehículos por cada tipo (autos, camiones, motos,) y dividiéndolo entre el número total de horas registradas, lo que proporciona un flujo promedio por hora, que puede ser analizado según distintos rangos de tiempo.

5.1.3 Cálculo de flujo vehicular mediante aproximación funcional o ajuste polinómico

Este enfoque se centra en ajustar una función polinómica de tercer grado a los datos horarios promedio de cada categoría vehicular, esto se puede ver en la *Tabla 20 Anexo 5*. Este método, comúnmente utilizado por las herramientas automáticas de hojas de cálculo (como Excel), busca generar una estimación continua del flujo $f(t)$ en función de la hora del día.

La fórmula general para el ajuste polinómico es:

$$f(t) = at^3 + bt^2 + ct + d$$

Donde:

- t : Representa la hora del día $[0; 23]$.
- $f(t)$: Corresponde al flujo estimado para dicha hora.

El flujo diario estimado por este método se obtuvo integrando la función en el intervalo $[0; 23]$:

$$Q = \int_0^{23} f(t)dt$$

Posteriormente, el flujo promedio equivalente se calculó mediante:

$$\bar{q} = \frac{Q}{24}$$

Este enfoque permitió generar una estimación suavizada del flujo y obtener una curva continua que representa la evolución del tránsito a lo largo del día.

5.1.4 Cálculo de flujo vehicular mediante ajuste Gaussiano

Con el objetivo de caracterizar fielmente la dinámica operativa del tránsito y superar las limitaciones geométricas de los ajustes polinómicos tradicionales, se implementó un modelo matemático basado en la superposición de funciones gaussianas.

El análisis preliminar de los datos evidenció que el flujo vehicular urbano presenta un comportamiento marcadamente multimodal, caracterizado por dos eventos de máxima demanda (horas punta AM y PM) sobre un flujo de operación basal. Para representar este fenómeno físico, se definió la función de flujo continuo $f(t)$ como la suma de una componente constante y dos componentes transitorias de distribución normal:

$$f(t) = Q_{base} + \sum A_i * e^{\frac{-(t-\mu_i)^2}{2\sigma_i^2}}$$

Donde:

- t : Variable temporal continua en el intervalo $[0; 24]$ horas.
- Q_{base} : Flujo vehicular basal o de operación continua $\left[\frac{veh}{h}\right]$, que representa la carga mínima constante del sistema.
- A_i : Corresponde a amplitud o intensidad máxima del peak de congestión i (AM, PM o valle) sobre el flujo base $\left[\frac{veh}{h}\right]$.
- μ_i : Ubicación temporal (centroide) de la hora punta i [hora del día].
- σ_i : Desviación estándar del evento i [horas], la cual modela la dispersión temporal o duración del periodo de congestión.

Los parámetros del modelo ($Q_{base}, A_i, \mu_i, \sigma_i$) se determinaron mediante un algoritmo computacional implementado en lenguaje Python (biblioteca SciPy). Se utilizó el método de optimización no lineal de mínimos cuadrados para ajustar la función a los datos tabulados, minimizando iterativamente el error cuadrático medio entre la curva teórica y el perfil promedio observado en terreno. Finalmente, para obtener el Flujo Promedio Diario Equivalente según este método, se procedió a la integración analítica de la función $f(t)$ a lo largo del ciclo diario. Aprovechando las propiedades de la integral gaussiana, el volumen total y el flujo promedio se calculan como:

$$\bar{q} = \frac{1}{24} \int_0^{24} f(t) dt \approx Q_{base} + \frac{\sqrt{2\pi}}{24} \left(\sum A_i \sigma_i \right)$$

El desarrollo matemático detallado de esta integración, así como el código fuente utilizado para la estimación de parámetros, se presentan en el Anexo 6.

5.2 Estudio de flujo vehicular

5.2.1 Perfil horario conteo vehicular por día “hábil”

Con el fin de caracterizar el comportamiento típico del flujo vehicular durante un día hábil, se construyó el perfil horario promedio del conteo vehicular a partir de los registros correspondientes a días laborales. Este análisis permite identificar patrones temporales recurrentes asociados a los horarios de mayor demanda, así como diferencias en el comportamiento entre el flujo vehicular total y el uso de la bicicleta como modo de transporte.

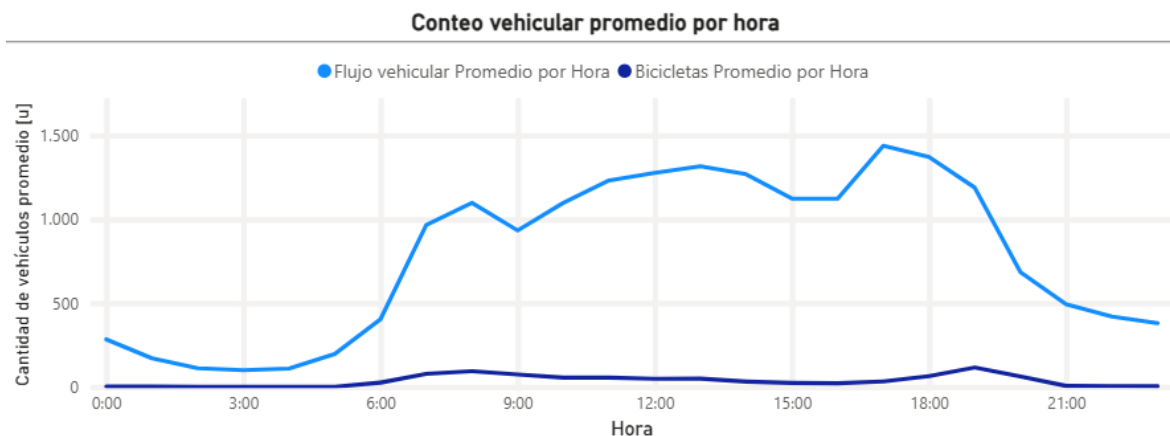


Imagen 18: Flujo vehicular promedio por hora día hábil.

A partir del gráfico se observa que el flujo vehicular promedio en días hábiles presenta un comportamiento claramente multimodal, con la aparición de dos máximos principales y un incremento sostenido de la demanda durante gran parte de la jornada.

El primer aumento significativo del flujo ocurre durante la mañana, con un máximo localizado aproximadamente entre las 07:00 y 09:00 h, asociado al desplazamiento laboral y académico. Posteriormente, el flujo se mantiene en niveles elevados durante el período central del día, reflejando una alta actividad vehicular continua, sin un descenso marcado entre los picos.

El segundo máximo se presenta durante la tarde, alcanzando su valor más alto alrededor de las 17:00–18:00 h, lo que coincide con el horario de retorno laboral. Tras este peak vespertino, el flujo vehicular disminuye de manera progresiva hacia las horas nocturnas.

En contraste, el perfil horario de bicicletas muestra un comportamiento bimodal más marcado, con valores significativamente menores durante la madrugada y aumentos concentrados principalmente en los horarios de la mañana y la tarde. Este patrón sugiere que el uso de la bicicleta se encuentra más directamente vinculado a viajes con propósito específico, como desplazamientos laborales o académicos, en comparación con el flujo vehicular total.

En conjunto, el perfil horario promedio de días hábiles evidencia una estructura temporal estable, dominada por peaks bien definidos y una alta demanda sostenida durante gran parte del día, lo que resulta fundamental para la posterior determinación del flujo vehicular mediante los distintos métodos de cálculo analizados en este capítulo.

5.2.2 Perfil horario conteo vehicular fin de semana

Con el objetivo de analizar las diferencias en el comportamiento del flujo vehicular respecto a los días laborales, se construyó el perfil horario promedio del conteo vehicular correspondiente a fines de semana. Este análisis permite identificar cambios en la intensidad del tráfico, en la distribución horaria de los desplazamientos y en el uso de la bicicleta como modo alternativo de transporte.

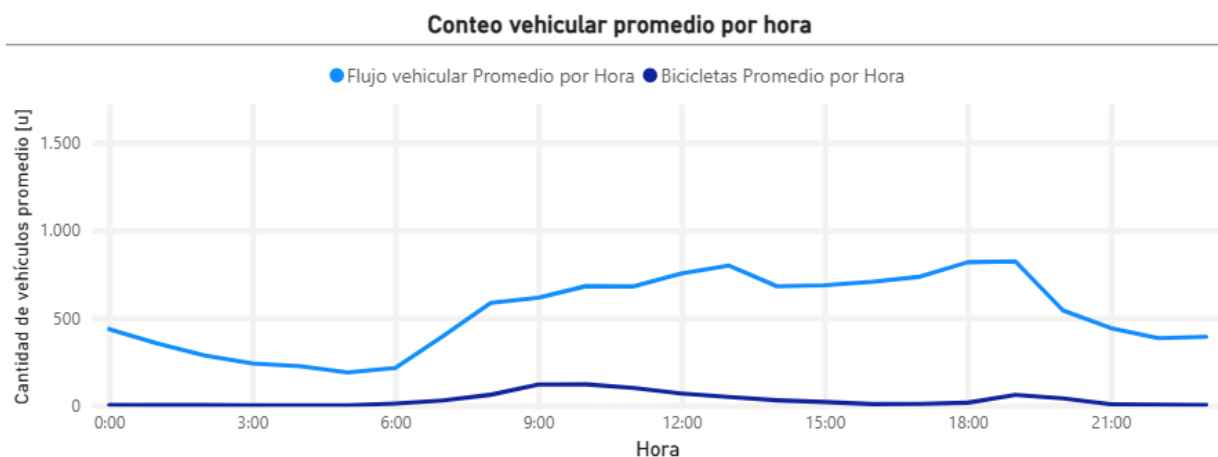


Imagen 19: Flujo vehicular promedio por hora fin de semana.

A partir del gráfico se observa que el perfil horario del flujo vehicular durante fines de semana presenta un comportamiento bimodal, aunque con características distintas a las observadas en días hábiles. En particular, se identifica un primer peak principal durante la media mañana, seguido de un período de alta demanda relativamente sostenida, que puede interpretarse como un “taco” o meseta de flujo elevado, y posteriormente un segundo peak de menor magnitud durante la tarde.

Durante las primeras horas del día, el flujo vehicular se mantiene en niveles bajos, aumentando de manera progresiva a partir de la mañana. Este incremento conduce a un primer máximo que se extiende aproximadamente entre las horas de media mañana y cercanas al mediodía, donde el flujo vehicular alcanza valores elevados y relativamente constantes durante varias horas consecutivas. Este comportamiento sugiere una concentración de desplazamientos asociados a actividades recreativas, comerciales o personales, más que a viajes obligatorios de inicio de jornada laboral.

Posteriormente, el flujo presenta una leve disminución y da paso a un segundo peak vespertino, de menor intensidad que el primero, el cual se concentra durante la tarde. Este segundo máximo puede asociarse a desplazamientos de retorno o actividades sociales propias del fin de semana. A diferencia del día hábil, este peak es menos pronunciado y más suavizado, reflejando una menor presión temporal sobre la red vial.

En horas nocturnas, el flujo vehicular desciende de forma gradual, sin variaciones abruptas, evidenciando un patrón de movilidad más flexible y distribuido en el tiempo.

En cuanto al conteo de bicicletas, se observa un aumento concentrado principalmente durante el período diurno, con valores máximos cercanos al intervalo de mayor actividad vehicular. Este comportamiento refuerza la hipótesis de un uso recreativo o no obligatorio de la bicicleta durante fines de semana, coherente con el carácter bimodal suavizado del flujo vehicular general.

En conjunto, el perfil horario de fines de semana se caracteriza por una bimodalidad atenuada, con un peak dominante en la media mañana y un segundo peak vespertino de menor magnitud, así como por la presencia de un período prolongado de flujo elevado durante el día, lo que resulta relevante para la posterior estimación y comparación de los flujos vehiculares promedio mediante los distintos métodos de cálculo.

5.2.3 Perfil horario flujo vehicular general

Con el objetivo de caracterizar el comportamiento promedio global del flujo vehicular en el punto de estudio, se construyó el perfil horario general considerando la totalidad de los registros disponibles, sin distinguir entre días hábiles y fines de semana. Este enfoque permite identificar las tendencias dominantes del sistema de movilidad y evaluar cómo la superposición de distintos patrones diarios influye en la forma final de la curva promedio.

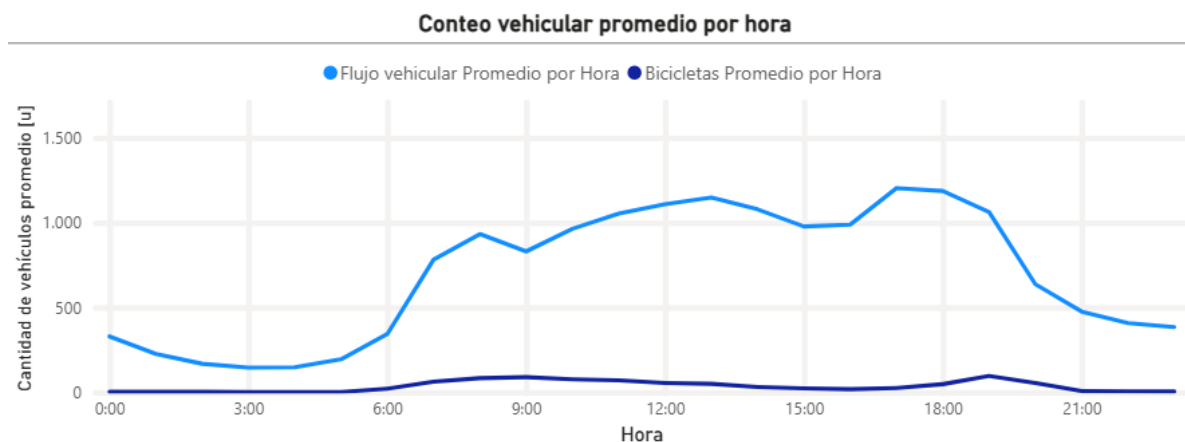


Imagen 20: Conteo vehicular promedio por hora general.

Del análisis del gráfico se observa que el perfil horario general presenta un comportamiento claramente multimodal, resultado directo de la agregación de días con dinámicas de movilidad distintas. En particular, se identifican múltiples máximos locales a lo largo del día, los cuales reflejan la combinación de los patrones típicos de los días hábiles, dominantes en número dentro del período analizado, junto con los perfiles más suavizados propios de los fines de semana.

Durante las primeras horas del día, el flujo vehicular se mantiene en niveles relativamente bajos, aumentando de manera progresiva a partir de las primeras horas de la mañana. Posteriormente, se observa un primer peak matinal, asociado principalmente a los desplazamientos laborales y académicos característicos de los días hábiles. A continuación, el flujo se mantiene en valores elevados durante la media mañana y cercanos al mediodía, configurando una zona de alta demanda sostenida.

En horas de la tarde se identifican uno o máximos adicionales, destacando un peak vespertino de mayor magnitud, el cual puede asociarse al retorno de actividades laborales y académicas, así como a desplazamientos complementarios. La presencia de este peak, junto con el matinal, explica la naturaleza multimodal del perfil general y evidencia la fuerte influencia de los días hábiles en la forma de la curva promedio.

En el caso del conteo de bicicletas, el perfil presenta un comportamiento más suavizado, con valores bajos durante la noche y un aumento concentrado en el período diurno, alcanzando su máximo en horas cercanas a la tarde. Este patrón es consistente con un uso predominantemente diurno de la bicicleta y refuerza la diferencia de comportamiento entre los distintos modos de transporte.

En conjunto, el perfil horario del conteo vehicular general sintetiza las dinámicas observadas en los análisis previos, mostrando una curva multimodal dominada por los patrones de días hábiles, lo cual resulta fundamental para la posterior aplicación de métodos de estimación del flujo vehicular

promedio, particularmente aquellos basados en ajustes polinómicos y aproximaciones continuas del perfil horario.

5.2.4 Características del flujo

A partir del análisis de los distintos perfiles horarios de conteo vehicular desarrollados en las secciones anteriores, fue posible caracterizar de manera integral el comportamiento temporal del flujo vehicular en el punto de monitoreo estudiado. En una primera aproximación, y de acuerdo con lo que se reporta comúnmente en la literatura y en estudios de tráfico urbano, se esperaba identificar un comportamiento predominantemente bimodal, asociado a los períodos punta de la mañana y de la tarde.

Este patrón bimodal se observa de forma clara en el perfil correspondiente a los fines de semana, donde el flujo vehicular presenta un peak principal concentrado en horas de la media mañana y un segundo peak de menor magnitud durante la tarde, reflejando desplazamientos mayoritariamente recreativos y una menor rigidez horaria en los viajes.

Sin embargo, el análisis de los días hábiles y, especialmente, del perfil horario general, evidencia un comportamiento más complejo. En estos casos, el flujo vehicular no se limita a dos máximos bien definidos, sino que presenta múltiples peaks locales y zonas de alta demanda sostenida, configurando un perfil de carácter multimodal, e incluso trimodal en ciertos intervalos horarios. Este comportamiento se explica por la superposición de distintos tipos de desplazamientos, laborales, académicos, comerciales y de servicios, que se distribuyen a lo largo del día de manera no uniforme.

Cabe destacar que estas características están fuertemente condicionadas por la localización del punto de instalación del sistema de monitoreo, el cual se encuentra inserto en un entorno urbano con alta diversidad de usos y una demanda vehicular distribuida en varias franjas horarias. En consecuencia, el perfil horario promedio no responde a un esquema simple de dos períodos punta claramente definidos, sino que refleja una dinámica más compleja y representativa del funcionamiento real del sistema vial en el sector estudiado.

En función de lo anterior, y con el objetivo de representar adecuadamente la forma observada de las curvas de conteo vehicular promedio, se concluye que un modelo bimodal resulta insuficiente para capturar la estructura del flujo en el período analizado. Por esta razón, para el cálculo y modelación del flujo vehicular se optó por incorporar un modelo basado en la superposición de tres funciones gaussianas, el cual permite representar de manera más precisa los múltiples peaks identificados en los perfiles horarios y ajustar el modelo a las características específicas del punto de estudio.

Esta decisión metodológica constituye la base para el desarrollo del análisis presentado en la sección siguiente, donde se aborda la estimación del flujo vehicular a partir de modelos continuos ajustados a los datos observados.

5.3 Cálculo de flujo vehicular

A continuación se muestran los cálculos de flujo vehicular según las metodologías mencionadas en el comienzo de este capítulo.

5.3.1 Flujo vehicular mediante media aritmética

A partir de la metodología mencionada en el capítulo 5.1.2, se obtuvo el siguiente resultado de flujo vehicular:

$$\bar{q}_1 = 698,31 \left[\frac{veh}{h} \right]$$

5.3.2 Flujo vehicular mediante ajuste polinómico

A partir de la metodología mencionada en el capítulo 5.1.3, se obtuvieron los siguientes resultados:

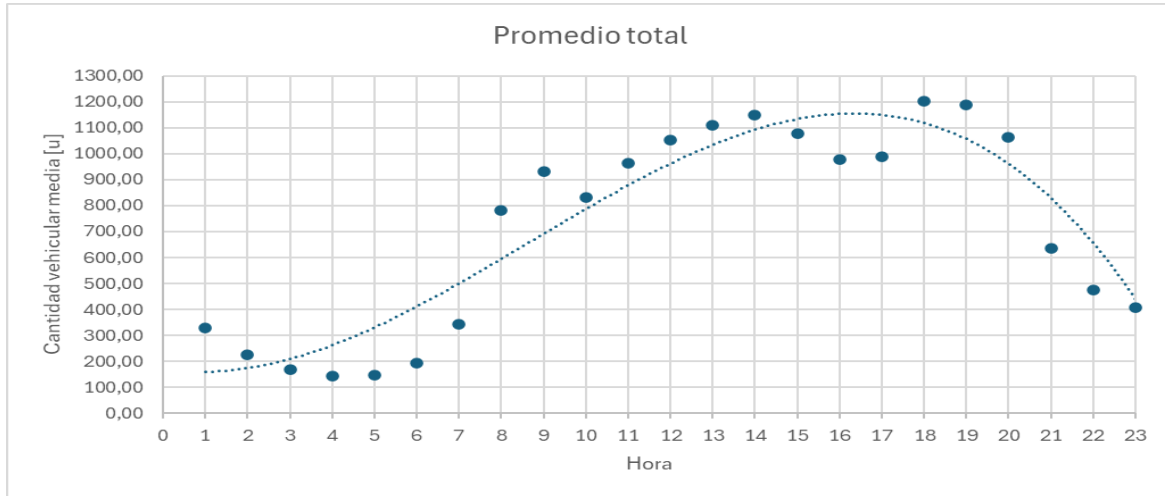


Imagen 21: Gráfico ajuste polinómico general.

Del gráfico anterior se desprende la ecuación de línea de tendencia:

$$f(t) = -0,54t^3 + 14,11t^2 - 25,81t + 172,66$$

Finalmente integrando la ecuación anterior y dividiendo por las horas del día, se tiene:

$$\bar{q}_2 = 686,89 \left[\frac{veh}{h} \right]$$

5.3.3 Flujo vehicular mediante ajuste gaussiano

A partir de la metodología mencionada en el capítulo 5.1.4, se obtienen los siguientes resultados:

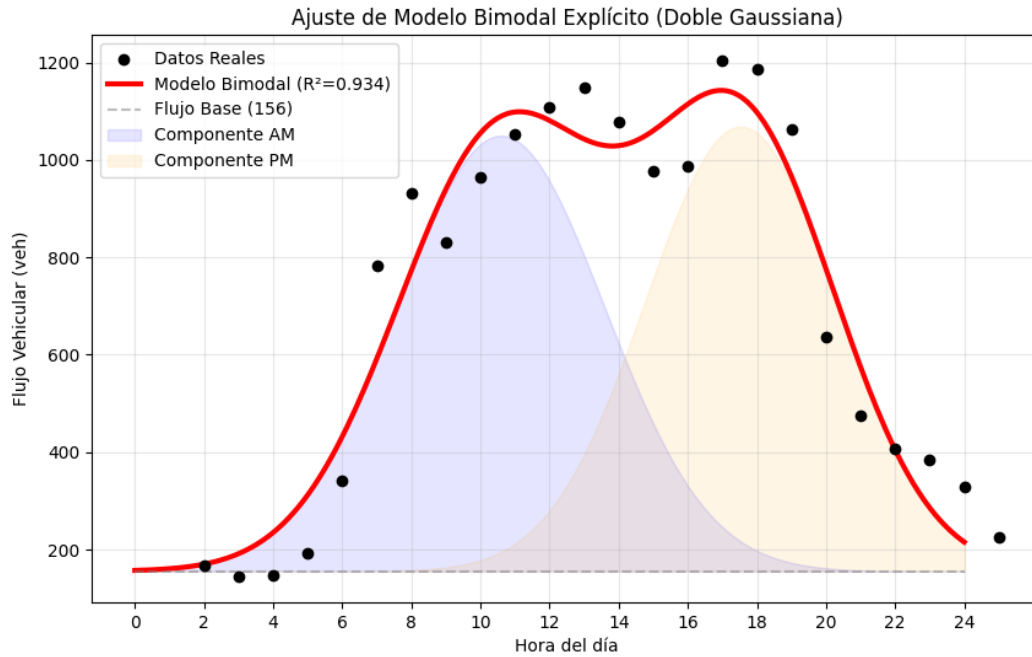


Imagen 22: Ajuste de modelo doble Gaussiana.

Obteniendo un flujo vehicular de:

$$\bar{q}_3 = 699,50 \left[\frac{veh}{h} \right]$$

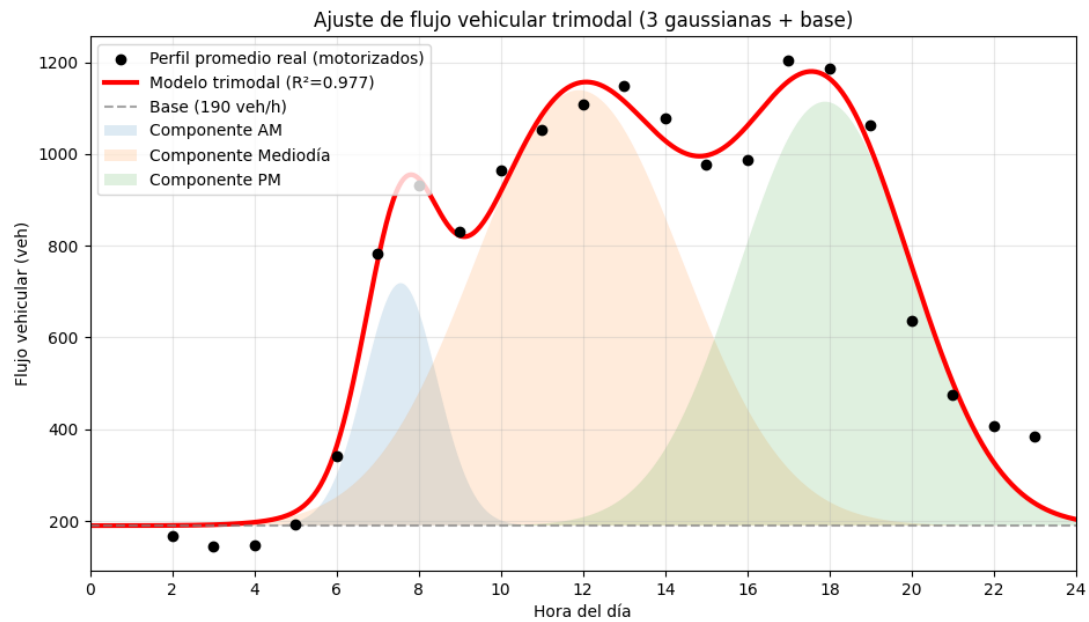


Imagen 23: Ajuste de modelo triple Gaussiana.

Obteniendo un flujo vehicular de:

$$\bar{q}_4 = 691,73 \left[\frac{veh}{h} \right]$$

5.4 Análisis y conclusiones del cálculo de flujo vehicular

El cálculo del flujo vehicular constituye una etapa clave en la caracterización del comportamiento del tránsito en el punto de monitoreo, ya que permite sintetizar, en un valor representativo, la información contenida en perfiles horarios con marcada variabilidad temporal. En este contexto, se evaluaron distintos métodos de estimación con el objetivo de comparar su capacidad para representar el flujo promedio diario y analizar sus alcances y limitaciones.

Tabla 9: Resumen de valores y errores relativos.

Método	Valor [veh/h]	Error relativo
Media aritmética	698,31	N/A
Ajuste polinómico	686,89	1,64%
Ajuste doble Gaussiana	699,50	0,17%
Ajuste triple Gaussiana	691,73	0,89%

En primer lugar, el método basado en la media aritmética del conteo vehicular horario se presenta como una aproximación directa y de fácil interpretación, al calcular el flujo promedio a partir del total de vehículos registrados dividido por el período de estudio. Este enfoque tiene la ventaja de no introducir supuestos adicionales sobre la forma de la curva y de ser completamente trazable a los datos originales. Sin embargo, su principal limitación radica en que no captura explícitamente la estructura temporal del flujo, ni las variaciones asociadas a períodos punta, transiciones horarias o fenómenos de congestión. En este sentido, la media aritmética actúa como un valor agregado global que resulta adecuado como referencia general, pero carece de capacidad descriptiva respecto del comportamiento dinámico del tránsito.

Por su parte, el ajuste polinómico de grado tres se implementó con la intención de modelar el perfil horario promedio mediante una función continua, suavizando las fluctuaciones estocásticas y capturando la tendencia global del flujo. La integración de dicha función en el dominio [0; 24] y su posterior normalización entregó un valor de flujo promedio ligeramente inferior al obtenido por media aritmética, con un error relativo del orden del 1,64%.

Si bien este resultado indica una aproximación global aceptable, el método presenta una limitación geométrica crítica al intentar describir la operación real de la vía. Como se aprecia en la *Imagen 15*, el perfil de tráfico empírico exhibe una morfología característica en forma de "M" (comportamiento bimodal o trimodal), con ascensos y descensos marcados en las puntas de mañana, mediodía y tarde.

Matemáticamente, un polinomio de tercer grado posee, a lo sumo, un punto de inflexión, lo que lo hace incapaz de reproducir la secuencia de múltiples máximos y mínimos que requiere esta forma de "M". Al forzar el ajuste, la curva tiende a "recortar" los peaks de demanda o a rellenar los valles, suavizando en exceso zonas donde el flujo presenta cambios abruptos. Esta rigidez estructural explica la subestimación del volumen total y justifica la necesidad de explorar modelos no lineales más flexibles (como el ajuste gaussiano) que se adapten mejor a la física del fenómeno.

Tras descartar el ajuste polinómico por sus limitaciones geométricas, se profundizó en la modelación mediante superposición de funciones gaussianas. Se evaluaron dos configuraciones: un modelo de

dos componentes (Bimodal) y uno de tres componentes (Trimodal), con el fin de discernir cuál enfoque ofrece el mejor equilibrio entre fidelidad descriptiva y precisión cuantitativa.

Como se aprecia en la *Imagen 17*, la implementación de un ajuste trimodal permitió detectar una dinámica operativa que había pasado inadvertida en los análisis preliminares: la existencia de un evento de saturación al mediodía. La curva roja de la *Imagen 17* muestra claramente tres campanas definidas, donde el componente central (centrado aprox. a las 12:00 hrs) exhibe una amplitud incluso superior al peak matutino. Desde el punto de vista fenomenológico, este modelo es superior, ya que describe con exactitud la "forma" del tráfico, revelando una fuerte actividad comercial/logística en horario valle.

Sin embargo, al calcular el flujo promedio equivalente derivado de esta curva, se obtuvo un valor de $692 \left[\frac{veh}{h} \right]$. Esta cifra representa una subestimación respecto a la media aritmética de referencia, con error de 0,89%. La causa de esta desviación se observa en los "valles" de la gráfica: para ajustarse nítidamente a los tres peaks, las campanas gaussianas se vuelven más estrechas ($\sigma <$), dejando espacios vacíos entre ellas que no logran cubrir la totalidad del volumen disperso real.

Por otro lado, el ajuste mediante el Modelo Bimodal, presentado en la *Imagen 16*, exhibe una morfología visualmente más simple. Al forzar al algoritmo a explicar el día con solo dos eventos (AM y PM), las curvas resultantes son más "anchas" y menos definidas en su cima. Aunque visualmente la curva de la *Imagen 16* parece ignorar el detalle del mediodía, esta simplificación juega a favor de la precisión cuantitativa. La mayor dispersión de las campanas permite "barrer" o cubrir el área bajo la curva de manera más efectiva, compensando la falta de un tercer peak con una base más sólida en las horas de transición.

El resultado numérico confirma esta hipótesis: el flujo promedio calculado con el modelo Bimodal fue de $699 \left[\frac{veh}{h} \right]$, un valor con un error relativo de 0,17%.

El análisis de las gráficas de las *Imagen 16* e *Imagen 17* y sus respectivas integrales permite concluir que existe un compromiso entre la descripción de la forma y la conservación del volumen:

1. El modelo de triple Gaussiana es la herramienta correcta para **describir el comportamiento**, ya que identifica los horarios críticos de gestión de tránsito.
2. El modelo de doble Gaussiana es la herramienta correcta para **dimensionar la carga total**, ya que conserva la masa vehicular del sistema con un error despreciable.

Dado que uno de los objetivos de esta memoria es la estimación precisa del Flujo Promedio Diario para el cálculo de inventario de emisiones, donde la cantidad total de vehículos es más crítica que la hora exacta en que pasaron, se selecciona el modelo de doble Gaussiana como el método definitivo para la obtención de los parámetros de entrada del modelo de emisiones.

5.5 Relación entre flujo vehicular y calidad de aire

A partir de los perfiles de flujo vehicular calculados en las secciones anteriores, se realizó un cruce de información con los registros de contaminantes (NO_2 y $PM_{2,5}$) para el mismo periodo de medición (Estos se encuentran en el Anexo 4). El objetivo es determinar estadísticamente si las variaciones horarias del tráfico explican el comportamiento de la calidad del aire en el punto de monitoreo.

A continuación, se presentan los resultados gráficos y estadísticos, diferenciando entre días laborales y fines de semana debido a la marcada diferencia en los patrones de movilidad.

Dado que este punto no entra de manera directa con los objetivos principales de la memoria, se profundizará en la metodología de la relación entre flujo vehicular y calidad de aire en el Anexo 7.

5.5.1 Análisis gráfico de dispersión

En las siguientes figuras se observa la dispersión de las concentraciones de contaminantes en función del flujo vehicular horario. La línea de tendencia representa el ajuste lineal para cada grupo de datos.

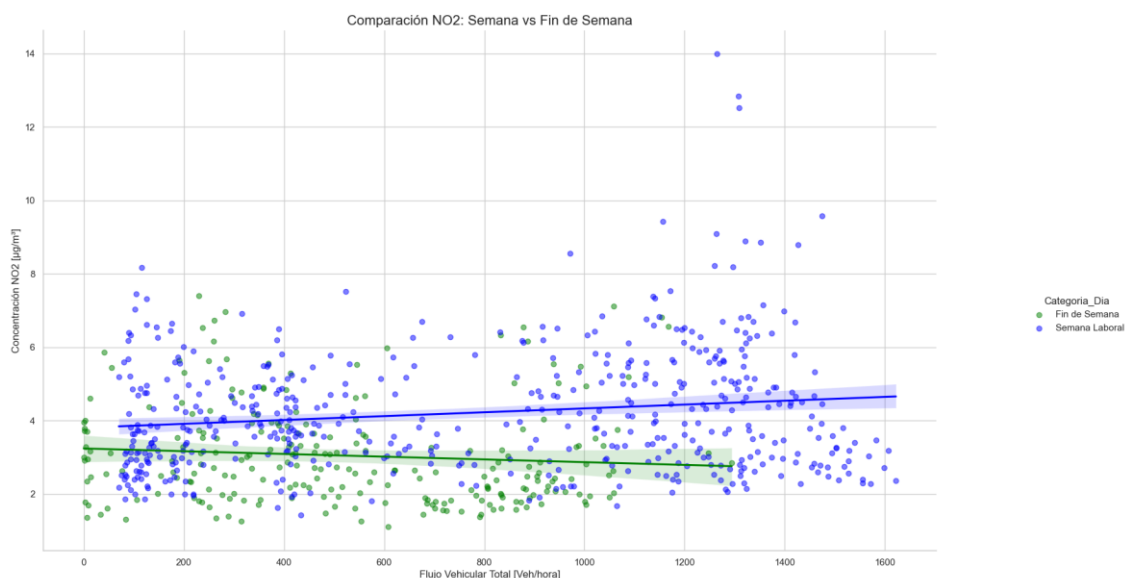


Imagen 24: Gráfico comparación NO2 v/s Flujo vehicular.

Se observa que durante la semana laboral (azul) existe una tendencia levemente positiva, mientras que el fin de semana (verde) la dispersión es alta y carece de una tendencia clara.

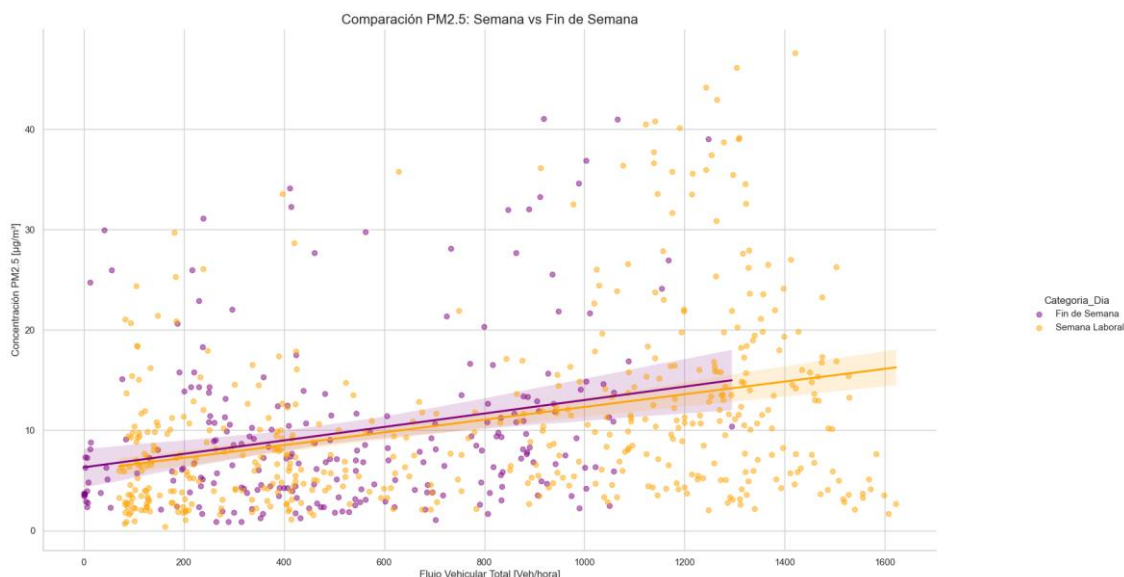


Imagen 25: Gráfico comparación PM_{2,5} v/s Flujo vehicular.

En este caso, ambas categorías (semana y fin de semana) muestran una pendiente positiva más pronunciada que en el caso del NO_2 , sugiriendo una relación más directa entre el volumen de vehículos y el material particulado.

5.5.2 Indicadores estadísticos y discusión

Para cuantificar las observaciones gráficas, se calcularon los coeficientes de correlación de Pearson (r) y determinación (R^2). Los resultados se resumen en la Tabla 10.

Tabla 10: Resumen de indicadores estadísticos.

Escenario	Contaminante	Pearson	R^2
Semana laboral	NO_2	0,1553	0,0241
	$PM_{2,5}$	0,3480	0,1211
Fin de semana	NO_2	-0,0876	0,0077
	$PM_{2,5}$	0,2567	0,0659

El análisis estadístico de la relación entre el flujo vehicular y la calidad del aire revela comportamientos diferenciados que se alinean con la literatura especializada sobre contaminación urbana y la validación de sensores de bajo costo realizada en paralelo a este trabajo¹⁹.

La correlación positiva observada durante la semana laboral es consistente con la naturaleza física de este contaminante en entornos urbanos. El tráfico contribuye al $PM_{2,5}$ no solo mediante las emisiones directas por combustión del escape, sino significativamente a través de las "emisiones no exhaustivas" (desgaste de frenos, neumáticos y resuspensión de polvo vial), tal como se documenta en estudios de atribución de fuentes²⁰. Sin embargo, el coeficiente de determinación moderado evidencia que el flujo vehicular instantáneo explica solo una fracción de la variabilidad.

El hallazgo más notable es la correlación nula o levemente negativa observada entre el flujo vehicular y las concentraciones de dióxido de nitrógeno durante los fines de semana. Este comportamiento,

ampliamente documentado en la literatura en el contexto del denominado Weekend Effect²¹, se asocia principalmente a la formación de ozono troposférico; sin embargo, al modificar el equilibrio químico entre NO , NO_2 y O_3 , dicho fenómeno también atenúa la disminución esperada de NO_2 frente a una reducción del flujo vehicular, sin implicar necesariamente un aumento de sus concentraciones. Si bien el flujo vehicular, principal fuente de emisiones de óxidos de nitrógeno, disminuye de forma significativa durante el fin de semana, las concentraciones de NO_2 pueden mantenerse relativamente constantes debido a procesos de química atmosférica fotoquímica. En particular, una menor emisión de monóxido de nitrógeno reduce el fenómeno de consumo o titulación del ozono troposférico. Como consecuencia, una mayor disponibilidad de ozono favorece la oxidación del NO presente en la atmósfera, contribuyendo a la formación secundaria de NO_2 y explicando la ausencia de una disminución proporcional de sus concentraciones medidas, pese a la reducción del tránsito vehicular.

Los bajos valores globales del coeficiente de determinación confirman que la contaminación atmosférica urbana constituye un sistema multivariable complejo, en el cual el flujo vehicular no debe interpretarse como un predictor lineal único de la calidad del aire instantánea medida mediante sensores in situ [Donoso, 2025]. No obstante, la herramienta desarrollada en esta memoria cumple un rol fundamental al desacoplar la variable de emisión del resto de los procesos atmosféricos. Al proporcionar datos de flujo vehicular real con alta resolución temporal, se reduce la incertidumbre asociada al uso de perfiles estáticos, permitiendo que futuros estudios utilicen esta información como un insumo dinámico para modelar con mayor precisión la interacción entre fuentes móviles, meteorología y calidad del aire.

6 Capítulo 6: Conclusiones

6.1 Conclusiones generales

El desarrollo de esta memoria permitió diseñar, implementar y validar una metodología integral para la medición y caracterización del flujo vehicular mediante tecnologías de visión artificial, aplicada en nodos estratégicos de la Región Metropolitana de Santiago. El trabajo logró abordar la problemática de la movilidad urbana desde una perspectiva multidisciplinaria, integrando exitosamente la selección de hardware, la validación experimental en terreno, la ingeniería de datos y la modelación matemática avanzada.

En primer lugar, los resultados obtenidos confirman la viabilidad técnica y operativa de los sistemas de visión computacional como herramienta de reemplazo y complemento a los aforos tradicionales. El estudio demostró que, si bien los algoritmos de detección son robustos, la precisión del dato final depende críticamente de las condiciones de implementación física, específicamente la definición de la Región de Interés (ROI) y el ángulo de incidencia. Se concluye que es factible alcanzar niveles de correlación superiores al 90% respecto al conteo manual, siempre que se establezcan protocolos rigurosos de instalación que minimicen los fenómenos de oclusión y sombras dinámicas, validando así la tecnología para su despliegue en entornos urbanos no controlados.

Asimismo, la investigación destacó la importancia de trascender la mera recolección de datos hacia una gestión inteligente de la información. La implementación de una base de datos estructurada y un dashboard analítico permitió transformar registros brutos masivos en inteligencia de tránsito, revelando patrones temporales que los métodos de aforo estático (puntuales) no logran capturar. Esta capacidad de monitoreo continuo se establece como un pilar fundamental para la transición hacia modelos de Smart Cities, donde la toma de decisiones requiere trazabilidad y alta resolución temporal.

Desde la perspectiva de la modelación matemática, el hallazgo más relevante fue la demostración de que el flujo vehicular en el punto de estudio posee una naturaleza intrínsecamente multimodal y no lineal. El análisis comparativo evidenció que las aproximaciones tradicionales (Media Aritmética y Polinomios de bajo grado) simplifican en exceso la realidad física, subestimando la carga en horas punta y distorsionando la estimación de volumen total. En contraste, la propuesta metodológica basada en la superposición de funciones gaussianas (Modelo Bimodal) probó ser superior tanto en la descripción fenomenológica de la congestión como en la conservación de la masa vehicular. Este enfoque aporta una herramienta de cálculo más rigurosa para alimentar inventarios de emisiones, permitiendo distinguir entre flujos basales y eventos de saturación.

Finalmente, este trabajo cumple con el objetivo general propuesto al entregar no solo un diagnóstico tecnológico, sino una metodología replicable y escalable. El sistema desarrollado sienta las bases para futuras aplicaciones en gestión de calidad del aire y planificación urbana, demostrando que la integración de visión artificial y modelación matemática constituye el camino óptimo para objetivar el estudio de la movilidad en las ciudades modernas.

6.2 Conclusiones específicas

Los resultados experimentales de esta memoria validan empíricamente los supuestos teóricos revisados en el Estado del Arte (Capítulo 1), confirmando que la visión artificial basada en aprendizaje profundo es una solución robusta para el monitoreo ITS, siempre y cuando se controlen rigurosamente las variables de implementación física.

En este contexto, las conclusiones específicas se estructuran en tres ejes que contrastan lo reportado en la literatura con el comportamiento observado en terreno:

1. **Validación tecnológica:** El desempeño del sistema de captura en condiciones reales.
2. **Gestión de datos:** El procesamiento analítico de grandes volúmenes de información.
3. **Caracterización del flujo:** La evaluación matemática y comparativa de los métodos de estimación.

Respecto al primer eje (Validación tecnológica), se determinó que la ubicación y configuración de la cámara juegan un rol más crítico que la resolución nativa del sensor. Las pruebas experimentales demostraron que, bajo condiciones controladas de iluminación y con una Región de Interés (ROI) correctamente delimitada para evitar falsos positivos por sombras, el sistema de visión artificial alcanza una correlación superior al 90% respecto al aforo manual estándar. Sin embargo, se identificó una degradación de la precisión en escenarios de alta oclusión (vehículos pesados ocultando vehículos ligeros) y en condiciones de baja luminosidad, estableciendo que la fiabilidad del dato automático depende directamente de la altura de montaje y el ángulo de incidencia cenital.

En cuanto al procesamiento y gestión de la información, el desarrollo de un dashboard analítico permitió sistematizar un volumen masivo de registros que hubiese sido inmanejable mediante planillas de cálculo tradicionales. La estructuración de la base de datos no solo facilitó la trazabilidad, sino que permitió visualizar la naturaleza estocástica del flujo minuto a minuto. Esta herramienta confirmó que los perfiles de carga vehicular presentan una alta variabilidad intra-horaria, validando la necesidad de utilizar métodos de integración continua en lugar de promedios simples para estudios de impacto ambiental.

Finalmente, en lo referente a la caracterización matemática del flujo, el análisis comparativo cuantificó las limitaciones de los métodos tradicionales frente a los modelos de superposición gaussiana. Al utilizar la Media Aritmética como valor de referencia ($698 \left[\frac{veh}{h} \right]$), se observó que el Ajuste Polinómico de tercer grado subestima la carga vehicular, entregando un promedio de $686 \left[\frac{veh}{h} \right]$ debido a su incapacidad geométrica para modelar los cambios abruptos de pendiente. Por otro lado, aunque el Modelo Trimodal logró describir fenológicamente el peak de saturación detectado al mediodía, presentó una desviación negativa en el volumen total ($692 \left[\frac{veh}{h} \right]$). En contraste, el Modelo Bimodal se consolidó como la aproximación óptima, logrando un flujo promedio de $699 \left[\frac{veh}{h} \right]$, lo que representa una desviación de apenas 0.17% respecto a la referencia empírica. Este resultado permite concluir que el modelo de doble gaussiana es la herramienta más robusta para estimar el Flujo Promedio Diario Equivalente, garantizando la conservación de la masa vehicular necesaria para el cálculo preciso de inventarios de emisiones. En cambio, cuando se requiere encontrar una función que describe de mejor manera el comportamiento, de este lugar puntualmente, se sugiere el modelo de triple Gaussiana.

6.3 Recomendaciones

A la luz de los resultados obtenidos durante la validación experimental y la posterior modelación de los datos, se presentan a continuación una serie de recomendaciones técnicas y metodológicas orientadas a robustecer la precisión del sistema de monitoreo y a ampliar el alcance analítico de futuras investigaciones desarrolladas a partir de este trabajo.

Si bien el alcance final de esta memoria priorizó la calibración y validación del conteo vehicular para su uso en la estimación de emisiones contaminantes, se recomienda evaluar la reactivación del módulo de detección de peatones en futuras iteraciones del sistema. Esta funcionalidad fue considerada de manera preliminar durante la etapa de selección tecnológica, pero fue descartada con el fin de optimizar el desempeño del procesamiento vehicular, dada la mayor criticidad de este último para los objetivos planteados. No obstante, la incorporación de datos peatonales permitiría avanzar hacia un análisis más integral de la movilidad urbana, posibilitando la correlación entre flujo motorizado, calidad del aire y exposición humana directa a contaminantes en zonas de alta congestión o “puntos calientes”. Para ello, se sugiere realizar campañas específicas de validación, ajustando los umbrales de confianza del algoritmo de detección con el fin de discriminar de manera robusta entre peatones y otros modos de transporte activo en escenarios de alta densidad y oclusión parcial.

Durante la validación experimental se identificó que el desempeño de los algoritmos de seguimiento (tracking) es altamente sensible al ángulo de incidencia de la captura. En consecuencia, para instalaciones definitivas se recomienda modificar el punto de montaje del dispositivo, asegurando un ángulo de ataque superior a los 30° respecto a la horizontal, conforme a las recomendaciones del fabricante Milesight. Una instalación a mayor altura y con una perspectiva más cenital permitiría, por una parte, ampliar el campo de visión efectivo (Field of View), posibilitando el monitoreo simultáneo de ambas pistas de circulación, y por otra, reducir los errores asociados a oclusiones, particularmente en situaciones donde vehículos de gran envergadura (buses o camiones) bloquean la visualización de vehículos menores. Estas mejoras contribuirían directamente a aumentar la tasa de conteo efectivo y a disminuir el sesgo observado en condiciones de tráfico mixto.

Los modelos de flujo vehicular desarrollados en esta memoria se basan en ventanas de observación temporal acotadas. Con el objetivo de validar la representatividad de dichos modelos a lo largo del año, se considera fundamental la realización de campañas de medición prolongadas que abarquen las distintas estaciones. El comportamiento del tránsito en la ciudad de Santiago presenta variaciones significativas entre periodos invernales y estivales, así como durante eventos específicos como vacaciones escolares y feriados. La captura de esta variabilidad estacional permitiría ajustar de manera más precisa los factores de emisión utilizados en inventarios anuales y refinar los modelos gaussianos, de modo que estos representen fielmente la dinámica anual del flujo vehicular y no solo la de un periodo muestral específico.

Finalmente, una vez consolidada una base de datos histórica suficientemente robusta, se recomienda evolucionar desde el enfoque actualmente descriptivo hacia uno de carácter predictivo. En este contexto, la implementación de modelos estadísticos de series temporales, tales como ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average), u otras técnicas de predicción basadas en aprendizaje automático, constituye un paso lógico. A diferencia de los ajustes gaussianos empleados en esta memoria orientados a describir la forma del perfil diario del flujo, estos modelos permitirían pronosticar la demanda vehicular a corto plazo a partir de patrones históricos. Ello dotaría al sistema de una capacidad anticipatoria, entregando herramientas proactivas para la gestión de episodios críticos de congestión o contaminación atmosférica antes de que estos se materialicen.

Bibliografía

1. Gulati, I., & Srinivasan, R. (2019). *Image processing in intelligent traffic management*. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(2S4), 213–218.
<https://doi.org/10.35940/ijrte.b1040.0782s419>.
2. Osses Alvarado, M. (2023). *Plan de monitoreo de contaminantes enfocado en la red de ciclovías: Informe final*. Proyecto Ciclovías Inteligentes y Transporte Sostenible en la RMS.
3. **Pyramid Consulting**. (2014, 4 de marzo). *Los nuevos sensores de velocidad bajo sospecha*.
<https://www.pyramidconsulting.es/noticias/los-nuevos-sensores-de-velocidad-bajo-sospecha/>.
4. Programa de las Naciones Unidas para el Desarrollo. (2023). *Diseño de la implementación de dispositivos de captura de datos en transportes y sus contaminantes en la red de ciclovías del Gran Santiago* (Informe final, Producto 5).
5. Inostroza Cabrera, C. A. (2016). *Prototipo para sistema automatizado de captura y análisis de datos de tráfico vehicular en ciudades* (Memoria de título, Universidad Técnica Federico Santa María). Repositorio Digital USM. <https://repositorio.usm.cl/>.
6. Gulati, I., & Srinivasan, R. (2019). *Image processing in intelligent traffic management*. *International Journal of Recent Technology and Engineering*, 8(2S4), 213–218.
<https://doi.org/10.35940/ijrte.b1040.0782s419>.
7. Mandal, V., & Adu-Gyamfi, Y. (2020). *Object detection and tracking algorithms for vehicle counting: A comparative analysis*. *Journal of Big Data Analytics in Transportation*, 2, 251–261.
<https://doi.org/10.1007/s42421-020-00025-w>.
8. Monsalve Urrejola, C. E. (2023). *Medición y registro de flujos vehiculares, a través de reconocimiento de imágenes, ejecutado mediante inteligencia artificial* (Avance de memoria de titulación, Universidad Técnica Federico Santa María).
9. **Think Autonomous**. (2019, 16 de abril). *Computer vision for multi-object tracking — Live example*. Think Autonomous. <https://www.thinkautonomous.ai/blog/computer-vision-for-tracking/>.
10. **Milesight Technology**. (s. f.). *Milesight TS8266-X4PE – cámara bullet pro ANPR 8MP, 1A, 4X, lente motorizada*. Milesight. Recuperado el 22 de noviembre de 2024, de <https://www.milesight.tech/catalog/es/traffic-solutions/282-ts8266-x4pe-anpr-bullet-pro-8mp-ai-4xlente-motorizada.html>.
11. **Hikvision**. (s. f.). *Vehicle identification – AI analytics*. Recuperado el 4 de julio de 2025, de <https://www.hikvision.com/us-en/core-technologies/ai-analytics/vehicle-identification/>.
12. **Axis Communications**. (s. f.). *AXIS Q1700-LE license plate camera*. Recuperado el 4 de julio de 2025, de <https://www.axis.com/products/axis-q1700-le>.
13. **Dahua Technology**. (2018). *ITC237-PU1B-IR datasheet*. Recuperado el 4 de julio de 2025, de https://www.dahuasecurity.com/asset/upload/product/20180529/ITC237-PU1B-IR_Datasheet.pdf.
14. **Organización Mundial de la Salud**. (2024, 24 de octubre). *Contaminación del aire ambiente (exterior) y salud*. [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health).
15. **FlowCarbon**. (s. f.). *FlowCarbon*. Recuperado el 5 de julio de 2025, de <https://usm.trafficpollution.cl/>.
16. De Myttenaere, A., Le Grand, B., Golden, B., & Rossi, F. (2016). *Mean absolute percentage error for regression models*. *Neurocomputing*. <https://arxiv.org/abs/1605.02541>.
17. Weisstein, E. W. (n.d.). *Gaussian integral*. En *MathWorld—A Wolfram Web Resource*. <https://mathworld.wolfram.com/GaussianIntegral.html>.
18. May, A. D. (1990). *Traffic flow fundamentals*. Prentice Hall.
19. Donoso, C. (2025). "Monitoreo de emisiones atmosféricas a través de sensores en diversos puntos de la Región Metropolitana". Universidad Técnica Federico Santa María.
20. Toro, C., et al. (2014) o trabajos de la USACH/Mario Molina Center Chile.
21. Seguel, R. J., et al. (2012). "Ozone variations in Santiago, Chile: The weekend effect"

Anexo

Anexo 1: FlowCarbon By SYSMEC

Flow Carbon es la plataforma web que centraliza toda la información generada por los dispositivos de monitoreo instalados en terreno (Milesight y USM) y los sensores ambientales asociados. Desde el punto de vista del usuario final, ofrece un acceso único para visualizar, comparar y descargar los conteos vehiculares y las variables de calidad de aire casi en tiempo real.

Objetivo y alcance de la plataforma

Flow Carbon se concibió como un punto único de acceso a la información generada por los dispositivos de monitoreo instalados en terreno. Su propósito es:

- Integrar en un mismo panel los datos de conteo vehicular (cámaras Milesight y USM) y las variables ambientales (sensores Clarity y estación USM).
- Presentar datos en tiempo (casi) real mediante gráficos actualizables cada 1 hora, facilitando la detección de horas punta y episodios de mala calidad de aire.
- Comparar variables entre dispositivos o entre variables de un mismo equipo, permitiendo evaluar coherencia y calibración.
- Filtrar y resumir la información a través de rangos horarios para centrar el análisis en situaciones críticas.
- Exportar los registros en formato CSV, de modo que puedan contrastarse con conteos manuales o procesarse en herramientas externas.

Con esta funcionalidad básica, Flow Carbon satisface las necesidades de visualización, validación y alerta del proyecto sin requerir conocimientos avanzados de bases de datos o programación por parte del usuario final.

Estructura básica de la interfaz y funcionalidades disponibles

La página principal de Flow Carbon presenta tres modos de trabajo, accesibles desde la barra lateral izquierda (Recuadro en rojo que se ve en Imagen 6). Cada modo despliega un conjunto propio de controles y tablas, de manera que el usuario pueda navegar, consultar y gestionar la información sin abandonar la misma ventana.

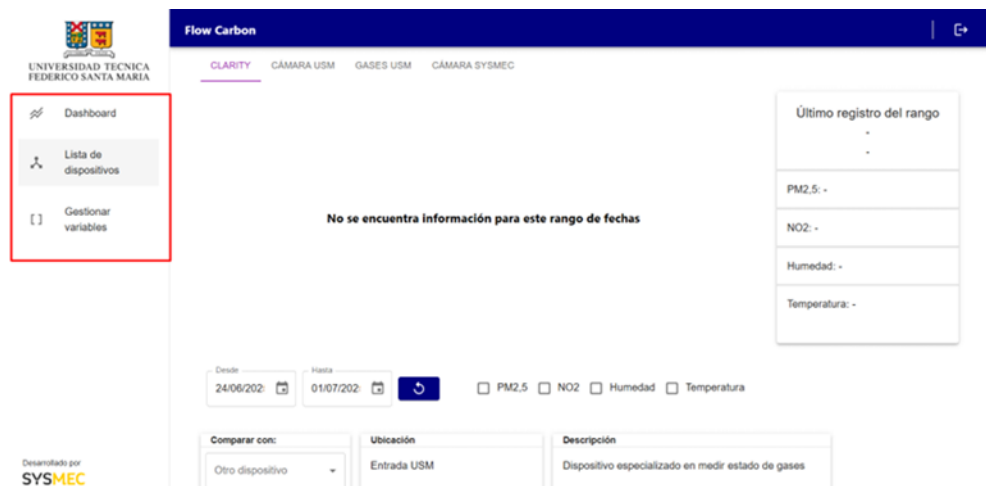


Imagen 26: Interfaz FlowCarbon.

a) Dashboard

- Navegación por pestañas que se ven en la parte superior. Al hacer clic sobre cada una de estas se cargan los gráficos horarios correspondientes al dispositivo seleccionado.
- Selección de periodo y variable.

Tabla 11: Componentes del panel de control del Dashboard de FlowCarbon.

Componente	Función	Observación
Calendario “Desde/Hasta”	Definen el rango temporal mostrado en la gráfica.	No existe límite de días; puede solicitarse cualquier intervalo histórico.
Casillas de verificación	Permite activar hasta 2 variables simultáneamente.	La grafica se repinta tras pulsar Actualizar (Botón azul).
Panel “Último registro del rango”	Muestra el valor más reciente dentro del intervalo consultado.	Facilita un chequeo rápido del estado actual del dispositivo.

- Comparación de dispositivos, en la parte inferior, el selector “Comparar con” permite superponer la curva de un segundo dispositivo sobre el mismo eje temporal. Así se contrastan, por ejemplo, Cámara USM vs Cámara SYSMEC o Clarity vs Gases USM. Esto se puede ver en la Imagen 7.



Imagen 27: Gráficos comparados de Cámara USM vs Cámara Milesight.

b) Lista de dispositivos

• Campos de la lista

Tabla 12: Campos de la "Lista de dispositivos" en FlowCarbon.

Columna	Descripción
ID	Identificador interno del equipo.
Nombre detallado	Etiqueta legible.
Ubicación	Punto de instalación.
Última conexión	Fecha-hora del último paquete recibido.

• Barra de acciones

Tabla 13: íconos y acciones disponibles en la "Lista de dispositivos".

Ícono	Acción	Resultado
	Agregar	Abre formulario para registrar un nuevo dispositivo.
	Editar	Permite modificar nombre, ubicación o descripción.
	Eliminar	Solicita confirmación antes de borrar el registro.



Exportar

Lanza la ventana emergente de descarga.

- **Exportación de datos:** El cuadro de diálogo solicita fecha inicio y fecha fin; al aceptar se genera un CSV con las columnas *timestamp;variable;value*

cam

gas

usm-

Seleccione rango de fechas para la exportación

Desde 24/06/2025

Hasta 01/07/2025

CANCELAR ACEPTAR

Imagen 28: Ventana de exportación.

Anexo 2: Gráficos y datos primera campaña

Tabla 14: Datos de la primera campaña.

Datos Cámara USM Autos	Datos Cámara USM Motos	Datos Cámara USM Bicicletas	Datos Cámara USM Camiones	Datos Cámara SYSMEC Autos	Datos Cámara SYSMEC Motos	Datos Cámara SYSMEC Bicicletas	Datos Cámara SYSMEC Camiones	Conteo Manual Autos	Conteo Manual Motos	Conteo Manual Bicicletas	Conteo Manual Camione s	Hora
63	6	0	0	61	309	0	11	66	6	0	0	9:00:00
56	1	0	0	43	311	0	38	51	3	0	0	10:00:00
47	2	0	0	116	233	0	235	48	0	0	0	11:00:00
62	5	1	5	300	203	0	63	60	3	3	9	12:00:00
45	5	0	0	54	77	2	72	42	6	0	0	13:00:00
47	5	1	0	35	73	0	35	51	3	0	0	14:00:00
47	3	1	0	168	40	0	80	42	6	3	0	15:00:00

Tabla 15: MAPE y errores según categoría primera campaña.

Hora	MAPE USM AUTOS	MAPE USM MOTOS	MAPE USM BICICLE TAS	MAPE USM CAMIO NES	MAPE SYSMC AUTOS	MAPE SYSMC MOTOS	MAPE SYSMC BICICLE TAS	MAPE SYSMC CAMIO NES
9:00:00	4,5%	0,0%	N/A	N/A	7,6%	5050,0%	N/A	N/A
10:00:00	9,8%	66,7%	N/A	N/A	15,7%	10266,7%	N/A	N/A
11:00:00	2,1%	N/A	N/A	N/A	141,7%	N/A	N/A	N/A
12:00:00	3,3%	66,7%	66,7%	44,4%	400,0%	6666,7%	100,0%	600,0%
13:00:00	7,1%	16,7%	N/A	N/A	28,6%	1183,3%	N/A	N/A

14:00:00	7,8%	66,7%	N/A	N/A	31,4%	2333,3%	N/A	N/A
15:00:00	11,9%	50,0%	66,7%	N/A	300,0%	566,7%	100,0%	N/A
MAPE MEDIO HORARIO	6,7%	44,4%	66,7%	44,4%	132,1%	4344,4%	100,0%	600,0%
Error máximo	11,9%	66,7%	66,7%	44,4%	400,0%	10266,7%	100,0%	600,0%

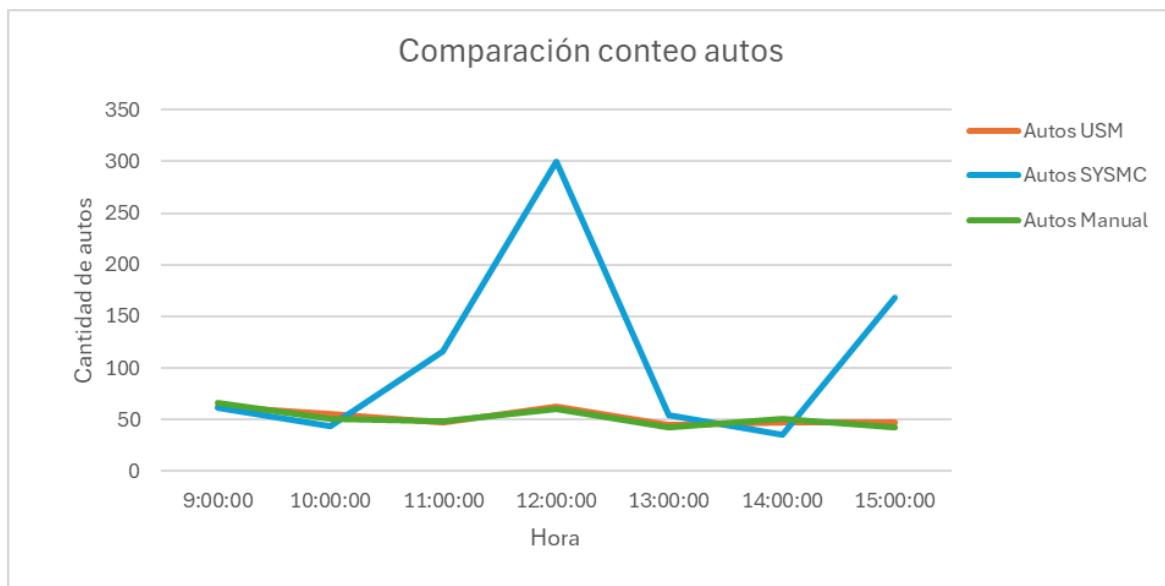


Imagen 29: Comparación flujo vehicular autos primera campaña.

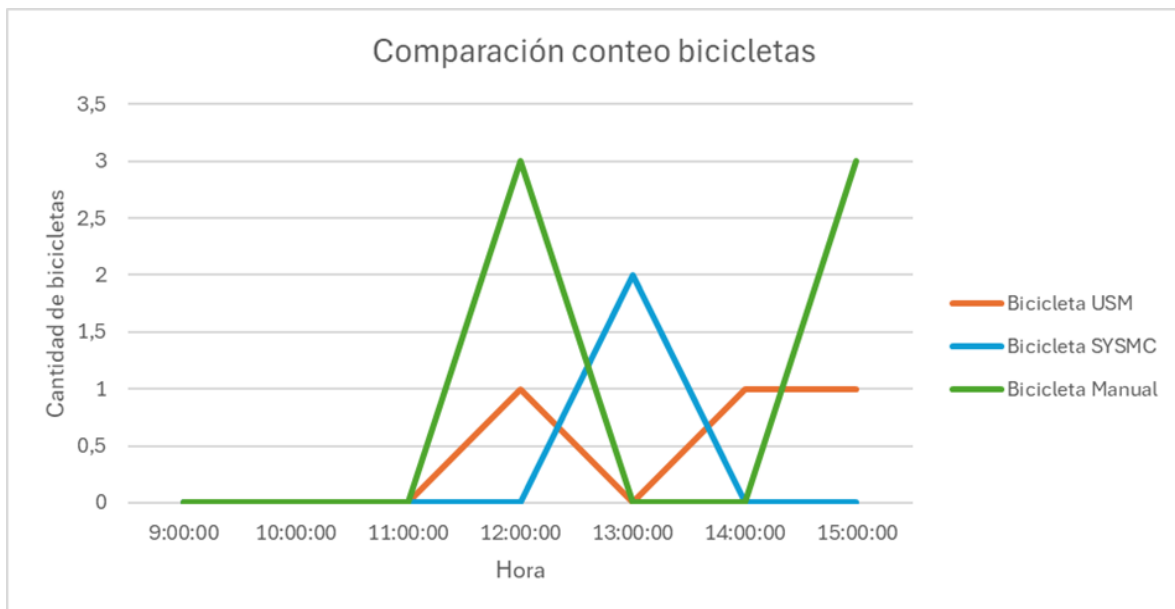


Imagen 30: Comparación flujo vehicular bicicletas primera campaña.

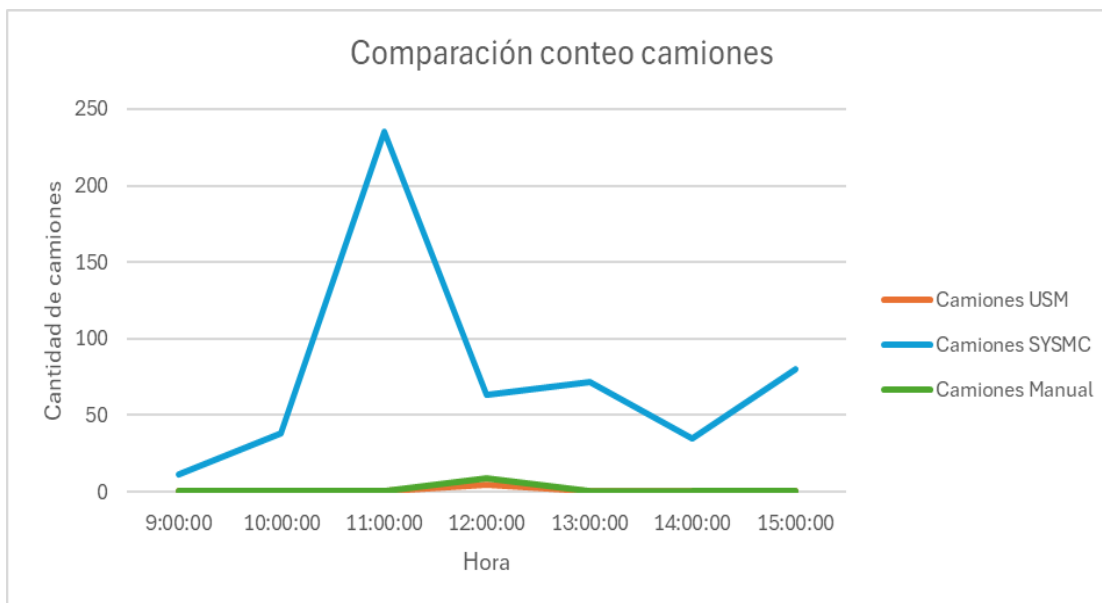


Imagen 31: Comparación flujo vehicular camiones primera campaña.

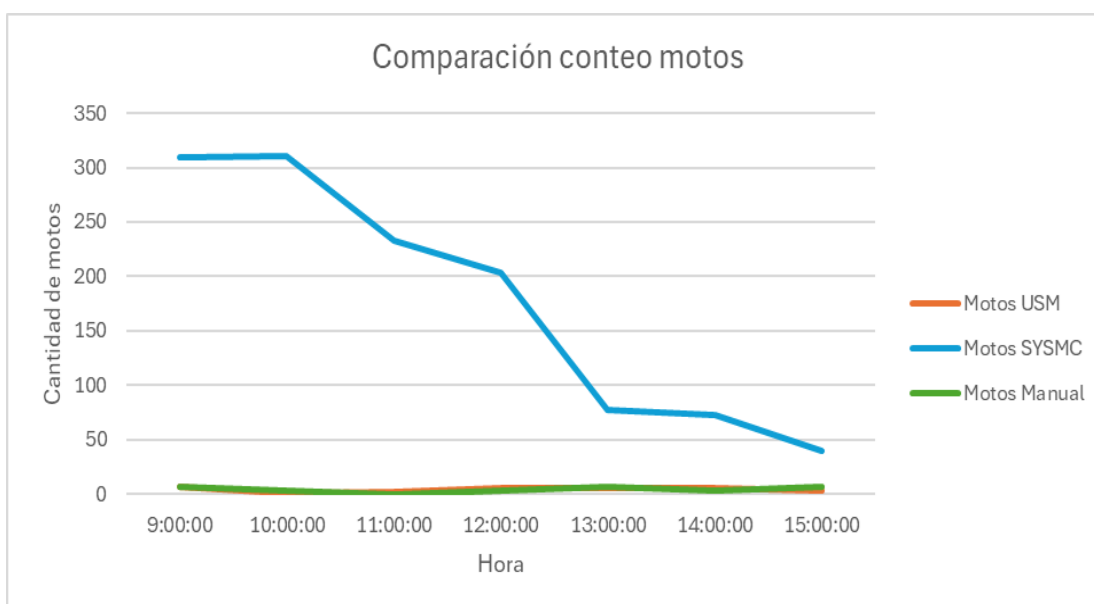


Imagen 32: Comparación flujo vehicular motos primera campaña.

Anexo 3: Gráficos y datos segunda campaña

Tabla 16: Datos de la segunda campaña.

Datos Cámara SYSMEC Autos	Datos Cámara SYSMEC Motos	Datos Cámara SYSMEC Bicicletas	Datos Cámara SYSMEC Camiones	Conteo Manual Autos	Conteo Manual Motos	Conteo Manual Bicicletas	Conteo Manual Camiones	Hora
38	0	2	0	36	0	6	0	9:00:00
55	2	1	0	48	3	0	0	10:00:00
30	3	2	1	27	3	3	3	11:00:00

26	5	2	1	60	3	3	3	12:00:00
31	6	2	1	48	3	3	3	13:00:00
55	6	3	12	45	3	12	6	14:00:00
42	1	0	0	48	0	9	3	15:00:00
41	4	0	3	24	3	3	6	16:00:00
48	3	2	0	39	3	0	3	17:00:00
33	1	0	0	42	6	0	3	18:00:00
39	0	2	1	54	3	0	0	19:00:00
22	1	0	0	57	0	3	0	20:00:00

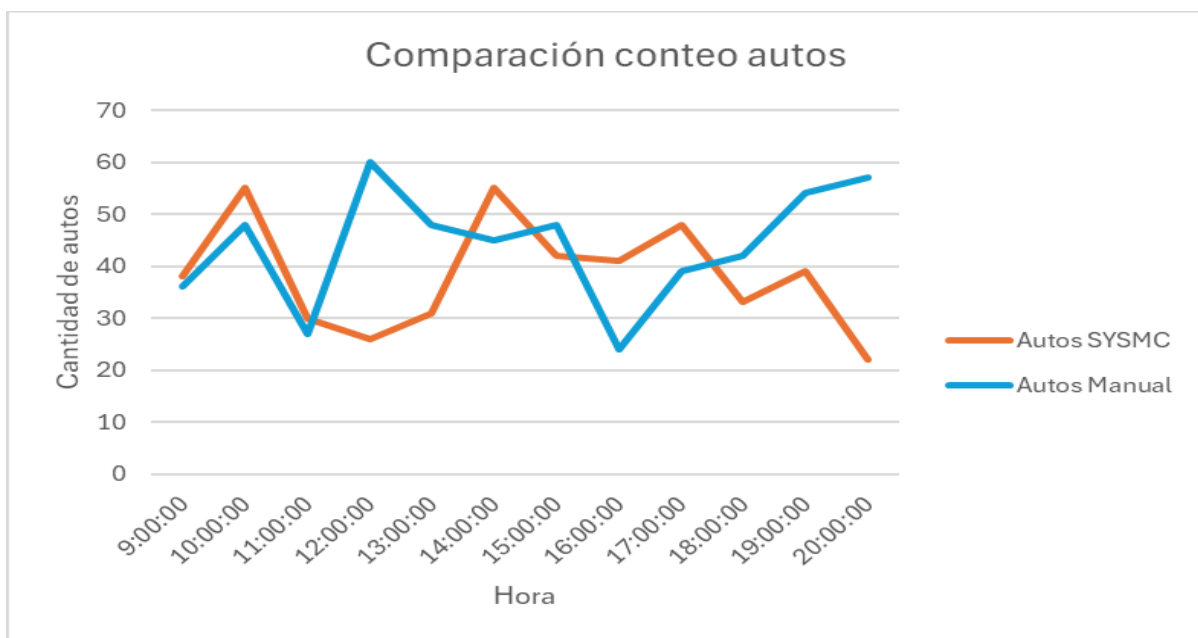


Imagen 33: Gráfico flujo vehicular autos segunda campaña.

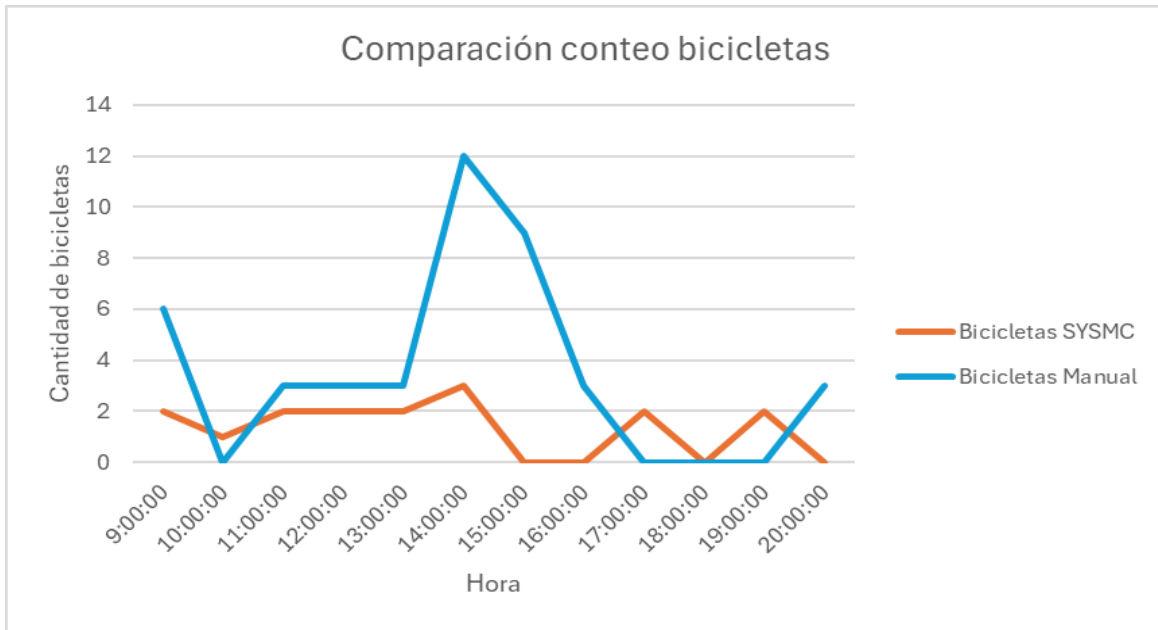


Imagen 34: Gráfico flujo vehicular bicicletas segunda campaña.

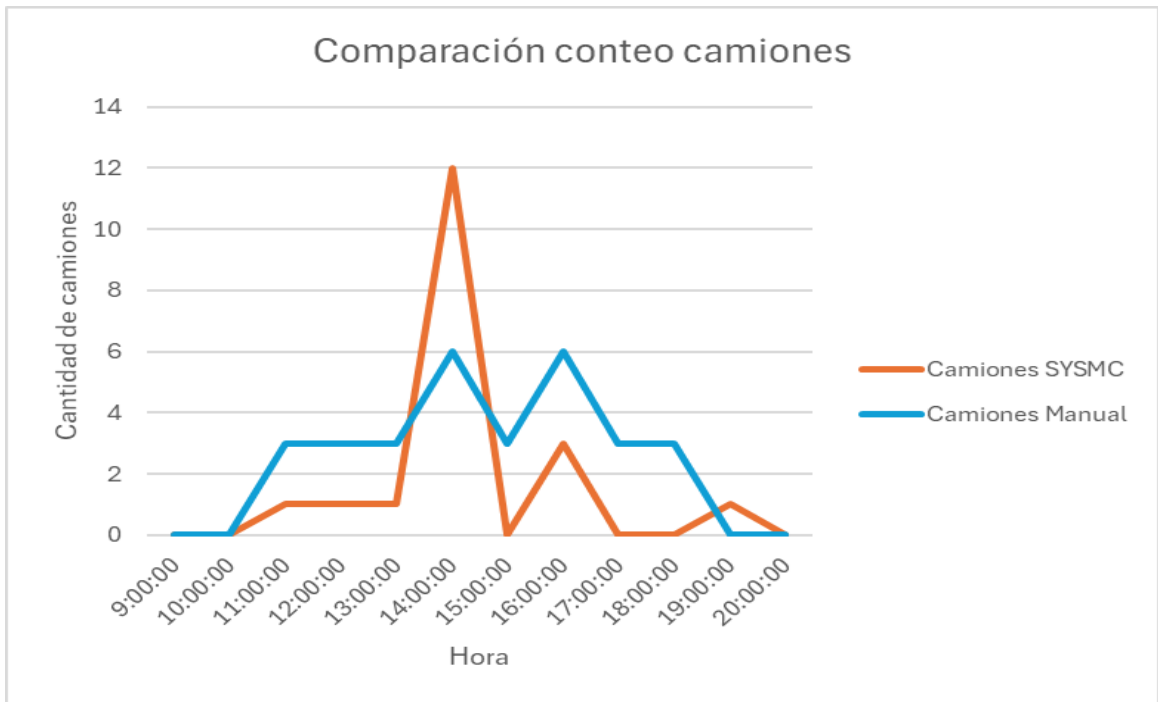


Imagen 35: Gráficos flujo vehicular camiones segunda campaña.

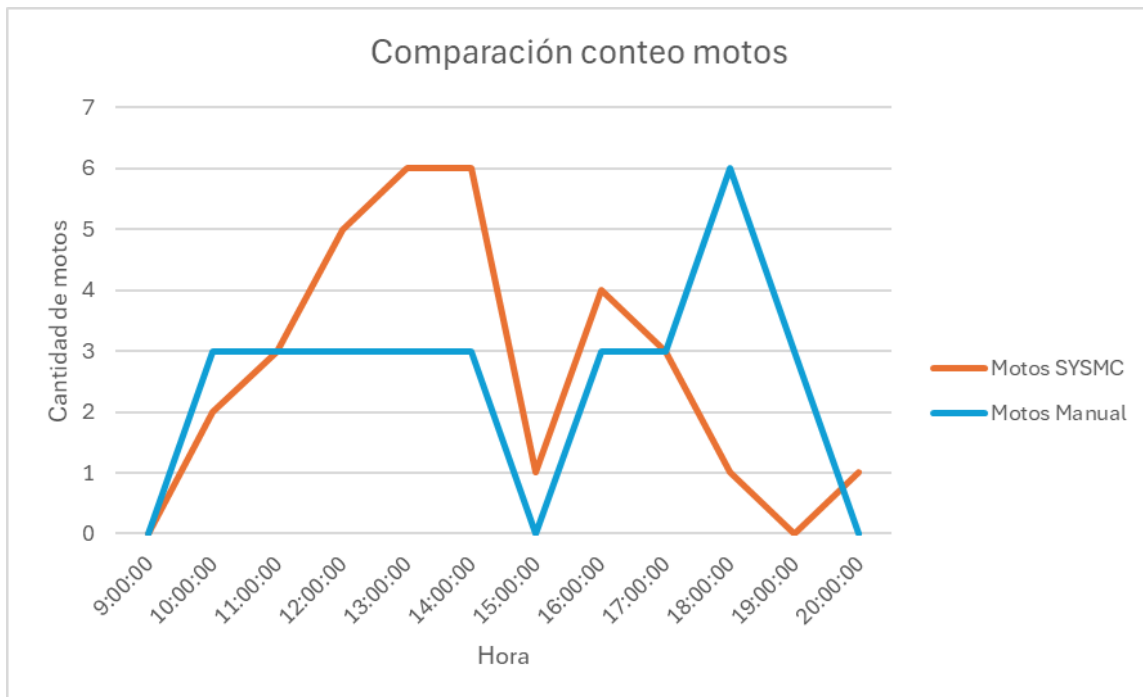


Imagen 36: Gráfico flujo vehicular motos segunda campaña.

Anexo 4: Datos campaña MINVU

Tabla 17: Datos campaña MINVU primera semana flujo vehicular.

ID dispositivo	Fecha emisión	Autos	Camiones	Motos	Bicicletas	ID dispositivo	Fecha emisión	Autos	Camiones	Motos	Bicicletas
gore-usm-01	2025-11-01 00:00:00	312	9	14	1	gore-usm-01	2025-11-05 00:00:00	81	11	2	0
gore-usm-01	2025-11-01 01:00:00	266	4	7	0	gore-usm-01	2025-11-05 01:00:00	87	4	3	0
gore-usm-01	2025-11-01 02:00:00	302	5	8	0	gore-usm-01	2025-11-05 02:00:00	94	7	1	0
gore-usm-01	2025-11-01 03:00:00	275	9	5	0	gore-usm-01	2025-11-05 03:00:00	150	21	3	1
gore-usm-01	2025-11-01 04:00:00	272	17	11	7	gore-usm-01	2025-11-05 04:00:00	345	20	22	26
gore-usm-01	2025-11-01 05:00:00	359	36	30	27	gore-usm-01	2025-11-05 05:00:00	795	21	94	99
gore-usm-01	2025-11-01 06:00:00	491	21	50	40	gore-usm-01	2025-11-05 06:00:00	1116	24	119	92
gore-usm-01	2025-11-01 07:00:00	517	53	50	67	gore-usm-01	2025-11-05 07:00:00	1018	90	87	88
gore-usm-01	2025-11-01 08:00:00	559	58	44	64	gore-usm-01	2025-11-05 08:00:00	986	94	69	65
gore-usm-01	2025-11-01 09:00:00	567	53	51	81	gore-usm-01	2025-11-05 09:00:00	1093	86	81	62
gore-usm-01	2025-11-01 10:00:00	727	58	78	53	gore-usm-01	2025-11-05 10:00:00	1068	101	109	52
gore-usm-01	2025-11-01 11:00:00	802	60	79	65	gore-usm-01	2025-11-05 11:00:00	1104	141	85	48
gore-usm-01	2025-11-01 12:00:00	746	69	63	27	gore-usm-01	2025-11-05 12:00:00	960	105	76	22
gore-usm-01	2025-11-01 13:00:00	715	36	54	19	gore-usm-01	2025-11-05 13:00:00	829	138	77	21
gore-usm-01	2025-11-01 14:00:00	597	44	45	9	gore-usm-01	2025-11-05 14:00:00	731	67	53	10
gore-usm-01	2025-11-01 15:00:00	430	77	34	8	gore-usm-01	2025-11-05 15:00:00	1141	103	70	39
gore-usm-01	2025-11-01 16:00:00	607	52	44	12	gore-usm-01	2025-11-05 16:00:00	1267	117	87	58
gore-usm-01	2025-11-01 17:00:00	728	32	47	44	gore-usm-01	2025-11-05 17:00:00	1054	48	85	128
gore-usm-01	2025-11-01 18:00:00	447	11	43	21	gore-usm-01	2025-11-05 18:00:00	551	19	29	33
gore-usm-01	2025-11-01 19:00:00	415	14	21	5	gore-usm-01	2025-11-05 19:00:00	376	20	27	5
gore-usm-01	2025-11-01 20:00:00	49	1	3	4	gore-usm-01	2025-11-05 20:00:00	298	20	23	2
gore-usm-01	2025-11-01 21:00:00	0	0	0	0	gore-usm-01	2025-11-05 21:00:00	311	21	16	4
gore-usm-01	2025-11-01 22:00:00	0	4	2	1	gore-usm-01	2025-11-05 22:00:00	227	19	5	3
gore-usm-01	2025-11-01 23:00:00	1	1	0	0	gore-usm-01	2025-11-05 23:00:00	126	7	6	0
gore-usm-01	2025-11-02 00:00:00	1	0	0	1	gore-usm-01	2025-11-06 00:00:00	114	5	3	0
gore-usm-01	2025-11-02 01:00:00	0	0	4	0	gore-usm-01	2025-11-06 01:00:00	93	9	3	1
gore-usm-01	2025-11-02 02:00:00	1	0	1	0	gore-usm-01	2025-11-06 02:00:00	87	12	2	0
gore-usm-01	2025-11-02 03:00:00	0	0	0	0	gore-usm-01	2025-11-06 03:00:00	155	15	2	0
gore-usm-01	2025-11-02 04:00:00	0	3	0	6	gore-usm-01	2025-11-06 04:00:00	337	30	26	5
gore-usm-01	2025-11-02 05:00:00	2	126	3	17	gore-usm-01	2025-11-06 05:00:00	497	26	52	55
gore-usm-01	2025-11-02 06:00:00	5	0	334	44	gore-usm-01	2025-11-06 06:00:00	828	55	90	58
gore-usm-01	2025-11-02 07:00:00	0	0	13	118	gore-usm-01	2025-11-06 07:00:00	1135	85	68	84
gore-usm-01	2025-11-02 08:00:00	1	3	690	134	gore-usm-01	2025-11-06 08:00:00	1130	75	75	61
gore-usm-01	2025-11-02 09:00:00	1	1	12	199	gore-usm-01	2025-11-06 09:00:00	1247	99	88	62
gore-usm-01	2025-11-02 10:00:00	2	0	5	100	gore-usm-01	2025-11-06 10:00:00	1268	94	91	57
gore-usm-01	2025-11-02 11:00:00	1	1	1	76	gore-usm-01	2025-11-06 11:00:00	1300	75	92	71
gore-usm-01	2025-11-02 12:00:00	70	8	6	35	gore-usm-01	2025-11-06 12:00:00	1282	88	80	63
gore-usm-01	2025-11-02 13:00:00	522	39	47	15	gore-usm-01	2025-11-06 13:00:00	1012	65	81	61
gore-usm-01	2025-11-02 14:00:00	520	45	37	6	gore-usm-01	2025-11-06 14:00:00	880	134	50	39
gore-usm-01	2025-11-02 15:00:00	592	60	30	8	gore-usm-01	2025-11-06 15:00:00	1195	44	66	93
gore-usm-01	2025-11-02 16:00:00	675	80	36	11	gore-usm-01	2025-11-06 16:00:00	1297	47	70	102
gore-usm-01	2025-11-02 17:00:00	758	33	43	50	gore-usm-01	2025-11-06 17:00:00	1122	42	36	42
gore-usm-01	2025-11-02 18:00:00	460	17	31	16	gore-usm-01	2025-11-06 18:00:00	536	8	5	6
gore-usm-01	2025-11-02 19:00:00	348	18	25	2	gore-usm-01	2025-11-06 19:00:00	446	16	3	1
gore-usm-01	2025-11-02 20:00:00	342	13	17	2	gore-usm-01	2025-11-06 20:00:00	386	10	0	1
gore-usm-01	2025-11-02 21:00:00	386	16	14	1	gore-usm-01	2025-11-06 21:00:00	373	8	0	0
gore-usm-01	2025-11-02 22:00:00	348	6	13	1	gore-usm-01	2025-11-06 22:00:00	346	7	1	0
gore-usm-01	2025-11-02 23:00:00	160	12	5	2	gore-usm-01	2025-11-06 23:00:00	192	11	0	1
gore-usm-01	2025-11-03 00:00:00	89	1	3	0	gore-usm-01	2025-11-07 00:00:00	128	4	0	1
gore-usm-01	2025-11-03 01:00:00	86	5	1	1	gore-usm-01	2025-11-07 01:00:00	65	13	3	0
gore-usm-01	2025-11-03 02:00:00	119	8	0	2	gore-usm-01	2025-11-07 02:00:00	79	6	0	0
gore-usm-01	2025-11-03 03:00:00	195	12	5	1	gore-usm-01	2025-11-07 03:00:00	143	17	2	1
gore-usm-01	2025-11-03 04:00:00	386	24	24	20	gore-usm-01	2025-11-07 04:00:00	372	26	15	11
gore-usm-01	2025-11-03 05:00:00	1120	44	72	90	gore-usm-01	2025-11-07 05:00:00	785	32	54	44
gore-usm-01	2025-11-03 06:00:00	1154	63	103	97	gore-usm-01	2025-11-07 06:00:00	920	21	79	32
gore-usm-01	2025-11-03 07:00:00	761	73	41	57	gore-usm-01	2025-11-07 07:00:00	740	72	53	58
gore-usm-01	2025-11-03 08:00:00	1067	108	87	47	gore-usm-01	2025-11-07 08:00:00	926	100	61	43
gore-usm-01	2025-11-03 09:00:00	1130	100	86	48	gore-usm-01	2025-11-07 09:00:00	352	32	22	34
gore-usm-01	2025-11-03 10:00:00	1139	91	106	46	gore-usm-01	2025-11-07 10:00:00	527	55	37	29
gore-usm-01	2025-11-03 11:00:00	1144	110	101	61	gore-usm-01	2025-11-07 11:00:00	558	120	26	19
gore-usm-01	2025-11-03 12:00:00	1091	144	84	51	gore-usm-01	2025-11-07 12:00:00	939	96	57	31
gore-usm-01	2025-11-03 13:00:00	861	119	61	28	gore-usm-01	2025-11-07 13:00:00	912	101	74	25
gore-usm-01	2025-11-03 14:00:00	739	157	47	14	gore-usm-01	2025-11-07 14:00:00	932	80	69	31
gore-usm-01	2025-11-03 15:00:00	1280	124	83	26	gore-usm-01	2025-11-07 15:00:00	832	82	64	14
gore-usm-01	2025-11-03 16:00:00	1320	92	82	65	gore-usm-01	2025-11-07 16:00:00	536	142	15	7
gore-usm-01	2025-11-03 17:00:00	1064	37	75	83	gore-usm-01	2025-11-07 17:00:00	818	44	40	75
gore-usm-01	2025-11-03 18:00:00	472	20	29	24	gore-usm-01	2025-11-07 18:00:00	687	18	41	39
gore-usm-01	2025-11-03 19:00:00	430	31	18	1	gore-usm-01	2025-11-07 19:00:00	536	26	31	6
gore-usm-01	2025-11-03 20:00:00	306	21	13	4	gore-usm-01	2025-11-07 20:00:00	489	18	23	7
gore-usm-01	2025-11-03 21:00:00	279	11	12	3	gore-usm-01	2025-11-07 21:00:00	460	23	10	4
gore-usm-01	2025-11-03 22:00:00	158	9	13	1	gore-usm-01	2025-11-07 22:00:00	519	10	14	5
gore-usm-01	2025-11-03 23:00:00	115	10	4	1	gore-usm-01	2025-11-07 23:00:00	379	12	13	1
gore-usm-01	2025-11-04 00:00:00	64	4	2	1						
gore-usm-01	2025-11-04 01:00:00	66	6	3	1						
gore-usm-01	2025-11-04 02:00:00	106	9	0	0						
gore-usm-01	2025-11-04 03:00:00	192	23	4	2						
gore-usm-01	2025-11-04 04:00:00	369	33	32	22						
gore-usm-01	2025-11-04 05:00:00	956	30	79	101						
gore-usm-01	2025-11-04 06:00:00	1053	30	100	99						
gore-usm-01	2025-11-04 07:00:00	1022	90	56	86						
gore-usm-01	2025-11-04 08:00:00	996	203	81	43						
gore-usm-01	2025-11-04 09:00:00	1061	128	81	51						
gore-usm-01	2025-11-04 10:00:00	1076	96	92	59						
gore-usm-01	2025-11-04 11:00:00	1187	113	89	50						
gore-usm-01	2025-11-04 12:00:00	992	119	82	31						
gore-usm-01	2025-11-04 13:00:00	823	87	80	17						
gore-usm-01	2025-11-04 14:00:00	759	81	51	17						
gore-usm-01	2025-11-04 15:00:00	1266	104	89	21						
gore-usm-01	2025-11-04 16:00:00	1268	85	72	61						
gore-usm-01	2025-11-04 17:00:00	1021	74	68	100						
gore-usm-01	2025-11-04 18:00:00	555	23	35	35						
gore-usm-01	2025-11-04 19:00:00	404	27	25	4						
gore-usm-01	2025-11-04 20:00:00	336	23	18	4						
gore-usm-01	2025-11-04 21:00:00	257	26	11	1						
gore-usm-01	2025-11-04 22:00:00	185	13	8	2						
gore-usm-01	2025-11-04 23:00:00	120	10	4	2						

Tabla 18: Datos campaña MINVU segunda semana flujo vehicular

ID dispositivo	Fecha emisión	Autos	Camiones	Motos	Bicicletas	ID dispositivo	Fecha emisión	Autos	Camiones	Motos	Bicicletas
gore-usm-01	2025-11-08 00:00:00	331	16	12	1	gore-usm-01	2025-11-12 00:00:00	114	10	1	3
gore-usm-01	2025-11-08 01:00:00	278	9	9	1	gore-usm-01	2025-11-12 01:00:00	91	5	1	0
gore-usm-01	2025-11-08 02:00:00	260	4	2	0	gore-usm-01	2025-11-12 02:00:00	88	6	4	0
gore-usm-01	2025-11-08 03:00:00	186	6	4	0	gore-usm-01	2025-11-12 03:00:00	169	14	3	2
gore-usm-01	2025-11-08 04:00:00	220	10	7	16	gore-usm-01	2025-11-12 04:00:00	347	18	21	23
gore-usm-01	2025-11-08 05:00:00	499	29	33	37	gore-usm-01	2025-11-12 05:00:00	987	24	82	87
gore-usm-01	2025-11-08 06:00:00	764	33	63	54	gore-usm-01	2025-11-12 06:00:00	1030	26	117	103
gore-usm-01	2025-11-08 07:00:00	872	59	72	107	gore-usm-01	2025-11-12 07:00:00	556	56	32	53
gore-usm-01	2025-11-08 08:00:00	960	55	73	76	gore-usm-01	2025-11-12 08:00:00	788	87	69	66
gore-usm-01	2025-11-08 09:00:00	1029	39	86	80	gore-usm-01	2025-11-12 09:00:00	1149	92	73	71
gore-usm-01	2025-11-08 10:00:00	1018	40	109	70	gore-usm-01	2025-11-12 10:00:00	1052	92	85	64
gore-usm-01	2025-11-08 11:00:00	685	27	59	71	gore-usm-01	2025-11-12 11:00:00	1123	89	95	69
gore-usm-01	2025-11-08 12:00:00	129	9	9	82	gore-usm-01	2025-11-12 12:00:00	1080	93	75	42
gore-usm-01	2025-11-08 13:00:00	3	1	5	93	gore-usm-01	2025-11-12 13:00:00	945	85	69	16
gore-usm-01	2025-11-08 14:00:00	4	1	101	28	gore-usm-01	2025-11-12 14:00:00	792	75	48	14
gore-usm-01	2025-11-08 15:00:00	38	1	8	33	gore-usm-01	2025-11-12 15:00:00	1367	96	93	24
gore-usm-01	2025-11-08 16:00:00	312	6	31	23	gore-usm-01	2025-11-12 16:00:00	1341	102	97	47
gore-usm-01	2025-11-08 17:00:00	452	11	20	70	gore-usm-01	2025-11-12 17:00:00	1216	61	62	113
gore-usm-01	2025-11-08 18:00:00	378	7	30	41	gore-usm-01	2025-11-12 18:00:00	620	17	56	53
gore-usm-01	2025-11-08 19:00:00	416	8	36	8	gore-usm-01	2025-11-12 19:00:00	359	15	34	10
gore-usm-01	2025-11-08 20:00:00	456	13	22	3	gore-usm-01	2025-11-12 20:00:00	296	16	23	8
gore-usm-01	2025-11-08 21:00:00	508	13	23	8	gore-usm-01	2025-11-12 21:00:00	324	17	18	10
gore-usm-01	2025-11-08 22:00:00	453	11	18	4	gore-usm-01	2025-11-12 22:00:00	299	7	10	6
gore-usm-01	2025-11-08 23:00:00	392	8	6	2	gore-usm-01	2025-11-12 23:00:00	157	11	5	3
gore-usm-01	2025-11-09 00:00:00	262	8	11	4	gore-usm-01	2025-11-13 00:00:00	103	8	5	2
gore-usm-01	2025-11-09 01:00:00	281	2	8	3	gore-usm-01	2025-11-13 01:00:00	93	7	5	1
gore-usm-01	2025-11-09 02:00:00	237	4	9	0	gore-usm-01	2025-11-13 02:00:00	83	6	1	1
gore-usm-01	2025-11-09 03:00:00	209	9	2	0	gore-usm-01	2025-11-13 03:00:00	162	15	5	3
gore-usm-01	2025-11-09 04:00:00	224	15	12	6	gore-usm-01	2025-11-13 04:00:00	344	20	26	22
gore-usm-01	2025-11-09 05:00:00	391	19	28	24	gore-usm-01	2025-11-13 05:00:00	972	41	75	79
gore-usm-01	2025-11-09 06:00:00	733	29	45	69	gore-usm-01	2025-11-13 06:00:00	993	29	102	99
gore-usm-01	2025-11-09 07:00:00	807	43	58	155	gore-usm-01	2025-11-13 07:00:00	988	62	87	91
gore-usm-01	2025-11-09 08:00:00	819	35	51	233	gore-usm-01	2025-11-13 08:00:00	818	82	71	45
gore-usm-01	2025-11-09 09:00:00	721	31	65	208	gore-usm-01	2025-11-13 09:00:00	1296	101	77	68
gore-usm-01	2025-11-09 10:00:00	688	35	76	135	gore-usm-01	2025-11-13 10:00:00	1228	111	88	54
gore-usm-01	2025-11-09 11:00:00	813	35	88	54	gore-usm-01	2025-11-13 11:00:00	1165	86	101	67
gore-usm-01	2025-11-09 12:00:00	759	42	62	48	gore-usm-01	2025-11-13 12:00:00	1210	102	86	49
gore-usm-01	2025-11-09 13:00:00	640	37	48	21	gore-usm-01	2025-11-13 13:00:00	1049	88	61	20
gore-usm-01	2025-11-09 14:00:00	669	36	49	22	gore-usm-01	2025-11-13 14:00:00	1062	92	71	14
gore-usm-01	2025-11-09 15:00:00	765	56	52	10	gore-usm-01	2025-11-13 15:00:00	1383	97	88	15
gore-usm-01	2025-11-09 16:00:00	828	44	42	16	gore-usm-01	2025-11-13 16:00:00	1437	76	85	41
gore-usm-01	2025-11-09 17:00:00	835	27	44	47	gore-usm-01	2025-11-13 17:00:00	1156	54	80	140
gore-usm-01	2025-11-09 18:00:00	499	17	35	29	gore-usm-01	2025-11-13 18:00:00	690	17	47	69
gore-usm-01	2025-11-09 19:00:00	430	8	27	7	gore-usm-01	2025-11-13 19:00:00	429	20	40	11
gore-usm-01	2025-11-09 20:00:00	345	19	25	7	gore-usm-01	2025-11-13 20:00:00	385	17	37	2
gore-usm-01	2025-11-09 21:00:00	320	14	13	2	gore-usm-01	2025-11-13 21:00:00	374	17	13	7
gore-usm-01	2025-11-09 22:00:00	281	12	9	0	gore-usm-01	2025-11-13 22:00:00	287	15	15	4
gore-usm-01	2025-11-09 23:00:00	118	8	4	1	gore-usm-01	2025-11-13 23:00:00	174	11	7	1
gore-usm-01	2025-11-10 00:00:00	79	3	4	3	gore-usm-01	2025-11-14 00:00:00	111	6	8	3
gore-usm-01	2025-11-10 01:00:00	84	1	2	0	gore-usm-01	2025-11-14 01:00:00	82	5	2	1
gore-usm-01	2025-11-10 02:00:00	116	6	0	0	gore-usm-01	2025-11-14 02:00:00	99	12	2	0
gore-usm-01	2025-11-10 03:00:00	186	11	6	2	gore-usm-01	2025-11-14 03:00:00	165	17	3	1
gore-usm-01	2025-11-10 04:00:00	362	18	24	19	gore-usm-01	2025-11-14 04:00:00	354	21	18	23
gore-usm-01	2025-11-10 05:00:00	630	22	53	71	gore-usm-01	2025-11-14 05:00:00	815	47	87	41
gore-usm-01	2025-11-10 06:00:00	817	39	81	80	gore-usm-01	2025-11-14 06:00:00	871	24	111	62
gore-usm-01	2025-11-10 07:00:00	575	44	40	63	gore-usm-01	2025-11-14 07:00:00	602	26	48	65
gore-usm-01	2025-11-10 08:00:00	729	133	55	34	gore-usm-01	2025-11-14 08:00:00	643	83	55	18
gore-usm-01	2025-11-10 09:00:00	1080	96	101	55	gore-usm-01	2025-11-14 09:00:00	970	76	78	28
gore-usm-01	2025-11-10 10:00:00	1141	68	104	53	gore-usm-01	2025-11-14 10:00:00	1131	97	116	17
gore-usm-01	2025-11-10 11:00:00	1116	124	84	57	gore-usm-01	2025-11-14 11:00:00	1264	81	115	15
gore-usm-01	2025-11-10 12:00:00	1040	117	73	32	gore-usm-01	2025-11-14 12:00:00	1255	104	99	20
gore-usm-01	2025-11-10 13:00:00	945	81	61	18	gore-usm-01	2025-11-14 13:00:00	1148	93	90	10
gore-usm-01	2025-11-10 14:00:00	820	82	55	13	gore-usm-01	2025-11-14 14:00:00	1217	89	68	4
gore-usm-01	2025-11-10 15:00:00	1375	98	98	36	gore-usm-01	2025-11-14 15:00:00	1409	88	85	5
gore-usm-01	2025-11-10 16:00:00	1321	81	84	51	gore-usm-01	2025-11-14 16:00:00	1248	94	80	28
gore-usm-01	2025-11-10 17:00:00	1079	43	82	135	gore-usm-01	2025-11-14 17:00:00	1122	49	66	117
gore-usm-01	2025-11-10 18:00:00	539	20	46	53	gore-usm-01	2025-11-14 18:00:00	700	10	58	58
gore-usm-01	2025-11-10 19:00:00	342	18	34	7	gore-usm-01	2025-11-14 19:00:00	495	23	44	8
gore-usm-01	2025-11-10 20:00:00	291	13	23	3	gore-usm-01	2025-11-14 20:00:00	495	17	26	8
gore-usm-01	2025-11-10 21:00:00	231	13	19	1	gore-usm-01	2025-11-14 21:00:00	421	23	25	8
gore-usm-01	2025-11-10 22:00:00	200	7	8	2	gore-usm-01	2025-11-14 22:00:00	420	10	13	3
gore-usm-01	2025-11-10 23:00:00	103	9	2	1	gore-usm-01	2025-11-14 23:00:00	372	9	6	2
gore-usm-01	2025-11-11 00:00:00	71	7	5	0						
gore-usm-01	2025-11-11 01:00:00	72	9	1	0						
gore-usm-01	2025-11-11 02:00:00	70	11	1	0						
gore-usm-01	2025-11-11 03:00:00	174	20	8	3						
gore-usm-01	2025-11-11 04:00:00	371	28	23	24						
gore-usm-01	2025-11-11 05:00:00	787	23	79	81						
gore-usm-01	2025-11-11 06:00:00	1006	30	91	100						
gore-usm-01	2025-11-11 07:00:00	814	60	72	66						
gore-usm-01	2025-11-11 08:00:00	792	82	64	62						
gore-usm-01	2025-11-11 09:00:00	1142	79	79	58						
gore-usm-01	2025-11-11 10:00:00	1208	122	92	50						
gore-usm-01	2025-11-11 11:00:00	1202	165	106	55						
gore-usm-01	2025-11-11 12:00:00	1140	109	91	28						
gore-usm-01	2025-11-11 13:00:00	899	80	76	23						
gore-usm-01	2025-11-11 14:00:00	793	91	45	20						
gore-usm-01	2025-11-11 15:00:00	1332	96	79	30						
gore-usm-01	2025-11-11 16:00:00	1221	82	89	40						
gore-usm-01	2025-11-11 17:00:00	1197	41	73	104						
gore-usm-01	2025-11-11 18:00:00	548	22	48	67						
gore-usm-01	2025-11-11 19:00:00	402	19	37	7						
gore-usm-01	2025-11-11 20:00:00	351	28	26	9						
gore-usm-01	2025-11-11 21:00:00	307	15	14	4						
gore-usm-01	2025-11-11 22:00:00	260	6	8	0						
gore-usm-01	2025-11-11 23:00:00	176	15	7	3						

Tabla 19: Datos campaña MINVU tercera semana flujo vehicular.

gore-usb-01	2025-11-19 00:00:00	81	6	7	2	gore-usb-01	2025-11-19 00:00:00	81	6	7	2
gore-usb-01	2025-11-19 01:00:00	81	5	4	1	gore-usb-01	2025-11-19 01:00:00	81	5	4	1
gore-usb-01	2025-11-19 02:00:00	91	10	0	0	gore-usb-01	2025-11-19 02:00:00	91	10	0	0
gore-usb-01	2025-11-19 03:00:00	177	16	5	3	gore-usb-01	2025-11-19 03:00:00	177	16	5	3
gore-usb-01	2025-11-19 04:00:00	332	15	25	35	gore-usb-01	2025-11-19 04:00:00	332	15	25	35
gore-usb-01	2025-11-19 05:00:00	925	31	83	58	gore-usb-01	2025-11-19 05:00:00	925	31	83	58
gore-usb-01	2025-11-19 06:00:00	903	25	118	80	gore-usb-01	2025-11-19 06:00:00	903	25	118	80
gore-usb-01	2025-11-19 07:00:00	884	60	77	84	gore-usb-01	2025-11-19 07:00:00	884	60	77	84
gore-usb-01	2025-11-19 08:00:00	1157	86	94	50	gore-usb-01	2025-11-19 08:00:00	1157	86	94	50
gore-usb-01	2025-11-19 09:00:00	1147	86	94	51	gore-usb-01	2025-11-19 09:00:00	1147	86	94	51
gore-usb-01	2025-11-19 10:00:00	1105	115	101	43	gore-usb-01	2025-11-19 10:00:00	1105	115	101	43
gore-usb-01	2025-11-19 11:00:00	1213	101	105	32	gore-usb-01	2025-11-19 11:00:00	1213	101	105	32
gore-usb-01	2025-11-19 12:00:00	1188	115	79	13	gore-usb-01	2025-11-19 12:00:00	1188	115	79	13
gore-usb-01	2025-11-19 13:00:00	1086	69	71	4	gore-usb-01	2025-11-19 13:00:00	1086	69	71	4
gore-usb-01	2025-11-19 14:00:00	1137	82	76	11	gore-usb-01	2025-11-19 14:00:00	1137	82	76	11
gore-usb-01	2025-11-19 15:00:00	1435	95	92	13	gore-usb-01	2025-11-19 15:00:00	1435	95	92	13
gore-usb-01	2025-11-19 16:00:00	1330	82	107	39	gore-usb-01	2025-11-19 16:00:00	1330	82	107	39
gore-usb-01	2025-11-19 17:00:00	1165	49	96	150	gore-usb-01	2025-11-19 17:00:00	1165	49	96	150
gore-usb-01	2025-11-19 18:00:00	631	17	47	69	gore-usb-01	2025-11-19 18:00:00	631	17	47	69
gore-usb-01	2025-11-19 19:00:00	511	20	39	5	gore-usb-01	2025-11-19 19:00:00	511	20	39	5
gore-usb-01	2025-11-19 20:00:00	411	15	33	6	gore-usb-01	2025-11-19 20:00:00	411	15	33	6
gore-usb-01	2025-11-19 21:00:00	385	11	13	3	gore-usb-01	2025-11-19 21:00:00	385	11	13	3
gore-usb-01	2025-11-19 22:00:00	405	3	11	2	gore-usb-01	2025-11-19 22:00:00	405	3	11	2
gore-usb-01	2025-11-19 23:00:00	239	15	5	2	gore-usb-01	2025-11-19 23:00:00	239	15	5	2
gore-usb-01	2025-11-20 00:00:00	133	14	4	1	gore-usb-01	2025-11-20 00:00:00	133	14	4	1
gore-usb-01	2025-11-20 01:00:00	117	6	1	0	gore-usb-01	2025-11-20 01:00:00	117	6	1	0
gore-usb-01	2025-11-20 02:00:00	105	7	2	1	gore-usb-01	2025-11-20 02:00:00	105	7	2	1
gore-usb-01	2025-11-20 03:00:00	174	16	5	0	gore-usb-01	2025-11-20 03:00:00	174	16	5	0
gore-usb-01	2025-11-20 04:00:00	362	26	27	30	gore-usb-01	2025-11-20 04:00:00	362	26	27	30
gore-usb-01	2025-11-20 05:00:00	994	46	96	114	gore-usb-01	2025-11-20 05:00:00	994	46	96	114
gore-usb-01	2025-11-20 06:00:00	1066	45	103	137	gore-usb-01	2025-11-20 06:00:00	1066	45	103	137
gore-usb-01	2025-11-20 07:00:00	913	54	77	86	gore-usb-01	2025-11-20 07:00:00	913	54	77	86
gore-usb-01	2025-11-20 08:00:00	1092	103	75	64	gore-usb-01	2025-11-20 08:00:00	1092	103	75	64
gore-usb-01	2025-11-20 09:00:00	1149	91	90	71	gore-usb-01	2025-11-20 09:00:00	1149	91	90	71
gore-usb-01	2025-11-20 10:00:00	1155	89	73	68	gore-usb-01	2025-11-20 10:00:00	1155	89	73	68
gore-usb-01	2025-11-20 11:00:00	1112	82	99	95	gore-usb-01	2025-11-20 11:00:00	1112	82	99	95
gore-usb-01	2025-11-20 12:00:00	1219	64	94	61	gore-usb-01	2025-11-20 12:00:00	1219	64	94	61
gore-usb-01	2025-11-20 13:00:00	1121	66	86	70	gore-usb-01	2025-11-20 13:00:00	1121	66	86	70
gore-usb-01	2025-11-20 14:00:00	1214	61	92	86	gore-usb-01	2025-11-20 14:00:00	1214	61	92	86
gore-usb-01	2025-11-20 15:00:00	986	52	83	104	gore-usb-01	2025-11-20 15:00:00	986	52	83	104
gore-usb-01	2025-11-20 16:00:00	592	29	36	122	gore-usb-01	2025-11-20 16:00:00	592	29	36	122
gore-usb-01	2025-11-20 17:00:00	1242	41	91	118	gore-usb-01	2025-11-20 17:00:00	1242	41	91	118
gore-usb-01	2025-11-20 18:00:00	728	25	78	84	gore-usb-01	2025-11-20 18:00:00	728	25	78	84
gore-usb-01	2025-11-20 19:00:00	472	17	34	7	gore-usb-01	2025-11-20 19:00:00	472	17	34	7
gore-usb-01	2025-11-20 20:00:00	348	11	27	3	gore-usb-01	2025-11-20 20:00:00	348	11	27	3
gore-usb-01	2025-11-20 21:00:00	421	20	16	5	gore-usb-01	2025-11-20 21:00:00	421	20	16	5
gore-usb-01	2025-11-20 22:00:00	345	7	16	2	gore-usb-01	2025-11-20 22:00:00	345	7	16	2
gore-usb-01	2025-11-20 23:00:00	199	14	6	0	gore-usb-01	2025-11-20 23:00:00	199	14	6	0
gore-usb-01	2025-11-21 00:00:00	160	13	3	3	gore-usb-01	2025-11-21 00:00:00	160	13	3	3
gore-usb-01	2025-11-21 01:00:00	117	21	7	1	gore-usb-01	2025-11-21 01:00:00	117	21	7	1
gore-usb-01	2025-11-21 02:00:00	130	12	6	0	gore-usb-01	2025-11-21 02:00:00	130	12	6	0
gore-usb-01	2025-11-21 03:00:00	170	20	9	2	gore-usb-01	2025-11-21 03:00:00	170	20	9	2
gore-usb-01	2025-11-21 04:00:00	349	27	19	29	gore-usb-01	2025-11-21 04:00:00	349	27	19	29
gore-usb-01	2025-11-21 05:00:00	777	19	82	74	gore-usb-01	2025-11-21 05:00:00	777	19	82	74
gore-usb-01	2025-11-21 06:00:00	825	25	96	71	gore-usb-01	2025-11-21 06:00:00	825	25	96	71
gore-usb-01	2025-11-21 07:00:00	902	48	70	63	gore-usb-01	2025-11-21 07:00:00	902	48	70	63
gore-usb-01	2025-11-21 08:00:00	991	73	93	57	gore-usb-01	2025-11-21 08:00:00	991	73	93	57
gore-usb-01	2025-11-21 09:00:00	1158	77	74	49	gore-usb-01	2025-11-21 09:00:00	1158	77	74	49
gore-usb-01	2025-11-21 10:00:00	1088	78	99	57	gore-usb-01	2025-11-21 10:00:00	1088	78	99	57
gore-usb-01	2025-11-21 11:00:00	1149	62	87	38	gore-usb-01	2025-11-21 11:00:00	1149	62	87	38
gore-usb-01	2025-11-21 12:00:00	1201	69	87	14	gore-usb-01	2025-11-21 12:00:00	1201	69	87	14
gore-usb-01	2025-11-21 13:00:00	1047	84	84	10	gore-usb-01	2025-11-21 13:00:00	1047	84	84	10
gore-usb-01	2025-11-21 14:00:00	1066	51	70	3	gore-usb-01	2025-11-21 14:00:00	1066	51	70	3
gore-usb-01	2025-11-21 15:00:00	1201	77	68	8	gore-usb-01	2025-11-21 15:00:00	1201	77	68	8
gore-usb-01	2025-11-21 16:00:00	1151	61	70	19	gore-usb-01	2025-11-21 16:00:00	1151	61	70	19
gore-usb-01	2025-11-21 17:00:00	1163	36	73	131	gore-usb-01	2025-11-21 17:00:00	1163	36	73	131
gore-usb-01	2025-11-21 18:00:00	786	15	51	60	gore-usb-01	2025-11-21 18:00:00	786	15	51	60
gore-usb-01	2025-11-21 19:00:00	566	22	62	4	gore-usb-01	2025-11-21 19:00:00	566	22	62	4
gore-usb-01	2025-11-21 20:00:00	555	17	49	5	gore-usb-01	2025-11-21 20:00:00	555	17	49	5
gore-usb-01	2025-11-21 21:00:00	482	12	28	5	gore-usb-01	2025-11-21 21:00:00	482	12	28	5
gore-usb-01	2025-11-21 22:00:00	501	6	38	4	gore-usb-01	2025-11-21 22:00:00	501	6	38	4
gore-usb-01	2025-11-21 23:00:00	386	12	15	2	gore-usb-01	2025-11-21 23:00:00	386	12	15	2
gore-usb-01	2025-11-22 00:00:00	352	11	5	1	gore-usb-01	2025-11-22 00:00:00	352	11	5	1
gore-usb-01	2025-11-22 01:00:00	240	7	12	0	gore-usb-01	2025-11-22 01:00:00	240	7	12	0
gore-usb-01	2025-11-22 02:00:00	269	9	7	2	gore-usb-01	2025-11-22 02:00:00	269	9	7	2
gore-usb-01	2025-11-22 03:00:00	212	11	7	0	gore-usb-01	2025-11-22 03:00:00	212	11	7	0
gore-usb-01	2025-11-22 04:00:00	250	15	18	20	gore-usb-01	2025-11-22 04:00:00	250	15	18	20
gore-usb-01	2025-11-22 05:00:00	539	24	42	39	gore-usb-01	2025-11-22 05:00:00	539	24	42	39
gore-usb-01	2025-11-22 06:00:00	725	35	72	53	gore-usb-01	2025-11-22 06:00:00	725	35	72	53
gore-usb-01	2025-11-22 07:00:00	771	46	61	101	gore-usb-01	2025-11-22 07:00:00	771	46	61	101
gore-usb-01	2025-11-22 08:00:00	768	54	65	93	gore-usb-01	2025-11-22 08:00:00	768	54	65	93
gore-usb-01	2025-11-22 09:00:00	837	31	70	72	gore-usb-01	2025-11-22 09:00:00	837	31	70	72
gore-usb-01	2025-11-22 10:00:00	917	51	90	61	gore-usb-01	2025-11-22 10:00:00	917	51	90	61
gore-usb-01	2025-11-22 11:00:00	860	59	73	46	gore-usb-01	2025-11-22 11:00:00	860	59	73	46
gore-usb-01	2025-11-22 12:00:00	834	49	65	9	gore-usb-01	2025-11-22 12:00:00	834	49	65	9
gore-usb-01	2025-11-22 13:00:00	913	56	69	6	gore-usb-01	2025-11-22 13:00:00	913	56	69	6
gore-usb-01	2025-11-22 14:00:00	776	49	60	3	gore-usb-01	2025-11-22 14:00:00	776	49	60	3
gore-usb-01	2025-11-22 15:00:00	887	62	52	6	gore-usb-01	2025-11-22 15:00:00	887	62	52	6
gore-usb-01	2025-11-22 16:00:00	900	43	60	10	gore-usb-01	2025-11-22 16:00:00	900	43	60	10
gore-usb-01	2025-11-22 17:00:00	917	29	64	83	gore-usb-01	2025-11-22 17:00:00	917	29	64	83
gore-usb-01	2025-11-22 18:00:00	672	16	32	54	gore-usb-01	2025-11-22 18:00:00	672	16	32	54
gore-usb-01	2025-11-22 19:00:00	515	21	44							

Tabla 20: Datos campaña MINVU cuarta semana flujo vehicular.

ID dispositivo	Fecha emisión	Autos	Camiones	Motos	Bicicletas	ID dispositivo	Fecha emisión	Autos	Camiones	Motos	Bicicletas
gore-usm-01	2025-11-23 00:00:00	285	12	17	3	gore-usm-01	2025-11-27 00:00:00	131	5	3	2
gore-usm-01	2025-11-23 01:00:00	236	7	17	2	gore-usm-01	2025-11-27 01:00:00	112	8	0	0
gore-usm-01	2025-11-23 02:00:00	222	8	7	0	gore-usm-01	2025-11-27 02:00:00	100	7	0	1
gore-usm-01	2025-11-23 03:00:00	176	12	2	1	gore-usm-01	2025-11-27 03:00:00	153	10	3	0
gore-usm-01	2025-11-23 04:00:00	180	12	9	13	gore-usm-01	2025-11-27 04:00:00	372	21	24	30
gore-usm-01	2025-11-23 05:00:00	324	7	28	29	gore-usm-01	2025-11-27 05:00:00	919	32	99	80
gore-usm-01	2025-11-23 06:00:00	339	18	67	101	gore-usm-01	2025-11-27 06:00:00	961	22	110	117
gore-usm-01	2025-11-23 07:00:00	246	9	41	149	gore-usm-01	2025-11-27 07:00:00	933	75	80	84
gore-usm-01	2025-11-23 08:00:00	31	4	20	113	gore-usm-01	2025-11-27 08:00:00	977	75	88	72
gore-usm-01	2025-11-23 09:00:00	17	2	22	2	gore-usm-01	2025-11-27 09:00:00	1102	88	73	65
gore-usm-01	2025-11-23 10:00:00	1	2	10	0	gore-usm-01	2025-11-27 10:00:00	1112	96	113	39
gore-usm-01	2025-11-23 11:00:00	4	1	182	3	gore-usm-01	2025-11-27 11:00:00	1147	56	93	60
gore-usm-01	2025-11-23 12:00:00	1	14	61	8	gore-usm-01	2025-11-27 12:00:00	1186	103	123	36
gore-usm-01	2025-11-23 13:00:00	177	13	24	13	gore-usm-01	2025-11-27 13:00:00	1086	80	86	59
gore-usm-01	2025-11-23 14:00:00	441	19	34	6	gore-usm-01	2025-11-27 14:00:00	1243	83	70	61
gore-usm-01	2025-11-23 15:00:00	593	59	49	4	gore-usm-01	2025-11-27 15:00:00	1282	62	87	112
gore-usm-01	2025-11-23 16:00:00	714	70	50	17	gore-usm-01	2025-11-27 16:00:00	1350	46	99	213
gore-usm-01	2025-11-23 17:00:00	615	119	40	64	gore-usm-01	2025-11-27 17:00:00	1290	33	88	128
gore-usm-01	2025-11-23 18:00:00	509	37	25	59	gore-usm-01	2025-11-27 18:00:00	820	20	54	97
gore-usm-01	2025-11-23 19:00:00	372	13	24	7	gore-usm-01	2025-11-27 19:00:00	464	26	32	6
gore-usm-01	2025-11-23 20:00:00	344	13	18	5	gore-usm-01	2025-11-27 20:00:00	450	20	22	1
gore-usm-01	2025-11-23 21:00:00	311	12	12	3	gore-usm-01	2025-11-27 21:00:00	380	18	13	5
gore-usm-01	2025-11-23 22:00:00	265	7	7	5	gore-usm-01	2025-11-27 22:00:00	315	100	7	0
gore-usm-01	2025-11-23 23:00:00	130	7	5	1	gore-usm-01	2025-11-27 23:00:00	230	9	5	3
gore-usm-01	2025-11-24 00:00:00	79	11	7	2	gore-usm-01	2025-11-28 00:00:00	132	6	8	1
gore-usm-01	2025-11-24 01:00:00	106	2	2	0	gore-usm-01	2025-11-28 01:00:00	127	7	1	0
gore-usm-01	2025-11-24 02:00:00	116	11	0	0	gore-usm-01	2025-11-28 02:00:00	116	4	5	0
gore-usm-01	2025-11-24 03:00:00	211	21	7	1	gore-usm-01	2025-11-28 03:00:00	193	14	3	1
gore-usm-01	2025-11-24 04:00:00	386	16	22	35	gore-usm-01	2025-11-28 04:00:00	334	27	24	28
gore-usm-01	2025-11-24 05:00:00	908	33	88	89	gore-usm-01	2025-11-28 05:00:00	947	33	90	86
gore-usm-01	2025-11-24 06:00:00	947	32	108	109	gore-usm-01	2025-11-28 06:00:00	973	77	97	111
gore-usm-01	2025-11-24 07:00:00	855	47	75	93	gore-usm-01	2025-11-28 07:00:00	309	15	27	78
gore-usm-01	2025-11-24 08:00:00	920	84	73	52	gore-usm-01	2025-11-28 08:00:00	816	84	66	39
gore-usm-01	2025-11-24 09:00:00	1035	104	76	48	gore-usm-01	2025-11-28 09:00:00	951	81	94	63
gore-usm-01	2025-11-24 10:00:00	947	91	100	38	gore-usm-01	2025-11-28 10:00:00	1106	254	115	57
gore-usm-01	2025-11-24 11:00:00	987	105	83	29	gore-usm-01	2025-11-28 11:00:00	1111	138	117	44
gore-usm-01	2025-11-24 12:00:00	1105	134	83	16	gore-usm-01	2025-11-28 12:00:00	1196	113	71	43
gore-usm-01	2025-11-24 13:00:00	895	80	49	7	gore-usm-01	2025-11-28 13:00:00	1053	113	92	20
gore-usm-01	2025-11-24 14:00:00	860	104	55	5	gore-usm-01	2025-11-28 14:00:00	1135	86	92	12
gore-usm-01	2025-11-24 15:00:00	1349	87	67	14	gore-usm-01	2025-11-28 15:00:00	1179	64	76	12
gore-usm-01	2025-11-24 16:00:00	1359	81	89	48	gore-usm-01	2025-11-28 16:00:00	1281	72	101	33
gore-usm-01	2025-11-24 17:00:00	1083	43	54	116	gore-usm-01	2025-11-28 18:00:00	845	17	66	77
gore-usm-01	2025-11-24 18:00:00	598	21	50	80	gore-usm-01	2025-11-28 19:00:00	603	11	27	5
gore-usm-01	2025-11-24 19:00:00	372	26	24	5	gore-usm-01	2025-11-28 20:00:00	452	11	19	4
gore-usm-01	2025-11-24 20:00:00	318	17	14	0	gore-usm-01	2025-11-28 21:00:00	492	8	17	7
gore-usm-01	2025-11-24 21:00:00	285	9	7	2	gore-usm-01	2025-11-28 22:00:00	519	13	11	3
gore-usm-01	2025-11-24 22:00:00	218	9	5	2	gore-usm-01	2025-11-28 23:00:00	382	8	9	3
gore-usm-01	2025-11-24 23:00:00	121	8	4	3	gore-usm-01	2025-11-29 00:00:00	340	11	3	2
gore-usm-01	2025-11-25 00:00:00	73	7	5	0	gore-usm-01	2025-11-29 01:00:00	251	6	6	1
gore-usm-01	2025-11-25 01:00:00	84	6	3	0	gore-usm-01	2025-11-29 02:00:00	213	6	1	0
gore-usm-01	2025-11-25 02:00:00	96	9	0	0	gore-usm-01	2025-11-29 03:00:00	203	8	1	1
gore-usm-01	2025-11-25 03:00:00	168	10	3	1	gore-usm-01	2025-11-29 04:00:00	238	13	8	11
gore-usm-01	2025-11-25 04:00:00	363	31	26	27	gore-usm-01	2025-11-29 05:00:00	477	26	38	21
gore-usm-01	2025-11-25 05:00:00	1052	38	85	108	gore-usm-01	2025-11-29 06:00:00	719	45	71	32
gore-usm-01	2025-11-25 06:00:00	1053	51	110	145	gore-usm-01	2025-11-29 07:00:00	893	66	63	106
gore-usm-01	2025-11-25 07:00:00	805	47	60	78	gore-usm-01	2025-11-29 08:00:00	757	45	75	93
gore-usm-01	2025-11-25 08:00:00	955	99	68	63	gore-usm-01	2025-11-29 09:00:00	824	47	112	76
gore-usm-01	2025-11-25 09:00:00	1075	86	82	57	gore-usm-01	2025-11-29 10:00:00	876	92	89	69
gore-usm-01	2025-11-25 10:00:00	1064	154	86	40	gore-usm-01	2025-11-29 11:00:00	1104	78	112	61
gore-usm-01	2025-11-25 11:00:00	1143	169	109	42	gore-usm-01	2025-11-29 12:00:00	885	61	102	45
gore-usm-01	2025-11-25 12:00:00	978	80	80	10	gore-usm-01	2025-11-29 13:00:00	850	43	68	12
gore-usm-01	2025-11-25 13:00:00	660	34	55	5	gore-usm-01	2025-11-29 14:00:00	918	61	79	2
gore-usm-01	2025-11-25 14:00:00	1131	75	66	5	gore-usm-01	2025-11-29 15:00:00	845	60	69	6
gore-usm-01	2025-11-25 15:00:00	1311	86	69	9	gore-usm-01	2025-11-29 16:00:00	940	51	59	23
gore-usm-01	2025-11-25 16:00:00	824	65	59	76	gore-usm-01	2025-11-29 17:00:00	920	24	45	69
gore-usm-01	2025-11-25 17:00:00	4	0	92	95	gore-usm-01	2025-11-29 18:00:00	420	16	43	57
gore-usm-01	2025-11-25 18:00:00	92	2	15	75	gore-usm-01	2025-11-29 19:00:00	475	9	32	9
gore-usm-01	2025-11-25 19:00:00	390	12	23	3	gore-usm-01	2025-11-29 20:00:00	400	14	18	1
gore-usm-01	2025-11-25 20:00:00	353	25	11	3	gore-usm-01	2025-11-29 21:00:00	488	12	29	2
gore-usm-01	2025-11-25 21:00:00	300	31	6	2	gore-usm-01	2025-11-29 22:00:00	451	6	16	1
gore-usm-01	2025-11-25 22:00:00	230	13	4	3	gore-usm-01	2025-11-29 23:00:00	401	9	13	4
gore-usm-01	2025-11-25 23:00:00	164	14	7	1	gore-usm-01	2025-11-30 00:00:00	340	2	11	3
gore-usm-01	2025-11-26 00:00:00	99	7	1	0	gore-usm-01	2025-11-30 01:00:00	248	6	10	1
gore-usm-01	2025-11-26 01:00:00	94	8	4	1	gore-usm-01	2025-11-30 02:00:00	227	7	2	0
gore-usm-01	2025-11-26 02:00:00	70	12	0	0	gore-usm-01	2025-11-30 03:00:00	146	5	3	0
gore-usm-01	2025-11-26 03:00:00	169	11	3	2	gore-usm-01	2025-11-30 04:00:00	162	15	9	15
gore-usm-01	2025-11-26 04:00:00	356	21	20	35	gore-usm-01	2025-11-30 05:00:00	4	2	2	51
gore-usm-01	2025-11-26 05:00:00	521	28	80	87	gore-usm-01	2025-11-30 06:00:00	1	0	43	88
gore-usm-01	2025-11-26 06:00:00	1093	57	93	131	gore-usm-01	2025-11-30 07:00:00	0	0	7	201
gore-usm-01	2025-11-26 07:00:00	1120	86	72	94	gore-usm-01	2025-11-30 08:00:00	27	0	6	202
gore-usm-01	2025-11-26 08:00:00	974	93	74	110	gore-usm-01	2025-11-30 09:00:00	480	19	55	134
gore-usm-01	2025-11-26 09:00:00	1011	98	81	63	gore-usm-01	2025-11-30 10:00:00	569	37	72	109
gore-usm-01	2025-11-26 10:00:00	1126	92	109	73	gore-usm-01	2025-11-30 11:00:00	667	31	86	52
gore-usm-01	2025-11-26 11:00:00	1192	103	102	80	gore-usm-01	2025-11-30 12:00:00	770	56	58	23
gore-usm-01	2025-11-26 12:00:00	1136	96	96	29	gore-usm-01	2025-11-30 13:00:00	709	48	61	8
gore-usm-01	2025-11-26 13:00:00	986	102	58	5	gore-usm-01	2025-11-30 14:00:00	634	36	47	3
gore-usm-01	2025-11-26 14:00:00	1106	73	74	9	gore-usm-01	2025-11-30 15:00:00	736	53	47	1
gore-usm-01	2025-11-26 15:00:00	1341	94	68	11	gore-usm-01	2025-11-30 16:00:00	791	53	46	19
gore-usm-01	2025-11-26 16:00:00	1336	86	105	54	gore-usm-01	2025-11-30 17:00:00	729	26	56	56
gore-usm-01	2025-11-26 17:00:00	1230	51	73	155	gore-usm-01	2025-11-30 18:00:00	656	26	51	39
gore-usm-01	2025-11-26 18:00:00	708	19	53	100	gore-usm-01	2025-11-30 19:00:00	374	18	20	11
gore-usm-01	2025-11-26 19:00										

Tabla 21: Datos campaña MINVU primera semana conteo emisiones.

ID dispositivo	Fecha emisión	PM2,5	NO2	ID dispositivo	Fecha emisión	PM2,5	NO2
K307_gas	2025-11-01 00:00:00	2,18487177	2,69462548	K307_gas	2025-11-05 0	9,2740654	2,95056965
K307_gas	2025-11-01 01:00:00	1,90951998	1,97820137	K307_gas	2025-11-05 0	2,86980727	2,1151328
K307_gas	2025-11-01 02:00:00	0,87439696	1,26253632	K307_gas	2025-11-05 0	2,21988902	1,98987063
K307_gas	2025-11-01 03:00:00	0,9089864	1,38837637	K307_gas	2025-11-05 0	2,77419473	1,99006868
K307_gas	2025-11-01 04:00:00	1,83296662	2,0179888	K307_gas	2025-11-05 0	3,81169889	1,61887229
K307_gas	2025-11-01 05:00:00	3,29838078	2,77846228	K307_gas	2025-11-05 0	3,47342612	1,91415906
K307_gas	2025-11-01 06:00:00	3,1283947	3,56377283	K307_gas	2025-11-05 0	6,68956343	5,03946927
K307_gas	2025-11-01 07:00:00	2,38646749	2,65428856	K307_gas	2025-11-05 0	8,94577376	6,48692945
K307_gas	2025-11-01 08:00:00	4,06736694	2,65144149	K307_gas	2025-11-05 0	15,1722368	6,83977842
K307_gas	2025-11-01 09:00:00	7,86112847	2,43163586	K307_gas	2025-11-05 0	16,3408079	5,69564425
K307_gas	2025-11-01 10:00:00	10,8261645	1,78883468	K307_gas	2025-11-05 1	19,7767858	5,60809601
K307_gas	2025-11-01 11:00:00	11,8905872	2,4353852	K307_gas	2025-11-05 1	23,6559931	6,24433409
K307_gas	2025-11-01 12:00:00	13,3721307	2,16514069	K307_gas	2025-11-05 1	17,2328153	4,16594439
K307_gas	2025-11-01 13:00:00	10,8020297	2,21457106	K307_gas	2025-11-05 1	11,3233112	2,97200153
K307_gas	2025-11-01 14:00:00	4,5774911	1,84080323	K307_gas	2025-11-05 1	6,03370758	2,95210111
K307_gas	2025-11-01 15:00:00	2,56738918	1,60482136	K307_gas	2025-11-05 1	4,13935065	2,92939499
K307_gas	2025-11-01 16:00:00	1,08931532	1,79208132	K307_gas	2025-11-05 1	3,66666527	2,77890069
K307_gas	2025-11-01 17:00:00	1,70022764	2,1381834	K307_gas	2025-11-05 1	4,17297526	2,34370288
K307_gas	2025-11-01 18:00:00	1,84514127	1,65633706	K307_gas	2025-11-05 1	4,18337997	2,97870926
K307_gas	2025-11-01 19:00:00	2,22058531	2,17754898	K307_gas	2025-11-05 1	4,92596646	3,56893716
K307_gas	2025-11-01 20:00:00	2,28340185	3,11619185	K307_gas	2025-11-05 2	6,81768224	4,91099436
K307_gas	2025-11-01 21:00:00	3,48488574	3,95680988	K307_gas	2025-11-05 2	6,45468775	4,18881223
K307_gas	2025-11-01 22:00:00	3,95004739	3,70394235	K307_gas	2025-11-05 2	10,0043378	3,87260827
K307_gas	2025-11-01 23:00:00	3,68496068	3,71133322	K307_gas	2025-11-05 2	8,46777917	3,30743933
K307_gas	2025-11-02 00:00:00	3,6308738	3,78201675	K307_gas	2025-11-06 0	11,9060741	3,10962944
K307_gas	2025-11-02 01:00:00	2,94108422	3,27959236	K307_gas	2025-11-06 0	8,88862302	2,6228113
K307_gas	2025-11-02 02:00:00	3,55045365	2,91865942	K307_gas	2025-11-06 0	10,3901895	2,39759999
K307_gas	2025-11-02 03:00:00	3,689356	2,99243617	K307_gas	2025-11-06 0	10,088379	2,38087234
K307_gas	2025-11-02 04:00:00	6,31444498	4,0059522	K307_gas	2025-11-06 0	10,037251	2,0833963
K307_gas	2025-11-02 05:00:00	7,24832132	4,37569947	K307_gas	2025-11-06 0	10,9260066	1,81787251
K307_gas	2025-11-02 06:00:00	9,16581988	4,18179167	K307_gas	2025-11-06 0	11,4713934	2,20720132
K307_gas	2025-11-02 07:00:00	8,13815932	3,15843076	K307_gas	2025-11-06 0	11,6068833	3,76723258
K307_gas	2025-11-02 08:00:00	9,21371069	3,27070258	K307_gas	2025-11-06 0	14,3777473	3,65250501
K307_gas	2025-11-02 09:00:00	8,77498758	2,4650184	K307_gas	2025-11-06 0	16,023793	4,49802517
K307_gas	2025-11-02 10:00:00	7,28862575	2,34397765	K307_gas	2025-11-06 1	14,840545	4,12321699
K307_gas	2025-11-02 11:00:00	7,34951838	1,77427351	K307_gas	2025-11-06 1	12,9532867	3,53357236
K307_gas	2025-11-02 12:00:00	9,13182257	1,29910335	K307_gas	2025-11-06 1	15,7749327	3,77997518
K307_gas	2025-11-02 13:00:00	7,00695895	1,10486868	K307_gas	2025-11-06 1	23,0252283	3,53289678
K307_gas	2025-11-02 14:00:00	2,90956109	1,75959641	K307_gas	2025-11-06 1	23,9040895	3,28754531
K307_gas	2025-11-02 15:00:00	2,15176595	1,89600999	K307_gas	2025-11-06 1	20,2527572	4,84978641
K307_gas	2025-11-02 16:00:00	2,58793735	1,37234928	K307_gas	2025-11-06 1	14,5442586	4,76647549
K307_gas	2025-11-02 17:00:00	3,05633303	1,61680478	K307_gas	2025-11-06 1	10,7673823	3,91674549
K307_gas	2025-11-02 18:00:00	3,3175593	1,92893555	K307_gas	2025-11-06 1	5,42611041	3,71630213
K307_gas	2025-11-02 19:00:00	4,26518343	2,73611954	K307_gas	2025-11-06 1	5,03257359	4,3602396
K307_gas	2025-11-02 20:00:00	4,47267085	3,21046428	K307_gas	2025-11-06 2	9,22633167	4,86909301
K307_gas	2025-11-02 21:00:00	3,97638983	3,08547099	K307_gas	2025-11-06 2	8,06880428	3,66947243
K307_gas	2025-11-02 22:00:00	4,21658989	3,08404018	K307_gas	2025-11-06 2	7,31426738	3,84390441
K307_gas	2025-11-02 23:00:00	2,78604338	2,81195341	K307_gas	2025-11-06 2	1,10798084	3,34512869
K307_gas	2025-11-03 00:00:00	3,57529268	3,81582166	K307_gas	2025-11-07 0	1,9416121	3,06164491
K307_gas	2025-11-03 01:00:00	4,58644264	5,20443447	K307_gas	2025-11-07 0	0,7252513	2,39788874
K307_gas	2025-11-03 02:00:00	3,41504057	2,88378404	K307_gas	2025-11-07 0	0,91107685	2,47445829
K307_gas	2025-11-03 03:00:00	5,22653219	3,71256366	K307_gas	2025-11-07 0	0,39928219	2,35280422
K307_gas	2025-11-03 04:00:00	6,1049383	3,59369032	K307_gas	2025-11-07 0	3,94775797	2,81861305
K307_gas	2025-11-03 05:00:00	5,26618508	4,44584975	K307_gas	2025-11-07 0	10,9406282	3,96302789
K307_gas	2025-11-03 06:00:00	7,68525023	5,75266645	K307_gas	2025-11-07 0	9,86767619	3,78816994
K307_gas	2025-11-03 07:00:00	16,9488269	6,18201139	K307_gas	2025-11-07 0	13,6390028	5,19780373
K307_gas	2025-11-03 08:00:00	25,3822795	5,76481054	K307_gas	2025-11-07 0	13,778674	5,45595229
K307_gas	2025-11-03 09:00:00	27,6011352	4,49813452	K307_gas	2025-11-07 0	12,2932588	5,14744016
K307_gas	2025-11-03 10:00:00	18,9846221	3,4998998	K307_gas	2025-11-07 1	9,39824572	3,56859144
K307_gas	2025-11-03 11:00:00	19,8515641	2,80828568	K307_gas	2025-11-07 1	11,6942988	3,29731679
K307_gas	2025-11-03 12:00:00	17,262898	2,70794589	K307_gas	2025-11-07 1	11,494828	3,69939803
K307_gas	2025-11-03 13:00:00	14,1222584	2,92370176	K307_gas	2025-11-07 1	9,89021572	4,14165566
K307_gas	2025-11-03 14:00:00	12,2676611	2,14402628	K307_gas	2025-11-07 1	7,90056849	3,31806456
K307_gas	2025-11-03 15:00:00	10,2017725	2,47404611	K307_gas	2025-11-07 1	5,45876172	2,20643543
K307_gas	2025-11-03 16:00:00	10,1266576	3,11341554	K307_gas	2025-11-07 1	4,6033325	2,83288433
K307_gas	2025-11-03 17:00:00	9,18889722	2,39265302	K307_gas	2025-11-07 1	6,57746836	3,48436613
K307_gas	2025-11-03 18:00:00	6,93182584	3,14137541	K307_gas	2025-11-07 1	5,14569183	3,78872504
K307_gas	2025-11-03 19:00:00	5,84748921	3,56281929	K307_gas	2025-11-07 1	3,28584999	5,14225504
K307_gas	2025-11-03 20:00:00	5,95974923	3,57263505	K307_gas	2025-11-07 2	2,64346504	5,54842444
K307_gas	2025-11-03 21:00:00	4,0898298	2,970931	K307_gas	2025-11-07 2	5,73412401	5,7808512
K307_gas	2025-11-03 22:00:00	3,97676381	3,01311325	K307_gas	2025-11-07 2	7,01437217	4,62772389
K307_gas	2025-11-03 23:00:00	4,27695473	2,84570269	K307_gas	2025-11-07 2	7,1979051	4,83356385
K307_gas	2025-11-04 00:00:00	3,29016855	2,18081161				
K307_gas	2025-11-04 01:00:00	6,34231934	2,51239447				
K307_gas	2025-11-04 02:00:00	11,6730349	2,78130305				
K307_gas	2025-11-04 03:00:00	5,27231425	1,99639189				
K307_gas	2025-11-04 04:00:00	2,8234041	1,41746814				
K307_gas	2025-11-04 05:00:00	3,3748098	1,66994735				
K307_gas	2025-11-04 06:00:00	4,74429364	2,52900951				
K307_gas	2025-11-04 07:00:00	6,52844058	3,16114565				
K307_gas	2025-11-04 08:00:00	9,55196726	4,60454152				
K307_gas	2025-11-04 09:00:00	12,0557411	5,56713539				
K307_gas	2025-11-04 10:00:00	15,8428835	4,39595252				
K307_gas	2025-11-04 11:00:00	17,9781228	4,45653065				
K307_gas	2025-11-04 12:00:00	19,7985136	4,90351971				
K307_gas	2025-11-04 13:00:00	14,8892327	4,20689877				
K307_gas	2025-11-04 14:00:00	8,88585135	3,24733276				
K307_gas	2025-11-04 15:00:00	6,75833912	2,83888138				
K307_gas	2025-11-04 16:00:00	5,85267237	3,10519321				
K307_gas	2025-11-04 17:00:00	4,17706974	2,4970216				
K307_gas	2025-11-04 18:00:00	4,24896216	3,38656287				
K307_gas	2025-11-04 19:00:00	4,09770671	3,64982336				
K307_gas	2025-11-04 20:00:00	4,72432803	5,11965109				
K307_gas	2025-11-04 21:00:00	8,21623358	4,67541143				
K307_gas	2025-11-04 22:00:00	5,57993549	3,74652769				
K307_gas	2025-11-04 23:00:00	6,61059899	3,38914347				

Tabla 22: Datos campaña MINVU segunda semana conteo emisiones.

ID dispositivo	Fecha emisión	PM2.5	NO2	ID dispositivo	Fecha emisión	PM2.5	NO2
K307_gas	2025-11-08 00:00:00	7,24765063	4,91111124	K307_gas	2025-11-12 00:00:00	2,37290867	4,95593026
K307_gas	2025-11-08 01:00:00	6,53682784	4,62820439	K307_gas	2025-11-12 01:00:00	3,28973191	4,85006034
K307_gas	2025-11-08 02:00:00	5,71865238	3,51579782	K307_gas	2025-11-12 02:00:00	2,32228771	3,45488887
K307_gas	2025-11-08 03:00:00	6,08137921	4,48043614	K307_gas	2025-11-12 03:00:00	2,41560611	2,64435311
K307_gas	2025-11-08 04:00:00	5,12907904	3,54136041	K307_gas	2025-11-12 04:00:00	6,63938584	3,51842858
K307_gas	2025-11-08 05:00:00	8,56520179	4,66697599	K307_gas	2025-11-12 05:00:00	10,892093	4,48424675
K307_gas	2025-11-08 06:00:00	11,6693991	5,02135661	K307_gas	2025-11-12 06:00:00	9,62430378	4,4476645
K307_gas	2025-11-08 07:00:00	14,8918336	4,93201028	K307_gas	2025-11-12 07:00:00	9,28526878	5,17379669
K307_gas	2025-11-08 08:00:00	16,9177472	5,19831743	K307_gas	2025-11-12 08:00:00	11,7356442	5,2212565
K307_gas	2025-11-08 09:00:00	24,1468309	6,80901714	K307_gas	2025-11-12 09:00:00	14,8509895	5,95187472
K307_gas	2025-11-08 10:00:00	26,9398869	6,56497355	K307_gas	2025-11-12 10:00:00	16,0546136	5,86939139
K307_gas	2025-11-08 11:00:00	16,6209351	3,18415015	K307_gas	2025-11-12 11:00:00	11,5408456	5,05080422
K307_gas	2025-11-08 12:00:00	8,04735018	2,0038752	K307_gas	2025-11-12 12:00:00	12,8306923	5,59620064
K307_gas	2025-11-08 13:00:00	4,80066478	1,69579607	K307_gas	2025-11-12 13:00:00	14,2994327	4,97080719
K307_gas	2025-11-08 14:00:00	5,71787889	1,84077399	K307_gas	2025-11-12 14:00:00	11,9055303	4,3122141
K307_gas	2025-11-08 15:00:00	5,1043085	1,60632131	K307_gas	2025-11-12 15:00:00	3,7255929	2,39441736
K307_gas	2025-11-08 16:00:00	6,01673126	1,71562337	K307_gas	2025-11-12 16:00:00	2,11605903	3,4044325
K307_gas	2025-11-08 17:00:00	6,83529969	1,46765568	K307_gas	2025-11-12 17:00:00	2,19041869	2,6095462
K307_gas	2025-11-08 18:00:00	7,69951857	1,8967181	K307_gas	2025-11-12 18:00:00	2,0995026	3,18239181
K307_gas	2025-11-08 19:00:00	8,72807946	2,71140602	K307_gas	2025-11-12 19:00:00	1,96737913	3,49758382
K307_gas	2025-11-08 20:00:00	9,05740378	3,55158394	K307_gas	2025-11-12 20:00:00	1,89312055	4,39333743
K307_gas	2025-11-08 21:00:00	11,71434	3,38876876	K307_gas	2025-11-12 21:00:00	4,2543378	5,4961482
K307_gas	2025-11-08 22:00:00	13,6729602	3,1050617	K307_gas	2025-11-12 22:00:00	3,99780811	6,91943345
K307_gas	2025-11-08 23:00:00	12,4537447	2,85912479	K307_gas	2025-11-12 23:00:00	3,97306741	6,43874223
K307_gas	2025-11-09 00:00:00	11,2997919	2,51031344	K307_gas	2025-11-13 00:00:00	5,9961712	8,17385431
K307_gas	2025-11-09 01:00:00	10,611602	1,87032279	K307_gas	2025-11-13 01:00:00	7,01212871	7,44518209
K307_gas	2025-11-09 02:00:00	10,8228599	2,1216212	K307_gas	2025-11-13 02:00:00	6,40165379	6,39976068
K307_gas	2025-11-09 03:00:00	15,7769525	1,88585634	K307_gas	2025-11-13 03:00:00	5,82785792	5,58676832
K307_gas	2025-11-09 04:00:00	14,3501044	1,64721698	K307_gas	2025-11-13 04:00:00	7,96692351	6,49947674
K307_gas	2025-11-09 05:00:00	13,9524987	2,24591049	K307_gas	2025-11-13 05:00:00	8,23449007	5,57520211
K307_gas	2025-11-09 06:00:00	12,6634148	2,1730998	K307_gas	2025-11-13 06:00:00	7,60860908	5,57234704
K307_gas	2025-11-09 07:00:00	11,9383623	2,57999852	K307_gas	2025-11-13 07:00:00	12,5381987	7,37394115
K307_gas	2025-11-09 08:00:00	12,9067014	2,48273355	K307_gas	2025-11-13 08:00:00	16,3204744	5,55739129
K307_gas	2025-11-09 09:00:00	16,5569189	2,69628295	K307_gas	2025-11-13 09:00:00	17,3303748	9,58148955
K307_gas	2025-11-09 10:00:00	20,3532117	2,47195584	K307_gas	2025-11-13 10:00:00	19,866892	8,78337835
K307_gas	2025-11-09 11:00:00	25,5595807	2,35118882	K307_gas	2025-11-13 11:00:00	21,0957503	8,85038958
K307_gas	2025-11-09 12:00:00	27,6664897	1,58071335	K307_gas	2025-11-13 12:00:00	19,3767019	6,98462629
K307_gas	2025-11-09 13:00:00	21,3722956	1,5382275	K307_gas	2025-11-13 13:00:00	22,0589381	6,13340017
K307_gas	2025-11-09 14:00:00	13,5473955	1,52324427	K307_gas	2025-11-13 14:00:00	5,13802808	3,13005138
K307_gas	2025-11-09 15:00:00	7,19643305	1,77784761	K307_gas	2025-11-13 15:00:00	5,15020075	3,02492949
K307_gas	2025-11-09 16:00:00	4,91184784	1,7262344	K307_gas	2025-11-13 16:00:00	3,51247212	2,71868006
K307_gas	2025-11-09 17:00:00	3,55497585	2,36328357	K307_gas	2025-11-13 17:00:00	3,34299087	2,67805559
K307_gas	2025-11-09 18:00:00	2,86751399	2,03466386	K307_gas	2025-11-13 18:00:00	3,94579017	2,84798668
K307_gas	2025-11-09 19:00:00	2,75371917	2,42460883	K307_gas	2025-11-13 19:00:00	4,33726233	2,81732693
K307_gas	2025-11-09 20:00:00	3,44676661	3,87291884	K307_gas	2025-11-13 20:00:00	4,69717467	5,10743265
K307_gas	2025-11-09 21:00:00	4,10030272	4,1547421	K307_gas	2025-11-13 21:00:00	7,53841571	4,36239982
K307_gas	2025-11-09 22:00:00	4,22751131	3,38658641	K307_gas	2025-11-13 22:00:00	7,53752518	4,3735074
K307_gas	2025-11-09 23:00:00	3,01009178	3,26369308	K307_gas	2025-11-13 23:00:00	7,60142808	5,55806305
K307_gas	2025-11-10 00:00:00	2,72178578	2,85691532	K307_gas	2025-11-14 00:00:00	6,4802441	7,31815818
K307_gas	2025-11-10 01:00:00	2,29292022	2,24218211	K307_gas	2025-11-14 01:00:00	9,38891256	6,18246881
K307_gas	2025-11-10 02:00:00	2,06870315	1,85396157	K307_gas	2025-11-14 02:00:00	6,47937359	4,86982629
K307_gas	2025-11-10 03:00:00	2,01023507	2,34498184	K307_gas	2025-11-14 03:00:00	7,24584894	4,33115765
K307_gas	2025-11-10 04:00:00	2,59334289	3,15104298	K307_gas	2025-11-14 04:00:00	8,07967565	3,99009256
K307_gas	2025-11-10 05:00:00	2,86321956	3,62822628	K307_gas	2025-11-14 05:00:00	7,52705227	4,23269144
K307_gas	2025-11-10 06:00:00	4,77680147	5,71234691	K307_gas	2025-11-14 06:00:00	10,5721263	6,3345067
K307_gas	2025-11-10 07:00:00	7,50628594	5,49549618	K307_gas	2025-11-14 07:00:00	11,79343	6,69408824
K307_gas	2025-11-10 08:00:00	10,4052175	6,20310664	K307_gas	2025-11-14 08:00:00	11,8110938	5,79488544
K307_gas	2025-11-10 09:00:00	13,0227438	5,63857586	K307_gas	2025-11-14 09:00:00	15,3514086	6,75672123
K307_gas	2025-11-10 10:00:00	18,2610099	6,79171211	K307_gas	2025-11-14 10:00:00	10,7333858	6,31927244
K307_gas	2025-11-10 11:00:00	18,4191525	5,17466141	K307_gas	2025-11-14 11:00:00	13,0186164	5,32313293
K307_gas	2025-11-10 12:00:00	11,4852526	3,24881347	K307_gas	2025-11-14 12:00:00	13,6467377	4,67847687
K307_gas	2025-11-10 13:00:00	8,05019393	2,62328042	K307_gas	2025-11-14 13:00:00	10,0666798	3,01315316
K307_gas	2025-11-10 14:00:00	5,28582098	2,19303276	K307_gas	2025-11-14 14:00:00	7,56317563	2,99369216
K307_gas	2025-11-10 15:00:00	4,17197312	2,27120112	K307_gas	2025-11-14 15:00:00	7,63379775	3,47452378
K307_gas	2025-11-10 16:00:00	4,06138738	2,73668817	K307_gas	2025-11-14 16:00:00	7,62315168	2,86961377
K307_gas	2025-11-10 17:00:00	3,74582071	2,77173016	K307_gas	2025-11-14 17:00:00	8,4774453	2,99536339
K307_gas	2025-11-10 18:00:00	3,29865276	3,03179819	K307_gas	2025-11-14 18:00:00	9,2526348	3,11662508
K307_gas	2025-11-10 19:00:00	4,81605546	3,73101943	K307_gas	2025-11-14 19:00:00	9,97451062	3,13993445
K307_gas	2025-11-10 20:00:00	12,6552018	3,85111443	K307_gas	2025-11-14 20:00:00	13,5241789	4,23073431
K307_gas	2025-11-10 21:00:00	8,13248432	3,71559894	K307_gas	2025-11-14 21:00:00	10,6243834	3,87023349
K307_gas	2025-11-10 22:00:00	2,65379315	3,14347145	K307_gas	2025-11-14 22:00:00	10,7102832	3,89610979
K307_gas	2025-11-10 23:00:00	2,0390621	2,41272844	K307_gas	2025-11-14 23:00:00	12,4505881	3,93272909
K307_gas	2025-11-11 00:00:00	1,78778236	3,09484474				
K307_gas	2025-11-11 01:00:00	2,62995147	2,5358707				
K307_gas	2025-11-11 02:00:00	2,85098226	1,85461397				
K307_gas	2025-11-11 03:00:00	3,15348275	1,98812781				
K307_gas	2025-11-11 04:00:00	5,48194437	3,03992534				
K307_gas	2025-11-11 05:00:00	2,70213446	1,82030801				
K307_gas	2025-11-11 06:00:00	4,4624622	2,87883001				
K307_gas	2025-11-11 07:00:00	5,7906548	4,65824206				
K307_gas	2025-11-11 08:00:00	8,67201702	4,68428871				
K307_gas	2025-11-11 09:00:00	11,1257062	4,99887801				
K307_gas	2025-11-11 10:00:00	14,1684964	4,65647128				
K307_gas	2025-11-11 11:00:00	16,7953893	3,9270757				
K307_gas	2025-11-11 12:00:00	19,4490262	5,13907954				
K307_gas	2025-11-11 13:00:00	13,3096787	3,31649309				
K307_gas	2025-11-11 14:00:00	8,50763581	2,90534116				
K307_gas	2025-11-11 15:00:00	5,0110233	2,38295093				
K307_gas	2025-11-11 16:00:00	4,25160726	2,4894555				
K307_gas	2025-11-11 17:00:00	2,62437639	2,50169739				
K307_gas	2025-11-11 18:00:00	2,18967497	2,57000456				
K307_gas	2025-11-11 19:00:00	1,57553383	2,91075393				
K307_gas	2025-11-11 20:00:00	2,74481195	4,60067448				
K307_gas	2025-11-11 21:00:00	3,12837321	4,67311245				
K307_gas	2025-11-11 22:00:00	2,24127513	4,01182235				
K307_gas	2025-11-11 23:00:00	2,36684657	3,81793776				

Tabla 23: Datos campaña MINVU tercera semana conteo emisiones.

ID dispositivo	Fecha emisión	PM2.5	NO2	ID dispositivo	Fecha emisión	PM2.5	NO2
K307_gas	2025-11-15 00:00:00	11,4521544	4,27346804	K307_gas	2025-11-20 00:00:00	3,54871351	3,02151251
K307_gas	2025-11-15 01:00:00	13,7746312	5,62572482	K307_gas	2025-11-20 01:00:00	3,98138892	2,54244771
K307_gas	2025-11-15 02:00:00	22,9040527	3,74220317	K307_gas	2025-11-20 02:00:00	3,46566744	2,58948574
K307_gas	2025-11-15 03:00:00	29,981714	4,1819844	K307_gas	2025-11-20 03:00:00	3,84155035	2,98885259
K307_gas	2025-11-15 04:00:00	31,1384804	3,66069297	K307_gas	2025-11-20 04:00:00	3,08059359	1,9244983
K307_gas	2025-11-15 05:00:00	29,7670678	3,17668576	K307_gas	2025-11-20 05:00:00	4,32981612	3,3726688
K307_gas	2025-11-15 06:00:00	31,9488881	3,02995072	K307_gas	2025-11-20 06:00:00	5,61245284	6,2630317
K307_gas	2025-11-15 07:00:00	33,2394744	2,86646057	K307_gas	2025-11-20 07:00:00	8,36850808	5,56024352
K307_gas	2025-11-15 08:00:00	36,8897449	2,80605414	K307_gas	2025-11-20 08:00:00	10,9227406	5,91579265
K307_gas	2025-11-15 09:00:00	41,0618749	4,03437564	K307_gas	2025-11-20 09:00:00	13,996563	8,86707169
K307_gas	2025-11-15 10:00:00	40,9804695	3,75015069	K307_gas	2025-11-20 10:00:00	14,7584294	5,47952013
K307_gas	2025-11-15 11:00:00	39,0453826	3,11606206	K307_gas	2025-11-20 11:00:00	13,5195026	5,06922778
K307_gas	2025-11-15 12:00:00	34,6038466	3,31761661	K307_gas	2025-11-20 12:00:00	13,4462928	4,90519518
K307_gas	2025-11-15 13:00:00	32,0168014	2,75516149	K307_gas	2025-11-20 13:00:00	13,5155392	4,68365488
K307_gas	2025-11-15 14:00:00	15,6468914	2,20851752	K307_gas	2025-11-20 14:00:00	12,0696245	4,76972985
K307_gas	2025-11-15 15:00:00	6,86797258	1,97947453	K307_gas	2025-11-20 15:00:00	11,1433164	5,14071384
K307_gas	2025-11-15 16:00:00	6,67713472	2,07664376	K307_gas	2025-11-20 16:00:00	10,8805287	6,26488959
K307_gas	2025-11-15 17:00:00	4,71528885	2,07367566	K307_gas	2025-11-20 17:00:00	10,2161989	6,3839646
K307_gas	2025-11-15 18:00:00	5,08161381	2,64664754	K307_gas	2025-11-20 18:00:00	10,770688	6,41441008
K307_gas	2025-11-15 19:00:00	5,11356431	2,73163177	K307_gas	2025-11-20 19:00:00	14,7219894	5,11238896
K307_gas	2025-11-15 20:00:00	4,289274	3,85901392	K307_gas	2025-11-20 20:00:00	9,92786144	6,20111537
K307_gas	2025-11-15 21:00:00	4,65431949	3,65577639	K307_gas	2025-11-20 21:00:00	8,81195061	5,464465
K307_gas	2025-11-15 22:00:00	4,46334673	3,12262794	K307_gas	2025-11-20 22:00:00	11,2280466	5,52355034
K307_gas	2025-11-15 23:00:00	3,77049322	3,02013087	K307_gas	2025-11-20 23:00:00	7,93057226	5,98123463
K307_gas	2025-11-16 00:00:00	4,45778694	2,81126643	K307_gas	2025-11-21 00:00:00	11,2687129	6,4351544
K307_gas	2025-11-16 01:00:00	5,28367178	3,12138092	K307_gas	2025-11-21 01:00:00	10,846534	6,54269067
K307_gas	2025-11-16 02:00:00	6,23980065	3,28605724	K307_gas	2025-11-21 02:00:00	10,4602445	6,26506697
K307_gas	2025-11-16 03:00:00	5,92874592	2,89419477	K307_gas	2025-11-21 03:00:00	11,3725675	6,01750983
K307_gas	2025-11-16 04:00:00	5,00009927	2,58888814	K307_gas	2025-11-21 04:00:00	12,3633294	5,80594099
K307_gas	2025-11-16 05:00:00	9,41346312	3,06816101	K307_gas	2025-11-21 05:00:00	11,6945615	6,12392375
K307_gas	2025-11-16 06:00:00	8,56633749	2,4848597	K307_gas	2025-11-21 06:00:00	15,5481951	6,50625899
K307_gas	2025-11-16 07:00:00	7,15398558	3,08919103	K307_gas	2025-11-21 07:00:00	17,8516759	6,43006046
K307_gas	2025-11-16 08:00:00	8,27718417	2,24988179	K307_gas	2025-11-21 08:00:00	27,8560393	9,42848389
K307_gas	2025-11-16 09:00:00	8,10578907	2,59097122	K307_gas	2025-11-21 09:00:00	39,1738303	12,518016
K307_gas	2025-11-16 10:00:00	9,7949322	2,85623418	K307_gas	2025-11-21 10:00:00	5,7123438	13,9957293
K307_gas	2025-11-16 11:00:00	9,39006717	2,38600765	K307_gas	2025-11-21 11:00:00	39,0166804	12,8352682
K307_gas	2025-11-16 12:00:00	9,67871644	2,12947318	K307_gas	2025-11-21 12:00:00	23,564092	7,14807344
K307_gas	2025-11-16 13:00:00	8,02566474	1,82946363	K307_gas	2025-11-21 13:00:00	10,7122586	3,467061
K307_gas	2025-11-16 14:00:00	5,54950892	2,00465961	K307_gas	2025-11-21 14:00:00	10,2566554	2,85176235
K307_gas	2025-11-16 15:00:00	4,80289716	1,4876716	K307_gas	2025-11-21 15:00:00	7,05596831	3,14801461
K307_gas	2025-11-16 16:00:00	3,3684753	1,70411317	K307_gas	2025-11-21 16:00:00	5,05251275	2,12654322
K307_gas	2025-11-16 17:00:00	3,85916915	1,73680522	K307_gas	2025-11-21 17:00:00	5,07529084	2,77864199
K307_gas	2025-11-16 18:00:00	4,1851119	1,82049978	K307_gas	2025-11-21 18:00:00	6,50457628	2,55578606
K307_gas	2025-11-16 19:00:00	2,39547219	1,8041843	K307_gas	2025-11-21 19:00:00	5,40590865	3,30173657
K307_gas	2025-11-16 20:00:00	1,65637389	2,3914733	K307_gas	2025-11-21 20:00:00	5,7123438	4,7176615
K307_gas	2025-11-16 21:00:00	4,29870402	2,92762011	K307_gas	2025-11-21 21:00:00	6,0179211	5,00571243
K307_gas	2025-11-16 22:00:00	1,86308732	4,24394475	K307_gas	2025-11-21 22:00:00	8,01106152	5,52141011
K307_gas	2025-11-16 23:00:00	2,42597	4,76056448	K307_gas	2025-11-21 23:00:00	7,36984962	5,29374544
K307_gas	2025-11-17 00:00:00	3,57845805	5,67350963	K307_gas	2025-11-22 00:00:00	8,36168167	5,55206386
K307_gas	2025-11-17 01:00:00	5,93498112	5,59273384	K307_gas	2025-11-22 01:00:00	8,95310544	6,15668522
K307_gas	2025-11-17 02:00:00	4,02349707	4,75970482	K307_gas	2025-11-22 02:00:00	9,93345483	5,68313195
K307_gas	2025-11-17 03:00:00	4,91872742	4,71516492	K307_gas	2025-11-22 03:00:00	14,330467	7,39591148
K307_gas	2025-11-17 04:00:00	5,35430071	4,1969731	K307_gas	2025-11-22 04:00:00	13,1479678	6,97228769
K307_gas	2025-11-17 05:00:00	4,77553547	4,32858471	K307_gas	2025-11-22 05:00:00	11,4409302	5,97062135
K307_gas	2025-11-17 06:00:00	5,4875125	4,81234334	K307_gas	2025-11-22 06:00:00	11,2431716	6,32139449
K307_gas	2025-11-17 07:00:00	7,3727365	5,73081307	K307_gas	2025-11-22 07:00:00	10,9454963	5,55164295
K307_gas	2025-11-17 08:00:00	9,98164851	6,55808086	K307_gas	2025-11-22 08:00:00	13,298184	6,16600594
K307_gas	2025-11-17 09:00:00	10,7307522	6,28121629	K307_gas	2025-11-22 09:00:00	12,6412626	5,54418086
K307_gas	2025-11-17 10:00:00	11,3466087	6,526685	K307_gas	2025-11-22 10:00:00	13,7641983	7,11867227
K307_gas	2025-11-17 11:00:00	15,750944	6,1055043	K307_gas	2025-11-22 11:00:00	14,1014153	5,46770617
K307_gas	2025-11-17 12:00:00	12,263889	5,59467285	K307_gas	2025-11-22 12:00:00	21,8328893	5,02659073
K307_gas	2025-11-17 13:00:00	3,50814282	2,53383489	K307_gas	2025-11-22 13:00:00	14,6292635	3,3237445
K307_gas	2025-11-17 14:00:00	2,79997245	2,06827775	K307_gas	2025-11-22 14:00:00	7,80850071	2,48184091
K307_gas	2025-11-17 15:00:00	1,66860412	3,17671463	K307_gas	2025-11-22 15:00:00	6,26680305	1,79205357
K307_gas	2025-11-17 16:00:00	3,16566217	3,80229098	K307_gas	2025-11-22 16:00:00	4,18191018	1,70347186
K307_gas	2025-11-17 17:00:00	2,05051704	3,0113381	K307_gas	2025-11-22 17:00:00	21,7060391	1,94203323
K307_gas	2025-11-17 18:00:00	2,13745009	4,02819855	K307_gas	2025-11-22 18:00:00	6,44717989	1,74880075
K307_gas	2025-11-17 19:00:00	2,12494311	3,38565896	K307_gas	2025-11-22 19:00:00	4,63931733	2,59867696
K307_gas	2025-11-17 20:00:00	2,97096657	5,47265398	K307_gas	2025-11-22 20:00:00	7,16635761	3,1393546
K307_gas	2025-11-17 21:00:00	3,09956006	5,18587571	K307_gas	2025-11-22 21:00:00	6,84120501	3,6217222
K307_gas	2025-11-17 22:00:00	2,07147678	4,9793439	K307_gas	2025-11-22 22:00:00	6,14867082	3,32966511
K307_gas	2025-11-17 23:00:00	2,7261671	6,61371585	K307_gas	2025-11-22 23:00:00	6,69938274	6,6432482
K307_gas	2025-11-18 00:00:00	4,05945871	7,02959228	K307_gas	2025-11-23 00:00:00	6,86428503	4,76491903
K307_gas	2025-11-18 01:00:00	5,99826716	5,19476023	K307_gas	2025-11-23 01:00:00	10,7471167	6,73037816
K307_gas	2025-11-18 02:00:00	6,6253694	4,68859706	K307_gas	2025-11-23 02:00:00	18,2804311	6,53073674
K307_gas	2025-11-18 03:00:00	5,91314423	3,40215928	K307_gas	2025-11-23 03:00:00	15,8158641	5,6412388
K307_gas	2025-11-18 04:00:00	6,31907641	4,01411546	K307_gas	2025-11-23 04:00:00	15,9083673	5,3063998
K307_gas	2025-11-18 05:00:00	6,08100954	5,04746235	K307_gas	2025-11-23 05:00:00	15,2868944	4,87989061
K307_gas	2025-11-18 06:00:00	6,91534651	5,33103478	K307_gas	2025-11-23 06:00:00	17,5314676	4,23605471
K307_gas	2025-11-18 07:00:00	7,68762293	6,28430832	K307_gas	2025-11-23 07:00:00	22,0298885	4,861183
K307_gas	2025-11-18 08:00:00	10,9970847	6,50293173	K307_gas	2025-11-23 08:00:00	25,9777627	5,4485699
K307_gas	2025-11-18 09:00:00	13,6135499	6,70042333	K307_gas	2025-11-23 09:00:00	29,967548	5,85426672
K307_gas	2025-11-18 10:00:00	15,9251797	8,21529105	K307_gas	2025-11-23 10:00:00	24,7575073	4,60034957
K307_gas	2025-11-18 11:00:00	16,4082036	7,53848395	K307_gas	2025-11-23 11:00:00	20,6419912	3,53649429
K307_gas	2025-11-18 12:00:00	19,6427405	6,85481534	K307_gas	2025-11-23 12:00:00	15,0930461	2,62579346
K307_gas	2025-11-18 13:00:00	5,96222232	5,23186606	K307_gas	2025-11-23 13:00:00	14,3358931	2,33288813
K307_gas	2025-11-18 14:00:00	4,31091562	3,6243737	K307_gas	2025-11-23 14:00:00	11,5154912	2,12106961
K307_gas	2025-11-18 15:00:00	3,61265175	2,55485279	K307_gas	2025-11-23 15:00:00	10,6487545	1,60842166
K307_gas	2025-11-18 16:00:00	3,26629546	2,28920251	K307_gas	2025-11-23 16:00:00	9,3342582	1,98191093
K307_gas	2025-11-18 17:00:00	3,56841468	2,13765037	K307_gas	2025-11-23 17:00:00	9,42858178	2,10695473
K307_gas	2025-11-18 18:00:00	2,16837611	2,23556347	K307_gas	2025-11-23 18:00:00	9,83150745	2,32659376
K307_gas	2025-11-18 19:00:00	1,8643578	2,02120417	K307_gas	2025-11-23 19:00:00	10,4796065	3,28372337
K307_gas	2025-11-18 20:00:00	1,39414431	3,80401432	K307_gas	2025-11-23 20:00:00	10,7325628	3,95183824
K307_gas	2025-11-18 21:00:00	2,23898794	4,43186673	K307_gas	2025-11-23 21:00:00	10,2840934	

Tabla 24: Datos campaña MINVU cuarta semana conteo de emisiones.

ID dispositivo	Fecha emisión	PM2.5	NO2	ID dispositivo	Fecha emisión	PM2.5	NO2
K307_gas	2025-11-25 00:00:00	13,6878637	3,167278	K307_gas	2025-11-30 00:00:00	1,24174889	1,85012121
K307_gas	2025-11-25 01:00:00	20,6687084	3,13908327	K307_gas	2025-11-30 01:00:00	0,87400969	1,34341566
K307_gas	2025-11-25 02:00:00	24,3914499	2,93581596	K307_gas	2025-11-30 02:00:00	1,68701394	1,77556358
K307_gas	2025-11-25 03:00:00	29,6972613	2,46957288	K307_gas	2025-11-30 03:00:00	2,15291407	2,48971414
K307_gas	2025-11-25 04:00:00	28,6414795	1,99511963	K307_gas	2025-11-30 04:00:00	2,45571206	2,43777286
K307_gas	2025-11-25 05:00:00	31,6573868	2,04624385	K307_gas	2025-11-30 05:00:00	2,79567079	2,94258987
K307_gas	2025-11-25 06:00:00	33,5139271	4,32051603	K307_gas	2025-11-30 06:00:00	6,2751922	2,53797701
K307_gas	2025-11-25 07:00:00	36,1164225	4,66137815	K307_gas	2025-11-30 07:00:00	2,37330405	1,35472632
K307_gas	2025-11-25 08:00:00	40,5183159	5,25295142	K307_gas	2025-11-30 08:00:00	3,7665538	1,44379676
K307_gas	2025-11-25 09:00:00	44,1528769	5,92559169	K307_gas	2025-11-30 09:00:00	4,16863331	1,25065834
K307_gas	2025-11-25 10:00:00	46,1310585	6,46521314	K307_gas	2025-11-30 10:00:00	8,81219763	1,43827382
K307_gas	2025-11-25 11:00:00	47,6053176	6,67725208	K307_gas	2025-11-30 11:00:00	8,51175042	1,96146081
K307_gas	2025-11-25 12:00:00	36,6593058	3,33978216	K307_gas	2025-11-30 12:00:00	7,84863611	1,64106647
K307_gas	2025-11-25 13:00:00	21,9219039	2,7825179	K307_gas	2025-11-30 13:00:00	6,32228196	1,57936541
K307_gas	2025-11-25 14:00:00	15,8208127	2,37299887	K307_gas	2025-11-30 14:00:00	3,51624778	1,56334403
K307_gas	2025-11-25 15:00:00	15,3362091	2,59373335	K307_gas	2025-11-30 15:00:00	5,88407005	1,90943063
K307_gas	2025-11-25 16:00:00	14,4500322	2,65651982	K307_gas	2025-11-30 16:00:00	8,32564102	1,90153181
K307_gas	2025-11-25 17:00:00	15,4018864	3,3018444	K307_gas	2025-11-30 17:00:00	3,80183364	1,70107024
K307_gas	2025-11-25 18:00:00	15,0568628	3,19510203	K307_gas	2025-11-30 18:00:00	28,138948	1,82772423
K307_gas	2025-11-25 19:00:00	16,0987527	3,66635884	K307_gas	2025-11-30 19:00:00	34,0970313	2,1797128
K307_gas	2025-11-25 20:00:00	17,4008577	4,83221143	K307_gas	2025-11-30 20:00:00	27,7038348	3,12926324
K307_gas	2025-11-25 21:00:00	16,531316	4,26346102	K307_gas	2025-11-30 21:00:00	32,2996779	3,35666776
K307_gas	2025-11-25 22:00:00	17,9491308	5,0384694	K307_gas	2025-11-30 22:00:00	26,1172662	3,15833863
K307_gas	2025-11-25 23:00:00	20,9006548	4,66157306	K307_gas	2025-11-30 23:00:00	21,4364634	3,17646331
K307_gas	2025-11-26 00:00:00	18,3952799	3,88544421	K307_gas	2025-12-01 00:00:00	4,40822759	2,61622285
K307_gas	2025-11-26 01:00:00	18,4357191	3,11365727	K307_gas	2025-12-01 01:00:00	5,25442964	2,45761002
K307_gas	2025-11-26 02:00:00	21,0397696	2,78573112	K307_gas	2025-12-01 02:00:00	3,15154114	2,15317799
K307_gas	2025-11-26 03:00:00	25,2983285	2,86750518	K307_gas	2025-12-01 03:00:00	6,60079857	1,95060831
K307_gas	2025-11-26 04:00:00	33,5663924	2,39404312	K307_gas	2025-12-01 04:00:00	7,62920342	3,17637667
K307_gas	2025-11-26 05:00:00	35,7834362	3,09194342	K307_gas	2025-12-01 05:00:00	4,53765744	3,23643963
K307_gas	2025-11-26 06:00:00	35,960653	4,32221058	K307_gas	2025-12-01 06:00:00	4,58286004	2,77389887
K307_gas	2025-11-26 07:00:00	38,7466462	5,13503728	K307_gas	2025-12-01 07:00:00	8,51889814	4,11370782
K307_gas	2025-11-26 08:00:00	40,80676	5,00533228	K307_gas	2025-12-01 08:00:00	10,4127112	3,97833982
K307_gas	2025-11-26 09:00:00	40,1522384	5,05638316	K307_gas	2025-12-01 09:00:00	16,4957239	4,73357319
K307_gas	2025-11-26 10:00:00	26,2404958	3,86839645	K307_gas	2025-12-01 10:00:00	21,8564985	5,00514917
K307_gas	2025-11-26 11:00:00	24,1447252	3,45949679	K307_gas	2025-12-01 11:00:00	21,9165878	4,29376609
K307_gas	2025-11-26 12:00:00	27,9324647	3,7347817	K307_gas	2025-12-01 12:00:00	17,1481643	3,89987825
K307_gas	2025-11-26 13:00:00	33,5898487	3,5379307	K307_gas	2025-12-01 13:00:00	16,2982761	2,71385126
K307_gas	2025-11-26 14:00:00	37,4046822	3,70128207	K307_gas	2025-12-01 14:00:00	7,55917727	2,28137873
K307_gas	2025-11-26 15:00:00	26,3024819	2,24525057	K307_gas	2025-12-01 15:00:00	4,45591119	2,8358973
K307_gas	2025-11-26 16:00:00	15,4280677	2,89564339	K307_gas	2025-12-01 16:00:00	4,23213736	4,31627256
K307_gas	2025-11-26 17:00:00	11,5682417	3,57857443				
K307_gas	2025-11-26 18:00:00	9,85566772	2,79812163				
K307_gas	2025-11-26 19:00:00	10,0286831	3,91831314				
K307_gas	2025-11-26 20:00:00	9,18461817	5,24384656				
K307_gas	2025-11-26 21:00:00	8,2664811	4,74281926				
K307_gas	2025-11-26 22:00:00	7,8597908	3,98579849				
K307_gas	2025-11-26 23:00:00	7,22507742	4,39248123				
K307_gas	2025-11-27 00:00:00	7,99418608	4,3147334				
K307_gas	2025-11-27 01:00:00	7,71436654	3,67679271				
K307_gas	2025-11-27 02:00:00	9,30241376	3,73422654				
K307_gas	2025-11-27 03:00:00	9,68483538	5,12219727				
K307_gas	2025-11-27 04:00:00	9,54306269	4,63955703				
K307_gas	2025-11-27 05:00:00	9,57093858	5,23074518				
K307_gas	2025-11-27 06:00:00	11,2311443	5,64027357				
K307_gas	2025-11-27 07:00:00	15,7816023	6,11650336				
K307_gas	2025-11-27 08:00:00	23,7382518	7,33382501				
K307_gas	2025-11-27 09:00:00	30,8474452	9,09875184				
K307_gas	2025-11-27 10:00:00	34,550349	8,88582678				
K307_gas	2025-11-27 11:00:00	35,488684	9,19121274				
K307_gas	2025-11-27 12:00:00	27,0099096	4,482659816				
K307_gas	2025-11-27 13:00:00	13,4164932	2,80140765				
K307_gas	2025-11-27 14:00:00	8,27790048	2,96184312				
K307_gas	2025-11-27 15:00:00	6,25567805	2,27634071				
K307_gas	2025-11-27 16:00:00	5,92136245	3,58496893				
K307_gas	2025-11-27 17:00:00	5,71922598	4,39843238				
K307_gas	2025-11-27 18:00:00	5,33620335	4,75715886				
K307_gas	2025-11-27 19:00:00	5,34062262	4,69927693				
K307_gas	2025-11-27 20:00:00	7,60200435	4,70202818				
K307_gas	2025-11-27 21:00:00	6,69904831	4,2380018				
K307_gas	2025-11-27 22:00:00	7,32912249	4,36376108				
K307_gas	2025-11-27 23:00:00	8,80022454	4,03612251				
K307_gas	2025-11-28 00:00:00	8,10172242	3,83808412				
K307_gas	2025-11-28 01:00:00	6,91137562	3,40511461				
K307_gas	2025-11-28 02:00:00	7,43452853	2,95612796				
K307_gas	2025-11-28 03:00:00	10,7102013	2,86800096				
K307_gas	2025-11-28 04:00:00	9,49317195	2,31335237				
K307_gas	2025-11-28 05:00:00	6,89227899	2,21180289				
K307_gas	2025-11-28 06:00:00	7,15495036	2,98240124				
K307_gas	2025-11-28 07:00:00	10,0682928	3,91512999				
K307_gas	2025-11-28 08:00:00	12,1295378	3,85095939				
K307_gas	2025-11-28 09:00:00	18,3385575	3,34752969				
K307_gas	2025-11-28 10:00:00	23,2409391	4,44922324				
K307_gas	2025-11-28 11:00:00	26,5078275	4,36807431				
K307_gas	2025-11-28 12:00:00	21,9927658	3,39302777				
K307_gas	2025-11-28 13:00:00	16,8610201	2,5276356				
K307_gas	2025-11-28 14:00:00	12,376619	2,63393738				
K307_gas	2025-11-28 15:00:00	10,4928775	2,29908241				
K307_gas	2025-11-28 16:00:00	7,55351864	2,72737271				
K307_gas	2025-11-28 17:00:00	6,05363685	2,23387828				
K307_gas	2025-11-28 18:00:00	4,32202303	2,51630153				
K307_gas	2025-11-28 19:00:00	6,32546341	3,21305473				
K307_gas	2025-11-28 20:00:00	4,0296506	4,42756127				
K307_gas	2025-11-28 21:00:00	4,42961415	4,10826579				
K307_gas	2025-11-28 22:00:00	5,96518081	4,03766005				
K307_gas	2025-11-28 23:00:00	4,293217	3,51902268				
K307_gas	2025-11-29 00:00:00	4,55756833	3,69620556				
K307_gas	2025-11-29 01:00:00	9,03631641	3,13888974				
K307_gas	2025-11-29 02:00:00	6,73734369	2,55946226				
K307_gas	2025-11-29 03:00:00	3,81533236	2,35286179				
K307_gas	2025-11-29 04:00:00	4,77185291	2,70727414				
K307_gas	2025-11-29 05:00:00	3,15082153	2,57039978				
K307_gas	2025-11-29 06:00:00	4,41391469	3,20111288				
K307_gas	2025-11-29 07:00:00	6,37509532	3,52423738				
K307_gas	2025-11-29 08:00:00	8,11916045	3,76753763				
K307_gas	2025-11-29 09:00:00	9,21476636	3,2814904				
K307_gas	2025-11-29 10:00:00	10,8947962	2,62181041				
K307_gas	2025-11-29 11:00:00	10,405193	2,84161162				
K307_gas	2025-11-29 12:00:00	11,3066114	2,52040232				
K307_gas	2025-11-29 13:00:00	7,5352806	2,06621129				
K307_gas	2025-11-29 14:00:00	5,89807996	2,0323308				
K307_gas	2025-11-29 15:00:00	3,49721593	2,41171484				
K307_gas	2025-11-29 16:00:00	2,45941267	1,91615409				
K307_gas	2025-11-29 17:00:00	2,22636924	1,90870957				
K307_gas	2025-11-29 18:00:00	2,34253223	1,9335429				
K307_gas	2025-11-29 19:00:00	1,93947138	2,18714602				
K307_gas	2025-11-29 20:00:00	1,24439798	3,31785432				
K307_gas	2025-11-29 21:00:00	1,87197949	2,68132729				
K307_gas	2025-11-29 22:00:00	2,35221425	2,68244391				
K307_gas	2025-11-29 23:00:00	1,76376788	2,26410252				

Anexo 5: Datos para ajuste polinomial.

Tabla 25: Datos utilizados para ajuste polinomial.

Etiquetas de fila	Promedio de Autos	Promedio de Camiones	Promedio de Motos	Promedio de Bicicletas	Promedio total
0	306,47	11,73	10,87	2,13	329,07
1	210,17	9,17	6,33	1,70	225,67
2	154,58	7,74	5,23	1,58	167,55
3	133,94	6,35	4,35	0,65	144,65
4	136,52	7,68	2,29	0,35	146,48
5	176,74	13,06	3,90	1,00	193,71
6	304,39	19,71	18,52	20,97	342,61
7	684,00	36,10	61,81	61,71	781,90
8	806,00	32,35	94,26	82,84	932,61
9	722,29	50,00	57,97	89,00	830,26
10	801,68	75,52	86,39	76,00	963,58
11	908,68	70,58	74,19	69,45	1053,45
12	936,26	84,39	87,29	54,68	1107,94
13	972,94	84,42	91,10	48,81	1148,45
14	922,35	82,03	73,74	30,55	1078,13
15	843,70	69,53	63,93	22,27	977,17
16	857,61	69,16	61,32	17,29	988,10
17	1060,27	76,03	67,60	25,00	1203,90
18	1045,60	70,53	70,17	47,30	1186,30
19	956,55	40,93	64,55	96,21	1062,03
20	576,97	17,60	42,20	54,73	636,77
21	428,33	17,20	30,07	6,17	475,60
22	370,90	15,67	21,53	4,47	408,10
23	354,33	15,17	14,63	3,67	384,13

Anexo 6: Explicación de resolución integral de Gauss y código.

Explicación de resolución de integral de Gauss

La simplificación algebraica presentada en la ecuación anterior se sustenta en las propiedades de la integral de Gauss. Si bien el dominio de integración corresponde al ciclo diario finito $t \in [0; 24]$, físicamente los eventos de congestión (campanas) se desarrollan y disipan completamente dentro de este intervalo, haciendo que las colas de la distribución sean despreciables fuera de los límites diarios.

Esto permite aproximar el área bajo la curva utilizando la solución exacta de la integral gaussiana generalizada sobre el dominio real¹⁷:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} A e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}} dt = A\sigma\sqrt{2\pi}$$

Donde:

- A representa la amplitud máxima del flujo.
- μ corresponde al instante central del evento de congestión.
- σ caracteriza la dispersión temporal del flujo alrededor de dicho instante.

De este modo, el volumen total de vehículos asociado a cada hora punta puede calcularse directamente como el producto de la amplitud A , la desviación estándar σ y la constante de normalización $\sqrt{2\pi}$. Esta aproximación elimina la necesidad de realizar integración numérica discreta sobre el intervalo horario, reduciendo significativamente el costo computacional del modelo sin introducir errores relevantes en la estimación del flujo total diario¹⁸.

Este enfoque es ampliamente utilizado en modelación estadística y en aplicaciones de ingeniería donde se requiere cuantificar áreas bajo distribuciones gaussianas truncadas, siempre que el dominio efectivo del fenómeno sea suficientemente amplio respecto de la dispersión de la distribución.

Código de Python ajuste doble Gaussiana

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.optimize import curve_fit
from sklearn.metrics import r2_score

# 1. CARGA Y PREPROCESAMIENTO
df = pd.read_excel(
    "C:/Users/Pablo/OneDrive/Escritorio/Memoria 2024/FlowCarbon-01122025173252.xlsx",
    sheet_name="CAM SYSMEC 01"
)

df["Fecha emisión"] = pd.to_datetime(df["Fecha emisión"])
df["flujo_total"] = df["Autos"] + df["Camiones"] + df["Motos"]
df["hora"] = df["Fecha emisión"].dt.hour + 2

perfil = df.groupby("hora")["flujo_total"].mean()
x_data = perfil.index.values
y_data = perfil.values

# 2. DEFINICIÓN DEL MODELO BIMODAL
def modelo_bimodal(t, base, a1, mu1, sigma1, a2, mu2, sigma2):
    peak_am = a1 * np.exp(-((t - mu1)**2) / (2 * sigma1**2))
    peak_pm = a2 * np.exp(-((t - mu2)**2) / (2 * sigma2**2))
    return base + peak_am + peak_pm

# 3. AJUSTE DE CURVA
p0 = [100, 500, 8, 2, 600, 18, 2]
bounds = (
    [0, 0, 5, 0.5, 0, 15, 0.5],
    [1000, 2000, 12, 5, 2000, 22, 5]
)

params, cov = curve_fit(modelo_bimodal, x_data, y_data, p0=p0, bounds=bounds)
base, a1, mu1, s1, a2, mu2, s2 = params

# 4. CÁLCULOS
x_fit = np.linspace(0, 24, 200)
y_fit = modelo_bimodal(x_fit, *params)

y_pred_discrete = modelo_bimodal(x_data, *params)
r2 = r2_score(y_data, y_pred_discrete)

volumen_base = base * 24
volumen_peak_am = a1 * s1 * np.sqrt(2 * np.pi)
volumen_peak_pm = a2 * s2 * np.sqrt(2 * np.pi)
flujo_promedio_metodo2 = (volumen_base + volumen_peak_am + volumen_peak_pm) / 24

# 5. VISUALIZACIÓN
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(x_data, y_data, color='black', label='Datos Reales', zorder=5)
plt.plot(x_fit, y_fit, color='red', linewidth=3, label=f'Modelo Bimodal (R²={r2:.3f})')

plt.plot(x_fit, [base]*len(x_fit), '--', color='gray', alpha=0.5, label=f'Base ({base:.0f})')
plt.fill_between(x_fit, base, base + a1 * np.exp(-((x_fit - mu1)**2) / (2 * s1**2)), color='blue',
    alpha=0.1, label='AM')
plt.fill_between(x_fit, base, base + a2 * np.exp(-((x_fit - mu2)**2) / (2 * s2**2)), color='orange',
    alpha=0.1, label='PM')

plt.title("Ajuste de Modelo Bimodal (Doble Gaussiana)")
plt.xlabel("Hora del día")
plt.ylabel("Flujo Vehicular (veh/h)")
plt.xticks(range(0, 25, 2))
plt.legend()
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.xlim(0, 24)
plt.show()

# 6. REPORTE
print("--- PARÁMETROS OBTENIDOS ---")
print(f"Base: {base:.1f} veh/h")
print(f"Peak AM: {a1:.1f} veh/h, hora: {int(mu1)}:{int((mu1%60)*60):02d}")
print(f"Peak PM: {a2:.1f} veh/h, hora: {int(mu2)}:{int((mu2%60)*60):02d}")
print("-" * 30)
print(f"Flujo Promedio (Analítico): {flujo_promedio_metodo2:.2f} veh/h")
print("-" * 30)
```

Imagen 37: Código del ajuste doble Gaussiana.

Código de Python ajuste triple Gaussiana

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.optimize import curve_fit
from sklearn.metrics import r2_score

# 1. CARGA Y PREPROCESAMIENTO
df = pd.read_excel(
    "C:/Users/Pablo/OneDrive/Escritorio/Memoria 2024/FlowCarbon-01122025173252.xlsx",
    sheet_name="CAN SYSEC 01"
)

df["Fecha emisión"] = pd.to_datetime(df["Fecha emisión"])
df["flujo_total"] = df["Autos"] + df["Camiones"] + df["Motos"]

df["hora_decimal"] = (
    df["Fecha emisión"].dt.hour
    + df["Fecha emisión"].dt.minute / 60
    + df["Fecha emisión"].dt.second / 3600
) + 2

df["hora_bin"] = np.floor(df["hora_decimal"]).astype(int)
df = df[(df["hora_bin"] >= 0) & (df["hora_bin"] <= 23)]

perfil = df.groupby("hora_bin")["flujo_total"].mean().reindex(range(24))
x_data = perfil.index.values.astype(float)
y_data = perfil.values

mask = ~np.isnan(y_data)
x_data = x_data[mask]
y_data = y_data[mask]

# 2. DEFINICIÓN DEL MODELO
def modelo_trimodal(t, base, a_am, mu_am, s_am, a_mid, mu_mid, s_mid, a_pm, mu_pm, s_pm):
    peak_am = a_am * np.exp(-(t - mu_am)**2) / (2 * s_am**2)
    peak_mid = a_mid * np.exp(-(t - mu_mid)**2) / (2 * s_mid**2)
    peak_pm = a_pm * np.exp(-(t - mu_pm)**2) / (2 * s_pm**2)
    return base + peak_am + peak_mid + peak_pm

# 3. AJUSTE DE CURVA
p0 = [100, 500, 0, 2.0, 300, 13, 1.5, 600, 10, 2.0]

bounds = (
    [0, 0, 0.5, 0, 0, 0.5, 0, 15, 0.5],
    [1500, 4000, 11, 5.0, 4000, 15, 5.0, 4000, 22, 5.0]
)

params, cov = curve_fit(
    modelo_trimodal, x_data, y_data, p0=p0, bounds=bounds, maxfev=200000
)

base, a_am, mu_am, s_am, a_mid, mu_mid, s_mid, a_pm, mu_pm, s_pm = params

y_pred_discrete = modelo_trimodal(x_data, *params)
r2 = r2_score(y_data, y_pred_discrete)

x_fit = np.linspace(0, 24, 600)
y_fit = modelo_trimodal(x_fit, *params)

am_fit = a_am * np.exp(-(x_fit - mu_am)**2) / (2 * s_am**2)
mid_fit = a_mid * np.exp(-(x_fit - mu_mid)**2) / (2 * s_mid**2)
pm_fit = a_pm * np.exp(-(x_fit - mu_pm)**2) / (2 * s_pm**2)

# 4. CÁLCULO DE FLUJO
volumen_total_diario_num = np.trapz(y_fit, x_fit)
flujo_promedio_metodo2 = volumen_total_diario_num / 24

volumen_base = base * 24
volumen_peak_am_inf = a_am * s_am * np.sqrt(2 * np.pi)
volumen_peak_mid_inf = a_mid * s_mid * np.sqrt(2 * np.pi)
volumen_peak_pm_inf = a_pm * s_pm * np.sqrt(2 * np.pi)
volumen_total_diario_inf = volumen_base + volumen_peak_am_inf + volumen_peak_mid_inf + volumen_peak_pm_inf
flujo_promedio_inf = volumen_total_diario_inf / 24

# 5. VISUALIZACIÓN
plt.figure(figsize=(11, 6))
plt.scatter(x_data, y_data, color="black", label="Datos reales", zorder=5)
plt.plot(x_fit, y_fit, color="red", linewidth=3, label=f"Modelo trimodal (R²={r2:.3f})")
plt.plot(x_fit, np.full_like(x_fit, base), "--", color="gray", alpha=0.7, label=f"Base (base: {base:.0f})")

plt.fill_between(x_fit, base, base + am_fit, alpha=0.15, label="AM")
plt.fill_between(x_fit, base, base + mid_fit, alpha=0.15, label="Mediodía")
plt.fill_between(x_fit, base, base + pm_fit, alpha=0.15, label="PM")

plt.title("Ajuste de flujo vehicular trimodal")
plt.xlabel("Hora del día")
plt.ylabel("Flujo vehicular (veh/h)")
plt.xticks(range(0, 25, 2))
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.legend()
plt.xlim(0, 24)
plt.show()

# 6. REPORTE
def hmm(mu):
    h = int(mu)
    m = int(round((mu - h) * 60))
    if m == 60:
        h += 1
        m = 0
    return f"{h:02d}:{m:02d}"

print("\n--- PARÁMETROS OBTENIDOS ---")
print(f"Base: {base:.2f} veh/h")
print(f"AM: a={a_am:.2f}, mu={mu_am:.2f} ({hmm(mu_am)}), sigma={s_am:.2f}")
print(f"MD: a={a_mid:.2f}, mu={mu_mid:.2f} ({hmm(mu_mid)}), sigma={s_mid:.2f}")
print(f"PM: a={a_pm:.2f}, mu={mu_pm:.2f} ({hmm(mu_pm)}), sigma={s_pm:.2f}")
print("-" * 40)
print(f"Flujo prom (Integral): {flujo_promedio_metodo2:.2f} veh/h")
print(f"Flujo prom (Analítico): {flujo_promedio_inf:.2f} veh/h")
print("-" * 40)
```

Imagen 38: Código del ajuste triple Gaussiana.

Anexo 7: Algoritmo de correlación entre variables de flujo y calidad del aire.

Con el objetivo de evaluar la relación entre el flujo vehicular estimado mediante el sistema de visión por computador y las concentraciones de contaminantes atmosféricos medidas por la estación de monitoreo ambiental, se desarrolló un código de procesamiento de datos en lenguaje Python. Para su implementación se utilizaron las librerías Pandas, orientada a la manipulación y análisis de datos estructurados, y Matplotlib junto con Seaborn para la generación de visualizaciones estadísticas.

El procedimiento metodológico implementado en el código se estructura en las siguientes etapas:

- En primer lugar, se realizó la carga y sincronización de datos, importando de manera independiente las bases de flujo vehicular, obtenidas a partir del procesamiento de video mediante algoritmos de visión computacional, y las bases correspondientes a los contaminantes atmosféricos.
- Posteriormente, se llevó a cabo la fusión de datos (merge), unificando ambas fuentes de información mediante la marca temporal (timestamp) como índice común. Este proceso permitió generar una matriz de datos horaria única, en la cual cada registro contiene simultáneamente información de flujo vehicular y concentración de contaminantes.
- A continuación, se implementó una segmentación temporal, creando una variable categórica que distingue entre Semana Laboral (lunes a viernes) y Fin de Semana (sábado y domingo). Esta clasificación permitió analizar de forma diferenciada los patrones de relación entre tráfico y calidad del aire bajo distintos regímenes de movilidad urbana.
- Finalmente, se efectuó el cálculo estadístico, determinando el coeficiente de correlación de Pearson y el coeficiente de determinación, con el objetivo de cuantificar la intensidad y el sentido de la relación lineal entre el flujo vehicular total y cada uno de los contaminantes analizados. Los resultados obtenidos fueron posteriormente representados mediante diagramas de dispersión, incorporando líneas de tendencia para facilitar su interpretación.

A continuación se muestra el código utilizado para la correlación:

```

import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import os

carpeta_actual = os.path.dirname(os.path.abspath(__file__))
ruta_excel = os.path.join(carpeta_actual, "FlowCarbon-01122025173252.xlsx")

try:
    df_flujo = pd.read_excel(ruta_excel, sheet_name="CAM SYSMEC 01")
    df_gases = pd.read_excel(ruta_excel, sheet_name="Gases USM")
except Exception as e:
    print(f"[ERROR] {e}")
    exit()

df_flujo['Fecha emisión'] = pd.to_datetime(df_flujo['Fecha emisión']) + pd.Timedelta(hours=2)
df_gases['Fecha emisión'] = pd.to_datetime(df_gases['Fecha emisión']) + pd.Timedelta(hours=2)
df_flujo['Flujo_Total'] = df_flujo['Autos'] + df_flujo['Camiones'] + df_flujo['Motos']

df = pd.merge(df_flujo, df_gases, on='Fecha emisión', how='inner')

df['Dia_Num'] = df['Fecha emisión'].dt.dayofweek

df['Categoria_Dia'] = df['Dia_Num'].apply(lambda x: 'Fin de Semana' if x >= 5 else 'Semana Laboral')

def calcular_stats(sub_df, nombre_grupo):
    r_no2 = sub_df['Flujo_Total'].corr(sub_df['N02'])
    r_pm25 = sub_df['Flujo_Total'].corr(sub_df['PM2,5'])
    print(f"--- {nombre_grupo} ---")
    print(f"N02 -> r: {r_no2:.4f} | R2: {r_no2**2:.4f}")
    print(f"PM2,5 -> r: {r_pm25:.4f} | R2: {r_pm25**2:.4f}")
    print("")

print("\nResultados Estadísticos Diferenciados:")
calcular_stats(df[df['Categoria_Dia'] == 'Semana Laboral'], "SEMANA LABORAL (Lun-Vie)")
calcular_stats(df[df['Categoria_Dia'] == 'Fin de Semana'], "FIN DE SEMANA (Sab-Dom)")

sns.set_theme(style="whitegrid")

g1 = sns.lmplot(
    data=df,
    x='Flujo_Total',
    y='N02',
    hue='Categoria_Dia',
    height=6, aspect=1.5,
    palette={'Semana Laboral': 'blue', 'Fin de Semana': 'green'},
    scatter_kws={'alpha': 0.5}
)
plt.title('Comparación N02: Semana vs Fin de Semana', fontsize=16)
plt.xlabel('Flujo Vehicular Total [Veh/hora]')
plt.ylabel('Concentración N02 [µg/m³]')
plt.show()

g2 = sns.lmplot(
    data=df,
    x='Flujo_Total',
    y='PM2,5',
    hue='Categoria_Dia',
    height=6, aspect=1.5,
    palette={'Semana Laboral': 'orange', 'Fin de Semana': 'purple'},
    scatter_kws={'alpha': 0.5}
)
plt.title('Comparación PM2.5: Semana vs Fin de Semana', fontsize=16)
plt.xlabel('Flujo Vehicular Total [Veh/hora]')
plt.ylabel('Concentración PM2.5 [µg/m³]')
plt.show()

```

Imagen 39: Código utilizado para los diagramas de dispersión.