



Desarrollo de una metodología para realizar análisis modal de emisiones vehiculares

Óscar David Hincapié García

Trabajo de investigación presentado para optar por el título de Magíster en Ingeniería Mecánica
con énfasis en Investigación

Director

Andrés Felipe Agudelo Santamaría, (PhD) en Energías Renovables y Eficiente Energética

Universidad de Antioquia

Facultad de Ingeniería

Maestría en Ingeniería Mecánica con énfasis en Investigación

Medellín, Antioquia, Colombia

2024

Cita	O. D. Hincapié García [1]
Referencia Estilo IEEE (2020)	[1] O. D. Hincapié García, “Desarrollo de una metodología para realizar análisis modal de emisiones vehiculares”, Tesis de maestría, Maestría en Ingeniería Mecánica con énfasis en Investigación, Universidad de Antioquia, Medellín, 2024



Maestría en Ingeniería Mecánica con énfasis en Investigación, Cohorte VI
 Grupo de Investigación de Manejo Eficiente de la Energía — GIMEL
 Centro de Investigación Ambiental — CIA



Centro de documentación UdeA

Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.



**UNIVERSIDAD
DE ANTIOQUIA**

1 8 0 3

Facultad de Ingeniería
Departamento de Ingeniería Mecánica
2023

Desarrollo de una metodología para realizar análisis modal de emisiones vehiculares

Trabajo de investigación para optar por el título de Maestría en Ingeniería Mecánica con Énfasis
en Investigación

Desarrollado por:

Óscar David Hincapié García

Supervisado por:

Andrés Felipe Agudelo Santamaría

Resumen

Esta investigación se enfoca en el desarrollo de una metodología que facilite la creación y utilización de modelos de análisis modal de emisiones (AME), utilizando datos de posicionamiento global medidos con sensores GPS. Estos modelos estiman factores de emisión, los cuales cuantifican las emisiones en relación con la masa de contaminantes y la actividad del vehículo. Éstos se diseñaron para los vehículos más representativos de la región del Área Metropolitana del Valle de Aburrá, considerando condiciones locales, como la calidad de los combustibles, la topografía y los patrones de conducción. La metodología propuesta se divide en tres etapas: creación, validación y aplicación de modelos de emisiones contaminantes. Ésta se materializó mediante el desarrollo de flujos de procesamiento de datos y la creación de modelos de aprendizaje de máquina (*Machine Learning* – ML).

Inicialmente se presenta el procesamiento de los datos, en el cual, se procesan las mediciones experimentales de variables dinámicas, emisiones contaminantes y datos de posicionamiento global; aplicando técnicas de procesamiento y calculando variables a partir de formulaciones matemáticas propuestas en la literatura. Este procesamiento se hizo mediante la creación de fases para cada una de las etapas de la metodología (creación, validación y uso). Estas fases incorporan técnicas de procesamiento como la sincronización de señales, la depuración de desconexiones de GPS, el filtrado de señales, y la depuración de mediciones experimentales. Además, se calculó variables a partir de las mediciones, tales como la aceleración, la pendiente, las inercias del vehículo, la potencia específica vehicular, el estrés del motor, y los flujos máxicos de las emisiones contaminantes.

Después, se aplicó un análisis de incertidumbre en la metodología mediante el cálculo de las incertidumbres para equipos de medición y la propagación de éstas en algunas etapas de la metodología. Este análisis permite tener precisión y exactitud cuando se crean modelos AME y se reportan los resultados de factores de emisión para fuentes móviles. También, se analizaron las incertidumbres de los factores de emisión basados en datos instantáneos obtenidos con PEMS mediante la metodología de la norma ASME PTC 19.1 y simulaciones Monte Carlo. Se encontró

que ambas técnicas son válidas para obtener las incertidumbres dado que se obtuvieron resultados idénticos.

Finalmente, se aplicaron diversas técnicas de creación de modelos AME utilizando las variables depuradas en el procesamiento de datos. La metodología incluyó la formación de grupos de datos con comportamientos similares para estimar emisiones contaminantes. Estos grupos se generaron mediante la distribución de densidad de probabilidad, técnicas de interpolación y aproximación, o técnicas estadísticas de aprendizaje de datos. De este modo, se seleccionó el mejor modelo para estimar emisiones solo con nuevos datos GPS. Además, se utilizaron modelos existentes (MOVES, IVE, AMVA) para comparar con los modelos desarrollados en este trabajo.

Palabras claves: Análisis modal de emisiones, potencia específica vehicular, vehículos de servicio pesados, técnicas de análisis de datos, técnicas de aprendizaje de datos.

Índice

Agradecimientos	12
1. Introducción	14
1.1. Estado del arte	16
1.1.1. Emisiones contaminantes de fuentes móviles	16
1.1.2. Análisis modal de emisiones vehiculares	17
1.1.3. Metodología para desarrollar modelos de análisis modal de emisiones	19
1.1.3.1. Creación de modelos	20
1.1.3.2. Validación de los modelos	21
1.1.3.3. Implementación de los modelos	22
1.1.3.4. Procesamiento de datos	23
1.1.3.5. Variables de entrada del modelo	25
1.1.3.6. Creación de grupos – <i>binning</i>	27
1.1.3.7. Manejo de errores e incertidumbres	28
1.2. Contexto de la investigación	28
1.2.1. Vehículos de prueba	29
1.2.2. Otros aspectos	31
1.3. Planteamiento del problema y objetivos	32
1.3.1. Objetivo general	32
1.3.2. Objetivos específicos	32
1.4. Estructura del documento	33
2. Procesamiento de datos	34
2.1. Introducción	34
2.1.1. Datos experimentales	35
2.1.2. Patrones de conducción	36
2.1.3. Zona de medición	37
2.2. Metodología	38
2.2.1. Formulación matemática	38

2.2.1.1.	Datos de movilidad	38
2.2.1.2.	Datos de pruebas en ruta	39
2.2.2.	Etapas de procesamiento	39
2.2.2.1.	Procesamiento de datos MD	40
2.2.2.2.	Procesamiento de datos MV	42
2.2.2.3.	Procesamiento para validación	44
2.3.	Técnicas de procesamiento	45
2.3.1.	Depuración de desconexiones de GPS	45
2.3.1.1.	Segmentación a partir del tiempo	46
2.3.1.2.	Segmentación a partir de la velocidad	47
2.3.2.	Filtrado de señales	47
2.3.3.	Depuración de mediciones experimentales	49
2.3.4.	Sincronización de señales	50
2.3.4.1.	Sincronización mediante eventos súbitos	52
2.3.4.2.	Sincronización mediante correlaciones	55
2.4.	Cálculo de variables	58
2.4.1.	Velocidad del vehículo	58
2.4.2.	Aceleración del vehículo	58
2.4.3.	Pendiente de la vía	59
2.4.3.1.	Estimación de la pendiente con múltiples mediciones (G)	60
2.4.3.2.	Estimación de la pendiente basado en una sola medición (G*)	62
2.4.4.	Inercias del vehículo	64
2.4.5.	Potencia Específica Vehicular - VSP	65
2.4.6.	Estrés del Motor – ES	66
2.4.7.	Flujos máxicos de emisiones contaminantes	67
2.5.	Resumen	68
3.	Incertidumbres	69
3.1.	Introducción	69
3.2.	Incertidumbres para mediciones con PEMS	72
3.2.1.	Para datos medidos	72
3.2.2.	Para datos calculados	75
3.3.	Incertidumbres para datos consolidados con mediciones PEMS	77
3.4.	Resumen	78
4.	Metodología para crear modelos de AME	79

4.1.	Introducción	80
4.2.	Aprendizaje automático	80
4.2.1.	Supervisado	81
4.2.2.	No supervisado	81
4.3.	Metodología	82
4.3.1.	Definición de modos de conducción	84
4.3.2.	Creación de nuevos descriptores	84
4.3.3.	Transformación de datos	85
4.3.4.	Creación de modelos	85
4.3.4.1.	Implementación de modelos de referencia	86
4.3.4.2.	Creación de modelos basados en la distribución de la VSP	87
4.3.4.3.	Creación de modelos con técnicas de aprendizaje supervisado	87
4.3.4.4.	Creación de grupos con técnicas de aprendizaje no supervisado	89
4.3.4.5.	Emisiones representativas de cada grupo	91
4.3.5.	Validación de los modelos	91
4.4.	Resultados	93
4.4.1.	Modos de conducción	93
4.4.2.	Técnicas de visualización de datos	94
4.4.3.	Creación de modelos	95
4.4.3.1.	Modelos de referencia	96
4.4.3.2.	Modelos basados en la distribución de la VSP	97
4.4.3.3.	Modelos con técnicas de aprendizaje supervisado	99
4.4.3.4.	Modelos con técnicas de aprendizaje no supervisado	102
4.4.4.	Validación de modelos	104
4.4.4.1.	Modelos de clasificación	105
4.4.4.2.	Modelos de regresión	106
4.4.5.	Discusión	107
4.5.	Resumen	109
5.	Conclusiones y Recomendaciones	110
5.1.	Síntesis de la metodología	110
5.1.1.	Para el procesamiento de datos	110
5.1.2.	Para las incertidumbres	112
5.1.3.	Para la creación de modelos AME	112
5.1.4.	Para la validación de modelos AME	113

5.1.5. Para el uso de modelos AME	113
5.2. Relativas con el procesamiento de datos	114
5.2.1. Para los conjuntos MD	114
5.2.2. Para los conjuntos MV	115
5.3. Relativas con las incertidumbres	115
5.4. Relativas con los modelos de estimación de emisiones	116
A. Anexos	124
A.1. Patrones de conducción	124
A.2. Inercias de vehículos de prueba	127
A.3. Resultados por pruebas	129
A.3.1. Reproducibilidad de pruebas	130
A.3.2. Factores de emisión para las mediciones experimentales	135
A.3.3. Correlaciones de concentraciones de emisiones y la VSP	137
A.3.4. Correlaciones de flujos máxicos de emisiones y la VSP	141
A.4. Incertidumbres	143
A.4.1. Incertidumbre para el cálculo a través de mediciones experimentales	143
A.4.2. Memoria de cálculo para la propagación de incertidumbres	144
A.4.3. Resultados de incertidumbres para los factores de emisión	144
A.5. Flujos para estimar de pruebas	148
A.5.1. Metodologías de estimación	148
A.5.2. Errores de estimación para pruebas de validación	151

Índice de figuras

1.	Metodología para desarrollar análisis modal de emisiones vehiculares	18
2.	Metodología para la creación de modelos de análisis modal de emisiones	20
3.	Metodología para la validación de modelos de análisis modal	21
4.	Metodología para la implementación de modelos	22
5.	Distribución de emisiones contaminantes del Valle de Aburrá	29
6.	Emisiones contaminantes de fuentes móviles en el Valle de Aburrá	30
7.	Montaje experimental para recolectar datos de movilidad y emisiones	36
8.	Características de la ruta de mediciones	37
9.	Metodología general de procesamiento de datos	40
10.	Metodología para procesar los datos del conjunto MD	41
11.	Metodología para procesar los datos de conjunto MV	43
12.	Corrección de desconexiones en los datos de GPS	46
13.	Ejemplo del efecto de filtrado de señales (conjunto MV_k)	48
14.	Metodología para sincronizar señales	51
15.	Ejemplo de eventos súbitos identificados mediante el criterio $C_2(i)$	54
16.	Ejemplo de resultados de sincronización mediante correlaciones	56
17.	Ejemplo de los resultados del proceso de sincronización para un prueba	57
18.	Comparación entre las dos formas de determinación de la pendiente	63
19.	Sistema masa-equivalente para la transmisión de un vehículo	64
20.	Componentes del error de un conjunto de mediciones. Adaptado de la ASME PTC 19.1	70
21.	Fuentes de Incertidumbre para la concentración de CO_2 de una prueba en ruta	74
22.	Incertidumbre sistemática para la concentración de CO_2 de una prueba en ruta	75
23.	Propagación de incertidumbre para una variable calculada a través de datos medidos con PEMS	76
24.	Propagación de incertidumbre para la VSP a través de datos medidos con PEMS	77
25.	Metodología para desarrollar modelos AMEV	82
26.	Metodología para implementar modelos de referencia	86
27.	Metodología para crear modelos basados en la VSP	87

28.	Metodología para crear modelos con algoritmo de regresión XGBRegressor	88
29.	Metodología para crear modelos con algoritmos de agrupamiento	90
30.	Metodología de validación de modelos AMEV	91
31.	Metodología de estimación de factores de emisión con modelos de análisis modal . . .	92
32.	Representación 2D de para el modo de conducción 1 - AS (aceleración + subida) para el vehículo B1	95
33.	Modelo para la emisión CO ₂ con los modelos de referencia para el vehículo V1	96
34.	Modelo para la emisión CO ₂ con el grupos que contengan el 5 % de los datos para el vehículo V1	98
35.	Agrupamiento k-Means para el modo 1 - AS del B1. En la figura t-SNE (izquierda) y PCA (derecha)	103
36.	Agrupamiento Affinity Propagation para el modo 1 - AS del B1. En la figura t-SNE (izquierda) y PCA (derecha)	104
37.	Parámetros dinámicos para los microviajes que conforman los patrones de conduc- ción para los vehículos pesados del Area Metropolitana	124
38.	Patrón de conducción para buses	125
39.	Patrón de conducción para camiones	126
40.	Patrón de conducción para volquetas	127
41.	Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos de referencia con enfoque de clasificación	149
42.	Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos de Affinity Propagation y K-Means con enfoque de clasificación	149
43.	Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos de referencia con enfoque de regresión	150
44.	Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos XGBRegressor de datos con enfoque de regresión	150

Índice de tablas

1.	Vehículos pesados representativos del Área Metropolitana del Valle de Aburrá	31
2.	Cantidad de registros (pruebas) para la creación y validación de modelos	44
3.	Ejemplo de características de pruebas para las etapas de creación y validación	44
4.	Criterios de depuración de mediciones	50
5.	Parámetros por variable para implementar sincronización con procesos de derivación	52
6.	Cálculo de criterios para determinar eventos súbitos	53
7.	Criterios de búsqueda de eventos súbitos	54
8.	Variables óptimas para obtener puntos de sincronización con procesos de correlación	57
9.	Resultados de la pendiente de la vía usando varias pruebas	61
10.	Parámetros para cálculo de la VSP	66
11.	Rangos de VSP y V para obtener el divisor de velocidad	67
12.	Correlaciones entre el flujo de gases en el escape y las concentraciones de emisiones de gases contaminantes	72
13.	Fuentes de incertidumbre para el equipo de medición HORIBA OBS ONE	73
14.	Fuentes de incertidumbre para la velocidad	75
15.	Espacio de búsqueda de hiperparámetros para el algoritmo XGBoost	89
16.	Datos por modo de conducción para las tres formas de cálculo de la pendiente	94
17.	Rangos de VSP [kW/ton] creados con $n = 0.05$ para la función de densidad acumu- lada para el vehículo B1	97
18.	Parámetros estadísticos para distribución de la bondad de ajuste r^2	100
19.	Bondad de ajuste en la emisiones, comparando las dos formas de determinar la pendiente	101
20.	Importancia de variables de los modelos XGBoost	101
21.	Resultados de agrupamiento con técnicas de aprendizaje no supervisadas	102
22.	Errores de estimación de modelos de referencia (Clasificación)	105
23.	Errores de estimación para modelos basados en la CPDF de la VSP (Clasificación) .	105
24.	Errores de estimación para modelos creados a partir de agrupamientos con KM y AP (Clasificación)	106
25.	Errores de estimación para modelos de referencia creados con técnicas de regresión .	106

26.	Errores de estimación para modelos creados a partir de la CPDF de la VSP (Regresión)	107
27.	Errores de estimación para modelos creados mediante la técnica XGBRegressor (Regresión)	107
28.	Errores de estimación para los modelos desarrollados	108
29.	Coefficiente de inercia representativo para autobuses	128
30.	Coefficiente de inercia representativo para camiones grandes	128
31.	Coefficiente de inercia representativo para camiones pequeños	129
32.	Coefficiente de inercia representativo para volquetas	129
33.	Calidad de pruebas para buses	131
34.	Calidad de pruebas para camiones grandes	132
35.	Calidad de pruebas para camiones pequeños	133
36.	Calidad de pruebas para volquetas	134
37.	Factores de emisión por prueba para los buses	135
38.	Factores de emisión por prueba para los camiones grandes	136
39.	Factores de emisión por prueba para los camiones pequeños	136
40.	Factores de emisión por prueba para las volquetas	137
41.	Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para los buses	138
42.	Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para los camiones grandes	139
43.	Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para los camiones pequeños	139
44.	Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para las volquetas	140
45.	Correlaciones flujos máxicos de emisiones vs. VSP para los buses	141
46.	Correlaciones flujos máxicos de emisiones vs. VSP para los camiones grandes	142
47.	Correlaciones flujos máxicos de emisiones vs. VSP para los camiones pequeños	142
48.	Correlaciones flujos máxicos de emisiones vs. VSP para las volquetas	143
49.	Incertidumbre para los factores de emisiones para los buses	145
50.	Incertidumbres para los factores de emisiones para los camiones grandes	146
51.	Incertidumbres para los factores de emisiones para los camiones pequeños	147
52.	Incertidumbres para los factores de emisión para las volquetas	148
53.	Errores de estimación para los vehículos B1 y B2 con un enfoque de regresión	151
54.	Errores de estimación para los vehículos B3 y B4 con un enfoque de regresión	152
55.	Errores de estimación para los vehículos CG-1 y CG-2 con un enfoque de regresión	153
56.	Errores de estimación para los vehículos CP-1 y CP-2 con un enfoque de regresión	154
57.	Errores de estimación para los vehículos V1 y V2 con un enfoque de regresión	154
58.	Errores de estimación para los vehículos B1 y B2 con un enfoque de clasificación	155
59.	Errores de estimación para los vehículos B3 y B4 con un enfoque de clasificación	156

- 60. Errores de estimación para los vehículos CG-1 y CG-2 con un enfoque de clasificación 157
- 61. Errores de estimación para los vehículos CP-1 y CP-2 con un enfoque de clasificación 158
- 62. Errores de estimación para los vehículos V1 y V2 con un enfoque de clasificación . . 159

Agradecimientos

A la Universidad de Antioquia, por ser esa puerta abierta donde se encuentra un universo inmenso de conocimiento, de diversidad y de cultura. A los profesores Andrés Felipe Agudelo, John Ramiro Agudelo y Ricardo Moreno Sanchez por su apoyo durante mi formación como investigador y como persona. Al profesor Mauricio Osses de la Universidad Técnica Federico Santa María de Chile, por sus valiosas contribuciones en la discusión de la metodología del Análisis Modal de Emisiones, y por sus recomendaciones para llevar a cabo la campaña experimental.

Un agradecimiento especial a todo el equipo de trabajo del grupo de manejo eficiente de la energía (GIMEL) por su entrega incondicional para que este proyecto saliera adelante de la mejor manera posible.

Al instituto colombiano del Petróleo (IPC) de ECOPETROL por facilitarle a los proyectos FEVA-I y FEVA-II un equipo humano de gran capacidad técnica y un control experimental riguroso. Gracias a Sandro González, José Luis Sarmiento, Freddy Giovanni Melo y Carlos Jaramillo por su entrega y dedicación en la campaña experimental.

Al Área Metropolitana del Valle de Aburrá y a la subdirección de calidad de aire, por promover los proyectos desarrollados con el grupo GIMEL. Gracias a todos los que directa o indirectamente estuvieron vinculados con la ejecución del proyecto FEVA-II, entre otros:

- Al profesor John Jairo Posada de la Facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia, por facilitarnos datos GPS que permitieron obtener los registros de geolocalización y velocidad instantánea de las volquetas.
- Al Departamento de Transporte de la Universidad de Antioquia por facilitarnos vehículos de la Universidad para realizar mediciones.
- A la empresa Sofasa S.A., por la donación de un vehículo Logan Dynamique modelo 2016, que ha sido usado en pruebas desde el comienzo de FEVA-I, y que sirvió como vehículo de apoyo en las pruebas en ruta de FEVA-II.

- A Coordinadora Mercantil por facilitar dos vehículos C2 pequeños para realizar pruebas en ruta.
- A TCC por facilitar sus bases de datos de geolocalización y velocidad instantáneas para el Valle de Aburrá de gran parte de su flota.
- A la secretaría de infraestructura física de la Alcaldía de Medellín por facilitar una volqueta Euro IV para las mediciones.
- A la empresa UMO, por su ayuda en la adaptación de los sistemas de escape de todos los vehículos de prueba.
- A DEVIMED por su autorización y acompañamiento durante las pruebas en la Autopista Medellín-Bogotá.

1 Introducción

La contaminación atmosférica representa uno de los mayores desafíos que deben enfrentar actualmente los grandes centros urbanos para garantizar la calidad de aire. Para controlar la contaminación atmosférica se deben identificar y cuantificar las fuentes de emisión. Estas fuentes de contaminación se clasifican principalmente como fijas y móviles. Las fuentes móviles son los vehículos de transporte personal, de carga, y de pasajeros, así como aeronaves, embarcaciones, y maquinaria de trabajo pesado. Éstas contribuyen aproximadamente con el 82 % de las emisiones de PM_{2.5} (Material particulado de tamaño $2.5\mu m$) primario emitido en el Área Metropolitana del Valle de Aburrá [1]. Estas fuentes utilizan combustibles ($C_xH_yO_z$), y mediante procesos de combustión convierten éstos en energía térmica y productos de combustión, de los cuales algunos son contaminantes. Dichos productos pasan por sistemas de postratamiento, y se expulsan al medio ambiente, generando diversos problemas a la salud pública y al medio ambiente.

Una de las formas de cuantificar las emisiones contaminantes de un vehículo es a través de los factores de emisión, los cuales representan un índice de emisión específica en términos de masa de contaminante (gramos, número) por unidad de actividad (distancia recorrida en km).

Los principales contaminantes emitidos por las fuentes móviles son CO, CO₂, óxidos de nitrógeno – NO_x, hidrocarburos sin quemar – HC (incluyen compuestos orgánicos volátiles), y material particulado – PM (cuando se mide su masa) y PN (cuando se mide el número de partículas). La emisión de CO₂ representa un aporte al calentamiento global. Las emisiones de THC están relacionadas con efectos serios sobre la salud humana [2]. Los NO_x están directamente relacionados con la generación de compuestos como los peroxi-axil-nitratos (PAN), altamente cancerígenos. También están relacionados con la acidificación de las lluvias y con la formación de ozono atmosférico, el cual genera irritación en el sistema respiratorio de seres humanos y animales [3]. El material particulado, especialmente las partículas más pequeñas, denominadas ultrafinas, suelen ser más peligrosas porque permanecen suspendidas en el aire durante mayores periodos, facilitando que los seres humanos y los animales las respiremos. Adicionalmente, al ser tan pequeñas, tienen más

facilidad de llegar hasta los alvéolos pulmonares y al torrente sanguíneo [4]. Por esta razón, se suelen asociar las partículas con la mortalidad y morbilidad de seres humanos [2].

La Organización Mundial de la Salud -OMS-, apoyada en las evidencias reportadas por la Agencia Internacional de Investigación en Cáncer (IARC), declaró en 2012 que las emisiones de vehículos diesel (tanto gaseosas como de material particulado) son carcinogénicas para el ser humano [5]. Según el Departamento Nacional de Planeación (DNP) de la República de Colombia, en 2015, aproximadamente 8,000 muertes podrían estar relacionadas con la mala calidad del aire en el país, más de 7,000 muertes estarían relacionadas con enfermedades cardiovasculares, cerca de 700 por cáncer de pulmón en personas mayores de 44 años, y alrededor de 20 en niños menores de 5 años. En términos de morbilidad, el estudio del DNP reporta que la mala calidad del aire supondría para el país más de 124 mil atenciones hospitalarias por enfermedades en vías respiratorias, y cerca de 4,000 casos por bronquitis crónica. Según el DNP, a la nación le cuesta entre 1.9 y 12.3 billones de pesos la morbilidad y mortalidad por mala calidad del aire, lo que equivale entre 0.2% y 1.5% del producto interior bruto (PIB) de 2015 de Colombia [6].

Desde hace aproximadamente un par de décadas, se reportan modelos que permiten estimar emisiones contaminantes de vehículos en función de algunos modos de conducción, que obedecen a la dinámica que experimenta el vehículo en un recorrido (Análisis Modal de Emisiones – AME), la mayoría de los cuales se ha desarrollado para vehículos livianos. Algunos de estos modelos son el IVE (*International Vehicle Emissions Model*) [7], COPERT (*Computer Model to Calculate Emissions from Road Traffic*) [8], y MOVES (*Motor Vehicle Emission Simulator*) [9]. Estos modelos generalmente se basan en la potencia específica vehicular como descriptor principal (*Vehicle Specific Power* – VSP). La VSP representa la potencia instantánea por unidad de masa que un vehículo utiliza para poder desplazarse en sus recorridos. En algunos casos se emplean otros descriptores, como la velocidad, la aceleración, o el estrés del motor (*Engine Stress* – ES) [10]. Estos modelos buscan predecir las emisiones de CO, CO₂, HC, NO_x y PM, y se desarrollan con información instantánea obtenida de un vehículo, y de las emisiones medidas directamente en el tubo de escape. La base de datos de emisiones se discretiza en grupos (*binning*) según los descriptores de cada modelo. Estos grupos permiten la predicción posterior, usando únicamente datos de movilidad del vehículo. En la literatura se reportan algunos casos donde se tienen errores de predicción significativamente grandes [9, 11, 12].

Existen diferentes formas de desarrollar un modelo de AME. Demir *et al.* [13] exponen seis modelos diferentes de análisis modal de emisiones para estimar el consumo de combustible. Sin embargo, ninguno de estos modelos está relacionado con la VSP. Esto se debe a que la incorporación de esta variable en estudios de actividad vehicular, comienza a tomar fuerza a partir del trabajo de

Jiménez en 1999 [14]. Los modelos reportados en la referencia [13] datan desde la década de 1980, y las principales variables descriptoras son la velocidad y la aceleración. Este trabajo comparativo muestra que las metodologías pioneras buscan explicar datos de movilidad en función de eventos dinámicos y del estado de mantenimiento, para hacer estimaciones del consumo de combustible, o de las emisiones contaminantes.

En este trabajo se presenta una metodología que permite crear modelos de análisis modal de emisiones para vehículos pesados, representativos de la región del Valle de Aburrá con combustible comercial. La metodología propuesta incluye técnicas y algoritmos de procesamiento de datos propuestos recientemente por diversos investigadores. El insumo principal son datos medidos instantáneamente de emisiones contaminantes y datos dinámicos del vehículo. La metodología planteada requiere definir un número de grupos que contengan los datos de emisiones contaminantes asociadas con todos los eventos dinámicos del vehículo, de modo que en cada grupo queden datos con características similares. En la literatura científica se suele presentar una división por grupos en función de la dinámica del vehículo, y dichos grupos son iguales para todas las emisiones [9, 10]. Adicionalmente, la metodología incorpora un análisis de incertidumbres que tiene en cuenta los errores aleatorios, los inducidos por los instrumentos de medición y los asociados con las técnicas de procesamiento.

1.1. Estado del arte

A continuación se presenta una revisión de trabajos relevantes relacionados con el análisis modal de emisiones vehiculares, los cuales contemplan la medición de emisiones contaminantes, el cálculo de parámetros dinámicos, el efecto de estos parámetros en las emisiones, así como la metodología, las diferentes técnicas de procesamiento de datos, la creación de grupos, y la propagación de errores.

1.1.1. Emisiones contaminantes de fuentes móviles

El fenómeno de la combustión en motores es un proceso tan rápido y complejo, que es difícil medirlo y estudiarlo. Este proceso busca extraer energía en un tiempo muy corto (un tiempo menor que la frecuencia de muestreo de los instrumentos) mediante la oxidación de combustibles, transformando compuestos químicos con estructura de hidrocarburos en una serie de gases y partículas denominadas emisiones vehiculares o contaminantes. Estas emisiones se miden en función del tiempo, registrando un número n de datos por segundo para cada señal medida. Existen diferentes formas de medir los gases contaminantes producto de la combustión en motores. En particular, se destacan las pruebas estacionarias desarrolladas en banco de motores, y las pruebas

dinámicas de vehículos, desarrolladas en banco de rodillos o en ruta, con equipos de medición a bordo (*Portable Emissions Measurement Systems* – PEMS). En las pruebas en banco de motores se estudian las emisiones en función del régimen de giro del motor y el par en el eje. En este caso, las emisiones se reportan como un índice de masa emitida por unidad de energía generada, es decir, g/kWh. En las pruebas dinámicas de vehículos, tanto en banco de rodillos como en ruta, se reproduce un ciclo o patrón de conducción determinado (un perfil de velocidad vs. tiempo). En este caso, se reportan los factores de emisión (FE), los cuales son índices que informan sobre la masa emitida de los contaminantes, asociada a la actividad del vehículo, y por lo tanto se suelen dar en g/km. En algunos casos, se incluye información adicional sobre la actividad específica, como el peso del vehículo (g/km-ton), o el número de pasajeros (g/km-pasajero).

El factor de emisión de un vehículo en conducción real es diferente al respectivo valor de homologación [15, 16, 17]. Esto se debe principalmente a la diferencia en las características de los ciclos de homologación y la conducción real. Por otro lado, la dinámica vehicular y la topografía de una región influyen en el desarrollo de modelos de análisis modal de emisiones [14, 18, 19, 20, 21], y son factores claves a la hora de estudiar los impactos de las emisiones de fuentes móviles sobre el ambiente y sobre la salud [22, 23].

Las mediciones en banco de rodillos y en ruta, especialmente las últimas, brindan información más realista de las emisiones instantáneas, en función de la dinámica del vehículo. Sin embargo, reproducir un ciclo de conducción en ruta es bastante difícil, debido a las incidencias del tráfico en las vías. Además, las pruebas en ruta son significativamente más costosas, y requieren una logística más compleja, la cual generalmente implica otros vehículos de apoyo. Por este motivo, se suele seguir un patrón de conducción relativamente corto, y también se recurre a mediciones en conducción libre (según el tráfico de la vía, sin ceñirse a un patrón) [24, 25, 26, 27].

1.1.2. Análisis modal de emisiones vehiculares

El análisis modal de emisiones es una metodología que busca relacionar las emisiones contaminantes (gaseosas y PM) con la dinámica vehicular [27]. Esta metodología permite usar mediciones experimentales realizadas bajo ciertas condiciones, para estimar las emisiones contaminantes bajo condiciones dinámicas diferentes, sin necesidad de realizar mediciones adicionales. La metodología general se presenta en la figura 1. Esta metodología es una recopilación de procedimientos experimentales y de análisis de datos presentados en varios trabajos [9, 7, 28, 27, 26]. En la figura se muestran las diferentes etapas que de un estudio amplio, enfocado a caracterizar las emisiones contaminantes de una región específica.

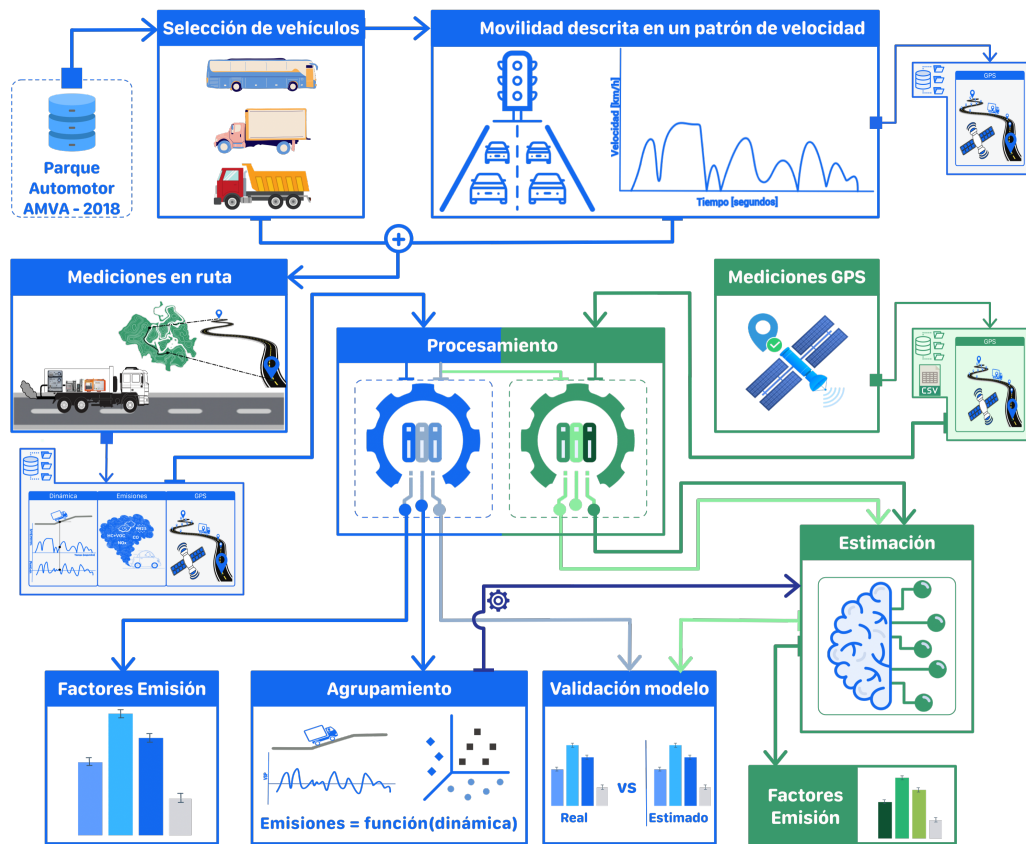


Figura 1: Metodología para desarrollar análisis modal de emisiones vehiculares

Los recuadros sombreados son etapas donde se necesita medir datos. El núcleo del modelo es el resultado más importante de esta metodología, y es aquel que contiene la relación o enlace entre las emisiones y la dinámica para un vehículo determinado.

El modelo es una segmentación de un espacio vectorial donde cada segmento tiene un flujo másico representativo para cada emisión. Las variables que comprenden ese espacio vectorial son descriptores dinámicos, entre los cuales la VSP es el más común [14]. Otros descriptores usados son la velocidad [28, 29], aceleración [24], y ES [10]. Los grupos de datos que se generan con esta metodología reciben el nombre de *bins*, y en conjunto recogen toda la información de los posibles eventos dinámicos durante la conducción. Estos grupos de emisión o *bins* deben ser estadísticamente diferentes entre sí. Existen particularidades de estos modelos, relacionadas con los criterios que se utilizan para sincronizar emisiones, depurar los datos, calcular variables y determinar los *bins*. La predicción de emisiones se hace a partir de dichos grupos, y de datos de movilidad (velocidad y posición) obtenidos en una ruta de interés.

A través del perfil de velocidad y de pendiente de la ruta se obtienen las variables del modelo y se hace el agrupamiento preestablecido. Es decir, se clasifica cada dato a través de los modelos. Con esto, se puede conocer cuántos datos quedan en cada grupo. Finalmente, la masa emitida de cada contaminante para uno de los grupos, es el producto entre el flujo másico representativo en este (resultado previo del modelo) y el tiempo correspondiente a la cantidad de datos en dicho grupo, según las condiciones dinámicas para la estimación. La masa total de cada contaminante se halla como la suma de la masa de todos los grupos [24].

1.1.3. Metodología para desarrollar modelos de análisis modal de emisiones

Existen tres etapas para desarrollar e implementar un modelo de análisis modal de emisiones: la primera es la creación del modelo, el cual se construye a través de los datos de emisiones contaminantes y datos dinámicos del vehículo. La segunda es la validación del modelo, mediante mediciones adicionales de emisiones contaminantes y datos dinámicos. Los datos dinámicos se utilizan para estimar las emisiones y posteriormente, comparar estas emisiones con las reales. La tercer etapa es la implementación del modelo, usando únicamente datos de mediciones GPS. Esta etapa es muy sensible, debido a que depende de la calidad del dispositivo móvil que adquiere los datos, así como de las variables disponibles. Existen diferentes estudios que se centran en proponer y estudiar técnicas de procesamiento de datos, definir variables, modelar las emisiones en función de parámetros dinámicos, creando los diferentes grupos o *bins*, y finalmente, determinar el impacto que poseen los errores e incertidumbres en las variables, en las técnicas de procesamiento, en la creación de modelos para la estimación de contaminantes [9, 7, 10, 14, 28, 18, 24, 26, 27, 29].

El registro de datos de vehículos en ruta con equipos PEMS se puede realizar siguiendo un patrón de conducción en una ruta, lo cual permite comparar los resultados de varias pruebas repetibles, o también se puede conducir libremente según el tráfico de las vías, sin seguir ningún patrón determinado. Esta forma de medir puede llegar a ser más realista, pero puede limitar los análisis al reducir la representatividad de las mediciones por falta de estándares y de repetibilidad. También se puede optar por usar datos obtenidos en banco de rodillos siguiendo ciclos de conducción. Sin embargo, estos datos pueden no contener los efectos de la conducción real.

La primera aproximación permite identificar inconsistencias en los datos, evaluar repetibilidad en las mediciones y estudiar los datos obtenidos mediante un diseño de experimentos. Sin embargo, esto puede generar que no se tenga todo un mapeo de los posibles eventos de conducción, dado que la movilidad se sintetiza mediante un ciclo de conducción. Por otro lado, la segunda aproximación permite hacer un mapeo completo de todos los posibles eventos dinámicos, pero se

pueden presentar problemas de inconsistencias de datos, debido a que no hay una forma ágil de obtener indicadores para representar la calidad de las mediciones. No obstante, la finalidad de estos datos es independiente de su origen, debido a que se usan para crear modelos predictivos, por lo que ambas aproximaciones son igual de válidas. En este trabajo, la mayoría de datos proviene de la primera aproximación, dado que se utilizaron patrones y se usó un mismo tramo de vía para realizar dichas pruebas. Sin embargo, también se cuenta con algunas mediciones que no siguieron ningún patrón de conducción (usadas para la validación).

1.1.3.1 Creación de modelos

La metodología para crear un modelo de análisis modal se presenta en la figura 2. Estos modelos buscan una relación entre las emisiones (y) con los parámetros dinámicos (\mathbf{x}), es decir, formular numéricamente la relación $y = \hat{f}(\mathbf{x})$, de modo que $\hat{f}(\mathbf{x})$ describa lo mejor posible las emisiones y que tenga una alta capacidad predictiva en la etapa de implementación. Esta capacidad de predicción se cuantifica en la validación del modelo.

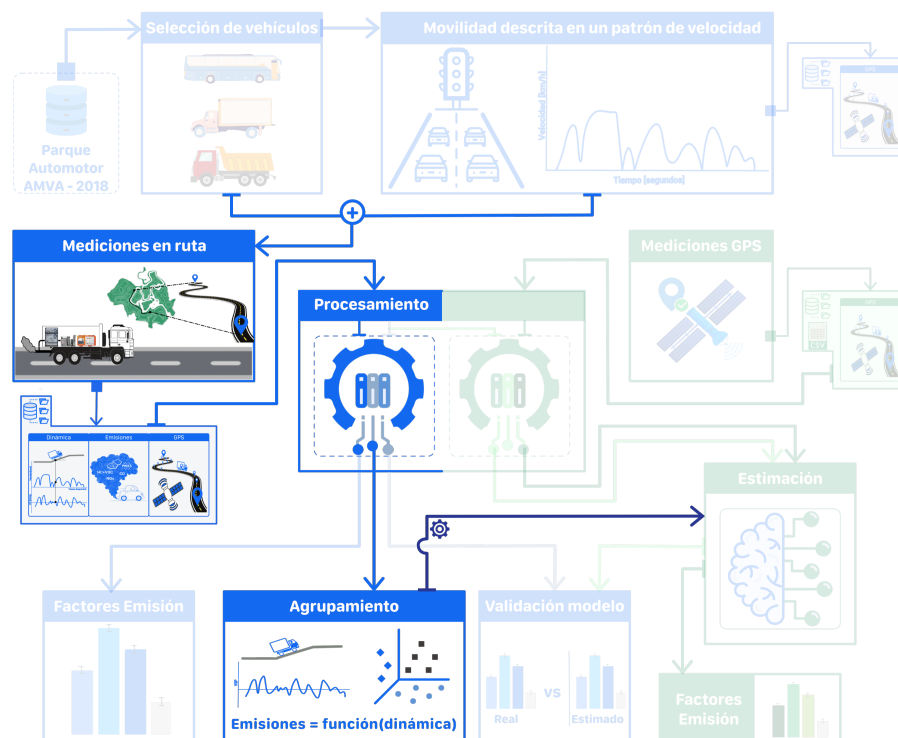


Figura 2: Metodología para la creación de modelos de análisis modal de emisiones

Existen diferentes formas de procesar los datos, así como diversas variables involucradas y formas

de crear los modelos. La aproximación más extendida consiste en definir rangos de una o más variables (llamadas descriptores), creando una segmentación para un conjunto de variables, donde cada segmento se denomina grupo o *bin*. De alguna manera, esta forma de proceder está relacionada con un modelo de regresión lineal. Por este motivo, autores como Duarte *et al.* [30] presentan investigaciones en donde incorporan análisis de regresión en esta metodología.

1.1.3.2 Validación de los modelos

Cuando se crea un modelo, es decir, cuando se define o ajusta una función \hat{f} , es posible que ésta aprenda o represente bien los datos con los cuales se creó, pero cuando se utiliza para estimar, puede perder precisión y generar errores de predicción altos. Esto se debe a que el modelo no aprendió lo suficiente (underfitting), o se aprendió de memoria los datos (overfitting). Ambos casos son extremos, y representan un problema para modelos de regresión o clasificación.

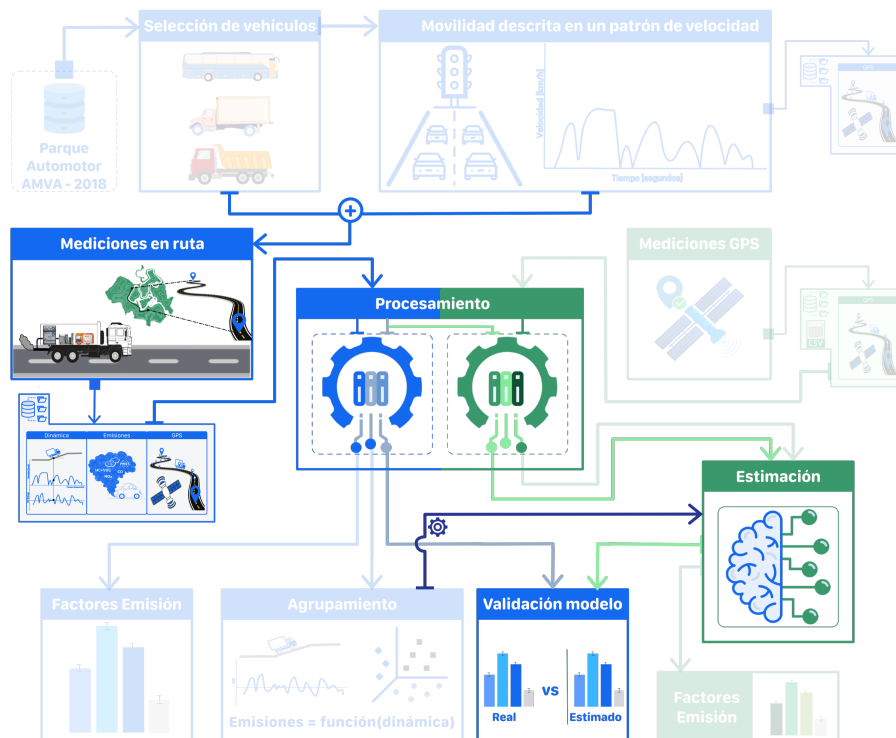


Figura 3: Metodología para la validación de modelos de análisis modal

Es por esto que una parte de las mediciones se utiliza para validar el modelo. El objetivo es estimar las emisiones de estos datos dinámicos con los modelos, y compararlas con las emisiones reales

medidas (ver 3). Se utilizan métricas de error, como el error absoluto medio, el error cuadrático medio, y el ajuste cuadrático. En general, los errores de validación son menores para el CO₂, y mayores para las demás emisiones contaminantes [7, 31, 28].

1.1.3.3 Implementación de los modelos

La figura 4 muestra la metodología para la implementación de los modelos de análisis modal de emisiones. Esta parte consiste en aplicar un modelo existente, usando únicamente información dinámica (medida mediante sensores GPS) de una ruta determinada. Los datos de GPS se procesan, se determinan parámetros dinámicos, y se categoriza cada dato con su respectivo grupo o *bin*, para obtener así la emisión instantánea. Finalmente, se determina el factor de emisión, usando la suma de la masa de cada *bin*, y la distancia total recorrida en la ruta.

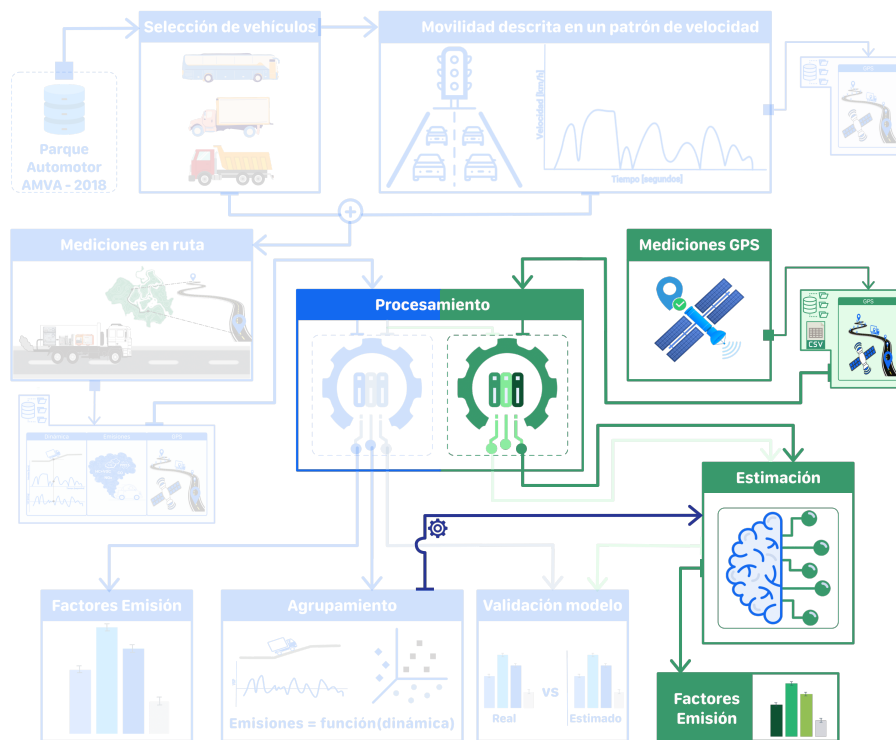


Figura 4: Metodología para la implementación de modelos

1.1.3.4 Procesamiento de datos

Esta etapa se divide en dos partes. En la primera se usan técnicas para la depuración, la sincronización, y el filtrado de señales. En la segunda se calculan las variables de entrada para la creación e implementación de los modelos. A continuación se resumen algunas técnicas y variables que son importantes para la metodología.

- ***Depuración datos de emisiones:***

Permite identificar y corregir o eliminar valores anómalos en los datos. Los datos reportados por los equipos PEMS en ocasiones presentan valores negativos de caudal de gases y de la concentración de contaminantes. Zhang *et al.* [32] sugieren llevar estos valores a cero, debido a que son eventos de poca duración, son valores cercanos a cero, y son significativamente más bajos que los máximos positivos. Sin embargo, en caso de que haya una cantidad significativa de datos atípicos contiguos, se debe omitir toda esta franja de datos en el análisis. La ventaja de realizar mediciones bajo un patrón o un ciclo de conducción, es que se puede evaluar la repetibilidad de los datos y determinar aquellos que son atípicos frente a las demás mediciones.

- ***Depuración datos GPS:***

La medición de datos de posicionamiento global mediante satélites es una práctica extendida actualmente. Incluso la mayoría de teléfonos móviles se pueden usar como sensores GPS. Este tipo de datos se compone principalmente por las variables latitud, longitud y altitud. Adicionalmente, es común reportar el tiempo (más común en sensores GPS dedicados), lo cual facilita el procesamiento posterior. Estos datos se pueden almacenar para diferentes usos. Por ejemplo, permiten calcular la velocidad cuando se hacen estudios vehiculares basados en la velocidad instantánea [33]. Sin embargo, dependiendo de la sensibilidad del dispositivo de medida, las mediciones de GPS serán más sensibles a la interferencia de cuerpos como puentes, edificios y árboles, por lo cual se presentan interrupciones temporales durante las pruebas, lo cual genera discontinuidades en los datos registrados. Estas discontinuidades se deben identificar y depurar, ya que de lo contrario, se pueden tener velocidades puntuales atípicamente altas, del orden de varios cientos de km/h, que conllevan a aceleraciones desproporcionadamente altas. Por este motivo, es importante procesar mediciones obtenidas con GPS para identificar las discontinuidades, y en caso de ser necesario, dividir la ruta en sub-rutas, de modo que se garanticen segmentos continuos.

- ***Sincronización:***

Es uno de los procesos más importantes y sensibles del análisis, el cual consiste en corregir el

desfase temporal entre las señales medidas, de modo que las emisiones se puedan describir a través del comportamiento dinámico del vehículo. Cuando se procesan los datos de emisiones de forma simultánea con los datos de movilidad, se suele observar un desfase temporal entre las señales. Este desfase es común cuando se miden variables a bordo, y tiene varias causas: (1) la falta de sincronización a la hora de iniciar la toma de datos en cada equipo de medición; (2) el transporte de los contaminantes desde el motor hasta la salida del tubo de escape, y desde este punto hasta cada sensor; (3) la velocidad de respuesta de cada sensor [34]. El desfase entre las señales dinámicas y las emisiones puede ser diferente según la emisión [35, 26], además de que puede presentar variación temporal. Sin embargo, en la práctica se suele asumir un desfase constante [35, 26].

Lindhjem *et al.* [35] presentan una técnica de sincronización que depende de los datos de cada emisión. Se hizo coincidir el primer pico de cada contaminante con el respectivo pico de VSP. Estos autores encontraron que las señales de CO₂, CO y HC, tenían el mismo desfase. Las emisiones de NO_x presentaron un desfase diferente. Zhang *et al.* [36] evalúan dos técnicas para poner en fase las señales. La primera consiste en comparar la curva de velocidad y la curva de cada emisión en un evento de aceleración súbita. Al analizar la velocidad con cada emisión, se observó que cuando ocurre un evento de aceleración súbita, las emisiones incrementan también. La segunda técnica consistió en realizar la sincronización con las emisiones y la VSP. Se fijó la VSP y se desplazaron temporalmente las emisiones, calculando una suma de errores cuadráticos, con la finalidad de buscar la ubicación temporal de las emisiones que minimizara dicho valor [36]. Esta última técnica también la usó Franco [37]. Sin embargo, este autor utiliza en su propuesta de sincronización diferentes métricas de similitud de datos entre estas variables: suma de residuales cuadráticos – SSR, suma de desviaciones absolutas – SAD y la correlación cruzada – r . La métrica ideal es usar la correlación cruzada, debido a que permite medir el retraso entre señales, dado que esta métrica no se ve afectada por la escala de medición.

- **Filtrado:**

Permite suavizar los cambios bruscos de las señales, especialmente las de velocidad y de altitud. Debido a la frecuencia de muestreo y a la precisión de los sensores, algunas señales presentan cambios bruscos que pueden generar variaciones significativas en otras variables. Por ejemplo, en el caso de la velocidad, estos cambios se pueden traducir en aceleraciones superiores a 10 m/s^2 , lo cual no es razonable. Por esta razón, se usan técnicas de filtrado de datos, las cuales permiten disminuir el ruido de la señal. En este trabajo se usó la técnica de filtrado propuesta por Savitzky y Golay [38], la cual consiste en ajustar un polinomio

de determinado grado a una ventana móvil con una cantidad impar de datos. Se asigna el valor estimado con este polinomio al dato central de la ventana tomada. Esto permite eliminar cambios bruscos en los datos, obteniendo un mejor comportamiento de las señales, y permitiendo derivar las señales necesarias.

1.1.3.5 Variables de entrada del modelo

En esta etapa, se calculan los diferentes parámetros de dinámica del vehículo, así como la pendiente de la vía, para posteriormente calcular los descriptores dinámicos. Adicionalmente, se determinan los flujos máxicos de las emisiones, a partir de la concentración de cada contaminante y el flujo máxico de gases de escape en condiciones estándar.

- ***Velocidad:***

Comúnmente, la velocidad se obtiene instrumentando una quinta rueda (en esta investigación se usó un sensor láser instalado en el vehículo, y apuntando hacia la calzada). Esta señal presenta cierto grado de ruido (falta de suavidad en la curva), debido a la precisión y estabilidad de los sistemas de medición. Para obtener datos de velocidad adecuados, se implementa una técnica de filtrado de señales. Otra forma de estimar la velocidad es a través de datos de latitud y longitud, medidos mediante un sensor GPS. Sin embargo, estos datos se deben depurar previamente, debido a que los sensores GPS pueden presentar desconexiones, dependiendo de su calidad, y por causa de la interferencia de cuerpos como puentes, árboles, túneles, etc.

- ***Aceleración:***

La aceleración se determina como la derivada temporal de la velocidad. Para determinar esta variable se implementan esquemas de diferenciación numérica de alto orden, que permiten obtener resultados confiables [39].

- ***Pendiente:***

La pendiente es la relación entre los incrementos de elevación y los de distancia horizontal de la vía. La distancia se determina a través de la velocidad medida, empleando un método de integración numérica. El perfil de altitud de la vía se obtiene a través de sensores GPS. Sin embargo, esta medida es poco confiable [32, 18, 19]. Por este motivo, se suele recurrir a mapas digitales de elevación. Estos mapas se pueden obtener mediante la técnica de detección de luz y barrido (*Light Detection and Ranging Data – LIDAR*) [32]. Esta técnica es costosa, y no se cuenta con datos disponibles para muchas regiones. Por esta razón, se puede recurrir a datos de elevación obtenidos por otros métodos, los cuales cubren más regiones, y están disponibles

públicamente. Otra opción para estimar cambios de elevación es medir la presión atmosférica, mediante un barómetro. Esto es relativamente sencillo y brinda confiabilidad. Boroujeni *et al.* [18, 19], Wyatt *et al.* [40], Sentoff *et al.* [20] y Gallus *et al.* [21], resaltan la importancia de la pendiente de la vía en los modelos de análisis modal de emisiones. Sentoff *et al.* [20] comparan resultados obtenidos con el modelo MOVES de la Agencia Ambiental de Estados Unidos – EPA, y muestran que la pendiente introduce cambios considerables en la VSP y en los modos de operación del modelo. Por este motivo, se puede llegar a tener errores de predicción entre el 10 % y el 48 %. Boroujeni *et al.* [18] y Wyatt *et al.* [40] proponen técnicas para determinar la pendiente de la vía a través del desarrollo de un sistema de medición con sensores GPS. Boroujeni *et al.* [19] presentan una técnica confiable que consiste en determinar la pendiente por segmentos fijos de distancia de la vía, que varían entre 80 m y 400 m. Se implementa una regresión lineal con datos de elevación y de distancia recorrida en cada uno de estos segmentos. La pendiente de la línea recta obtenida mediante la regresión es por definición la pendiente de la vía en el segmento correspondiente. Gallus *et al.* en 2017 [21] evaluaron el efecto de la pendiente y las condiciones dinámicas a través de datos obtenidos de "Google Elevation data" (un mapa de elevación digital), implementando la técnica descrita por Boroujeni *et al.*[19].

- ***Inercia del vehículo:***

Cuando un vehículo se traslada, tiene asociada una inercia como conjunto. Sin embargo, hay muchas partes rotativas en el tren motriz, las cuales pueden tener un efecto significativo en la dinámica del vehículo. El efecto de las inercias de rotación se introduce a través de un coeficiente de inercia equivalente (ε), el cual permite expresar la inercia de los componentes rotativos como una fracción de la masa total del vehículo. Este parámetro depende de la marcha en la cual se encuentre la transmisión, el régimen de giro del motor, y con los momentos de inercia de los componentes rotativos. En la práctica, se suele usar un valor constante para cada categoría vehicular [9, 7].

- ***Flujos másicos de emisiones contaminantes***

Las emisiones contaminantes se dividen en dos grupos, emisiones gaseosas y partículas. Las emisiones gaseosas se estudian a través del flujo másico. En el caso de las emisiones de partículas, se usa el flujo másico (PM), el conteo (número de partículas emitidas en un segundo, para PN), y en algunos estudios, se incluye la distribución de su tamaño. Estos flujos másicos se determinan en función del flujo volumétrico de gases de escape, medido comúnmente en el tubo de escape a través de un tubo pitot, y de la concentración molar (moles de gas por mol de gases contaminantes) para el caso de las emisiones gaseosas, o

volumétrica (gramos ó número de partículas por unidad de volumen) para las partículas. Para las emisiones gaseosas hay otro factor a considerar: las propiedades del gas en condiciones estándar [40] a $T_{ref} = 293,15$ [K] y $p_{ref} = 101,325$ [kPa].

1.1.3.6 Creación de grupos – *binning*

El agrupamiento o *binning* consiste en distribuir los datos de emisiones en paquetes discretos llamados *bins* (grupos). En el año 2002, la EPA presentó el modelo MOVES (MOtor Vehicle Emission Simulator), que se constituyó en la referencia internacional para el análisis modal de emisiones [9]. En esta primera versión, el criterio original para definir los grupos consistió en usar rangos de VSP para crear 14 grupos, de modo que cada uno posea máximo el 10 % de la información de la base de datos. Esta aproximación se modificó en 2015 [31], definiendo 19 grupos en función de rangos de VSP y velocidad, más un grupo para marcha mínima del motor (ralentí), y dos grupos de desplazamiento sin presionar el acelerador (*coasting*), uno a baja velocidad y otro a alta velocidad, con lo cual se tiene un total de 22 grupos.

El IVE (International Vehicle Emissions) es una iniciativa internacional para determinar factores de emisión vehiculares [7]. En este modelo se utiliza la VSP como descriptor principal, la cual se usa para crear 20 grupos. Posteriormente, se divide cada grupo en tres sub-grupos, según los niveles de una variable nueva, llamada estrés del motor – ES [41]. En total se tienen 60 grupos. Otras investigaciones definen los grupos en función de rangos de VSP y velocidad [28], así como en función de la velocidad y aceleración [25, 29]. Zhang *et al.* [24] presentan dos modelos, uno en función de la VSP solamente, y otro que toma la aceleración como único criterio.

Xu *et al.* [28] definen los grupos separando inicialmente los datos por rangos de VSP cada 1 kW/ton. Para cada grupo se calcula el promedio de la emisión de CO₂, la cantidad de datos y la fracción de CO₂ en el grupo con respecto a todos los datos. Con estos tres parámetros, se plantea una metodología para determinar grupos óptimos. Se utiliza la VSP como criterio, y se usa la velocidad como descriptor adicional (tres rangos). Zhang *et al.* [24] definen los grupos en función de la VSP y de la aceleración para vehículos pesados. Definen inicialmente un agrupamiento con la aceleración, obteniendo 11 grupos que permiten analizar la distribución de los datos en eventos de aceleración. Algo similar se hace con la velocidad. Posteriormente, se definen los grupos en función de rangos de VSP.

1.1.3.7 Manejo de errores e incertidumbres

La EPA [31] determina la incertidumbre para cada grupo únicamente en función de la desviación estándar de los datos que contiene. Esta incertidumbre se reporta como un intervalo de confianza. La Sociedad Americana Ingenieros Mecánicos – ASME propone técnicas más robustas en la norma PTC 19.1 de 2013 [42]. En esta norma se presentan procedimientos para determinar incertidumbres debido a la variabilidad de los datos y a los instrumentos de medición. Sayegh [43] presenta un enfoque robusto, en el cual realiza análisis de incertidumbre y de errores en modelos de predicción basados en flujos de tráfico, a través de métodos de ensamble y técnicas de optimización.

Bielaczyc *et al.* [44] implementaron técnicas estadísticas y matemáticas para determinar las incertidumbres en la medición de gases de escape en un banco dinamométrico de rodillos, considerando la los efectos de dilución de los gases de escape. Por otra parte, Cordero *et al.* [45] propone técnicas estocásticas para calcular la incertidumbre de integrales para datos medidos con simulaciones de Monte Carlo . En el cálculo de los factores de emisión, se integra en el tiempo un flujo másico para determinar la masa total de un contaminante.

1.2. Contexto de la investigación

La región metropolitana del Valle de Aburrá está compuesta por diez municipios¹, los cuales están regidos por una única autoridad ambiental, llamada el Área Metropolitana del Valle de Aburrá – AMVA. Según el inventario de emisiones de la región [1], las fuentes móviles son las responsables de la mayoría de las emisiones NOx, PM2.5, y VOC, según muestra la figura 5.

¹Municipios de Medellín, Barbosa, Bello, Caldas, Copacabana, Envigado, Girardota, Itagüí, La Estrella, Sabaneta

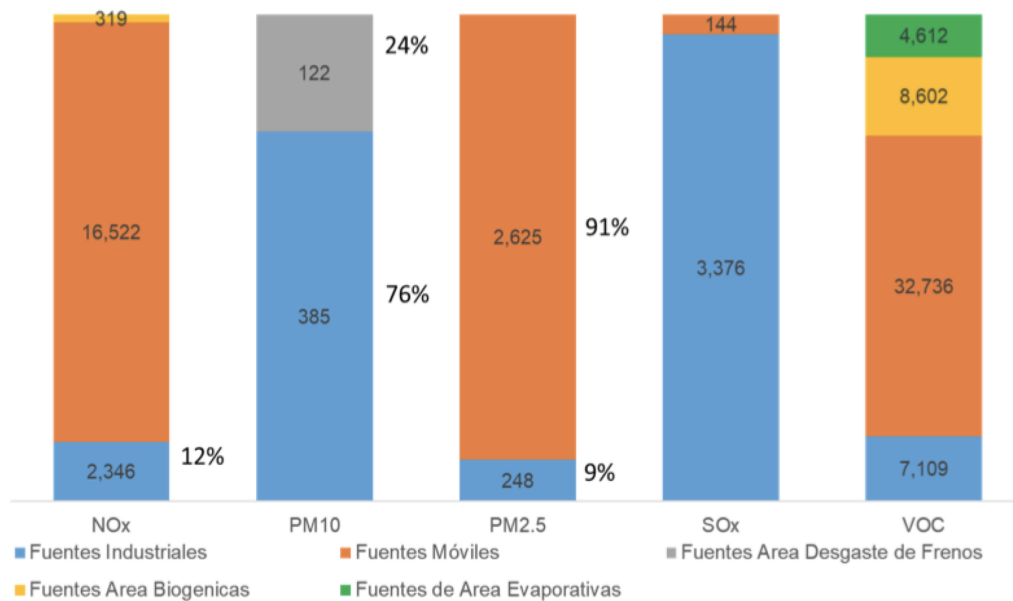


Figura 5: Distribución de emisiones contaminantes del Valle de Aburrá

Los factores de emisión usados en el inventario de emisiones de la región se toman comúnmente de modelos internacionales, los cuales no tienen datos suficientemente adecuados en cuanto a combustibles y tecnología de vehículos para su aplicación en la región del Valle de Aburrá. Además, la región del Valle de Aburrá presenta una topografía caracterizada por pendientes altas, lo cual tampoco está reflejado en los modelos internacionales para la estimación de emisiones contaminantes. Por este motivo, el AMVA emprendió un proyecto para determinar los factores de emisión reales de los vehículos que circulan en la región, usando los combustibles comerciales en ésta. En una primera fase se midieron vehículos livianos y motocicletas [46], y en una fase posterior se midieron vehículos pesados de transporte de carga y de pasajeros [47]. Este trabajo de investigación está enmarcado en la segunda fase mencionada.

1.2.1. Vehículos de prueba

De acuerdo con los datos suministrados por las secretarías de movilidad de los municipios que conforman el Valle de Aburrá, el parque automotor para el año 2018 se conformaba de 1,550,973 vehículos, de los cuales el 7.16% representa camiones, taxis, autos de servicio especial, buses de servicio especial y volquetas [1]. Aunque su porcentaje de participación en el parque automotor es bajo, las categorías de buses, camiones y volquetas representan un gran aporte en las emisiones de PM2.5, de NOx y de VOC (ver figura 6).

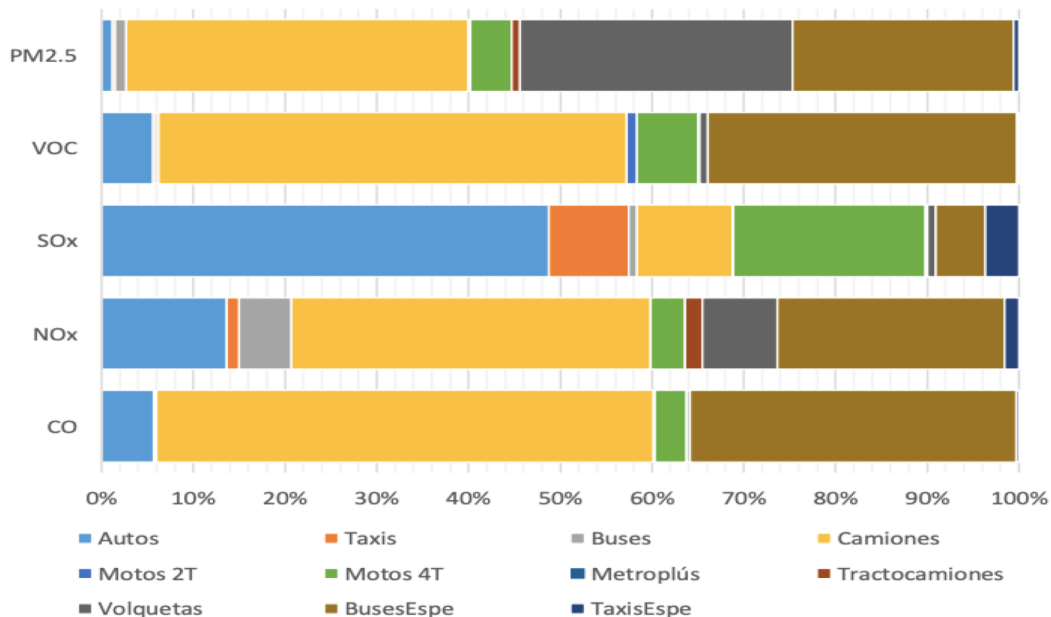


Figura 6: Emisiones contaminantes de fuentes móviles en el Valle de Aburrá

Adicionalmente, a través del AMVA se consolidaron bases de datos basadas en: (1) información de las autoridades municipales de tránsito del Valle de Aburrá para el año de 2015 y actualizados por el Registro Único Nacional de Tránsito – RUNT, de 2018, y (2) con bases de datos de Centros de Diagnóstico Automotriz – CDA, a octubre de 2018. Estos datos se utilizaron para delimitar los vehículos representativos de la región del AMVA.

La selección de vehículos se hizo a través de un análisis descriptivo que caracteriza el parque automotor en función del tipo de combustible, año de modelo y cilindraje de los vehículos. Inicialmente, se comparan las distribuciones por año y tipo de combustible. Este análisis mostró que en los vehículos pesados se usa predominantemente combustible diesel. Por lo tanto, la siguiente etapa consistió en analizar los vehículos a diesel por quinquenios, y se determinaron las cantidades de vehículos por cilindrada y por año de modelo. En este último paso, se compararon los resultados con los datos de los CDA. Finalmente, la selección se realizó considerando la mayor concentración de vehículos registrados por cilindrada y por quinquenio (año de modelo) [47].

Se determinan los vehículos representativos de la región para las categorías de Buses y Busetas (B), Camiones (C) y Volquetas (V). Las especificaciones de estos vehículos se presentan en la tabla 1, la cual incluye información sobre el peso de los vehículos durante las pruebas. El personal técnico y los equipos de medición suman aproximadamente 1,000 kg. En algunos vehículos se simuló carga situando bidones de agua o material de construcción, de modo que se tiene información

con diferentes condiciones de carga. En las volquetas no fue posible usar carga adicional a la de equipos y personal técnico, dado que éstos ocupaban todo el espacio disponible para la carga útil. Los autobuses no cuentan con el dato de peso vehicular, ya que esta categoría no tiene permitido ingresar en la báscula para vehículos pesados. En estos vehículos se usaron datos de peso bruto vehicular, y se añadió carga mediante bidones con agua. En los autobuses el peso añadido dependió de la limitación de espacio en el habitáculo del vehículo para ubicar los bidones con agua. Además, la cantidad de 600 kg representa aproximadamente 8-10 pasajeros, lo cual corresponde al 50 % de la capacidad en muchos de los vehículos. En el caso de los camiones pequeños, este peso estaba limitado por el espacio disponible en la zona de carga. En la tabla, se presentan los pesos de los vehículos (con carga/sin carga).

Tabla 1: Vehículos pesados representativos del Área Metropolitana del Valle de Aburrá

Categoría	Referencia	Cilindraje [cc]	Modelo	Capacidad	Peso [Ton]
HDV - B	B1	4,570	2003	28 pasajeros	9.6/9.0
HDV - B	B2	7560	2009	37 pasajeros	9.6/9.0
HDV - B	B3	5193	2016	19 pasajeros	5.6/5.0
HDV - B	B4	5193	2016	42 pasajeros	9.6/9.0
HDV - C	CG-1	6000	1993	10 Ton.	12.5/8.5
HDV - C	CG-2	6692	2017	10 Ton.	12.5/8.5
HDV - C	CP-1	2771	2006	2.65 Ton.	5.3/4.7
HDV - C	CP-2	2999	2016	2.45 Ton.	5.3/4.7
HDV - V	V1	6000	1995	10 Ton.	8.7/8.7
HDV - V	V2	7790	2018	10 Ton.	8.7/8.7

1.2.2. Otros aspectos

La calidad del combustible varía dependiendo de la región y del país. En esta investigación se usó diesel comercial, el cual contiene 10 % v. de biodiesel de aceite de palma, y tiene una composición química aproximada de $C_{14,96373}H_{29,2778}O_{0,154}$ [48], con 50 ppm de Azufre.

El Valle de Aburrá está situado en la cordillera de los Andes, y posee un relieve acentuado que comprende cambios de elevación considerables. La topografía se estudia mediante la pendiente de la vía. En este trabajo, se define una metodología para estimar de manera confiable esta variable.

1.3. Planteamiento del problema y objetivos

Es clara la necesidad de monitorear la contaminación de la región, debido a efectos de las emisiones de las fuentes móviles sobre la salud y sobre el medio ambiente. Por estas razones es relevante contar con metodologías para crear modelos que permitan estimar estas emisiones y, de esta manera definir políticas públicas para controlar la contaminación. También se conoce la relevancia de los aspectos locales que influyen en estas metodologías y la sensibilidad que pueden tener en los modelos y análisis.

A partir de estas consideraciones se formula el siguiente problema de investigación:

Se requiere una metodología confiable para la estimación de emisiones contaminantes en vehículos pesados para las condiciones locales (calidad de combustibles, topografía, y patrones de conducción).

Para responder este problema, se deben resolver las siguientes preguntas de investigación:

1. ¿Cuál es la forma más conveniente de procesar los datos brutos de las mediciones para determinar las variables de entrada del modelo?
2. ¿Cuáles descriptores y qué criterios de agrupamiento permiten disminuir el error de predicción del modelo?
3. ¿Cuál es la contribución de las variables de entrada en el error del modelo?

1.3.1. Objetivo general

Desarrollar una metodología para la estimación de emisiones contaminantes para vehículos pesados, válido para regiones con pendientes pronunciadas.

1.3.2. Objetivos específicos

1. Obtener una base de datos confiable que sirva como punto de partida para la metodología de estimación de emisiones contaminantes, a través de técnicas analíticas adecuadas para procesar los datos experimentales.
2. Determinar una discretización de los datos que arroje errores de predicción bajos para las emisiones, mediante la evaluación de diferentes descriptores y criterios de agrupamiento.
3. Cuantificar el efecto de las variables de entrada en los errores de predicción, a través de un

análisis de incertidumbre.

1.4. Estructura del documento

Esta memoria se divide en cinco capítulos y cuenta con cinco anexos que muestran resultados detallados, metodologías e información complementaria.

El segundo capítulo presenta la metodología de procesamiento de datos. Éste expone el tratamiento que se debe aplicar a los datos medidos experimentalmente para definir una base de datos confiable, y se compone de tres partes: (1) metodología general de procesamiento de datos, (2) técnicas de procesamiento de datos de la metodología de AME, dentro de las cuales destacan la sincronización de señales y la depuración de mediciones GPS; y (3) memoria de cálculos para obtener nuevas variables a partir de mediciones experimentales.

El tercer capítulo presenta el análisis de incertidumbres que permite incorporar en la metodología diferentes errores, tales como el error inducido por los diferentes equipos de medición, por aproximaciones en cálculos, por la conducción real (al comparar un patrón de conducción), y por las técnicas de procesamiento de datos en la metodología de AME. Esto permite: (1) determinar las incertidumbres de las mediciones experimentales, (2) implementar la técnica de propagación de incertidumbres para calcular las incertidumbres de las variables obtenidas a través de mediciones experimentales con las ecuaciones presentadas en la memoria de cálculo, y (3) determinar las incertidumbres de los factores de emisión.

El cuarto capítulo describe la metodología para crear modelos de AME, que permitan estimar emisiones contaminantes a partir de nuevos datos GPS. Este capítulo se compone de cuatro partes: (1) inicialmente se introducen conceptos asociados al aprendizaje automático (*Machine Learning* – ML), el cual es un sub-dominio de la Inteligencia Artificial; (2) se presenta la metodología para crear modelos de AME a partir de los datos generados en el capítulo 2, la cual consiste en hacer un agrupamiento inicial a través de modos de conducción, en crear nuevos descriptores dinámicos, en implementar técnicas de reducción de dimensión para garantizar variables no correlacionadas, en crear modelos basados en diferentes criterios, y en validar estos modelos; (3) se muestran los resultados en el mismo orden que se presentó la metodología; y (4) se realiza una discusión y análisis de los resultados considerando tiempos de entrenamiento, complejidad de los modelos y sensibilidad por aproximaciones e incertidumbres.

Finalmente, se presenta el capítulo de conclusiones, en el cual se verifica el cumplimiento de los objetivos específicos planteados, y se resaltan los principales aportes de este trabajo.

2 Procesamiento de datos

El objetivo de este capítulo es desarrollar la primera parte de la metodología, orientada a la obtención de variables dinámicas, datos instantáneos de emisiones contaminantes, y datos de posicionamiento global, provenientes de mediciones en vehículos. Para asegurar la calidad de los datos obtenidos, se aplican diversas técnicas de procesamiento en cada una de las tres etapas de la metodología de AME: creación, validación e implementación.

En primer lugar se presentan aspectos metodológicos relacionados con los sistemas de medición, la adquisición de los datos, la topografía de la zona, y las mediciones experimentales. También se explica cómo se utilizan los datos en las diferentes etapas de la metodología. Después, se describen las técnicas de procesamiento utilizadas que incluyen la sincronización de señales, la depuración de datos GPS, el filtrado de señales, y la depuración inicial de los datos dinámicos y de emisiones. Luego, se detalla el cálculo para los descriptores dinámicos, a partir de formulaciones matemáticas propuestas en la literatura científica. Finalmente, se cuantifica el impacto de las técnicas de procesamiento y de las aproximaciones matemáticas mediante un análisis de sensibilidad, especialmente para la – VSP y la pendiente – G.

2.1. Introducción

En este tipo de investigaciones se miden variables dinámicas del vehículo como la velocidad – V , el posicionamiento global (latitud – ϕ , longitud – λ y altitud – h), así como variables de operación, tales como el flujo de gases – \dot{V}_g y las concentraciones de emisiones contaminantes. Estas variables se miden mediante varios dispositivos, los cuales usan diferentes principios de medición y frecuencia de toma de datos.

La frecuencia de muestreo (cantidad de datos obtenidos por segundo) es una característica importante de los sistemas de medición. Este parámetro influye en el cálculo de variables para representar eventos dinámicos de manera confiable. Los principios de medición utilizados para

obtener emisiones contaminantes experimentalmente son: (1) para el CO y el CO₂, la técnica absorción infrarroja no dispersiva (NDIR); (2) para los HC, la técnica de detección de ionización de llama (FID); (3) para los NO_x, la técnica ultravioleta no dispersivo (NDUV); (4) para material particulado, el impacto electrostático a baja presión (ELPI – *Electrical Low Pressure Impactor*).

2.1.1. Datos experimentales

Los datos experimentales en esta investigación se dividen en dos grupos. El primer grupo, llamado **MV**, contiene datos de mediciones de posicionamiento global para rutas de vehículos pesados, usados para determinar los patrones de conducción de las diferentes categorías vehiculares, así como para poner a punto la metodología de procesamiento de este tipo de datos.

El segundo grupo, llamado **MD**, contiene datos de mediciones de velocidad de los vehículos, de la marcha de la transmisión, de posicionamiento global, y de emisiones contaminantes para diez vehículos representativos de la región. En total, se tienen 6,862,889 datos medidos en el grupo **MV** y 18,308,818 datos medidos para 22 variables en el grupo **MD**, correspondientes a 23.11 horas de medición.

Datos de movilidad – MV

El conjunto de datos **MV** contiene información de posicionamiento global en varias zonas de la ciudad y en horarios diferentes. Con estos datos se establecieron patrones de conducción para la recolección de datos en la campaña de medición de 2018. Usando estos patrones (ciclos) de conducción, se obtuvo el conjunto de datos **MD** para diez vehículos representativos. Es importante señalar que la obtención de estos datos se realiza a una frecuencia de 1 Hz.

Para los buses, camiones y volquetas, se registraron aproximadamente 54, 240, y 195 horas, respectivamente. Esto corresponde a 196,095, 864,463 y 704,188 registros temporales y a 67, 39 y 59 pruebas independientes para cada categoría vehicular. Estos datos se obtienen mediante un GPS en el vehículo o un dispositivo móvil con una aplicación de rastreo GPS.

Datos de pruebas en ruta – MD

El conjunto de datos **MD** contiene cuatro grupos de mediciones: (1) datos de velocidad, medidos con una quinta rueda implementada mediante un sensor láser, y datos de marcha de la transmisión, registrados manualmente durante el recorrido; (2) datos de posicionamiento global medidos con el

GPS del equipo HORIBA OBS ONE; (3) datos de concentraciones instantáneas de contaminantes gaseosos y condiciones del flujo en el tubo de escape, medidos con módulos independientes del HORIBA OBS ONE; y (4) datos de concentración de masa y número de partículas medidos con el equipo DEKATI ELPI. Los tres primeros grupos se midieron con una frecuencia de 10 Hz, y el último con una frecuencia de 1 Hz.

Cada uno de los diez vehículos de prueba (ver tabla 1) se instrumentó según el montaje experimental de la figura 7, y se realizaron entre tres y cuatro mediciones válidas, usando los patrones de conducción correspondientes, en la zona de medición, tanto en ascenso como en descenso.



Figura 7: Montaje experimental para recolectar datos de movilidad y emisiones

En algunos vehículos se realizaron pruebas simulando carga, y en otros se midió únicamente con el peso de los equipos de medición y personal técnico. También se realizaron mediciones sin seguir el patrón de conducción, llamadas pruebas de “conducción libre”. En total se tienen 55 pruebas. Estas pruebas se llevaron a cabo en diferentes días y franjas horarias. Cada prueba consta de un archivo generado por el equipo de medición de gases, flujo y GPS; dos archivos generados por el sensor de velocidad (uno para ascenso y otro para descenso); y un archivo generado por el sensor de partículas.

2.1.2. Patrones de conducción

En el proyecto FEVA 2 se sintetizaron patrones de conducción para cada categoría vehicular a partir del conjunto de datos **MV**. La construcción de estos patrones se realizó mediante una aproximación estocástica basada en microviajes [49, 50], empleando un análisis de componentes principales y un análisis de agrupamiento [46].

El patrón de conducción para buses se determinó con 67 recorridos obtenidos mediante GPS en dispositivos móviles y el aplicativo CICAMET, desarrollado por el grupo de investigación GIMEL. El patrón para camiones se determinó con 39 recorridos suministrados por la empresa de transporte

de mercancías TCC, y el patrón para volquetas se determinó con 59 recorridos obtenidos por el grupo de investigación GIMEL, con equipos facilitados por la Facultad de Minas de la Universidad Nacional. Esto introdujo diversidad en los datos de entrada, en cuanto al tipo de conductor, vehículo y movilidad en diferentes franjas horarias. Para más información, el Anexo A.1 presenta más detalles sobre estos patrones.

2.1.3. Zona de medición

Se recopilaron datos en ambos sentidos de la autopista Medellín-Bogotá, debido a que el segmento de vía usado tiene un ascenso de $121,91 \pm 6,01$ m en $3,01 \pm 0,16$ km² al rodear la montaña, como se muestra en la figura 8. La banda en verde claro del perfil de elevación representa un intervalo de confianza obtenido con los cambios de elevación de todas las pruebas medidas en ruta.

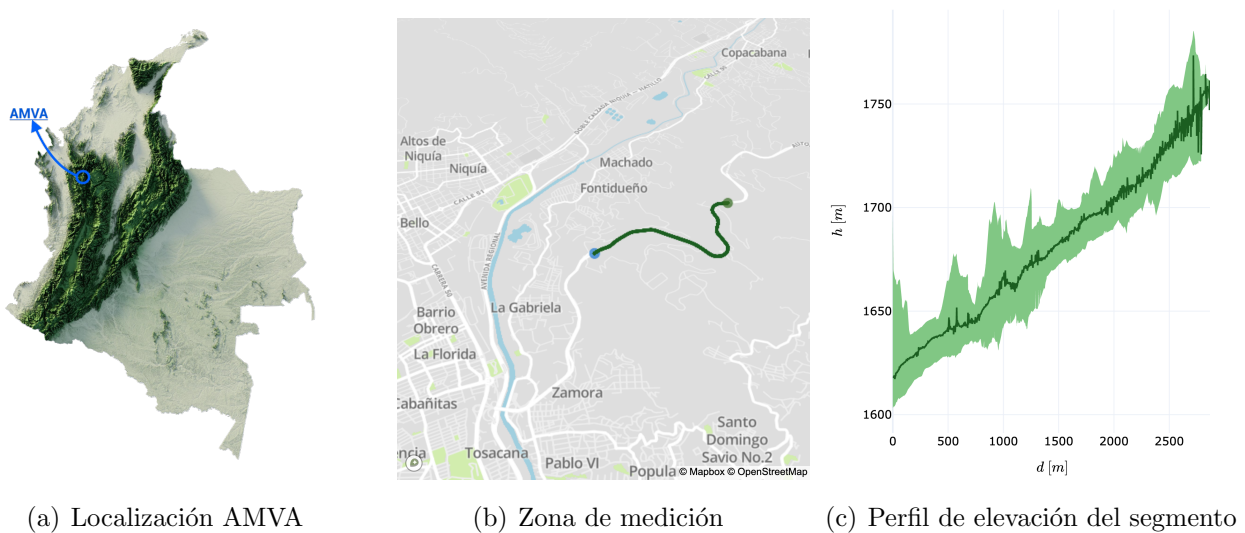


Figura 8: Características de la ruta de mediciones

La topografía de la zona de medición afecta principalmente a la VSP. Al no considerarse la inclinación de la vía, se asume que no hay aportes o gastos de energía potencial gravitacional. Esta aproximación no es válida en regiones con topografías variables que presentan corredores viales con pendientes pronunciadas. En la región del Valle de Aburrá, por ejemplo, se pueden encontrar pendientes por encima del 20%. Este impacto se evidencia en los factores de emisión obtenidos a partir de las mediciones en ascenso comparados con los obtenidos en descenso (ver anexo A.3.2).

²El valor presentado es un intervalo de confianza del 95% de la distancia recorrida y el cambio de elevación.

2.2. Metodología

Esta sección presenta las consideraciones utilizadas en el procesamiento de datos para los conjuntos **MD** y **MV**, así como las secuencias de procesamiento en cada etapa de la metodología de análisis modal. Como resultado se obtienen varias bases de datos útiles para la creación de los modelos.

Para el conjunto **MD** se administraron los datos creando diferentes sub-bases de datos, cada una compuesta por diez archivos, uno por vehículo. Para el conjunto **MV** se adoptó una metodología similar, pero en vez de tener un vehículo, se tiene un recorrido de una ruta arbitraria en la ciudad. Las metodologías se codificaron en Python, y el control de versiones del repositorio de código se realizó a través de GitHub, disponible como un paquete de Python.

2.2.1. Formulación matemática

A continuación se definen algunas representaciones matemáticas aplicables a las fuentes de información disponibles para esta investigación. Estas definiciones permiten la implementación de las metodologías y códigos presentados en este capítulo y en los anexos.

2.2.1.1 Datos de movilidad

Se define el conjunto de variables **MV** (sin negrita en el texto) como una parte del conjunto **MV** correspondiente a una prueba. Para la prueba k -ésima se define como:

$$\mathbf{MV}_k = \{(\mathbf{x}_i)\}_{i=1}^n \text{ : } \mathbf{x}_i = [\phi_i, \lambda_i, t_j, h_i, V_{GPS,i}] \quad (1)$$

Donde ϕ es latitud, λ es longitud, t es tiempo, h es elevación y V_{GPS} es la velocidad obtenida mediante el sensor de GPS. La mayoría de sensores GPS proporcionan todas las variables mencionadas anteriormente. Sin embargo, algunas aplicaciones y dispositivos sólo registran $[\phi_i, \lambda_i, h_i]$, como es el caso de los buses. Los datos GPS son sensibles a desconexiones que se reflejan en discontinuidades temporales. Por tanto, es necesario dividir el conjunto de datos en segmentos continuos con un número mínimo de datos. El tiempo de desconexión se determina a través del tiempo t . En los casos donde **MV** sea $\mathbf{x}_i = [\phi_i, \lambda_i, h_i]$, el tiempo de desconexión se desconoce, y por lo tanto se asume como de 1 s, lo cual distorsiona la medición, como lo demuestran los resultados de la sección 2.3. Las desconexiones del GPS conllevan a la pérdida de información, y por tanto, los factores de emisión deben reportarse considerando el porcentaje de datos útiles de cada conjunto **MV**.

$$MV_k = \{(\mathbf{x}_i)\}_{i=1}^n \because \mathbf{x}_i = \{\mathbf{x}_{t_0:t_1}, \mathbf{x}_{t_1:t_2}, \dots, \mathbf{x}_{t_n:t_{n+1}}\}$$

Finalmente, se puede definir el conjunto \mathbf{MV} como la unión de todos los conjuntos MV :

$$\mathbf{MV} = \{MV_1, MV_2, \dots, MV_{k_v}\}$$

2.2.1.2 Datos de pruebas en ruta

Se define el conjunto de variables MD (sin negrita en el texto) como los datos obtenidos experimentalmente en la zona de medición, reproduciendo el patrón de conducción bajo el montaje experimental de la figura 7 para una prueba de un vehículo en particular. Este conjunto de datos se define como:

$$MD_k = \{d^s\} = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}_{i=1}^n \quad (2)$$

donde el superíndice s representa un parámetro asociado a las condiciones de pendiente durante el diseño experimental de las pruebas en ruta. Este parámetro puede tomar valores de 1 para pruebas con patrón en ascenso, -1 para pruebas con patrón en descenso y 0 para pruebas obtenidas sin seguir el patrón de conducción (conducción libre). Además, $n \cong 8000$ registros para emisiones gaseosas y variables dinámicas y para partículas $n \cong 800$. Debido a que se tienen variables con diferentes frecuencias de muestreo, se optó por estandarizar los datos a una frecuencia de 10 Hz. Esto implica que aquellos datos con frecuencia de 1 Hz se interpolan para obtener datos entre cada segundo. En la ecuación anterior se utiliza la notación \mathbf{y} para representar el vector de variables respuesta (emisiones contaminantes) y \mathbf{x} para representar el vector de variables descriptoras o características de entrada (variables dinámicas). El subíndice i nos ubica en una posición específica del vector de datos, que está asociado a un instante de tiempo de la prueba. Adicionalmente, se define el conjunto \mathbf{MD} como la unión de todos los conjuntos MD , es decir:

$$\mathbf{MD} = \{MD_1, MD_2, \dots, MD_{k_d}\}$$

Donde $1, 2, \dots, k_d$ se refiere a las pruebas.

2.2.2. Etapas de procesamiento

Para garantizar la efectividad de la metodología para el análisis modal de emisiones, es crucial definir una secuencia de procesamiento adecuada. Para cada una de las tres etapas de la meto-

dología (creación, validación, e implementación) se usan técnicas de procesamiento y se calculan descriptores basados en mediciones (ver figura 9).

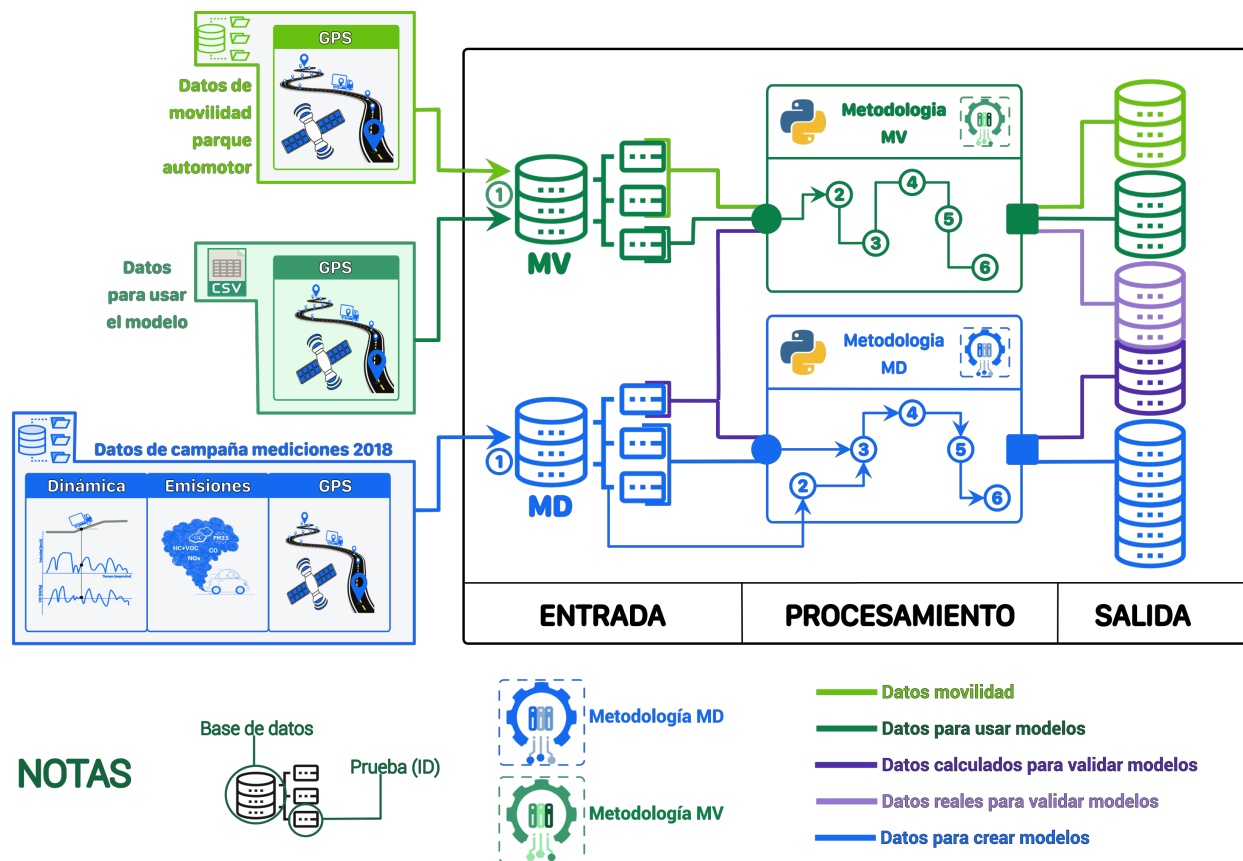


Figura 9: Metodología general de procesamiento de datos

El conjunto de datos MD se utiliza para crear los modelos. Para validar éstos, se emplean conjuntos de datos MD que sirvan como pruebas de validación.

2.2.2.1 Procesamiento de datos MD

La metodología propuesta para procesar datos del conjunto MD busca consolidar y estructurar este conjunto de datos para establecer una relación adecuada entre las emisiones contaminantes y las variables dinámicas. Esta se presenta en la figura 10 y se aplica a cada conjunto de datos MD $\in \mathbb{R}^p$ donde p representa 18 variables en este caso (se descartan algunos datos de GPS, así como la concentración H_2O).

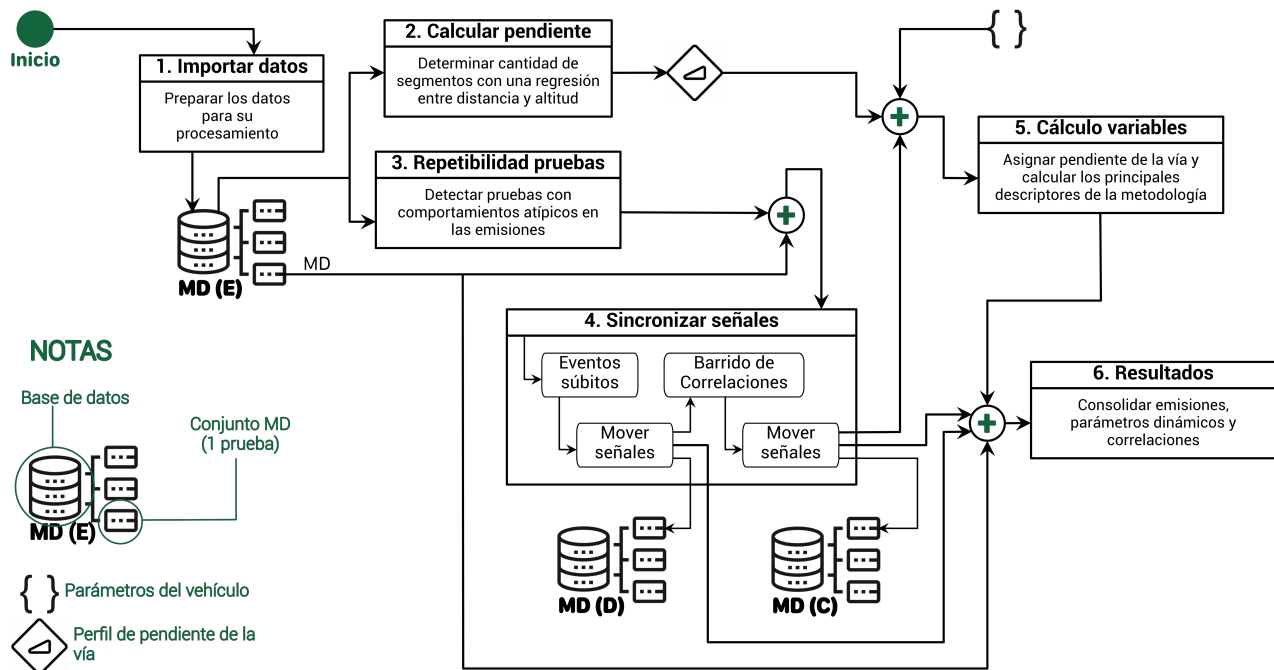


Figura 10: Metodología para procesar los datos del conjunto MD

En primer lugar se preparan los datos para su procesamiento. Para cada conjunto MD: (1) se calcula la distancia recorrida en función de la velocidad, sin aplicar ninguna técnica de procesamiento; (2) se estandarizan las marchas de la caja de cambios³; (3) se obtienen datos de altitud a través de los mapas de elevación digital de la misión SRTM⁴[51]; (4) se calculan los flujos máxicos; (5) se aplica un filtro para suavizar la señal de velocidad, con el fin de obtener valores aceptables de aceleración [38]; (6) se calcula la aceleración mediante diferenciación numérica, con un esquema de cuarto orden [52].

El segundo paso consiste en utilizar las pruebas para calcular la pendiente de la vía en la zona de medición. Es decir, obtener un perfil de pendiente de la vía, en función de la elevación (h) y de la distancia recorrida (d): $G = f(\mathbf{MD}) = f(h, d)$. El detalle del cálculo se presenta más adelante en este capítulo. La pendiente (G) es un insumo necesario antes de proceder al análisis individual del conjunto MD de cada prueba.

El tercer paso consiste en detectar datos atípicos, para identificar pruebas con comportamientos

³La estandarización consiste en representar con un número cada marcha de la caja de cambios. Por ejemplo, si un vehículo posee caja con cambios 1, 1A, 2, 2A la estandarización sería 1, 2, 3, 4.

⁴Shuttle Radar Topographic Mission es un proyecto internacional entre la NGA y la NASA para crear un mapa de elevación digital del planeta.

inusuales y garantizar la repetibilidad (calidad) de las mediciones que se utilizan en la etapa de creación del modelo. Para ello, se usaron los cuartiles y la desviación estándar de los datos. Este proceso permitió identificar y algunas pruebas con comportamientos atípicos.

El cuarto paso de la metodología consiste en sincronizar las variables dinámicas con: (1) las concentraciones de los contaminantes, (2) el flujo de gases de escape y, (3) la velocidad obtenida con el GPS. Para esto se usaron técnicas de sincronización basadas en eventos súbitos y correlaciones entre señales. El primero obtiene los desfases de cada contaminante con la velocidad buscando cambios significativos en la primera y segunda derivadas de cada señal x . El segundo paso parte del resultado del paso anterior, y modifica la sincronización buscando un punto de máxima correlación entre los variables a sincronizar y una serie de variables de referencia. El detalle del proceso se presenta en la sección 2.3.4.

El quinto paso consiste en asignar a cada conjunto MD la pendiente con base en los resultados del segundo paso, calcular la VSP y el ES, así como el flujo másico de las emisiones.

Finalmente, el sexto paso consiste en determinar los resultados de la metodología: distancia recorrida y factores de emisión.

Los conjuntos **MD** en esta figura tienen tres estados. El primero, identificado como E (Estructurado) representa los datos brutos organizados. El segundo estado, identificado como D (sincronización con derivadas), representa los datos del estado E, incluyendo la sincronización de señales usando eventos súbitos, los cuales se identifican mediante la primera y segunda derivadas. Finalmente, el tercer estado, identificado como C (Correlaciones), toma los datos del estado D, y modifica la sincronización inicial, maximizando el coeficiente de correlación entre las señales. Los pasos 5 y 6 de la metodología se pueden aplicar a los tres estados del conjunto de datos **MD**.

2.2.2.2 Procesamiento de datos MV

La metodología propuesta tiene como objetivo determinar variables dinámicas para estimar factores de emisión a partir de datos de movilidad vehicular, tales como los que contiene el conjunto **MV**. La figura 11 muestra las etapas usadas para procesar las mediciones obtenidas con GPS. Este proceso se aplica a conjuntos de datos $MV_k \in \mathbb{R}^p$, donde p , varía entre 3 y 5 variables dependiendo del dispositivo móvil utilizado para obtener los datos. Después del procesamiento se generan nuevos datos, correspondientes a velocidad, aceleración, VSP, y ES, entre otros. La versión final del conjunto de datos que contiene estas variables nuevas, se denomina **MV (S)**.

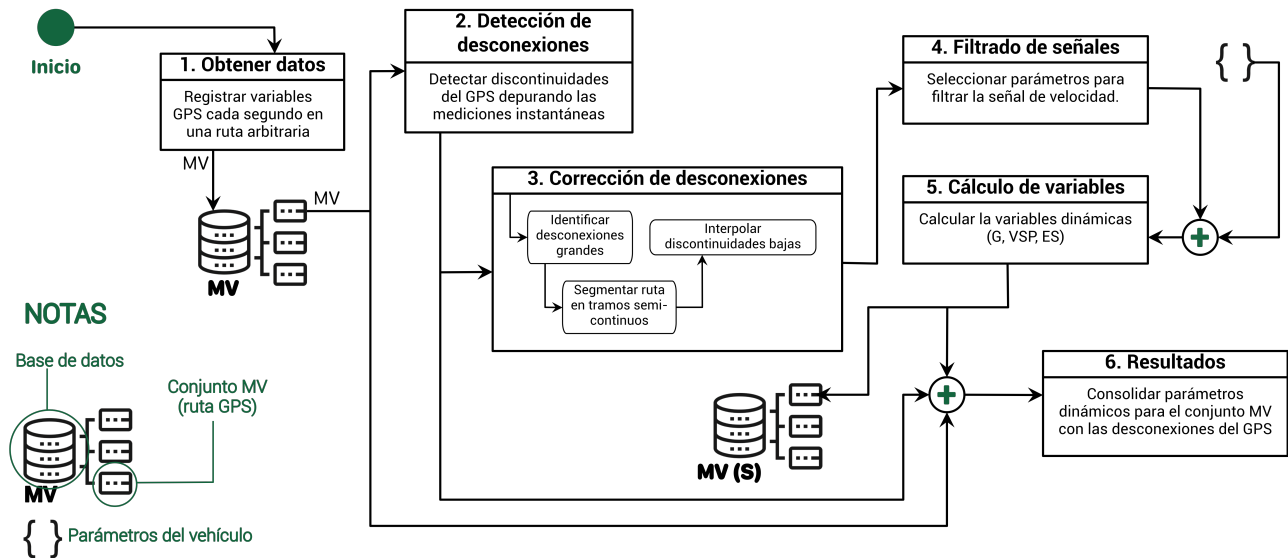


Figura 11: Metodología para procesar los datos de conjunto MV

El primer paso consiste en obtener datos de una prueba que contenga información estructurada como en los conjuntos MV_k . Estos datos pasan a la segunda etapa, y la cual se detectan discontinuidades mediante diferentes criterios: si sólo se tienen datos de latitud, longitud y altitud ($p = 3$), se usa la velocidad, y si $p > 3$ (se tiene al menos el tiempo), se usa el tiempo. Luego, en la tercera etapa se procesan los conjuntos de datos con $p > 3$, corrigiendo las discontinuidades menores a 5 s, mediante interpolación polinomial de tercer orden. En caso contrario, se separa la prueba en varios segmentos continuos.

En la cuarta etapa se filtra la señal de velocidad para los conjuntos de datos continuos, con el fin de obtener valores razonables de aceleración mediante diferenciación numérica. Los parámetros de filtrado se escogieron verificando los valores máximos de aceleración obtenidos. En la quinta etapa se calculan los descriptores usados en la metodología (G, VSP, y ES), usando parámetros propios de cada vehículo. Los resultados de esta etapa se almacenan en el conjunto de datos $MV(S)$. Finalmente, en la sexta etapa se determinan algunas características de las pruebas, tales como distancia recorrida, tiempo de desconexión del GPS, velocidad promedio, aceleraciones máxima y mínima, etc.

2.2.2.3 Procesamiento para validación

Para validar la metodología se utilizan aquellas mediciones del conjunto de datos **MD** que corresponden a pruebas libres o sin carga. Es decir, pruebas definidas para la validación desde el diseño experimental. Por un lado, se emplea la metodología de la figura 10 para determinar el comportamiento real de la dinámica y las emisiones de los vehículos. Por otro lado, se utiliza la metodología de la figura 11 para calcular los descriptores dinámicos y estimar las emisiones a partir de los datos de GPS. Esto permite evaluar y cuantificar las diferencias que existen entre el comportamiento real y las estimaciones para los descriptores dinámicos y para las emisiones contaminantes.

La metodología emplea una cantidad significativa de datos y pruebas para crear y validar los modelos. La tabla 2 presenta la cantidad de registros (datos de un instante) y pruebas (mostradas entre paréntesis) usados en este proceso, para los vehículos de prueba. Cada registro corresponde a 18 variables.

Tabla 2: Cantidad de registros (pruebas) para la creación y validación de modelos

Tipo Prueba	B1	B2	B3	B4	CG-1	CG-2	CP-1	CP-2	V1	V2
Validación	16,511 (2)	16,478 (2)	16,528 (2)	20,800 (3)	20,346 (3)	19,450 (3)	19,960 (3)	4,814 (1)	6,897 (1)	4,513 (1)
Creación	65,999 (8)	32,904 (4)	66,029 (8)	66,107 (8)	44,291 (6)	44,367 (6)	89,545 (12)	44,782 (6)	59,197 (6)	157,766 (16)

Es importante tener en cuenta que algunas pruebas de validación tienen condiciones dinámicas diferentes a las usadas en la creación de los modelos, como lo evidencia la tabla 3, donde se presentan algunas características de las pruebas para tres vehículos.

Tabla 3: Ejemplo de características de pruebas para las etapas de creación y validación

Vehículo	Prueba	Dirección	t [s]	d [km]	V [km/h]	a_{min} [m/s ²]	a_{max} [m/s ²]	% _{idle}	% _{acel}	% _{decel}	% _{cruise}	% _{G<0}	% _{G=0}	% _{G>0}
V1	068-1175	0	689.7	6.04	31.54	-1.74	1.58	1.33	28.45	19.54	0.50	0.41	0.09	0.50
	065-1172	-1	988.7	2.84	10.34	-1.83	2.11	12.27	29.18	26.35	0.11	0.81	0.19	0.00
		1	983.7	2.55	9.32	-2.06	2.00	11.80	29.92	23.91	0.11	0.00	0.17	0.83
CG-1	039-1144	0	567.2	6.08	38.60	-1.67	1.32	2.43	41.75	25.00	0.30	0.43	0.09	0.48
	036-1141	-1	738.8	2.79	13.61	-2.04	1.72	11.95	37.28	29.02	0.16	0.91	0.09	0.00
		1	737.2	2.60	12.68	-2.34	1.64	12.11	40.71	30.17	0.12	0.00	0.13	0.87
B4	054-1160	-1	828.2	2.83	12.32	-2.24	2.70	15.15	34.01	31.44	0.06	0.89	0.11	0.00
		1	825.8	2.52	11.00	-2.53	2.59	16.25	33.66	32.80	0.03	0.00	0.10	0.90
	058-1164	0	427.7	6.07	51.08	-2.57	1.54	1.94	41.43	31.35	0.25	0.45	0.10	0.45

2.3. Técnicas de procesamiento

Las técnicas de procesamiento permiten: (1) depurar los datos de velocidad y tiempo obtenidos a través de mediciones GPS para identificar discontinuidades; (2) reducir el ruido inducido por los sensores en los datos, lo cual afecta el cálculo de los descriptores dinámicos; (3) corregir desfases temporales inducidos por los sensores de medición y por la diversidad de equipos usados en campaña experimental; (4) determinar cuales pruebas tienen información confiable, para excluir aquellas con comportamientos extraños.

2.3.1. Depuración de desconexiones de GPS

Existen dos posibles formas de realizar este proceso, dependiendo de la cantidad de variables obtenidas con el GPS. La primera forma se basa en el tiempo, y la segunda en la velocidad calculada a partir de los datos de GPS (según la ecuación 3). En ambos casos hay pérdida de información por ausencia de datos, pero la depuración con la velocidad induce un error temporal en las mediciones como se observa en la parte superior de la figura 12. Los datos necesarios para el procesamiento son ϕ , λ y h . Sin embargo, es vital contar con el tiempo t en formato “AAAA-MM-DD HH:MM:SS”, para obtener el instante exacto de registro de las mediciones.

$$\Delta X_i = 2R \arcsin \sqrt{\sin^2 \left(\frac{\Delta \phi}{2} \right) + \cos \phi_i \cos \phi_{i+1} \sin^2 \left(\frac{\Delta \lambda}{2} \right)} \quad [km] \quad (3)$$

Donde: $\Delta \phi = \phi_{i+1} - \phi_i$ y $\Delta \lambda = \lambda_{i+1} - \lambda_i$

Por lo tanto, la velocidad se calcula como:

$$V_H = \frac{\Delta X}{\Delta t} \quad (4)$$

Donde el cambio en el tiempo está asociado con la frecuencia de medida.

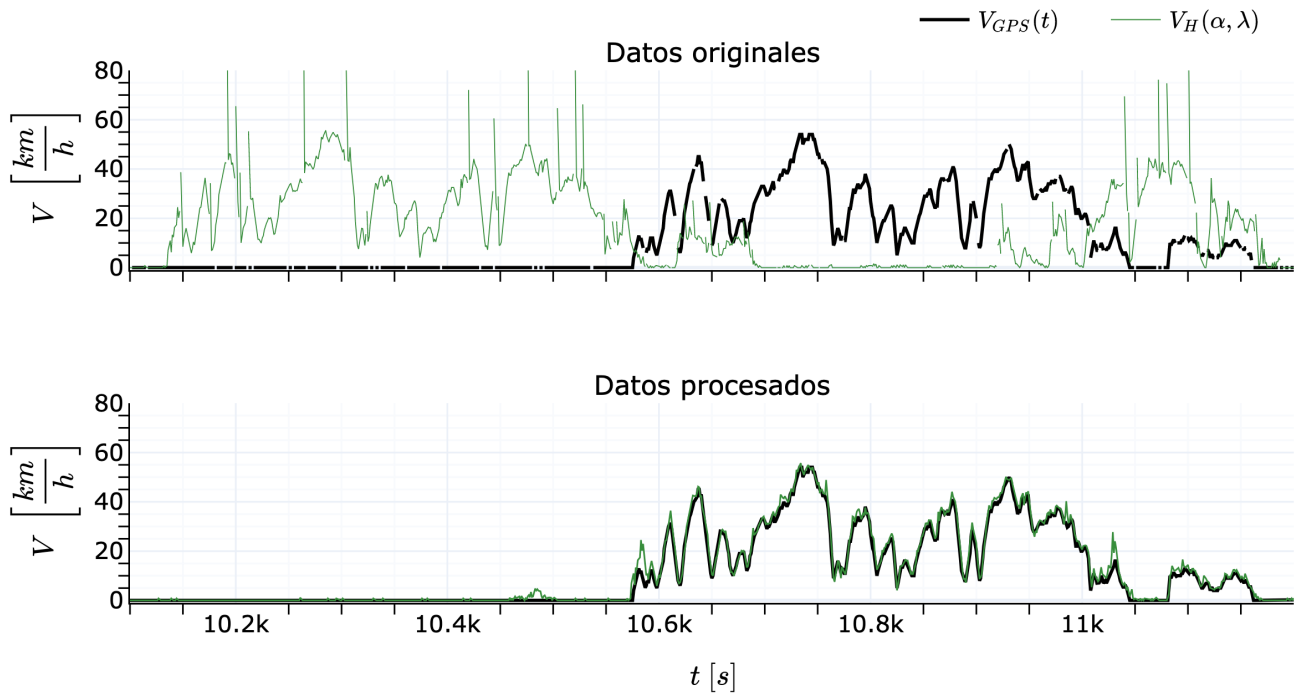


Figura 12: Corrección de desconexiones en los datos de GPS

2.3.1.1 Segmentación a partir del tiempo

Se debe tener una representación del tiempo en segundos, en el rango $t \in [0, 86400]$ [s]. Las discontinuidades están en aquellos puntos que cumplan la condición $t(i+1) - t(i) \neq f$ donde f es la frecuencia de muestreo. Dependiendo del sensor, es posible que las desconexiones sean frecuentes con intervalos cortos (desconexiones entre 1 y 5 segundos) o desconexiones grandes. Así mismo, se puede calcular el tiempo de desconexión del sensor, el cual representa la pérdida de información en una ruta. Para eliminar discontinuidades cortas (inferiores a 5 segundos) se utilizó la interpolación de datos. De esta manera, la pérdida de información disminuye para los camiones de 15.2% a 8.2%, y para las volquetas del 7.67% a 2.88%. En autobuses no se cuenta con datos de tiempo.

2.3.1.2 Segmentación a partir de la velocidad

Esta técnica determina la velocidad del vehículo a través de los datos de ϕ , λ , mediante la ecuación 4. Posteriormente se identifican los puntos de discontinuidad como aquellos que cumplan la condición $|V_H(i+1) - V_H(i)| \geq 50$ km/h. Es decir, que se considera atípico un cambio de velocidad de 50 km/h en 1 s. Luego, se implementa una corrección de los índices temporales para tener el punto exacto de discontinuidad. Esta técnica puede obviar discontinuidades cortas y no permite calcular el tiempo de desconexión entre puntos de discontinuidad en la prueba.

2.3.2. Filtrado de señales

El filtrado de una señal implica suavizar su comportamiento mediante el uso de una aproximación matemática para eliminar o atenuar ciertas frecuencias no deseadas y mejorar la calidad de la señal resultante. Esta aproximación puede ser un promedio móvil, una mediana móvil, métodos basados en ajuste de polinomios e incluso, métodos especializados basados en teoría de control como los filtros de Kalman, adecuados para sistemas dinámicos lineales [53, 54].

Para este trabajo se utilizó el filtro de Savitzky-Golay [38]. La técnica consiste en tomar una ventana de datos impar n_s , y ajustar un polinomio de orden p_s . Al dato $\frac{n_s+1}{2}$ se le asigna la estimación de dicho polinomio en esa posición. Se ha encontrado que es suficiente usar $p_s = 3$, aplicando el filtro dos veces consecutivas sobre la señal (filtrar el resultado del primer filtro) [48]. Para definir n_s se proponen criterios que garanticen un comportamiento suave en la señal, sin generar cambios considerables en la misma, y depende en gran medida del comportamiento de los datos y de la frecuencia de muestreo. La determinación de n_s se puede refinar, teniendo en cuenta el comportamiento de variables que dependen de las derivadas de la señal filtrada.

En la figura 13 se presenta el perfil de velocidad $V_H(t)$ obtenido con la ecuación 4 y el correspondiente perfil luego de aplicar el proceso de filtro. Es importante aplicar esta técnica en la velocidad para suavizar la señal y de esta manera tener aceleraciones en rangos confiables. De lo contrario, se pueden tener aceleraciones de hasta $\pm 100 \frac{m}{s^2}$.

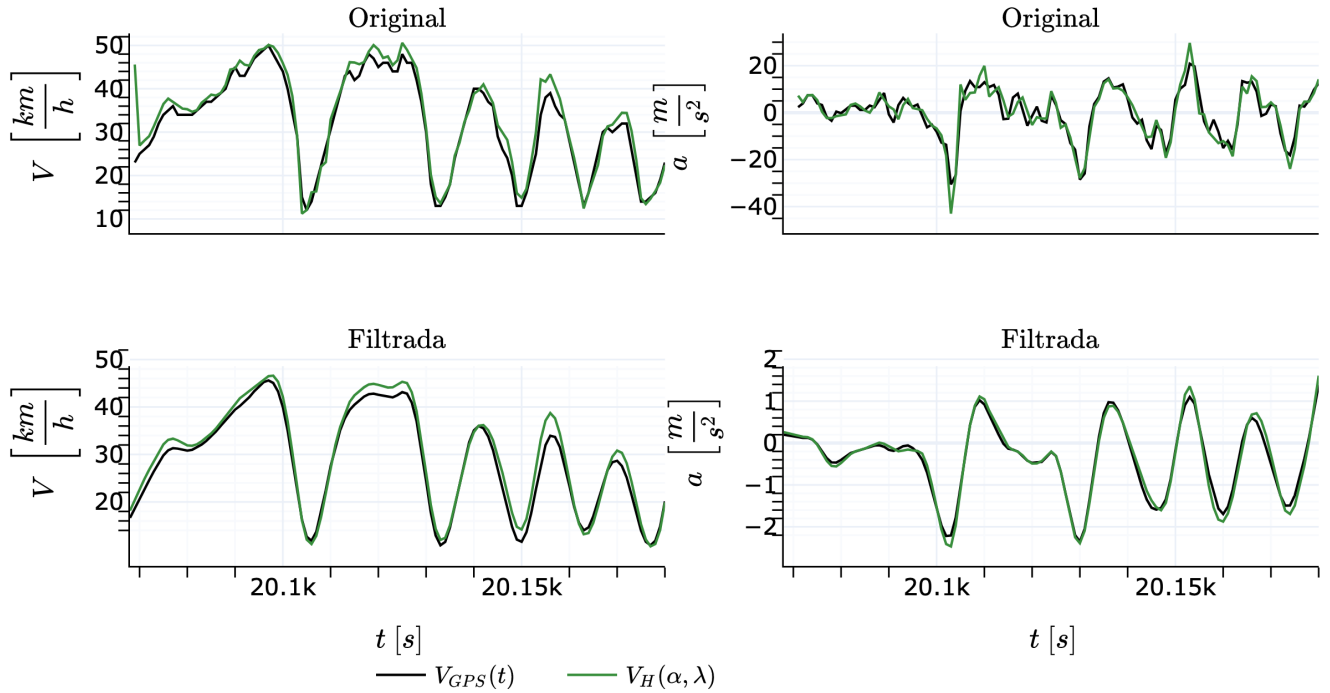


Figura 13: Ejemplo del efecto de filtrado de señales (conjunto MV_k)

Después de realizar un análisis exploratorio de filtrado de las señales, se encontró que para el conjunto **MD** se pueden usar valores fijos de $p_s = 3$ y $n_s = 15$ para la señal de velocidad. Para el conjunto **MV** se usa $p_s = 3$, y el parámetro n_s se determina para cada segmento continuo, con base en sus aceleraciones máximas y mínimas. La metodología usada se describe a continuación:

- Se buscan aquellos segmentos continuos que cumplan la condición $t_{n+1} - t_n > 60$ [s], es decir, sólo se procesan segmentos de datos con duración mayor a 1 minuto.
- Se tienen como parámetros iniciales de búsqueda:
 1. Se define $n_{drop} \in [0, 1, 2, 3, 4]$ como el número de datos a eliminar en cada extremo de un segmento. Esto se debe a que en los extremos se presentan valores atípicamente altos de aceleración, debido a las discontinuidades.
 2. Se define $n_s \in [5, 7, 9, 11]$ como la ventana necesaria para filtrar la señal.
- Para todas las posibles combinaciones de estas variables (n_{drop}, n_s) se aplica el siguiente proceso:

1. Para cada segmento $\mathbf{x}_{t_n:t_{n+1}}$ se aplica un filtro sobre la velocidad V_H con una ventana n_s .
 2. Se calcula la aceleración a , mediante diferenciación numérica de cuarto orden (segundo orden para los datos en los extremos del intervalo).
 3. Se eliminan los primeros y últimos datos n_{drop} de la aceleración a .
 4. Se determinan las aceleraciones máximas y mínimas para el segmento $\mathbf{x}_{t_n:t_{n+1}}$.
- Se busca la combinación de parámetros tal que se garanticen aceleraciones en rangos coherentes. Para la búsqueda de estos parámetros se evaluaron las siguientes condiciones:
 1. Primero se busca el mínimo n_{drop} que garantice $a_{min} > -2$ y $a_{max} < 2$.
 2. Para los datos resultantes se busca el valor mínimo de n_s .
 3. En caso de no tener valores n_{drop}, n_s en el rango dado, se toman los valores máximos, es decir, 4 y 11 respectivamente.

2.3.3. Depuración de mediciones experimentales

En algunos casos, los datos reportados por un equipo de medición presentan inconsistencias y no tienen significado con respecto al fenómeno físico que se está midiendo. Además, se han observado diferencias en las mediciones realizadas bajo los mismos parámetros experimentales. En particular, para esta investigación se encontraron problemas con los datos reportados por equipos PEMS, los cuales en ocasiones reportan valores negativos de caudal de gases \dot{V}_g (sólo para un registro) y de concentración NOx (48,875 datos, 5.87%). Estos valores negativos se presentan en intervalos de tiempo cortos. Zhang *et al.* [32] recomiendan omitir estos datos para los análisis posteriores. También se observan mediciones atípicas de NOx, PM y PN para camiones y volquetas, debido a fallos de los módulos de medición y por incidencias en el desarrollo de las pruebas. Además, algunas pruebas del vehículo V₂ no cuentan con mediciones de PM, debido a que se realizaron con dilución en frío por accidente. Estas mediciones atípicas se pueden identificar, ya que las mediciones se realizaron siguiendo un patrón de conducción.

Inicialmente, para cada conjunto MD_k se calculan las concentraciones promedio de cada emisión. Posteriormente, se calcula el promedio de las concentraciones media en todas las pruebas de un mismo vehículo, bajo las mismas condiciones de medición (sólo ascenso, o sólo descenso). Finalmente, se implementaron dos procesos de detección de datos atípicos. El primero basado en la media (μ) y la desviación estándar (σ), y el segundo basado en cuartiles (Q_1 y Q_3) y el rango entre

cuartiles(IQR). El criterio basado en la media, usa el valor de la distribución t de Student, con un grado de significancia (α) del 95 %. El uso de ambas metodologías permite definir una clasificación de las mediciones según su grado de precisión, según se muestra en la tabla 4.

Tabla 4: Criterios de depuración de mediciones

Repetible $ x - \mu \leq t_{1-\alpha/2} \cdot \sigma \wedge Q_1 \leq x \leq Q_3$	Atípico por μ, σ $ x - \mu > t_{1-\alpha/2} \cdot \sigma$
Atípico leve $Q_1 - 1,5 \cdot IQR < x < Q_1 \vee$ $Q_3 < x < Q_3 + 1,5 \cdot IQR$	Atípico extremo $Q_1 - 3 \cdot IQR < x < Q_1 - 1,5 \cdot IQR \vee$ $Q_3 + 1,5 \cdot IQR < x < Q_3 + 3 \cdot IQR$
Atípico $x \leq Q_1 - 3 \cdot IQR \vee x \geq Q_3 + 3IQR$	

Los criterios que se consideran no válidos son el atípico y atípico extremo. Las pruebas válidas son aquellas en las cuales, hay repetibilidad, es atípica por μ, σ , o atípica leve. El anexo A.3.1 presenta los resultados completos de las técnicas de detección de datos atípicos. En dicho anexo, aquellas pruebas marcadas con \times indican que presentan baja precisión y se descartan del análisis. Las pruebas con la marca \checkmark poseen precisión y continúan en los análisis posteriores. Finalmente, las pruebas que poseen la marca \bullet son atípicas por μ, σ . Sin embargo, al comparar estas pruebas con otras similares, se encontró que no hay diferencias grandes que impliquen considerarlas como atípicas, y por tanto, también continúan en el análisis.

2.3.4. Sincronización de señales

La metodología que se presenta en la figura 14 permite determinar de forma automática los desfases temporales entre la velocidad V y cada una de las variables a sincronizar, para cada prueba ($MD_k(E)$). La metodología se enfoca en alinear temporalmente el comportamiento de los eventos dinámicos de la velocidad con los eventos de las demás variables. Para ello, se evaluó un único desfase por cada señal, tomando la velocidad del vehículo V (medida con la quinta rueda) como referencia y como señales a sincronizar: (1) la velocidad medida con el GPS⁵ V_{GPS} ; (2) las concentraciones volumétricas de los contaminantes CO, CO₂, NO_x, HC; (3) la concentración másica y numérica⁶ de partículas para tamaños máximos de $10\mu m$ y $2.5\mu m$; (4) el flujo de gases en el escape del vehículo \dot{V}_g .

⁵Se asume que el desfase de la altitud es el mismo que el de la velocidad del GPS

⁶Entiéndase como la cantidad de partículas por unidad de volumen.

Este desfase se evaluó de dos formas: la primera a través de un análisis basado en la primera y segunda derivada de las señales, el cual determina aquellos instantes en que ocurre un incremento súbito en la señal, es decir, cambios significativos en corto tiempo. La segunda forma determina desfases a través de un análisis de correlaciones entre señales, partiendo de la sincronización obtenida con el análisis anterior.

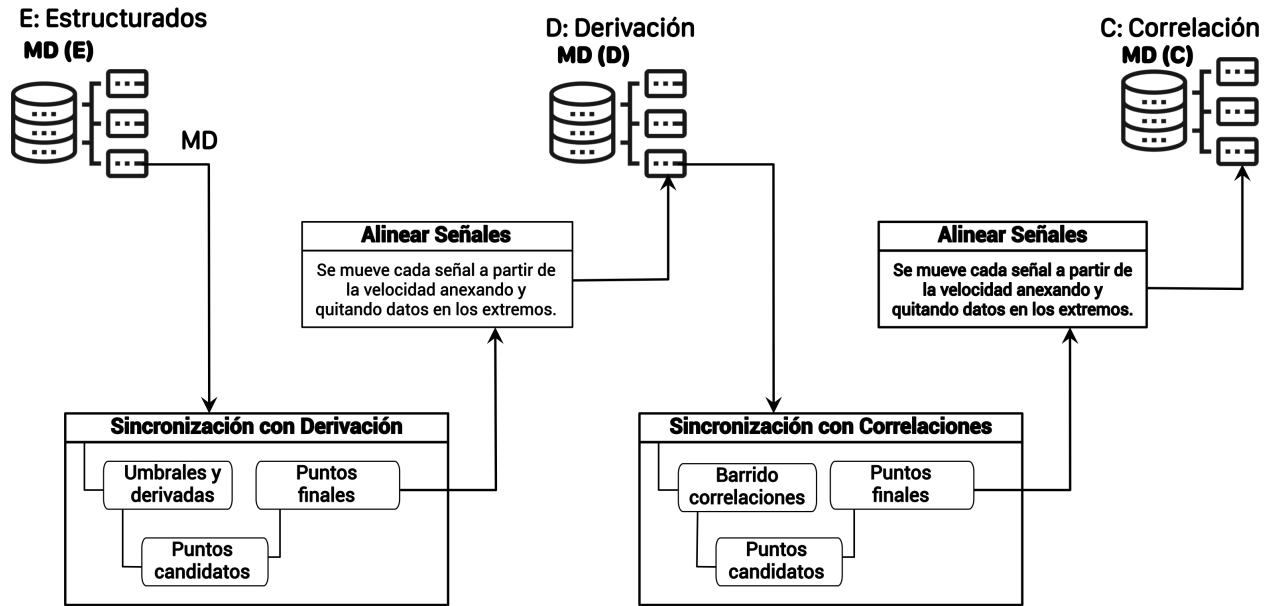


Figura 14: Metodología para sincronizar señales

Inicialmente se utilizan la primera y segunda derivadas de cada señal para determinar el primer evento súbito (incremento significativo en poco tiempo) en todas las señales. El desfase se calcula como $\delta t(x_{ref}, x_{sinc}) = t_{ref} - t_{sinc}$ donde t_{ref} es inicio del evento súbito obtenido para la velocidad $V(x_{ref})$, y t_{sinc} el inicio del evento súbito de cada una de las demás señales a sincronizar (x_{sinc}).

Al alinear las señales se generan nuevas pruebas $MD_k(D)$, donde las señales están sincronizadas, y por lo tanto, tienen mejor correlación que en los datos originales ($MD_k(E)$). Un desfase positivo indica que la señal a sincronizar está a la derecha de la señal de velocidad. Por otro lado, un desfase negativo implica que la señal está a la izquierda de aquella.

Para dar robustez al proceso se implementó un análisis de correlaciones, consistente en desplazar la señal de referencia 5 segundos (50 datos) a la izquierda e implementar un barrido de 10 segundos a la derecha, de modo que se obtenga la correlación entre las señales para cada iteración (100 correlaciones por cada señal). Posteriormente, se busca el punto de correlación máxima (usando

el coeficiente de correlación de Spearman) entre la señal de referencia y la señal a sincronizar. El resultado es un nuevo conjunto de datos, compuesto por pruebas sincronizadas $MD_k (C)$, en las cuales los eventos dinámicos están correlacionados lo mejor posible con las emisiones contaminantes.

A continuación se presenta el detalle de estas dos técnicas de sincronización automática.

2.3.4.1 Sincronización mediante eventos súbitos

Se seleccionan las variables \mathbf{x} de cada conjunto de datos $MD_k (E)$:

$$\mathbf{x} = (V, V_{GPS}, \dot{V}_g, c_{CO}, c_{CO_2}, c_{HC}, c_{NOx}, c_{n,PM10}, c_{m,PM10}, c_{n,PM2.5}, c_{m,PM2.5})$$

Esta parte de la metodología consiste en evaluar una serie de condiciones, en los intervalos $[t_i, t_i + n_d]$ para \dot{x} (primera derivada de cada señal) y $[t_i, t_i + n_{dd}]$ para \ddot{x} (segunda derivada de cada señal). n_d y n_{dd} son ventanas de datos (tiempo) para la primera y segunda derivadas, respectivamente. Algunas señales presentan ruido significativo, y por lo tanto hace falta filtrarlas antes de aplicar esta metodología. En estos casos, se define n_s , como la ventana de datos usada en el filtrado de la señal (ver sección 2.3.2). Los valores de estos parámetros se determinaron mediante una exploración de los datos. Los resultados se presentan en la tabla 5.

Tabla 5: Parámetros por variable para implementar sincronización con procesos de derivación

	V	V_{GPS}	c_{CO}	c_{CO_2}	c_{NOx}	c_{HC}	\dot{V}_g	$c_{n,PM10}$	$c_{m,PM10}$	$c_{n,PM2,5}$	$c_{m,PM2,5}$
n_s	-	9	-	-	9	-	9	-	-	-	-
n_d	6	16	16	16	16	16	16	16	16	16	16
n_{dd}	8	8	8	8	8	8	4	4	8	4	8

La metodología de sincronización mediante eventos súbitos consiste en cuatro pasos que se presentan a continuación.

Paso 1: Umbrales y derivadas

- Se aplica un filtro a la señal con los tamaños de ventana n_s mostrados en la tabla 5. Este paso se recomienda usar cuando la señal presente ruido, como sucede con las variables \dot{V}_g , V_{GPS} y NOx .
- Se calculan \dot{x} y \ddot{x} para todas las variables, mediante un esquema de diferenciación numérico centrado de cuarto orden. Posteriormente, estas derivadas se normalizan, de modo que su magnitud queda en el intervalo $[0,1]$.

- Se calculan dos umbrales de ruido: $\beta_d = f(\dot{x})$ y $\beta_{dd} = f(\ddot{x})$ mediante una técnica de *bootstrap*⁷ [55] sobre los primeros 50 segundos de medición (operación en ralenti). Estos umbrales son diferentes para cada variable y cambian entre pruebas MD_k.

Paso 2: Puntos candidatos

Esta etapa se definen 8 variables dicotómicas: $\mathbf{C} = \{C_1, \dots, C_8\}$ con base en las condiciones presentadas en la tabla 6.

Tabla 6: Cálculo de criterios para determinar eventos súbitos

<p>Criterio de ceros</p> $C_1(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \dot{x}_m \geq 0 \ \forall m \in [i, i + n_d] \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$	<p>Criterio de cambio de signo</p> $C_2(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \dot{x}_i \cdot \dot{x}_{i+1} < 0 \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$
<p>Criterio de ruido β_d</p> $C_3(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \dot{x}_m \geq \beta_d \ \forall m \in [i, i + n_d] \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$	<p>Criterio de ruido β_{dd}</p> $C_4(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \ddot{x}_m \geq \beta_{dd} \ \forall m \in [i, i + n_{dd}] \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$
<p>Criterio de máximos β_d</p> $C_5(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max_{m \in [i, i + n_d]}(\dot{x}_m) \geq 2\beta_d \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$	<p>Criterio de máximos β_{dd}</p> $C_7(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max_{m \in [i, i + n_{dd}]}(\ddot{x}_m) \geq 2\beta_{dd} \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$
$C_6(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max_{m \in [i, i + n_d]}(\dot{x}_m) \geq 5\beta_d \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$	$C_8(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max_{m \in [i, i + n_{dd}]}(\ddot{x}_m) \geq 5\beta_{dd} \\ 0 & \text{de lo contrario} \end{cases}$

Los criterios presentados en la tabla anterior, se calculan para cada señal $x = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n]$ de una prueba MD_k, en cada punto i (o t_i). Cada variable propone un punto de inicio (punto candidato), y con base en estos puntos se determina el instante donde ocurren los eventos súbitos para cada señal.

Como ilustración, la figura 15 presenta el criterio $C_2(i)$ correspondiente a la prueba B1-43 para las variables \dot{V}_g , V , PM2.5 y CO₂. En esta figura cada segmento de un mismo color representa el inicio y fin de un evento súbito para cada señal.

⁷El *bootstrap* es una técnica de remuestreo de datos utilizada para estimar estadísticas en una población, mediante el muestreo de un conjunto de datos con remplazo.

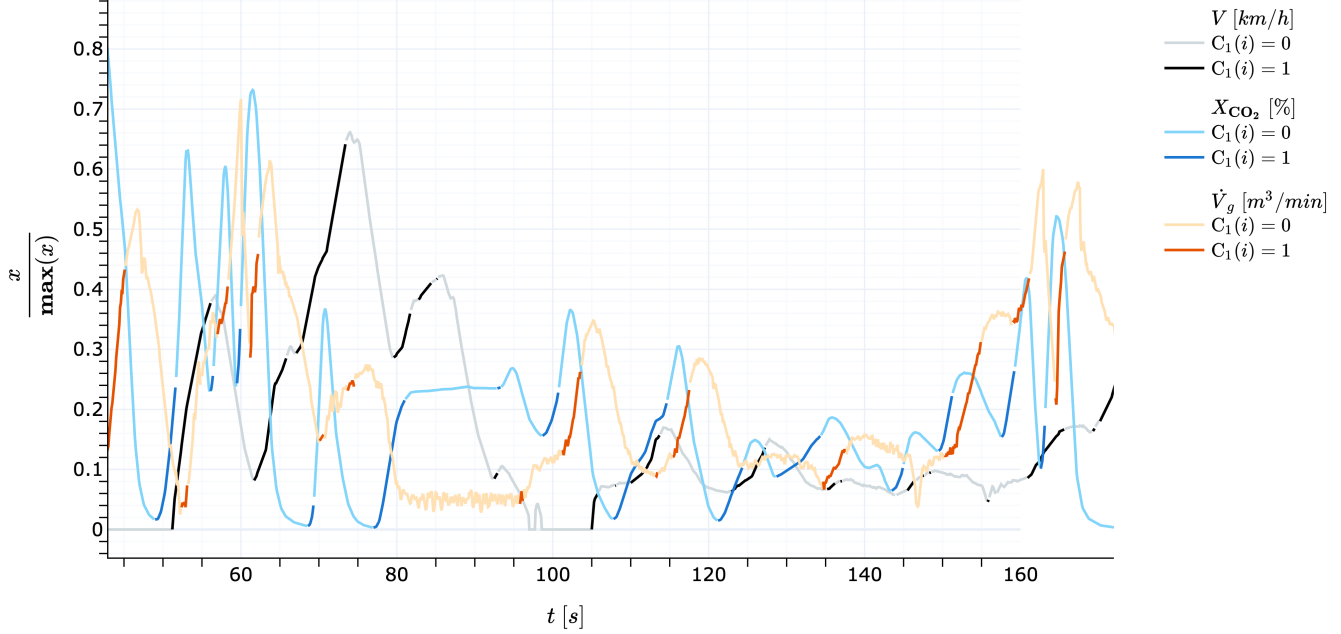


Figura 15: Ejemplo de eventos súbitos identificados mediante el criterio $C_2(i)$

Paso 3: Puntos finales

Cada criterio propone un punto de inicio. Sin embargo, la combinación de estos criterios mejora la búsqueda de puntos para los eventos súbitos de cada señal. Esto se debe a que algunos criterios permiten identificar mejor estos puntos para unas señales que para otras, debido a las diferencias entre los sensores (resolución y ruido), y al tipo de prueba (ascenso o descenso).

La tabla 7 presenta los criterios finales usados para buscar los puntos de inicio de los eventos súbitos para cada señal. En algunos casos se encontró que sólo un criterio era la mejor opción, y en otros casos fue mejor usar una combinación de éstos. La tabla se construye con base en los resultados obtenidos para todos los conjuntos MD_k que cumplen los criterios de repetibilidad de pruebas.

Tabla 7: Criterios de búsqueda de eventos súbitos

Variables	V	$V_{GPS}, c_{CO_2}, c_{NO_x}, \dot{V}_g$	c_{CO}	$c_{HC}, c_{n,PM10}, c_{m,PM10}, c_{n,PM2.5}, c_{m,PM2.5}$
Criterio	C_1	C_3	$C_1 + C_5$	$C_1 + C_3 + C_8$

La metodología determinó de forma correcta 100 de 101 eventos súbitos para V (99%), 96 de 101 para V_{GPS} (95%), 92 de 101 para CO (91%), 98 de 101 para CO_2 (97%), 42 de 54 para NOx (78%), 88 de 101 para HC (87%), 87 de 101 para \dot{V}_g (86%), 61 de 93 para PM_{10} (66%), y 82 de 93 para PN_{10} (88%). Se encontró que los eventos súbitos para partículas son independientes del su rango de tamaño, pero si varían entre masa y número. En todos los casos, se corrigió de forma manual la sincronización de eventos súbitos que la metodología no detectó de forma satisfactoria.

Paso 4: Alineación de señales

La alineación consiste en desplazar las señales a sincronizar, a partir de la señal de referencia, usando el desfase obtenido en el paso anterior. Esto genera un nuevo conjunto de datos **MD** (D). La alineación de las señales se hace quitando y anexando datos en los extremos de las señales. Esta pérdida de datos no implica alteraciones en los resultados, debido a que los datos iniciales y finales de cada prueba corresponden a condiciones de ralenti, de aproximadamente 50 segundos.

2.3.4.2 Sincronización mediante correlaciones

Se seleccionan las variables \mathbf{x} de cada conjunto de datos MD_k (D):

$$\mathbf{x} = (V, V_{GPS}, \dot{V}_g, c_{CO}, c_{CO_2}, c_{HC}, c_{NOx}, c_{n,PM_{10}}, c_{m,PM_{10}}, c_{n,PM_{2.5}}, c_{m,PM_{2.5}})$$

En esta etapa se refinan los desfases, buscando las posiciones donde ocurra la mejor correlación entre una señal de referencia x_{ref} y las señales a sincronizar x_{sinc} . Las señales de referencia usadas son V , a y VSP , y las señales a sincronizar son todas las otras variables de \mathbf{x} , excepto V .

Inicialmente se asigna la pendiente a cada prueba y se calcula la VSP , luego se implementan los siguientes pasos:

Paso 1: Barrido de correlaciones

- Sea y una señal a sincronizar y x una señal de referencia. Se mueve x hacia la izquierda $\frac{n}{2}$ datos con $n = 100$ (10 *seg*).
- Se inicia un proceso iterativo de n veces, y en cada iteración se mueve 1 dato el vector a sincronizar (y) hacia la izquierda, y se calculan los coeficientes de correlación de Pearson (r_p) y de Spearman (r_s) para cada posición, como se muestra a continuación. En el anexo [A.3.3](#) se da más detalle sobre el cálculo de r_s .

$$r_p = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (rg(x_i) - rg(y_i))^2}{n(n^2 - 1)}$$

La figura 16 muestra el barrido de correlaciones y los puntos de sincronización para una prueba de ejemplo. Estos puntos son la posición donde ocurre la máxima correlación de Spearman entre la señal de referencia x y la señal a sincronizar y . El desfase es la cantidad de puntos que se debe mover la señal y .

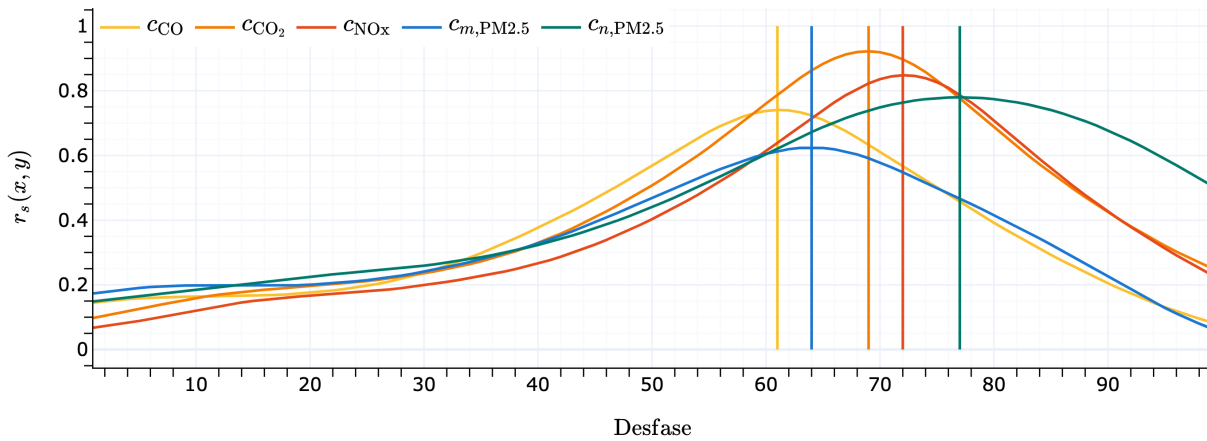


Figura 16: Ejemplo de resultados de sincronización mediante correlaciones

Paso 2: Puntos candidatos

Se obtienen las posiciones que arrojen el máximo valor de correlación entre la señal de referencia x (V , VSP , a) y las señales a sincronizar.

Paso 3: Puntos finales

Para la selección de los puntos de sincronización finales se usó como criterio la mejor correlación de Spearman entre la señal de referencia y cada señal a sincronizar. En casi todas las pruebas y señales se presentó que la correlación de Spearman fue mejor que la de Pearson.

La tabla 8 presenta la variable de referencia con la cual se determinó el desfase. La sincronización se realiza moviendo cada variable y la velocidad, usando el desfase que garantice la máxima correlación entre las señales.

Tabla 8: Variables óptimas para obtener puntos de sincronización con procesos de correlación

x_{sinc}	V	V_{GPS}	c_{CO}	c_{CO_2}	c_{NO_x}	c_{HC}	\dot{V}_g	$c_{n,PM10}$	$c_{m,PM10}$
x_{ref}	–	V	VSP	VSP	VSP	V	VSP	VSP	VSP

Paso 4: Alineación de señales

Igual que en la etapa de sincronización mediante eventos súbitos, en esta etapa se desplazan las señales a sincronizar hacia izquierda o derecha, según el desfase determinado, lo cual genera un nuevo conjunto de datos **MD** (C). Este conjunto de datos es el que se usa para continuar con la metodología para la estimación de emisiones.

La figura 17 presenta las mediciones en un vehículo para un conjunto de datos MD_k . Para esta prueba se evidencian desfases de hasta 5 segundos entre la velocidad y las demás señales.

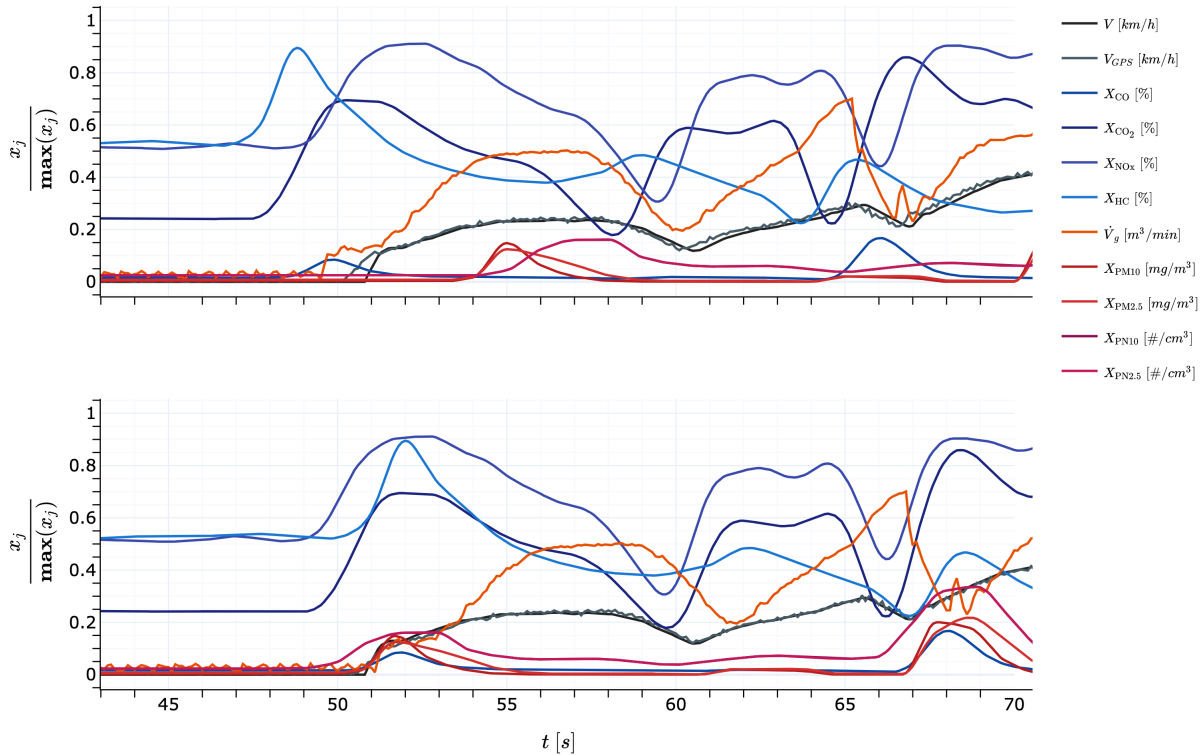


Figura 17: Ejemplo de los resultados del proceso de sincronización para un prueba

Luego de implementar la correlación, se observa una que la alineación de eventos entre las señales dinámicas y las concentraciones de emisiones mejora. Esto se debe a que el proceso de sincronización mejora la correlación entre la VSP y cada flujo másico \dot{m}_j . Estas correlaciones resultados se presentan en el anexo [A.3.3](#). En casi todas las pruebas se evidenció un aumento entre la correlación de la VSP y las concentraciones promedio de los gases (X_j) para los conjuntos **MD** (C) al comparar con los otros dos conjuntos.

2.4. Cálculo de variables

Para caracterizar el estado instantáneo de un vehículo se debe establecer un conjunto de variables que permitan describir de manera precisa las condiciones dinámicas, topográficas y de emisiones contaminantes.

2.4.1. Velocidad del vehículo

La velocidad instantánea del vehículo se calcula dividiendo la distancia recorrida entre dos posiciones contiguas, medidas mediante un sensor GPS, y usando el tiempo transcurrido entre ambas medidas. Para calcular la distancia a partir de datos GPS, se utiliza la ecuación [3](#). Esta ecuación determina la distancia entre dos coordenadas de una esfera.

La precisión y estabilidad de los sistemas de medición por GPS inducen ruido en la señal de velocidad. Debido a que la aceleración se calcula a partir de los datos de velocidad, se debe filtrar esta señal. El proceso de filtrado puede generar valores negativos en zonas de arranques o paradas del vehículo. Por lo tanto, se deben depurar las señales de velocidad filtrada y de aceleración, llevando a cero sus valores cuando la primera es negativa.

2.4.2. Aceleración del vehículo

La aceleración se calcula a través de mediciones de velocidad instantánea mediante un esquema de diferenciación numérica centrado de cuarto orden para todos los datos, excepto para los datos en los extremos, en los cuales se usó un esquema de segundo orden (ver ec. [5](#)) [[52](#)]. Se validó que las aceleraciones máximas y mínimas estuvieran en un rango razonable para las categorías vehiculares de estudio, que normalmente está entre $-2 \leq a \leq 2$ [m/s^2].

$$a(i) = \begin{cases} \frac{-V(i+2) + 8V(i+1) - 8V(i-1) + V(i-2)}{12h} & O(h^4) \quad \text{si } i \neq 1, 2, n, n-1 \\ \frac{-V(i+2) + 4V(i+1) - 3V(i)}{2h} & O(h^2) \quad \text{si } i = 1 \\ \frac{3V(i) - 4V(i-1) + V(i-2)}{2h} & O(h^2) \quad \text{si } i = n \\ \frac{V(i+1) - V(i-1)}{2h} & O(h^2) \quad \text{si } i = 2, n-1 \end{cases} \quad (5)$$

2.4.3. Pendiente de la vía

La pendiente de la vía (G) afecta directamente el cálculo de la VSP, a través del aporte de energía potencial del vehículo. Durante la conducción, este parámetro afecta el consumo de combustible y las emisiones contaminantes. Por estas razones, se debe poner cuidado especial en su determinación.

Existen diferentes aproximaciones experimentales para medir los datos de distancia recorrida y cambios de elevación, como se mencionó en la sección 1.1.3.5. La forma más fácil es usar datos de sensores GPS, a pesar de que en éstos la altitud tiene significativamente más error que los datos de latitud y longitud [18]. En este caso, lo más recomendable es realizar múltiples mediciones en el mismo tramo de la vía. Una aproximación común consiste en promediar los resultados de pendiente de varias pruebas, para obtener una mejor estimación [19]. Cuando se cuenta con una sola medición, como es el caso de pruebas de movilidad para estimación de factores de emisión (conjunto MV_k), se incurre inevitablemente en errores de la pendiente, los cuales varían, dependiendo de la calidad del sensor (cantidad de satélites a los cuales se puede conectar), así como de las posibles desconexiones causadas por obstáculos como puentes, túneles, etc.

Se ha encontrado que para determinar la pendiente de una ruta determinada, es conveniente dividir ésta en tramos de recorrido constantes, y analizar cada tramo de forma independiente, determinando su pendiente mediante una correlación lineal de los datos elevación-desplazamiento [19]. Sin embargo, cuando se considera un tamaño de tramo o segmento de vía de longitud constante, se pueden enmascarar cambios de pendiente severos que ocurran dentro de éste. Por este motivo, lo más adecuado es adaptar esta metodología, explorando diferentes longitudes de segmento de vía, de modo que en cada uno de éstos la pendiente sea lo más uniforme posible.

En una ruta determinada se pueden tener k segmentos de vía con longitud Δs . Por tanto, Δs_k

representa la distancia del segmento k . El cálculo de la pendiente se hace ajustando un modelo de regresión lineal $h = \hat{f}(s)$ para un segmento de vía k en un conjunto MD_k . Es decir, un modelo de la forma $h = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot s + \varepsilon$, donde h son los datos de elevación, s son datos de distancia calculada mediante integración de la velocidad, α_1 es la relación entre Δh y Δs (pendiente), ε es el ruido residual, y α_0 es el intercepto, el cual representa la elevación inicial del segmento k . El resultado es un número de segmentos de vía, los cuales pueden ser de longitud distinta, y cada uno tiene asociado un valor de pendiente, con su respectiva bondad de ajuste.

$$G = f(V, h) = \frac{\Delta h}{\Delta x} = \tan \left(\arcsin \frac{\Delta h}{\Delta s} \right) \quad (6)$$

Para los conjuntos MD_k se calcula un perfil de pendiente, de modo que se obtenga de forma óptima Δs_k , utilizando todas las pruebas en ascenso. Estos resultados se compararon con el perfil obtenido mediante una sola prueba, considerando $\Delta s_k = 140 \text{ m}$. Este valor se obtuvo mediante un análisis previo de los datos [47]. Por lo tanto, para los conjuntos MV_k se calculó el perfil de pendiente considerando $\Delta s_k = 140 \text{ m}$.

2.4.3.1 Estimación de la pendiente con múltiples mediciones (G)

La determinación de la pendiente cuando se cuenta con múltiples mediciones en una misma ruta, se basa en métricas estadísticas y métodos de detección de datos atípicos, para tener un perfil que garantice que para cada segmento k se tenga un valor de pendiente donde el valor del r^2 sea lo más alta posible. Los pasos de esta parte de la metodología se describen a continuación:

- Se define δs como las posibles longitudes que puede tomar un segmento k . δs varía en un rango entre 40 y 400 metros con un incremento de 40 metros.
- Se define la distancia acumulada total $x_c(k)$, como aquella que incluye hasta el segmento k , y la distancia acumulada parcial $x_i(k)$, como aquella que incluye hasta el segmento $k - 1$. La diferencia entre ambas es la longitud del segmento k .

$$x_c(k) = \sum_{m=1}^k \Delta s_m \qquad x_i(k) = \sum_{m=1}^{k-1} \Delta s_m$$

- Para buscar la longitud de segmento óptima Δs_k se hace lo siguiente:
 1. Se inicia un ciclo que recorre todos los posibles valores de δs , y para cada uno de éstos se realizan los procesos siguientes:

- Para un conjunto MD_k se obtiene la pendiente en el intervalo $[x_i(k), x_i(k) + \delta s]$, mediante un modelo de regresión, con su respectivo intervalo de confianza (del 95 %).
 - Para cada modelo de regresión se calculan 31 métricas estadísticas.
 - Se implementa un análisis de detección de datos atípicos, el cual aplica una transformación para estandarizar los datos con promedio y desviación estándar. Luego, se aplican dos métodos de detección de datos atípicos, el algoritmo de determinación de la mínima covarianza y el algoritmo de Bosque de Aislamiento, para descartar pruebas con problemas en la medición [56]. Esto genera diferentes sub-grupos de datos.
 - Para cada sub-grupo de datos, se calculan métricas estadísticas como el promedio, la desviación estándar, el rango intercuartílico, la mediana, así como un intervalo de confianza al 95 % (CI_{95}). Estas métricas se calculan para la bondad de ajuste, r^2 , y para la pendiente G .
2. Con las métricas del paso anterior, y para todos los segmentos δs , se selecciona la mejor longitud de segmento, a través de la minimización de la siguiente condición:

$$\Delta s_k = \mathbf{argmin} \left(\sqrt{\left(\frac{CI_{95}(r^2)}{r^2}\right)^2 + \left(\frac{CI_{95}(G)}{\bar{G}}\right)^2} \right)$$

El perfil de pendiente se conforma por segmentos con r^2 cercanos a 1, lo cual representa un buen ajuste entre los datos, y garantiza que el cálculo de la pendiente es preciso. Los resultados para la ruta de pruebas se presenta en la tabla 9.

Tabla 9: Resultados de la pendiente de la vía usando varias pruebas

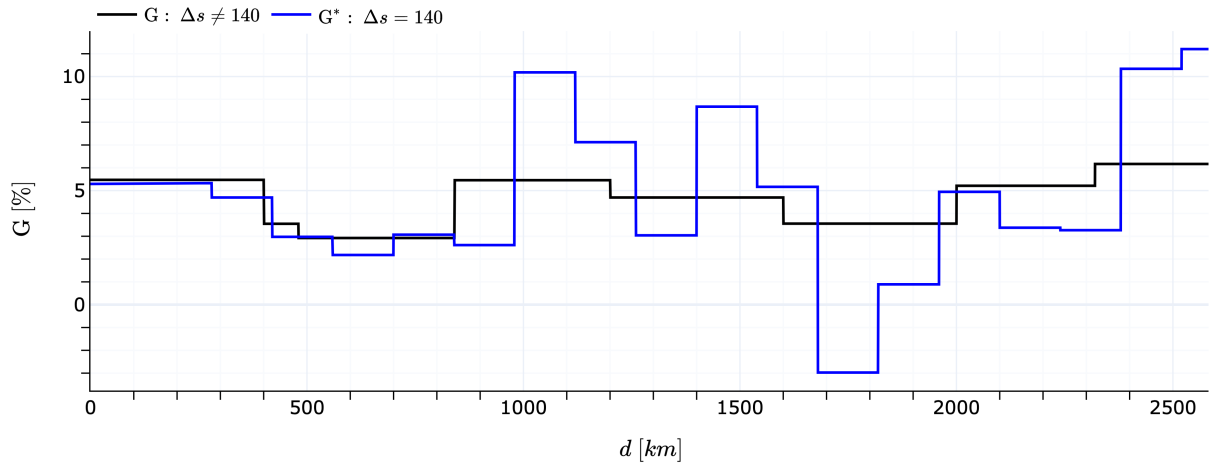
k	Δs_k [m]	\bar{G} [%]	$CI_{95}(G)$ [%]	\bar{r}^2	$CI_{95}(r^2)$
0	360	5.6	0.14	0.967	0.009
1	400	2.6	0.25	0.812	0.044
2	400	5.2	0.32	0.934	0.015
3	400	5.0	0.29	0.929	0.023
4	400	3.5	0.22	0.931	0.015
5	400	5.3	0.13	0.923	0.020
6	400	6.0	0.33	0.943	0.014

2.4.3.2 Estimación de la pendiente basado en una sola medición (G^*)

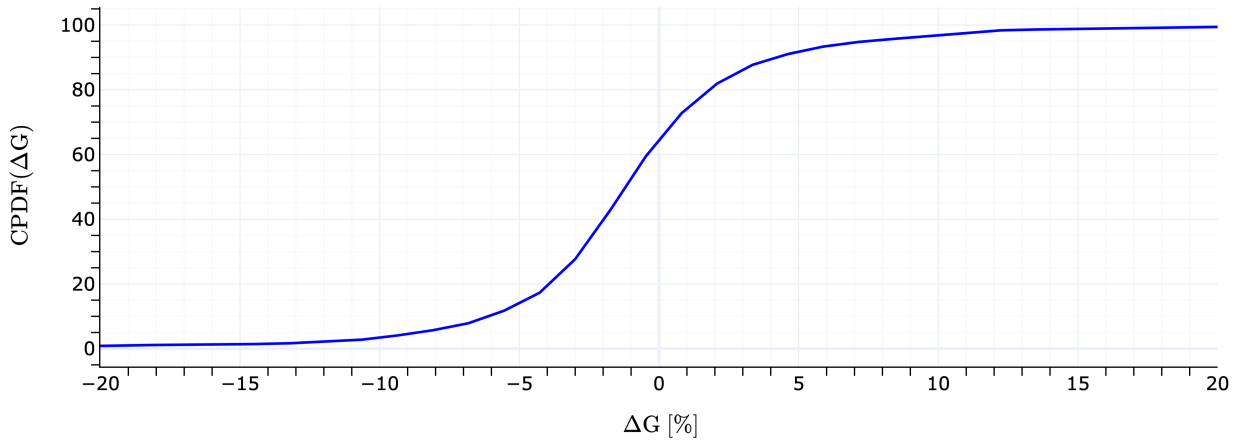
La determinación de la pendiente mediante una sola medición no garantiza que para cada segmento Δs_k se obtenga un valor preciso, debido al error intrínseco en los GPS para medir altura. También se limita la búsqueda óptima del tamaño, ya que por cada segmento se cuenta sólo con un grupo de datos. El proceso para determinar la pendiente en estos casos consiste en dividir el recorrido en una cantidad de segmentos de 140 m de longitud. Luego, para cada uno de estos segmentos (identificado como k), se hace lo siguiente:

1. Se calcula la distancia a partir de la velocidad filtrada.
2. Se filtra la elevación h dos veces usando parámetros $n_s = 19$ y $p_s = 3$. Esto es necesario, ya que la señal de altitud presenta cambios muy bruscos (poco realistas) de un instante de medida a otro.
3. Se calcula la pendiente a través de un modelo de regresión lineal, para obtener α_1 .
4. Se verifica que los valores de G no excedan el 25 %. Si esto ocurre, estos valores se llevan a la pendiente máxima posible en el AMVA (25 %).

Para el conjunto MV_k , se determinó la pendiente usando la metodología para datos de una sola prueba (sección 2.4.3.2), ya que en este caso no hay otra opción. Por otro lado, para los conjuntos MD_k , se cuenta con varias pruebas en la misma ruta, lo cual permite usar ambas aproximaciones, con el fin de comparar las diferencias en la pendiente resultante. La figura 18 presenta el resultado de las dos formas de determinar la pendiente.



(a) Ejemplo de pendientes para una prueba.



(b) Distribución de la función probabilidad acumulada para las diferencias de la pendiente.

Figura 18: Comparación entre las dos formas de determinación de la pendiente

En la parte a se presenta los dos perfiles de pendiente resultantes. En el caso del cálculo usando sólo una prueba (G^*), el perfil depende la prueba seleccionada. Cuando se determina la pendiente usando todas las pruebas disponibles (G), el resultado puede ser muy diferente, pero se considera

más preciso y representativo de la vía usada en las mediciones. Se observan diferencias considerables en la pendiente en algunos segmentos. En la parte b de esta figura se muestra la distribución de densidad de probabilidad acumulada (Cumulative Probability Density Function – CPDF) para la diferencia entre las dos pendientes de la parte a, como función de la diferencia absoluta entre las dos pendientes. Se observa que aproximadamente el 80 % de los datos tienen un error entre -5 % y 5 %. Esto significa que cuando se usa una sola prueba para determinar la pendiente, se pueden obtener error muy significativos, los cuales afectan directamente los valores de VSP, y por tanto el agrupamiento y la estimación de las emisiones contaminantes.

2.4.4. Inercias del vehículo

El coeficiente de inercia del vehículo (ε_k) se determinó a partir de la inercia equivalente del sistema de transmisión de cada categoría vehicular [57]. Este coeficiente expresa la inercia de los componentes rotativos como una fracción de la masa total del vehículo, y depende de la marcha (subíndice k) en la cual se encuentre la transmisión. En la práctica se suele usar un valor constante, representativo de la respectiva categoría vehicular [35].

El esquema simplificado de la transmisión de potencia desde el motor hasta las ruedas del vehículo se puede representar mediante dos ejes, como se ilustra en la figura 19. El eje 1 es la entrada a la caja de transmisión desde el motor, y el eje 2 es la salida desde ésta hacia las ruedas.

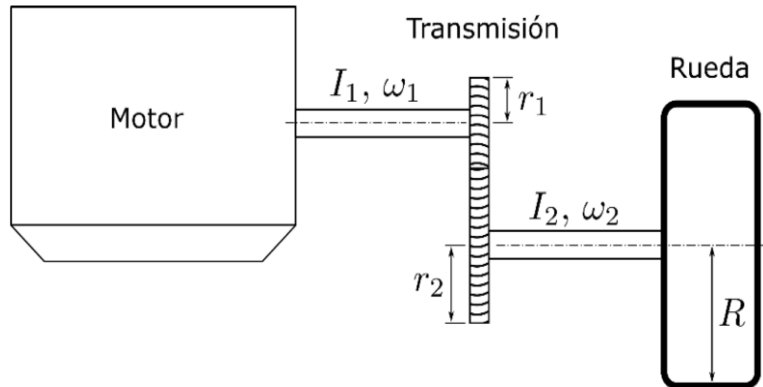


Figura 19: Sistema masa-equivalente para la transmisión de un vehículo

En esta figura, I representa el momento de inercia del conjunto eje-engranaje, ω representa la velocidad angular de los ejes, r el radio de los engranajes en la marcha respectiva, y R el radio de la rueda del vehículo. Si la m es la masa del vehículo, la masa equivalente se halla equiparando la energía cinética de rotación:

$$\frac{1}{2}m\dot{x}^2 + \frac{1}{2}I\omega^2 = \frac{1}{2}m_{eq}\dot{x}^2 \quad \dot{x} = \omega R$$

$$mR^2 + I = R^2m_{eq} \quad \rightarrow \quad m_{eq} = m + \frac{I}{R^2} = m(1 + \varepsilon)$$

$$\varepsilon_k = \frac{I_2 + I_1 \left(\frac{\omega_1}{\omega_2} \right)^2}{mR^2} \quad (7)$$

En cada prueba de un conjunto MD_k se registraron las relaciones de transmisión de la caja de cambios en cada instante de tiempo. Se usaron las características de cada categoría vehicular para obtener las inercias en cada relación de transmisión. El valor representativo del coeficiente de inercia ε para una categoría vehicular se obtiene multiplicando el porcentaje de tiempo en una marcha dada por su respectivo coeficiente de inercia. El anexo A.2 presenta el detalle del cálculo de ε y ε_k . El valor de ε para buses (B) es 0.183, para camiones pequeños (CP) es 0.129, para camiones grandes (CG) es 0.088, y para volquetas es 0.205.

2.4.5. Potencia Específica Vehicular - VSP

La VSP recoge los principales gastos energéticos que tiene un vehículo al transitar por una ruta (ver ecuación 8). Por esta razón, es una variable clave para los modelos de análisis modal de emisiones, como se demostró desde su introducción hace cerca de dos décadas [14].

$$\text{VSP} = \frac{\frac{d(EK + EP)}{dt} + (\mathbf{F}_R + \mathbf{F}_D) \cdot V}{m} \quad (8)$$

En esta ecuación EK se refiere a la energía cinética, EP a la energía potencial, y los subíndices R y D se refieren a las fuerzas de resistencia a la rodadura y aerodinámica, respectivamente. La VSP en un instante dado, se determina como:

$$\text{VSP}(i) = V(i) \cdot [(1 + \varepsilon_i) \cdot a(i) + g \cdot G(i) + g \cdot C_R] + \frac{1}{2m} \rho_a \cdot C_D \cdot A \cdot (V(i) + V_w)^2 \cdot V(i) \quad (9)$$

Donde V es la velocidad instantánea del vehículo, a es la aceleración instantánea, ε_i es la inercia instantánea equivalente de los componentes rotativos del vehículo. G representa la pendiente de la

vía, ρ_{air} es la densidad del aire y se calcula como la de un gas ideal para las condiciones atmosféricas medias ($1 \text{ kg}/\text{m}^3$ para las condiciones de Medellín). A es el área frontal del vehículo. En la literatura se reporta para los buses un valor de 7 m^2 [26]. Para los demás vehículos se realizaron mediciones de este parámetro, las cuales se reportan en la tabla 10. m es la masa del vehículo, la cual obtiene para los buses tomando valores representativos por categoría [26]. Los demás vehículos se pesaron con una balanza para vehículos pesados, ubicada en la autopista Medellín - Bogotá. Esta masa se reporta en la tabla 1. C_R es el coeficiente de resistencia a la rodadura, el cual representa la proporción de la fuerza normal que se opone al movimiento. Generalmente es cercano a 0.65% para autobuses, camiones grandes y volquetas. Para camiones pequeños, su valor está alrededor de 0.75%. Estos valores son coherentes con lo reportado por Wang *et. al* [58], quienes proponen un rango entre 0.6% y 0.85%. C_D es el coeficiente de resistencia aerodinámica, el cual oscila entre 0.4 y 0.8 para los buses, y entre 0.55 y 0.9 para camiones y volquetas [59]. Se usará un valor de 0.75 para el coeficiente aerodinámico, debido a que los vehículos usados tienen una geometría frontal bastante cuadrículada. El valor de este coeficiente no es crítico para velocidades por debajo de 80 km/h. La velocidad del viento V_w no se midió y se asume como 0, lo cual es cercano a la realidad en la zona de mediciones.

Tabla 10: Parámetros para cálculo de la VSP

Parámetro	Buses – B	Camiones grandes – CG	Camiones pequeños – CP	Volquetas – V
C_R	0.0065	0.0065	0.0075	0.005
C_D	0.75	0.75	0.75	0.75
ε	0.183	0.088	0.129	0.205
$A \text{ [m}^2\text{]}$	7	8.7	5.6	6.4

2.4.6. Estrés del Motor – ES

El estrés del motor es una variable que cuantifica el grado de exigencia al que se somete el motor para suplir la demanda instantánea de potencia del vehículo. Este parámetro fue introducido por el IVE como segundo descriptor, además de la VSP, con el fin de mejorar la capacidad de estimación del modelo. El ES se calcula a través de mediciones de velocidad y valores calculados de VSP en una ventana de tiempo Δt , usando una variable llamada divisor de velocidad (DV) [41].

$$ES(i) = k \overline{VSP}(i) + \frac{V(i)}{DV} \quad (10)$$

$$\overline{\text{VSP}}(i) = \frac{1}{f \times \Delta t} \sum_{j=t(i)-\Delta t}^{t(i)} \text{VSP}(j) \quad (11)$$

La constante $k = 0,08$ es un parámetro que se calculó con base en los análisis realizados a los datos para la investigación realizada por el IVE [7]. La $\overline{\text{VSP}}(i)$ es la VSP promedio para una ventana de tiempo ($\Delta t = 15-20$ s) anterior al instante i . La frecuencia de muestreo (f) se debe usar, ya que se trata de un promedio en el tiempo, sin considerar la cantidad de muestras en éste. El divisor de velocidad se determina según la tabla 11.

Tabla 11: Rangos de VSP y V para obtener el divisor de velocidad

Rangos de V [km/h]	Rangos de VSP [kW/ton]	DV [m/s]
$0 \leq V < 5,4$	$-20 \leq \text{VSP} < 400$	3
$5,4 \leq V < 8,5$	$-20 \leq \text{VSP} < 16$	5
$8,5 \leq V < 12,5$	$-20 \leq \text{VSP} < 16$	7
$12,5 \leq V \leq 50$	$-20 \leq \text{VSP} < 16$	13
$5,4 \leq V < 8,5$	$16 \leq \text{VSP} \leq 400$	3
$8,5 \leq V < 12,5$	$16 \leq \text{VSP} \leq 400$	5
$12,5 \leq V \leq 50$	$16 \leq \text{VSP} \leq 400$	5

2.4.7. Flujos máxicos de emisiones contaminantes

El flujo máxico de un contaminante gaseoso j , \dot{m}_j , se obtienen con el flujo volumétrico de gases en el escape $-\dot{V}_g$ y su concentración máxica (Y_j), la cual se obtiene a partir de la concentración volumétrica (molar) X_j . Para el caso de las partículas, el sensor entrega dos variables, la concentración en número $-X_{p,n}$ y en masa $-X_{p,m}$ por unidad de volumen. Para el cálculo se usan condiciones estándar, es decir, temperatura de 273.15 K y presión de 103.325 kPa [40].

Para CO, CO₂, NO_x, HC se usó la siguiente ecuación para determinar los flujos máxicos, donde R_j es la constante de cada gas, la cual se obtiene a partir de la constante universal de los gases (R_u) y el peso molecular de cada gas: 28.01 para el CO, 44.01 para el CO₂, 31.46 para los NO_x, y 44 para los HC (todos en kg/kmol).

$$\dot{m}_j(t) = Y_j(t) \dot{m}_g(t) = \frac{M_j}{M_g} X_j(t) \dot{V}_g(t) \rho_g = \dot{V}_g(t) \frac{p_{ref}}{R_u T_{ref}} \frac{M_g}{M_j} X_j(t) \quad (12)$$

Simplificando esta ecuación, se obtiene:

$$\dot{m}_j(t) = \dot{V}_g(t) \cdot \frac{p_{ref}}{R_j \cdot T_{ref}} \cdot X_j(t) \quad (13)$$

Para el cálculo de las partículas se usaron las siguientes ecuaciones:

$$\dot{m}_p(t) \left[\frac{mg}{s} \right] = \dot{V}_g(t) \cdot X_{p,m}(t) \left[\frac{mg}{m^3} \right] \quad (14)$$

$$\dot{n}_p(t) \left[\frac{\#}{s} \right] = 1 \times 10^6 \cdot \dot{V}_g(t) \cdot X_{p,n}(t) \left[\frac{\#}{cm^3} \right] \quad (15)$$

2.5. Resumen

En este capítulo se definió la metodología para procesar las mediciones experimentales. Inicialmente se presentó la metodología general de procesamiento, tanto para conjuntos de datos **MD** (datos de dinámica vehicular y de emisiones contaminantes para la creación de los modelos), como para conjuntos de datos **MV** (datos de dinámica vehicular únicamente, usados para la estimación de emisiones, o para desarrollar patrones de conducción). Para ello, se usaron técnicas de procesamiento de datos como la sincronización de señales, la depuración de desconexiones de GPS, el filtrado de señales, y la depuración de mediciones experimentales. Esto permitió garantizar calidad en los datos. Adicionalmente, se calcularon variables a partir de las mediciones, tales como la aceleración (a), la pendiente (G), las inercias del vehículo (ε), la potencia específica vehicular (VSP), el estrés del motor (ES), y los flujos máxicos de las emisiones contaminantes (\dot{m}_j). Esta metodología de procesamiento generó una base de datos que sirve como entrada para la metodología de creación de modelos.

3 Incertidumbres

El objetivo de este capítulo es realizar un análisis de incertidumbre en la metodología de análisis modal de emisiones vehiculares. Esto implica calcular las incertidumbres de los equipos de medición y propagar dicha incertidumbre en algunas etapas de la metodología. La necesidad de desarrollar este análisis está estrechamente ligada a la precisión y exactitud con la cual se crean los modelos AME y se reportan los resultados de los factores de emisión de fuentes móviles.

Inicialmente se introducen aquellos conceptos relacionados con el origen, los modelos y el cálculo de las incertidumbres. Después, se presenta el cálculo las incertidumbres sistemáticas asociadas a las mediciones experimentales debido a los equipos de medición, así como la propagación de esta en el cálculo de las variables usadas en el modelo. Finalmente, se presentan las incertidumbres de los factores de emisión basados en datos instantáneos obtenidos con PEMS.

3.1. Introducción

Las incertidumbres son el resultado de aquellas variaciones inducidas en las mediciones por agentes externos e internos, que afecta el grado de exactitud y precisión de la medición. Estas variaciones se denominan fuentes de incertidumbres. Dentro de las principales fuentes de incertidumbre de equipos PEMS destacan los presentados por Bielaczyc *et al.* [44]: (1) Patrón: se origina en la calibración del instrumento de medición. Esta se transfiere al instrumento de medición y se suma a la incertidumbre total de la medición; (2) Procedimiento: se origina en el procedimiento de medición y se debe a la variabilidad en la forma en que se realiza la medición; (3) Muestra: se origina en la variabilidad de las propiedades del objeto o fenómeno que se está midiendo y se debe a la variabilidad natural del objeto o fenómeno que se está midiendo; (4) Ambiente: se origina en las condiciones ambientales durante la medición y se debe a las variaciones en las condiciones ambientales durante la medición; (5) Instrumento: se origina en el instrumento de medición y se debe a las limitaciones inherentes del instrumento y a su precisión; (6) Operador: se origina en el

operador que realiza la medición y se debe a las diferencias entre los operadores y su habilidad para realizar mediciones precisas.

Comúnmente, la incertidumbre ($u(x)$) se expresa como un intervalo en la escala de medición, donde el valor medido x está acotado por dicho intervalo. Es decir, el valor verdadero (x_{real}) de una variable medida está en el intervalo $x_{\text{real}} - u(x) \leq x_{\text{real}} \leq x_{\text{real}} + u(x)$. Debido a que en la práctica es imposible determinar todas las fuentes de incertidumbre, se determinan las más relevantes [44]. En la mayoría de los casos, estas fuentes de incertidumbre se cuantifican y se reportan para cada sensor de medición y son la base para realizar un análisis de incertidumbre.

Una medición consiste en un valor verdadero más un error. Al realizar múltiples mediciones de una variable aleatoria x , bajo las mismas condiciones experimentales, se puede construir una función de densidad de probabilidad como la presentada en la figura 20.

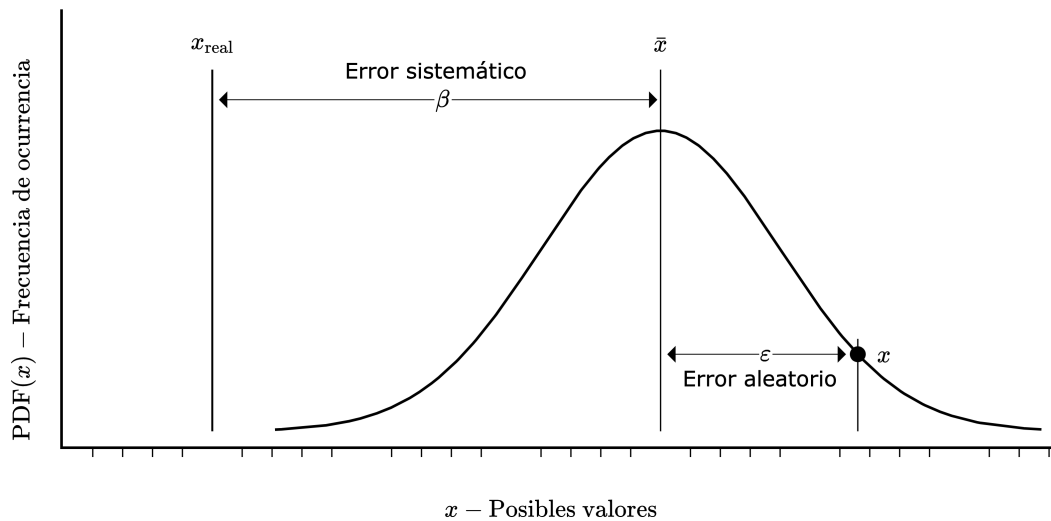


Figura 20: Componentes del error de un conjunto de mediciones. Adaptado de la ASME PTC 19.1

Para cada punto x en la distribución existe (1) un error variable entre el valor característico de la distribución \bar{x} y el punto x , (2) un error entre el valor característico \bar{x} y el valor real de la medición x_{real} . El error en la medición generado por la incertidumbre se puede aproximar de diferentes maneras. La norma ASME PTC 19.1 [42] utiliza un modelo lineal, en el cual se considera el valor medido como:

$$x_{\text{medido}} = x_{\text{real}} + \beta + \varepsilon \quad (16)$$

Donde β representa un aporte sistemático en la medición y ε un aporte aleatorio. La ecuación

anterior representa un valor medido en función del valor esperado y de los errores que trae consigo la medición. Otro tipo de modelos son los multiplicativos, los cuales poseen los mismos componentes del error, pero su formulación matemática es:

$$x_{\text{medido}} = x_{\text{real}} \cdot (1 + \beta^*) \cdot (1 + \varepsilon^*) \quad (17)$$

También se pueden utilizar técnicas estadísticas para aproximar la incertidumbre como los análisis de varianza – ANOVA, y las simulaciones de Monte Carlo [45]. El tener un modelo que permita determinar las incertidumbres en la mayoría de las etapas del proceso permite, en primera instancia disminuir el error asociado a la medición obtenida mediante técnicas de calibración, cambio de equipos, e incluso cambios en los mismos procesos de medición [60].

En la práctica, las fuentes de incertidumbre son formulaciones matemáticas o valores constantes que permiten calcular un valor $\pm\Delta x$ para una variable x . Con las fuentes de incertidumbre, la medición x y algunas distribuciones estadísticas, se puede cuantificar la incertidumbre. Una forma sencilla de describir las fuentes de incertidumbre es hacerlo en términos de efectos aleatorios y sistemáticos. Los efectos aleatorios son aquellos que no son comunes a las múltiples mediciones que se combinan. Un ejemplo es el ruido: dos valores medidos pueden sufrir ruido, pero el efecto del ruido será diferente para cada uno de los dos valores medidos. Por el contrario, los efectos sistemáticos son aquellos que son comunes a todos los valores medidos. Si se ha aumentado un valor medido como resultado de un efecto sistemático, entonces podemos hacer una predicción fiable sobre si algún otro valor medido se aumentará y en qué medida. De los efectos aleatorios se obtienen incertidumbres estándar aleatorias: $u_A(x), \varepsilon$, y de los efectos sistemáticos se obtienen incertidumbres estándar sistemáticas: $u_B(x), \beta$. Estos efectos se combinan para calcular la incertidumbre como [44]:

$$U(x) = 2 \cdot u_c(x) \quad \text{donde} \quad u_c(x) = \sqrt{u_A^2(x) + u_B^2(x)} \quad (18)$$

Donde $U(x)$ es la incertidumbre expandida al considerar una distribución t a un 95 % de confianza estadística y $u_c(x)$ es la incertidumbre combinada, considerando efectos aleatorios y sistemáticos.

La propagación de incertidumbres es una técnica que permite propagar la incertidumbre para todo proceso de cálculo. Para un modelo de medición de la forma $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ donde las x_j son variables independientes, se puede calcular la incertidumbre $u(y)$ propagando la incertidumbre $u(x_j)$ mediante la serie de Taylor:

$$u^2(y) = \sum_{j=1}^p \left(\frac{\partial y}{\partial x_j} \right)^2 u^2(x_j) + 2 \sum_{j=1}^{p-1} \sum_{k=j+1}^n \frac{\partial f}{\partial x_j} \frac{\partial f}{\partial x_k} cov(x_j, x_k) \quad (19)$$

Donde $cov(x_j, x_k)$ es la covarianza entre las variables x_j y x_k y se considera cuando haya una correlación alta entre las variables x_j y x_k . Para el caso de las emisiones contaminantes y el flujo másico, estas correlaciones se presentan en la tabla 12. Se observan correlaciones poco significativas, por lo que este término no se considera en la propagación de incertidumbres. En esta tabla iqr es el rango intercuartílico (25-75 %).

Tabla 12: Correlaciones entre el flujo de gases en el escape y las concentraciones de emisiones de gases contaminantes

	CO ₂	CO	HC	NOx	PM ₁₀	PN ₁₀	PM _{2.5}	PN _{2.5}
$\bar{x} + CI(x)$	0.13 ± 0.05	0.08 ± 0.06	0.04 ± 0.08	0.04 ± 0.04	0.04 ± 0.04	0.27 ± 0.05	0.13 ± 0.04	0.27 ± 0.05
$\tilde{x} + iqr(x)$	0.21 ± 0.41	0.12 ± 0.45	0.11 ± 0.77	0.07 ± 0.3	0.03 ± 0.27	0.24 ± 0.37	0.1 ± 0.34	0.24 ± 0.37

La norma también define la incertidumbre relativa, la cual representa que tan grande es la incertidumbre, comparada con el valor medido. Esta aproximación puede presentar problemas, debido a que presenta inconsistencias cuando el valor medido es 0, dado que se obtiene una incertidumbre relativa indeterminada.

3.2. Incertidumbres para mediciones con PEMS

Esta sección presenta la forma de calcular las incertidumbres para las variables de entrada del modelo, a partir de las fuentes de incertidumbre presentadas por los equipos de medición. Esto implica obtener las incertidumbres para las variables dinámicas V , a , VSP, ES, para las emisiones gaseosas X_j , \dot{m}_j , y para las emisiones de partículas $X_{p,m}$, $X_{p,n}$, \dot{m}_p , \dot{n}_p .

Como punto de partida se tienen las fuentes de incertidumbre, que permiten cuantificar la incertidumbre para las mediciones experimentales, como es el caso de las variables \dot{V}_g , X_j , $X_{p,m}$, $X_{p,n}$, V . Para las demás variables, se aplica la propagación de incertidumbres con series de Taylor.

3.2.1. Para datos medidos

La norma ASME PTC 19.1 define la incertidumbre sistemática total estándar $u_B(x)$ como un valor constante que estima la dispersión de la población de los posibles valores de $u_B(\bar{x})$ como el nivel

de desviación estándar. Depende de las fuentes de incertidumbre, es decir, de errores sistemáticos elementales que afectan el valor real de una medición – $u_B(\bar{x}_k)$. El sub-índice k denota una fuente de incertidumbre sistemática. En la tabla 13 se presentan las 13 fuentes de incertidumbres $u_B(\bar{x}_k)$ para el equipo HORIBA OBS ONE, obtenidas desde la ficha técnica del equipo. A partir de éstas se calcula la incertidumbre sistemática total para las mediciones experimentales con base en la ecuación 20.

Tabla 13: Fuentes de incertidumbre para el equipo de medición HORIBA OBS ONE

k	Fuente de incertidumbre	CO	CO ₂	NO _x	THC	\dot{V}_g
	Escala (FE)	0 - 6 %	0 - 16 %	0 - 100 ppm	0 - 100 ppm	30 m ³ /min
1	Exactitud			±2 % lectura		
2	Ruido (Zero)			±0.4 % FE		
3	Ruido (Span)			±0.4 % FE		
4	Repetibilidad (Zero)			±1 % FE		
5	Repetibilidad (Span)			±1 % FE		
6	Linealidad			±2 % lectura		
7	Zero (Drift)			±0.5 % FE		
8	Zero (Span)			±1 % lectura		
9	Presión de muestreo			±2 % lectura		
10	Temperatura (Zero)			±2 % FE		
11	Temperatura (Span)			±2 % lectura		
12	Presión en el escape			±1 % lectura		
13	Vibración			±1 % FE		

Cada valor de $u_B(\bar{x}_k)$ se toma como predicción de la desviación estándar para una distribución particular de fuentes de error. Estas distribuciones se asumen rectangulares o triangulares. En esta investigación se tomaron rectangulares. La incertidumbre sistemática total estándar $u_B(x)$ se calcula como:

$$u_B(x) = \sqrt{\sum_{k=1}^K \left(\frac{u_B(\bar{x}_k)}{\sqrt{6}} \right)^2} \quad (20)$$

Donde K es la cantidad de fuentes de incertidumbre.

De esta forma se obtiene $u_B(X_{CO})$, $u_B(X_{CO_2})$, $u_B(X_{NO_x})$, $u_B(X_{HC})$, $u_B(\dot{V}_g)$. Para el material particulado, el equipo DEKATI presenta una curva de calibración que permite conocer una fuente

de incertidumbre para las partículas, la cual depende del rango de tamaño de las partículas: $u_B(X_{PM10,m}) = 0.05 \text{ mg/m}^3$ para PM10, $u_B(X_{PM2.5,m}) = 0.01 \text{ mg/m}^3$ para PM2.5, $u_B(X_{PM10,n}) = 0.1 \text{ \#/cm}^3$ para PN10 y $u_B(X_{PM2.5,n}) = 1 \text{ \#/cm}^3$ para PN2.5.

La figura 21 presenta las fuentes de incertidumbre mostradas en la tabla 13, expresadas como valores relativos. Por otro lado, la figura 22 presenta el perfil de concentración de CO₂ con la incertidumbre absoluta en la medición. Estas dos figuras permiten concluir que hay zonas donde disminuye la incertidumbre absoluta e incrementa la relativa.

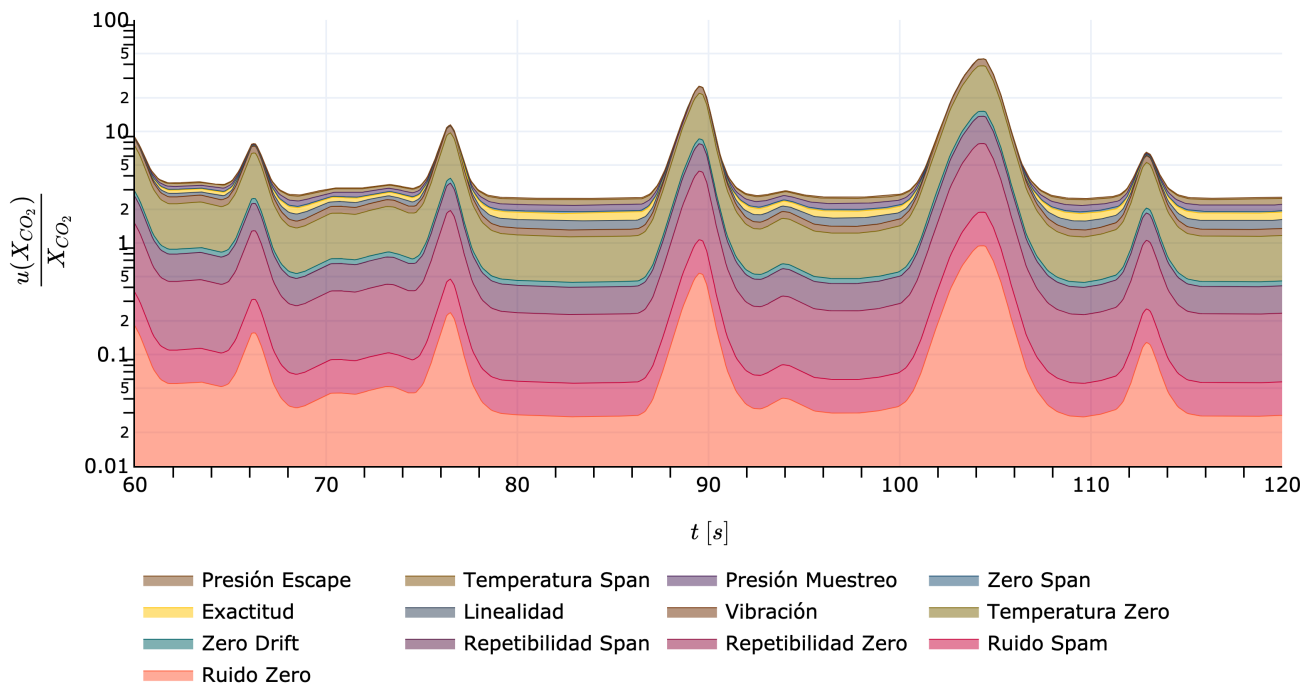


Figura 21: Fuentes de Incertidumbre para la concentración de CO₂ de una prueba en ruta

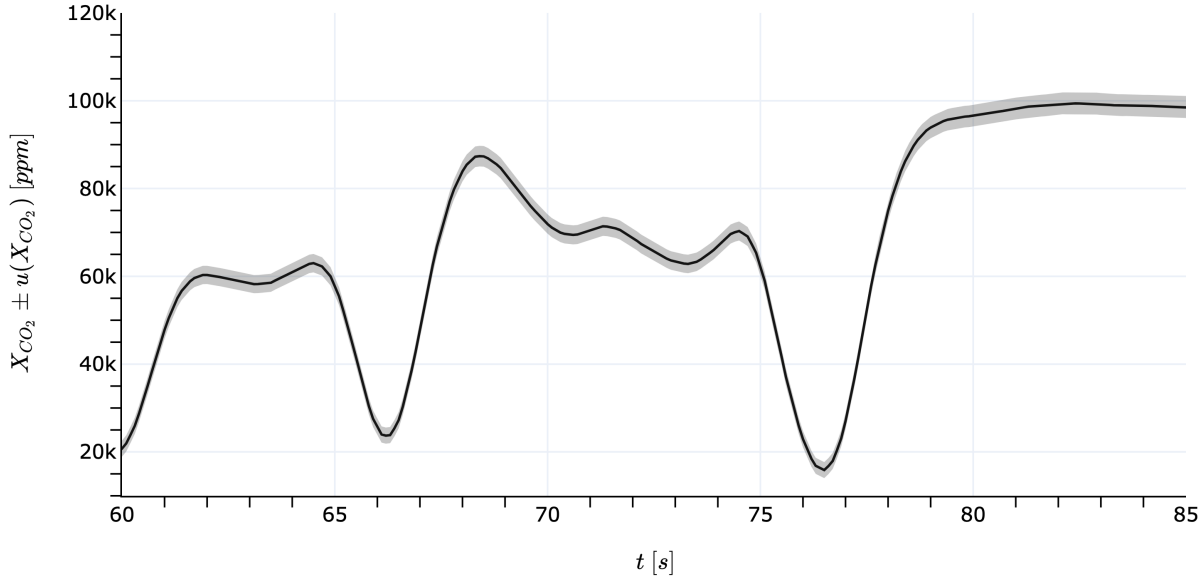


Figura 22: Incertidumbre sistemática para la concentración de CO₂ de una prueba en ruta

Para el caso de la velocidad, se proponen fuentes de incertidumbre a partir de la ficha técnica del sensor, a partir del patrón de conducción y a partir de la técnica de filtro usada. La incertidumbre sistemática total para la velocidad $u_B(V)$ se calcula utilizando la ecuación 20, con las fuentes de incertidumbre de la tabla 14.

Tabla 14: Fuentes de incertidumbre para la velocidad

k	Fuente de incertidumbre	$u_B(\bar{x}_k)$
1	Filtrado	$ V - SG(V) $
2	Equipo de medida	$0.05 \cdot (1 + V)$
3	Patrón	$0.1 \cdot (V - V_{ref})$

3.2.2. Para datos calculados

Una vez calculadas las incertidumbres sistemáticas de las variables medidas, se calculan las incertidumbres de las variables dinámicas calculadas $u_B(a)$, $u_B(VSP)$, $u_B(ES)$, así como las incertidumbres de los flujos máxicos de gases ($u_B(\dot{m}_j)$) y de partículas ($u_B(\dot{m}_{p,m})$ y $u_B(\dot{m}_{p,n})$) por medio de la ecuación 19.

La contribución de cada variable x en el error total de y , se cuantificó dividiendo la ecuación 19 por $u^2(y)$. Esto genera una nueva ecuación, que es una igualdad donde se tiene una ecuación que aísla la contribución de cada variable x en el error total de una variable calculada y .

$$1 \equiv \sum_{j=1}^p \left(\frac{\partial y}{\partial x_j} \right)^2 \frac{u^2(x_j)}{u^2(y)} + \underbrace{2 \sum_{j=1}^{p-1} \sum_{k=j+1}^n \frac{\partial f}{\partial x_j} \frac{\partial f}{\partial x_k} \text{cov}(x_j, x_k)}_0 \frac{1}{u^2(y)} \quad (21)$$

La figura 23 presenta las contribuciones de las variables (concentración y flujo de gases) en el cálculo del flujo másico para el CO₂. Se observa que el principal aporte de la incertidumbre de los flujos másicos depende del flujo de gases en el escape. El anexo A.4 presenta la memoria de cálculo para cada ecuación, los aportes de las variables de cálculo en la incertidumbre, los resultados de las incertidumbres sistemáticas de las mediciones, así como la precisión en la medición.

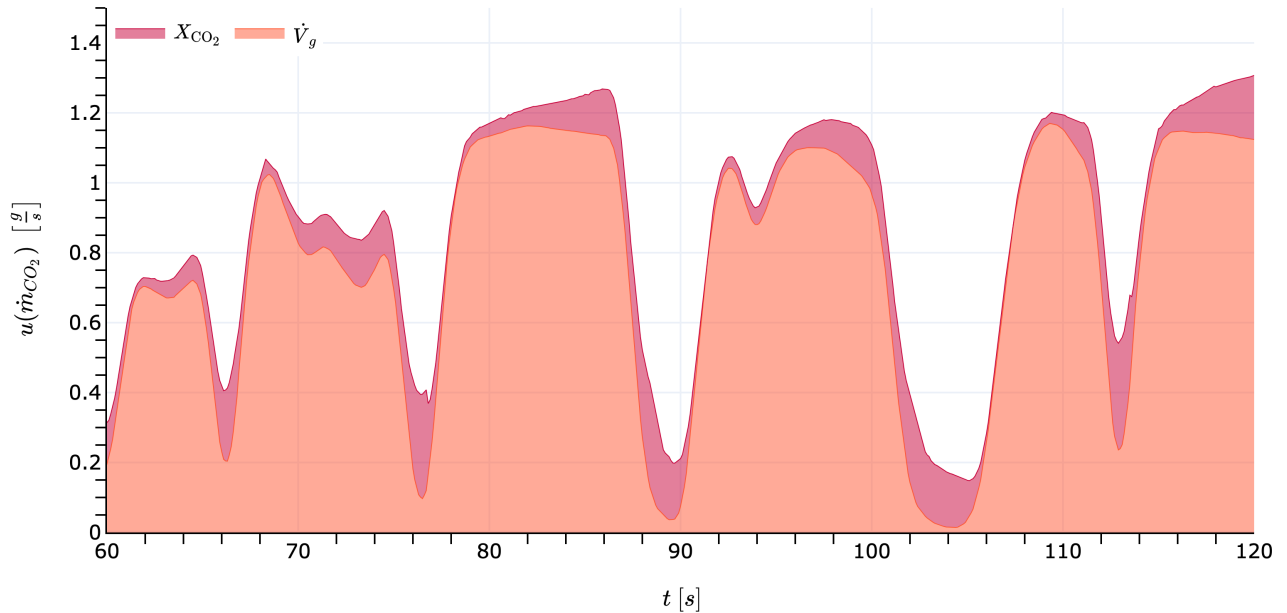


Figura 23: Propagación de incertidumbre para una variable calculada a través de datos medidos con PEMS

La figura 24 presenta las contribuciones de las variables (velocidad, aceleración, pendiente e inercias) en la incertidumbre de la VSP. Se observa que el principal aporte de la incertidumbre para la VSP se debe a la aceleración y a la pendiente. Hay zonas donde predomina más una

que otra. Para el caso de la velocidad y de las inercias, no se encontró que tuvieran un aporte significativo en la incertidumbre de la VSP.

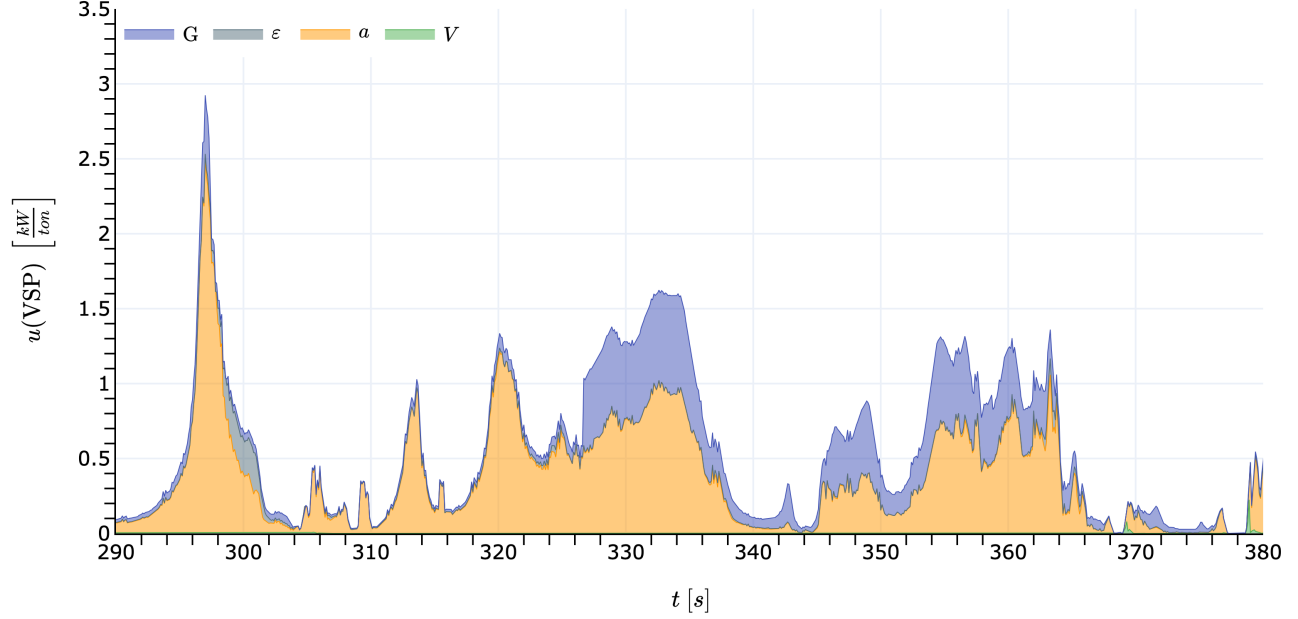


Figura 24: Propagación de incertidumbre para la VSP a través de datos medidos con PEMS

3.3. Incertidumbres para datos consolidados con mediciones PEMS

El factor de emisión a partir de mediciones experimentales se define como:

$$FE_j = \frac{m_j}{\Delta d} \quad \text{donde} \quad \Delta d = \int_{t_0}^{t_f} V(t) dt \quad (22)$$

$$m_j = \int_{t_0}^{t_f} \dot{m}_j(t) dt \approx \sum_{i=1}^n \dot{m}_{j,i} \cdot \Delta t \quad (23)$$

Conociendo $u(\Delta d)$ y $u(m_j)$ se puede aplicar la ecuación 19 para propagar la incertidumbre, de modo que la incertidumbre del factor de emisión será:

$$u(FE_j) = \sqrt{\left(\frac{\partial FE_j}{\partial m_j} \cdot u(m_j)\right)^2 + \left(\frac{\partial FE_j}{\partial \Delta d} \cdot u(\Delta d)\right)^2} \quad (24)$$

$$\frac{\partial FE_j}{\partial m_j} = \frac{1}{\Delta d} \quad \frac{\partial FE_j}{\partial \Delta d} = -\frac{m_j}{\Delta d^2}$$

Para calcular $u(\Delta d)$ y $u(m_j)$ se evaluaron dos aproximaciones diferentes. La primera consiste en aplicar la técnica de propagación en la ecuación 23, la cual es una aproximación de la integral por trapecios. La segunda técnica es el método de Monte Carlo, aplicado por Cordero *et al.* para aproximar la incertidumbre de una integral [45]. Esta consiste en definir un número de simulaciones $N \gg 1$. En cada simulación l se crea un nuevo vector $x = \{x_i\}_{i=1}^n$, ajustando para cada punto i una distribución de densidad de probabilidad con promedio x_i y desviación estándar $u(x_i)$. Posteriormente se calcula la integral con los métodos de Simpson 1/3 y 3/8, para obtener la integral q_l . De este modo, se crea una distribución de integrales (q_1, q_2, \dots, q_N) que incluyen el error inducido por la incertidumbre $u(x)$. Finalmente, se calcula la integral q_e y la incertidumbre de la integral $u(q_e)$ como:

$$q_e = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N q_l \quad (25)$$

$$u(q_e) = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{l=1}^N (q_l - q_e)^2} \quad (26)$$

En el anexo A.4 se presentan las incertidumbres calculadas para la masa $u(m_j)$ con una propagación por series de Taylor, así como con simulaciones de Monte Carlo. Los resultados permiten concluir que no hay diferencias entre las dos técnicas aplicadas para calcular la integral en el cálculo de los factores de emisión, dado que los resultados obtenidos son iguales.

3.4. Resumen

Se aplicó un análisis de incertidumbre en la metodología mediante el cálculo de las incertidumbres de los equipos de medición y la propagación de dichas incertidumbres en algunas etapas de la metodología. La necesidad de desarrollar este análisis está estrechamente ligada a la precisión y exactitud con la cual se crean los modelos AME y se reportan los resultados de los factores de emisión de fuentes móviles. También, se analizaron las incertidumbres de los factores de emisión basados en datos instantáneos obtenidos con PEMS.

4 Metodología para crear modelos de AME

El objetivo de este capítulo consiste en aplicar diferentes técnicas de creación de modelos \hat{f} a través de las variables $\{\mathbf{x}, y\}$ depuradas en el capítulo 2. Para garantizar precisión en la estimación, se evaluaron varios modelos \hat{f} que brindan interpretaciones diferentes sobre el comportamiento de los datos.

La metodología comprende la creación de grupos de datos con comportamiento similar, para luego estimar las emisiones contaminantes. Estos grupos se pueden crear inspeccionando los datos de forma visual, o a través de la distribución de densidad de probabilidad de los datos. Otra aproximación consiste en relacionar las variables de entrada y de salida mediante técnicas de interpolación y aproximaciones con polinomios, o aplicando métodos estadísticos basados en aprendizajes de datos. Como resultado, se selecciona el mejor modelo \hat{f} para estimar las emisiones contaminantes en función únicamente de nuevos datos GPS medidos para una ruta arbitraria.

En primer lugar, se presentan aspectos técnicos sobre la creación de modelos y el agrupamiento⁸. Esto conlleva a describir las técnicas tradicionales de creación de modelos, y a introducir otras alternativas para crear modelos a través de técnicas estadísticas basadas en aprendizaje de datos. Estas técnicas se enfocan en la identificación de las variables de entrada (\mathbf{x}) que describen mejor las emisiones contaminantes (y), así como en el uso de técnicas de agrupamiento de datos en las variables de entrada para crear grupos con condiciones dinámicas similares. Adicionalmente, estas técnicas se pueden usar para predecir emisiones mediante modelos de regresión.

Luego, se presenta la metodología para crear modelos de análisis modal de emisiones. Esto incluye la categorización inicial de los datos, sus transformaciones iniciales, la creación de modelos (grupos), y la validación de los mismos. Finalmente, se realiza una discusión sobre los resultados obtenidos para los diferentes modelos \hat{f} . Esta discusión consiste en evaluar (1) el efecto de usar un

⁸Desde un enfoque más global, un modelo de aprendizaje puede ser de regresión o clasificación. Los modelos basados en *bins* o grupos son de clasificación.

modelo de regresión vs. clasificación (*binning*) a la hora de estimar las emisiones contaminantes, (2) evaluar diferentes criterios para la creación de modelos, (3) evaluar el efecto de la pendiente en la creación de modelos.

Adicionalmente, se usan modelos existentes (MOVES, IVE, AMVA) para comparar con los modelos desarrollados en este trabajo de investigación.

4.1. Introducción

El agrupamiento es una técnica usada en la metodología de análisis modal de emisiones vehiculares, la cual consiste en crear un modelo de clasificación a partir de datos dinámicos, para crear grupos de datos representativos llamados *bins*. La definición de estos grupos se hace en función de la distribución de algunas variables importantes, como VSP y ES [9, 7, 31]. Estas técnicas buscan dividir un espacio vectorial $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^p$ en rangos de cada variable p , de modo que los datos contenidos en este rango representan las emisiones contaminantes de condiciones dinámicas similares. Otra forma de crear modelos para estimar emisiones recurrir a técnicas de interpolación de datos [61, 30], para generar modelos de regresión.

El aprendizaje automático (*Machine Learning* – ML) es una rama de la inteligencia artificial que permite a un sistema aprender de los datos. Dentro de sus aplicaciones destacan: (1) asociar una serie de variables descriptores \mathbf{x} con una variable respuesta y (regresión); (2) representar los datos $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^p$ en una dimensión q , tal que $q < p$ (reducción de dimensión); (3) encontrar grupos (*clusters*) de datos con características similares, con el objetivo de identificar patrones o tareas de segmentación de datos (clasificación) [62, 63, 64].

4.2. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático parte de un conjunto de datos:

$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n \quad (27)$$

Existen dos tipos de aprendizaje automático: el aprendizaje supervisado y el aprendizaje no supervisado. El aprendizaje supervisado ajusta (entrena) un modelo \hat{f} con datos de entrada (\mathbf{x}), para una salida conocida (y). de modo que pueda predecir salidas futuras. Por otro lado, el aprendizaje no supervisado encuentra patrones ocultos o estructuras intrínsecas en los datos de entrada, sin usar una variable de salida. Para cualquier algoritmo de aprendizaje se tiene una formulación matemática o estadística, en función de los datos de aprendizaje y de parámetros. Los parámetros

son los valores que se obtienen durante el proceso de entrenamiento del modelo a partir de los datos. Por ejemplo, en una regresión lineal ($y = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_1$), los parámetros son los coeficientes β_0, β_1 , los cuales se obtienen minimizando el error entre las predicciones del modelo y los valores reales. Por otro lado, los hiperparámetros son los valores que se utilizan para entrenar un modelo. Estos valores no se obtienen a partir del conjunto de datos, sino que se escogen usando técnicas aleatorias que garanticen estabilidad y precisión en el modelo. Algunos hiperparámetros son la tasa de aprendizaje en un algoritmo de optimización o la profundidad máxima de un árbol de decisión, el número de grupos de un modelo de clasificación, y la tasa de penalización de un modelo de aprendizaje, entre otros.

4.2.1. Supervisado

El aprendizaje supervisado es una técnica de aprendizaje automático que se utiliza para deducir una función \hat{f} a partir de datos de entrenamiento etiquetados $\{\mathbf{x}, y\}$. Existen diferentes de algoritmos de aprendizaje supervisado, los cuales se pueden categorizar en dos tipos: (1) algoritmos paramétricos, los cuales se basan en una relación entre salidas y entradas; (2) algoritmos no paramétricos, los cuales aprenden de los datos mismos. Adicionalmente, estos algoritmos pueden ser de regresión o de clasificación. Es decir, se usan modelos de regresión cuando y es una variable numérica, y se usan modelos de clasificación cuando y es cualitativa. En general, cada algoritmo tiene su representación matemática para adaptarlo a problemas de regresión o clasificación. [65].

Para evaluar modelos de regresión se pueden utilizar varias métricas, como el error cuadrático medio (MSE), el coeficiente de determinación (r^2), y el error absoluto medio (MAE). Para evaluar modelos de clasificación se pueden utilizar varias métricas, como la precisión, la sensibilidad y la especificidad. Para mejorar estas métricas, se pueden utilizar técnicas como la selección de características y la regularización. La selección de características implica seleccionar las variables independientes más importantes para el modelo, y eliminar las variables que no son relevantes. La regularización implica agregar un término de penalización a la función de costo⁹, para evitar que los coeficientes del modelo sean demasiado grandes.

4.2.2. No supervisado

El aprendizaje no supervisado es una técnica de aprendizaje automático que se utiliza para encontrar patrones en las variables de entrada. Los métodos no supervisados se utilizan comúnmente

⁹La función de costo es aquella que se usa para determinar los valores óptimos de los parámetros del modelo

en la exploración de datos y en la identificación de patrones en éstos. Algunos ejemplos comunes de métodos no supervisados incluyen la agrupación de datos y la reducción de dimensionalidad. [66].

La validación de los métodos no supervisados se realiza mediante la inspección visual y la interpretación de los resultados. Algunos métodos comunes de validación incluyen la visualización de los resultados utilizando técnicas de reducción de dimensión, como el análisis de componentes principales (PCA, *Principal Component Analysis*) [67], o la inserción de vecinos estocásticos distribuidos en la distribución t (t-SNE, *t distributed Stochastic Neighbor Embedding*) [68], así como la evaluación de la coherencia interna del modelo. Para mejorar los resultados, se pueden utilizar técnicas como la normalización de datos y la selección del número óptimo de grupos, en caso de problemas de agrupamiento. La normalización de datos implica escalar las variables independientes para que tengan una media de cero y una desviación estándar de uno. La selección del número óptimo de grupos implica encontrar el número ideal de grupos que maximice las métricas de evaluación.

4.3. Metodología

La figura 25 presenta la metodología para la creación de modelos.

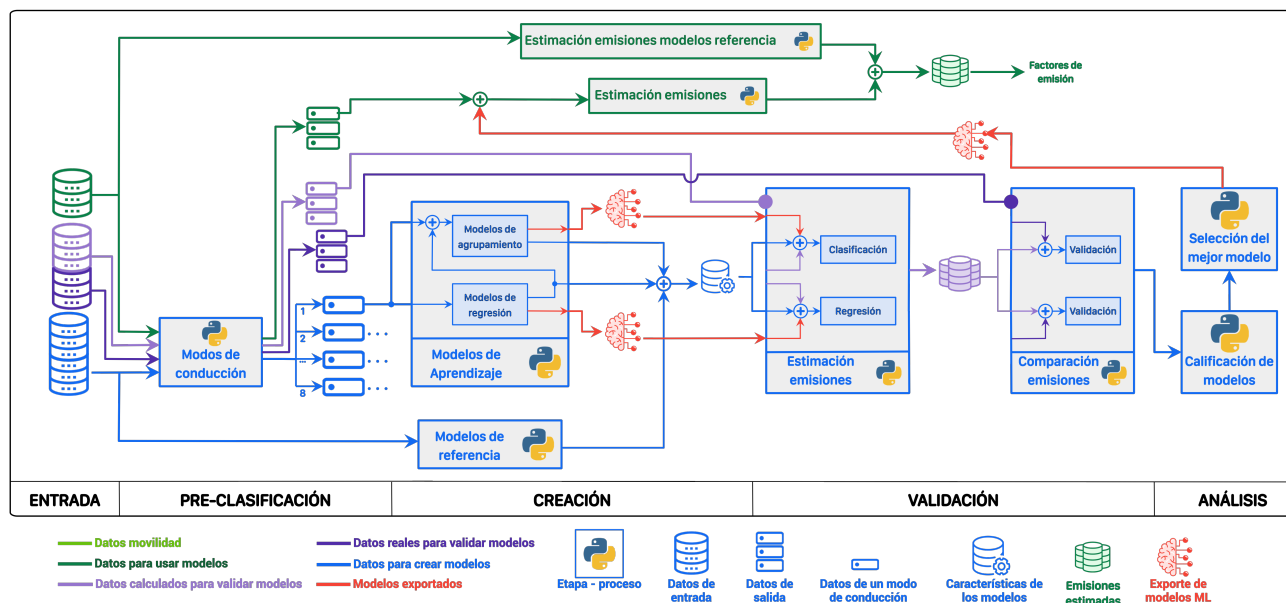


Figura 25: Metodología para desarrollar modelos AMEV

Se tienen cuatro etapas: definición de modos de conducción (pre-clasificación), creación de grupos, validación de modelos y comparación de los modelos (análisis). La definición de modos de conducción consiste en implementar una clasificación, de los datos de modo que se logre separar algunos eventos dinámicos comunes en la conducción. Esta clasificación se conoce como modos de conducción, ya que se realiza en función de las variables $\{V, a, G\}$. Luego, se aplican algunas transformaciones a los datos que permitan visualizar e inferir mejor los resultados. Para esto se usan técnicas de reducción de dimensión como PCA y t-SNE, para tener una representación en dos y tres dimensiones de los datos.

La creación de grupos se hizo de dos formas. La primera corresponde a modelos creados a través de la función de densidad de probabilidad acumulada (*Cumulative Probability Density Function* CPDF) de la VSP. Además, se utilizan algunos modelos comúnmente usados para la estimación de emisiones vehiculares, para tener referentes de comparación en la etapa de análisis. Estas aproximaciones no tienen en cuenta los modos de conducción, excepto para el modelo del AMVA (2018). La segunda alternativa implica tres etapas: (1) entrenar el algoritmo de reforzamiento extremo de gradiente (*Xtreme Gradient Boosting* – XGBoost) [69] para cada modo de conducción, entre cada emisión y algunas variables dinámicas claves. Esto permite cuantificar el grado de importancia de cada variable en el modelo; (2) seleccionar las tres variables más importantes para aplicar los algoritmos de agrupamiento: *K-Means* – KM [70] y propagación de afinidad (*Affinity Propagation* – AP) [71]; (3) utilizar el análisis de varianza para hacer inferencia de los grupos obtenidos con las técnicas de agrupamiento y las emisiones contaminantes, de modo que se reduzcan los grupos, uniendo aquellos grupos vecinos que no tengan diferencias significativas en las emisiones.

La validación de los modelos se hace comparando el factor de emisión medido para cada contaminante, con el estimado mediante cada modelo. El análisis de los modelos se hizo con base en su error de predicción, complejidad, número de parámetros, tiempo de entrenamiento, sensibilidad a la pendiente, y a las incertidumbres.

Adicionalmente, se evaluó el efecto de la determinación de la pendiente en la metodología en la creación de los modelos AME. Para ello, se usó la siguiente metodología para las dos pendientes propuestas en el capítulo 2. Estas son: (1) G_V para una pendiente creada con segmentos de distancia variable con las mediciones GPS de todas las pruebas (ver sección 2.4.3.1); (2) G_C para una pendiente creada con segmentos de distancia constantes, usando los datos GPS de cada prueba (ver sección 2.4.3.2).

4.3.1. Definición de modos de conducción

Inicialmente se usó el modelo MOVES, en el cual el agrupamiento se realiza únicamente mediante la VSP, y se crea un grupo aparte para los datos de operación en ralentí. Los resultados de estimación para la campaña de medición de vehículos pesado con este modelo no fueron satisfactorios, por lo cual se recurrió a un análisis más detallado de los datos, mediante inspección visual. Se encontró que los datos se pueden agrupar inicialmente en función de modos de conducción, definidos a partir características de la vía (pendiente), y dinámica de la conducción (aceleración). Este análisis mostró que los datos de pendiente se pueden separar en tres niveles (subida, llano y bajada), y los de aceleración se pueden separar en tres niveles (aceleración, deceleración, y crucero). No se halló diferencia significativa en cada nivel de aceleración o pendiente, por lo cual no fue necesario subdividir los grupos mencionados. Considerando los datos de ralentí, este análisis resulta en 10 modos de conducción. Al procesar los datos de pendiente según la metodología propuesta en el capítulo 2, se encontró lo datos pertenecen únicamente a dos niveles de pendiente: subida ($G > 0$) y otros ($G \leq 0$)¹⁰. Esto da lugar a dos niveles de pendiente, los cuales se subdividieron a su vez en tres grupos adicionales, dependiendo del estado de aceleración del vehículo (en m/s^2): aceleración ($a > 0.02$), crucero ($a > -0.02 \wedge a \leq 0.02 \wedge v > 0.14$), y deceleración ($a \leq -0.02$). Finalmente, se introduce un grupo adicional que representa la marcha mínima del motor cuando el vehículo está detenido, comúnmente conocido como ralentí. En este grupo se tienen datos de VSP con valor aproximadamente cero [28]. En este grupo la velocidad del vehículo (en km/h) está en el rango $(-0.5, 0.5)$, y su aceleración corresponde al modo de crucero (aproximadamente cero aceleración). En total se tienen siete modos de conducción: ralentí, más las seis combinaciones entre los niveles de pendiente y los grados de aceleración.

4.3.2. Creación de nuevos descriptores

Durante una exploración preliminar para agrupar los datos de emisiones contaminantes, se encontró que el uso del ES ayuda a mejorar los resultados. Sin embargo, la definición original realizada por el IVE [7] no se adapta bien a los datos. Se encontró que al modificar el ES se puede mejorar el agrupamiento. Se define el $\hat{E}S$ como el ES normalizado en el rango de 0 a 1. Esta aproximación permite nivelar los comportamientos de esta señal entre vehículos.

$$\hat{E}S = \frac{ES + \mathbf{min}(ES)}{\mathbf{max}(ES + |\mathbf{min}(ES)|)} \quad (28)$$

¹⁰En esta investigación se encontró no hay datos con pendiente cero (llano)

Con esta nueva variable, se definió también una VSP modificada, VSP_m , la cual relaciona las demandas energéticas del vehículo con el grado de exigencia del motor.

$$VSP_m = \frac{VSP}{\widehat{ES}} \quad (29)$$

Se encontró que la VSP modificada permite mejorar el agrupamiento durante la exploración preliminar de los datos, y por lo tanto se usa en las siguientes etapas de la metodología, como posible descriptor.

4.3.3. Transformación de datos

La transformación de datos consiste en implementar técnicas de reducción de dimensión para los datos dinámicos $\mathbf{x} = \{V, a, VSP, ES, VSP_m\}$. Estas técnicas sirven como apoyo en el desarrollo de los modelos. Sin embargo, este proceso no se considera una etapa en el desarrollo de los modelos debido a que su uso consiste en visualizar los resultados de los diferentes modelos en espacios no correlacionados.

Para cada modo de conducción se implementaron dos técnicas de reducción de dimensión. La primera es el análisis de componentes principales (PCA), el cual crea una nueva representación de los datos en un espacio donde las nuevas variables no están correlacionadas, y busca explicar la varianza de los datos iniciales en las nuevas componentes, mediante una transformación lineal. La segunda técnica es la incrustación de vecinos estocásticos usando la distribución t (t-SNE). El objetivo del algoritmo es determinar un espacio de menor dimensión que conserve la misma distancia entre los puntos que el espacio original. Para ello, t-SNE crea una distribución de probabilidad que representa las similitudes entre vecinos en el espacio de gran dimensión y en el espacio de menor dimensión. El algoritmo se divide en tres pasos: primero, se calculan las similitudes entre los puntos en el espacio original; segundo, se calculan las similitudes entre los puntos en el espacio de menor dimensión; y tercero, se minimiza la diferencia entre las dos distribuciones de probabilidad [67, 68].

4.3.4. Creación de modelos

La creación de modelos \hat{f} se hace de tres formas: la primera con aproximaciones comúnmente usadas en la literatura, que consisten en separar los datos en rangos de variables y el uso de funciones de densidad de probabilidad. La segunda consiste en usar técnicas de aprendizaje supervisado mediante métodos de ensamble, basados en árboles para entrenar modelos de regresión. Esta técnica también permite determinar la relevancia de variables en el modelo. Finalmente, la tercera se

basa en la aplicación de técnicas de aprendizaje no supervisado, específicamente los algoritmos de agrupamiento, para crear grupos con similitudes dinámicas e inferir el comportamiento de las emisiones en cada grupo.

Adicionalmente, se aplicó un análisis de varianza (ANOVA) para evaluar las diferencias en la variable (\dot{m}_j) entre los grupos vecinos definidos por las variables (\mathbf{x}). Esto permite reducir el número de grupos uniendo aquellos grupos que sin diferencias significativas en la emisión. Esto implica tener un modelo por cada vehículo y para cada emisión.

4.3.4.1 Implementación de modelos de referencia

En este tipo de modelos se crean grupos separando un espacio vectorial en rangos de variables. Cada rango representa un grupo con valores representativos de las emisiones. Como resultado se obtiene un modelo de clasificación de emisiones dinámicas. Esta metodología se presenta en la figura 26.

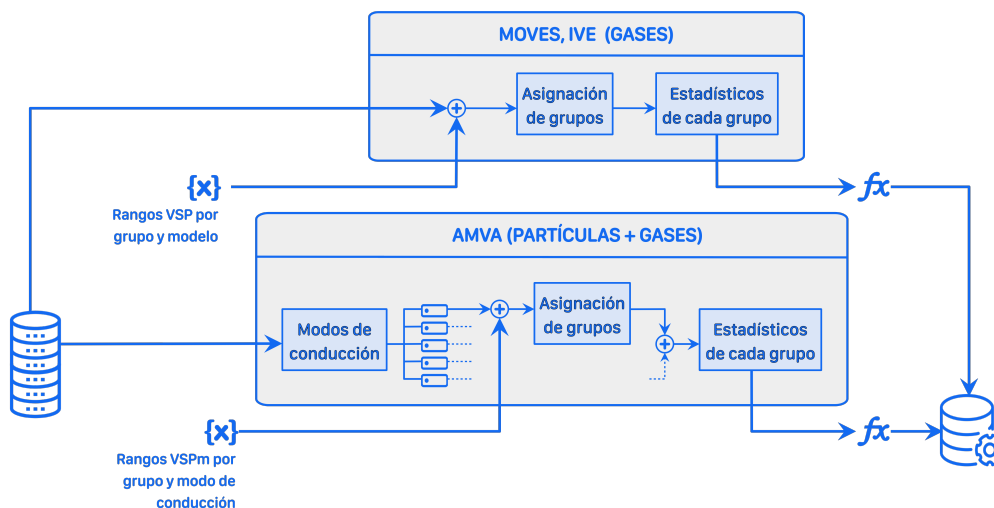


Figura 26: Metodología para implementar modelos de referencia

Se evaluaron los siguientes modelos: (1) MOVES 2002 [9] que crea los grupos en función de rangos de VSP(14 grupos); (2) MOVES 2015 [31], que crea los grupos en función de los modos de conducción, de la VSP y de V (23 grupos); (3) IVE 2005 [7] que crea los grupos en función de rangos de VSP y ES (60 grupos); (4) AMVA 2018 [47], que crea los grupos en función de los modos de conducción y de la VSP y del ES normalizado para cada vehículo (cantidad de grupos variable,

dependiente del vehículo y de la emisión)¹¹.

4.3.4.2 Creación de modelos basados en la distribución de la VSP

Adicionalmente, se crean dos modelos a través de la función de densidad de probabilidad de la VSP. El primer modelo contiene en cada grupo un máximo de 5 % de los datos de entrenamiento. El segundo posee un 10 %. Cada uno de estos modelos se creó con las dos aproximaciones de pendiente. La metodología para crear estos modelos se presenta en la figura 27.



Figura 27: Metodología para crear modelos basados en la VSP

4.3.4.3 Creación de modelos con técnicas de aprendizaje supervisado

Para cada combinación (modo de conducción, vehículo) se usó el algoritmo XGBoost para entrenar un modelo de regresión (XGBRegressor) para las variables de entrada $\mathbf{x} = \{V, a, \text{VSP}, \text{ES}, \bar{\text{VSP}}_m\}$ y cada variable de salida $\mathbf{y} = \{\dot{m}_j\} = \{\dot{m}_{CO_2}, \dot{m}_{CO}, \dot{m}_{NO_x}, \dot{m}_{HC}, \dot{m}_{PM_{2.5}}, \dot{m}_{PM_{10}}, \dot{n}_{PM_{2.5}}, \dot{n}_{PM_{10}}\}$. Por modo de conducción y vehículo se crean 8 modelos, usando la metodología mostrada en la figura 28.

El XGBoost es un algoritmo de aprendizaje no paramétrico basado en métodos de ensamble de varios árboles de decisión. Este método crea árboles dividiendo un espacio vectorial \mathbb{R}^p . El modelo de regresión XGBRegressor es un tipo de árbol de regresión potenciado, que utiliza el algoritmo XGBoost para crear y combinar múltiples árboles de decisión. Este algoritmo es uno de los más populares y eficientes en el campo del aprendizaje automático, ya que ofrece un alto rendimiento, una rápida ejecución y una buena capacidad de generalización. El modelo XGBRegressor tiene varios hiperparámetros que se pueden ajustar para mejorar su precisión y evitar el sobreajuste¹²,

¹¹Los modos de conducción usados para este modelo son diferentes de los usados en esta investigación

¹²El sobreajuste es el efecto de entrenar un modelo de aprendizaje automático con datos que no representan bien la realidad, haciendo que el modelo se adapte demasiado a ellos y pierda capacidad de generalizar a datos nuevos.

tales como la profundidad máxima de los árboles, la tasa de aprendizaje, el número de estimadores y la regularización.

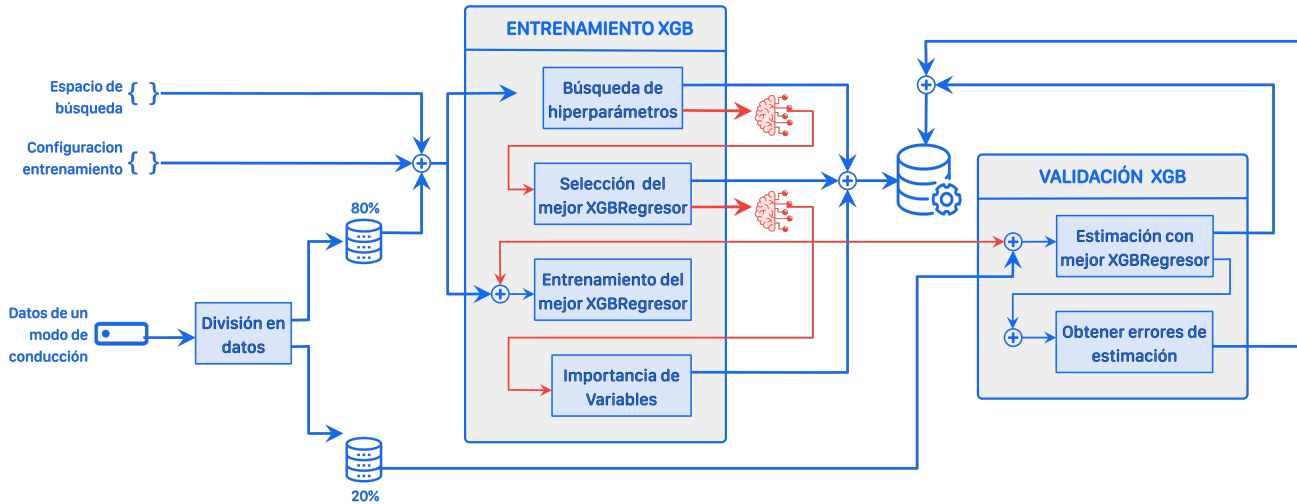


Figura 28: Metodología para crear modelos con algoritmo de regresión XGBRegressor

Para entrenar un modelo de regresión XGBoost se necesitan datos de entrenamiento y datos de validación. Estos últimos representan un porcentaje (20%) de los datos para crear los modelos, así como un espacio de búsqueda de los hiperparámetros del modelo. Estos datos de validación no pertenecen a las pruebas de validación realizadas, es decir, que se toman de los datos medidos para la creación de los modelos.

La búsqueda aleatoria de hiperparámetros es una técnica que explora el espacio de posibles valores de los parámetros de un modelo de aprendizaje automático, seleccionando al azar una combinación de valores en cada iteración. Esta técnica es útil cuando se tiene un gran número de hiperparámetros y se desconoce su efecto sobre el rendimiento del modelo. La ventaja de la búsqueda aleatoria es que puede encontrar buenos valores de los hiperparámetros con menos iteraciones que una búsqueda exhaustiva, como la búsqueda en malla. La determinación de hiperparámetros se hizo con una búsqueda aleatoria con 100 simulaciones. En cada simulación se entrena un modelo XGBRegressor con los datos de entrenamiento (80%) y la combinación aleatoria de hiperparámetros, y se estiman las emisiones a partir de los datos de validación (20%), para obtener métricas estadísticas que describen la dispersión y bondad de ajuste de ese modelo. Los mejores hiperparámetros son aquellos que cumplen que la bondad de ajuste $-r^2$ sea el máximo dentro de todas las posibles combinaciones de búsqueda. Los hiperparámetros para la búsqueda aleatoria del XGBRegressor se presentan en la tabla 15, donde `uniform()` representa una distribución normal

con promedio (*loc*) y desviación estándar (*scale*), y la función `randint()` genera números aleatorios en el rango dado.

Tabla 15: Espacio de búsqueda de hiperparámetros para el algoritmo XGBoost

Símbolo	Parámetro	Distribución
η	Tasa de aprendizaje – <code>learning_rate</code>	<code>uniform(loc=0.01, scale=0.1)</code>
n	Número de estimadores – <code>n_estimators</code>	<code>randint(5, 100)</code>
d	Profundidad del árbol – <code>max_depth</code>	<code>randint(5, 10)</code>
ω	Número de datos por nodo – <code>min_child_weight</code>	<code>randint(5, 15)</code>
c	Porcentaje de remuestreo – <code>subsample</code>	<code>uniform(loc=0.6, scale=0.2)</code>
α	Parámetro penalización – <code>reg_alpha</code>	<code>uniform(loc=0.05, scale=0.45)</code>
λ	Parámetro penalización – <code>reg_lambda</code>	<code>randint(1, 10)</code>

La importancia de variables se cuantificó con todos los modelos XGBRegressor que se entrenaron en esta etapa de la metodología. Cada XGBRegressor da un peso a cada variable basado en la cantidad de veces que esa variable se usa para dividir los árboles. La suma de los pesos para cada XGBRegressor es 1. Esta información se usó para seleccionar las variables más relevantes y reducir la dimensionalidad de los datos, lo que facilita la aplicación de algoritmos de agrupamiento en la siguiente etapa.

4.3.4.4 Creación de grupos con técnicas de aprendizaje no supervisado

Para cada combinación (modo de conducción, vehículo) se aplicó la metodología presentada en la figura 29, la cual presenta las principales etapas en la creación de un modelo de aprendizaje no supervisado basado en agrupamiento de datos.

Inicialmente se aplica la estandarización de los datos, la cual es una técnica que transforma los valores de una variable numérica para que tengan una media de cero y una desviación estándar de uno. Esto facilita la comparación de los datos entre diferentes grupos o distribuciones y mejora el rendimiento de algunos algoritmos de aprendizaje automático.

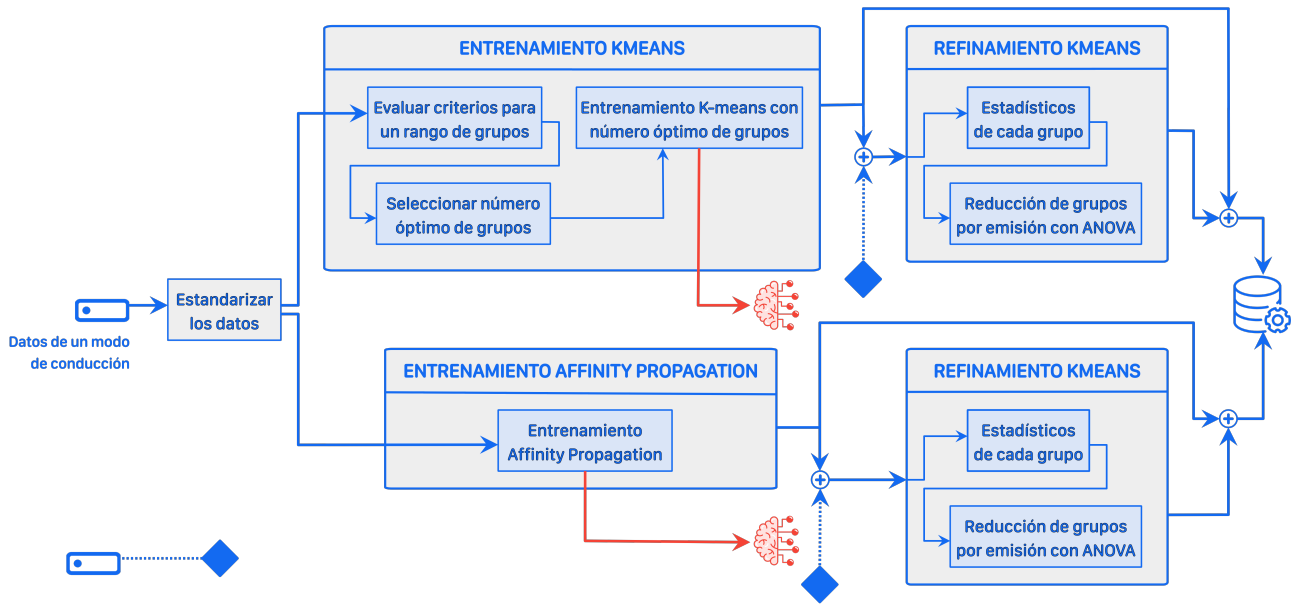


Figura 29: Metodología para crear modelos con algoritmos de agrupamiento

Posteriormente, se implementan dos algoritmos de agrupamiento para las variables más representativas obtenidas en el proceso de importancia de variables. El primer algoritmo es la técnica de K-Medias (KM), y el segundo es la técnica de propagación de afinidad (AP). Ambos buscan encontrar grupos naturales o *clusters* en los datos. La técnica de K-Means es simple y rápida, pero depende de la elección inicial de los centroides y puede quedar atrapada en óptimos locales. La técnica de propagación de afinidad es más flexible y robusta, pero requiere más tiempo y memoria computacional, y puede producir resultados inconsistentes. No hay criterio único para seleccionar un modelo de agrupamiento, sino que se debe evaluar cada uno según las características de los datos y el propósito del estudio. Esta evaluación se hace con algunas métricas para comparar diferentes modelos, como el índice de Calinski-Harabasz [72], el coeficiente de silueta [73], o el índice de Davies-Bouldin [74]. Estas medidas evalúan la calidad del agrupamiento basándose en la cohesión interna y la separación externa de los grupos.

La técnica KM requiere como hiperparámetro el número de grupos, y se usa cuando los datos son linealmente separables. Este algoritmo asigna cada punto a uno de los K grupos, minimizando la distancia entre el punto y el centroide del grupo. El centroide es el punto medio de todos los puntos del grupo. El algoritmo se repite hasta que no hay cambios en la asignación de los puntos. Para la selección del número de grupos se evalúan métricas estadísticas que describen la calidad

del agrupamiento.

La AP permite encontrar el número óptimo de grupos, y se usa cuando los datos tienen una estructura compleja o no lineal. Este algoritmo trata cada punto como un posible centroide, y calcula la similitud entre cada par de puntos. Luego, se utiliza esta información para actualizar la preferencia de cada punto para ser un centroide. El algoritmo se repite hasta que se alcanza un criterio de convergencia.

4.3.4.5 Emisiones representativas de cada grupo

Esta etapa se aplica a los modelos obtenidos con técnicas de agrupamiento de datos. Para cada grupo se calculan parámetros representativos para las variables VSP y cada emisión \hat{m}_j . Esto implica calcular métricas estadísticas de la distribución de estas variables¹³, aplicar un análisis de distribución de frecuencias para determinar la distribución, e implementar pruebas de normalidad de datos. También se calculan parámetros asociados a la incertidumbre de la emisión \hat{m}_j , propagando la incertidumbre a través de una serie de Taylor.

4.3.5. Validación de los modelos

La metodología para la validación de los modelos se presenta en la figura 30.

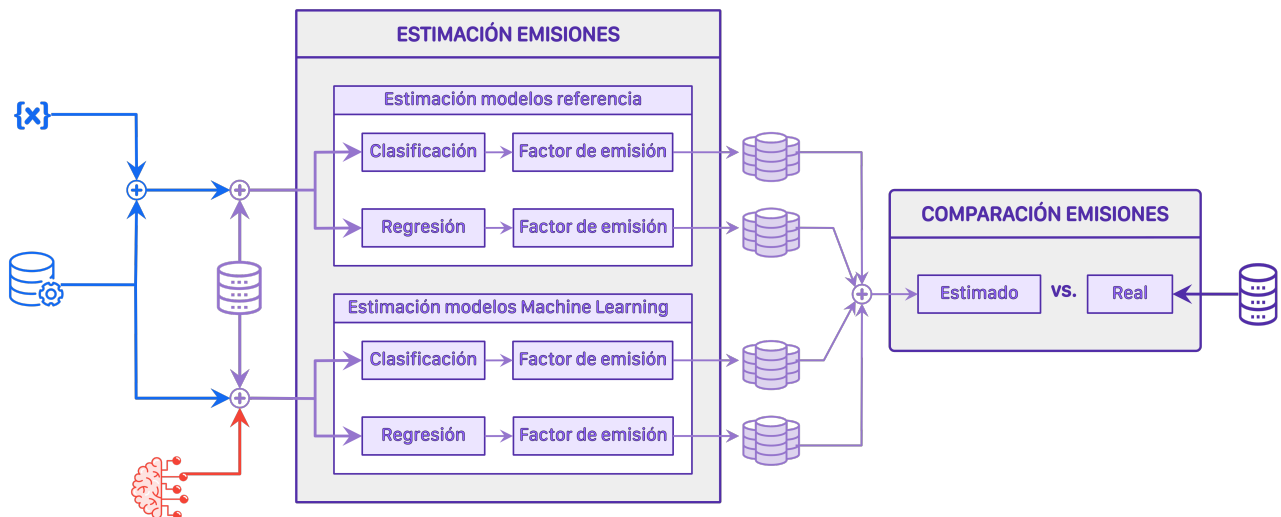


Figura 30: Metodología de validación de modelos AMEV

¹³Promedio, desviación estándar, mediana, cuartiles, y tipo de distribución.

La validación de los modelos se hace comparando los factores de emisión medidos, con aquellos estimados mediante los modelos, para las pruebas de validación. Se toman dos enfoques, el primero de clasificación y el segundo de regresión.

El enfoque de clasificación consiste en estimar las emisiones clasificando datos dinámicos en grupos (*bins*). Es decir, se busca asignar $\mathbf{x}(i)$ a un grupo que tenga condiciones dinámicas similares. La masa de cada contaminante en un grupo se obtiene multiplicando la cantidad de tiempo (datos) por el flujo másico representativo en éste. De esta manera se puede calcular la masa emitida en toda la prueba sumando la masa correspondiente a cada grupo. La figura 31 presenta un detalle gráfico de esta forma de cálculo.

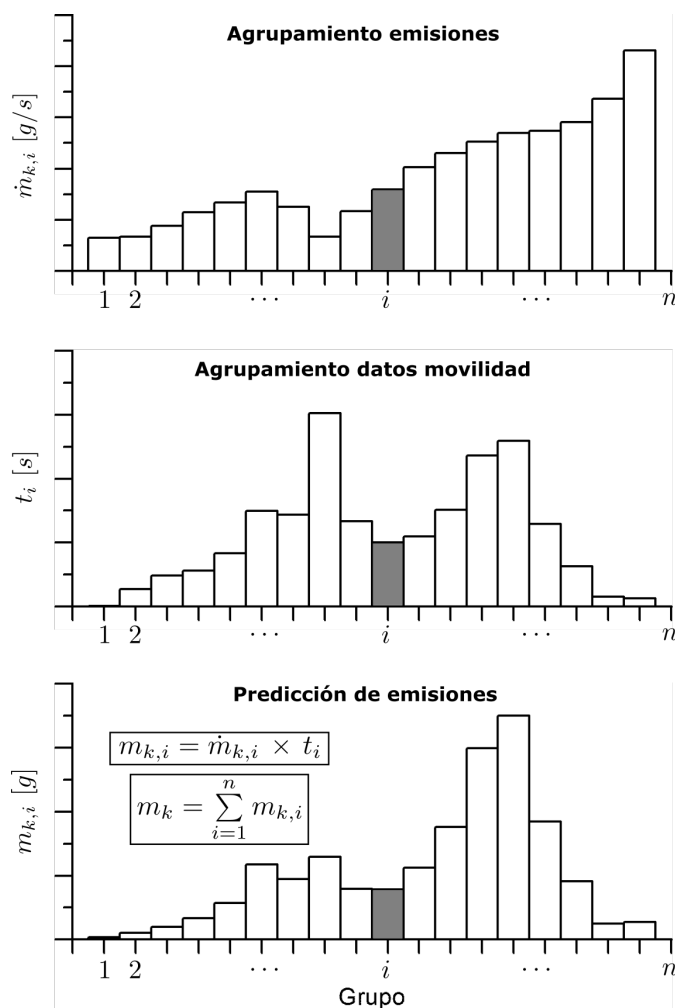


Figura 31: Metodología de estimación de factores de emisión con modelos de análisis modal

El segundo enfoque consiste en estimar el flujo másico de contaminantes $\dot{m}_j(i)$ con base en las

variables $\mathbf{x}(i)$, mediante un modelo de regresión. Para los modelos tradicionales se buscó un método de interpolación que tuviera una bondad de ajuste alta entre las variables $\{\dot{m}_j, VSP\}$. Para los modelos ML se usaron modelos XGBRegressor para estimar la masa en función de las variables $\{V, a, VSP, ES, VSP_m\}$. La masa total de la prueba de validación se obtiene integrando el flujo másico en el tiempo.

4.4. Resultados

En esta sección se presentan los resultados del capítulo en el orden presentado en la metodología. Se comienza presentando los modos de conducción y se visualizan los datos dinámicos en espacios no correlacionados mediante técnicas de visualización de datos. Después, se crean los modelos de referencia, así como aquellos con técnicas de aprendizaje supervisadas y con técnicas no supervisadas. Luego, se validan los modelos estimando las emisiones a partir de datos GPS y comparándolas con las mediciones experimentales. Finalmente, se analizan los resultados usando algunos criterios de evaluación.

4.4.1. Modos de conducción

La tabla 16 presenta la cantidad de datos por modo de conducción para ambas formas de cálculo de la pendiente. En total se tienen siete modos de conducción: (1 - AS) Aceleración Subida, (2 - AO) Aceleración Otros, (3 - CS) Crucero Subida, (4 - CO) Crucero Otros, (5 - DS) Deceleración Subida, (6 - DO) Deceleración Otros, (7 - R) Ralenti.

Se observa que la cantidad de datos por modo de conducción son parecidas para las pendientes G_C y G_V . Se observan diferencias (máximo de 2,420 datos) entre los datos que conforman los modos de conducción, característica que es común para todos los vehículos. Además, se encontró que la distribución de datos en los modos de conducción es muy homogénea para vehículos de la misma categoría vehicular. Esto se debe a las características intrínsecas del patrón de conducción con el cual se obtuvieron los datos. Para los camiones pequeños y volquetas no se presenta este comportamiento debido a que para CP-1 y V2 se posee casi el doble de pruebas. Sin embargo, se observa que la proporción es casi la mitad.

Tabla 16: Datos por modo de conducción para las tres formas de cálculo de la pendiente

Vehículo	G	1 - AS	2 - AO	3 - CS	4 - CO	5 - DS	6 - DO	7.1 - DS	7.2 - DS	Total
B1	G_C	14,866	14,179	1,456	1,303	13,035	11,889	4,854	4,417	65,999
B1	G_V	14,368	14,677	1,406	1,353	12,535	12,389	4,661	4,610	65,999
B2	G_C	7,111	6,834	761	613	6,973	6,352	2,225	2,035	32,904
B2	G_V	6,730	7,215	829	545	6,747	6,578	2,146	2,114	32,904
B3	G_C	13,498	13,356	1,679	1,437	12,952	14,203	3,608	5,296	66,029
B3	G_V	13,622	13,232	1,846	1,270	13,151	14,004	4,377	4,527	66,029
B4	G_C	15,852	11,593	1,750	1,408	15,398	10,421	6,415	3,270	66,107
B4	G_V	13,497	13,948	1,491	1,667	13,025	12,794	5,041	4,644	66,107
CG-1	G_C	10,427	10,518	881	977	7,986	8,679	2,403	2,420	44,291
CG-1	G_V	10,574	10,371	897	961	8,245	8,420	2,404	2,419	44,291
CG-2	G_C	10,229	10,292	752	719	8,587	8,630	2,818	2,340	44,367
CG-2	G_V	10,214	10,307	750	721	8,554	8,663	2,639	2,519	44,367
CP-1	G_C	21,281	21,304	1,235	1,710	16,865	17,810	4,947	4,393	89,545
CP-1	G_V	21,607	20,978	1,197	1,748	16,529	18,146	5,389	3,951	89,545
CP-2	G_C	9,250	10,027	740	799	9,884	9,405	2,681	1,996	44,782
CP-2	G_V	9,141	10,136	733	806	9,787	9,502	2,696	1,981	44,782
V1	G_C	12,357	12,070	3,524	2,890	10,816	10,952	3,306	3,282	59,197
V1	G_V	12,220	12,207	3,282	3,132	10,753	11,015	3,303	3,285	59,197
V2	G_C	31,250	31,780	9,600	7,757	30,946	29,646	6,153	10,634	157,766
V2	G_V	31,255	31,775	8,716	8,641	30,316	30,276	8,573	8,214	157,766

4.4.2. Técnicas de visualización de datos

La figura 32 presenta la transformación de los datos con las técnicas de reducción de dimensión t-SNE y PCA para el modo de conducción 1 - AS del vehículo B1. PCA no separa claramente los grupos porque es una transformación lineal. Por el contrario, se observa que t-SNE logra separar mejor los datos en grupos. Esto se debe a que t-SNE es una transformación no lineal. C_1 y C_2 son las componentes no correlacionadas usadas para visualización en esta preliminar.

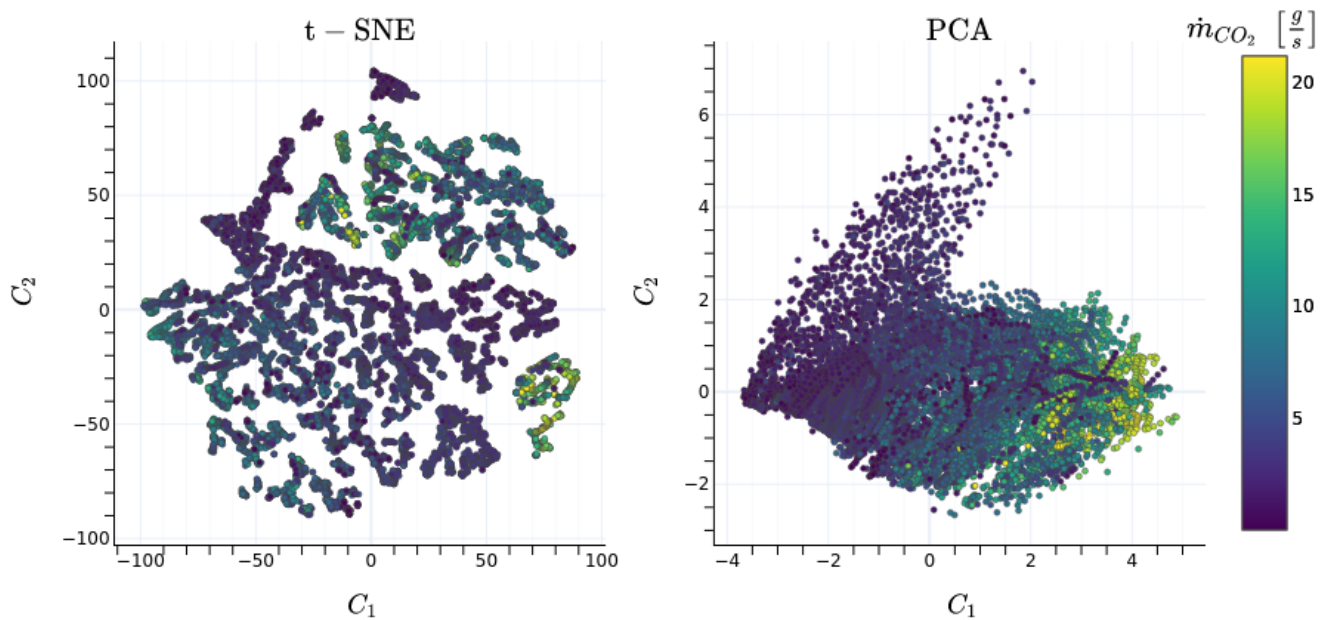


Figura 32: Representación 2D de para el modo de conducción 1 - AS (aceleración + subida) para el vehículo B1

Independientemente de la técnica de reducción de dimensión, se observa una tendencia en las emisiones de estas técnicas a la hora de transformar los datos dinámicos. Es decir, se observa que con t-SNE hay grupos de datos con emisiones altas y bajas. Y con PCA se observa que entre más alta la componente C_1 , más alta la emisión.

4.4.3. Creación de modelos

La creación de modelos se hizo en cuatro etapas. La primera consiste en implementar los modelos de referencia (MOVES e IVE), los cuales crean grupos a partir de la segmentación de una o varias variables dinámicas. La segunda consiste en crear modelos a partir de la función de densidad de probabilidad de la VSP. La tercera consiste en entrenar modelos de regresión basados en árboles de decisión. Finalmente, la cuarta etapa consiste en implementar modelos de agrupamiento para las variables dinámicas más importantes.

4.4.3.2 Modelos basados en la distribución de la VSP

Inicialmente se crean dos modelos nuevos que garantizan que cada grupo tenga una fracción n de los datos. Con $n = 0.05$ se crea el modelo con grupos que contienen máximo el 5 % de los datos dinámicos, y con $n = 0.1$ se crea el modelo con grupos de máximo 10 %. Los rangos se crean con los valores de VSP_i que se obtienen a partir de la función de densidad de probabilidad acumulada (CPDF) de la VSP, buscando aquellos puntos donde se cumpla la condición de la ecuación 30. No se exploran grupos con mayor contenido de datos, ya que esto puede introducir diferencias significativas en las emisiones dentro del mismo grupo [9].

$$\{VSP_i \mid \text{CPDF}(VSP) = n \cdot i\} \forall i \in \left[1, 2, \dots, \frac{1}{n}\right] \quad (30)$$

Para cada modelo se tienen dos posibles aproximaciones, asociadas con las dos formas de determinar la pendiente. La tabla 17 presenta los rangos de VSP para el modelo que garantiza que cada grupo tiene el 5 % de los datos totales.

Tabla 17: Rangos de VSP [kW/ton] creados con $n = 0.05$ para la función de densidad acumulada para el vehículo B1

Grupo	G_C	G_V
1	$VSP < -38.32$	$VSP < -37.1$
2	$-38.32 \leq VSP < -7.81$	$-37.1 \leq VSP < -7.91$
3	$-7.81 \leq VSP < -3.99$	$-7.91 \leq VSP < -3.81$
4	$-3.99 \leq VSP < -2.36$	$-3.81 \leq VSP < -2.27$
5	$-2.36 \leq VSP < -1.81$	$-2.27 \leq VSP < -1.76$
6	$-1.81 \leq VSP < -1.27$	$-1.76 \leq VSP < -1.25$
7	$-1.27 \leq VSP < -0.72$	$-1.25 \leq VSP < -0.74$
8	$-0.72 \leq VSP < -0.18$	$-0.74 \leq VSP < -0.23$
9	$-0.18 \leq VSP < 0.37$	$-0.23 \leq VSP < 0.29$
10	$0.37 \leq VSP < 0.91$	$0.29 \leq VSP < 0.8$
11	$0.91 \leq VSP < 2.0$	$0.8 \leq VSP < 1.82$
12	$2.0 \leq VSP < 3.09$	$1.82 \leq VSP < 2.85$
13	$3.09 \leq VSP < 4.72$	$2.85 \leq VSP < 4.38$
14	$4.72 \leq VSP < 7.45$	$4.38 \leq VSP < 7.46$
15	$VSP \geq 7.45$	$VSP \geq 7.46$

En la tabla se observa que la creación de grupos se afecta por el cálculo de la pendiente, dado que los grupos poseen límites inferiores y superiores diferentes para cada grupo. Este comportamiento se debe a que la VSP depende de la pendiente para crear estos modelos. Además no se requiere que las emisiones contaminantes estén sincronizadas con los datos dinámicos, debido a que no se necesitan las emisiones contaminantes para definir rangos de VSP.

Cada medición queda clasificada con base en los rangos de VSP para los modelos (5 %, 10 %). Posteriormente, se calcularon los parámetros representativos de cada grupo para cada modelo. Estos parámetros son métricas estadísticas calculadas para la distribución de la VSP y de los flujos máscicos \dot{m}_j de cada contaminante.

La figura 34 presenta los efectos del cálculo de la pendiente en el modelo creado limitando los grupos a 5% de los datos, para el vehículo V1 y la emisión de CO₂. La figura presenta como valor representativo de cada grupo la mediana y la incertidumbre calculada con una contribución aleatoria y sistemática.

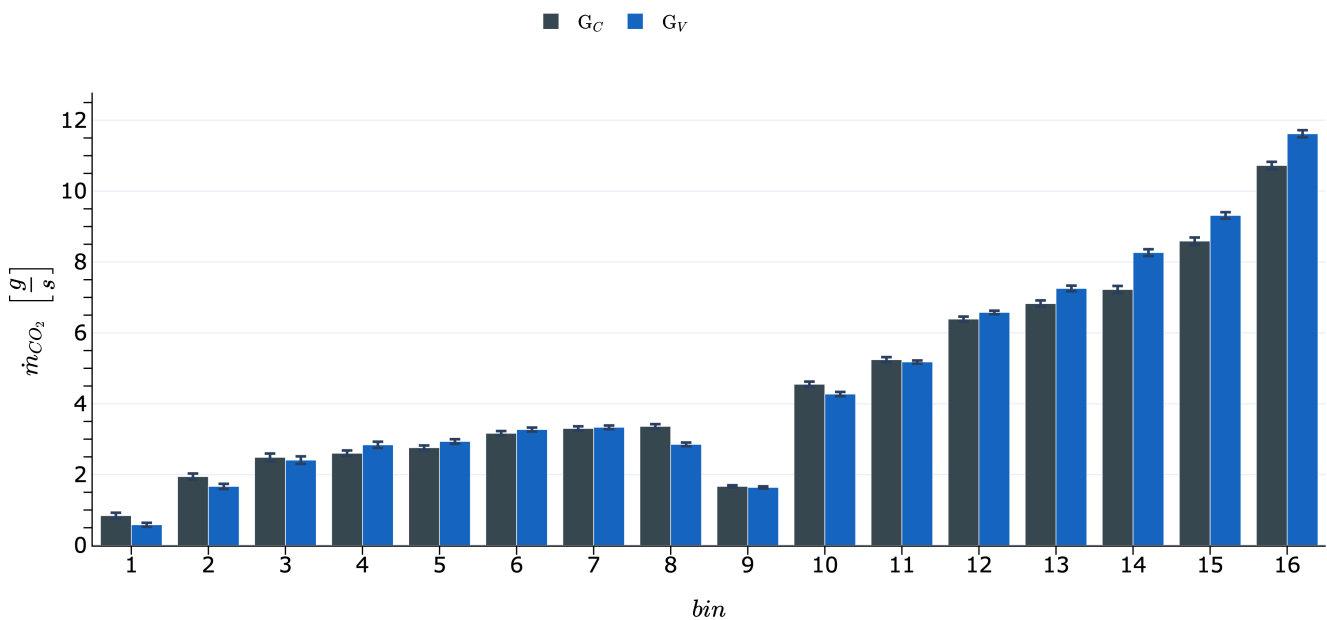


Figura 34: Modelo para la emisión CO₂ con el grupos que contengan el 5% de los datos para el vehículo V1

Los resultados presentados en la figura permiten concluir que hay pocas diferencias entre los comportamientos de los grupos obtenidos con las pendientes G_C y G_V .

4.4.3.3 Modelos con técnicas de aprendizaje supervisado

Inicialmente se dividen los datos de un vehículo en los modos de conducción. Para cada modo de conducción se hace una subdivisión en datos de entrenamiento (80 %) y datos de validación (20 %), y se procede a construir un modelo XGBRegressor de la forma $\hat{m}_j = f(V, a, VSP, ES, VSP_m)$ para cada emisión. Cada XGBRegressor se construye usando la búsqueda aleatoria de hiperparámetros con 100 simulaciones que permite seleccionar un XGBRegressor que garantice la mejor bondad de ajuste (r^2) entre cada emisión para los datos de validación.

Para analizar la importancia de las variables y el grado de bondad de ajuste de cada emisión, se usaron los modelos XGBRegressor de todos los vehículos. Para los 10 vehículos, los 6 modos de conducción (no se incluyen los datos de ralentí), las 8 emisiones, y las dos formas de cálculo de la pendiente, se deben crear 960 modelos en total. Algunos vehículos no tienen mediciones de NOx, y la comparación del cálculo de la pendiente se realizó para los vehículos B1, B2, B3, B4, CG-1 y CG-2. Por lo tanto, se entrenaron el 71.9% de los modelos posibles que corresponden a 690 modelos.

La métricas estadísticas de la distribución de r^2 de los mejores modelos se presenta en la tabla 18. En ésta se muestra el efecto del cálculo de la pendiente en el valor de r^2 para cada emisión. La tabla presenta el promedio y la desviación estándar, y entre paréntesis la mediana y el rango intercuartílico.

La bondad de ajuste es una aproximación a la precisión con la cual un modelo de aprendizaje de datos puede estimar una emisión a través modelos de regresión basados en árboles. El 2.84 % de los modelos presentan valores de r^2 negativos, lo que indica que estos modelos no son capaces de estimar correctamente las emisiones, es decir, el modelo tiene sobre-ajuste (overfitting)¹⁴. El promedio y la mediana no difieren mucho, lo cual indica que la distribución de r^2 es aproximadamente simétrica para cada vehículo y emisión. Se observa que hay modelos más robustos para algunos vehículos.

¹⁴Como se mencionó previamente, el overfitting es un problema que ocurre cuando un modelo de aprendizaje automático se ajusta demasiado a los datos de entrenamiento y pierde la capacidad de generalizar a nuevos datos. Es como si el modelo memorizara los datos de entrenamiento en lugar de aprender los patrones subyacentes

Tabla 18: Parámetros estadísticos para distribución de la bondad de ajuste r^2

Emisión	G	B1	B2	B3	B4	CG-1	CG-2	CP-1	CP-2	V1	V2
\dot{m}_{CO}	G _C	0.57 ± 0.12 (0.6 ± 0.13)	0.62 ± 0.05 (0.64 ± 0.08)	0.71 ± 0.1 (0.69 ± 0.1)	0.64 ± 0.15 (0.55 ± 0.21)	0.45 ± 0.2 (0.33 ± 0.25)	0.45 ± 0.13 (0.44 ± 0.15)	0.56 ± 0.11 (0.56 ± 0.16)	0.4 ± 0.09 (0.43 ± 0.13)	0.46 ± 0.16 (0.38 ± 0.18)	0.62 ± 0.06 (0.62 ± 0.07)
	G _V	0.55 ± 0.12 (0.57 ± 0.18)	0.62 ± 0.03 (0.62 ± 0.04)	0.69 ± 0.1 (0.66 ± 0.07)	0.63 ± 0.15 (0.55 ± 0.27)			0.45 ± 0.07 (0.42 ± 0.09)	0.43 ± 0.08 (0.44 ± 0.09)		
\dot{m}_{CO_2}	G _C	0.73 ± 0.1 (0.72 ± 0.14)	0.74 ± 0.09 (0.76 ± 0.13)	0.8 ± 0.13 (0.85 ± 0.21)	0.67 ± 0.15 (0.73 ± 0.19)	0.74 ± 0.12 (0.78 ± 0.16)	0.77 ± 0.09 (0.76 ± 0.1)	0.66 ± 0.11 (0.65 ± 0.16)	0.62 ± 0.15 (0.62 ± 0.17)	0.79 ± 0.05 (0.78 ± 0.07)	0.74 ± 0.07 (0.72 ± 0.11)
	G _V	0.7 ± 0.11 (0.69 ± 0.17)	0.73 ± 0.11 (0.75 ± 0.16)	0.78 ± 0.18 (0.86 ± 0.3)	0.73 ± 0.17 (0.79 ± 0.22)			0.7 ± 0.18 (0.75 ± 0.22)	0.63 ± 0.15 (0.63 ± 0.2)		
\dot{m}_{HC}	G _C	0.56 ± 0.05 (0.57 ± 0.1)	0.53 ± 0.1 (0.52 ± 0.19)	0.54 ± 0.06 (0.53 ± 0.04)	0.52 ± 0.12 (0.47 ± 0.1)	0.34 ± 0.15 (0.39 ± 0.18)	0.23 ± 0.11 (0.22 ± 0.14)	0.24 ± 0.08 (0.27 ± 0.14)	0.28 ± 0.12 (0.32 ± 0.12)	0.45 ± 0.08 (0.46 ± 0.11)	0.36 ± 0.05 (0.36 ± 0.04)
	G _V	0.58 ± 0.06 (0.58 ± 0.07)	0.56 ± 0.08 (0.57 ± 0.08)	0.53 ± 0.08 (0.51 ± 0.14)	0.56 ± 0.12 (0.52 ± 0.19)			0.35 ± 0.02 (0.36 ± 0.02)	0.32 ± 0.09 (0.36 ± 0.08)		
\dot{m}_{NO_x}	G _C	0.64 ± 0.11 (0.66 ± 0.18)	0.57 ± 0.07 (0.57 ± 0.06)	0.69 ± 0.12 (0.76 ± 0.16)	0.52 ± 0.15 (0.55 ± 0.18)	0.55 ± 0.12 (0.58 ± 0.16)	0.49 ± 0.14 (0.48 ± 0.08)				
	G _V	0.65 ± 0.1 (0.68 ± 0.16)	0.58 ± 0.12 (0.55 ± 0.18)	0.64 ± 0.21 (0.77 ± 0.26)	0.44 ± 0.08 (0.43 ± 0.11)						
\dot{m}_{PM10}	G _C	0.38 ± 0.19 (0.37 ± 0.24)	0.36 ± 0.17 (0.35 ± 0.33)	0.48 ± 0.13 (0.52 ± 0.23)	0.32 ± 0.15 (0.4 ± 0.18)	0.37 ± 0.2 (0.39 ± 0.24)	0.34 ± 0.13 (0.33 ± 0.15)	0.38 ± 0.12 (0.38 ± 0.21)	0.31 ± 0.23 (0.25 ± 0.41)	0.31 ± 0.15 (0.26 ± 0.21)	0.3 ± 0.14 (0.27 ± 0.09)
	G _V	0.37 ± 0.18 (0.34 ± 0.29)	0.41 ± 0.15 (0.48 ± 0.19)	0.47 ± 0.15 (0.5 ± 0.27)	0.33 ± 0.14 (0.29 ± 0.15)			0.24 ± 0.09 (0.24 ± 0.09)	0.3 ± 0.15 (0.28 ± 0.06)		
$\dot{m}_{PM2.5}$	G _C	0.52 ± 0.12 (0.56 ± 0.19)	0.52 ± 0.11 (0.47 ± 0.16)	0.45 ± 0.1 (0.49 ± 0.14)	0.39 ± 0.18 (0.48 ± 0.14)	0.35 ± 0.2 (0.33 ± 0.14)	0.43 ± 0.14 (0.44 ± 0.18)	0.39 ± 0.11 (0.37 ± 0.21)	0.35 ± 0.26 (0.43 ± 0.53)	0.46 ± 0.16 (0.48 ± 0.23)	0.29 ± 0.2 (0.24 ± 0.12)
	G _V	0.49 ± 0.14 (0.48 ± 0.28)	0.53 ± 0.08 (0.54 ± 0.15)	0.47 ± 0.12 (0.49 ± 0.2)	0.34 ± 0.1 (0.32 ± 0.09)			0.28 ± 0.01 (0.28 ± 0.01)	0.32 ± 0.16 (0.31 ± 0.16)		
\dot{n}_{PM10}	G _C	0.68 ± 0.09 (0.67 ± 0.11)	0.68 ± 0.08 (0.66 ± 0.15)	0.64 ± 0.05 (0.62 ± 0.03)	0.52 ± 0.04 (0.52 ± 0.05)	0.47 ± 0.23 (0.52 ± 0.24)	0.57 ± 0.14 (0.61 ± 0.07)	0.45 ± 0.07 (0.47 ± 0.09)	0.44 ± 0.19 (0.42 ± 0.15)	0.51 ± 0.21 (0.49 ± 0.36)	0.5 ± 0.1 (0.46 ± 0.03)
	G _V	0.66 ± 0.1 (0.64 ± 0.1)	0.7 ± 0.06 (0.67 ± 0.1)	0.65 ± 0.04 (0.64 ± 0.06)	0.48 ± 0.08 (0.48 ± 0.16)			0.32 ± 0.08 (0.32 ± 0.08)	0.34 ± 0.15 (0.42 ± 0.3)		
$\dot{n}_{PM2.5}$	G _C	0.69 ± 0.07 (0.67 ± 0.1)	0.68 ± 0.07 (0.66 ± 0.12)	0.65 ± 0.06 (0.62 ± 0.08)	0.52 ± 0.1 (0.52 ± 0.04)	0.49 ± 0.22 (0.52 ± 0.28)	0.57 ± 0.12 (0.6 ± 0.04)	0.45 ± 0.06 (0.45 ± 0.08)	0.36 ± 0.16 (0.38 ± 0.15)	0.53 ± 0.2 (0.49 ± 0.34)	0.5 ± 0.11 (0.46 ± 0.05)
	G _V	0.67 ± 0.1 (0.68 ± 0.1)	0.71 ± 0.06 (0.7 ± 0.12)	0.64 ± 0.04 (0.62 ± 0.05)	0.5 ± 0.06 (0.52 ± 0.09)			0.33 ± 0.09 (0.33 ± 0.09)	0.31 ± 0.19 (0.43 ± 0.38)		

Por otro lado, la tabla 19 muestra los valores de r^2 característicos de cada emisión, para cada propuesta de cálculo de la pendiente (factor G). La bondad de ajuste más baja se presentó para los factores de emisión de PM10, de PM2.5 y de HC, con r^2 inferiores a 0.5. El máximo r^2 es de aproximadamente 0.75 y corresponde al factor de emisión de CO₂. Estos r^2 pueden mejorar si se incluyen otras variables dinámicas en las variables de entrada, así como si se exploran otras regiones en la búsqueda de hiperparámetros.

Tabla 19: Bondad de ajuste en la emisiones, comparando las dos formas de determinar la pendiente

G	\dot{m}_{CO}	\dot{m}_{CO_2}	\dot{m}_{HC}	\dot{m}_{NO_x}	$\dot{m}_{PM_{10}}$	$\dot{m}_{PM_{2.5}}$	$\dot{n}_{PM_{10}}$	$\dot{n}_{PM_{2.5}}$
G_C	0.55 ± 0.16 (0.56 ± 0.22)	0.73 ± 0.12 (0.75 ± 0.17)	0.41 ± 0.15 (0.43 ± 0.19)	0.58 ± 0.14 (0.58 ± 0.2)	0.36 ± 0.17 (0.35 ± 0.31)	0.42 ± 0.18 (0.44 ± 0.24)	0.55 ± 0.16 (0.57 ± 0.17)	0.55 ± 0.16 (0.57 ± 0.2)
G_V	0.57 ± 0.14 (0.58 ± 0.16)	0.71 ± 0.16 (0.75 ± 0.26)	0.5 ± 0.13 (0.51 ± 0.18)	0.58 ± 0.16 (0.54 ± 0.28)	0.37 ± 0.17 (0.33 ± 0.27)	0.42 ± 0.15 (0.41 ± 0.25)	0.56 ± 0.17 (0.62 ± 0.21)	0.56 ± 0.18 (0.61 ± 0.19)

El algoritmo XGBRegressor utiliza las variables descriptoras para dividir los árboles de decisión. Cada división implica evaluar una condición binaria sobre una variable. La importancia de cada variable se determina por la frecuencia con la que se usa para dividir los árboles. Por lo tanto, los descriptores que dividen el espacio vectorial de las variables de entrada con más frecuencia son considerados más importantes. Cada uno de los 690 modelos XGBRegressor pondera las variables de entrada, de esta manera, se construye una distribución de la importancia de la variable en la construcción modelo. La tabla 20 presenta el promedio del peso de cada variable (\bar{x}), la mediana (\tilde{x}), los cuartiles 1 ($Q_1(x)$) y 3 ($Q_3(x)$), y la desviación estándar ($\sigma(x)$).

Tabla 20: Importancia de variables de los modelos XGBoost

	$Q_1(x)$		\tilde{x}		$Q_3(x)$		\bar{x}		$\sigma(x)$	
	G_C	G_V	G_C	G_V	G_C	G_V	G_C	G_V	G_C	G_V
a	0.08	0.06	0.14	0.12	0.18	0.17	0.14	0.12	0.07	0.07
ES	0.14	0.11	0.19	0.16	0.24	0.22	0.20	0.17	0.09	0.08
V	0.19	0.20	0.26	0.26	0.32	0.34	0.28	0.29	0.12	0.14
VSP	0.15	0.16	0.19	0.22	0.25	0.34	0.22	0.27	0.12	0.16
VSP_m	0.12	0.10	0.16	0.14	0.19	0.18	0.16	0.15	0.09	0.08

Los resultados permiten concluir que las variables que mejor representan las emisiones son la velocidad (V), la potencia específica vehicular (VSP) y el estés del motor (ES). Estas tres variables son las que más peso tienen en la selección de variables para dividir los árboles. La más importante es la velocidad, con un aporte entre el 26 %-29 %. La VSP tiene una importancia entre un 19 %-27 %, y el ES entre 16 %-20 %. Este comportamiento es similar para ambas formas de determinar la pendiente.

4.4.3.4 Modelos con técnicas de aprendizaje no supervisado

Con las variables obtenidas en la etapa anterior se realizó el agrupamiento con las técnicas KM y AP para cada modo de conducción. Debido a la similitud de los resultados para ambas formas de determinar la pendiente, esta etapa se realizó para todos los vehículos con la pendiente G_C , y para algunos vehículos se hizo además con G_V .

Para KM se buscó el número óptimo de grupos entre 2 y 10, evaluando cinco métricas: la brecha (gap), el codo (elbow), la silueta (silhouette), Calinski-Harabasz y Davies-Bouldin. La brecha y el codo son dos de las métricas más populares para seleccionar el número óptimo de grupos. La silueta mide que tan bien se agrupan los puntos dentro de un grupo y cuan separados están los grupos entre sí. Calinski-Harabasz mide la relación entre la dispersión dentro del grupo y la dispersión entre grupos. Davies-Bouldin mide la similitud media entre cada grupo y su grupo más similar. Para AP no es necesario buscar hiperparámetros, debido a que el algoritmo determina grupos basado en una matriz de similitud entre datos.

La tabla 21 presenta la cantidad de grupos para AP y entre paréntesis para KM, considerando en algunos casos ambas formas de determinar la pendiente.

Tabla 21: Resultados de agrupamiento con técnicas de aprendizaje no supervisadas

Vehículo	G	1 - AS	2 - AO	3 - CS	4 - CO	5 - DS	6 - DO	7 - R	Total
B1	G_C	106 (2)	138 (2)	42 (2)	3 (2)	120 (3)	107 (2)	1 (1)	517 (14)
	G_V	86 (2)	133 (3)	30 (2)	33 (2)	108 (3)	101 (2)	1 (1)	492 (15)
B2	G_C	82 (2)	100 (2)	37 (3)	22 (2)	100 (3)	83 (2)	1 (1)	425 (15)
	G_V	64 (2)	93 (2)	28 (2)	18 (3)	77 (3)	72 (6)	1 (1)	353 (19)
B3	G_C	100 (2)	125 (2)	45 (2)	34 (2)	125 (3)	123 (4)	1 (1)	553 (16)
	G_V	82 (2)	118 (3)	30 (2)	23 (4)	112 (3)	105 (4)	1 (1)	471 (19)
B4	G_C	117 (2)	135 (2)	3 (2)	42 (2)	149 (3)	108 (2)	1 (1)	555 (14)
	G_V	82 (2)	140 (2)	1 (2)	34 (4)	111 (3)	103 (4)	1 (1)	472 (18)
CG-1	G_C	93 (2)	128 (4)	27 (2)	1 (2)	91 (4)	98 (4)	1 (1)	439 (19)
CG-2	G_C	101 (4)	123 (2)	27 (2)	1 (3)	99 (2)	102 (4)	1 (1)	454 (18)
CP-1	G_C	207 (2)	219 (2)	35 (3)	51 (2)	199 (4)	191 (4)	1 (1)	903 (18)
CP-2	G_C	104 (2)	125 (3)	2 (2)	1 (2)	134 (4)	123 (3)	1 (1)	490 (17)
V1	G_C	116 (2)	142 (2)	60 (2)	56 (2)	127 (2)	127 (5)	1 (1)	629 (16)
V2	G_C	259 (2)	263 (2)	129 (5)	129 (2)	294 (2)	255 (2)	1 (1)	1330 (16)

La figura 35 presenta el agrupamiento con KM para las técnicas de visualización descritas previamente: t-SNE (izquierda) y PCA (derecha), para la pendiente G_C y el modo de conducción 1 - AS. Se observa que esta división en las variables originales determina grupos claramente diferenciados, para las variables en una dimensión no correlacionada. Para este modelo no se utilizaron técnicas de reducción de grupos con ANOVA debido a que se tienen pocos grupos por vehículo.

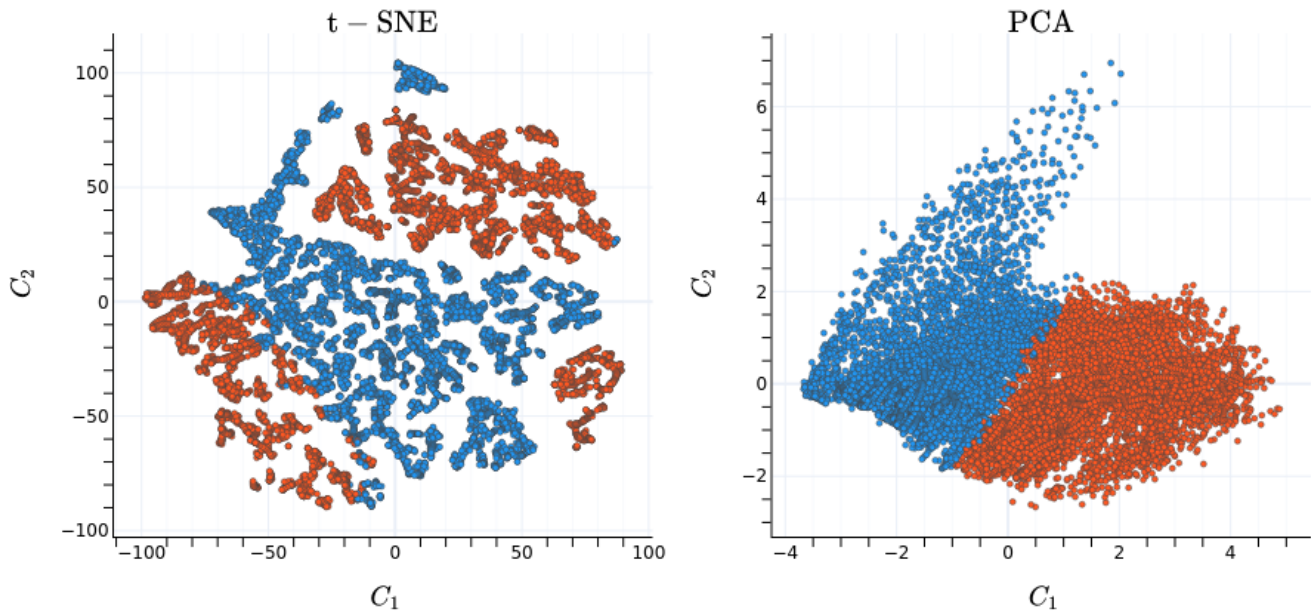


Figura 35: Agrupamiento k-Means para el modo 1 - AS del B1. En la figura t-SNE (izquierda) y PCA (derecha)

Para el algoritmo de AP se encontró que se obtiene un agrupamiento numeroso en las variables no correlacionadas. Esto implica que se tienen muchos modelos con aproximadamente 500 grupos por vehículo. Por este motivo, esta técnica se debe complementar con una técnica de reducción de grupos para cada emisión, a través de un análisis de varianza (ANOVA).

La figura 36 presenta el agrupamiento después de aplicar la reducción de grupos con ANOVA para vehículo B1 y la emisión CO_2 . El algoritmo de agrupamiento arroja 106 grupos dinámicos para el modo de conducción 1 - AS. Al reducir los grupos se pasa a tener 26 grupos para el CO_2 , a 18 para el CO, a 20 para el HC, a 20 para el NOx, a 11 para el PM10, a 1 para el PM2.5, a 21 para el PN10 y a 1 para el PN2.5.

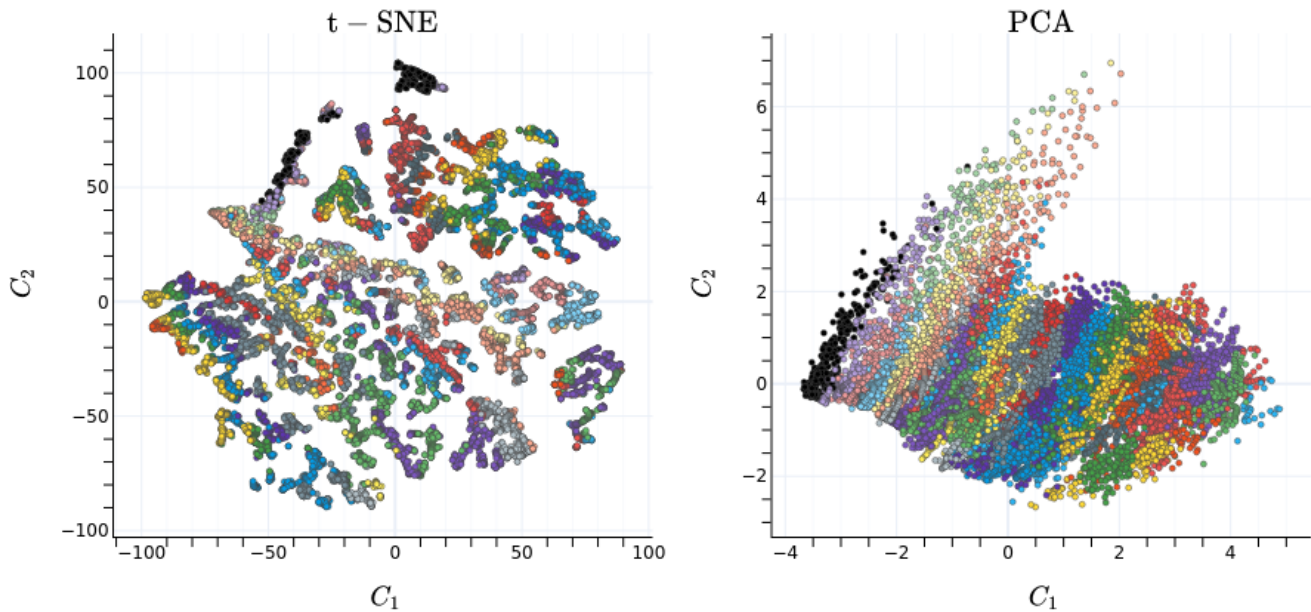


Figura 36: Agrupamiento Affinity Propagation para el modo 1 - AS del B1. En la figura t-SNE (izquierda) y PCA (derecha)

4.4.4. Validación de modelos

Esta sección presenta los errores en la estimación. Las métricas mostradas son el valor promedio y la desviación estándar de los errores de estimación de cada emisión y de cada modelo para todas las pruebas de validación. Adicionalmente se presenta la mediana y el rango intercuartílico entre paréntesis. El error de estimación con los modelos para cada prueba se presenta en el anexo [A.5.2](#), principalmente para el cálculo de la pendiente.

La validación se hizo calculando la masa de cada contaminante (m_j) para aquellas pruebas que se destinaron para validar los modelos. La validación consiste en calcular el error en la predicción entre la masa calculada y la masa medida para cada prueba. El detalle de estos procesos de estimación se presenta en el anexo [A.5](#). La validación de los modelos se exploró de dos formas: el primero utilizando modelos de regresión (la variable de salida como numérica) y el segundo utilizando modelos de clasificación (la variable de salida como un grupo o categoría). Algunas de estas pruebas presentan condiciones dinámicas diferentes, como se mostró en la tabla [3](#) del capítulo [2](#).

4.4.4.1 Modelos de clasificación

La tabla 22 presenta los errores de estimación comparando las dos formas de cálculo de la pendiente para los modelos de referencia (MOVES, IVE, AMVA).

Tabla 22: Errores de estimación de modelos de referencia (Clasificación)

Modelo	G	m_{CO}	m_{CO_2}	m_{HC}	m_{NO_x}	$m_{PM_{10}}$	$m_{PM_{2.5}}$	$n_{PM_{10}}$	$n_{PM_{2.5}}$
AMVA	G_C	6.3 ± 72.0 (21.2 ± 31.4)	1.2 ± 34.7 (4.4 ± 62.4)	11.4 ± 21.1 (11.5 ± 28.6)	103.8 ± 209.9 (15.7 ± 167.7)	34.4 ± 88.2 (11.6 ± 44.3)	39.9 ± 116.8 (8.6 ± 48.7)	17.3 ± 68.9 (4.7 ± 31.0)	17.3 ± 68.9 (4.7 ± 31.0)
	G_V	0.5 ± 69.1 (26.7 ± 32.3)	9.4 ± 30.2 (3.2 ± 48.5)	16.5 ± 20.9 (19.7 ± 28.5)	80.6 ± 172.9 (6.5 ± 148.7)	41.0 ± 122.8 (4.6 ± 40.4)	87.3 ± 312.4 (5.9 ± 34.8)	33.3 ± 148.9 (4.1 ± 26.4)	33.3 ± 148.9 (4.1 ± 26.4)
IVE	G_C	25.5 ± 146.2 (9.8 ± 22.1)	3.3 ± 53.5 (12.5 ± 94.4)	3.2 ± 26.4 (11.4 ± 36.9)	116.3 ± 283.6 (16.9 ± 177.1)	59.9 ± 232.9 (15.5 ± 62.8)	77.2 ± 292.8 (3.9 ± 87.6)	45.0 ± 166.6 (10.0 ± 89.8)	45.0 ± 166.6 (10.0 ± 89.8)
	G_V	26.3 ± 154.0 (12.4 ± 24.3)	4.6 ± 52.8 (11.0 ± 87.6)	4.1 ± 29.2 (15.8 ± 32.2)	118.4 ± 280.0 (19.1 ± 178.0)	68.9 ± 247.9 (12.8 ± 69.7)	91.1 ± 314.3 (4.4 ± 87.4)	59.2 ± 188.7 (4.0 ± 83.1)	59.2 ± 188.7 (4.0 ± 83.1)
MOVES 2002	G_C	25.8 ± 114.5 (7.7 ± 19.6)	5.1 ± 42.6 (2.5 ± 72.9)	3.4 ± 28.6 (2.5 ± 31.2)	116.8 ± 269.2 (5.3 ± 179.1)	54.0 ± 174.4 (21.1 ± 47.4)	73.5 ± 240.4 (19.3 ± 69.3)	44.8 ± 139.0 (14.0 ± 78.1)	44.8 ± 139.0 (14.0 ± 78.1)
	G_V	22.4 ± 114.3 (10.5 ± 26.7)	3.6 ± 41.6 (2.9 ± 71.5)	0.2 ± 29.7 (6.5 ± 30.4)	116.9 ± 268.1 (3.4 ± 178.3)	55.0 ± 176.1 (21.8 ± 46.2)	76.5 ± 245.4 (17.6 ± 68.5)	50.0 ± 149.3 (8.7 ± 67.9)	50.0 ± 149.3 (8.8 ± 67.8)
MOVES 2015	G_C	29.5 ± 118.6 (7.0 ± 26.4)	7.5 ± 46.5 (1.7 ± 66.3)	9.5 ± 34.4 (6.6 ± 30.6)	122.2 ± 269.2 (18.8 ± 182.3)	46.3 ± 178.5 (20.0 ± 41.4)	69.6 ± 244.2 (16.8 ± 68.6)	38.5 ± 144.4 (10.0 ± 73.0)	38.5 ± 144.4 (10.0 ± 73.0)
	G_V	28.1 ± 121.3 (4.5 ± 32.7)	7.5 ± 47.5 (2.3 ± 57.4)	5.8 ± 34.0 (7.2 ± 30.1)	125.0 ± 272.2 (15.9 ± 185.5)	46.1 ± 180.2 (23.9 ± 49.2)	67.7 ± 247.0 (20.0 ± 69.2)	41.0 ± 148.5 (12.3 ± 70.4)	41.0 ± 148.5 (12.3 ± 70.4)

La tabla 23 presenta los errores de estimación para los modelos creados a través de la función de densidad de probabilidad acumulada para la VSP (5 %, 10 %).

Tabla 23: Errores de estimación para modelos basados en la CPDF de la VSP (Clasificación)

Modelo	G	m_{CO}	m_{CO_2}	m_{HC}	m_{NO_x}	$m_{PM_{10}}$	$m_{PM_{2.5}}$	$n_{PM_{10}}$	$n_{PM_{2.5}}$
10 %	G_C	27.5 ± 113.3 (4.7 ± 23.1)	5.6 ± 43.0 (2.4 ± 77.1)	3.8 ± 27.8 (1.3 ± 29.6)	123.5 ± 272.5 (29.7 ± 182.3)	60.7 ± 175.0 (17.9 ± 21.9)	78.0 ± 238.6 (15.8 ± 48.1)	47.4 ± 138.7 (15.6 ± 59.1)	47.4 ± 138.7 (15.6 ± 59.1)
	G_V	27.8 ± 114.0 (10.0 ± 27.2)	7.5 ± 39.6 (0.7 ± 74.3)	3.1 ± 28.0 (0.0 ± 30.6)	125.9 ± 272.5 (29.3 ± 185.2)	65.5 ± 177.1 (22.2 ± 19.2)	82.2 ± 241.5 (21.5 ± 45.3)	49.7 ± 139.6 (15.0 ± 52.0)	49.7 ± 139.6 (15.0 ± 52.0)
5 %	G_C	29.2 ± 114.5 (7.9 ± 23.7)	7.6 ± 41.0 (0.2 ± 70.5)	4.6 ± 28.4 (1.3 ± 29.8)	125.1 ± 273.2 (27.9 ± 183.2)	65.2 ± 178.2 (20.2 ± 22.9)	79.8 ± 238.7 (18.1 ± 38.3)	52.7 ± 142.3 (15.0 ± 57.6)	52.7 ± 142.3 (15.0 ± 57.6)
	G_V	29.4 ± 115.5 (9.9 ± 27.8)	10.0 ± 37.2 (1.8 ± 68.3)	3.9 ± 29.1 (0.4 ± 28.2)	127.6 ± 273.8 (26.8 ± 185.6)	72.1 ± 183.2 (22.0 ± 22.3)	92.2 ± 253.0 (21.2 ± 35.7)	57.7 ± 147.3 (18.9 ± 51.0)	57.7 ± 147.3 (18.9 ± 51.0)

Finalmente, la tabla 24 presenta los errores de estimación para los modelos creados con técnicas de agrupamiento de datos KM y AP para la pendiente G_C .

Tabla 24: Errores de estimación para modelos creados a partir de agrupamientos con KM y AP (Clasificación)

Modelo	k_2	m_{CO}	m_{CO_2}	m_{HC}	m_{NO_x}	m_{PM10}	$m_{PM2.5}$	n_{PM10}	$n_{PM2.5}$
AP	G_C	22.7 ± 73.1	7.0 ± 27.8	16.5 ± 61.2	95.7 ± 186.0	58.5 ± 171.4	128.4 ± 410.6	59.2 ± 180.3	59.2 ± 180.3
		(4.1 ± 38.4)	(0.8 ± 35.8)	(0.8 ± 39.8)	(13.5 ± 154.8)	(17.9 ± 54.1)	(11.3 ± 51.0)	(11.8 ± 41.9)	(11.8 ± 41.9)
KM	G_C	16.9 ± 74.2	3.0 ± 36.2	6.7 ± 31.3	93.5 ± 188.9	34.3 ± 122.2	48.4 ± 165.1	25.2 ± 95.2	25.2 ± 95.2
		(0.0 ± 16.9)	(5.3 ± 67.2)	(1.0 ± 26.9)	(14.5 ± 156.9)	(6.3 ± 55.0)	(3.0 ± 57.5)	(13.4 ± 37.6)	(13.4 ± 37.6)

4.4.4.2 Modelos de regresión

Para el caso de los modelos de referencia y los modelos creados con la función de densidad de la VSP, se utilizó el algoritmo de interpolación IDW (Inverse Distance Weighting) para ajustar un polinomio entre la VSP y cada emisión característica de cada grupo. Estos algoritmos de interpolación funcionaron muy bien para algunos modelos (MOVES 2002, IVE, 5 %, 10 %). Para los otros modelos (MOVES 2015, AMVA), hubo problemas e inconsistencias, debido a la división en modos de conducción de estos modelos. Otros algoritmos de interpolación como el lineal o el de Lagrange, presentaron inestabilidad, generando aproximaciones atípicas de los datos discretos. Para los modelos basados en árboles, se usan los mejores XGBRegressor para cada emisión.

La tabla 25 presenta los errores de estimación comparando las dos formas de determinar la pendiente con los modelos de referencia (MOVES 2002 e IVE).

Tabla 25: Errores de estimación para modelos de referencia creados con técnicas de regresión

Modelo	G	m_{CO}	m_{CO_2}	m_{HC}	m_{NO_x}	m_{PM10}	$m_{PM2.5}$	n_{PM10}	$n_{PM2.5}$
IVE	G_{CR}	13.8 ± 113.3	3.1 ± 46.1	1.2 ± 34.5	60.1 ± 274.4	43.6 ± 177.3	77.6 ± 276.4	49.3 ± 164.6	49.3 ± 164.6
		(14.8 ± 24.5)	(16.3 ± 86.0)	(9.5 ± 35.6)	(27.3 ± 133.5)	(1.5 ± 38.6)	(1.1 ± 70.4)	(5.2 ± 88.1)	(5.2 ± 88.1)
	G_{CU}	39.1 ± 156.4	10.4 ± 46.6	5.7 ± 28.4	58.8 ± 256.5	77.2 ± 241.5	102.2 ± 324.0	63.7 ± 180.3	63.7 ± 180.3
		(4.7 ± 25.1)	(2.1 ± 78.3)	(1.8 ± 34.4)	(15.0 ± 138.0)	(25.8 ± 49.7)	(25.1 ± 76.6)	(15.7 ± 84.1)	(15.7 ± 84.1)
	G_{VR}	38.1 ± 159.6	13.3 ± 44.3	4.2 ± 31.3	61.3 ± 253.4	101.1 ± 278.4	127.0 ± 357.0	97.3 ± 245.3	97.4 ± 245.3
		(7.4 ± 28.8)	(0.2 ± 72.4)	(2.6 ± 33.4)	(12.4 ± 152.4)	(22.2 ± 58.7)	(24.3 ± 81.1)	(24.2 ± 79.0)	(24.2 ± 79.0)
MOVES 2002	G_{CR}	11.9 ± 104.2	5.1 ± 42.7	2.0 ± 33.2	52.4 ± 257.0	42.7 ± 164.1	71.7 ± 254.1	43.3 ± 156.0	43.3 ± 155.9
		(15.0 ± 25.5)	(17.5 ± 76.9)	(9.9 ± 25.4)	(28.4 ± 123.2)	(0.5 ± 44.3)	(2.0 ± 64.0)	(9.7 ± 81.5)	(9.7 ± 81.5)
	G_{CU}	31.4 ± 129.5	10.3 ± 44.9	0.6 ± 28.4	57.7 ± 252.1	64.2 ± 196.1	83.7 ± 264.9	53.2 ± 156.1	53.2 ± 156.1
		(5.5 ± 24.3)	(1.4 ± 73.9)	(6.7 ± 31.8)	(14.3 ± 138.1)	(27.5 ± 48.5)	(23.7 ± 75.2)	(12.6 ± 84.4)	(12.6 ± 84.4)
	G_{VR}	30.0 ± 128.3	11.4 ± 43.1	0.6 ± 30.9	59.8 ± 254.0	75.6 ± 208.7	99.1 ± 283.9	72.7 ± 190.8	72.7 ± 190.8
		(8.2 ± 28.8)	(0.0 ± 75.4)	(6.5 ± 26.9)	(13.1 ± 142.9)	(29.1 ± 46.9)	(21.5 ± 77.6)	(18.9 ± 82.0)	(18.9 ± 82.0)

La tabla 26 presenta los errores de estimación comparando las dos aproximaciones de la pendiente para los modelos creados a través de la función de densidad de probabilidad acumulada para la

VSP (5 %, 10 %).

Tabla 26: Errores de estimación para modelos creados a partir de la CPDF de la VSP (Regresión)

Modelo	G	m_{CO}	m_{CO_2}	m_{HC}	m_{NO_x}	m_{PM10}	$m_{PM2.5}$	n_{PM10}	$n_{PM2.5}$
10 %	G_C	5.9 ± 97.7 (13.1 ± 41.2)	12.1 ± 47.0 (18.6 ± 91.0)	13.0 ± 25.2 (18.6 ± 37.5)	39.6 ± 231.0 (35.0 ± 120.8)	24.6 ± 146.6 (2.6 ± 59.5)	39.2 ± 200.0 (0.9 ± 72.8)	17.0 ± 119.8 (6.8 ± 77.6)	17.0 ± 119.8 (6.8 ± 77.6)
	G_V	7.9 ± 109.0 (11.9 ± 72.8)	25.4 ± 54.0 (17.2 ± 67.4)	7.1 ± 60.0 (16.9 ± 48.0)	9.6 ± 164.3 (27.4 ± 113.0)	17.1 ± 152.3 (3.7 ± 50.7)	29.9 ± 206.4 (13.2 ± 74.4)	1.7 ± 126.5 (28.3 ± 65.5)	1.7 ± 126.5 (28.3 ± 65.5)
5 %	G_C	11.7 ± 118.5 (25.4 ± 66.4)	7.2 ± 42.6 (7.5 ± 78.9)	15.5 ± 27.4 (13.6 ± 40.1)	36.3 ± 199.8 (23.1 ± 144.2)	44.3 ± 174.7 (3.7 ± 51.1)	57.1 ± 227.5 (4.5 ± 64.7)	30.6 ± 133.2 (4.2 ± 61.6)	30.6 ± 133.2 (4.2 ± 61.6)
	G_V	20.1 ± 113.8 (15.0 ± 55.1)	4.5 ± 42.0 (7.6 ± 74.2)	5.1 ± 31.1 (7.4 ± 28.1)	38.2 ± 205.7 (17.2 ± 155.2)	51.4 ± 176.1 (19.5 ± 47.8)	67.8 ± 231.6 (3.7 ± 65.9)	33.0 ± 128.1 (1.2 ± 66.0)	33.0 ± 128.1 (1.2 ± 66.0)

Finalmente, la tabla 27 presenta los errores para los modelos creados con técnicas de regresión XGBRegressor para la pendiente G_C .

Tabla 27: Errores de estimación para modelos creados mediante la técnica XGBRegressor (Regresión)

Modelo	G	m_{CO}	m_{CO_2}	m_{HC}	m_{NO_x}	m_{PM10}	$m_{PM2.5}$	n_{PM10}	$n_{PM2.5}$
XGB	G_C	40.4 ± 93.5 (2.9 ± 85.6)	9.6 ± 30.1 (1.5 ± 36.6)	35.1 ± 92.4 (9.9 ± 45.6)	57.1 ± 199.7 (5.5 ± 210.0)	70.3 ± 167.1 (23.1 ± 64.6)	145.3 ± 434.6 (22.3 ± 74.2)	63.3 ± 169.1 (9.9 ± 56.9)	51.0 ± 126.4 (11.1 ± 59.9)

4.4.5. Discusión

Esta sección presenta un análisis de los modelos creados en las secciones anteriores. Para su análisis se tuvieron en cuenta características como la complejidad, los tiempos de entrenamiento y de estimación, y el grado de precisión¹⁵ para las pruebas de validación.

Las dos pendientes evaluadas G_C y G_V presentadas en la sección 2.4.3 del capítulo 2 presentan diferencia máxima de 5 %, para el 80 % de los datos medidos. Además, se determinó la correlación entre ambas pendientes, encontrando $\text{corr}(G_V, G_C) = 0,64$. Aunque esta correlación es baja, se encontró que ambas pendientes no presentaron variaciones significativas en la distribución de los datos en los modos de conducción. Adicionalmente, no se evidenció una diferencia significativa entre estas dos pendientes para los valores característicos de los grupos o *bins*, para todos los modelos explorados.

En la creación de los modelos basados en árboles, se encontró que no hay un efecto marcado de la pendiente usada, en la bondad de ajuste. Esto se debe a que el rango intercuartílico (o la

¹⁵Medido como la mediana del error entre los factores de emisión estimados y los determinados experimentalmente

desviación estándar) se solapa para ambas pendientes. Este comportamiento se evidencia al analizar los resultados de la bondad de ajuste entre emisiones, para cada vehículo. También se encontró que no hay variaciones en la importancia de variables, asociadas con la forma de determinar la pendiente.

Para la validación, se calcularon la mediana y el rango intercuartílico del error relativo (entre estimaciones y mediciones) para todas las estimaciones hechas con los modelos. Estas métricas se presentan en la tabla 28. En esta tabla se presentan las medianas de error para todas las pruebas analizadas. Los errores para una prueba individual pueden ser mucho mayores. Sin embargo, se usan las medianas, para comparar directamente los diferentes modelos.

Tabla 28: Errores de estimación para los modelos desarrollados

Modelo	Clasificación		Regresión	
	G_C	G_V	G_C	G_V
XGB	–	–	10.33 ± 60.85	
10 % G_C	10.01 ± 55.84	13.29 ± 56.69	-7.62 ± 64.93	-17.09 ± 68.58
10 % G_V	9.15 ± 55.16	13.3 ± 54.51	-17.44 ± 79.89	-10.33 ± 67.03
5 % G_C	12.37 ± 54.5	15.51 ± 55.55	-3.97 ± 64.93	0.6 ± 64.24
5 % G_V	10.91 ± 54.31	13.44 ± 55.54	-6.2 ± 63.29	-4.18 ± 66.53
AMVA	2.32 ± 46.91	-5.37 ± 42.65	–	–
IVE	-2.28 ± 73.03	-0.56 ± 71.28	7.3 ± 62.5	7.54 ± 66.46
MOVES 2002	7.43 ± 58.72	4.16 ± 62.38	7.66 ± 62.56	4.36 ± 61.83
MOVES 2015	9.36 ± 58.12	11.49 ± 60.44	–	–
AP	9.24 ± 51.11	30.98 ± 54.36	–	–
KM	2.3 ± 51.14	21.03 ± 45.61	–	–

Para la creación y la validación también se midieron los tiempos de ejecución. En particular, a medida que hay mas datos se necesitan más recursos computacionales. Se utilizó una máquina virtual de Amazon Web Services (Instancia Ubuntu EC2 t2.2xlarge) con 32 GB de memoria RAM. Durante este entrenamiento, la instancia alcanzó su uso de memoria máximo.

Los modelos basados en aprendizaje fueron los más demandantes en tiempo de procesamiento durante el entrenamiento. También, son aquellos que tienen más parámetros para describir los datos. Para los modelos tradicionales se tiene un tiempo de creación de modelos de 3,868.8 segundos (cerca de una hora). Para los modelos basados en árboles de regresión el tiempo es de 57,828.8 segundos (alrededor de 16 horas). Y para los modelos basados en técnicas de agrupamiento fue

de 8,366.3 segundos (poco más de dos horas) para K-Means, y de 25,750.5 segundos (cerca de 7 horas) para Affinity Propagation.

Los resultados de validación permiten concluir que el rango intercuartílico del error de estimación para los modelos es similar. Además, se observa que el mejor modelo bajo un enfoque de regresión se obtuvo con el modelo que usó 5% de datos por grupo, con la pendiente G_V . Este modelo se entrena rápidamente y no requiere altos esfuerzos computacionales. Se observa que los demás modelos de regresión presentan un error en un rango entre el 5% y el 18%.

Por otro lado, se observa que bajo un enfoque de clasificación los mejores modelos son AMVA, IVE, y KM. Estos modelos exhiben métricas estadísticas similares. Sin embargo, el modelo KM requiere un esfuerzo computacional considerable. También se observa que la distribución de los errores es similar, y que el resto de modelos presentan errores de estimación representativos entre 9% y 30%.

4.5. Resumen

En este capítulo se definió la metodología para crear y validar modelos AME a partir de las variables dinámicas depuradas en el procesamiento de los datos. Inicialmente se presentó la metodología general de creación de modelos, que consistió en definir modos de conducción para implementar un pre-agrupamiento de los datos. Luego crearon nuevos descriptores dinámicos y transformaron los datos con técnicas de aprendizaje de datos no supervisado. Después, se crearon modelos a partir de diferentes algoritmos presentados en la literatura y de aprendizaje estadístico de datos. Finalmente, se validaron éstos con base en algunas pruebas, en las cuales, se compara la masa estimada por el modelo con la masa medida para b una métrica de precisión del modelo.

5 Conclusiones y Recomendaciones

A continuación se presentan las conclusiones de este trabajo en el mismo orden en que se presentaron los conceptos a lo largo del manuscrito.

Esta investigación se enfocó en el desarrollo de una metodología que permite crear modelos de emisiones contaminantes mediante variables dinámicas medidas en el vehículo. Se utilizaron 10 vehículos representativos de la región, los cuales se seleccionaron con un análisis estadístico del parque automotor del AMVA. Para estos vehículos, se creó un patrón de conducción que se reprodujo en una zona de la ciudad que posee pendientes de vía positivas y negativas. Estos datos se utilizaron para crear modelos de emisiones contaminantes a través de un procesamiento riguroso de datos y el cálculo de descriptores dinámicos. Los datos experimentales se dividieron en dos grupos. El grupo **MV** contiene datos de mediciones de posicionamiento global y el grupo **MD** contiene datos de mediciones de velocidad de los vehículos, de la marcha de la transmisión, de posicionamiento global y de emisiones contaminantes.

5.1. Síntesis de la metodología

La metodología para crear modelos AME consta de tres fases: la creación de modelos, la validación y el uso de estos. Previo al inicio de la implementación de dichas fases, resulta esencial llevar a cabo un procesamiento de datos riguroso y efectuar el cálculo y la propagación de incertidumbres en los datos medidos y obtenidos en el procesamiento.

5.1.1. Para el procesamiento de datos

- Se implementó una metodología general de procesamiento de datos compuesta por dos metodologías, una para procesar los conjuntos de datos **MV** y otra para los **MD**. Como resultados se obtuvieron cinco representaciones de los datos para usar en las etapas posteriores. Estos son: (1) datos de movilidad que aportan información para describir la movilidad de la región; (2) datos para usar los modelos obtenidos a partir de mediciones GPS que se necesitan en la etapa de uso de la metodología; (3) datos de validación que corresponden a datos dinámicos

obtenidos a partir de las mediciones GPS de los conjuntos **MD** destinados para validar la metodología; (4) datos reales de validación que corresponden a los datos dinámicos y de emisiones reales, calculados a partir de los conjuntos **MD** destinados para validar la metodología; y (5) Datos para crear el modelo que corresponde a datos dinámicos obtenidos a partir de variables dinámicas medidas en el vehículo y datos de emisiones contaminantes de los conjuntos **MD** destinados para crear los modelos AME.

- La metodología de procesamiento **MV** consistió en depurar las mediciones de datos GPS. Como punto de partida, se detectaron discontinuidades en los datos buscando puntos y tiempos de desconexión del GPS. Luego se procedió a corregir estas discontinuidades interpolando aquellas menores a 5 segundos y dividiendo la ruta en aquellos puntos donde el tiempo de discontinuidad es mayor a 5 segundos. Posteriormente, se filtró la señal de velocidad con un filtro Savitzky-Golay y con parámetros de filtrado calculados a partir de las mediciones. Después, se calcularon variables como la pendiente (G_{CU}) con la estimación basada en una sola medición (ver sec. 2.4.3.2)¹⁶, la aceleración a partir de un esquema de diferenciación numérica, la potencia específica vehicular (VSP) asumiendo parámetros constantes, y el estrés del motor (ES). Finalmente, se consolidaron parámetros dinámicos de la ruta como la velocidad promedio, distancia recorrida, duración de la prueba y el tiempo de desconexión.
- La metodología de procesamiento **MD** consistió en depurar las mediciones de datos GPS, de variables dinámicas y las emisiones contaminantes. Inicialmente se realizó una limpieza para algunas variables y se aplicó un filtro Savitzky-Golay para señal de velocidad y de altitud con parámetros de filtrado iguales para todas los conjuntos MD_k . Luego, se determinó un perfil característico de pendiente (G_{VR}) con todas las mediciones disponibles (ver sec. 2.4.3.1)¹⁷. Posteriormente, se detectaron pruebas atípicas con base. Después, se sincronizaron las señales. Seguidamente, se calcularon variables, tales como la aceleración (a) calculada a partir de un esquema de diferenciación numérica, la pendiente (G_{CU}) con la estimación basada en una sola medición (ver sec. 2.4.3.2) y la pendiente (G_{VR}) con la estimación basada en múltiples pruebas, las inercias del vehículo (ε), la potencia específica vehicular (VSP), el estrés del motor (ES), y los flujos máxicos de las emisiones contaminantes (\dot{m}_j). Finalmente, se consolidaron los factores de emisión y algunos parámetros dinámicos de la ruta.

¹⁶Consiste en dividir la ruta en tramos de 140 metros y ajustando un modelo de regresión lineal entre los datos de elevación y los datos de distancia recorrida

¹⁷Consiste en dividir la ruta en tramos de longitud variable y obtener un perfil representativo calculado con todas las pruebas

5.1.2. Para las incertidumbres

Se calcularon las incertidumbres sistemáticas reportadas en los equipos de medición, y se utilizó la técnica de propagación de incertidumbres en algunas etapas de la metodología para determinar las incertidumbres de las variables calculadas. Posteriormente, se analizaron dos aproximaciones de cálculo de la incertidumbre para los factores de emisión basados en datos instantáneos obtenidos con PEMS: una a partir de la metodología que expone la norma ASME PTC 19.1 y otra a partir de simulaciones Monte Carlo. Se encontró que ambas técnicas son válidas, ya que arrojan resultados iguales.

5.1.3. Para la creación de modelos AME

- Se definió una metodología para crear modelos AME que se divide en cuatro etapas: definición de modos de conducción (pre-clasificación), creación de grupos, validación de modelos y comparación de los modelos (análisis). Adicionalmente, se evaluó el efecto de la determinación de la pendiente (G_V y G_C) en la metodología de creación de los modelos AME.
- La definición de modos de conducción consistió en implementar una clasificación, de los datos de modo que logró separar eventos dinámicos comunes en la conducción. También se aplicaron transformaciones en los datos (PCA y t-SNE) que permitan visualizar e inferir sobre los resultados en un espacio de menor dimensión.
- La creación de grupos se hizo de tres formas. La primera mediante el desarrollo de modelos creados a través de la función de densidad de probabilidad acumulada (*Cumulative Probability Density Function* – CPDF) de la VSP. Para la segunda se utilizaron algunos modelos comúnmente usados en la literatura. La tercera implicó tres etapas: (1) entrenar el algoritmo de reforzamiento extremo de gradiente (*Xtreme Gradient Boosting* – XGBoost) para cada modo de conducción, entre cada emisión y algunas variables dinámicas claves; (2) seleccionar las tres variables más importantes para aplicar los algoritmos de agrupamiento: *K-Means* – KM y propagación de afinidad (*Affinity Propagation* – AP); (3) utilizar el análisis de varianza para hacer inferencia de los grupos obtenidos con las técnicas de agrupamiento y las emisiones contaminantes, de modo que se reduzcan los grupos, uniendo aquellos grupos vecinos que no tengan diferencias significativas en las emisiones.
- Los modelos resultantes son:

Modelo	Clasificación	Regresión	Año de Desarrollo
MOVES	X	X	2002
IVE	X	-	2005
AMVA	X	-	2018
XGBOOST	-	X	2024
KM	X	-	2024
AP	X	-	2024
CPDF 5 %	X	X	2024
CPDF 10 %	X	X	2024

5.1.4. Para la validación de modelos AME

- La validación de los modelos consistió en comparar el factor de emisión medido para cada contaminante, con el estimado mediante cada modelo.
- La validación de los modelos se hizo comparando los errores de predicción considerando una estimación mediante la clasificación de datos dinámicos en grupos, una estimación que usa modelos de regresión.
- Para la evaluación de los modelos también se analizó la, complejidad, número de parámetros, tiempo de entrenamiento, sensibilidad a la pendiente, y a las incertidumbres, para todas los contaminantes de todas las pruebas de validación.

5.1.5. Para el uso de modelos AME

- Para el uso de los modelos, se crearon algoritmos en Python disponibles en el repositorio de código que permitan usar cada uno de los modelos creados en este trabajo.
- Algunos modelos se pueden usar sin necesidad de herramientas computacionales. Pero existen otros que están forzados a utilizar herramientas similares a las usadas en esta investigación.
- Con los modelos se estima la masa emitida en la ruta, y con los parámetros dinámicos, se consolida el factor de emisión.

5.2. Relativas con el procesamiento de datos

Se desarrolló una metodología para el procesamiento de los datos compuesta por dos etapas, aplicar correctamente técnicas de procesamiento de datos y calcular descriptores dinámicos adecuados para el estudio. Esta metodología incluye variaciones en las condiciones topográficas de la región de estudio.

5.2.1. Para los conjuntos MD

- Se evaluaron dos aproximaciones de cálculo de la pendiente de la vía debido a que es la variable más compleja de obtener en la metodología. Se determinó una pendiente representativa (G_{VR}) para la zona de medición mediante el uso de técnicas robustas de procesamiento de datos. Ésta se comparó con otra pendiente estimada a partir de las mediciones de cada prueba ($G_{CU} = 0,64$). Se encontró que estas dos pendientes tienen una correlación de 0.64.
- Se encontraron mediciones de contaminantes y pruebas con comportamientos atípicos. Estas, se excluyeron de la investigación. Sin embargo, no se excluyeron aquellas pruebas que se identificaron con comportamientos parcialmente atípicos¹⁸.
- Se encontró que la sincronización de señales afecta considerablemente la correlación entre la velocidad y la VSP, y la concentración de las emisiones contaminantes. Sin embargo, esta mejora no se refleja en un cambio significativo de los factores de emisión.
- Mejorar la sincronización maximizando la correlación entre variables dinámicas y la concentración de emisiones contaminantes no implica una mejora en la correlación entre estas variables dinámicas y los flujos máxicos de las emisiones contaminantes. Esto ocurre debido a que el flujo máxico depende de dos señales.
- La determinación de la pendiente impactó el cálculo de la VSP como lo muestra el agrupamiento de datos para algunos modelos de referencia y los resultados de la etapa de creación de modelos. Esto conlleva a que errores de estimación de la pendiente de aproximadamente 5 % (80 % de los datos del conjunto **MD**) puede inducir variaciones considerables en los valores de VSP.
- Para el cálculo de la VSP, usar inercias reales (una inercia por cada estado de la transmisión) o representativas (una inercia por categoría vehicular) no genera grandes cambios en la VSP.

¹⁸Son mediciones que estadísticamente están en un rango donde son aceptables pero están desviados del valor representativo de la distribución.

- Se encontró que las correlaciones entre emisiones y variables dinámicas varía dependiendo de las condiciones topográficas. Por ejemplo, para el factor de emisión de HC, se observa que las correlaciones cuando la pendiente es positiva es de aproximadamente 0.5, pero es de 0.3 en el mejor de los escenarios cuando la pendiente es bajada.

5.2.2. Para los conjuntos MV

- La depuración de los datos GPS se hizo analizando el tiempo y calculando variables dinámicas. La metodología consistió en identificar y corregir discontinuidades, extrapolar las mediciones a una frecuencia de 10 Hz.
- Para el cálculo de la pendiente se usó la estimación basada en una sola medición (G_{CV}). Sin embargo, se puede optar por hacer mediciones en la misma ruta para luego crear un perfil representativo de la ruta.
- Para filtrar la velocidad se aplicó un filtro Savitzky-Golay para garantizar una representación correcta de los cambios dinámicos de un vehículo en un recorrido. Para ello, se propuso un algoritmo que busca los parámetros del filtro.
- El cálculo de las variables dinámicos se realizó en cada segmento continuo de la ruta debido a el sesgo que se puede inducir si se consideran todos los datos para el cálculo.

5.3. Relativas con las incertidumbres

- Se cuantificó el efecto de las incertidumbres en la metodología de análisis modal de emisiones vehiculares. Esto se hizo mediante el cálculo de las incertidumbres debido al error inducido por los equipos de medición y a la propagación de esta en el cálculo de variables y el cálculo de los factores de emisión.
- Se encontró que las incertidumbres para las mediciones instantáneas son considerablemente altas y que disminuyen a medida que cada variable toma valores más grandes. Es un error inferior al 10 % que aumenta en algunos puntos donde las señales decrecen.
- Cuando se integra en el tiempo alguna de las señales, la incertidumbre de la integral disminuye considerablemente. Esto se validó calculando la incertidumbre de la masa de los contaminantes con dos formas: la primera propagando incertidumbres con la serie de Taylor y la segunda con simulaciones de Monte Carlo. Los resultados son iguales para ambas formas de cálculo.

- Se encontró que las principales variables que aportan en la incertidumbre de la VSP son la aceleración y la pendiente. También se observa que las inercias inducen error en la VSP cuando hay un cambio en la transmisión del vehículo, pero este aporte de error decrece rápidamente.
- Se encontró que la incertidumbre para los flujos máxicos depende principalmente de la incertidumbre del flujo de gases de escape.

5.4. Relativas con los modelos de estimación de emisiones

- Se desarrollo una metodología para crear modelos a partir de mediciones experimentales. Esta metodología compara diferentes aproximaciones del problema de investigación mediante al análisis de los errores de estimación, los tiempos de creación de los modelos, y la complejidad. Esta metodología utiliza técnicas de aprendizaje de datos para crear modelos. Además, implementa los modelos de referencia propuestos en la literatura para comprar el desempeño de los modelos.
- La sub-división de los datos en modos de conducción permite separar mejor los eventos dinámicos. Se encontró que esta distribución es similar para las pendientes G_{CU} y G_{VR} debido a que dependen de la velocidad, la aceleración y la pendiente. Definir más niveles de pendiente podría afectar la distribución de los datos en los modos de conducción.
- Se encontró que las variables dinámicas usadas generan modelos precisos. Sin embargo, no se tiene una alta bondad de ajuste entre las variables dinámicas y las emisiones. Esto se debe a que los modelos de regresión usados tienen una bondad de ajuste inferior de aproximadamente 0.5 para todas las emisiones y 0.7 para el CO_2 . Esto se hizo mediante el análisis de los árboles de regresión XGBRegressor creados en una de las etapas de la metodología. Sin embargo, se validó que independientemente de la bondad de ajuste se tienen errores de validación aceptables, de entre un 0% y 70% de error en la estimación. También se encontró que entre más parámetros tengan los modelos, la bondad de ajuste aumenta. Sin embargo, esto conlleva a tener modelos muy complejos.
- Se determinó la importancia de variables para los modelos de regresión entre emisiones y variables dinámicas. Se encontró que la V aporta entre el 26%-30% en la creación del modelo. La VSP y el ES con un aporte aproximado de 18%-21%. Este comportamiento se mantiene para ambos casos de determinación de la pendiente. Estas variables se usaron para la construcción de los modelos presentados en esta etapa de la investigación.

- Para los algoritmos no supervisados, se observa una gran diferencia entre los algoritmos k-Means (KM) y Affinity Propagation (AF). En general, AF generó muchos grupos por modo de conducción, lo que conllevó a utilizar técnicas de reducción de grupos basados en ANOVA. Esto redujo los grupos por vehículo de aproximadamente 500 a 100. Sin embargo, son demasiados comparados con los grupos generados por KM. Además, los tiempos de entrenamiento de AF fueron mucho mayores que los de KM. Por este motivo KM es algoritmo difícil de crear por sus necesidades computacionales.
- Para la validación se utilizaron dos enfoques para estimar emisiones. El primero basado en modelos de regresión y el segundo basado en modelos de clasificación, creados a partir de técnicas de agrupamiento. Para el enfoque de clasificación se encontró que los modelos AMVA 2018, AMVA KM 2003 e IVE 2005 presentaron comportamientos similares. Sin embargo, IVE 2005 es un modelo simple y posee un tiempo de creación bajo. Por el contrario, para el enfoque de regresión se encontró que el mejor modelo fue el del AMVA 5 %, el cual también es simple y rápido en su creación.
- A pesar de tener errores de estimación representativos bajos, hay ocasiones en las cuales los modelos poseen errores superiores al 100 %. Hay ocasiones en las cuales un modelo puede estimar mejor una emisión que otros.

Referencias

- [1] *Actualización inventario de emisiones atmosféricas del Valle de Aburrá - Año 2018*. Universidad Pontificia Bolivariana, 2019.
- [2] Guttikunda, S.K. and Goel, R., *Health impacts of particulate pollution in a megacity — Delhi , India*. Environmental Development, vol. 8, pp. 8–20, 2013.
- [3] Benbrahim-Tallaa, L., Baan, R., Grosse, Y., Secretan-Lauby, B., El Ghissassi, F., Bouvard, V., Guha, N., Loomis, D., and Straif, K., *Carcinogenicity of diesel-engine and gasoline-engine exhausts and some Nitroarènes*. Pollution Atmospherique, vol. 13, pp. 43–44, 2012.
- [4] Matti Maricq, M., *Chemical characterization of particulate emissions from diesel engines: A review*. Journal of Aerosol Science, vol. 38, pp. 1079–1118, 2007.
- [5] Benbrahim-Tallaa, L., Baan, R.A., Grosse, Y., Lauby-Secretan, B., El Ghissassi, F., and Bouvard, V., *Carcinogenicity of diesel-engine and gasoline-engine exhausts and some nitroarenes*. The Lancet Oncology, 13, p. 663–664, 2012.
- [6] *Política para el mejoramiento de la calidad del aire*. Bogotá. División Nacional de Planeación (DNP), 2018.
- [7] Davis, N., Lents, J., Osses, M., Nikkila, N., and Barth, M., *Development and application of an international vehicle emissions model*. Transportation Research Record, (1939), pp. 157–165, 2005.
- [8] Ntziachristos, L., Samaras, Z., Kouridis, C., Samaras, C., Hassel, D., Mellios, G., Mccrae, I., Hickman, J., Zierock, H., Keller, M., Rexeis, M., Andre, M., Winther, M., Pastramas, N., Boulter, P., Katsis, P., Joumard, R., Rijkeboer, R., and Geivanidis, S., *COPERT Guidebook 2016*. Technical report, 2018.
- [9] Frey, H., Unal, A., Chen, J., Li, S., and Xuan, C., *Methodology for developing modal emission rates for EPA’s multi-scale motor vehicle and equipment emission system*. Technical report, Prepared by North Carolina State University for Office of Transportation and Air Quality, U.S. Environmental Protection Agency: Ann Arbor, MI, 2002.
- [10] Liu, H. and Barth, M., *Identifying the effect of vehicle operating history on vehicle running*

emissions. Atmospheric Environment, 59, pp. 22–29, 2012.

- [11] Huai, T., Durbin, T.D., Younglove, T., Scora, G., Barth, M., and Norbeck, J.M., *Vehicle specific power approach to estimating on-road NH₃ emissions from light-duty vehicles*. Environmental Science and Technology, 39, pp. 9595–9600, 2005.
- [12] Zhai, H., Frey, H.C., and Roupail, N.M., *A Vehicle-Specific Power Approach to Speed-and Facility-Specific Emissions Estimates for Diesel Transit Buses Introduction and Objectives*. pp. 7985–7991, 2008.
- [13] Demir, E., Bektaş, T., and Laporte, G., *A comparative analysis of several vehicle emission models for road freight transportation*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 16, pp. 347–357, 2011.
- [14] Jimenez-Palacios, J.L., *Understanding and quantifying motor vehicle emissions with vehicle specific power and TILDAS remote sensing*. Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1998.
- [15] Lenaers, G., *On-board real life emission measurements on a 3 way catalyst gasoline car in motor way-, rural- and city traffic and on two Euro-1 diesel city buses*. Science of the Total Environment, 189-190, pp. 139–147, 1996.
- [16] Pelkmans, L. and Debal, P., *Comparison of on-road emissions with emissions measured on chassis dynamometer test cycles*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 11, pp. 233–241, 2006.
- [17] Varella, R.A., Duarte, G., Baptista, P., Sousa, L., and Mendoza Villafuerte, P., *Comparison of Data Analysis Methods for European Real Driving Emissions Regulation*. 6, 2017.
- [18] Boroujeni, B.Y., Frey, H.C., and Sandhu, G.S., *Road Grade Measurement Using In-Vehicle, Stand-Alone GPS with Barometric Altimeter*. Journal of Transportation Engineering, 139, pp. 605–611, 2013.
- [19] Yazdani Boroujeni, B. and Frey, H.C., *Road grade quantification based on global positioning system data obtained from real-world vehicle fuel use and emissions measurements*. Atmospheric Environment, 85, pp. 179–186, 2014.
- [20] Sentoff, K.M., Aultman-Hall, L., and Holmén, B.A., *Implications of driving style and road grade for accurate vehicle activity data and emissions estimates*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 35, pp. 175–188, 2015.
- [21] Gallus, J., Kirchner, U., Vogt, R., and Benter, T., *Impact of driving style and road grade on gaseous exhaust emissions of passenger vehicles measured by a Portable Emission Measure-*

- ment System (PEMS)*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 52, pp. 215–226, 2017.
- [22] Daham, B., Andrews, G.E., Li, H., Ballesteros, R., Bell, M.C., Tate, J., and Ropkins, K., *Application of a portable FTIR for measuring on-road emissions*. SAE Technical Papers, 2005, 2005.
- [23] Li, H., Andrews, G.E., Daham, B., Bell, M., Tate, J., and Ropkins, K., *Study of the emissions generated at intersections for a SI car under real world urban driving conditions*. SAE Technical Papers, 2006.
- [24] Zhang, S., Yu, L., and Song, G., *Emissions Characteristics for Heavy-Duty Diesel Trucks Under Different Loads Based on Vehicle-Specific Power*. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2627, pp. 77–85, 2017.
- [25] Hao, L., Chen, W., Li, L., Tan, J., Wang, X., Yin, H., Ding, Y., and Ge, Y., *Modeling and predicting low-speed vehicle emissions as a function of driving kinematics*. Journal of Environmental Sciences (China), 55, pp. 109–117, 2017.
- [26] Yu, Q., Li, T., and Li, H., *Improving urban bus emission and fuel consumption modeling by incorporating passenger load factor for real world driving*. Applied Energy, 161, pp. 101–111, 2016.
- [27] Wang, C., Wu, Y., Jiang, J., Zhang, S., Li, Z., Zheng, X., and Hao, J., *Impacts of load mass on real-world PM1mass and number emissions from a heavy-duty diesel bus*. International Journal of Environmental Science and Technology, 12, pp. 1261–1268, 2015.
- [28] *Improved Vehicle-Specific Power Bins for Light-Duty Vehicles in Estimation of Carbon Dioxide Emissions in Beijing*. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2191, pp. 158–165, 2010.
- [29] Wu, Y., Zhang, S.J., Li, M.L., Ge, Y.S., Shu, J.W., Zhou, Y., Xu, Y.Y., Hu, J.N., Liu, H., Fu, L.X., He, K.B., and Hao, J.M., *The challenge to NOx emission control for heavy-duty diesel vehicles in China*. Atmospheric Chemistry and Physics, 12 (19), pp. 9365–9379, 2012.
- [30] Duarte, G.O., Gonçalves, G.A., Baptista, P.C., and Farias, T.L., *Establishing bonds between vehicle certification data and real-world vehicle fuel consumption –A Vehicle Specific Power approach*. Energy Conversion and Management, pp. 251–265, Mar 2015.
- [31] U.S. Environmental Protection Agency, *Exhaust Emission Rates for Light - Duty On - road Vehicles in MOVES2014 Final Report*. Technical report, 2015.
- [32] Zhang, K. and Frey, H.C., *Road grade estimation for on-road vehicle emissions modeling using*

- light detection and ranging data*. Journal of the Air and Waste Management Association, 56, pp. 777–788, 2006.
- [33] Lißner, S. and Huber, S., *Facing the needs for clean bicycle data –a bicycle-specific approach of GPS data processing*. European Transport Research Review, 13 (1), p. 8, 2021, URL <https://doi.org/10.1186/s12544-020-00462-2>.
- [34] Holmén, B.A., Robinson, M., Conger, M., and Sentoff, K.M., *Light - Duty Gasoline Hybrid - Electric and Conventional Vehicle Tailpipe Emissions Under Real - World Operating Conditions*. Technical report, 2014.
- [35] Lindhjem, C., A. Pollack, R.S., and Sawyer, R., *nalysis of EPA’s draft plan for emissions modeling in MOVES and MOVES GHG. CRC Project E-68, Novato,*. Technical Report May, 2004.
- [36] Zhang, J., Yu, L., Guo, J., Cheng, Y., He, W., and Song, G., *Optimized Adjustment of Speed Resolution and Time Alignment Data for Improving Emissions Estimations*. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2570, pp. 77–86, 2016.
- [37] Franco, V., *Evaluation and improvement of road vehicle pollutant emission factors based on instantaneous emissions data processing*. Ph.D. thesis, 2014.
- [38] Savitzky, A. and Golay, M., *Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedure*. 36, pp. 1627–1639, 1964.
- [39] Chapra, *Métodos numéricos para ingeniería*, volume 66. 2012.
- [40] Wyatt, D.W., Li, H., and Tate, J.E., *The impact of road grade on carbon dioxide (CO₂) emission of a passenger vehicle in real-world driving*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 32, pp. 160–170, 2014.
- [41] IVE, *International Vehicle Emissions Model. Attachment C. Characterizing Emission Variations due to Driving Behavior from On-Road Vehicles*. 2010.
- [42] ASME, T.A.S.o.M.E., *Test Uncertainty, Perfomance Test Codes*. 2013.
- [43] Sayegh, A., *Uncertainties and Errors in Predicting Vehicle Exhaust Emissions using Traffic Flow Models*. 2017.
- [44] Bielaczyc, P. and Szczotka, A., *Analysis of Uncertainty of the Emission Measurement of Gaseous Pollutants on Chassis Dynamometer*. 2007.
- [45] BIPM, *Uncertainty of experimental integrals: application to the UV index calculation*. Metrologia, 45 (1), p. 1, 2008.

- [46] *Convenio 1096 de 2016 entre la Universidad de Antioquia y el Área Metropolitana del Valle de Aburrá. Articulación Universidad-Empresa-Estado para establecer los Factores de Emisión reales de fuentes móviles en el Valle de Aburrá (FEVA-I)*. Technical report, 2016.
- [47] *Convenio 888 de 2017 entre la Universidad de Antioquia y el Área Metropolitana del Valle de Aburrá. Articulación Universidad-Empresa-Estado para establecer los factores de emisión reales de vehículos pesados en el Valle de Aburrá (FEVA-II)*. Technical report, 2017.
- [48] Agudelo Santamaría, J.R., Agudelo Santamaría, A.F., and Benjumea Hernández, P.N., *Diagnóstico de la combustión de biocombustibles en motores*. 2007.
- [49] Barlow, T.J., Latham, S., Mccrae, I.S., and Boulter, P.G., *A reference book of driving cycles for use in the measurement of road vehicle emissions*. Technical report, 2009.
- [50] Galgamuwa, U., Perera, L., and Bandara, S., *Developing a General Methodology for Driving Cycle Construction : Comparison of Various Established Driving Cycles in the World to Propose a General Approach*. pp. 191–203, 2015.
- [51] NASA, *Shuttle Radar Topography Mission*. 2000.
- [52] Chapra, S.C. and Canale, R.P., *Métodos numéricos para ingenieros*. McGraw-Hill, 2015.
- [53] Gonzalez, R.C. and Woods, R.E., *Digital Image Processing*. 3 edition, Prentice Hall, 2008.
- [54] Smith, S.W., *The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing*. 1972.
- [55] Efron, B., *Bootstrap methods: another look at the jackknife*. The annals of Statistics, pp. 1–26, 1979.
- [56] Liu, F.T., Ting, K.M., and Zhou, Z.H., *Isolation forest*. 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining, pp. 413–422, 2008.
- [57] Lobontiu, N., *System Dynamics for Engineering Students: Concepts and Applications*. Elsevier - Academic Press, 2010.
- [58] Wang, L., Kelly, K., Walkowicz, K., and Duran, A., *Quantitative Effects of Vehicle Parameters on Fuel Consumption for Heavy-Duty Vehicle*. pp. 6–8, 2015.
- [59] Heisler, H., *Advanced Vehicle Technology*. Butterworth-Heinemann, 2002.
- [60] Gilarranz, J.L., *Gt2005-68381 Uncertainty Analysis of a Polytropic Compression Process and Application*. 2005.
- [61] Rodríguez, J.M., Rojas-Rueda, D., de Nazelle, A., and Targa, J., *Influence of driving patterns on vehicle emissions: A case study for Latin American cities*. Transportation Research Part

D: Transport and Environment, 47, pp. 20–31, 2016.

- [62] James, G., Witten, D., Hastie, T., and Tibshirani, R., *An Introduction to Statistical Learning with Applications in R*. Springer, 2013.
- [63] Izenman, A.J., *Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification, and Manifold Learning*. Springer, 2008.
- [64] Han, J., Kamber, M., and Pei, J., *Data Mining: Concepts and Techniques*. Elsevier, 2011.
- [65] Murphy, K.P., *Aprendizaje supervisado*. Journal of Machine Learning Research, 2012.
- [66] Díaz, J.L. and Pérez, J.A., *Aprendizaje no supervisado: Tendencias actuales y perspectivas teóricas*. Tesis doctoral, 2015.
- [67] Jolliffe, I.T. and Cadima, J., *Principal component analysis*. Wiley interdisciplinary reviews: computational statistics, 3 (4), pp. 245–261, 2011.
- [68] Maaten, L.v.d. and Hinton, G., *Visualizing data using t-SNE*. In: *Journal of Machine Learning Research*, volume 9, pp. 2579–2605, 2008.
- [69] Chen, T. and Guestrin, C., *Xgboost: A scalable tree boosting system*. In: *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining*, pp. 785–794, 2016.
- [70] MacQueen, J.B., *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability, 1 (14), pp. 281–297, 1967.
- [71] Frey, B.J. and Dueck, D., *Clustering by passing messages between data points*. science, 315 (5814), pp. 972–976, 2007.
- [72] Calinski, T. and Harabasz, J., *A dendrite method for cluster analysis*. Communications in Statistics-theory and Methods, 3 (1), pp. 1–27, 1974.
- [73] Rousseeuw, P.J., *Silhouettes: a graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis*. Journal of computational and applied mathematics, 20, pp. 53–65, 1987.
- [74] Davies, D.L. and Bouldin, D.W., *A cluster separation measure*. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, (2), pp. 224–227, 1979.

A Anexos

A.1. Patrones de conducción

Los patrones de conducción se sintetizaron para cada categoría vehicular mediante una aproximación estocástica basada en microviajes [49, 50], empleando un análisis de componentes principales y un análisis de clustering [46]. La metodología consiste en crear una base de datos de microviajes. Estos microviajes permiten describir la movilidad de una región a través de un patrón de conducción. De esta bases de datos se seleccionan aleatoriamente algunos microviajes que representen la variabilidad de todos los datos. Estos microviajes se unen para crear el patrón de conducción. Se tienen dos patrones por categoría vehicular, uno en ascenso (+) y otro descenso (-). La cantidad total de microviajes del patrón es el doble de los microviajes seleccionados aleatoriamente.

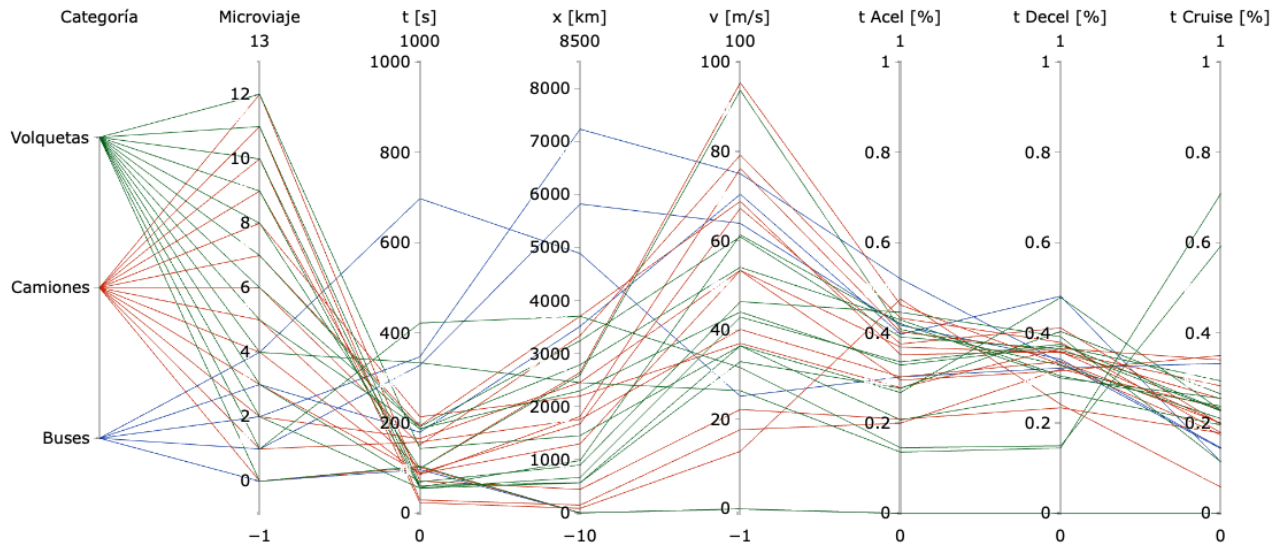


Figura 37: Parámetros dinámicos para los microviajes que conforman los patrones de conducción para los vehículos pesados del Area Metropolitana

La figura 37 muestra un diagrama de coordenadas paralelas que representa p características de un vector de datos $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}_i\}$, donde $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^p$ y el subíndice i representa los diferentes microviajes

seleccionados para los patrones de conducción. En esta figura, un microviaje puede tener una representación en ascenso (+) y en descenso (-). Para los buses se tienen 4 microviajes, para camiones 12, y volquetas se tienen 12. Estos son los microviajes más representativos de la movilidad del AMVA.

Patrón para los buses

Este patrón tiene 8 microviajes representativos. La figura 38 presenta el patrón representado como un perfil de velocidad vs. tiempo para los buses.

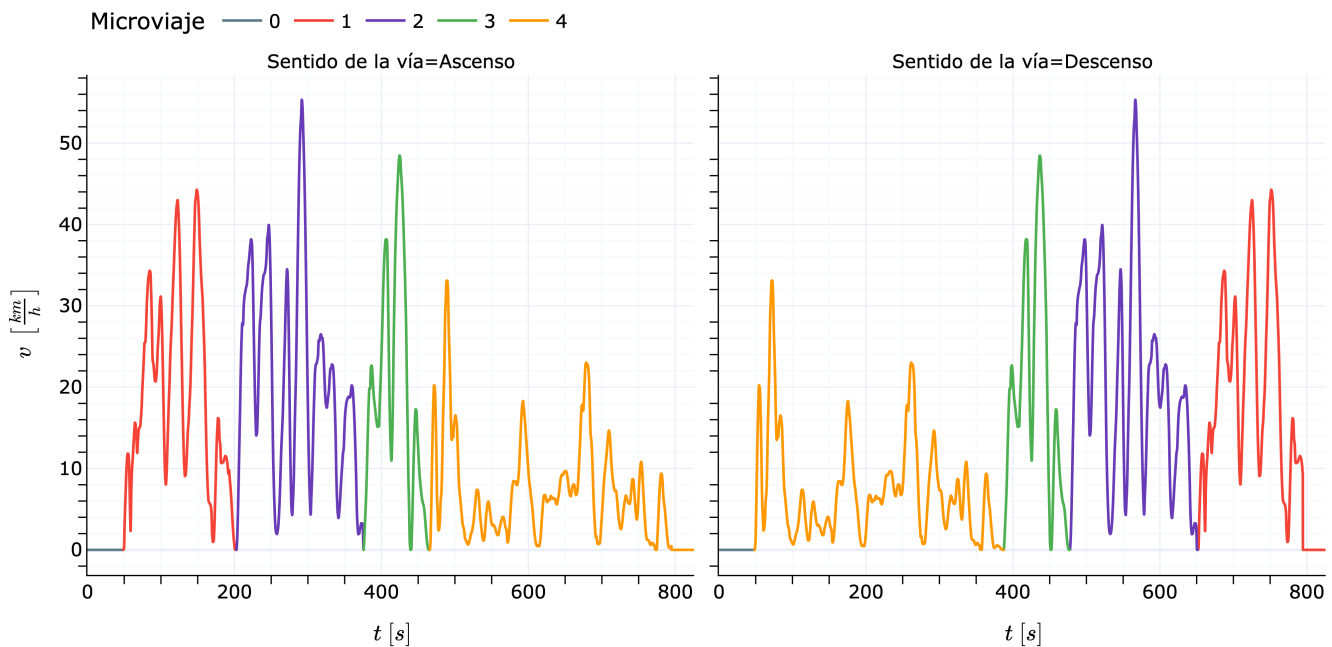


Figura 38: Patrón de conducción para buses

Patrón para los buses

Este patrón tiene 24 microviajes representativos. La figura 39 presenta el patrón representado como un perfil de velocidad vs. tiempo para los camiones, tanto grandes como pequeños.

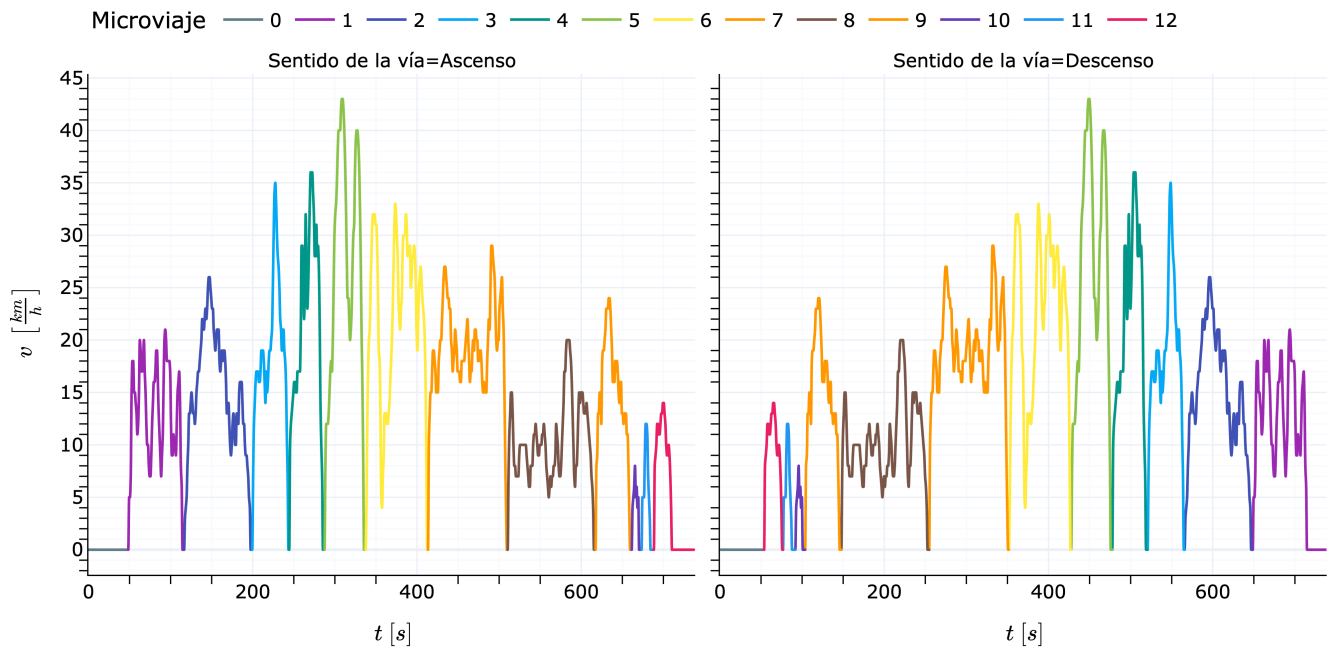


Figura 39: Patrón de conducción para camiones

Patrón para los buses

Este patrón tiene 24 microviajes representativos. La figura 40 presenta el patrón representado como un perfil de velocidad vs. tiempo para las volquetas.

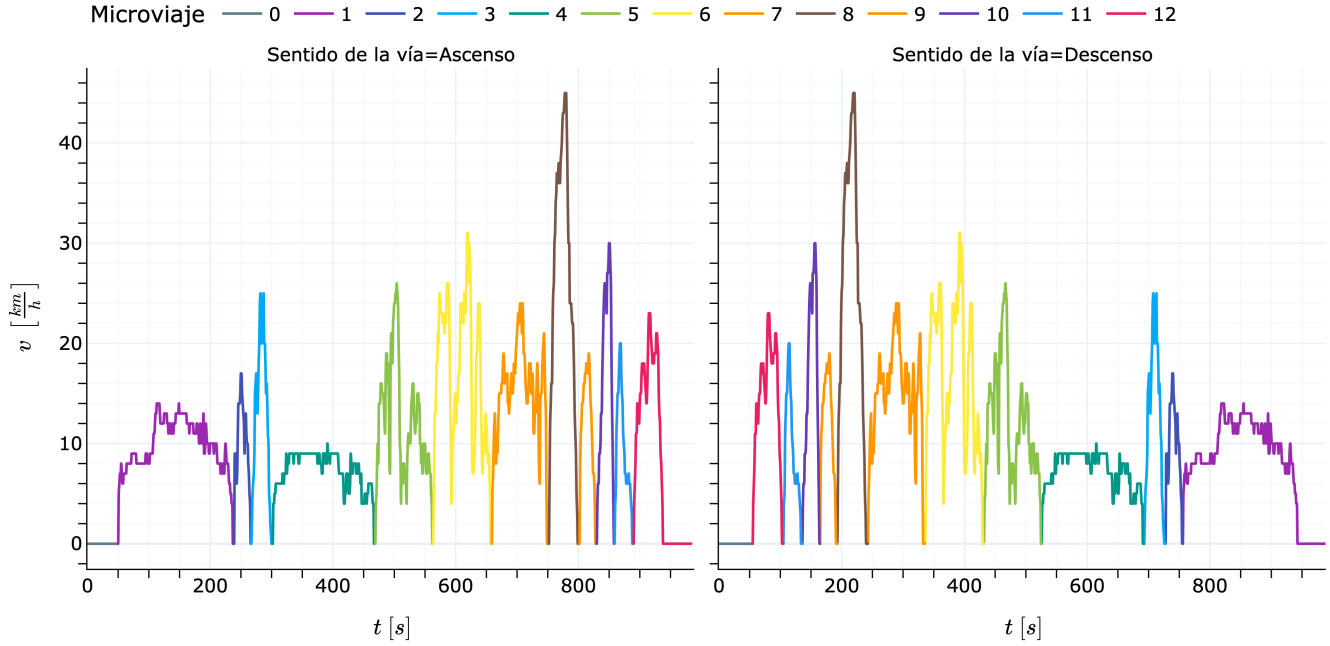


Figura 40: Patrón de conducción para volquetas

A.2. Inercias de vehículos de prueba

Para calcular la inercia equivalente se utiliza la equivalencia de energía cinética presentado previamente. Este permite definir la inercia de una marcha de la transmisión como:

$$\varepsilon_k = \frac{I_2 + I_1 \left(\frac{\omega_1}{\omega_2}\right)^2}{mR^2}$$

El coeficiente ε_k se determinó a partir de la inercia equivalente del sistema de transmisión [57]. El valor representativo (ε) del coeficiente de inercia para cada categoría vehicular se determinó con ε_k y con el tiempo que el vehículo estuvo en dicha marcha durante las pruebas.

$$\varepsilon = \sum_{k=1}^N \varepsilon_k \cdot \left(\frac{t_k}{t_{total}}\right) \quad (31)$$

Para los buses

Para los buses $\varepsilon = 0.183$.

Tabla 29: Coeficiente de inercia representativo para autobuses

Marcha	ε_k	Porcentaje de tiempo
1	0.34	37.99
2	0.12	33.79
3	0.05	21.65
4	0.03	6.48
5	0.02	0.09

Para los camiones grandes

Para los camiones grandes $\varepsilon = 0.088$.

Tabla 30: Coeficiente de inercia representativo para camiones grandes

Marcha	ε_k	Porcentaje de tiempo
1	0.42	0.12
1A	0.25	0.00
2	0.16	22.56
2A	0.1	20.26
3	0.07	23.11
3A	0.05	19.68
4	0.04	11.13
4A	0.03	2.35
5	0.02	0.79
5A	0.02	0.00

Para los camiones pequeños

Para los camiones pequeños $\varepsilon = 0.129$.

Tabla 31: Coeficiente de inercia representativo para camiones pequeños

Marcha	ε_k	Porcentaje de tiempo
1	0.35	13.41
2	0.13	49.50
3	0.05	34.60
4	0.03	2.49
5	0.03	0.00

Para las volquetas

Para las volquetas $\varepsilon = 0.205$.

Tabla 32: Coeficiente de inercia representativo para volquetas

Marcha	ε_k	Porcentaje de tiempo
1	0.48	9.77
2	0.27	33.17
3	0.15	33.93
4	0.09	17.00
5	0.05	2.52
6	0.03	3.12
7	0.02	0.49
8	0.02	0.00

A.3. Resultados por pruebas

Este anexo presenta (1) los resultados de repetibilidad de pruebas, el cual es un consolidado para las concentraciones promedio; (2) los factores de emisión para las tres etapas de la metodología de sincronización; y (3) las correlaciones para las tres etapas de la metodología de sincronización. Esta información se presenta en 4 tablas, una por categoría vehicular. Cada tabla posee el detalle de las pruebas experimentales medidas en la autopista Medellín Bogota (Datos **MD**).

A.3.1. Reproducibilidad de pruebas

Para cada prueba se creó un consecutivo de identificación de la forma: V-ID-D-T (YYY-ZZZZ). Estos valores representan: (V) corresponde al ID del vehículo; (ID) consecutivo de los datos en la base de datos, es decir, el consecutivo de cada conjunto k_d ; (D) es una marca que habla sobre la dirección con la cual se tomaron los datos, es decir, diferencia pruebas en ascenso - \uparrow , descenso - \downarrow y pruebas libres \bullet ; (T) indica si la prueba es para crear modelos T o para validar modelos - V; (YYY-ZZZZ) son consecutivos de los orígenes de los datos durante la toma de datos en la campaña experimental, donde YYY está asociados a los datos del ONOSOKI y el DEKATI y ZZZZ a los datos del HORIBA OBS.

Cada prueba se marca con uno tres posibles estados: Aquellas pruebas marcadas con una \times indican que presentan baja precisión y se descartan del análisis. Las pruebas con la marca \checkmark poseen precisión y continúan en los análisis posteriores. Finalmente, las pruebas que poseen la marca \bullet son atípicas por μ, σ . Sin embargo, al comparar estas pruebas con sus similares, se encontró que no hay diferencias grandes que impliquen considerar estas pruebas atípicas y por tanto continúan en el análisis.

Para los buses

Tabla 33: Calidad de pruebas para buses

	\dot{V}_g [m ³]	CO ₂ ×10 ³ [ppm]	CO [ppm]	HC [ppm]	NOx [ppm]	PM _{2.5} [$\frac{mg}{m^3}$]	PM ₁₀ [$\frac{mg}{m^3}$]	PN _{2.5} ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]	PN ₁₀ ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]
B1-↓-001-T (024-1130)	31.76 (✓)	23.20 (✓)	390.84 (●+)	141.71 (✓)	114.67 (✓)	113.95 (✓)	530.15 (✓)	16.15 (✓)	16.16 (✓)
B1-↓-003-T (026-1132)	33.67 (✓)	22.28 (●)	307.59 (✓)	145.94 (✓)	122.51 (✓)	85.85 (●-)	383.30 (●)	14.60 (●)	14.61 (●)
B1-↓-005-T (027-1133)	34.08 (✓)	23.83 (✓)	320.24 (✓)	149.43 (✓)	153.09 (●+)	116.62 (✓)	494.44 (✓)	17.67 (✓)	17.67 (✓)
B1-↓-007-T (028-1134)	31.86 (✓)	23.44 (✓)	323.94 (✓)	131.63 (●)	120.88 (✓)	125.70 (✓)	528.78 (✓)	18.22 (✓)	18.22 (✓)
B1-↓-009-V (029-1135)	30.76 (×-)	23.22 (×-)	274.77 (×-)	130.36 (×-)	80.37 (×-)	119.80 (×-)	498.86 (×-)	18.77 (×-)	18.77 (×-)
B1-↑-002-T (024-1130)	36.90 (✓)	45.34 (✓)	698.46 (✓)	129.56 (✓)	211.08 (✓)	379.19 (✓)	1,689.17 (✓)	48.95 (✓)	48.97 (✓)
B1-↑-004-T (026-1132)	39.23 (✓)	42.22 (●)	448.06 (●)	137.73 (●)	224.83 (✓)	256.47 (●)	1,166.95 (●)	36.69 (●)	36.70 (●)
B1-↑-006-T (027-1133)	39.03 (✓)	43.90 (✓)	602.64 (✓)	131.98 (✓)	312.37 (●)	354.72 (✓)	1,445.11 (✓)	42.48 (✓)	42.49 (✓)
B1-↑-008-T (028-1134)	36.41 (✓)	45.25 (✓)	639.88 (✓)	128.04 (✓)	239.97 (✓)	435.12 (✓)	1,883.48 (✓)	54.65 (✓)	54.66 (✓)
B1-↑-010-V (029-1135)	35.44 (×-)	44.88 (×-)	515.05 (×-)	135.58 (×-)	168.37 (×-)	395.72 (×-)	1,767.50 (×-)	51.15 (×-)	51.16 (×-)
B2-↓-011-T (006-1110)	33.74 (✓)	20.63 (✓)	261.06 (✓)	109.04 (✓)	66.67 (✓)	72.96 (✓)	347.90 (✓)	12.71 (✓)	12.71 (✓)
B2-↓-013-T (007-1112)	35.62 (✓)	21.10 (✓)	468.25 (✓)	97.70 (✓)	45.69 (✓)	67.28 (✓)	322.73 (✓)	11.71 (✓)	11.71 (✓)
B2-↓-015-V (008-1113)	34.28 (×-)	20.07 (×-)	467.60 (×-)	125.41 (×-)	23.88 (×-)	60.58 (×-)	299.93 (×-)	11.76 (×-)	11.76 (×-)
B2-↑-012-T (006-1110)	45.03 (✓)	41.43 (✓)	326.15 (✓)	83.35 (✓)	143.50 (✓)	172.29 (✓)	785.47 (✓)	27.94 (✓)	27.95 (✓)
B2-↑-014-T (007-1112)	47.59 (✓)	40.74 (✓)	549.81 (✓)	85.29 (✓)	75.55 (✓)	160.62 (✓)	750.16 (✓)	26.85 (✓)	26.85 (✓)
B2-↑-016-V (008-1113)	46.94 (×-)	39.09 (×-)	569.33 (×-)	103.47 (×-)	36.94 (×-)	153.54 (×-)	685.17 (×-)	26.07 (×-)	26.08 (×-)
B3-↓-017-T (013-1118)	38.74 (✓)	20.74 (●)	415.44 (✓)	78.07 (●)	83.33 (●)	27.04 (✓)	129.44 (✓)	5.53 (✓)	5.53 (✓)
B3-↓-019-T (014-1119)	38.66 (✓)	19.69 (✓)	350.52 (●)	109.33 (✓)	122.35 (✓)	19.62 (●)	98.02 (●)	5.90 (✓)	5.90 (✓)
B3-↓-021-T (015-1120)	38.53 (✓)	18.38 (●)	398.23 (✓)	120.84 (✓)	101.94 (✓)	27.19 (✓)	141.12 (✓)	6.56 (●)	6.57 (●)
B3-↓-023-T (016-1121)	39.20 (●+)	19.64 (✓)	418.90 (✓)	130.20 (✓)	128.37 (✓)	22.82 (✓)	113.81 (✓)	5.76 (✓)	5.77 (✓)
B3-↓-025-V (017-1122)	39.38 (×-)	18.22 (×-)	409.76 (×-)	126.25 (×-)	111.26 (×-)	19.74 (×-)	97.22 (×-)	5.62 (×-)	5.62 (×-)
B3-↑-018-T (013-1118)	46.48 (✓)	36.70 (●)	405.43 (●)	44.60 (●)	112.82 (●)	48.97 (✓)	240.47 (✓)	8.14 (✓)	8.14 (✓)
B3-↑-020-T (014-1119)	48.81 (✓)	35.15 (✓)	269.64 (●)	50.08 (✓)	249.28 (✓)	44.91 (✓)	229.73 (✓)	9.00 (✓)	9.01 (✓)
B3-↑-022-T (015-1120)	47.02 (✓)	34.91 (✓)	337.56 (✓)	51.89 (✓)	208.26 (✓)	46.90 (✓)	250.18 (✓)	8.65 (✓)	8.65 (✓)
B3-↑-024-T (016-1121)	48.46 (✓)	35.68 (✓)	345.78 (✓)	54.37 (✓)	250.25 (✓)	38.23 (●)	194.80 (●)	7.39 (●)	7.39 (●)
B3-↑-026-V (017-1122)	47.79 (×-)	35.07 (×-)	348.91 (×-)	59.65 (×-)	229.32 (×-)	33.42 (×-)	166.34 (×-)	7.00 (×-)	7.00 (×-)
B4-↓-027-T (054-1160)	41.64 (✓)	20.16 (✓)	400.47 (✓)	87.36 (●)	52.51 (✓)	54.59 (●)	308.22 (●)	9.63 (●)	9.63 (●)
B4-↓-029-T (055-1161)	41.23 (✓)	20.16 (✓)	368.57 (●-)	77.71 (✓)	46.84 (✓)	48.89 (✓)	232.63 (✓)	8.79 (✓)	8.79 (✓)
B4-↓-031-T (056-1162)	41.55 (✓)	20.17 (✓)	405.17 (✓)	74.55 (✓)	114.83 (●)	52.23 (✓)	272.78 (✓)	8.28 (✓)	8.28 (✓)
B4-↓-033-T (057-1163)	40.54 (●)	19.43 (●-)	412.67 (✓)	67.99 (✓)	65.57 (✓)	49.11 (✓)	257.05 (✓)	7.57 (✓)	7.57 (✓)
B4-↓-035-V (059-1165)	40.16 (×-)	20.73 (×-)	476.46 (×-)	63.81 (×-)	10.64 (×-)	51.12 (×-)	269.28 (×-)	7.93 (×-)	7.93 (×-)
B4-●-037-V (058-1164)	43.26 (×-)	45.60 (×-)	353.19 (×-)	38.35 (×-)	71.86 (×-)	65.40 (×-)	309.00 (×-)	10.81 (×-)	10.81 (×-)
B4-↑-028-T (054-1160)	52.70 (●)	42.44 (✓)	509.02 (✓)	50.14 (●)	95.43 (✓)	118.07 (✓)	646.74 (✓)	18.37 (✓)	18.38 (✓)
B4-↑-030-T (055-1161)	53.44 (✓)	42.20 (✓)	486.72 (✓)	41.53 (✓)	68.45 (✓)	118.51 (✓)	588.82 (✓)	17.50 (✓)	17.51 (✓)
B4-↑-032-T (056-1162)	53.30 (✓)	41.57 (●-)	427.23 (●)	39.32 (✓)	304.15 (●)	109.87 (●)	575.47 (✓)	15.52 (●)	15.53 (●)
B4-↑-034-T (057-1163)	53.82 (✓)	42.28 (✓)	525.76 (✓)	37.15 (✓)	170.67 (✓)	127.07 (●)	634.76 (✓)	16.67 (✓)	16.68 (✓)
B4-↑-036-V (059-1165)	51.13 (×-)	39.47 (×-)	504.63 (×-)	33.35 (×-)	31.56 (×-)	104.16 (×-)	547.19 (×-)	14.54 (×-)	14.54 (×-)

Para los camiones grades

Tabla 34: Calidad de pruebas para camiones grandes

	\dot{V}_g [m ³]	CO ₂ ×10 ³ [ppm]	CO [ppm]	HC [ppm]	NOx [ppm]	PM _{2,5} [$\frac{mg}{m^3}$]	PM ₁₀ [$\frac{mg}{m^3}$]	PN _{2,5} ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]	PN ₁₀ ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]
CG-1-↓-038-T (036-1141)	19.59 (✓)	18.01 (✓)	532.26 (✓)	174.01 (✓)	214.68 (✓)	128.28 (✓)	551.72 (✓)	26.35 (✓)	26.35 (✓)
CG-1-↓-040-T (037-1142)	20.59 (✓)	18.86 (✓)	628.71 (✓)	167.83 (✓)	174.77 (✓)	173.42 (✓)	675.72 (✓)	20.72 (✓)	20.72 (✓)
CG-1-↓-042-T (038-1143)	20.78 (✓)	18.64 (✓)	1,000.72 (✓)	184.61 (✓)	235.09 (✓)	620.86 (✓)	1,694.64 (✓)	28.78 (✓)	28.79 (✓)
CG-1-↓-044-V (040-1145)	19.77 (×-)	18.98 (×-)	444.74 (×-)	214.04 (×-)	296.66 (×-)	100.81 (×-)	412.21 (×-)	11.20 (×-)	11.20 (×-)
CG-1-●-046-V (039-1144)	29.49 (×-)	56.40 (×-)	6,148.69 (×-)	178.91 (×-)	406.17 (×-)	2,594.19 (×-)	6,687.31 (×-)	206.72 (×-)	206.76 (×-)
CG-1-↑-039-T (036-1141)	28.75 (✓)	57.42 (✓)	5,552.43 (✓)	307.72 (✓)	407.85 (✓)	2,261.37 (✓)	8,011.89 (✓)	135.98 (✓)	136.03 (✓)
CG-1-↑-041-T (037-1142)	28.86 (✓)	57.15 (✓)	4,930.08 (✓)	272.75 (✓)	324.93 (✓)	2,096.26 (✓)	7,686.89 (✓)	127.99 (✓)	128.04 (✓)
CG-1-↑-043-T (038-1143)	27.64 (✓)	56.38 (✓)	4,835.04 (✓)	280.11 (✓)	507.96 (✓)	1,864.41 (✓)	6,826.84 (✓)	119.69 (✓)	119.74 (✓)
CG-1-↑-045-V (040-1145)	25.48 (×-)	48.98 (×-)	1,877.02 (×-)	317.45 (×-)	717.18 (×-)	856.95 (×-)	3,527.91 (×-)	68.39 (×-)	68.41 (×-)
CG-2-↓-071-T (045-1150)	40.61 (✓)	14.09 (✓)	185.52 (✓)	11.17 (✓)	168.01 (✓)	21.02 (✓)	100.24 (✓)	3.34 (✓)	3.34 (✓)
CG-2-↓-073-T (046-1151)	40.11 (✓)	15.23 (✓)	188.40 (✓)	9.31 (✓)	156.33 (✓)	19.90 (✓)	92.51 (✓)	3.28 (✓)	3.28 (✓)
CG-2-↓-075-T (047-1152)	40.35 (✓)	14.61 (✓)	187.90 (✓)	9.39 (✓)	161.75 (✓)	21.37 (✓)	98.37 (✓)	3.31 (✓)	3.32 (✓)
CG-2-↓-077-V (049-1154)	41.80 (×-)	14.70 (×-)	125.41 (×-)	11.46 (×-)	149.44 (×-)	22.40 (×-)	104.44 (×-)	4.00 (×-)	4.00 (×-)
CG-2-●-079-V (048-1153)	51.04 (×-)	41.50 (×-)	139.55 (×-)	3.51 (×-)	186.07 (×-)	54.83 (×-)	201.62 (×-)	9.67 (×-)	9.67 (×-)
CG-2-↑-072-T (045-1150)	58.75 (✓)	42.24 (✓)	215.20 (✓)	8.26 (✓)	114.61 (✓)	73.72 (✓)	318.55 (✓)	14.00 (✓)	14.00 (✓)
CG-2-↑-074-T (046-1151)	57.65 (✓)	41.86 (✓)	233.39 (✓)	6.15 (✓)	92.26 (✓)	68.78 (✓)	304.88 (✓)	12.71 (✓)	12.71 (✓)
CG-2-↑-076-T (047-1152)	58.48 (✓)	41.54 (✓)	289.61 (✓)	5.68 (✓)	102.61 (✓)	71.57 (✓)	311.90 (✓)	13.46 (✓)	13.46 (✓)
CG-2-↑-078-V (049-1154)	54.37 (×-)	35.70 (×-)	149.93 (×-)	8.14 (×-)	129.01 (×-)	54.03 (×-)	230.41 (×-)	10.84 (×-)	10.84 (×-)

Para los camiones pequeños

Tabla 35: Calidad de pruebas para camiones pequeños

	\dot{V}_g [m ³]	CO ₂ ×10 ³ [ppm]	CO [ppm]	HC [ppm]	NOx [ppm]	PM _{2.5} [$\frac{mg}{m^3}$]	PM ₁₀ [$\frac{mg}{m^3}$]	PN _{2.5} ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]	PN ₁₀ ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]
CP-1-↓-047-T (087-1196)	21.58 (✓)	19.28 (✓)	628.34 (●)	218.39 (✓)	-3.20 (✓)	66.06 (●)	310.53 (●)	18.11 (✓)	18.12 (✓)
CP-1-↓-049-T (088-1197)	21.79 (✓)	19.77 (●)	638.61 (●)	225.77 (✓)	-3.31 (✓)	72.51 (✓)	340.64 (✓)	20.61 (✓)	20.61 (✓)
CP-1-↓-051-T (089-1198)	22.44 (●)	19.71 (●)	685.43 (✓)	242.91 (●)	-3.39 (✓)	89.11 (●+)	420.29 (●+)	24.58 (●+)	24.58 (●+)
CP-1-↓-053-T (090-1199)	22.61 (●)	19.17 (✓)	753.42 (✓)	234.25 (✓)	9.49 (●+)	76.55 (✓)	365.34 (✓)	19.22 (✓)	19.22 (✓)
CP-1-↓-055-T (091-1200)	21.35 (✓)	18.53 (●)	774.80 (✓)	211.66 (●)	1.34 (✓)	69.96 (✓)	334.08 (✓)	16.48 (●)	16.48 (●)
CP-1-↓-057-T (092-1201)	21.18 (●)	18.25 (●)	788.35 (●)	223.65 (✓)	1.33 (✓)	70.68 (✓)	326.25 (✓)	17.80 (✓)	17.81 (✓)
CP-1-↓-060-V (094-1203)	20.88 (× ₋)	19.28 (× ₋)	844.83 (× ₋)	210.19 (× ₋)	1.68 (× ₋)	64.63 (× ₋)	308.70 (× ₋)	17.14 (× ₋)	17.14 (× ₋)
CP-1-●-059-V (093-1202)	28.64 (× ₋)	54.05 (× ₋)	719.12 (× ₋)	199.21 (× ₋)	1.66 (× ₋)	124.41 (× ₋)	301.97 (× ₋)	22.39 (× ₋)	22.39 (× ₋)
CP-1-↑-048-T (087-1196)	25.59 (✓)	55.32 (●)	1,287.09 (●)	245.13 (✓)	-2.09 (✓)	122.51 (●)	544.02 (●)	21.66 (●)	21.66 (●)
CP-1-↑-050-T (088-1197)	25.18 (●)	54.81 (✓)	980.90 (●)	209.30 (●)	-3.19 (✓)	98.98 (✓)	446.31 (✓)	17.97 (✓)	17.97 (✓)
CP-1-↑-052-T (089-1198)	25.59 (✓)	55.16 (✓)	1,153.27 (✓)	256.85 (✓)	-3.23 (✓)	122.47 (●)	539.94 (●)	21.79 (●)	21.79 (●)
CP-1-↑-054-T (090-1199)	25.39 (✓)	54.99 (✓)	1,099.42 (✓)	259.88 (●)	98.85 (× ₊)	114.73 (✓)	519.17 (✓)	17.68 (✓)	17.68 (✓)
CP-1-↑-056-T (091-1200)	25.75 (●)	54.20 (●)	985.11 (●)	235.78 (✓)	1.49 (✓)	100.85 (✓)	457.50 (✓)	15.82 (●)	15.83 (●)
CP-1-↑-058-T (092-1201)	25.27 (✓)	54.26 (●)	1,102.01 (✓)	229.88 (✓)	1.41 (✓)	96.56 (●)	430.79 (●)	15.85 (●)	15.85 (●)
CP-1-↑-061-V (094-1203)	24.20 (× ₋)	52.38 (× ₋)	1,158.83 (× ₋)	251.49 (× ₋)	1.78 (× ₋)	103.39 (× ₋)	458.91 (× ₋)	17.55 (× ₋)	17.55 (× ₋)
CP-2-↓-062-T (098-1207)	26.29 (✓)	16.49 (✓)	212.11 (✓)	44.54 (✓)	1.00 (✓)	11.87 (✓)	56.26 (✓)	2.49 (✓)	2.50 (✓)
CP-2-↓-064-T (099-1208)	25.47 (✓)	16.04 (✓)	215.55 (✓)	45.35 (✓)	0.67 (✓)	12.73 (✓)	56.79 (✓)	2.34 (✓)	2.34 (✓)
CP-2-↓-066-T (100-1209)	25.82 (✓)	16.17 (✓)	224.40 (✓)	45.74 (✓)	0.30 (✓)	13.54 (✓)	62.21 (✓)	2.39 (✓)	2.39 (✓)
CP-2-↓-069-V (105-1214)	24.69 (× ₋)	15.26 (× ₋)	260.76 (× ₋)	44.97 (× ₋)	1.06 (× ₋)	9.49 (× ₋)	50.65 (× ₋)	1.86 (× ₋)	1.86 (× ₋)
CP-2-●-068-V (101-1210)	27.64 (× ₋)	35.29 (× ₋)	168.09 (× ₋)	38.54 (× ₋)	0.16 (× ₋)	8.39 (× ₋)	33.62 (× ₋)	1.62 (× ₋)	1.62 (× ₋)
CP-2-↑-063-T (098-1207)	30.92 (✓)	40.67 (✓)	254.02 (✓)	55.05 (✓)	3.02 (✓)	22.18 (✓)	106.86 (✓)	4.30 (✓)	4.30 (✓)
CP-2-↑-065-T (099-1208)	28.97 (✓)	42.12 (✓)	256.29 (✓)	54.70 (✓)	1.01 (✓)	68.02 (✓)	168.28 (✓)	8.00 (✓)	8.00 (✓)
CP-2-↑-067-T (100-1209)	30.23 (✓)	40.44 (✓)	245.61 (✓)	53.49 (✓)	0.42 (✓)	20.14 (✓)	94.61 (✓)	3.75 (✓)	3.76 (✓)
CP-2-↑-070-V (105-1214)	29.85 (× ₋)	38.40 (× ₋)	277.44 (× ₋)	52.47 (× ₋)	1.14 (× ₋)	16.83 (× ₋)	92.58 (× ₋)	3.66 (× ₋)	3.66 (× ₋)

Para las volquetas

Tabla 36: Calidad de pruebas para volquetas

	\dot{V}_g [m ³]	CO ₂ ×10 ³ [ppm]	CO [ppm]	HC [ppm]	NOx [ppm]	PM _{2.5} [$\frac{mg}{m^3}$]	PM ₁₀ [$\frac{mg}{m^3}$]	PN _{2.5} ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]	PN ₁₀ ×10 ⁶ [$\frac{\#}{cm^3}$]
V1-↓-080-T (065-1172)	61.67 (✓)	26.20 (✓)	662.36 (✓)	223.18 (✓)	54.38 (✓)	226.25 (✓)	1,137.29 (✓)	44.53 (✓)	44.54 (✓)
V1-↓-082-T (066-1173)	61.01 (✓)	26.26 (✓)	679.80 (✓)	208.52 (✓)	5.06 (✓)	183.51 (✓)	859.59 (✓)	35.13 (✓)	35.14 (✓)
V1-↓-084-T (067-1174)	61.65 (✓)	26.07 (✓)	794.01 (✓)	193.94 (✓)	1.62 (✓)	156.99 (✓)	704.20 (✓)	26.96 (✓)	26.97 (✓)
V1-●-086-V (068-1175)	51.27 (× ₋)	52.71 (× ₋)	2,711.78 (× ₋)	218.13 (× ₋)	2.06 (× ₋)	772.25 (× ₋)	1,981.94 (× ₋)	121.27 (× ₋)	121.28 (× ₋)
V1-↑-081-T (065-1172)	63.40 (✓)	49.77 (✓)	2,076.19 (✓)	284.39 (✓)	157.28 (✓)	590.68 (✓)	2,238.12 (✓)	78.87 (✓)	78.89 (✓)
V1-↑-083-T (066-1173)	66.82 (✓)	48.95 (✓)	1,784.39 (✓)	239.69 (✓)	18.65 (✓)	516.13 (✓)	1,953.27 (✓)	70.00 (✓)	70.01 (✓)
V1-↑-085-T (067-1174)	66.77 (✓)	49.27 (✓)	2,055.56 (✓)	231.44 (✓)	1.59 (✓)	561.72 (✓)	2,085.68 (✓)	73.87 (✓)	73.88 (✓)
V2-↓-087-T (073-1180)	55.21 (✓)	13.26 (✓)	367.68 (● ₋)	64.64 (✓)	3.85 (× ₊)	35.87 (●)	170.81 (●)	10.81 (●)	10.81 (●)
V2-↓-089-T (074-1181)	53.66 (●)	13.17 (✓)	415.89 (●)	63.80 (✓)	0.66 (✓)	29.91 (●)	141.74 (●)	8.71 (✓)	8.71 (✓)
V2-↓-091-T (075-1182)	56.76 (●)	13.41 (✓)	462.49 (✓)	60.34 (✓)	0.53 (✓)	28.53 (✓)	134.72 (✓)	8.81 (●)	8.81 (●)
V2-↓-093-T (076-1183)	56.63 (●)	13.69 (✓)	488.55 (●)	58.89 (✓)	0.70 (✓)	25.60 (✓)	123.71 (✓)	7.99 (✓)	7.99 (✓)
V2-↓-095-T (078-1185)	54.21 (●)	14.57 (● ₊)	481.17 (✓)	56.20 (●)	0.69 (✓)	8.55 (●)	37.11 (●)	2.26 (●)	2.27 (●)
V2-↓-097-T (079-1186)	55.45 (✓)	13.84 (✓)	474.52 (✓)	59.23 (✓)	0.52 (✓)	13.25 (✓)	50.35 (●)	2.26 (●)	2.26 (●)
V2-↓-099-T (080-1187)	56.20 (✓)	13.31 (✓)	471.40 (✓)	65.29 (●)	0.47 (✓)	10.37 (●)	47.89 (●)	2.55 (●)	2.55 (●)
V2-↓-101-T (081-1188)	56.32 (✓)	13.12 (●)	455.43 (✓)	66.95 (●)	0.47 (✓)	10.98 (●)	51.49 (✓)	2.73 (●)	2.73 (●)
V2-●-103-V (077-1184)	47.41 (× ₋)	31.69 (× ₋)	369.53 (× ₋)	40.43 (× ₋)	0.62 (× ₋)	34.37 (× ₋)	146.09 (× ₋)	11.45 (× ₋)	11.46 (× ₋)
V2-↑-088-T (073-1180)	60.91 (✓)	33.79 (✓)	340.87 (● ₋)	59.13 (●)	45.75 (× ₊)	49.45 (● ₊)	128.21 (● ₊)	3.59 (● ₊)	3.59 (● ₊)
V2-↑-090-T (074-1181)	59.88 (●)	33.24 (●)	393.70 (●)	54.72 (✓)	0.90 (✓)	16.90 (✓)	64.72 (✓)	3.11 (✓)	3.11 (✓)
V2-↑-092-T (075-1182)	59.63 (●)	33.68 (✓)	463.69 (✓)	50.96 (✓)	0.49 (✓)	12.49 (✓)	54.52 (✓)	2.99 (✓)	2.99 (✓)
V2-↑-094-T (076-1183)	61.28 (✓)	34.07 (●)	483.77 (●)	54.54 (✓)	0.73 (✓)	11.74 (✓)	53.17 (✓)	2.97 (✓)	2.97 (✓)
V2-↑-096-T (078-1185)	61.24 (✓)	33.83 (●)	493.73 (●)	46.57 (●)	0.81 (✓)	10.08 (✓)	41.64 (✓)	2.73 (●)	2.73 (●)
V2-↑-098-T (079-1186)	61.66 (●)	33.37 (✓)	468.47 (✓)	49.87 (✓)	0.65 (✓)	60.06 (● ₊)	182.51 (× ₊)	3.28 (✓)	3.28 (✓)
V2-↑-100-T (080-1187)	60.61 (✓)	33.17 (●)	440.95 (✓)	51.59 (✓)	0.54 (✓)	11.37 (✓)	51.96 (✓)	2.95 (✓)	2.95 (✓)
V2-↑-102-T (081-1188)	61.84 (●)	33.18 (●)	435.84 (✓)	53.75 (✓)	0.44 (✓)	12.59 (✓)	59.29 (✓)	3.17 (✓)	3.17 (✓)

A.3.2. Factores de emisión para las mediciones experimentales

Para los buses

Tabla 37: Factores de emisión por prueba para los buses

	CO [$\frac{g}{km}$]			CO ₂ × 10 ² [$\frac{g}{km}$]			HC × 10 ² [$\frac{mg}{km}$]			NOx [$\frac{g}{km}$]			PM ₁₀ × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PM _{2.5} × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PN ₁₀ × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]			PN _{2.5} × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
B1-↓-001-T (024-1130)	4.78	6.11	4.90	5.06	5.86	5.06	8.69	9.44	8.87	2.73	2.79	2.47	6.88	9.85	5.81	1.48	1.96	1.38	206.84	255.86	198.76	206.79	255.79	198.72
B1-↓-003-T (026-1132)	4.07	4.95	4.12	5.33	5.92	5.22	9.31	10.08	9.50	3.25	3.20	2.88	5.72	7.49	4.82	1.22	1.53	1.17	194.92	237.03	201.59	194.88	236.98	201.56
B1-↓-005-T (027-1133)	4.06	5.47	4.18	5.74	6.46	5.69	9.34	10.22	9.56	4.14	4.11	3.65	7.57	9.83	5.97	1.77	2.14	1.57	236.69	291.93	246.22	236.64	291.86	246.18
B1-↓-007-T (028-1134)	3.85	5.19	3.92	5.15	5.75	5.09	7.75	8.49	7.93	2.92	2.87	2.57	7.81	8.36	5.97	1.77	1.86	1.59	238.75	279.00	233.32	238.70	278.92	233.28
B1-↓-009-V (029-1135)	3.20	4.24	3.22	4.88	5.47	4.75	7.48	8.18	7.60	1.78	1.79	1.61	5.40	7.61	5.64	1.24	1.79	1.51	222.59	266.33	242.15	222.56	266.28	242.11
B1-↑-002-T (024-1130)	11.06	14.92	11.29	13.32	14.89	13.32	9.85	10.42	9.98	6.41	6.43	6.05	34.41	36.73	22.98	7.38	8.01	5.76	896.55	993.86	856.52	896.32	993.61	856.35
B1-↑-004-T (026-1132)	7.31	9.37	7.45	13.34	14.88	13.25	11.24	11.94	11.40	7.57	7.45	7.00	26.67	26.89	17.00	5.57	5.78	4.15	718.25	774.36	677.51	718.07	774.19	677.38
B1-↑-006-T (027-1133)	8.30	13.09	8.56	13.58	14.77	13.58	10.20	11.07	10.40	10.49	10.38	9.67	30.68	32.69	19.11	6.93	7.68	5.19	776.71	860.68	752.85	776.51	860.47	752.72
B1-↑-008-T (028-1134)	9.49	13.58	9.71	13.04	11.88	11.89	9.44	10.19	9.61	7.34	6.54	6.56	34.91	40.77	24.74	7.78	9.08	6.39	879.18	1,054.75	928.07	878.94	1,054.46	927.88
B1-↑-010-V (029-1135)	7.56	11.60	7.72	12.49	13.68	12.49	9.71	10.29	9.84	4.89	4.49	4.54	32.54	39.10	22.59	7.06	8.38	5.71	863.58	968.39	863.22	863.35	968.11	863.05
B2-↓-011-T (006-1110)	3.87	4.92	3.74	4.89	5.97	4.61	8.13	8.52	8.13	1.50	1.31	1.42	4.30	7.32	5.18	0.90	1.46	1.15	166.14	239.84	206.71	166.11	239.80	206.68
B2-↓-013-T (007-1112)	7.06	8.27	6.94	5.26	6.09	5.05	7.45	7.74	7.50	1.04	1.02	1.05	5.79	7.86	4.37	1.16	1.51	1.03	187.60	232.12	188.07	187.57	232.07	188.05
B2-↓-015-V (008-1113)	6.97	6.86	6.86	4.86	5.75	4.68	10.18	10.51	10.20	0.54	0.54	0.53	5.27	7.43	5.06	1.02	1.42	1.06	187.33	231.65	202.90	187.29	231.59	202.87
B2-↑-012-T (006-1110)	6.17	8.26	6.12	13.84	16.24	13.30	7.14	7.28	7.19	4.91	5.01	4.42	16.18	20.80	13.83	3.39	4.53	3.32	493.03	712.69	594.36	492.91	712.56	594.27
B2-↑-014-T (007-1112)	11.56	13.67	11.60	15.19	16.58	15.10	7.99	8.24	8.05	2.76	2.77	2.60	19.00	21.45	15.17	4.15	4.49	3.52	679.83	707.95	652.16	679.70	707.81	652.06
B2-↑-016-V (008-1113)	11.33	13.89	11.48	14.04	16.25	13.93	9.57	9.79	9.63	1.27	1.11	1.12	17.33	19.87	11.94	3.74	4.48	3.12	575.86	716.67	596.50	575.75	716.53	596.42
B3-↓-017-T (013-1118)	6.84	7.54	6.66	5.30	6.85	5.30	7.34	7.51	7.08	2.49	2.48	2.09	2.34	2.03	1.65	0.47	0.49	0.40	87.26	117.35	83.54	87.24	117.34	83.53
B3-↓-019-T (014-1119)	6.60	7.08	6.21	5.36	6.94	5.22	10.59	10.60	10.01	4.03	4.22	3.19	1.45	1.70	1.38	0.29	0.36	0.29	84.25	117.75	93.70	84.24	117.74	93.69
B3-↓-021-T (015-1120)	7.25	7.98	7.05	5.01	6.74	4.97	11.73	11.94	11.34	3.44	3.57	2.76	2.59	2.83	1.79	0.48	0.57	0.39	95.89	136.62	100.18	95.87	136.61	100.17
B3-↓-023-T (016-1121)	8.00	8.74	7.64	5.45	6.94	5.39	13.46	13.58	13.01	4.31	4.51	3.50	2.02	1.86	1.57	0.39	0.40	0.34	81.36	119.07	89.68	81.35	119.06	89.67
B3-↓-025-V (017-1122)	7.86	8.36	7.49	5.12	6.54	5.01	12.61	12.46	11.91	3.73	3.90	3.05	1.67	1.78	1.47	0.33	0.38	0.32	81.33	111.83	93.84	81.32	111.82	93.83
B3-↑-018-T (013-1118)	7.78	10.07	7.80	12.71	14.71	12.81	5.10	4.82	4.93	4.27	4.22	3.91	5.63	6.18	3.05	1.10	1.18	0.72	179.24	186.24	147.44	179.21	186.19	147.42
B3-↑-020-T (014-1119)	5.62	6.82	5.67	13.25	15.84	13.56	6.17	5.79	6.05	11.00	11.55	9.83	5.77	4.93	3.19	1.10	1.06	0.73	209.74	237.50	184.76	209.70	237.48	184.74
B3-↑-022-T (015-1120)	6.93	8.31	7.04	12.54	15.30	12.99	6.26	5.87	6.12	8.67	9.06	7.82	6.24	5.42	3.67	1.16	1.10	0.80	194.50	218.71	179.81	194.46	218.69	179.79
B3-↑-024-T (016-1121)	7.55	8.70	7.53	13.06	15.47	13.23	6.63	6.17	6.56	10.44	10.90	9.46	5.17	4.64	2.79	1.01	0.95	0.63	180.05	186.61	153.31	180.02	186.59	153.30
B3-↑-026-V (017-1122)	7.77	8.34	7.72	12.67	14.93	12.82	7.25	6.75	7.08	9.31	9.64	8.43	3.88	4.09	2.67	0.78	0.85	0.61	155.22	178.36	148.07	155.19	178.34	148.06
B4-↓-027-T (054-1160)	7.76	8.64	7.22	6.32	7.93	5.92	8.92	8.93	8.45	1.65	1.52	1.46	6.73	5.20	4.00	1.13	1.03	0.79	181.68	244.67	166.21	181.62	244.63	166.18
B4-↓-029-T (055-1161)	7.19	8.75	6.69	6.21	8.02	5.85	8.02	8.07	7.65	1.43	1.44	1.27	3.66	4.00	3.81	0.75	0.83	0.76	124.78	140.44	128.87	124.75	140.41	128.85
B4-↓-031-T (056-1162)	7.97	7.53	7.53	6.41	8.14	6.01	7.93	7.95	7.52	3.95	4.01	3.23	4.53	5.89	4.98	0.84	1.14	0.97	118.22	166.96	147.46	118.19	166.92	147.43
B4-↓-033-T (057-1163)	8.03	9.02	7.37	5.97	7.75	5.52	6.96	6.86	6.55	2.06	2.09	1.73	5.11	5.88	4.71	0.93	1.02	0.86	135.54	136.54	132.11	135.50	136.49	132.08
B4-↓-035-V (059-1165)	8.93	10.12	8.29	6.42	8.26	6.02	6.51	6.49	6.08	0.30	0.30	0.30	4.74	4.72	4.98	0.91	0.89	0.92	134.46	131.91	140.60	134.43	131.88	140.57
B4-↓-037-V (058-1164)	2.51	2.89	2.47	7.61	7.98	7.46	1.56	1.54	1.52	1.19	1.19	1.14	2.76	2.73	2.46	0.58	0.58	0.53	95.66	95.16	89.81	95.64	95.14	89.79
B4-↑-028-T (054-1160)	10.68	14.42	10.63	18.01	21.36	17.58	6.82	6.41	6.62	4.07	4.09	3.78	22.49	14.26	10.63	3.91	2.88	2.18	551.01	598.66	426.56	550.85	598.56	426.49
B4-↑-030-T (055-1161)	9.72	13.64	9.69	17.84	21.41	17.56	5.75	5.37	5.47	2.93	2.95	2.75	21.75	16.39	8.97	4.33	3.65	2.12	572.56	588.67	413.31	572.41	588.60	413.24
B4-↑-032-T (056-1162)	9.02	15.19	9.54	17.75	20.83	17.48	5.54	5.66	5.58	14.09	14.38	12.55	13.05	19.35	9.59	2.55	3.79	2.09	392.98	536.54	375.00	392.89	536.43	374.95
B4-↑-034-T (057-1163)	10.66	15.14	10.68	18.13	21.64	17.75	5.16	4.82	4.90	7.88	8.03	7.13	20.82	15.31	9.81	4.18	3.38	2.25	482.05	570.72	387.90	481.90	570.60	387.83
B4-↑-036-V (059-1165)	10.41	14.87	10.41	16.05	19.17	15.65	4.40	4.12	4.20	1.32	1.33	1.25	16.45	10.52	8.13	3.07	2.33	1.83	441.15	475.06	333.80	441.04	475.00	333.76

Para los camiones grandes

Tabla 38: Factores de emisión por prueba para los camiones grandes

	CO [$\frac{g}{km}$]			CO ₂ × 10 ² [$\frac{g}{km}$]			HC × 10 ² [$\frac{mg}{km}$]			NOx [$\frac{g}{km}$]			PM ₁₀ × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PM _{2.5} × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PN ₁₀ × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]			PN _{2.5} × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
CG-1-↓-038-T (036-1141)	4.45	4.83	4.20	2.25	2.56	2.10	6.91	7.47	6.87	2.72	2.82	2.40	4.14	5.07	4.23	0.92	1.15	1.02	206.56	222.56	192.15	206.53	222.53	192.13
CG-1-↓-040-T (037-1142)	5.84	6.35	5.39	2.57	2.87	2.33	6.98	7.62	6.92	2.38	2.41	2.08	6.45	7.26	5.90	1.61	1.82	1.58	180.19	193.20	170.47	180.14	193.15	170.43
CG-1-↓-042-T (038-1143)	9.30	10.86	8.50	2.52	2.86	2.36	7.65	8.57	7.62	3.18	3.26	2.78	14.98	17.17	13.87	5.05	6.31	5.65	237.41	281.29	229.74	237.32	281.19	229.64
CG-1-↓-044-V (040-1145)	3.43	3.61	3.28	2.42	2.53	2.31	8.47	8.86	8.47	3.88	3.97	3.41	3.07	2.97	2.66	0.75	0.74	0.68	80.78	88.81	75.99	80.76	88.79	75.97
CG-1-●-046-V (039-1144)	42.44	43.71	43.19	6.46	6.52	6.30	4.92	5.15	4.96	4.50	4.51	4.37	42.49	38.60	39.28	16.65	16.10	15.77	1,352.10	1,367.51	1,308.23	1,351.87	1,367.31	1,308.01
CG-1-↑-039-T (036-1141)	76.08	97.41	76.08	12.85	13.35	12.73	18.44	22.07	19.09	8.70	8.76	8.46	105.19	122.68	93.45	28.06	34.05	29.16	1,597.86	1,960.61	1,824.45	1,597.18	1,959.81	1,823.90
CG-1-↑-041-T (037-1142)	67.73	84.72	66.49	13.08	13.88	12.82	16.27	18.58	16.83	6.98	7.00	6.82	123.63	111.38	90.76	33.00	31.75	27.07	1,918.22	2,024.16	1,738.11	1,917.43	2,023.47	1,737.59
CG-1-↑-043-T (038-1143)	59.90	76.65	58.72	12.26	12.66	12.04	15.68	18.86	16.25	10.69	10.65	10.37	99.51	98.71	72.45	26.79	25.96	21.82	1,658.11	1,568.25	1,505.98	1,657.49	1,567.64	1,505.58
CG-1-↑-045-V (040-1145)	25.53	28.49	25.15	9.48	9.70	9.36	17.11	18.52	17.39	13.57	13.64	12.99	46.20	46.10	42.06	11.88	10.84	10.95	976.19	837.10	855.32	975.90	836.77	855.07
CG-2-↓-071-T (045-1150)	3.42	3.15	3.20	3.61	4.02	3.44	1.00	1.06	0.98	4.58	4.56	3.97	1.72	1.75	1.54	0.35	0.38	0.34	54.77	63.72	53.62	54.76	63.71	53.61
CG-2-↓-073-T (046-1151)	3.53	3.54	3.32	4.07	4.49	3.83	0.87	0.91	0.84	4.70	4.78	3.97	1.55	1.69	1.44	0.33	0.37	0.32	55.48	65.98	54.98	55.47	65.97	54.97
CG-2-↓-075-T (047-1152)	3.63	3.89	3.40	3.87	4.46	3.66	0.88	0.92	0.86	4.64	4.75	3.95	1.68	1.96	1.60	0.35	0.41	0.36	54.26	63.47	56.14	54.25	63.46	56.13
CG-2-↓-077-V (049-1154)	2.74	2.63	2.88	4.08	4.31	4.70	1.10	1.01	1.00	4.55	4.66	4.81	1.89	1.93	2.26	0.40	0.43	0.47	67.98	83.35	76.35	67.97	83.34	76.34
CG-2-●-079-V (048-1153)	1.65	1.68	1.65	8.48	8.66	8.24	0.17	0.17	0.17	3.57	3.57	3.36	2.12	1.87	2.10	0.61	0.57	0.59	111.07	110.85	103.95	111.06	110.84	103.93
CG-2-↑-072-T (045-1150)	5.91	6.30	5.85	18.55	20.58	18.65	1.19	1.15	1.18	5.51	5.41	5.06	8.38	9.66	7.97	2.05	2.24	1.97	427.74	420.60	388.05	427.68	420.54	388.00
CG-2-↑-074-T (046-1151)	5.96	6.56	5.91	18.20	19.81	18.30	0.87	0.82	0.86	4.85	4.21	4.21	8.25	8.67	7.51	1.85	1.93	1.82	325.73	338.99	368.16	325.68	338.94	368.12
CG-2-↑-076-T (047-1152)	7.15	8.14	7.10	18.24	20.47	18.45	0.82	0.79	0.80	5.29	5.16	4.89	8.58	9.27	7.43	1.94	2.11	1.85	346.67	373.05	377.15	346.62	372.99	377.11
CG-2-↑-078-V (049-1154)	4.46	4.31	4.34	14.46	15.73	14.39	1.17	1.07	1.14	5.97	5.95	5.54	5.17	6.56	5.42	1.21	1.52	1.34	240.47	291.56	278.05	240.44	291.52	278.01

Para los camiones pequeños

Tabla 39: Factores de emisión por prueba para los camiones pequeños

	CO [$\frac{g}{km}$]			CO ₂ × 10 ² [$\frac{g}{km}$]			HC × 10 ² [$\frac{mg}{km}$]			NOx [$\frac{g}{km}$]			PM ₁₀ × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PM _{2.5} × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PN ₁₀ × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]			PN _{2.5} × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
CP-1-↓-047-T (087-1196)	4.71	5.58	4.62	2.81	3.23	2.70	8.30	9.14	8.34	-0.04	-0.04	-0.04	1.87	2.93	1.84	0.44	0.60	0.43	139.34	142.35	123.05	139.33	142.33	123.04
CP-1-↓-049-T (088-1197)	4.79	5.58	4.76	2.82	3.23	2.75	8.65	9.45	8.72	-0.05	-0.05	-0.05	2.00	2.81	2.05	0.46	0.60	0.47	151.18	156.38	143.03	151.16	156.36	143.01
CP-1-↓-051-T (089-1198)	5.41	6.36	5.37	2.89	3.38	2.81	9.72	10.73	9.84	-0.05	-0.05	-0.05	2.68	3.83	2.71	0.61	0.80	0.62	195.70	196.46	183.43	195.69	196.44	183.42
CP-1-↓-053-T (090-1199)	6.24	7.17	6.17	2.85	3.34	2.75	9.60	10.53	9.67	0.14	0.14	0.14	3.19	3.23	2.38	0.67	0.69	0.54	158.58	152.11	151.61	158.56	152.09	151.59
CP-1-↓-055-T (091-1200)	5.78	6.77	5.73	2.63	3.19	2.53	7.86	8.72	7.93	0.02	0.02	0.02	1.98	2.75	1.91	0.46	0.59	0.44	123.70	128.56	107.09	123.69	128.54	107.08
CP-1-↓-057-T (092-1201)	5.81	6.72	5.75	2.57	3.06	2.48	8.21	9.12	8.28	0.02	0.02	0.02	2.63	2.83	1.90	0.58	0.60	0.45	138.11	136.21	117.94	138.09	136.19	117.93
CP-1-↓-060-V (094-1203)	6.45	7.24	6.41	2.68	3.17	2.57	7.93	8.69	8.01	0.02	0.02	0.02	1.92	2.64	1.84	0.44	0.56	0.42	130.87	124.14	125.54	130.86	124.12	125.52
CP-1-●-059-V (093-1202)	4.20	4.27	4.15	5.26	5.35	5.14	5.72	5.77	5.69	0.02	0.01	0.01	1.59	1.64	1.52	0.69	0.70	0.67	125.74	125.58	123.26	125.73	125.57	123.25
CP-1-↑-048-T (087-1196)	10.05	13.42	10.20	10.17	10.23	10.05	11.28	12.59	11.56	-0.04	-0.05	-0.05	5.13	5.03	4.06	1.12	1.15	1.02	185.42	209.08	189.77	185.39	209.04	189.75
CP-1-↑-050-T (088-1197)	8.31	11.03	8.48	9.95	10.62	9.91	9.88	10.92	10.05	-0.06	-0.06	-0.06	3.19	4.86	3.39	0.79	1.07	0.84	174.20	189.32	164.50	174.18	189.28	164.47
CP-1-↑-052-T (089-1198)	9.06	12.73	9.44	10.06	10.77	10.06	11.80	13.24	12.11	-0.06	-0.06	-0.06	4.58	5.88	3.90	1.00	1.30	0.99	172.44	221.13	189.78	172.41	221.09	189.76
CP-1-↑-054-T (090-1199)	9.11	12.84	9.29	10.30	10.93	10.19	12.75	14.03	13.07	1.91	1.92	1.89	5.91	5.98	3.94	1.31	1.31	0.99	196.23	186.92	168.45	196.19	186.89	168.43
CP-1-↑-056-T (091-1200)	8.61	11.87	8.90	10.19	10.79	10.06	11.47	12.62	12.61	0.03	0.03	0.03	3.13	5.29	3.39	0.78	1.15	0.85	157.41	176.08	147.92	157.39	176.05	147.90
CP-1-↑-058-T (092-1201)	9.21	13.19	9.62	10.03	10.74	10.06	10.82	12.08	12.07	0.03	0.02	0.02	4.61	5.05	3.47	1.07	1.12	0.87	178.65	170.03	148.04	178.62	169.99	148.02
CP-1-↑-061-V (094-1203)	9.51	12.26	9.97	9.17	9.75	9.13	10.95	12.38	11.33	0.03	0.03	0.03	4.30	4.97	3.11	1.03	1.09	0.81	177.58	173.37	146.31	177.55	173.33	146.30
CP-2-↓-062-T (098-1207)	1.99	2.26	1.91	2.71	3.45	2.58	2.30	2.47	2.30	0.02	0.02	0.02	0.36	0.55	0.38	0.09	0.13	0.09	27.25	29.00	21.42	27.25	29.00	21.42
CP-2-↓-064-T (099-1208)	1.97	2.25	1.91	2.60	3.34	2.49	2.29	2.45	2.29	0.01	0.01	0.01	0.35	0.73	0.40	0.09	0.16	0.11	24.45	27.75	19.78	24.44	27.74	19.78
CP-2-↓-066-T (100-1209)	2.08	2.27	2.01	2.68	3.38	2.55	2.35	2.49	2.35	0.01	0.01	0.01	0.43	0.62	0.44	0.11	0.14	0.11	26.29	27.46	19.47	26.29	27.45	19.46
CP-2-↓-069-V (105-1214)	2.35	2.59	2.29	2.38	2.96	2.29	2.22	2.37	2.23	0.02	0.02	0.02	0.50	0.46	0.37	0.09	0.09	0.08	17.62	19.39	15.43	17.62	19.39	15.43
CP-2-●-068-V (101-1210)	0.85	0.87	0.87	3.95	4.09	3.99	1.14	1.15	1.14	0.00	0.00	0.00	0.15	0.16	0.18	0.04	0.04	0.05	8.53	8.63	9.30	8.52	8.63	9.30
CP-2-↑-063-T (098-1207)	2.81	3.32	2.84	8.37	9.60	8.42	3.41	3.45	3.43	0.06	0.05	0.05	0.97	0.96	0.93	0.20	0.24	0.23	43.64	61.13	48.35	43.64	61.12	48.35
CP-2-↑-065-T (099-1208)	2.66	2.85	2.64	8.16	9.19	8.12	3.14	3.14	3.16	0.02	0.02	0.02	2.73	2.62	2.57	1.29	1.31	1.37	143.66	136.84	164.88	143.65	136.83	164.87
CP-2-↑-067-T (100-1209)	2.70	3.00	2.69	8.21	9.35	8.21	3.20	3.22	3.20	0.01	0.01	0.01	0.76	1.19	0.80	0.18	0.27	0.20	48.80	50.48	42.36	48.79	50.47	42.35
CP-2-↑-070-V (105-1214)	3.02	3.39	3.04	7.65	8.95	7.65	3.12	3.15	3.14	0.02	0.02	0.02	0.78	1.06	0.76	0.14	0.21	0.16	34.05	51.16	40.67	34.04	51.16	40.66

Para las volquetas

Tabla 40: Factores de emisión por prueba para las volquetas

	CO [$\frac{g}{km}$]			CO ₂ × 10 ² [$\frac{g}{km}$]			HC × 10 ² [$\frac{mg}{km}$]			NOx [$\frac{g}{km}$]			PM ₁₀ × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PM _{2.5} × 10 ³ [$\frac{mg}{km}$]			PN ₁₀ × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]			PN _{2.5} × 10 ¹² [$\frac{\#}{km}$]		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
V1-↓-080-T (065-1172)	16.60	16.85	16.53	10.52	11.10	10.33	26.81	27.64	26.88	2.26	2.22	2.23	22.42	24.20	22.55	4.60	4.75	4.65	981.49	1,083.50	950.73	981.34	1,083.32	950.58
V1-↓-082-T (066-1173)	17.13	17.30	16.96	10.57	11.06	10.35	25.04	25.97	25.10	0.21	0.21	0.21	16.38	20.31	18.06	3.58	4.31	4.02	716.53	827.41	725.06	716.42	827.28	724.96
V1-↓-084-T (067-1174)	19.86	20.87	19.70	10.47	11.02	10.18	23.07	23.87	23.09	0.07	0.07	0.07	14.38	17.24	14.01	3.27	3.86	3.30	558.41	651.80	563.42	558.31	651.68	563.32
V1-●-086-V (068-1175)	29.37	33.03	32.85	9.40	9.18	9.23	9.70	12.73	12.80	0.03	0.04	0.04	17.35	19.61	19.55	6.82	7.93	7.94	1,071.39	1,276.06	1,274.64	1,071.29	1,275.95	1,274.52
V1-↑-081-T (065-1172)	59.90	68.45	60.60	23.73	24.79	23.67	38.70	40.28	39.23	7.50	6.43	6.45	59.44	66.18	56.67	15.94	17.66	16.05	2,120.68	2,339.92	2,211.84	2,120.29	2,339.52	2,211.51
V1-↑-083-T (066-1173)	52.29	60.54	53.10	24.26	25.26	24.26	34.19	35.44	34.56	0.91	0.92	0.93	47.75	60.41	51.38	13.67	16.27	14.73	2,118.73	2,137.30	2,083.02	2,118.44	2,136.92	2,082.72
V1-↑-085-T (067-1174)	59.00	66.18	58.53	24.22	25.11	24.04	32.41	33.58	32.64	0.08	0.08	0.08	52.36	59.75	50.13	14.61	16.72	14.95	1,986.44	2,214.88	2,100.43	1,986.12	2,214.51	2,100.15
V2-↓-087-T (073-1180)	8.69	8.75	8.51	4.40	4.98	4.29	7.56	7.73	7.50	0.14	0.14	0.14	3.36	3.28	3.34	0.70	0.68	0.69	207.15	231.92	220.28	207.12	231.89	220.25
V2-↓-089-T (074-1181)	9.72	10.02	9.44	4.46	4.94	4.26	7.50	7.65	7.24	0.02	0.02	0.02	3.06	2.68	2.72	0.64	0.56	0.57	187.25	188.12	182.80	187.23	188.10	182.78
V2-↓-091-T (075-1182)	11.05	11.41	10.87	4.63	5.27	4.54	7.29	7.52	7.24	0.02	0.02	0.02	2.65	2.75	2.85	0.55	0.58	0.61	167.42	161.69	157.27	167.40	161.68	157.25
V2-↓-093-T (076-1183)	11.40	11.87	11.25	4.64	5.29	4.60	6.96	7.23	6.93	0.03	0.03	0.03	2.68	2.47	2.52	0.56	0.50	0.52	179.39	177.82	168.43	179.37	177.80	168.41
V2-↓-095-T (078-1185)	11.62	12.11	11.42	4.98	5.66	4.89	7.01	7.26	6.82	0.03	0.03	0.03	0.86	0.94	0.80	0.19	0.21	0.18	50.22	55.36	52.48	50.22	55.35	52.47
V2-↓-097-T (079-1186)	11.01	11.42	10.80	4.64	5.23	4.55	6.97	7.20	6.89	0.02	0.02	0.02	1.00	1.23	1.04	0.27	0.32	0.29	49.07	51.75	48.84	49.06	51.74	48.83
V2-↓-099-T (080-1187)	11.09	11.60	10.93	4.42	5.11	4.36	7.79	7.95	7.68	0.02	0.02	0.02	1.01	1.09	0.96	0.21	0.23	0.21	51.57	58.97	53.23	51.56	58.96	53.23
V2-↓-101-T (081-1188)	10.71	10.91	10.52	4.42	4.93	4.33	8.02	8.17	7.81	0.02	0.02	0.02	1.07	1.20	1.05	0.22	0.25	0.23	55.77	64.51	58.07	55.76	64.50	58.07
V2-●-103-V (077-1184)	3.20	3.25	3.19	5.82	6.14	5.79	1.91	1.93	1.91	0.01	0.01	0.01	1.50	1.52	1.48	0.36	0.37	0.36	123.67	123.51	122.31	123.66	123.50	122.30
V2-↑-088-T (073-1180)	8.88	9.02	8.62	14.23	15.07	13.98	7.44	7.48	7.39	1.91	1.93	1.87	4.21	3.32	3.03	1.61	1.35	1.22	85.87	88.74	86.06	85.85	88.72	86.03
V2-↑-090-T (074-1181)	10.24	10.62	10.07	13.96	15.38	13.85	6.94	6.98	6.92	0.04	0.03	0.03	1.36	1.49	1.49	0.38	0.36	0.36	75.77	81.21	73.39	75.76	81.20	73.38
V2-↑-092-T (075-1182)	11.59	12.05	11.37	14.03	15.39	13.88	6.37	6.41	6.35	0.02	0.02	0.02	1.09	1.39	0.99	0.26	0.31	0.24	76.76	78.18	67.22	76.75	78.17	67.22
V2-↑-094-T (076-1183)	12.49	12.62	12.17	14.37	15.18	14.01	6.90	6.90	6.83	0.03	0.03	0.03	1.41	1.35	1.45	0.30	0.29	0.31	72.11	76.35	71.17	72.10	76.34	71.16
V2-↑-096-T (078-1185)	12.85	13.19	12.58	14.33	15.66	14.20	6.01	6.05	5.98	0.03	0.03	0.03	1.13	1.07	0.84	0.27	0.25	0.22	73.72	73.78	66.94	73.71	73.78	66.93
V2-↑-098-T (079-1186)	11.84	12.27	11.67	14.01	15.42	13.88	6.30	6.37	6.28	0.03	0.03	0.03	8.29	7.64	6.58	2.77	2.47	2.47	92.37	95.14	83.77	92.30	95.07	83.72
V2-↑-100-T (080-1187)	10.89	11.78	10.66	13.67	14.71	13.56	6.32	6.46	6.31	0.02	0.02	0.02	0.89	1.43	1.06	0.20	0.31	0.24	63.63	79.62	68.52	63.62	79.61	68.52
V2-↑-102-T (081-1188)	11.31	11.74	11.09	14.06	15.14	13.92	6.83	6.86	6.80	0.02	0.02	0.02	1.24	1.22	1.22	0.27	0.26	0.26	66.17	65.83	65.53	66.16	65.82	65.52

A.3.3. Correlaciones de concentraciones de emisiones y la VSP

Para calcular el coeficiente de correlación de Spearman entre dos variables x e y , es necesario asignar rangos a las observaciones (rg) en ambas variables. El rango de una observación se determina por su posición en la lista ordenada de observaciones. Por ejemplo, la observación más pequeña recibe el rango 1, la segunda más pequeña recibe el rango 2, y así sucesivamente. En caso de empates (es decir, observaciones con el mismo valor), se asigna a cada observación empata el promedio de los rangos que les corresponderían si no hubiera empates. Por ejemplo, si las observaciones x_3 y x_4 tienen el mismo valor, ambas reciben el rango $(3+4)/2$.

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (rg(x_i) - rg(y_i))^2}{n(n^2 - 1)}$$

Para los buses

Tabla 41: Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para los buses

type.	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
B1-J-001-T (024-1130)	-0.18	0.66	0.68	-0.13	0.52	0.81	-0.05	0.32	0.42	-0.11	0.53	0.80	0.48	0.55	0.62	0.52	0.59	0.69	0.28	0.51	0.72	0.28	0.50	0.72
B1-J-003-T (026-1132)	-0.10	0.65	0.65	-0.11	0.50	0.82	-0.06	0.39	0.41	-0.15	0.47	0.83	0.10	0.59	0.63	0.33	0.65	0.71	0.74	0.50	0.75	0.74	0.50	0.75
B1-J-005-T (027-1133)	-0.13	0.44	0.64	-0.18	0.47	0.82	-0.05	0.27	0.36	-0.16	0.47	0.82	0.23	0.54	0.64	0.47	0.57	0.71	0.71	0.30	0.71	0.71	0.30	0.71
B1-J-007-T (028-1134)	-0.16	0.56	0.71	-0.07	0.47	0.82	-0.08	0.35	0.47	-0.01	0.43	0.82	0.41	0.39	0.66	0.42	0.40	0.70	0.16	0.43	0.74	0.16	0.43	0.74
B1-J-009-V (029-1135)	0.01	0.56	0.70	0.07	0.44	0.79	0.01	0.42	0.48	0.07	0.45	0.76	0.17	0.36	0.54	0.21	0.38	0.61	0.16	0.18	0.68	0.16	0.18	0.68
B1-J-002-T (024-1130)	0.37	0.57	0.74	0.55	0.51	0.92	-0.40	-0.03	0.00	0.84	0.40	0.85	0.24	0.48	0.58	0.23	0.47	0.61	0.25	0.44	0.78	0.25	0.44	0.78
B1-J-004-T (026-1132)	0.03	0.58	0.65	0.23	0.43	0.92	-0.41	-0.06	0.00	0.58	0.31	0.88	0.45	0.40	0.56	0.43	0.38	0.59	0.38	0.38	0.75	0.38	0.38	0.75
B1-J-006-T (027-1133)	-0.06	0.34	0.61	0.11	0.44	0.92	-0.48	-0.05	-0.03	0.19	0.43	0.89	0.48	0.40	0.56	0.47	0.38	0.57	0.41	0.36	0.75	0.41	0.36	0.75
B1-J-008-T (028-1134)	0.02	0.51	0.74	0.08	0.07	0.09	-0.42	-0.02	0.03	0.11	0.08	0.09	0.21	0.48	0.60	0.20	0.46	0.62	0.19	0.35	0.75	0.19	0.35	0.75
B1-J-010-V (029-1135)	0.15	0.45	0.70	0.25	0.41	0.91	-0.47	-0.08	-0.01	0.43	0.04	0.09	0.20	0.41	0.57	0.20	0.40	0.58	0.26	0.38	0.76	0.26	0.38	0.76
B2-J-011-T (006-1110)	-0.03	0.49	0.56	-0.01	0.56	0.61	-0.03	0.29	0.29	-0.01	-0.05	-0.01	-0.07	0.44	0.53	-0.08	0.38	0.54	-0.06	0.37	0.56	-0.06	0.37	0.56
B2-J-013-T (007-1112)	-0.09	0.67	0.67	-0.07	0.65	0.76	0.02	0.38	0.41	-0.02	-0.01	0.13	0.54	0.56	0.56	0.52	0.54	0.57	0.31	0.36	0.59	0.31	0.36	0.59
B2-J-015-V (008-1113)	-0.10	0.49	0.66	-0.06	0.56	0.76	-0.02	0.38	0.38	-0.03	0.02	0.03	0.09	0.51	0.53	0.25	0.46	0.53	0.54	0.17	0.54	0.54	0.17	0.54
B2-J-012-T (006-1110)	0.29	0.58	0.60	0.26	0.52	0.67	-0.02	-0.01	0.00	0.10	0.38	0.54	-0.07	0.47	0.64	-0.08	0.42	0.65	0.03	0.46	0.74	0.03	0.46	0.74
B2-J-014-T (007-1112)	0.21	0.44	0.75	0.20	0.45	0.91	-0.05	-0.01	0.01	0.07	0.31	0.59	0.05	0.39	0.57	0.02	0.39	0.61	0.01	0.35	0.72	0.01	0.35	0.72
B2-J-016-V (008-1113)	0.07	0.68	0.76	-0.00	0.58	0.92	-0.01	0.04	0.05	-0.12	-0.14	-0.04	-0.08	0.54	0.62	-0.08	0.54	0.64	-0.03	0.44	0.74	-0.03	0.44	0.74
B3-J-017-T (013-1118)	-0.02	0.59	0.63	0.01	0.73	0.85	-0.09	-0.01	0.18	-0.07	0.68	0.81	-0.19	0.51	0.51	-0.13	0.56	0.54	0.26	0.40	0.56	0.26	0.40	0.56
B3-J-019-T (014-1119)	-0.23	0.45	0.51	-0.19	0.69	0.81	-0.19	-0.04	0.16	-0.21	0.66	0.79	0.31	0.39	0.40	0.30	0.45	0.45	0.11	0.37	0.51	0.11	0.37	0.51
B3-J-021-T (015-1120)	-0.12	0.42	0.53	-0.14	0.54	0.81	-0.09	0.00	0.13	-0.14	0.58	0.79	0.09	0.35	0.39	0.21	0.34	0.41	0.47	0.19	0.47	0.47	0.19	0.47
B3-J-023-T (016-1121)	-0.18	0.37	0.53	-0.14	0.61	0.81	-0.18	-0.03	0.11	-0.09	0.58	0.80	0.25	0.36	0.36	0.26	0.40	0.41	0.03	0.25	0.52	0.03	0.25	0.52
B3-J-025-V (017-1122)	-0.16	0.45	0.54	-0.16	0.61	0.82	-0.16	-0.13	0.13	-0.15	0.59	0.81	0.28	0.37	0.37	0.37	0.39	0.41	0.40	0.24	0.47	0.40	0.24	0.47
B3-J-018-T (013-1118)	0.05	0.46	0.65	0.06	0.52	0.91	0.27	0.27	0.53	0.18	0.39	0.75	0.42	0.28	0.43	0.44	0.29	0.46	0.45	0.41	0.61	0.45	0.41	0.61
B3-J-020-T (014-1119)	0.27	0.38	0.55	0.34	0.53	0.91	0.21	0.23	0.47	0.19	0.40	0.89	0.03	0.33	0.44	0.03	0.34	0.46	0.05	0.42	0.63	0.05	0.42	0.63
B3-J-022-T (015-1120)	0.19	0.43	0.58	0.17	0.56	0.91	0.36	0.27	0.45	0.40	0.42	0.86	0.25	0.40	0.45	0.26	0.43	0.50	0.23	0.52	0.61	0.23	0.52	0.61
B3-J-024-T (016-1121)	0.10	0.30	0.58	0.07	0.38	0.91	0.23	0.16	0.44	0.18	0.37	0.86	0.38	0.31	0.42	0.41	0.34	0.46	0.45	0.42	0.61	0.45	0.42	0.61
B3-J-026-V (017-1122)	0.04	0.37	0.57	-0.01	0.50	0.90	0.19	0.22	0.45	0.03	0.43	0.86	0.15	0.31	0.40	0.14	0.30	0.43	0.16	0.42	0.61	0.16	0.42	0.61
B4-J-027-T (054-1160)	0.25	0.38	0.57	0.32	0.45	0.79	0.10	-0.04	0.19	0.43	0.73	0.74	0.03	0.51	0.55	-0.03	0.48	0.55	-0.18	0.23	0.53	-0.18	0.23	0.53
B4-J-029-T (055-1161)	-0.10	0.19	0.55	-0.10	0.40	0.79	-0.05	-0.02	0.15	-0.10	0.45	0.73	0.00	-0.04	0.03	-0.01	-0.06	0.03	-0.10	-0.13	-0.04	-0.10	-0.13	-0.04
B4-J-031-T (056-1162)	-0.06	0.52	0.55	0.01	0.30	0.78	-0.05	-0.02	0.19	0.08	0.35	0.80	0.03	0.06	0.12	-0.00	0.04	0.13	-0.10	-0.06	0.11	-0.10	-0.06	0.11
B4-J-033-T (057-1163)	-0.07	0.31	0.53	-0.05	0.40	0.70	-0.04	0.13	0.16	0.03	0.44	0.70	0.08	0.02	0.04	0.09	-0.01	0.04	0.13	-0.07	0.02	0.13	-0.07	0.02
B4-J-035-V (059-1165)	-0.12	0.27	0.54	-0.12	0.30	0.79	-0.06	0.05	0.17	0.00	-0.04	0.03	0.03	-0.02	0.02	0.04	-0.05	0.01	0.09	-0.13	-0.01	0.09	-0.13	-0.01
B4-J-037-V (058-1164)	0.24	0.28	0.36	0.74	0.78	0.87	0.14	0.08	0.14	0.83	0.77	0.85	0.27	0.27	0.28	0.33	0.33	0.35	0.39	0.39	0.41	0.39	0.39	0.41
B4-J-028-T (054-1160)	0.04	0.46	0.57	0.05	0.39	0.86	0.27	0.38	0.45	-0.07	0.24	0.61	0.30	0.45	0.53	0.41	0.47	0.55	0.62	0.44	0.62	0.62	0.44	0.62
B4-J-030-T (055-1161)	0.31	0.51	0.60	0.28	0.41	0.88	0.49	0.43	0.52	0.41	0.29	0.58	0.50	0.43	0.52	0.53	0.44	0.55	0.52	0.51	0.62	0.52	0.51	0.62
B4-J-032-T (056-1162)	0.08	0.28	0.53	0.10	0.26	0.87	0.10	0.18	0.33	0.13	0.18	0.80	0.12	0.31	0.50	0.15	0.32	0.54	0.25	0.33	0.64	0.25	0.33	0.64
B4-J-034-T (057-1163)	-0.01	0.50	0.59	0.02	0.39	0.88	0.14	0.44	0.47	0.01	0.25	0.80	0.51	0.45	0.52	0.56	0.47	0.56	0.60	0.45	0.63	0.60	0.45	0.63
B4-J-036-V (059-1165)	0.18	0.45	0.60	0.13	0.36	0.88	0.37	0.39	0.51	0.13	0.21	0.46	0.46	0.44	0.48	0.48	0.48	0.51	0.53	0.52	0.62	0.53	0.52	0.62

Para los camiones grandes

Tabla 42: Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para los camiones grandes

type-	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
CG-1-↓-038-T (036-1141)	0.05	0.42	0.72	0.11	0.48	0.76	0.10	0.32	0.65	0.18	0.58	0.75	0.25	0.58	0.63	0.21	0.55	0.63	-0.06	0.20	0.57	-0.06	0.20	0.57
CG-1-↓-040-T (037-1142)	0.34	0.37	0.71	0.38	0.19	0.78	0.33	0.15	0.68	0.54	0.35	0.75	0.44	0.30	0.60	0.38	0.24	0.60	-0.13	0.03	0.57	0.13	0.03	0.57
CG-1-↓-042-T (038-1143)	0.11	0.42	0.69	0.11	0.38	0.77	0.16	0.27	0.65	0.10	0.45	0.76	-0.17	0.44	0.53	-0.13	0.34	0.46	-0.06	0.14	0.56	-0.06	0.14	0.56
CG-1-↓-044-V (040-1145)	0.08	0.29	0.69	0.07	0.38	0.80	0.10	0.21	0.60	0.07	0.21	0.79	-0.15	0.42	0.65	-0.11	0.38	0.66	-0.01	0.23	0.71	-0.01	0.23	0.71
CG-1-↔-046-V (039-1144)	0.75	0.81	0.82	0.74	0.85	0.87	0.55	0.57	0.58	0.66	0.74	0.78	0.66	0.73	0.74	0.69	0.75	0.76	0.72	0.78	0.82	0.71	0.78	0.82
CG-1-↑-039-T (036-1141)	0.59	0.41	0.69	0.61	0.39	0.89	0.58	0.34	0.58	0.00	0.03	0.24	0.04	0.43	0.67	0.02	0.41	0.66	-0.01	0.38	0.74	-0.01	0.38	0.74
CG-1-↑-041-T (037-1142)	0.66	0.40	0.71	0.75	0.42	0.90	0.51	0.30	0.54	-0.02	-0.04	0.17	0.31	0.46	0.67	0.31	0.45	0.68	0.28	0.40	0.78	0.28	0.40	0.78
CG-1-↑-043-T (038-1143)	0.60	0.40	0.64	0.76	0.42	0.89	0.46	0.25	0.50	0.15	0.12	0.47	0.26	0.44	0.67	0.27	0.41	0.68	0.26	0.34	0.76	0.26	0.34	0.76
CG-1-↑-045-V (040-1145)	0.45	0.32	0.63	0.58	0.39	0.90	0.43	0.18	0.44	0.17	0.18	0.56	0.41	0.34	0.64	0.39	0.34	0.64	0.32	0.37	0.73	0.32	0.37	0.73
CG-2-↓-071-T (045-1150)	-0.14	0.64	0.65	-0.06	0.42	0.74	-0.10	0.13	0.44	-0.08	0.43	0.71	-0.07	0.55	0.67	0.05	0.47	0.66	0.46	0.32	0.58	0.46	0.32	0.58
CG-2-↓-073-T (046-1151)	-0.01	0.53	0.69	-0.00	0.30	0.74	0.01	0.25	0.53	-0.14	-0.04	0.63	0.35	0.40	0.71	0.51	0.32	0.69	0.59	-0.01	0.61	0.59	-0.01	0.61
CG-2-↓-075-T (047-1152)	0.03	0.64	0.68	0.09	0.63	0.75	0.00	0.38	0.43	0.07	0.27	0.72	-0.17	0.71	0.71	-0.08	0.71	0.72	0.19	0.32	0.62	0.19	0.32	0.62
CG-2-↓-077-V (049-1154)	-0.08	-0.03	0.01	-0.03	0.02	0.04	-0.08	0.33	0.39	-0.03	0.02	0.03	0.00	-0.02	0.01	0.01	-0.02	-0.00	-0.02	-0.03	0.02	-0.02	-0.03	0.02
CG-2-↔-079-V (048-1153)	0.77	0.80	0.84	0.79	0.87	0.88	0.22	0.11	0.23	0.69	0.62	0.70	0.61	0.62	0.62	0.72	0.71	0.72	0.75	0.72	0.77	0.75	0.72	0.77
CG-2-↑-072-T (045-1150)	0.55	0.45	0.59	0.84	0.43	0.86	0.39	0.19	0.56	0.17	0.11	0.52	0.51	0.37	0.58	0.53	0.38	0.63	0.42	0.39	0.71	0.42	0.39	0.71
CG-2-↑-074-T (046-1151)	0.19	0.20	0.59	0.10	0.36	0.87	0.13	0.14	0.51	-0.02	0.11	0.11	0.04	0.25	0.65	0.22	0.25	0.68	0.65	0.17	0.68	0.65	0.17	0.68
CG-2-↑-076-T (047-1152)	0.07	0.38	0.59	-0.10	0.55	0.86	0.21	0.11	0.51	0.08	0.14	0.56	0.68	0.33	0.69	0.70	0.32	0.72	0.54	0.21	0.75	0.54	0.21	0.75
CG-2-↑-078-V (049-1154)	0.01	0.31	0.65	0.12	0.51	0.87	0.03	0.15	0.58	-0.08	0.19	0.51	0.15	0.60	0.70	0.33	0.57	0.73	0.74	0.41	0.77	0.74	0.41	0.77

Para los camiones pequeños

Tabla 43: Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para los camiones pequeños

type-	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
CP-1-↓-047-T (087-1196)	-0.03	0.36	0.56	-0.03	0.20	0.77	0.02	0.20	0.47	0.07	-0.06	-0.03	-0.06	0.27	0.46	-0.10	0.25	0.46	-0.13	0.11	0.38	-0.13	0.11	0.38
CP-1-↓-049-T (088-1197)	0.04	0.19	0.53	0.21	0.14	0.80	0.04	0.15	0.42	0.01	-0.05	-0.01	-0.20	0.07	0.39	-0.08	0.04	0.42	0.16	-0.09	0.30	0.16	-0.09	0.30
CP-1-↓-051-T (089-1198)	0.09	0.18	0.52	0.27	0.20	0.79	0.06	0.21	0.46	0.07	-0.07	-0.05	-0.12	0.11	0.39	0.03	0.03	0.42	0.27	-0.15	0.34	0.27	-0.15	0.34
CP-1-↓-053-T (090-1199)	0.05	0.33	0.52	0.14	0.27	0.78	0.05	0.23	0.44	0.21	0.09	0.10	0.31	0.39	0.43	0.28	0.37	0.45	0.04	-0.09	-0.05	0.04	-0.09	-0.05
CP-1-↓-055-T (091-1200)	0.43	0.21	0.58	0.67	0.58	0.79	0.31	0.41	0.52	-0.10	0.00	0.00	0.33	0.48	0.49	0.44	0.48	0.50	0.41	0.28	0.42	0.41	0.28	0.42
CP-1-↓-057-T (092-1201)	0.53	0.39	0.56	0.77	0.31	0.79	0.36	0.27	0.46	-0.20	-0.09	-0.06	0.36	0.34	0.43	0.34	0.32	0.45	0.14	0.08	0.34	0.14	0.08	0.34
CP-1-↓-060-V (094-1203)	0.12	0.41	0.53	0.03	0.24	0.79	0.16	0.18	0.49	-0.14	-0.10	-0.07	0.08	0.33	0.40	0.04	0.32	0.43	-0.06	-0.05	-0.01	-0.06	-0.05	-0.01
CP-1-↔-059-V (093-1202)	0.58	0.61	0.65	0.81	0.81	0.85	0.62	0.61	0.64	0.02	0.20	0.22	0.56	0.61	0.63	0.69	0.69	0.71	0.74	0.72	0.74	0.74	0.72	0.74
CP-1-↑-048-T (087-1196)	0.04	0.14	0.23	0.69	0.33	0.80	-0.44	-0.14	-0.14	0.09	-0.04	-0.03	0.02	0.30	0.39	-0.02	0.31	0.44	-0.16	0.25	0.46	-0.16	0.25	0.46
CP-1-↑-050-T (088-1197)	-0.14	0.14	0.25	0.48	0.30	0.82	-0.57	-0.13	-0.12	0.27	0.10	0.13	-0.05	0.26	0.42	0.15	0.29	0.49	0.46	0.31	0.51	0.46	0.31	0.51
CP-1-↑-052-T (089-1198)	0.18	0.10	0.18	0.73	0.33	0.80	-0.22	-0.15	-0.13	0.01	0.09	0.10	-0.26	0.25	0.36	-0.26	0.27	0.42	-0.23	0.27	0.44	-0.23	0.27	0.44
CP-1-↑-054-T (090-1199)	-0.31	0.09	0.22	0.11	0.33	0.82	-0.58	-0.13	-0.12	0.08	0.08	0.13	0.40	0.25	0.42	0.50	0.28	0.49	0.46	0.11	0.50	0.46	0.11	0.50
CP-1-↑-056-T (091-1200)	-0.31	0.16	0.24	0.01	0.39	0.85	-0.40	-0.13	-0.13	0.05	-0.11	-0.05	-0.16	0.29	0.40	-0.17	0.34	0.50	-0.20	0.40	0.55	-0.20	0.40	0.55
CP-1-↑-058-T (092-1201)	-0.18	0.13	0.21	0.47	0.34	0.83	-0.58	-0.14	-0.12	0.18	0.09	0.09	0.33	0.29	0.34	0.41	0.34	0.42	0.37	0.24	0.47	0.37	0.24	0.47
CP-1-↑-061-V (094-1203)	-0.07	0.10	0.14	0.73	0.35	0.84	-0.43	-0.12	-0.12	0.02	0.00	0.06	0.34	0.23	0.38	0.38	0.26	0.45	0.28	0.26	0.43	0.28	0.26	0.43
CP-2-↓-062-T (098-1207)	0.20	0.34	0.70	0.22	0.24	0.77	0.20	0.05	0.56	0.08	0.01	0.04	-0.40	0.40	0.50	-0.27	0.38	0.52	0.31	0.05	0.52	0.31	0.05	0.52
CP-2-↓-064-T (099-1208)	0.11	0.34	0.71	0.13	0.27	0.77	0.15	0.01	0.53	0.04	-0.14	-0.09	-0.22	0.27	0.47	-0.17	0.24	0.50	-0.02	-0.02	0.50	-0.02	-0.02	0.50
CP-2-↓-066-T (100-1209)	0.67	0.42	0.68	0.75	0.23	0.75	0.48	0.13	0.51	-0.03	-0.13	-0.10	0.38	0.34	0.44	0.44	0.30	0.44	0.32	0.04	0.45	0.32	0.04	0.45
CP-2-↓-069-V (105-1214)	0.38	0.34	0.71	0.43	0.24	0.77	0.29	-0.03	0.53	-0.04	-0.10	-0.08	0.07	0.35	0.43	0.04	0.32	0.44	-0.12	-0.00	0.47	-0.12	-0.00	0.47
CP-2-↔-068-V (101-1210)	0.18	0.16	0.21	0.69	0.67	0.70	0.27	0.23	0.29	0.14	-0.61	-0.60	0.14	0.16	0.21	0.34	0.35	0.39	0.49	0.50	0.55	0.49	0.50	0.55
CP-2-↑-063-T (098-1207)	0.12	-0.08	0.12	0.86	0.27	0.86	-0.10	0.02	0.07	0.03	-0.02	0.03	-0.16	0.34	0.45	-0.01	0.33	0.46	0.55	0.31	0.62	0.55	0.31	0.62
CP-2-↑-065-T (099-1208)	-0.33	0.02	0.11	0.19	0.39	0.85	-0.31	-0.08	-0.08	0.14	0.08	0.11	0.02	0.30	0.36	0.16	0.32	0.39	0.59	0.29	0.60	0.59	0.29	0.60
CP-2-↑-067-T (100-1209)	-0.08	-0.03	0.08	0.57	0.35	0.86	-0.24	-0.10	-0.07	0.04	-0.14	-0.11	0.11	0.23	0.42	0.25	0.25	0.47	0.65	0.48	0.66	0.65	0.48	0.66
CP-2-↑-070-V (105-1214)	-0.06	-0.05	0.13	0.56	0.26	0.86	-0.19	0.00	0.02	0.22	0.00	0.03	-0.20	0.23	0.42	-0.23	0.21	0.46	0.01	0.35	0.66	0.01	0.35	0.66

Para las volquetas

Tabla 44: Correlaciones concentraciones de emisiones vs. VSP para las volquetas

type.	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
V1-↓-080-T (065-1172)	0.33	0.35	0.47	0.30	0.15	0.59	0.40	0.46	0.65	0.33	-0.02	0.06	-0.09	-0.11	0.29	0.06	-0.00	0.41	0.14	-0.01	0.34	0.14	-0.01	0.34
V1-↓-082-T (066-1173)	0.18	0.47	0.47	0.18	0.07	0.56	0.29	0.39	0.62	0.09	-0.03	0.03	-0.02	0.11	0.41	0.04	0.10	0.46	0.00	-0.05	0.38	0.00	-0.05	0.38
V1-↓-084-T (067-1174)	0.16	0.23	0.44	0.21	0.16	0.56	0.27	0.42	0.65	-0.18	-0.10	-0.05	-0.03	0.12	0.39	0.06	0.12	0.48	0.03	-0.10	0.39	0.03	-0.10	0.39
V1-↔-086-V (068-1175)	0.06	0.02	0.06	0.03	0.75	0.77	0.64	0.66	0.67	0.44	0.44	0.48	0.13	0.67	0.73	0.20	0.72	0.77	0.21	0.72	0.79	0.21	0.72	0.79
V1-↑-081-T (065-1172)	0.38	0.30	0.50	0.45	0.38	0.90	0.11	-0.02	0.18	-0.07	-0.08	-0.04	0.15	0.35	0.66	0.38	0.41	0.69	0.66	0.44	0.70	0.66	0.44	0.70
V1-↑-083-T (066-1173)	0.13	0.26	0.50	0.27	0.37	0.87	-0.41	-0.08	0.16	-0.09	-0.10	-0.08	0.17	0.38	0.67	0.23	0.42	0.69	0.38	0.38	0.72	0.38	0.38	0.72
V1-↑-085-T (067-1174)	0.05	0.32	0.51	0.24	0.37	0.88	-0.35	-0.09	0.16	0.29	0.08	0.10	0.05	0.40	0.68	0.07	0.44	0.70	0.10	0.45	0.73	0.10	0.45	0.73
V2-↓-087-T (073-1180)	0.16	0.43	0.48	0.20	0.34	0.76	0.14	0.15	0.27	0.07	0.00	0.06	-0.10	0.01	0.02	-0.11	0.02	0.03	-0.27	-0.20	0.16	-0.27	-0.20	0.16
V2-↓-089-T (074-1181)	0.09	0.06	0.47	0.13	0.28	0.73	0.08	-0.10	0.21	0.08	0.02	0.06	0.01	-0.11	0.07	0.05	-0.10	0.08	0.17	-0.18	0.20	0.17	-0.18	0.20
V2-↓-091-T (075-1182)	0.14	0.14	0.47	0.20	0.28	0.74	0.08	-0.15	0.23	0.02	-0.04	-0.04	-0.24	-0.01	0.14	-0.26	0.04	0.15	-0.34	-0.08	-0.03	-0.34	-0.08	-0.03
V2-↓-093-T (076-1183)	0.18	0.19	0.48	0.26	0.33	0.76	0.15	0.22	0.28	-0.20	-0.06	-0.05	-0.07	-0.04	-0.02	-0.01	-0.03	-0.02	0.17	-0.20	0.19	0.17	-0.20	0.19
V2-↓-095-T (078-1185)	0.14	0.15	0.41	0.17	0.40	0.75	0.10	-0.15	0.18	-0.09	-0.05	0.01	0.07	0.07	0.32	0.05	0.05	0.35	-0.11	-0.11	0.37	-0.11	-0.11	0.37
V2-↓-097-T (079-1186)	0.11	0.08	0.49	0.13	0.30	0.75	0.09	-0.09	0.28	0.07	-0.05	0.02	0.01	-0.07	0.36	0.02	-0.08	0.38	0.04	-0.19	0.39	0.04	-0.19	0.39
V2-↓-099-T (080-1187)	0.13	0.37	0.50	0.19	0.39	0.75	0.14	0.27	0.28	0.08	0.01	0.05	0.15	0.19	0.36	0.12	0.17	0.39	-0.03	0.07	0.43	-0.03	0.07	0.43
V2-↓-101-T (081-1188)	0.12	0.38	0.46	0.15	0.50	0.75	0.10	0.14	0.22	0.05	-0.32	0.05	-0.08	0.16	0.35	-0.09	0.14	0.37	-0.18	0.10	0.39	-0.18	0.10	0.39
V2-↔-103-V (077-1184)	0.34	0.38	0.41	0.80	0.82	0.89	0.40	0.44	0.46	0.13	0.46	0.49	0.69	0.70	0.72	0.75	0.75	0.77	0.81	0.78	0.81	0.81	0.78	0.81
V2-↑-088-T (073-1180)	0.16	0.52	0.52	0.16	0.28	0.87	-0.07	0.08	0.22	0.06	0.07	0.19	0.04	0.11	0.11	0.08	0.14	0.14	0.12	0.28	0.42	0.12	0.28	0.42
V2-↑-090-T (074-1181)	0.53	0.24	0.55	0.66	0.25	0.87	0.28	0.10	0.30	0.08	0.02	0.07	-0.10	0.04	0.05	-0.01	0.04	0.08	0.40	0.21	0.42	0.40	0.21	0.42
V2-↑-092-T (075-1182)	0.56	0.27	0.56	0.71	0.28	0.87	0.29	0.13	0.32	-0.03	-0.31	0.23	0.29	0.21	0.33	0.34	0.22	0.36	0.47	0.26	0.49	0.47	0.26	0.49
V2-↑-094-T (076-1183)	0.07	0.25	0.53	0.11	0.29	0.87	-0.02	0.07	0.25	0.11	0.02	0.05	-0.16	-0.10	0.03	-0.16	-0.08	0.03	0.22	0.30	0.50	0.22	0.30	0.50
V2-↑-096-T (078-1185)	0.12	0.29	0.55	0.09	0.36	0.87	0.06	0.24	0.43	-0.07	0.05	0.06	0.18	0.23	0.32	0.25	0.25	0.33	0.51	0.35	0.51	0.51	0.35	0.51
V2-↑-098-T (079-1186)	0.02	0.30	0.54	0.05	0.31	0.87	-0.04	0.26	0.38	0.27	-0.01	0.04	0.34	0.18	0.34	0.30	0.17	0.30	0.46	0.32	0.51	0.46	0.32	0.51
V2-↑-100-T (080-1187)	0.50	0.25	0.52	0.67	0.27	0.87	0.22	0.14	0.28	0.08	0.12	0.14	-0.22	0.22	0.28	-0.17	0.22	0.32	0.28	0.26	0.50	0.28	0.26	0.50
V2-↑-102-T (081-1188)	0.03	0.26	0.53	0.04	0.31	0.87	-0.14	0.06	0.20	0.25	0.02	0.04	0.03	0.05	0.05	0.01	0.03	0.04	-0.01	-0.03	-0.03	-0.01	-0.03	-0.03

A.3.4. Correlaciones de flujos másicos de emisiones y la VSP

Para los buses

Tabla 45: Correlaciones flujos másicos de emisiones vs. VSP para los buses

	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
B1-↓-001-T (024-1130)	-0.10	0.50	0.37	-0.12	0.45	0.60	0.00	0.29	0.11	-0.08	0.47	0.56	0.47	0.53	0.55	0.50	0.55	0.59	0.26	0.41	0.53	0.26	0.41	0.53
B1-↓-003-T (026-1132)	-0.10	0.59	0.48	-0.11	0.47	0.66	-0.04	0.40	0.17	-0.14	0.45	0.64	0.12	0.58	0.57	0.34	0.61	0.62	0.61	0.42	0.56	0.61	0.42	0.56
B1-↓-005-T (027-1133)	-0.11	0.43	0.48	-0.15	0.42	0.61	-0.01	0.31	0.13	-0.11	0.43	0.61	0.25	0.53	0.57	0.46	0.51	0.58	0.59	0.27	0.50	0.59	0.27	0.50
B1-↓-007-T (028-1134)	-0.07	0.49	0.47	-0.05	0.45	0.63	0.09	0.36	0.17	0.02	0.42	0.59	0.42	0.41	0.59	0.42	0.41	0.61	0.18	0.39	0.56	0.18	0.39	0.56
B1-↓-009-V (029-1135)	0.00	0.49	0.48	0.06	0.42	0.60	-0.02	0.37	0.13	0.00	0.42	0.47	0.16	0.36	0.49	0.18	0.38	0.54	0.12	0.18	0.52	0.12	0.18	0.52
B1-↑-002-T (024-1130)	0.67	0.72	0.75	0.80	0.66	0.85	0.74	0.75	0.54	0.89	0.67	0.76	0.40	0.60	0.67	0.42	0.60	0.70	0.44	0.57	0.76	0.44	0.57	0.76
B1-↑-004-T (026-1132)	0.52	0.76	0.75	0.57	0.60	0.84	0.71	0.70	0.54	0.76	0.60	0.77	0.59	0.53	0.65	0.60	0.53	0.67	0.56	0.52	0.72	0.56	0.52	0.72
B1-↑-006-T (027-1133)	0.33	0.66	0.74	0.38	0.65	0.83	0.52	0.76	0.54	0.42	0.68	0.80	0.60	0.56	0.66	0.61	0.56	0.67	0.55	0.54	0.73	0.55	0.54	0.73
B1-↑-008-T (028-1134)	0.28	0.67	0.74	0.31	0.49	0.30	0.45	0.73	0.52	0.34	0.59	0.35	0.33	0.60	0.67	0.33	0.59	0.67	0.34	0.51	0.73	0.34	0.51	0.73
B1-↑-010-V (029-1135)	0.50	0.65	0.75	0.57	0.62	0.83	0.71	0.74	0.53	0.73	0.61	0.41	0.37	0.56	0.67	0.41	0.56	0.67	0.48	0.53	0.74	0.48	0.53	0.74
B2-↓-011-T (006-1110)	-0.05	0.43	0.42	-0.01	0.50	0.51	-0.06	0.22	0.03	-0.04	-0.00	-0.13	-0.09	0.41	0.47	-0.09	0.35	0.45	-0.05	0.34	0.43	-0.05	0.34	0.43
B2-↓-013-T (007-1112)	-0.05	0.33	0.08	-0.08	0.58	0.62	0.01	0.24	-0.00	-0.01	0.08	-0.06	0.49	0.50	0.47	0.47	0.49	0.46	0.26	0.34	0.45	0.26	0.34	0.45
B2-↓-015-V (008-1113)	-0.10	0.10	0.03	-0.11	0.48	0.61	-0.07	0.14	-0.03	-0.08	-0.03	-0.22	0.11	0.44	0.44	0.25	0.41	0.42	0.39	0.16	0.37	0.39	0.16	0.37
B2-↑-012-T (006-1110)	0.28	0.67	0.67	0.24	0.61	0.70	0.17	0.60	0.40	0.14	0.59	0.64	-0.02	0.54	0.68	-0.02	0.51	0.67	0.07	0.53	0.70	0.07	0.53	0.70
B2-↑-014-T (007-1112)	0.20	0.70	0.71	0.16	0.65	0.83	0.10	0.75	0.49	0.11	0.71	0.67	0.07	0.52	0.63	0.06	0.53	0.65	0.04	0.52	0.70	0.04	0.52	0.70
B2-↑-016-V (008-1113)	0.04	0.75	0.70	-0.02	0.67	0.83	-0.01	0.68	0.46	-0.05	0.51	0.34	-0.06	0.62	0.67	-0.06	0.61	0.67	-0.02	0.54	0.72	-0.02	0.54	0.72
B3-↓-017-T (013-1118)	-0.08	0.23	0.12	-0.05	0.59	0.67	-0.10	-0.04	-0.05	-0.10	0.49	0.55	-0.19	0.46	0.43	-0.12	0.47	0.42	0.20	0.32	0.40	0.20	0.32	0.40
B3-↓-019-T (014-1119)	-0.23	0.31	0.18	-0.23	0.55	0.60	-0.13	-0.00	-0.05	-0.22	0.54	0.62	0.27	0.40	0.34	0.26	0.42	0.34	0.09	0.33	0.31	0.09	0.33	0.31
B3-↓-021-T (015-1120)	-0.07	0.14	0.12	-0.13	0.39	0.61	-0.05	-0.09	-0.09	-0.13	0.41	0.60	0.09	0.30	0.33	0.22	0.26	0.32	0.39	0.14	0.32	0.39	0.14	0.32
B3-↓-023-T (016-1121)	-0.05	0.08	0.09	-0.12	0.45	0.63	-0.04	-0.13	-0.11	-0.05	0.43	0.65	0.25	0.31	0.30	0.26	0.32	0.32	0.07	0.19	0.37	0.07	0.19	0.37
B3-↓-025-V (017-1122)	-0.12	0.15	0.12	-0.16	0.46	0.65	-0.10	-0.15	-0.08	-0.14	0.46	0.65	0.27	0.33	0.32	0.35	0.33	0.32	0.35	0.19	0.34	0.35	0.19	0.34
B3-↑-018-T (013-1118)	0.43	0.70	0.59	0.34	0.71	0.84	0.57	0.70	0.52	0.52	0.72	0.73	0.57	0.49	0.55	0.62	0.55	0.61	0.63	0.63	0.65	0.63	0.63	0.65
B3-↑-020-T (014-1119)	0.25	0.47	0.64	0.30	0.53	0.85	0.17	0.41	0.53	0.18	0.46	0.85	0.07	0.46	0.57	0.09	0.50	0.63	0.11	0.48	0.67	0.11	0.48	0.67
B3-↑-022-T (015-1120)	0.52	0.46	0.58	0.52	0.55	0.84	0.65	0.39	0.52	0.66	0.49	0.82	0.46	0.52	0.58	0.52	0.55	0.63	0.51	0.55	0.65	0.51	0.55	0.65
B3-↑-024-T (016-1121)	0.40	0.39	0.58	0.35	0.44	0.86	0.53	0.36	0.52	0.43	0.45	0.85	0.53	0.43	0.55	0.60	0.47	0.62	0.61	0.47	0.66	0.61	0.47	0.66
B3-↑-026-V (017-1122)	0.31	0.42	0.55	0.21	0.50	0.84	0.40	0.37	0.50	0.25	0.48	0.82	0.29	0.43	0.53	0.33	0.45	0.60	0.37	0.46	0.65	0.37	0.46	0.65
B4-↓-027-T (054-1160)	0.33	0.18	0.27	0.39	0.31	0.62	0.20	-0.14	-0.06	0.50	0.37	0.34	0.09	0.43	0.46	0.06	0.35	0.40	-0.07	0.18	0.40	-0.07	0.18	0.40
B4-↓-029-T (055-1161)	-0.07	0.10	0.35	-0.08	0.26	0.60	-0.00	-0.13	-0.07	-0.03	0.13	0.27	0.02	-0.08	-0.04	0.01	-0.11	-0.06	-0.08	-0.19	-0.11	-0.08	-0.19	-0.11
B4-↓-031-T (056-1162)	0.02	0.25	0.29	0.05	0.15	0.60	0.07	-0.21	-0.04	0.13	0.16	0.60	0.08	-0.03	0.04	0.06	-0.07	0.03	-0.04	-0.17	0.02	-0.04	-0.17	0.02
B4-↓-033-T (057-1163)	0.03	0.05	0.13	-0.00	0.27	0.55	0.06	-0.07	-0.08	0.08	0.25	0.46	0.11	-0.03	-0.04	0.13	-0.07	-0.05	0.15	-0.13	-0.05	0.15	-0.13	-0.05
B4-↓-035-V (059-1165)	-0.04	-0.01	0.09	-0.08	0.16	0.58	-0.01	-0.12	-0.06	0.04	-0.18	-0.18	0.04	-0.08	-0.05	0.05	-0.13	-0.07	0.09	-0.20	-0.08	0.09	-0.20	-0.08
B4-•-037-V (058-1164)	0.55	0.48	0.58	0.87	0.80	0.88	0.61	0.54	0.50	0.90	0.78	0.85	0.45	0.42	0.42	0.51	0.48	0.49	0.55	0.52	0.54	0.55	0.52	0.54
B4-↑-028-T (054-1160)	0.20	0.45	0.56	0.28	0.41	0.79	0.43	0.41	0.44	0.34	0.41	0.61	0.39	0.51	0.60	0.49	0.51	0.61	0.62	0.44	0.61	0.62	0.44	0.61
B4-↑-030-T (055-1161)	0.53	0.50	0.58	0.64	0.44	0.80	0.72	0.45	0.47	0.78	0.46	0.59	0.63	0.48	0.59	0.66	0.50	0.61	0.63	0.51	0.62	0.63	0.51	0.62
B4-↑-032-T (056-1162)	0.11	0.32	0.56	0.15	0.32	0.80	0.14	0.28	0.40	0.16	0.31	0.76	0.15	0.35	0.58	0.18	0.35	0.61	0.26	0.35	0.63	0.26	0.35	0.63
B4-↑-034-T (057-1163)	0.08	0.48	0.57	0.09	0.42	0.79	0.18	0.43	0.46	0.11	0.38	0.67	0.51	0.52	0.61	0.54	0.51	0.62	0.55	0.46	0.62	0.55	0.46	0.62
B4-↑-036-V (059-1165)	0.38	0.44	0.56	0.40	0.40	0.79	0.54	0.41	0.47	0.50	0.38	0.51	0.56	0.52	0.57	0.59	0.54	0.60	0.61	0.50	0.62	0.61	0.50	0.62

Para los camiones grandes

Tabla 46: Correlaciones flujos másicos de emisiones vs. VSP para los camiones grandes

	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
CG-1-↓-038-T (036-1141)	0.11	0.22	0.39	0.13	0.39	0.65	0.12	0.08	0.17	0.22	0.48	0.64	0.26	0.51	0.53	0.21	0.40	0.44	-0.04	0.15	0.47	-0.04	0.15	0.47
CG-1-↓-040-T (037-1142)	0.35	0.06	0.40	0.43	0.05	0.67	0.29	-0.19	0.18	0.60	0.13	0.62	0.42	0.16	0.50	-0.35	0.04	0.43	0.14	-0.05	0.48	0.14	-0.05	0.48
CG-1-↓-042-T (038-1143)	0.04	0.19	0.45	0.09	0.26	0.65	-0.01	-0.05	0.17	0.05	0.31	0.66	-0.20	0.33	0.42	-0.18	0.19	0.31	-0.07	0.05	0.42	-0.07	0.05	0.42
CG-1-↓-044-V (040-1145)	0.06	0.11	0.53	0.05	0.21	0.66	0.04	-0.16	0.16	0.05	0.04	0.71	-0.15	0.29	0.56	-0.12	0.19	0.52	-0.01	0.05	0.56	-0.01	0.05	0.56
CG-1-↔-046-V (039-1144)	0.73	0.81	0.81	0.77	0.87	0.88	0.72	0.75	0.74	0.76	0.84	0.86	0.66	0.74	0.75	0.70	0.76	0.77	0.72	0.81	0.82	0.72	0.81	0.82
CG-1-↑-039-T (036-1141)	0.62	0.55	0.73	0.58	0.65	0.87	0.69	0.72	0.72	0.36	0.77	0.66	0.13	0.53	0.72	0.12	0.52	0.70	0.10	0.53	0.77	0.10	0.52	0.77
CG-1-↑-041-T (037-1142)	0.70	0.46	0.75	0.69	0.45	0.87	0.72	0.48	0.73	0.45	0.43	0.64	0.37	0.50	0.73	0.37	0.49	0.72	0.33	0.42	0.80	0.33	0.42	0.80
CG-1-↑-043-T (038-1143)	0.67	0.58	0.72	0.69	0.67	0.87	0.70	0.70	0.72	0.42	0.76	0.70	0.32	0.54	0.74	0.33	0.53	0.72	0.32	0.49	0.78	0.32	0.49	0.78
CG-1-↑-045-V (040-1145)	0.57	0.60	0.74	0.55	0.61	0.86	0.62	0.70	0.68	0.34	0.64	0.81	0.46	0.47	0.70	0.44	0.48	0.69	0.36	0.51	0.75	0.36	0.51	0.75
CG-2-↓-071-T (045-1150)	-0.16	0.50	0.50	-0.08	0.32	0.68	-0.12	-0.10	0.12	-0.09	0.36	0.68	-0.09	0.47	0.60	0.01	0.36	0.53	0.42	0.25	0.49	0.42	0.25	0.49
CG-2-↓-073-T (046-1151)	-0.02	0.38	0.56	-0.01	0.21	0.67	-0.01	-0.04	0.17	-0.13	-0.09	0.57	0.33	0.33	0.64	0.46	0.22	0.57	0.54	-0.05	0.53	0.54	-0.05	0.53
CG-2-↓-075-T (047-1152)	0.01	0.54	0.46	0.08	0.60	0.68	-0.03	0.31	0.17	0.06	0.27	0.68	-0.19	0.69	0.64	-0.11	0.65	0.59	0.16	0.31	0.54	0.16	0.31	0.54
CG-2-↓-077-V (049-1154)	-0.08	-0.03	0.02	-0.03	0.01	0.03	-0.06	0.24	0.30	-0.04	-0.01	0.02	0.00	-0.03	-0.01	0.01	-0.04	-0.02	-0.01	-0.05	0.01	-0.01	-0.05	0.01
CG-2-↔-079-V (048-1153)	0.87	0.84	0.83	0.87	0.89	0.89	0.65	0.55	0.57	0.87	0.81	0.86	0.69	0.69	0.69	0.76	0.75	0.75	0.82	0.78	0.81	0.82	0.78	0.81
CG-2-↑-072-T (045-1150)	0.56	0.64	0.63	0.82	0.59	0.87	0.42	0.55	0.55	0.30	0.39	0.63	0.55	0.47	0.63	0.55	0.49	0.66	0.43	0.51	0.70	0.42	0.51	0.70
CG-2-↑-074-T (046-1151)	0.20	0.61	0.64	0.12	0.59	0.87	0.18	0.60	0.54	0.06	0.47	0.34	0.09	0.39	0.70	0.25	0.42	0.71	0.61	0.38	0.66	0.61	0.38	0.66
CG-2-↑-076-T (047-1152)	0.20	0.62	0.62	0.09	0.65	0.87	0.30	0.46	0.54	0.20	0.41	0.65	0.69	0.44	0.74	0.69	0.44	0.74	0.55	0.37	0.72	0.55	0.37	0.72
CG-2-↑-078-V (049-1154)	0.02	0.48	0.63	0.09	0.67	0.87	0.05	0.45	0.56	-0.02	0.45	0.62	0.18	0.66	0.74	0.34	0.65	0.74	0.68	0.54	0.74	0.68	0.54	0.74

Para los camiones pequeños

Tabla 47: Correlaciones flujos másicos de emisiones vs. VSP para los camiones pequeños

	CO			CO ₂			HC			NOx			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
CP-1-↓-047-T (087-1196)	-0.06	0.34	0.54	-0.04	0.18	0.64	0.00	0.14	0.28	-0.00	-0.05	0.21	-0.08	0.27	0.43	-0.11	0.23	0.40	-0.11	0.11	0.30	-0.11	0.11	0.30
CP-1-↓-049-T (088-1197)	0.15	0.18	0.50	0.28	0.14	0.67	0.22	0.11	0.23	-0.23	-0.07	0.21	-0.15	0.08	0.37	-0.02	0.06	0.38	0.26	-0.04	0.23	0.26	-0.04	0.23
CP-1-↓-051-T (089-1198)	0.20	0.14	0.48	0.34	0.16	0.64	0.26	0.12	0.21	-0.22	-0.05	0.22	-0.08	0.10	0.35	0.09	0.02	0.35	0.34	-0.12	0.23	0.34	-0.12	0.23
CP-1-↓-053-T (090-1199)	0.13	0.26	0.42	0.18	0.21	0.62	0.18	0.10	0.13	0.28	0.04	-0.19	0.32	0.37	0.38	0.30	0.33	0.36	0.11	-0.08	-0.15	0.11	-0.08	-0.15
CP-1-↓-055-T (091-1200)	0.52	0.17	0.48	0.66	0.48	0.65	0.34	0.30	0.23	0.01	0.04	-0.24	0.36	0.49	0.45	0.47	0.46	0.44	0.40	0.27	0.33	0.40	0.27	0.33
CP-1-↓-057-T (092-1201)	0.50	0.32	0.41	0.69	0.26	0.65	0.24	0.16	0.17	-0.12	0.01	-0.24	0.34	0.34	0.40	0.29	0.29	0.38	0.10	0.09	0.25	0.10	0.09	0.25
CP-1-↓-060-V (094-1203)	-0.18	0.32	0.34	-0.13	0.19	0.61	-0.27	0.11	0.15	-0.36	0.04	-0.23	-0.02	0.33	0.36	-0.09	0.30	0.35	-0.19	-0.01	-0.09	-0.19	-0.01	-0.09
CP-1-↔-059-V (093-1202)	0.72	0.69	0.73	0.84	0.82	0.85	0.76	0.72	0.69	0.64	0.59	0.55	0.64	0.66	0.68	0.73	0.72	0.74	0.78	0.75	0.78	0.78	0.75	0.78
CP-1-↑-048-T (087-1196)	0.47	0.48	0.54	0.86	0.58	0.84	0.52	0.51	0.50	-0.42	-0.55	-0.43	0.19	0.43	0.49	0.18	0.45	0.52	0.11	0.44	0.58	0.11	0.44	0.58
CP-1-↑-050-T (088-1197)	0.36	0.55	0.54	0.76	0.59	0.83	0.58	0.67	0.49	-0.70	-0.72	-0.41	0.16	0.42	0.53	0.35	0.45	0.56	0.67	0.52	0.61	0.67	0.52	0.61
CP-1-↑-052-T (089-1198)	0.51	0.52	0.52	0.72	0.63	0.84	0.41	0.66	0.50	-0.39	-0.74	-0.44	-0.13	0.43	0.50	-0.11	0.46	0.54	-0.03	0.52	0.59	-0.03	0.52	0.59
CP-1-↑-054-T (090-1199)	-0.17	0.58	0.56	0.46	0.63	0.82	0.52	0.71	0.50	0.43	0.50	0.36	0.54	0.42	0.54	0.60	0.46	0.58	0.61	0.42	0.60	0.61	0.42	0.60
CP-1-↑-056-T (091-1200)	-0.01	0.64	0.60	0.19	0.65	0.83	0.22	0.71	0.47	0.32	0.71	0.47	-0.05	0.47	0.55	-0.06	0.51	0.60	-0.05	0.60	0.66	-0.05	0.60	0.66
CP-1-↑-058-T (092-1201)	0.44	0.60	0.57	0.76	0.63	0.82	0.65	0.70	0.47	0.71	0.73	0.47	0.52	0.47	0.48	0.56	0.51	0.52	0.57	0.49	0.59	0.57	0.49	0.59
CP-1-↑-061-V (094-1203)	0.53	0.62	0.55	0.86	0.64	0.81	0.54	0.69	0.50	0.58	0.74	0.45	0.51	0.42	0.54	0.54	0.48	0.59	0.50	0.54	0.63	0.50	0.54	0.63
CP-2-↓-062-T (098-1207)	0.30	0.09	0.49	0.28	0.08	0.61	0.24	-0.20	0.01	0.18	-0.20	-0.17	-0.38	0.24	0.36	-0.22	0.14	0.28	0.28	-0.16	0.17	0.28	-0.16	0.17
CP-2-↓-064-T (099-1208)	0.22	0.08	0.47	0.19	0.11	0.61	0.23	-0.20	0.01	0.14	-0.24	-0.23	-0.17	0.12	0.33	-0.10	0.02	0.24	0.09	-0.16	0.22	0.09	-0.16	0.22
CP-2-↓-066-T (100-1209)	0.50	0.17	0.44	0.61	0.08	0.58	0.10	-0.13	0.01	-0.08	-0.18	-0.17	0.28	0.18	0.28	0.24	0.07	0.19	0.12	-0.13	0.19	0.12	-0.13	0.19
CP-2-↓-069-V (105-1214)	0.45	0.05	0.40	0.47	0.08	0.60	0.23	-0.22	0.01	0.11	-0.26	-0.23	0.11	0.14	0.22	0.08	0.03	0.13	-0.01	-0.18	0.16	-0.01	-0.18	0.16
CP-2-↔-068-V (101-1210)	0.45	0.42	0.45	0.67	0.64	0.67	0.50	0.47	0.49	0.20	-0.55	-0.53	0.31	0.31	0.34	0.48	0.47	0.48	0.60	0.61	0.63	0.60	0.61	0.63
CP-2-↑-063-T (098-1207)	0.53	0.25	0.54	0.80	0.31	0.80	0.33	0.28	0.37	0.26	0.19	0.27	-0.04	0.45	0.58	0.21	0.48	0.64	0.59	0.32	0.62	0.59	0.32	0.62
CP-2-↑-065-T (099-1208)	0.50	0.39	0.57	0.57	0.41	0.82	0.67	0.33	0.38	0.67	0.29	0.35	0.27	0.43	0.52	0.45	0.45	0.55	0.69	0.33	0.62	0.69	0.33	0.62
CP-2-↑-067-T (100-1209)	0.66	0.33	0.53	0.79	0.38	0.79	0.62	0.31	0.37	0.38	0.12	0.19	0.35	0.35	0.58	0.57	0.38	0.65	0.73	0.46	0.66	0.73	0.46	0.66
CP-2-↑-070-V (105-1214)	0.65	0.27	0.53	0.77	0.30	0.79	0.58	0.27	0.34	0.58	0.26	0.35	0.01	0.33	0.56	0.09	0.36	0.65	0.27	0.35	0.64	0.27	0.35	0.64

Para las volquetas

Tabla 48: Correlaciones flujos máxicos de emisiones vs. VSP para las volquetas

	CO			CO ₂			HC			NO _x			PM ₁₀			PM _{2.5}			PN ₁₀			PN _{2.5}		
	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C	E	D	C
V1-↓-080-T (065-1172)	0.19	0.05	0.13	0.21	-0.06	0.31	0.17	-0.11	0.05	0.16	-0.36	-0.32	-0.11	-0.21	0.20	-0.02	-0.17	0.24	0.11	-0.11	0.21	0.11	-0.11	0.21
V1-↓-082-T (066-1173)	0.10	0.19	0.07	0.12	-0.05	0.25	0.13	-0.03	-0.02	0.02	-0.18	-0.34	-0.07	0.02	0.30	-0.05	-0.05	0.26	-0.04	-0.12	0.22	-0.04	-0.12	0.22
V1-↓-084-T (067-1174)	0.11	-0.08	0.04	0.15	-0.08	0.23	0.14	-0.16	-0.04	-0.06	-0.40	-0.44	-0.07	-0.02	0.27	-0.04	-0.09	0.26	-0.00	-0.20	0.22	-0.00	-0.20	0.22
V1-↔-086-V (068-1175)	-0.14	0.07	0.10	-0.13	0.77	0.79	-0.01	0.69	0.69	-0.30	0.48	0.51	0.02	0.69	0.75	0.03	0.75	0.81	0.06	0.76	0.84	0.06	0.76	0.84
V1-↑-081-T (065-1172)	0.55	0.48	0.69	0.47	0.41	0.83	0.48	0.35	0.56	0.24	0.25	0.32	0.21	0.39	0.71	0.43	0.43	0.72	0.68	0.46	0.71	0.68	0.46	0.71
V1-↑-083-T (066-1173)	0.39	0.44	0.68	0.49	0.41	0.81	0.45	0.41	0.64	0.18	0.09	0.13	0.27	0.42	0.72	0.35	0.46	0.73	0.46	0.41	0.73	0.46	0.41	0.73
V1-↑-085-T (067-1174)	0.26	0.48	0.69	0.36	0.41	0.82	0.28	0.41	0.65	0.46	0.43	0.50	0.13	0.44	0.72	0.17	0.48	0.74	0.18	0.47	0.74	0.18	0.47	0.74
V2-↓-087-T (073-1180)	0.10	0.05	0.07	0.18	0.15	0.55	0.12	-0.12	-0.06	0.06	-0.28	-0.28	-0.09	-0.12	-0.11	-0.10	-0.14	-0.14	-0.24	-0.27	-0.01	-0.24	-0.27	-0.01
V2-↓-089-T (074-1181)	0.07	-0.16	0.06	0.13	0.13	0.55	0.07	-0.22	-0.06	0.10	-0.23	-0.22	0.02	-0.19	-0.02	0.04	-0.20	-0.04	0.15	-0.23	0.06	0.15	-0.23	0.06
V2-↓-091-T (075-1182)	0.09	-0.17	0.01	0.19	0.12	0.56	0.06	-0.29	-0.08	0.03	-0.33	-0.32	-0.21	-0.11	0.03	-0.22	-0.09	0.01	-0.30	-0.17	-0.13	-0.30	-0.17	-0.13
V2-↓-093-T (076-1183)	0.09	0.00	0.02	0.24	0.22	0.57	0.09	0.06	-0.03	-0.11	-0.14	-0.36	-0.09	-0.08	-0.13	-0.04	-0.08	-0.15	0.13	-0.20	0.02	0.13	-0.20	0.02
V2-↓-095-T (078-1185)	0.04	-0.11	-0.10	0.15	0.21	0.51	0.04	-0.23	-0.16	-0.04	-0.25	-0.38	0.05	-0.01	0.16	0.03	-0.05	0.14	-0.08	-0.17	0.19	-0.08	-0.17	0.19
V2-↓-097-T (079-1186)	0.06	-0.20	0.03	0.12	0.12	0.57	0.07	-0.25	-0.02	0.08	-0.27	-0.26	0.01	-0.17	0.21	0.02	-0.22	0.15	0.05	-0.26	0.22	0.05	-0.26	0.22
V2-↓-099-T (080-1187)	0.07	0.09	0.05	0.18	0.27	0.57	0.09	0.08	-0.02	0.07	-0.12	-0.25	0.13	0.12	0.23	0.11	0.08	0.25	-0.02	0.01	0.26	-0.02	0.01	0.26
V2-↓-101-T (081-1188)	0.08	-0.02	0.02	0.15	0.31	0.57	0.08	-0.11	-0.08	0.06	-0.40	-0.18	-0.07	0.04	0.21	-0.07	0.01	0.21	-0.15	-0.02	0.23	-0.15	-0.02	0.23
V2-↔-103-V (077-1184)	0.66	0.58	0.60	0.88	0.83	0.89	0.80	0.75	0.74	0.66	0.71	0.70	0.74	0.73	0.75	0.79	0.76	0.78	0.82	0.77	0.79	0.82	0.77	0.79
V2-↑-088-T (073-1180)	0.41	0.65	0.54	0.41	0.50	0.83	0.52	0.57	0.41	0.35	0.39	0.36	0.26	0.31	0.23	0.34	0.37	0.27	0.39	0.47	0.49	0.39	0.47	0.49
V2-↑-090-T (074-1181)	0.62	0.32	0.54	0.77	0.33	0.81	0.56	0.34	0.44	0.47	0.25	0.31	0.12	0.16	0.19	0.28	0.20	0.25	0.54	0.28	0.49	0.54	0.28	0.49
V2-↑-092-T (075-1182)	0.62	0.35	0.55	0.81	0.37	0.83	0.57	0.36	0.45	0.37	0.13	0.41	0.45	0.32	0.46	0.54	0.36	0.52	0.56	0.32	0.54	0.56	0.32	0.54
V2-↑-094-T (076-1183)	0.10	0.45	0.54	0.12	0.46	0.82	0.08	0.50	0.44	0.13	0.49	0.37	-0.11	0.08	0.16	-0.08	0.18	0.20	0.20	0.43	0.54	0.20	0.43	0.54
V2-↑-096-T (078-1185)	0.39	0.44	0.55	0.32	0.47	0.83	0.44	0.45	0.48	0.50	0.46	0.38	0.33	0.39	0.48	0.45	0.46	0.54	0.60	0.46	0.59	0.60	0.46	0.59
V2-↑-098-T (079-1186)	0.19	0.37	0.53	0.14	0.39	0.82	0.21	0.38	0.45	0.36	0.32	0.34	0.42	0.30	0.48	0.44	0.34	0.51	0.49	0.37	0.58	0.49	0.37	0.58
V2-↑-100-T (080-1187)	0.59	0.49	0.53	0.77	0.47	0.81	0.55	0.54	0.44	0.37	0.41	0.30	-0.03	0.40	0.43	0.10	0.45	0.49	0.45	0.44	0.54	0.45	0.44	0.54
V2-↑-102-T (081-1188)	0.30	0.48	0.53	0.25	0.47	0.81	0.37	0.52	0.43	0.47	0.38	0.28	0.19	0.25	0.19	0.23	0.30	0.21	0.22	0.28	0.17	0.22	0.28	0.17

A.4. Incertidumbres

Este anexo presenta la memoria de cálculo para las incertidumbres que se calculan a partir de mediciones experimentales. Además, presenta los resultados de las incertidumbres comparando la propagación con series de Taylor y los métodos de Monte Carlo.

A.4.1. Incertidumbre para el cálculo a través de mediciones experimentales

Estas son variables que se calculan de la forma $R = f(\bar{X}_1, \bar{X}_2, \dots, \bar{X}_i)$ donde R es la variable a calcular y \bar{X}_i son las variables medidas experimentalmente. La propagación de incertidumbres se realiza por medio de series de Taylor de la forma:

$$u(R) = \sqrt{\sum_{i=1}^I \left(\frac{\partial R}{\partial \bar{X}_i} u(\bar{X}_i) \right)^2} \quad (32)$$

Al aplicar esta ecuación en las variables dinámicas, se obtiene la expansión presentada en las siguientes ecuaciones. Esto se codificó en Python utilizando las librerías Numpy, Sympy y Pandas

para realizar el procesamiento matemático. Los algoritmos están en el repositorio de código.

A.4.2. Memoria de cálculo para la propagación de incertidumbres

Para la velocidad

$$u(v) = \sqrt{\left(\frac{v - v_{real}}{\sqrt{6}}\right)^2 + \left(\frac{v - v_{ref}}{\sqrt{6}}\right)^2} \quad (33)$$

Para la aceleración

$$u(a) = \sqrt{\sum_{i=1}^m \left(\frac{\partial a}{\partial v_i} u(v_i)\right)^2} \quad (34)$$

Para la VSP

$$u(\text{VSP}) = \sqrt{\left(\frac{\partial \text{VSP}}{\partial v}\right)^2 u^2(v) + \left(\frac{\partial \text{VSP}}{\partial a}\right)^2 u^2(a) + \left(\frac{\partial \text{VSP}}{\partial \varepsilon}\right)^2 u^2(\varepsilon) + \left(\frac{\partial \text{VSP}}{\partial \mathbf{G}}\right)^2 u^2(\mathbf{G})} \quad (35)$$

A.4.3. Resultados de incertidumbres para los factores de emisión

En esta sección se compara para todos los vehículos las incertidumbres calculadas para los factores de emisión utilizando la propagación por series de Taylor y los métodos de Monte Carlo. Similar al anexo A.3.1, se tiene la misma nomenclatura en el reporte de los resultados para las tablas. Estos resultados sólo se presentan para los datos que se sincronizaron con técnicas de correlación. El resto de los datos está en la base de datos del proyecto.

Para los buses

Tabla 49: Incertidumbre para los factores de emisiones para los buses

	CO		CO ₂		HC		NOx		PM ₁₀		PM _{2.5}		PN ₁₀		PN _{2.5}	
	$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$	
	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC
B1-↓-001-T (024-1130)	0.31	0.29	3.56	3.89	5.13	4.94	15.38	16.53	126.05	118.89	20.59	20.34	17.87	18.29	17.86	16.74
B1-↓-003-T (026-1132)	0.33	0.33	3.51	3.78	5.34	4.85	17.02	18.29	83.32	86.10	13.77	12.23	14.58	13.70	14.58	14.53
B1-↓-005-T (027-1133)	0.34	0.32	3.72	3.90	5.50	4.98	21.63	23.21	112.43	110.57	21.39	19.78	19.06	18.91	19.05	18.34
B1-↓-007-T (028-1134)	0.32	0.27	3.67	3.39	4.79	4.94	16.44	18.41	110.17	109.05	21.97	21.46	20.53	21.22	20.53	20.24
B1-↓-009-V (029-1135)	0.31	0.31	3.58	3.95	4.69	4.28	10.25	10.35	97.11	85.80	18.79	17.15	20.53	21.08	20.52	20.68
B1-↑-002-T (024-1130)	0.39	0.39	6.00	6.20	4.56	4.96	25.54	26.46	276.53	249.51	52.00	48.34	46.13	41.90	46.12	48.99
B1-↑-004-T (026-1132)	0.40	0.40	5.64	5.80	4.87	5.63	27.64	28.48	204.16	217.32	37.64	41.69	33.91	30.37	33.91	39.45
B1-↑-006-T (027-1133)	0.42	0.46	5.85	6.51	4.70	5.38	39.35	41.09	285.39	316.69	61.41	65.05	43.37	39.12	43.37	41.14
B1-↑-008-T (028-1134)	0.38	0.39	5.98	6.33	4.50	5.06	29.31	30.20	288.03	270.27	56.03	58.92	50.08	50.78	50.07	47.25
B1-↑-010-V (029-1135)	0.37	0.38	5.90	6.12	4.74	5.51	20.70	19.68	314.65	286.98	58.15	55.35	48.11	45.29	48.11	43.08
B2-↓-011-T (006-1110)	0.35	0.36	3.48	3.77	5.17	5.21	8.68	8.75	59.69	58.52	10.82	10.34	14.48	15.05	14.48	13.21
B2-↓-013-T (007-1112)	0.37	0.32	3.50	3.76	4.14	4.14	5.84	5.50	62.60	66.68	10.96	10.10	14.44	16.24	14.43	12.70
B2-↓-015-V (008-1113)	0.36	0.37	3.32	3.56	6.57	7.01	2.94	2.78	64.75	74.49	10.83	10.75	20.54	22.69	20.53	19.72
B2-↑-012-T (006-1110)	0.48	0.41	5.82	5.68	3.08	3.09	17.80	18.44	110.76	115.84	20.78	20.35	26.58	27.31	26.58	29.19
B2-↑-014-T (007-1112)	0.50	0.52	5.79	5.67	3.13	3.47	9.33	8.21	119.69	123.89	20.96	19.57	26.45	27.93	26.45	26.00
B2-↑-016-V (008-1113)	0.49	0.51	5.65	5.71	3.76	3.40	4.82	4.62	103.42	107.25	19.75	20.20	25.69	26.76	25.68	25.22
B3-↓-017-T (013-1118)	0.41	0.39	3.53	3.28	3.47	2.95	11.29	11.99	29.10	27.45	5.05	4.97	5.94	6.03	5.94	5.98
B3-↓-019-T (014-1119)	0.41	0.40	3.42	3.85	5.04	4.66	18.73	17.51	15.29	15.80	2.59	2.93	5.15	5.26	5.15	5.22
B3-↓-021-T (015-1120)	0.41	0.37	3.36	3.19	6.25	5.75	15.95	17.21	27.74	31.83	4.58	5.13	6.63	7.06	6.63	6.42
B3-↓-023-T (016-1121)	0.41	0.48	3.45	3.66	7.13	6.52	19.85	16.20	24.52	23.63	4.06	4.16	6.12	5.59	6.12	6.83
B3-↓-025-V (017-1122)	0.41	0.36	3.28	3.09	5.80	5.86	17.22	18.30	17.18	17.40	2.87	3.33	5.52	5.39	5.52	5.22
B3-↑-018-T (013-1118)	0.50	0.52	5.26	4.76	1.74	1.77	14.26	14.06	49.06	46.35	8.34	8.13	8.95	9.41	8.95	8.72
B3-↑-020-T (014-1119)	0.52	0.48	5.14	5.25	2.11	2.07	34.09	31.27	47.72	42.22	8.07	8.58	9.51	9.27	9.50	9.18
B3-↑-022-T (015-1120)	0.50	0.50	5.11	4.89	2.27	2.28	27.79	27.82	53.25	52.96	8.46	7.73	9.42	10.01	9.42	8.89
B3-↑-024-T (016-1121)	0.51	0.52	5.11	4.78	2.40	2.35	33.33	32.36	45.63	41.85	7.27	7.21	7.98	7.77	7.98	7.98
B3-↑-026-V (017-1122)	0.50	0.54	5.02	4.81	2.56	2.46	29.99	26.81	38.13	39.32	6.25	5.55	7.08	6.83	7.08	7.27
B4-↓-027-T (054-1160)	0.43	0.41	3.67	3.75	3.91	3.98	6.97	7.00	79.81	78.89	11.40	12.27	13.22	13.88	13.21	13.21
B4-↓-029-T (055-1161)	0.43	0.43	3.61	3.89	3.47	3.39	6.06	6.18	55.60	55.18	10.15	10.04	11.71	11.21	11.71	11.46
B4-↓-031-T (056-1162)	0.44	0.43	3.66	3.51	3.47	3.44	16.75	17.62	65.57	70.38	10.76	10.85	11.54	11.01	11.53	12.01
B4-↓-033-T (057-1163)	0.43	0.41	3.57	3.23	3.09	3.18	8.99	8.76	68.53	72.65	10.94	11.80	11.21	11.36	11.21	11.86
B4-↓-035-V (059-1165)	0.43	0.43	3.64	3.38	2.74	2.55	1.72	1.66	67.88	64.86	10.37	10.63	10.67	11.30	10.67	10.45
B4-●-037-V (058-1164)	0.58	0.62	5.67	5.36	1.27	1.32	7.69	7.75	42.13	39.67	7.73	7.73	9.34	10.36	9.34	10.23
B4-↑-028-T (054-1160)	0.56	0.56	6.06	5.97	1.93	1.73	11.68	11.38	123.20	117.94	18.73	18.82	21.59	21.95	21.58	20.82
B4-↑-030-T (055-1161)	0.57	0.50	6.05	6.05	1.65	1.55	8.53	8.12	116.27	108.47	20.68	21.12	22.14	20.41	22.14	23.10
B4-↑-032-T (056-1162)	0.58	0.58	5.97	5.59	1.67	1.49	39.14	36.14	117.17	104.89	19.33	21.98	19.44	18.87	19.44	19.19
B4-↑-034-T (057-1163)	0.58	0.58	6.05	6.17	1.47	1.43	21.43	19.71	118.96	118.06	20.42	18.67	19.82	21.74	19.81	20.25
B4-↑-036-V (059-1165)	0.55	0.56	5.68	5.25	1.34	1.18	4.21	4.15	109.22	95.49	18.19	15.94	18.68	20.05	18.68	21.28

Para los camiones grandes

Tabla 50: Incertidumbres para los factores de emisiones para los camiones grandes

	CO		CO ₂		HC		NO _x		PM ₁₀		PM _{2.5}		PN ₁₀		PN _{2.5}	
	$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$	
	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC
CG-1-↓-038-T (036-1141)	0.20	0.20	2.82	2.96	6.24	6.38	30.62	29.55	126.16	133.81	23.57	24.99	71.77	76.72	71.76	69.66
CG-1-↓-040-T (037-1142)	0.23	0.20	2.89	2.61	6.10	6.29	23.67	25.91	154.10	153.47	38.99	39.10	24.51	24.64	24.50	24.21
CG-1-↓-042-T (038-1143)	0.37	0.38	2.89	2.85	8.39	8.30	33.56	35.99	588.00	536.59	244.98	232.55	42.79	40.41	42.78	44.08
CG-1-↓-044-V (040-1145)	0.21	0.21	2.70	2.48	7.40	7.25	41.87	47.21	74.24	79.71	15.46	13.85	11.05	11.28	11.05	12.62
CG-1-●-046-V (039-1144)	0.70	0.65	6.96	6.41	7.47	7.50	48.06	53.70	759.26	731.78	211.15	181.79	148.51	160.14	148.49	144.52
CG-1-↑-039-T (036-1141)	0.84	0.78	6.75	7.17	12.98	15.10	45.05	46.34	1,050.66	1,073.02	251.36	250.17	121.38	120.14	121.35	121.59
CG-1-↑-041-T (037-1142)	0.75	0.76	6.69	6.33	11.42	10.80	35.69	38.73	1,018.35	1,054.41	236.10	210.63	116.07	116.43	116.04	106.70
CG-1-↑-043-T (038-1143)	0.79	0.74	6.55	7.01	12.40	13.69	55.65	51.80	928.50	873.01	217.63	214.43	108.93	109.65	108.91	114.97
CG-1-↑-045-V (040-1145)	0.43	0.48	5.70	5.70	11.47	10.44	80.60	78.02	600.61	558.67	130.24	126.09	73.43	74.67	73.41	78.63
CG-2-↓-071-T (045-1150)	0.40	0.41	2.83	2.72	0.60	0.66	26.71	27.57	15.81	17.79	2.93	2.64	3.84	3.81	3.84	3.98
CG-2-↓-073-T (046-1151)	0.39	0.39	2.93	3.42	0.55	0.55	25.53	22.96	12.73	12.51	2.48	2.54	3.66	3.92	3.66	3.70
CG-2-↓-075-T (047-1152)	0.40	0.36	2.86	2.92	0.56	0.55	25.28	26.88	13.74	14.77	2.58	2.82	3.71	3.83	3.71	3.68
CG-2-↓-077-V (049-1154)	0.41	0.44	2.83	2.87	0.64	0.65	23.96	24.93	15.02	16.15	2.82	2.57	4.08	3.61	4.08	3.71
CG-2-●-079-V (048-1153)	0.67	0.66	5.88	6.08	0.56	0.50	22.44	22.85	20.02	20.16	4.56	4.40	7.05	6.48	7.05	7.08
CG-2-↑-072-T (045-1150)	0.60	0.61	5.78	5.17	0.58	0.53	17.39	16.97	35.47	37.37	7.18	6.97	11.16	10.83	11.16	12.40
CG-2-↑-074-T (046-1151)	0.59	0.53	5.74	5.49	0.53	0.50	14.37	14.02	36.74	32.69	7.03	7.54	10.36	10.38	10.36	9.02
CG-2-↑-076-T (047-1152)	0.60	0.53	5.76	5.63	0.53	0.54	15.67	17.58	35.88	36.02	7.13	7.12	11.02	12.26	11.02	11.24
CG-2-↑-078-V (049-1154)	0.55	0.61	4.92	5.14	0.58	0.60	19.75	22.86	24.65	23.58	5.12	5.18	8.72	9.57	8.72	8.54

Para los camiones pequeños

Tabla 51: Incertidumbres para los factores de emisiones para los camiones pequeños

	CO		CO ₂		HC		NOx		PM ₁₀		PM _{2,5}		PN ₁₀		PN _{2,5}	
	$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$	
	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC
CP-1-↓-047-T (087-1196)	0.22	0.23	2.94	2.63	7.76	7.53	0.69	0.63	42.86	43.93	7.77	6.98	14.22	12.20	14.21	14.31
CP-1-↓-049-T (088-1197)	0.23	0.22	2.93	2.67	8.14	8.52	0.70	0.64	41.17	38.17	7.76	7.26	16.93	17.84	16.93	15.83
CP-1-↓-051-T (089-1198)	0.23	0.23	2.97	3.14	8.70	8.23	0.71	0.82	54.99	58.97	10.19	11.03	21.76	22.28	21.76	20.73
CP-1-↓-053-T (090-1199)	0.24	0.24	2.91	3.23	8.42	8.12	1.31	1.37	46.48	46.51	8.52	8.44	15.62	13.66	15.62	15.39
CP-1-↓-055-T (091-1200)	0.23	0.23	2.85	2.76	7.56	7.73	0.61	0.64	43.79	37.07	7.98	7.47	14.40	13.92	14.40	14.00
CP-1-↓-057-T (092-1201)	0.22	0.22	2.84	2.52	8.14	8.29	0.61	0.55	39.82	42.73	7.59	6.85	15.13	13.96	15.13	14.85
CP-1-↓-060-V (094-1203)	0.22	0.23	2.87	2.71	7.43	6.93	0.61	0.63	35.96	34.02	6.65	7.11	13.13	13.38	13.13	12.35
CP-1-●-059-V (093-1202)	0.33	0.33	5.89	5.86	5.82	5.78	0.91	0.86	23.61	23.02	8.33	7.80	15.98	17.31	15.98	17.02
CP-1-↑-048-T (087-1196)	0.31	0.34	6.44	6.59	8.81	9.45	0.78	0.83	67.78	78.37	12.94	13.00	18.02	19.01	18.02	17.29
CP-1-↑-050-T (088-1197)	0.28	0.29	6.37	6.18	7.20	7.04	0.79	0.83	55.32	60.32	10.39	9.99	14.21	14.92	14.21	15.93
CP-1-↑-052-T (089-1198)	0.30	0.29	6.44	6.16	9.20	9.40	0.81	0.67	67.09	67.22	12.97	13.99	17.11	16.66	17.11	17.03
CP-1-↑-054-T (090-1199)	0.30	0.29	6.33	6.08	8.93	9.57	12.48	12.04	66.06	67.94	12.63	13.08	15.00	15.44	15.00	14.47
CP-1-↑-056-T (091-1200)	0.29	0.31	6.26	6.04	8.09	7.38	0.74	0.79	56.59	61.15	10.72	10.58	12.64	12.21	12.64	11.43
CP-1-↑-058-T (092-1201)	0.29	0.35	6.31	7.04	7.91	7.46	0.73	0.78	56.19	53.20	10.75	10.28	13.51	11.68	13.51	14.70
CP-1-↑-061-V (094-1203)	0.28	0.27	6.09	6.35	9.00	8.93	0.72	0.65	59.42	57.41	11.38	10.51	13.88	13.90	13.88	13.72
CP-2-↓-062-T (098-1207)	0.27	0.27	2.68	2.95	1.55	1.63	0.76	0.80	11.17	11.11	1.82	1.94	2.41	2.36	2.41	2.75
CP-2-↓-064-T (099-1208)	0.27	0.22	2.64	2.47	1.58	1.47	0.74	0.59	9.62	9.79	1.69	1.70	2.31	2.34	2.31	2.13
CP-2-↓-066-T (100-1209)	0.27	0.31	2.63	2.67	1.60	1.69	0.74	0.72	10.62	9.72	1.81	1.79	2.37	2.36	2.37	2.11
CP-2-↓-069-V (105-1214)	0.26	0.26	2.47	2.63	1.57	1.59	0.72	0.66	8.85	9.13	1.43	1.34	2.01	2.14	2.01	1.95
CP-2-●-068-V (101-1210)	0.34	0.32	4.34	4.10	1.14	1.13	0.94	0.98	6.27	6.89	1.11	1.28	1.38	1.40	1.38	1.35
CP-2-↑-063-T (098-1207)	0.33	0.31	5.07	5.31	1.84	1.66	0.94	1.00	16.87	16.65	2.99	2.90	3.89	3.88	3.89	3.47
CP-2-↑-065-T (099-1208)	0.31	0.32	5.17	5.07	1.82	1.75	0.85	0.92	56.08	54.13	36.91	35.35	35.84	32.35	35.84	35.48
CP-2-↑-067-T (100-1209)	0.32	0.35	5.01	4.40	1.78	1.71	0.88	0.88	16.17	15.62	2.87	2.98	3.65	3.79	3.64	3.71
CP-2-↑-070-V (105-1214)	0.32	0.28	4.81	4.52	1.75	1.42	0.87	0.70	15.23	14.17	2.47	2.60	3.57	3.37	3.57	3.65

Para las volquetas

Tabla 52: Incertidumbres para los factores de emisión para las volquetas

	CO		CO ₂		HC		NOx		PM ₁₀		PM _{2,5}		PN ₁₀		PN _{2,5}	
	$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{g}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\left[\frac{mg}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$		$\times 10^{11} \left[\frac{\#}{km}\right]$	
	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC	A	MC
V1-↓-080-T (065-1172)	0.51	0.54	4.14	4.21	8.80	8.83	7.28	7.31	185.24	199.26	31.56	28.56	54.35	58.33	54.34	53.91
V1-↓-082-T (066-1173)	0.51	0.57	4.11	3.65	8.22	8.14	1.53	1.39	140.11	127.17	25.64	24.33	43.08	43.75	43.08	44.89
V1-↓-084-T (067-1174)	0.52	0.54	4.13	4.15	7.65	7.71	1.42	1.36	125.02	112.45	23.36	23.30	36.86	42.46	36.86	36.85
V1-●-086-V (068-1175)	0.65	0.67	6.68	6.07	7.69	6.93	1.63	1.38	210.98	215.68	61.10	64.01	89.15	78.38	89.14	81.96
V1-↑-081-T (065-1172)	0.61	0.56	6.85	6.11	11.49	10.99	17.90	16.46	303.05	301.18	66.49	59.54	74.42	67.38	74.41	73.76
V1-↑-083-T (066-1173)	0.62	0.59	6.81	5.85	9.47	8.89	3.28	3.28	275.87	218.74	59.89	60.24	68.04	64.04	68.03	67.14
V1-↑-085-T (067-1174)	0.64	0.59	6.85	6.47	9.17	8.74	1.56	1.54	290.36	303.19	64.83	62.24	71.63	68.43	71.63	66.90
V2-↓-087-T (073-1180)	0.47	0.53	2.91	2.81	2.80	2.83	1.39	1.43	21.17	18.62	4.00	3.70	11.26	12.46	11.26	12.23
V2-↓-089-T (074-1181)	0.46	0.52	2.87	2.89	2.85	2.76	1.27	1.40	18.82	19.68	3.55	3.56	9.78	10.13	9.78	9.10
V2-↓-091-T (075-1182)	0.49	0.48	3.00	2.99	2.67	2.82	1.34	1.23	16.87	16.83	3.31	3.18	10.00	10.95	10.00	10.86
V2-↓-093-T (076-1183)	0.49	0.53	3.03	3.32	2.61	2.71	1.33	1.46	15.39	16.73	2.93	3.02	8.62	8.96	8.61	9.29
V2-↓-095-T (078-1185)	0.47	0.46	3.01	3.25	2.52	2.76	1.30	1.21	4.66	5.08	0.90	0.87	2.29	2.70	2.29	2.33
V2-↓-097-T (079-1186)	0.48	0.47	2.98	3.01	2.63	2.75	1.30	1.20	8.44	7.93	2.37	2.54	2.30	2.30	2.30	2.44
V2-↓-099-T (080-1187)	0.48	0.48	2.95	2.72	2.93	3.20	1.31	1.24	6.53	6.41	1.22	1.18	2.84	2.96	2.84	2.96
V2-↓-101-T (081-1188)	0.48	0.51	2.95	2.84	3.00	3.20	1.32	1.17	6.66	7.12	1.25	1.20	2.85	3.01	2.85	2.82
V2-●-103-V (077-1184)	0.62	0.67	4.72	4.46	1.34	1.28	1.68	1.87	11.25	10.89	2.51	2.12	8.12	7.96	8.12	8.09
V2-↑-088-T (073-1180)	0.54	0.50	5.17	4.43	2.34	2.24	7.05	7.22	47.40	48.51	23.93	24.50	3.16	3.32	3.15	3.19
V2-↑-090-T (074-1181)	0.53	0.48	5.10	5.29	2.18	2.20	1.46	1.48	13.00	13.09	3.68	3.53	3.08	3.14	3.08	3.12
V2-↑-092-T (075-1182)	0.53	0.46	5.15	5.21	2.03	2.01	1.45	1.49	8.97	8.22	1.65	1.78	3.11	2.94	3.11	3.20
V2-↑-094-T (076-1183)	0.54	0.45	5.15	5.19	2.17	1.90	1.47	1.48	9.79	9.46	1.88	1.98	2.83	2.73	2.83	2.54
V2-↑-096-T (078-1185)	0.54	0.55	5.15	5.27	1.87	1.67	1.48	1.31	6.29	6.86	1.20	1.10	2.69	2.59	2.69	2.83
V2-↑-098-T (079-1186)	0.55	0.49	5.17	4.74	2.01	1.92	1.51	1.45	114.89	121.50	38.87	40.25	4.78	4.85	4.77	5.07
V2-↑-100-T (080-1187)	0.54	0.52	5.12	4.76	2.06	2.06	1.48	1.30	10.13	10.43	1.77	1.76	3.25	2.96	3.25	3.17
V2-↑-102-T (081-1188)	0.55	0.47	5.10	4.85	2.15	2.06	1.49	1.42	9.45	9.43	1.68	1.65	3.17	2.87	3.17	3.07

A.5. Flujos para estimar de pruebas

Este anexo presenta los flujos para estimar los datos MV a través de los diferentes modelos creados en la investigación. También presenta los errores de estimación para las pruebas validación.

A.5.1. Metodologías de estimación

Bajo enfoque de clasificación

Se presenta en la figura 41 el flujo para regresión con modelos de referencia, y en la figura 44 con modelos ML, es decir, modelos creados a partir de agrupamiento de los datos.

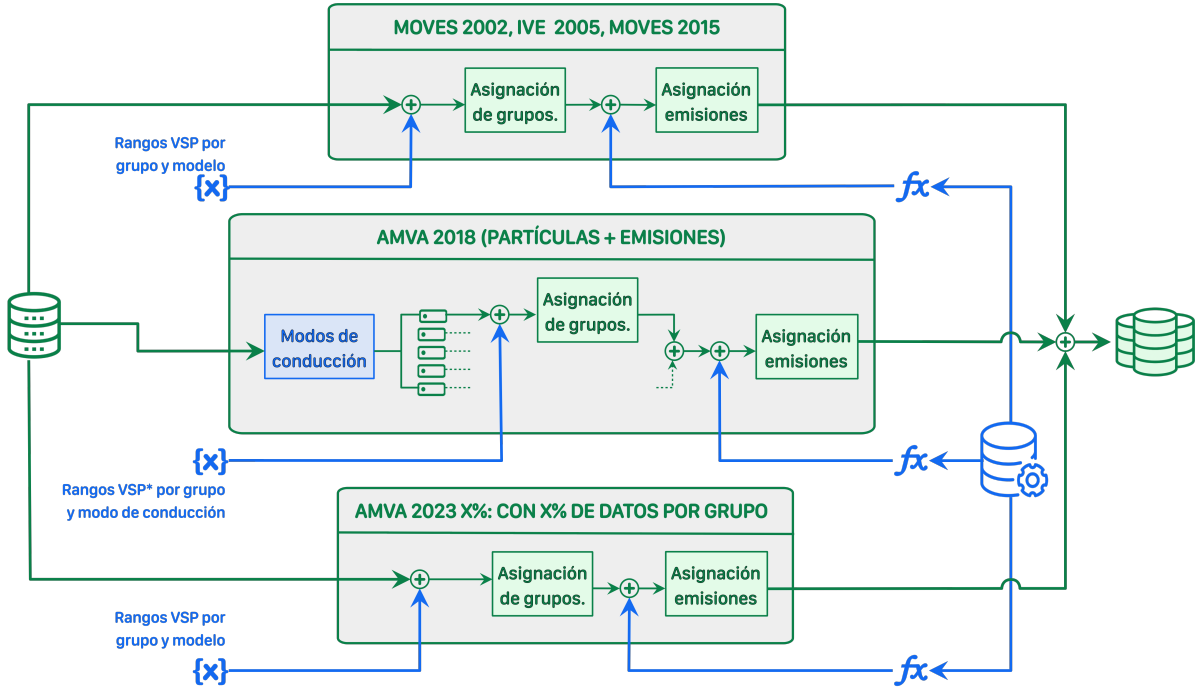


Figura 41: Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos de referencia con enfoque de clasificación

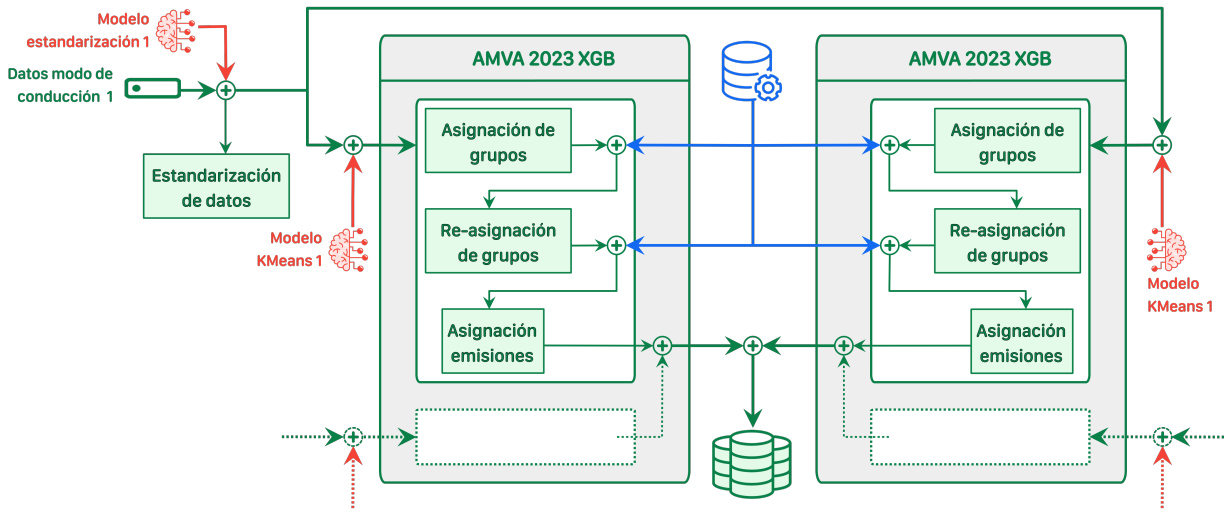


Figura 42: Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos de Affinity Propagation y K-Means con enfoque de clasificación

Bajo enfoque de regresión

Se presenta en la figura 43 el flujo para regresión con modelos de referencia, y en la figura 44 con modelos ML, es decir, modelos creados a partir de árboles de decisión.

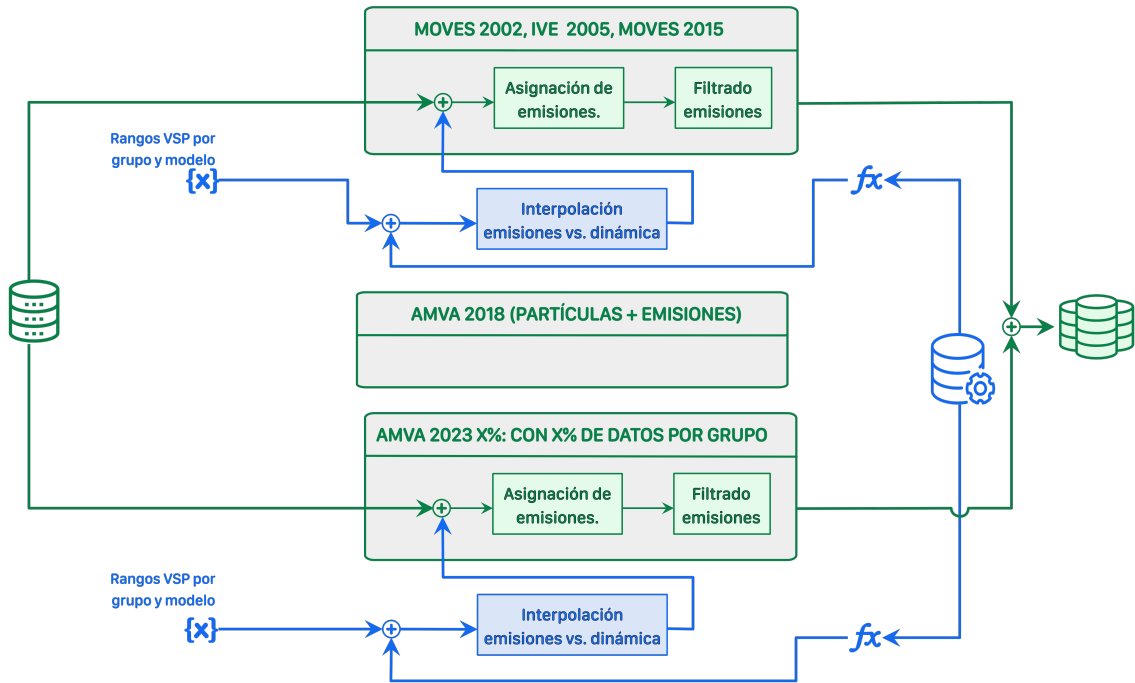


Figura 43: Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos de referencia con enfoque de regresión

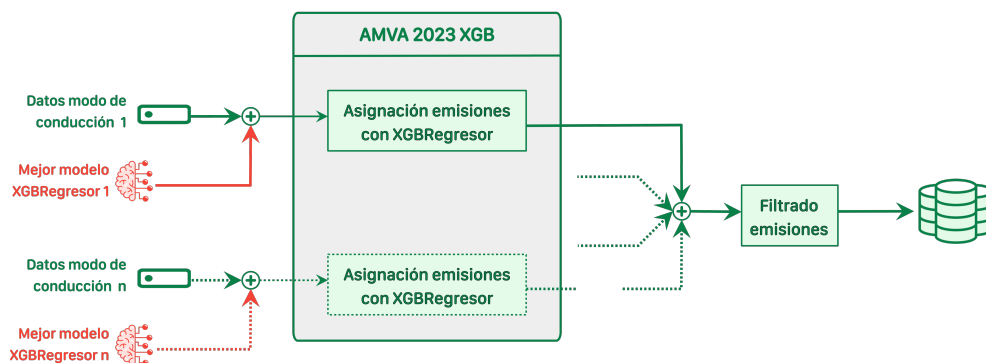


Figura 44: Flujo de estimación para pruebas MV utilizando modelos XGBRegressor de datos con enfoque de regresión

A.5.2. Errores de estimación para pruebas de validación

Bajo enfoque de regresión

Tabla 53: Errores de estimación para los vehículos B1 y B2 con un enfoque de regresión

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NO_x}			$m_{PM_{10}}$			$m_{PM_{2.5}}$			$n_{PM_{10}}$			$n_{PM_{2.5}}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
9	AMVA XGB	0.00	74.93	0.00	0.00	28.11	0.00	0.00	15.00	0.00	0.00	110.03	0.00	0.00	104.90	0.00	0.00	82.39	0.00	0.00	40.81	0.00	0.00	39.09	0.00
	AMVA 10% CR	34.89	-21.87	-4.83	22.24	-20.85	-27.43	-0.00	-64.16	-38.96	119.63	43.65	27.75	20.89	16.45	16.66	24.81	3.63	5.40	29.98	-29.32	-34.86	29.95	-29.30	-34.83
	AMVA 10% CU	39.39	51.28	51.44	25.20	30.70	32.19	8.08	11.48	7.95	124.87	126.00	127.65	18.41	33.34	40.60	25.47	34.05	38.86	31.67	35.00	35.74	31.64	34.99	35.72
	AMVA 10% VR	34.81	1.37	51.40	22.80	3.50	30.46	5.92	-51.81	11.07	121.54	75.01	124.83	12.18	45.46	32.45	19.86	34.18	31.43	28.16	-33.80	30.26	28.13	-33.72	30.24
	AMVA 5% CR	41.91	48.33	55.84	30.46	31.97	35.90	8.93	6.98	11.10	132.16	127.45	132.38	24.26	39.52	48.26	31.31	38.61	45.51	38.18	35.31	40.52	38.15	35.30	40.51
	AMVA 5% CU	40.91	54.36	55.00	28.62	33.89	35.42	8.62	12.29	9.79	129.93	130.51	132.83	22.45	41.02	48.87	29.56	39.75	45.09	35.54	38.65	40.81	35.51	38.63	40.80
	AMVA 5% VR	40.92	43.11	54.81	28.10	26.45	35.36	8.19	2.35	9.57	129.17	118.01	132.70	22.17	38.28	48.32	29.54	35.26	45.05	35.18	28.17	41.03	35.15	28.16	41.01
	IVE 2005	54.34	69.29	68.63	51.01	48.83	53.54	15.43	21.25	20.35	165.23	150.67	162.75	42.61	65.63	65.89	57.10	63.91	65.76	65.28	62.30	65.97	65.25	62.29	65.96
	MOVES 2002	50.40	66.15	67.92	37.58	46.46	49.68	10.45	16.34	15.58	140.09	146.08	152.72	40.45	55.48	59.49	45.35	54.44	58.98	49.21	56.78	61.29	49.18	56.76	61.27
	10	AMVA XGB	0.00	19.35	0.00	0.00	-1.27	0.00	0.00	7.55	0.00	0.00	65.19	0.00	0.00	0.09	0.00	0.00	0.15	0.00	0.00	-8.24	0.00	0.00	-9.84
AMVA 10% CR		-10.48	-11.52	-5.59	-29.73	-24.38	-23.71	-4.40	-26.90	-18.06	9.19	13.74	13.50	-38.85	-25.48	-22.06	-40.10	-29.19	-25.99	-42.50	-37.87	-36.47	-42.50	-37.86	-36.46
AMVA 10% CU		-9.74	-1.37	1.44	-30.50	-20.46	-18.18	-0.90	-1.12	-2.98	8.48	20.76	23.68	-40.31	-29.50	-25.20	-41.20	-31.05	-27.49	-43.53	-35.00	-32.93	-43.53	-35.00	-32.93
AMVA 10% VR		-13.47	-17.37	-1.48	-32.68	-28.85	-20.23	-3.50	-46.24	-2.07	5.65	5.59	21.06	-43.88	-22.79	-29.87	-44.35	-27.81	-31.67	-45.96	-48.36	-35.96	-45.96	-48.34	-35.96
AMVA 5% CR		-6.77	3.68	7.70	-25.91	-13.75	-11.44	0.54	0.24	1.03	14.32	29.25	32.26	-36.13	-21.78	-17.31	-36.83	-23.68	-19.91	-38.79	-28.08	-25.52	-38.79	-28.08	-25.51
AMVA 5% CU		-7.91	2.38	5.55	-27.71	-16.78	-14.62	-0.67	0.12	-0.89	12.08	25.38	28.32	-37.17	-24.06	-19.53	-38.22	-26.42	-22.72	-40.60	-31.18	-28.90	-40.60	-31.18	-28.90
AMVA 5% VR		-8.22	0.58	5.45	-28.08	-16.68	-14.61	-1.17	-5.15	-0.94	11.57	24.75	28.37	-37.54	-22.50	-19.93	-38.50	-25.11	-22.90	-40.95	-30.83	-28.89	-40.95	-30.82	-28.89
IVE 2005		-4.86	7.23	8.43	-16.33	-6.83	0.17	4.63	7.37	7.26	26.18	35.66	52.36	-32.55	-16.60	-18.36	-29.88	-17.42	-16.79	-28.79	-17.76	-13.02	-28.79	-17.75	-13.01
MOVES 2002		-3.06	7.45	10.10	-18.47	-6.36	-4.04	3.93	5.28	5.22	23.09	38.06	42.90	-31.73	-20.21	-19.16	-31.51	-20.75	-18.62	-32.69	-21.23	-18.52	-32.69	-21.23	-18.52
15		AMVA XGB	0.00	-7.33	0.00	0.00	48.09	0.00	0.00	-20.09	0.00	0.00	230.05	0.00	0.00	58.80	0.00	0.00	71.02	0.00	0.00	49.90	0.00	0.00	52.14
	AMVA 10% CR	-30.17	-34.57	-49.35	29.79	13.44	0.83	-39.97	-40.47	-47.28	252.12	185.65	195.14	-0.81	6.78	-9.51	18.11	14.14	-1.76	28.57	16.88	-26.31	28.56	16.88	-26.31
	AMVA 10% CU	-29.50	-18.30	-150.20	26.73	44.61	-166.50	-37.23	-25.97	-113.37	260.80	256.25	-14.39	-9.03	17.48	-118.53	13.78	33.03	-115.84	24.57	38.83	-136.04	24.56	38.83	-136.04
	AMVA 10% VR	-29.81	-18.49	-23.35	26.28	44.52	33.08	-37.63	-25.74	-30.92	259.24	255.92	241.92	-10.12	17.66	5.85	13.19	33.48	23.45	24.06	40.09	29.70	24.05	40.09	29.70
	AMVA 5% CR	-24.95	-25.37	-50.68	36.26	36.57	-1.47	-34.66	-42.26	-45.90	274.26	215.23	180.37	5.21	22.57	-13.39	28.15	32.91	-6.33	36.78	25.18	-28.50	36.78	25.17	-28.50
	AMVA 5% CU	-26.11	-14.09	-20.72	33.20	52.81	38.76	-34.51	-23.65	-29.47	276.49	273.93	259.73	-1.23	27.59	22.08	21.48	44.28	40.03	31.56	48.38	40.49	31.55	48.38	40.49
	AMVA 5% VR	-25.81	-13.97	-17.52	33.89	53.01	43.99	-34.18	-23.92	-26.82	277.16	273.84	261.71	-0.37	27.90	19.68	22.55	44.67	36.97	32.85	48.81	40.56	32.85	48.81	40.56
	IVE 2005	-14.77	-2.49	-8.62	55.99	74.26	64.19	-27.29	-15.52	-18.89	323.00	318.17	305.23	25.64	58.67	41.21	57.13	80.68	64.29	63.21	81.18	63.86	63.20	81.18	63.86
	MOVES 2002	-17.97	-8.64	-11.25	50.79	70.58	61.81	-31.47	-27.21	-26.22	290.47	290.52	280.15	22.78	56.27	41.83	48.47	77.53	62.09	53.90	72.71	64.35	53.90	72.71	64.35
	16	AMVA XGB	0.00	-13.87	0.00	0.00	-0.51	0.00	0.00	-16.49	0.00	0.00	190.66	0.00	0.00	23.65	0.00	0.00	13.85	0.00	0.00	1.92	0.00	0.00	2.49
AMVA 10% CR		-35.12	-21.08	-23.85	-28.23	-6.08	-8.00	-16.32	-12.72	-15.45	117.26	162.24	158.28	-12.05	22.10	21.51	-23.78	6.67	5.89	-26.60	-1.78	-5.68	-26.60	-1.78	-5.68
AMVA 10% CU		-38.81	-31.96	-80.38	-33.36	-21.04	-60.02	-18.63	-20.47	-84.52	110.27	127.40	53.46	-22.71	-1.22	-26.57	-32.27	-14.82	-38.36	-33.71	-20.26	-54.00	-33.71	-20.26	-54.00
AMVA 10% VR		-38.28	-31.50	-32.16	-32.90	-20.40	-20.88	-17.95	-19.83	-20.68	111.51	129.16	128.89	-22.08	-0.59	-2.67	-31.49	-13.94	-15.06	-32.95	-19.32	-20.48	-32.95	-19.32	-20.48
AMVA 5% CR		-31.84	-23.06	-27.75	-24.74	-7.49	-10.75	-12.79	-20.56	-19.73	126.68	152.90	150.51	-5.87	24.29	20.05	-18.10	7.50	3.73	-22.43	-3.56	-9.11	-22.43	-3.56	-9.11
AMVA 5% CU		-34.55	-26.19	-17.31	-28.01	-13.13	-2.93	-15.03	-17.00	-9.49	121.15	145.18	169.23	-12.49	12.09	32.92	-23.79	-2.91	15.29	-26.91	-10.51	6.51	-26.92	-10.51	6.51
AMVA 5% VR		-34.25	-26.02	-25.95	-27.83	-13.16	-12.55	-14.53	-17.00	-16.57	121.42	144.83	147.86	-12.09	12.14	13.07	-23.54	-2.89	-1.85	-26.53	-10.40	-9.76	-26.53	-10.40	-9.76
IVE 2005		-25.07	-17.85	-19.55	-15.68	-1.03	0.15	-9.48	-14.48	-14.38	141.94	169.45	175.83	10.35	40.57	32.08	1.06	25.08	19.85	-9.08	9.74	6.85	-9.08	9.74	6.85
MOVES 2002		-24.68	-18.09	-18.14	-14.27	0.37	-1.06	-9.95	-16.05	-15.71	140.96	170.61	171.12	8.32	37.82	29.48	-1.98	22.46	15.91	-9.94	8.16	4.17	-9.94	8.16	4.17

Tabla 54: Errores de estimación para los vehículos B3 y B4 con un enfoque de regresión

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
25	AMVA XGB	0.00	-5.81	0.00	0.00	27.22	0.00	0.00	-17.47	0.00	0.00	10.88	0.00	0.00	51.61	0.00	0.00	42.75	0.00	0.00	14.75	0.00	0.00	14.85	0.00
	AMVA 10% CR	-35.72	-94.63	-93.69	3.74	-39.94	-41.38	-49.35	-79.13	-75.09	4.48	-36.84	-39.08	-11.27	-38.58	-18.87	0.04	-42.03	-52.19	-9.93	-64.90	-69.81	-9.93	-64.91	-69.81
	AMVA 10% CU	-26.86	-13.10	-20.32	7.18	17.14	16.99	-39.26	-27.75	-33.18	7.35	12.41	13.03	-5.02	10.75	7.53	10.49	17.20	17.66	-0.62	7.77	3.61	-0.63	7.77	3.61
	AMVA 10% VR	-26.10	5.05	-16.42	7.85	40.29	19.17	-39.04	-10.49	-28.65	7.84	36.65	14.92	-4.35	30.82	11.67	10.30	39.77	20.30	-0.03	32.04	7.09	-0.03	32.04	7.08
	AMVA 5% CR	-28.21	26.41	28.51	12.89	53.04	61.34	-41.10	0.33	2.99	12.33	44.22	55.20	0.01	58.94	60.80	13.85	67.95	86.33	0.37	50.58	59.29	0.36	50.58	59.28
	AMVA 5% CU	-25.53	-13.45	-15.38	12.05	23.44	22.19	-38.44	-27.44	-28.43	11.78	18.89	17.44	0.52	18.88	21.08	15.01	25.88	27.49	2.69	11.22	10.51	2.69	11.22	10.51
	AMVA 5% VR	-29.14	-15.89	-18.08	9.66	24.00	20.85	-41.63	-27.68	-30.29	9.72	19.60	16.28	-1.14	16.72	19.50	12.88	23.84	25.35	-0.49	9.34	8.52	-0.50	9.34	8.52
	IVE 2005	-18.00	-3.57	-7.41	34.38	44.03	41.94	-33.86	-18.24	-18.75	33.49	37.99	36.98	11.87	40.24	44.48	29.73	46.81	46.63	18.72	28.16	28.56	18.72	28.16	28.56
	MOVES 2002	-22.26	-10.71	-8.20	25.60	43.45	40.60	-35.12	-30.13	-27.53	23.17	37.40	33.72	21.39	29.86	34.17	33.40	35.10	40.02	16.65	20.15	22.86	16.64	20.15	22.86
	26	AMVA XGB	0.00	-2.90	0.00	0.00	1.51	0.00	0.00	-4.54	0.00	0.00	-3.30	0.00	0.00	34.35	0.00	0.00	24.38	0.00	0.00	16.65	0.00	0.00	15.48
AMVA 10% CR		-2.08	-24.25	-24.24	-27.61	-18.88	-16.93	21.92	-11.39	-9.05	-36.17	-28.92	-27.21	-5.84	6.31	12.78	-6.86	2.30	1.46	-10.18	-12.49	-12.18	-10.18	-12.49	-12.18
AMVA 10% CU		-0.45	-1.90	-3.54	-30.26	-20.31	-17.23	27.46	12.92	9.94	-38.37	-30.33	-27.45	-9.36	0.40	2.56	-9.38	-0.82	1.56	-10.88	-6.86	-5.86	-10.88	-6.86	-5.86
AMVA 10% VR		-2.72	-21.04	-1.86	-31.11	-20.36	-16.98	22.83	-3.14	13.67	-39.06	-30.14	-27.20	-10.16	9.88	4.20	-10.53	5.27	2.68	-13.06	-8.67	-4.88	-13.06	-8.67	-4.88
AMVA 5% CR		2.90	22.64	23.08	-22.30	-2.03	1.35	29.92	41.83	43.51	-31.91	-15.28	-11.66	1.08	29.31	31.36	0.08	26.51	31.60	-4.07	18.17	21.71	-4.07	18.17	21.71
AMVA 5% CU		1.23	1.19	0.30	-24.43	-12.92	-11.07	27.91	16.41	15.02	-33.52	-24.17	-22.46	-0.85	14.55	17.56	-1.73	11.87	14.12	-6.05	1.62	2.86	-6.05	1.62	2.86
AMVA 5% VR		-0.59	0.82	2.05	-25.12	-9.76	-10.17	24.91	16.81	17.85	-34.15	-21.51	-21.67	-0.41	16.23	17.62	-1.90	13.68	14.50	-7.00	4.13	4.10	-7.00	4.13	4.10
IVE 2005		-1.26	-0.22	-0.10	-16.42	-2.14	0.28	27.95	22.30	23.23	-27.31	-15.02	-12.42	4.58	27.42	32.07	4.42	21.11	24.27	1.11	12.44	16.24	1.11	12.44	16.24
MOVES 2002		1.60	0.28	2.82	-17.60	-1.43	0.02	29.27	13.97	17.30	-28.36	-14.25	-13.10	7.16	22.33	27.18	5.08	17.05	21.48	-0.14	8.77	12.39	-0.14	8.77	12.39
35		AMVA XGB	0.00	-14.24	0.00	0.00	10.06	0.00	0.00	23.83	0.00	0.00	632.32	0.00	0.00	-5.76	0.00	0.00	-3.22	0.00	0.00	9.93	0.00	0.00	8.89
	AMVA 10% CR	-21.20	-25.09	1.00	29.94	38.05	38.57	-6.46	-6.28	25.69	983.00	970.04	993.24	-7.49	-8.39	-10.52	13.20	9.46	5.58	56.99	48.44	40.94	56.99	48.45	40.95
	AMVA 10% CU	-21.82	-8.38	100.85	26.51	31.30	-11.38	-2.92	6.11	123.30	966.79	924.91	612.85	-10.18	2.58	-23.79	10.54	19.29	-22.78	54.46	47.75	-53.89	54.46	47.76	-53.87
	AMVA 10% VR	-21.95	-9.23	-17.26	27.13	31.74	30.88	-3.09	4.06	-2.79	975.14	927.35	917.63	-9.50	4.25	4.43	12.73	21.95	20.38	54.82	47.53	47.39	54.82	47.54	47.40
	AMVA 5% CR	-19.95	-68.81	2.60	32.06	5.42	13.38	-2.38	-51.11	21.78	994.05	766.43	798.33	-5.11	-22.91	-6.62	16.18	-4.84	3.73	59.67	14.85	14.44	59.68	14.86	14.45
	AMVA 5% CU	-20.87	-7.28	-5.98	30.16	35.86	37.06	-0.79	7.75	12.26	991.25	954.26	957.32	-6.96	8.93	9.10	14.81	26.16	26.84	58.92	54.88	49.65	58.92	54.89	49.66
	AMVA 5% VR	-23.08	-9.79	-11.90	27.09	32.87	32.22	-4.53	5.15	4.22	967.95	932.85	920.15	-8.64	7.17	7.87	12.33	23.60	23.51	55.09	51.19	48.94	55.09	51.20	48.95
	IVE 2005	-15.41	-1.99	-5.53	49.50	50.61	47.00	7.14	19.97	18.91	1130.63	1036.18	1019.92	6.57	13.88	15.79	32.52	32.33	33.43	87.22	71.00	66.62	87.22	71.01	66.63
	MOVES 2002	-14.06	2.42	1.87	43.55	50.47	52.49	3.64	14.66	14.03	1052.32	1018.08	1025.90	7.41	14.44	14.54	27.93	32.39	32.73	69.03	64.09	63.43	69.04	64.10	63.44
	36	AMVA XGB	0.00	-9.17	0.00	0.00	-8.51	0.00	0.00	49.25	0.00	0.00	527.53	0.00	0.00	22.60	0.00	0.00	12.23	0.00	0.00	-4.94	0.00	0.00	-5.44
AMVA 10% CR		-13.05	-7.59	0.79	-25.81	-8.64	-1.95	57.37	61.27	73.62	237.51	298.98	325.02	-8.68	6.72	12.38	-14.57	0.11	6.42	-17.24	-3.89	2.72	-17.25	-3.90	2.72
AMVA 10% CU		-13.34	-11.20	38.21	-27.92	-17.98	-16.04	60.91	53.46	145.10	232.08	265.64	265.86	-12.37	-4.03	-3.71	-17.80	-10.96	-13.23	-20.12	-16.20	-28.32	-20.13	-16.20	-28.31
AMVA 10% VR		-13.09	-9.43	-10.08	-27.44	-17.52	-12.77	62.16	55.89	52.66	236.01	269.45	286.09	-12.70	-3.41	0.15	-17.57	-9.95	-6.38	-19.98	-15.55	-10.88	-19.99	-15.55	-10.88
AMVA 5% CR		-10.79	-30.74	-0.86	-22.46	-14.08	-7.58	64.63	20.40	72.58	248.52	277.59	301.52	-6.11	-3.26	3.47	-12.11	-8.26	-2.76	-14.86	-13.85	-9.19	-14.86	-13.85	-9.19
AMVA 5% CU		-11.89	-10.11	-3.86	-23.64	-12.83	-3.84	64.06	54.06	65.65	245.24	283.78	317.61	-7.13	4.31	8.87	-12.76	-3.29	3.17	-15.47	-9.48	-2.40	-15.47	-9.48	-2.40
AMVA 5% VR		-11.52	-6.11	-6.25	-23.78	-11.93	-8.21	64.40	61.13	59.99	246.19	289.63	301.61	-7.68	4.36	7.20	-13.33	-3.19	-0.01	-15.91	-8.83	-5.40	-15.91	-8.83	-5.40
IVE 2005		-11.76	-7.28	-6.15	-12.86	-4.17	-1.57	77.92	76.58	73.49	278.37	298.07	315.98	-2.36	5.21	7.82	-6.80	-0.96	0.43	-5.16	-1.04	0.45	-5.16	-1.04	0.45
MOVES 2002		-7.68	-5.47	-1.98	-13.63	-3.19	2.40	76.09	70.37	71.77	272.35	311.04	331.38	0.50	4.65	5.35	-6.11	-2.09	-0.82	-9.68	-6.18	-3.18	-9.69	-6.18	-3.18
37		AMVA XGB	0.00	18.78	0.00	0.00	-32.28	0.00	0.00	168.73	0.00	0.00	141.55	0.00	0.00	-17.39	0.00	0.00	-18.44	0.00	0.00	-7.00	0.00	0.00	-7.76
	AMVA 10% CR	-45.83	-14.27	-21.67	-70.16	-55.69	-52.90	-27.73	14.90	1.50	-34.59	-8.35	-1.14	-45.04	-10.68	-7.52	-45.10	-7.86	-3.75	-38.09	2.81	8.14	-38.09	2.82	8.15
	AMVA 10% CU	-49.77	-46.88	28.09	-73.10	-69.57	-59.45	-29.13	-31.41	67.44	-39.74	-34.99	-14.54	-49.97	-41.99	-31.82	-49.96	-42.46	-32.95	-43.36	-38.72	-33.83	-43.36	-38.72	-33.82
	AMVA 10% VR	-48.74	-45.97	-49.53	-73.14	-69.93	-68.64	-27.98	-31.27	-36.06	-39.32	-35.79	-32.43	-49.85	-42.57	-39.85	-49.29	-42.96	-40.95	-43.13	-39.61	-36.74	-43.12	-39.61	-36.74
	AMVA 5% CR	-44.37	-77.36	-30.18	-67.37	-63.05	-60.82	-20.80	-57.01	-0.87	-30.46	-23.09	-17.20	-42.77	-38.91	-34.88	-42.54	-34.70	-32.67	-35.33	-26.31	-25.43	-35.33	-26.30	-25.42
	AMVA 5% CU	-44.18	-41.39	-31.35	-68.07	-63.89	-56.87	-18.58	-22.59	-1.92	-30.25	-24.68	-7.87	-43.38	-35.10	-32.61	-43.00	-34.95	-29.66	-35.70	-28.77	-21.92	-35.70	-28.77	-21.91
	AMVA 5% VR	-45.17	-41.95	-43.21	-68.95	-64.95	-64.30	-20.76	-23.37	-26.05	-31.70	-26.53	-23.98	-44.65	-36.45	-35.11	-44.33	-36.56	-35.41	-36.86	-30.55	-29.32	-36.86	-30.54	-29.32
	IVE 2005	-26.61	-27.17	-29.46	-49.72	-48.50	-48.98	26.71	28.53	18.46	-0.80	-5.09	2.53	-26.74	-27.66	-32.91	-24.86	-27.42	-31.10	-16.06	-13.05	-15.97	-16.05	-13.05	-15.96
	MOVES 2002	-23.90	-23.97	-22.55	-48.06	-48.64	-46.15	17.24	13.92	9.91	-1.44	-4.44	3.04	-22.89	-27.91	-35.56	-22.75	-27.45	-33.37	-15.46	-20.34	-19.76	-15.46	-20.34	-19.76

Tabla 55: Errores de estimación para los vehículos CG-1 y CG-2 con un enfoque de regresión

k_{μ}	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
44	AMVA XGB	0.00	330.43	0.00	0.00	55.59	0.00	0.00	5.02	0.00	0.00	-5.51	0.00	0.00	694.41	0.00	0.00	632.38	0.00	0.00	398.39	0.00	0.00	405.09	0.00
	AMVA 10% CR	359.96	351.91	377.17	61.07	-19.31	-5.22	-15.08	-52.06	-39.92	-0.63	-57.63	-50.53	561.26	572.08	686.99	826.12	603.70	764.47	460.88	340.84	380.13	460.79	340.80	380.11
	AMVA 10% CU	360.82	395.95	405.13	70.77	75.48	74.19	-3.62	-0.48	-1.14	4.69	2.00	0.97	531.00	643.50	653.53	870.56	880.40	876.46	492.92	498.39	505.48	492.83	498.32	505.41
	AMVA 10% VR	356.58	377.25	394.42	66.03	39.78	68.73	-6.96	-16.35	-3.92	2.53	-20.02	-2.08	528.43	626.75	640.94	855.48	823.94	879.32	482.79	435.41	486.55	482.70	435.39	486.49
	AMVA 5% CR	390.24	475.64	468.83	76.43	74.16	65.69	-5.26	-4.70	-7.37	5.71	-2.84	-9.34	593.47	776.75	786.70	912.92	1013.66	1019.05	518.79	564.17	531.74	518.70	564.11	531.72
	AMVA 5% CU	372.99	429.99	436.04	71.27	80.56	80.16	-1.89	2.06	1.32	4.55	3.53	2.99	555.10	704.14	710.98	901.85	946.88	960.67	501.71	532.11	538.63	501.62	532.05	538.57
	AMVA 5% VR	369.53	437.72	423.54	68.09	74.60	74.20	-4.30	-0.05	-1.73	3.24	-0.39	-0.28	551.52	711.82	697.12	888.45	931.19	935.44	493.06	523.21	518.00	492.97	523.16	517.94
	IVE 2005	486.33	672.29	682.51	89.66	107.88	108.16	9.56	12.46	12.83	11.10	5.56	3.50	735.22	1102.10	1113.05	1159.00	1468.14	1496.22	626.72	797.80	811.77	626.63	797.79	811.78
	MOVES 2002	443.10	554.23	546.53	83.75	100.03	100.05	0.95	5.69	3.93	8.29	8.96	7.99	662.01	892.18	870.68	1036.02	1197.00	1195.87	571.50	683.90	693.06	571.41	683.86	693.03
	45	AMVA XGB	0.00	243.87	0.00	0.00	44.32	0.00	0.00	16.75	0.00	0.00	-31.84	0.00	0.00	178.30	0.00	0.00	230.15	0.00	0.00	147.58	0.00	0.00	147.87
AMVA 10% CR		63.36	142.05	144.46	-17.73	11.66	12.81	-28.21	-16.26	-15.27	-57.52	-48.18	-47.69	28.28	89.84	93.51	46.11	112.45	116.94	19.59	74.04	76.35	19.59	74.05	76.36
AMVA 10% CU		52.47	99.59	103.80	-20.33	5.23	5.57	-28.86	-17.19	-16.94	-58.37	-47.06	-47.82	17.75	55.13	57.27	35.40	75.36	78.23	12.74	45.84	47.69	12.74	45.84	47.69
AMVA 10% VR		51.74	125.04	100.43	-21.38	12.00	3.61	-29.89	-12.92	-18.43	-58.82	-46.06	-48.81	17.24	76.39	54.47	34.22	99.02	74.76	11.64	63.43	44.27	11.64	63.44	44.28
AMVA 5% CR		69.87	160.88	161.60	-14.02	22.17	23.17	-25.42	-8.48	-9.28	-56.09	-43.28	-43.18	32.82	103.63	104.03	53.18	134.43	138.33	25.75	91.86	94.88	25.75	91.87	94.89
AMVA 5% CU		64.37	122.00	123.63	-16.62	11.73	12.06	-26.09	-12.59	-12.79	-56.95	-45.75	-45.67	28.86	73.98	74.77	48.16	96.06	97.38	21.15	61.31	62.38	21.16	61.31	62.39
AMVA 5% VR		62.44	137.29	116.41	-18.50	14.97	8.55	-27.74	-10.98	-15.34	-57.65	-45.20	-47.24	27.22	86.55	69.44	45.55	109.54	90.08	18.66	71.22	55.95	18.66	71.23	55.95
IVE 2005		77.38	235.88	241.67	-11.77	35.10	43.25	-24.19	-6.24	-6.20	-55.96	-42.91	-41.15	39.40	160.35	160.74	66.66	222.60	237.36	37.60	161.77	180.14	37.61	161.81	180.19
MOVES 2002		85.88	188.35	183.53	-8.46	29.84	33.74	-21.51	-6.69	-8.25	-54.30	-41.80	-40.58	45.95	120.98	113.91	72.15	165.30	164.98	39.48	118.24	125.06	39.49	118.26	125.09
46		AMVA XGB	0.00	-13.86	0.00	0.00	-8.57	0.00	0.00	50.61	0.00	0.00	-23.40	0.00	0.00	-24.36	0.00	0.00	-3.66	0.00	0.00	-14.77	0.00	0.00	-14.42
	AMVA 10% CR	-76.21	-54.37	-54.27	-71.21	-56.24	-54.34	-42.09	-20.55	-17.82	-71.45	-64.03	-61.90	-64.59	-33.33	-31.88	-72.54	-49.52	-48.35	-79.34	-62.31	-61.41	-79.34	-62.31	-61.41
	AMVA 10% CU	-79.12	-69.32	-69.42	-73.83	-66.24	-66.09	-42.77	-33.44	-34.14	-73.08	-69.25	-69.19	-69.83	-55.01	-54.50	-75.75	-66.38	-66.20	-81.76	-74.85	-74.62	-81.76	-74.85	-74.62
	AMVA 10% VR	-79.27	-62.57	-70.22	-74.08	-68.96	-66.83	-43.55	-42.02	-35.46	-73.29	-76.52	-69.77	-70.04	-44.28	-55.72	-75.94	-59.93	-67.10	-81.88	-71.30	-75.36	-81.88	-71.30	-75.36
	AMVA 5% CR	-74.57	-49.14	-50.46	-69.05	-51.90	-51.73	-38.07	-18.05	-21.10	-69.92	-61.77	-62.33	-62.39	-26.65	-27.77	-70.04	-42.24	-42.15	-77.45	-56.93	-56.56	-77.45	-56.93	-56.56
	AMVA 5% CU	-76.88	-63.30	-63.80	-71.98	-62.23	-62.22	-39.26	-28.13	-29.45	-71.89	-67.14	-67.19	-66.14	-46.01	-45.74	-72.73	-59.32	-59.44	-79.80	-69.82	-69.78	-79.80	-69.82	-69.78
	AMVA 5% VR	-77.53	-57.88	-65.75	-72.79	-58.59	-63.71	-40.97	-21.45	-31.80	-72.53	-64.84	-68.15	-67.13	-38.31	-48.65	-73.60	-53.70	-61.83	-80.45	-65.67	-71.46	-80.45	-65.67	-71.46
	IVE 2005	-65.53	-36.23	-37.48	-61.21	-42.55	-25.39	-18.00	-7.29	-6.94	-63.27	-56.95	-48.34	-50.79	-9.17	-24.76	-58.14	-24.80	-21.57	-70.12	-43.66	-31.17	-70.12	-43.65	-31.16
	MOVES 2002	-57.82	-38.84	-42.33	-58.07	-40.83	-37.20	-12.95	-10.38	-14.52	-61.25	-55.96	-53.86	-42.17	-17.01	-24.81	-50.64	-28.74	-30.82	-66.04	-44.99	-42.66	-66.04	-44.98	-42.65
	77	AMVA XGB	0.00	84.26	0.00	0.00	10.61	0.00	0.00	9.85	0.00	0.00	-2.76	0.00	0.00	21.06	0.00	0.00	22.35	0.00	0.00	8.20	0.00	0.00	11.14
AMVA 10% CR		5.97	11.06	9.68	32.52	32.96	32.42	-36.50	-30.38	-27.96	-45.05	-40.32	-41.53	0.29	13.12	14.96	23.68	27.32	33.08	68.07	52.65	61.18	68.08	52.65	61.18
AMVA 10% CU		6.49	21.92	20.02	27.83	34.48	33.78	-34.99	-20.75	-21.83	-45.73	-37.32	-36.51	-5.48	9.01	9.22	20.49	28.39	28.87	69.69	61.94	62.70	69.71	61.95	62.71
AMVA 10% VR		6.65	21.65	19.95	28.83	34.04	33.07	-35.05	-21.09	-22.03	-45.67	-37.50	-36.65	-4.57	8.47	8.27	21.43	27.57	27.66	70.93	60.88	61.47	70.95	60.89	61.48
AMVA 5% CR		7.20	19.05	21.40	32.85	41.95	45.04	-35.46	-24.39	-21.28	-44.53	-36.97	-35.56	0.86	18.41	21.04	25.23	38.44	44.36	71.00	71.05	80.62	71.01	71.06	80.63
AMVA 5% CU		8.90	23.03	21.78	29.42	37.88	37.73	-33.32	-19.86	-20.63	-44.67	-36.50	-35.59	-4.02	13.45	14.58	22.44	33.56	35.02	72.24	67.58	69.22	72.25	67.59	69.23
AMVA 5% VR		8.74	23.37	21.61	28.86	36.17	35.70	-33.28	-19.62	-20.53	-45.02	-36.85	-35.78	-4.65	10.84	12.20	21.97	30.20	32.06	72.13	64.04	65.90	72.14	64.05	65.91
IVE 2005		23.02	28.47	26.88	43.36	54.43	60.78	-24.93	-14.57	-16.30	-38.43	-34.43	-33.19	9.07	33.67	38.13	40.53	59.21	68.35	98.14	97.89	109.62	98.15	97.90	109.64
MOVES 2002		14.40	31.30	31.40	38.53	58.17	59.68	-31.26	-17.88	-17.01	-40.90	-33.25	-31.36	8.48	34.36	33.73	34.92	60.01	61.59	82.52	99.07	102.14	82.54	99.08	102.16
78		AMVA XGB	0.00	71.74	0.00	0.00	29.90	0.00	0.00	3.86	0.00	0.00	-18.28	0.00	0.00	89.11	0.00	0.00	84.44	0.00	0.00	56.19	0.00	0.00	58.30
	AMVA 10% CR	11.92	30.39	29.96	-22.33	4.74	5.66	-18.11	-16.11	-15.19	-19.86	-2.94	-5.36	-12.33	20.28	21.30	-15.56	15.77	17.78	-21.76	6.10	7.88	-21.76	6.10	7.88
	AMVA 10% CU	6.73	23.45	22.42	-26.46	-6.00	-5.80	-22.24	-18.64	-19.53	-23.12	-8.53	-10.51	-17.87	5.41	5.06	-20.58	1.23	1.19	-25.90	-6.80	-6.91	-25.90	-6.80	-6.91
	AMVA 10% VR	7.29	23.83	22.96	-25.75	-6.61	-6.59	-21.94	-18.23	-19.02	-23.41	-8.81	-10.58	-17.02	4.28	3.73	-19.81	0.10	-0.18	-25.04	-7.73	-7.99	-25.04	-7.73	-7.99
	AMVA 5% CR	13.31	33.92	36.27	-21.20	9.03	12.54	-17.68	-13.65	-11.45	-17.78	-0.71	-1.25	-10.25	24.77	27.59	-13.82	21.68	26.62	-20.68	12.28	16.79	-20.68	12.28	16.79
	AMVA 5% CU	9.97	28.61	28.30	-24.45	-0.13	0.89	-19.53	-15.30	-15.40	-21.21	-4.86	-6.69	-14.94	13.83	15.11	-18.21	9.77	11.25	-24.11	1.15	2.32	-24.11	1.15	2.32
	AMVA 5% VR	9.18	28.01	26.68	-25.35	-2.86	-2.36	-19.74	-15.36	-15.83	-22.31	-6.29	-7.87	-16.15	9.61	10.91	-19.09	5.17	6.59	-24.73	-2.91	-2.12	-24.73	-2.91	-2.12
	IVE 2005	19.65	38.71	43.37	-17.98	17.44	25.56	-10.80	-6.86	-2.59	-11.94	-1.55	2.42	-7.96	36.91	44.02	-8.38	38.03	49.72	-14.13	29.18	40.04	-14.13	29.18	40.04
	MOVES 2002	20.05																							

Tabla 56: Errores de estimación para los vehículos CP-1 y CP-2 con un enfoque de regresión

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
59	AMVA XGB	0.00	-54.84	0.00	0.00	-50.47	0.00	0.00	-33.80	0.00	0.0	-100.0	0.0	0.00	-60.05	0.00	0.00	-72.07	0.00	0.00	-52.96	0.00	0.00	-52.90	0.00
	AMVA 10% CR	-63.28	-59.07	-59.73	-68.42	-60.61	-58.46	-60.32	-54.01	-55.71	-100.0	-100.0	-100.0	-56.59	-51.17	-44.36	-75.25	-72.67	-70.08	-71.53	-68.26	-66.11	-71.53	-68.26	-66.11
	AMVA 10% CU	-61.83	-53.74	-60.69	-66.48	-60.34	-61.88	-57.16	-51.66	-57.59	-100.0	-100.0	-100.0	-55.04	-44.27	-49.09	-74.15	-68.79	-71.89	-69.73	-63.92	-68.09	-69.74	-63.92	-68.09
	AMVA 10% VR	-64.67	-76.24	-62.28	-71.17	-74.39	-67.64	-60.92	-66.70	-60.95	-100.0	-100.0	-100.0	-60.44	-60.62	-54.93	-77.14	-82.02	-74.91	-72.98	-79.15	-71.12	-72.98	-79.15	-71.12
	AMVA 5% CR	-61.66	-59.26	-57.14	-65.14	-60.13	-55.28	-58.11	-53.38	-54.25	-100.0	-100.0	-100.0	-53.43	-47.28	-24.08	-73.37	-71.00	-61.50	-69.44	-66.36	-61.24	-69.44	-66.36	-61.24
	AMVA 5% CU	-59.31	-52.04	-56.70	-61.80	-56.79	-55.27	-53.83	-48.94	-53.49	-100.0	-100.0	-100.0	-50.90	-40.88	-25.77	-71.70	-66.84	-62.51	-67.03	-61.81	-62.09	-67.03	-61.81	-62.09
	AMVA 5% VR	-64.47	-50.88	-62.91	-69.89	-57.11	-66.93	-60.00	-48.58	-60.89	-100.0	-100.0	-100.0	-59.50	-48.28	-55.03	-76.64	-69.21	-74.87	-72.30	-64.05	-71.04	-72.31	-64.05	-71.04
	IVE 2005	-53.35	-47.72	-60.22	-52.03	-47.94	-51.26	-46.00	-39.44	-50.22	-100.0	-100.0	-100.0	-40.08	-33.92	-41.33	-65.49	-62.25	-67.49	-60.50	-54.41	-62.38	-60.50	-54.41	-62.38
	MOVES 2002	-52.73	-45.24	-54.26	-51.04	-45.60	-49.54	-47.96	-41.12	-51.52	-100.0	-100.0	-100.0	-38.93	-29.20	-11.43	-64.70	-59.82	-55.79	-60.00	-54.29	-57.38	-60.00	-54.30	-57.38
	60	AMVA XGB	0.00	-8.65	0.00	0.00	76.52	0.00	0.00	14.05	0.00	0.0	-100.0	0.0	0.00	42.55	0.00	0.00	46.05	0.00	0.00	16.75	0.00	0.00	15.68
AMVA 10% CR		-26.03	-42.76	-31.08	43.31	5.12	27.98	-1.97	-18.47	-6.77	-100.0	-100.0	-100.0	-11.87	-34.35	-1.71	-0.18	-36.50	-7.07	-18.09	-44.33	-22.50	-18.09	-44.33	-22.50
AMVA 10% CU		-23.78	-5.52	-11.85	49.42	66.04	55.02	4.71	13.61	9.83	-100.0	-100.0	-100.0	-11.31	22.60	13.61	2.84	30.31	20.69	-13.46	6.01	0.56	-13.45	6.01	0.56
AMVA 10% VR		-27.16	-56.86	-15.10	39.85	-38.95	45.40	-0.54	-25.23	5.25	-100.0	-100.0	-100.0	-16.43	-21.20	8.13	-3.55	-40.71	14.35	-19.23	-44.63	-5.10	-19.23	-44.64	-5.10
AMVA 5% CR		-25.38	-32.36	-14.96	46.63	27.02	55.88	0.01	-4.37	6.82	-100.0	-100.0	-100.0	-11.22	-9.45	19.49	1.52	-7.26	23.20	-16.34	-20.36	-1.22	-16.34	-20.36	-1.22
AMVA 5% CU		-23.83	-6.64	-12.36	49.81	67.42	59.76	5.49	13.24	10.28	-100.0	-100.0	-100.0	-11.23	21.21	19.43	2.37	29.00	24.99	-13.74	4.58	1.29	-13.74	4.58	1.29
AMVA 5% VR		-25.72	-12.82	-13.95	43.68	61.93	49.06	2.40	7.91	7.20	-100.0	-100.0	-100.0	-14.57	-7.52	8.48	-1.11	5.41	16.19	-16.30	-12.71	-2.97	-16.29	-12.71	-2.97
IVE 2005		-21.19	-4.73	-11.66	66.39	79.31	72.63	11.42	19.59	17.07	-100.0	-100.0	-100.0	-7.49	25.81	22.23	8.79	34.79	28.98	-9.00	11.61	10.78	-9.00	11.61	10.78
MOVES 2002		-23.32	-3.83	-10.15	59.65	78.84	69.98	3.92	14.78	9.81	-100.0	-100.0	-100.0	-6.21	27.50	29.12	7.40	35.71	33.55	-11.82	7.87	4.36	-11.82	7.87	4.36
61		AMVA XGB	0.00	-19.97	0.00	0.00	-3.19	0.00	0.00	2.02	0.00	0.0	-100.0	0.0	0.00	13.45	0.00	0.00	8.30	0.00	0.00	8.56	0.00	0.00	8.02
	AMVA 10% CR	-25.98	-33.22	-22.83	-31.38	-27.88	-14.86	-10.20	-19.27	-10.15	-100.0	-100.0	-100.0	-5.99	-16.11	9.33	-12.14	-22.75	-1.02	3.91	-17.04	4.70	3.91	-17.05	4.70
	AMVA 10% CU	-24.89	-16.77	-18.34	-29.00	-18.56	-13.99	-7.69	-5.38	-6.35	-100.0	-100.0	-100.0	-4.31	8.52	11.64	-9.87	0.89	3.31	6.93	10.80	11.49	6.93	10.80	11.49
	AMVA 10% VR	-28.08	27.30	-21.69	-34.60	17.47	-21.16	-12.62	37.16	-11.24	-100.0	-100.0	-100.0	-10.29	66.03	4.09	-16.05	62.77	-3.88	-0.82	85.96	3.20	-0.82	85.97	3.20
	AMVA 5% CR	-25.52	-22.63	-15.96	-29.75	-20.52	-8.08	-8.82	-8.87	-3.76	-100.0	-100.0	-100.0	-3.74	3.66	28.13	-10.09	-4.49	15.54	6.46	4.18	19.25	6.46	4.18	19.25
	AMVA 5% CU	-24.25	-16.89	-16.41	-27.77	-16.75	-8.56	-7.20	-4.65	-3.80	-100.0	-100.0	-100.0	-1.99	9.79	27.10	-8.30	2.04	14.05	8.19	11.59	17.96	8.19	11.59	17.96
	AMVA 5% VR	-27.09	-4.13	-20.54	-32.35	-9.01	-18.89	-10.52	6.35	-9.33	-100.0	-100.0	-100.0	-8.38	21.71	5.14	-13.99	16.56	-2.00	2.30	30.54	6.10	2.30	30.54	6.10
	IVE 2005	-26.91	-19.65	-22.70	-22.16	-14.62	-1.64	-4.93	-1.83	0.02	-100.0	-100.0	-100.0	-1.48	8.55	17.17	-6.08	1.72	9.16	11.71	15.73	24.20	11.71	15.73	24.20
	MOVES 2002	-24.28	-16.84	-18.68	-24.03	-14.08	-5.99	-5.77	-3.29	-4.04	-100.0	-100.0	-100.0	-0.09	10.15	29.09	-6.18	2.85	16.08	10.74	12.62	18.92	10.74	12.62	18.92
	68	AMVA XGB	0.00	44.00	0.00	0.00	-7.90	0.00	0.00	41.07	0.00	0.0	-100.0	0.0	0.00	327.48	0.00	0.00	1930.65	0.00	0.00	672.82	0.00	0.00	406.39
AMVA 10% CR		-42.81	-41.85	-43.59	-68.10	-61.70	-60.55	-46.40	-47.04	-47.17	-100.0	-100.0	-100.0	48.73	95.00	110.01	125.35	156.03	188.80	59.70	93.28	102.73	59.71	93.29	102.74
AMVA 10% CU		-41.93	-37.96	-39.44	-69.55	-64.90	-64.38	-42.51	-41.66	-42.72	-100.0	-100.0	-100.0	30.02	60.09	63.23	99.29	141.13	129.33	45.39	73.50	67.19	45.40	73.51	67.20
AMVA 10% VR		-42.97	-40.60	-40.79	-70.42	-63.72	-65.67	-43.77	-45.72	-44.26	-100.0	-100.0	-100.0	23.52	84.10	52.86	89.16	189.89	115.22	38.88	95.43	57.54	38.87	95.44	57.55
AMVA 5% CR		-37.84	-36.72	-36.70	-63.83	-56.10	-54.79	-40.52	-40.26	-39.72	-100.0	-100.0	-100.0	78.44	125.09	159.98	173.17	172.01	285.58	91.98	129.17	167.33	92.00	129.18	167.35
AMVA 5% CU		-38.76	-35.00	-36.46	-66.52	-60.85	-60.30	-38.79	-38.52	-39.66	-100.0	-100.0	-100.0	52.92	90.56	96.33	135.96	176.97	177.78	69.19	104.88	99.53	69.20	104.89	99.55
AMVA 5% VR		-39.33	-30.16	-36.85	-67.11	-57.14	-60.92	-39.27	-32.61	-40.01	-100.0	-100.0	-100.0	47.96	113.44	91.76	127.75	202.94	174.45	64.33	121.71	96.64	64.34	126.73	96.65
IVE 2005		-10.08	-11.40	-14.23	-42.64	-29.50	-31.34	-11.03	-12.53	-14.95	-100.0	-100.0	-100.0	331.25	168.37	689.88	526.90	283.49	747.68	391.74	180.64	818.76	391.77	180.66	818.85
MOVES 2002		-15.03	-12.56	-19.10	-42.84	-27.44	-34.73	-21.08	-18.15	-24.45	-100.0	-100.0	-100.0	348.78	153.32	446.57	543.67	243.11	575.20	400.87	165.41	553.42	400.91	165.43	553.46

Tabla 57: Errores de estimación para los vehículos V1 y V2 con un enfoque de regresión

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
86	AMVA XGB	0.00	-26.03	0.00	0.00	-13.37	0.00	0.00	-16.47	0.00	0.0	-100.0	0.0	0.00	-26.02	0.00	0.00	-28.62	0.00	0.00	-29.47	0.00	0.00	-26.79	0.00
	AMVA 10% CR	-69.66	72.84	105.02	-57.56	202.76	220.23	-46.79	165.83	173.01	-100.0	-100.0	-100.0	-51.31	171.54	265.79	-67.19	103.40	168.52	-70.51	100.04	171.78	-70.51	100.03	171.75
	AMVA 10% CU	-71.30	-64.77	-62.37	-58.40	-51.17	-52.29	-45.37	-41.48	-43.21	-100.0	-100.0	-100.0	-56.70	-43.61	-39.08	-69.86	-62.35	-59.51	-72.20	-66.78	-65.08	-72.20	-66.78	-65.08
	AMVA 10% VR	-72.45	-107.25	-63.42	-61.70	-145.11	-55.27	-48.74	-123.22	-46.31	-100.0	-100.0	-100.0	-57.52	-102.46	-40.78	-70.86	-109.38	-60.79	-73.34	-117.86	-66.60	-73.35	-117.86	-66.60
	AMVA 5% CR	-65.15	-49.14	-31.97	-53.16	-41.45	-34.23	-42.86	-38.61	-29.98	-100.0	-100.0	-100.0	-44.39	-21.41	-6.77	-61.91	-43.50	-28.28	-66.10	-51.44	-36.79	-66.10	-51.44	-36.79
	AMVA 5% CU	-67.44	-58.06	-54.91	-55.62	-48.91	-49.94	-43.92	-40.98	-42.93	-100.0	-100.0	-100.0	-49.32	-35.21	-29.36	-64.85	-55.82	-51.90	-68.49	-61.98	-59.49	-68.50	-61.98	-59.49
	AMVA 5% VR	-68.47	-45.69	-56.75	-58.30	-34.38	-51.45	-46.29	-28.34</																

Bajo enfoque de clasificación

Tabla 58: Errores de estimación para los vehículos B1 y B2 con un enfoque de clasificación

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
9	AMVA 10% CR	43.62	59.53	60.87	34.25	40.87	42.40	11.19	15.87	14.58	138.34	141.38	143.42	26.69	48.91	54.87	35.01	49.05	53.33	40.58	47.14	49.27	40.55	47.13	49.26
	AMVA 10% CU	44.52	59.18	61.60	35.43	41.86	44.31	11.92	16.07	14.97	139.91	142.75	145.88	27.52	48.20	56.33	36.46	49.11	55.44	42.04	48.52	52.14	42.02	48.50	52.13
	AMVA 10% VR	45.66	59.01	60.93	36.99	41.90	44.09	12.47	16.00	14.60	142.42	142.74	145.62	28.74	48.50	56.10	37.95	49.54	55.41	43.70	49.06	52.23	43.68	49.05	52.22
	AMVA 5% CR	43.85	59.23	61.10	34.80	41.58	43.03	11.27	15.93	14.65	139.07	142.32	144.29	26.99	48.04	55.36	35.37	49.11	54.28	40.86	48.17	50.56	40.84	48.15	50.55
	AMVA 5% CU	44.56	59.20	60.82	34.84	41.27	42.96	11.94	15.87	14.34	139.34	141.79	144.05	27.65	48.95	56.40	36.41	49.31	54.76	41.44	48.03	50.65	41.41	48.01	50.64
	AMVA 5% VR	44.12	58.94	60.40	34.70	41.26	42.91	11.69	15.87	14.26	139.15	141.82	144.01	27.32	48.62	55.85	36.22	49.13	54.34	41.40	48.09	50.42	41.37	48.07	50.41
	AMVA 2018	-36.92	50.42	30.00	-41.20	44.30	23.39	-52.35	5.16	-4.10	3.61	129.51	99.37	-50.65	45.34	15.84	-53.35	35.25	7.13	-53.31	23.77	-3.05	-53.32	23.77	-3.05
	IVE 2005	55.91	65.84	66.42	45.17	47.53	50.45	12.33	15.70	15.73	152.66	151.52	157.37	45.69	59.37	60.24	51.23	58.09	59.12	49.48	53.76	56.22	49.46	53.75	56.21
	MOVES 2002	45.07	58.81	60.14	34.75	39.13	41.20	11.65	17.20	16.61	138.69	138.24	141.84	30.15	43.77	47.83	37.26	44.91	48.33	41.61	45.64	48.50	41.58	45.63	48.49
	MOVES 2015	40.56	61.17	64.66	30.09	44.31	47.54	10.15	16.24	16.58	131.70	145.79	151.03	20.71	46.96	53.94	28.64	48.53	54.39	33.59	48.93	53.25	33.56	48.92	53.23
	AMVA AP	-1.74	48.53	70.20	2.08	26.88	64.85	-38.11	14.50	23.78	67.68	104.71	161.72	-18.20	47.89	81.91	7.56	37.68	75.36	35.27	17.51	54.19	35.25	17.50	54.19
	AMVA KM	91.49	50.83	73.57	108.38	26.34	71.99	11.56	22.05	22.98	225.12	107.14	155.79	136.40	27.70	114.78	133.14	21.89	93.36	168.73	17.23	60.43	168.73	17.23	60.44
	10	AMVA 10% CR	-3.00	10.12	12.84	-20.38	-7.57	-5.38	3.88	5.55	4.90	21.30	37.44	40.28	-32.17	-15.42	-11.73	-32.27	-17.31	-13.97	-34.06	-21.59	-19.05	-34.06	-21.59
AMVA 10% CU		-2.83	9.34	13.29	-20.96	-8.17	-5.30	3.73	5.61	4.94	20.52	36.73	40.37	-32.01	-16.72	-11.52	-32.33	-18.31	-13.64	-34.36	-22.21	-18.83	-34.35	-22.21	-18.83
AMVA 10% VR		-1.97	9.20	12.95	-20.18	-8.13	-5.35	4.35	5.50	4.84	21.71	36.77	40.39	-31.49	-16.73	-11.86	-31.79	-18.33	-13.95	-33.83	-22.22	-19.04	-33.83	-22.22	-19.03
AMVA 5% CR		-2.30	10.46	13.78	-19.37	-5.87	-3.91	4.15	6.19	5.45	22.44	39.65	42.13	-31.70	-16.17	-11.86	-31.71	-16.80	-13.95	-33.51	-19.88	-17.34	-33.51	-19.88	-17.33
AMVA 5% CU		-2.40	10.36	13.73	-19.94	-6.66	-4.38	4.11	5.97	5.08	21.75	38.61	41.42	-31.82	-15.54	-11.19	-31.76	-16.75	-12.86	-33.61	-20.37	-17.72	-33.61	-20.37	-17.71
AMVA 5% VR		-2.56	10.18	13.47	-20.11	-6.72	-4.40	3.78	5.84	4.98	21.51	38.51	41.46	-31.89	-15.75	-11.49	-31.82	-16.88	-13.08	-33.71	-20.47	-17.82	-33.71	-20.47	-17.81
AMVA 2018		7.26	3.26	-1.73	8.44	12.27	6.70	1.62	-2.63	-8.68	57.38	65.88	57.61	-27.68	-28.34	-32.92	-13.46	-13.49	-17.96	-1.48	2.95	-0.97	-1.47	2.96	-0.96
IVE 2005		-10.13	-2.45	-1.08	-23.31	-15.28	-11.04	1.10	2.46	3.01	16.63	26.48	35.37	-39.16	-30.50	-31.23	-37.99	-29.48	-28.96	-38.21	-28.70	-25.47	-38.21	-28.70	-25.47
MOVES 2002		-3.75	4.01	6.20	-19.14	-10.95	-8.68	4.35	4.78	4.93	22.76	32.78	36.54	-32.93	-23.95	-22.60	-32.47	-24.39	-22.42	-33.64	-25.70	-23.25	-33.64	-25.70	-23.25
MOVES 2015		-7.83	8.54	12.75	-21.70	-3.77	-1.60	2.06	6.58	7.22	19.19	41.93	45.08	-36.28	-21.04	-17.32	-35.75	-20.05	-16.00	-35.85	-18.80	-15.76	-35.85	-18.79	-15.76
AMVA AP		-4.47	13.79	2.10	-8.65	1.79	6.43	0.20	5.34	2.87	35.40	53.70	61.96	-29.48	-12.86	-24.92	-22.42	-9.38	-18.39	-21.65	-10.27	-11.42	-21.64	-10.26	-11.42
AMVA KM		-16.44	10.84	16.82	-28.89	-5.32	4.69	-7.22	6.44	6.77	7.78	45.70	56.65	-43.33	-18.97	-6.57	-42.24	-17.54	-5.14	-40.31	-17.86	-9.56	-40.30	-17.86	-9.55
15		AMVA 10% CR	-20.53	-7.75	-11.06	44.51	66.46	58.10	-31.49	-20.91	-23.84	298.37	305.88	293.10	12.19	42.57	35.14	38.26	63.71	56.54	43.94	63.57	55.22	43.93	63.57
	AMVA 10% CU	-20.79	-8.74	-11.82	44.57	64.57	56.83	-32.11	-21.83	-24.72	297.30	298.78	289.81	13.31	42.61	36.49	40.50	63.36	57.91	44.97	62.92	55.55	44.97	62.92	55.55
	AMVA 10% VR	-20.36	-8.61	-11.60	45.38	64.86	57.33	-31.79	-21.86	-24.67	298.79	299.36	290.09	14.28	42.91	37.35	41.61	63.78	58.64	46.12	63.29	56.23	46.11	63.29	56.23
	AMVA 5% CR	-20.68	-7.84	-11.29	44.43	66.26	57.15	-31.63	-20.67	-24.04	297.73	304.61	291.70	12.13	42.57	36.27	38.79	63.82	57.63	44.33	63.94	56.16	44.33	63.94	56.16
	AMVA 5% CU	-21.13	-9.15	-12.28	43.24	63.34	55.51	-31.91	-21.86	-24.77	296.17	297.01	287.51	11.82	41.18	35.03	38.14	61.28	55.96	43.28	61.34	54.23	43.27	61.34	54.23
	AMVA 5% VR	-20.91	-9.00	-12.16	43.58	63.73	55.60	-31.67	-21.88	-24.63	296.96	297.68	287.71	12.16	41.61	35.59	38.69	61.77	56.22	43.83	61.65	54.69	43.82	61.65	54.69
	AMVA 2018	-72.03	-20.57	-31.42	-43.28	35.54	8.63	-78.56	-33.42	-38.91	42.60	218.65	165.53	-57.74	27.16	2.22	-55.57	38.57	10.33	-58.29	21.07	-5.37	-58.29	21.07	-5.37
	IVE 2005	-16.88	-6.54	-9.99	53.46	69.39	62.62	-30.53	-21.17	-23.73	305.75	306.75	298.30	20.79	49.85	38.50	47.37	68.79	58.40	49.74	67.35	57.63	49.74	67.35	57.63
	MOVES 2002	-21.24	-9.47	-14.08	42.69	61.57	50.05	-31.90	-21.94	-24.43	294.22	295.02	281.60	9.85	41.53	25.42	36.34	61.19	46.13	41.33	60.48	48.16	41.32	60.48	48.16
	MOVES 2015	-20.31	-8.18	-9.96	46.46	67.71	63.60	-32.25	-23.48	-24.28	289.78	301.87	294.60	10.26	44.84	37.15	36.16	65.15	59.33	41.04	64.10	60.36	41.04	64.10	60.36
	AMVA AP	-61.73	-7.45	-2.45	-16.34	48.46	51.63	-71.19	-22.22	-20.21	66.10	212.67	224.83	-26.22	51.67	59.59	-7.82	64.94	90.08	-10.89	48.02	63.45	-10.89	48.02	63.46
	AMVA KM	6.14	-5.11	-16.10	103.02	54.82	38.41	-11.63	-18.17	-29.22	358.31	234.76	244.55	115.71	47.85	36.00	147.84	60.15	57.70	135.90	52.71	39.39	135.89	52.72	39.39
	16	AMVA 10% CR	-24.13	-14.67	-13.46	-14.88	2.51	4.52	-6.48	-9.43	-8.55	148.30	181.15	186.36	8.53	36.21	39.91	-3.97	19.93	23.14	-10.81	8.55	10.18	-10.81	8.55
AMVA 10% CU		-26.51	-18.14	-17.56	-18.03	-2.45	-1.03	-8.67	-12.42	-11.48	142.36	169.26	174.46	4.46	30.05	32.83	-8.11	13.79	15.88	-14.35	2.90	4.07	-14.35	2.90	4.07
AMVA 10% VR		-26.23	-18.12	-17.35	-17.71	-2.45	-0.70	-8.44	-12.39	-11.32	143.07	169.21	175.35	5.17	29.94	33.27	-7.61	13.69	16.34	-13.87	2.88	4.42	-13.87	2.88	4.42
AMVA 5% CR		-24.01	-14.96	-13.63	-14.24	2.57	4.20	-7.27	-9.95	-9.26	148.92	181.74	184.83	8.34	35.92	40.73	-3.18	20.10	24.02	-10.42	8.47	10.75	-10.42	8.47	10.75
AMVA 5% CU		-25.51	-16.79	-15.78	-16.12	-0.13	1.93	-9.30	-12.29	-11.62	144.64	174.14	179.33	6.96	33.47	38.09	-4.84	17.64	21.52	-12.22	5.85	8.18	-12.22	5.85	8.18
AMVA 5% VR		-25.45	-16.76	-15.80	-16.06	-0.21	1.83	-9.35	-12.24	-11.31	144.71	173.83	179.48	6.96	33.05	37.33	-4.85	17.31	20.93	-12.17	5.63	7.72	-12.17	5.63	7.72
AMVA 2018		-32.41	-28.97	-35.03	-9.77	-4.99	-11.94	-36.38	-31.77	-37.57	144.96	175.30	151.03	17.42	20.00	14.58	5.95	8.57	2.67	-3.62	2.19	-4.15	-3.62	2.19	-4.15
IVE 2005		-31.11	-26.21	-26.87	-22.52	-12.48	-12.91	-15.64	-19.10	-18.87	127.51	147.12	146.66	-4.76	15.90	12.77	-12.01	3.89	1.32	-19.96	-7.07	-8.71	-19.96	-7.07	-8.71
MOVES 2002		-25.62	-18.11	-20.48	-15.59	-1																			

Tabla 59: Errores de estimación para los vehículos B3 y B4 con un enfoque de clasificación

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
25	AMVA 10% CR	-26.69	-13.64	-15.76	19.67	32.70	32.65	-39.25	-26.85	-28.19	19.29	27.92	27.79	1.73	20.18	21.44	16.56	28.28	29.33	4.40	14.25	13.49	4.40	14.25	13.49
	AMVA 10% CU	-23.65	-12.35	-14.50	22.82	34.20	34.43	-36.50	-25.91	-27.19	21.93	29.21	29.25	5.83	21.07	23.28	20.93	29.45	31.43	8.52	15.93	15.66	8.52	15.93	15.66
	AMVA 10% VR	-23.70	-12.69	-15.25	23.37	34.64	34.33	-37.29	-26.15	-27.86	22.54	29.69	29.28	4.73	21.15	23.19	19.61	29.44	31.12	7.38	15.59	14.95	7.38	15.59	14.95
	AMVA 5% CR	-26.52	-13.67	-15.86	20.21	33.42	32.95	-39.01	-26.81	-28.15	19.87	28.50	28.07	2.07	20.71	22.12	17.02	28.48	29.86	4.83	14.56	13.84	4.83	14.56	13.84
	AMVA 5% CU	-23.46	-12.05	-14.17	21.99	33.64	33.11	-36.41	-25.63	-26.87	21.26	28.64	27.99	4.78	22.19	24.11	20.11	30.26	32.08	7.96	16.02	15.34	7.96	16.02	15.34
	AMVA 5% VR	-26.29	-13.48	-16.10	19.87	32.82	31.75	-38.87	-26.42	-28.23	19.40	27.94	26.77	2.54	20.99	22.59	17.34	28.82	29.94	5.03	14.67	13.41	5.03	14.67	13.41
	AMVA 2018	-84.88	-23.93	-28.18	-64.95	24.68	14.42	-90.37	-29.63	-32.55	-63.28	15.74	6.50	-68.23	25.33	16.28	-71.22	24.48	14.73	-78.08	-5.70	-14.79	-78.08	-5.69	-14.79
	IVE 2005	-19.93	-9.84	-12.42	32.77	45.01	44.89	-36.82	-25.57	-27.10	31.02	39.95	40.48	13.99	15.25	35.84	26.82	42.19	41.17	11.96	21.64	20.40	11.96	21.64	20.40
	MOVES 2002	-24.35	-11.16	-12.43	20.14	33.32	27.93	-37.22	-24.69	-25.25	19.38	28.94	23.33	8.00	23.27	22.46	20.80	30.07	29.89	8.18	17.18	15.16	8.17	17.17	15.16
	MOVES 2015	-27.78	-14.44	-14.79	18.28	35.39	35.95	-40.34	-28.34	-28.74	17.32	30.64	30.68	3.61	21.12	23.58	15.93	28.41	30.92	4.25	14.91	15.76	4.25	14.91	15.76
	AMVA AP	-49.46	-7.24	10.21	-34.32	24.79	55.11	-48.12	-17.52	2.58	-39.83	13.01	39.52	-16.77	40.13	44.62	-23.79	39.48	52.93	-22.99	14.48	30.25	-22.99	14.48	30.25
	AMVA KM	45.22	0.35	-13.81	130.34	23.93	55.65	33.72	-10.28	-9.93	117.33	14.55	40.64	130.26	29.80	52.33	121.47	33.57	55.36	145.79	14.86	21.03	145.81	14.86	21.03
26	AMVA 10% CR	6.82	9.19	10.55	-16.43	-1.45	2.07	35.57	25.64	26.68	-26.98	-14.45	-11.27	6.04	24.43	27.90	5.11	22.23	25.30	1.46	12.47	15.32	1.46	12.47	15.32
	AMVA 10% CU	3.91	3.35	3.34	-17.66	-5.14	-1.84	31.89	19.60	19.44	-28.00	-17.55	-14.68	5.37	18.40	22.98	4.15	16.20	19.80	-0.13	7.31	9.87	-0.13	7.31	9.87
	AMVA 10% VR	3.44	2.81	3.21	-18.31	-5.55	-2.54	31.64	19.89	20.21	-28.54	-17.91	-15.31	4.34	17.94	22.18	3.31	15.84	19.19	-0.70	7.27	9.58	-0.70	7.27	9.59
	AMVA 5% CR	6.63	8.19	9.60	-15.89	-0.76	2.31	35.60	25.49	27.17	-26.67	-13.93	-11.04	5.55	23.07	26.79	4.52	20.39	24.00	1.38	12.21	15.18	1.38	12.21	15.18
	AMVA 5% CU	4.22	3.62	3.69	-17.07	-3.96	-1.36	32.51	20.42	20.05	-27.50	-16.64	-14.28	5.39	19.97	23.82	4.19	17.39	20.52	0.13	8.43	10.33	0.13	8.43	10.33
	AMVA 5% VR	3.84	5.36	5.83	-17.32	-2.98	-0.41	32.13	22.79	23.26	-27.79	-15.81	-13.47	4.73	20.22	23.83	3.56	18.10	21.17	-0.18	9.80	11.93	-0.18	9.80	11.93
	AMVA 2018	-22.26	-23.20	-26.67	1.85	5.76	1.91	-8.67	-18.12	-24.35	-11.23	-4.99	-8.59	16.76	9.12	4.59	10.02	5.51	1.03	3.38	4.69	1.19	3.38	4.69	1.19
	IVE 2005	-6.23	-4.84	-4.21	-24.27	-12.33	-10.73	21.00	16.37	17.87	-33.86	-23.36	-21.61	-7.05	6.58	8.42	-7.48	3.31	4.40	-8.86	-0.15	1.81	-8.86	-0.15	1.81
	MOVES 2002	3.19	1.68	1.75	-17.13	-2.50	-2.88	31.06	19.13	18.57	-27.72	-15.01	-15.36	6.56	21.13	21.84	4.98	16.84	17.61	-0.08	8.77	7.75	-0.08	8.77	7.75
	MOVES 2015	-0.59	4.35	5.90	-19.36	-1.71	1.66	26.66	20.43	21.93	-29.80	-14.64	-11.67	1.65	20.02	23.88	-0.05	16.80	20.01	-3.10	9.36	12.32	-3.10	9.36	12.32
	AMVA AP	20.94	-4.11	55.89	30.54	0.79	48.86	67.65	-8.57	44.06	10.52	-9.20	31.56	45.71	30.58	72.79	42.96	26.61	79.97	48.60	17.33	81.63	48.61	17.32	81.62
	AMVA KM	-5.93	-3.18	24.27	-25.23	2.84	25.38	18.95	-6.43	20.77	-33.94	-8.34	16.24	-5.40	20.79	38.86	-6.31	20.70	44.64	-10.70	13.42	50.18	-10.70	13.42	50.18
35	AMVA 10% CR	-19.02	-4.45	-7.50	36.50	43.78	44.80	3.74	13.75	11.72	1041.26	1010.25	1013.23	-3.46	13.78	15.68	18.64	32.28	34.10	63.69	64.80	64.16	63.70	64.81	64.17
	AMVA 10% CU	-18.67	-4.86	-8.43	37.68	45.43	44.94	3.43	12.59	10.58	1047.17	1020.65	1012.94	-2.59	14.51	15.93	19.24	32.90	33.74	64.41	64.57	62.57	64.42	64.58	62.58
	AMVA 10% VR	-20.37	-7.65	-10.14	35.07	42.95	43.14	0.91	9.57	8.41	1029.71	1004.03	1001.25	-3.84	12.43	14.63	17.95	30.35	32.03	61.86	61.22	60.35	61.87	61.23	60.36
	AMVA 5% CR	-18.48	-3.38	-7.48	38.03	46.59	46.50	4.45	14.81	12.18	1047.07	1026.79	1022.13	-2.99	15.40	16.03	19.19	34.45	35.48	64.29	67.21	65.88	64.30	67.22	65.89
	AMVA 5% CU	-19.14	-5.36	-9.00	37.49	45.87	45.25	3.62	12.67	10.49	1042.98	1022.96	1015.15	-4.04	12.75	13.74	17.96	31.59	32.96	63.02	63.95	62.56	63.03	63.96	62.57
	AMVA 5% VR	-20.44	-8.14	-10.46	36.18	44.00	44.24	1.44	9.70	8.53	1033.90	1008.21	1007.67	-4.31	11.51	13.29	17.63	29.93	31.62	61.60	61.39	60.93	61.61	61.40	60.94
	AMVA 2018	-73.46	-28.18	-41.23	-44.94	25.92	-3.23	-72.61	-1.01	-15.19	350.05	725.05	558.38	-56.78	0.48	-21.53	-54.53	5.63	-19.62	-51.74	15.49	-17.48	-51.74	15.49	-17.48
	IVE 2005	-14.97	-7.17	-8.98	45.29	50.46	49.04	2.33	8.78	9.01	1072.94	1049.20	1039.34	5.71	15.46	14.37	26.50	32.48	31.42	64.52	61.10	59.06	64.53	61.11	59.07
	MOVES 2002	-18.99	-4.50	-7.30	35.98	41.26	40.92	2.85	15.01	13.54	1028.59	989.16	983.27	-1.66	11.30	10.14	18.88	28.95	27.51	60.92	60.54	57.00	60.92	60.54	57.01
	MOVES 2015	-22.70	-8.94	-9.68	30.48	40.90	42.73	-1.73	9.53	8.23	984.69	989.56	996.00	-9.11	7.47	8.06	10.41	24.80	25.40	50.56	56.03	54.68	50.56	56.04	54.68
	AMVA AP	-67.34	-8.44	-2.07	-4.36	11.49	50.61	-54.81	28.61	52.24	567.28	648.47	828.26	-6.70	-7.75	30.39	-15.60	-2.81	38.37	28.17	13.02	55.56	28.18	13.03	55.57
	AMVA KM	-28.08	-0.04	3.34	15.17	4.82	0.41	16.87	39.05	42.73	836.98	621.81	566.71	51.19	-0.81	-8.90	30.20	2.99	-5.75	84.07	19.70	5.44	84.08	19.71	5.44
36	AMVA 10% CR	-7.42	-4.52	-1.30	-15.11	-2.53	4.09	75.34	67.17	69.05	275.70	319.74	346.05	0.85	12.62	19.31	-5.15	5.44	11.92	-6.87	1.48	8.13	-6.88	1.48	8.13
	AMVA 10% CU	-5.22	-1.65	0.00	-13.92	-0.39	5.15	78.40	70.33	70.45	282.06	329.21	350.74	3.38	16.46	21.28	-3.21	8.53	13.30	-5.58	3.51	8.70	-5.58	3.51	8.70
	AMVA 10% VR	-5.49	-0.27	1.50	-14.34	-0.31	5.83	78.29	73.14	73.25	281.25	331.17	354.28	2.67	15.50	22.32	-3.69	7.80	14.36	-5.92	3.13	9.68	-5.92	3.13	9.68
	AMVA 5% CR	-6.49	-3.38	-2.05	-13.44	1.26	7.21	79.68	71.38	71.20	279.40	334.09	358.43	0.79	13.75	16.45	-5.32	7.30	11.89	-7.97	3.62	9.45	-7.97	3.61	9.45
	AMVA 5% CU	-6.38	-2.91	-1.56	-13.40	1.15	6.66	79.52	70.91	70.70	280.96	333.40	356.50	1.05	14.47	17.70	-4.93	7.70	12.59	-7.12	3.72	9.58	-7.12	3.72	9.58
	AMVA 5% VR	-6.20	-1.41	-0.22	-13.17	1.17	7.04	79.81	73.39	72.98	283.32	334.81	358.89	1.14	14.22	19.30	-4.64	7.59	13.56	-6.47	3.83	10.50	-6.47	3.83	10.50
	AMVA 2018	-30.20	-29.95	-31.09	-5.43	4.38	2.08	22.96	18.75																

Tabla 60: Errores de estimación para los vehículos CG-1 y CG-2 con un enfoque de clasificación

k_d	Modelo	G_{CR}	m_{CO} G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	m_{CO_2} G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	m_{HC} G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	m_{NOx} G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	m_{PM10} G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	$m_{PM2.5}$ G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	n_{PM10} G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	$n_{PM2.5}$ G_{CU}	G_{VR}	
44	AMVA 10% CR	408.45	494.44	499.73	83.81	91.34	91.78	2.96	8.51	8.99	11.93	7.70	7.72	606.65	804.41	812.44	986.95	1080.99	1091.60	556.60	607.25	616.17	556.50	607.19	616.12	
	AMVA 10% CU	407.68	477.14	482.68	78.40	84.72	84.41	2.92	5.57	4.96	8.08	3.82	3.52	607.70	783.22	796.18	997.97	1048.52	1064.42	551.01	578.71	587.50	550.92	578.66	587.45	
	AMVA 10% VR	413.14	480.38	483.36	81.33	87.46	86.48	3.63	6.71	5.66	9.93	5.68	4.86	613.08	785.37	795.28	1007.81	1050.78	1062.00	560.69	585.46	590.57	560.59	585.41	590.52	
	AMVA 5% CR	404.86	493.62	501.70	80.28	89.79	90.81	2.06	7.54	6.99	9.35	6.39	6.27	601.79	803.54	813.74	984.66	1087.92	1106.60	551.48	605.28	620.39	551.38	605.23	620.35	
	AMVA 5% CU	399.51	485.34	492.37	74.91	85.32	85.18	2.30	5.55	4.99	5.73	3.70	3.38	598.57	793.81	811.20	965.94	1063.18	1085.97	528.10	589.26	599.47	528.02	589.21	599.42	
	AMVA 5% VR	401.11	485.01	488.84	75.67	86.57	85.98	2.41	6.19	5.38	6.28	4.64	4.11	599.60	792.79	803.70	969.36	1062.06	1074.38	531.78	590.98	598.14	531.70	590.92	598.09	
	AMVA 2018	20.90	169.70	142.68	-60.51	21.42	3.87	-78.34	-11.47	-19.69	-75.53	-19.14	-29.93	88.29	351.56	306.47	95.75	458.39	402.44	25.18	218.92	180.03	25.17	218.89	180.01	
	IVE 2005	560.82	638.78	669.50	107.01	122.05	130.07	11.96	15.78	17.02	15.86	16.93	19.05	870.69	1055.55	1092.93	1234.96	1323.74	1384.09	678.31	729.21	770.28	678.23	729.16	770.24	
	MOVES 2002	405.27	484.87	478.30	81.02	87.68	85.55	3.22	6.57	5.25	9.38	5.32	3.40	602.59	787.01	766.97	981.91	1074.61	1065.93	549.15	597.82	598.20	549.05	597.77	598.16	
	MOVES 2015	412.12	506.62	512.47	98.20	99.44	99.76	5.09	9.86	9.72	17.75	11.84	11.11	616.52	803.70	808.15	953.26	1099.19	1113.73	547.20	627.67	640.95	547.10	627.61	640.90	
	AMVA AP	0.00	267.47	0.00	0.00	48.70	0.00	0.00	-4.16	0.00	0.00	-10.30	0.00	0.00	523.07	0.00	0.00	656.60	0.00	0.00	362.38	0.00	0.00	362.35	0.00	
	AMVA KM	0.00	273.48	0.00	0.00	45.49	0.00	0.00	-3.09	0.00	0.00	-10.25	0.00	0.00	524.83	0.00	0.00	689.15	0.00	0.00	366.81	0.00	0.00	366.79	0.00	
	45	AMVA 10% CR	85.72	185.04	187.01	-7.66	30.21	31.47	-20.67	-2.09	-1.98	-53.58	-40.15	-39.63	47.01	124.41	127.61	70.34	156.66	159.63	38.99	108.63	111.04	38.99	108.64	111.05
		AMVA 10% CU	86.20	173.45	175.64	-7.71	27.60	28.87	-20.42	-2.48	-2.42	-53.65	-40.54	-39.99	47.38	116.14	119.37	71.00	144.30	147.26	39.30	98.65	101.27	39.31	98.66	101.28
AMVA 10% VR		86.59	173.80	175.64	-7.90	27.46	28.65	-20.65	-2.63	-2.57	-53.75	-40.71	-40.16	47.87	116.51	119.30	71.34	144.42	146.96	39.48	98.67	100.99	39.48	98.68	101.00	
AMVA 5% CR		87.76	197.32	200.76	-7.41	34.12	36.91	-20.40	-2.22	-2.61	-53.61	-39.59	-38.84	48.66	131.63	132.72	72.65	172.54	179.55	40.40	122.20	129.57	40.41	122.22	129.60	
AMVA 5% CU		86.52	185.42	189.37	-7.48	30.32	31.80	-20.35	-2.07	-1.93	-53.69	-40.09	-39.64	47.67	124.93	130.00	71.27	157.31	162.27	39.53	108.95	112.73	39.54	108.96	112.75	
AMVA 5% VR		86.52	185.40	187.17	-7.70	30.03	31.34	-20.65	-2.15	-2.18	-53.69	-40.25	-39.76	47.79	124.74	128.23	71.24	156.74	159.48	39.51	108.92	110.76	39.52	108.94	110.78	
AMVA 2018		245.55	240.37	237.12	36.53	37.74	36.89	-3.53	-2.19	-2.59	-42.57	-40.30	-40.48	155.27	155.57	153.62	217.28	211.13	207.51	151.85	153.85	150.92	151.87	153.87	150.95	
IVE 2005		54.61	118.15	136.46	-18.22	3.66	16.24	-27.51	-19.19	-16.20	-57.24	-49.81	-45.99	19.92	68.41	77.12	42.23	101.51	123.96	18.33	66.97	92.55	18.33	66.98	92.58	
MOVES 2002		83.48	167.25	162.17	-9.09	25.54	27.56	-20.98	-7.14	-8.62	-54.21	-42.28	-41.64	43.98	105.94	98.94	68.32	142.82	140.75	36.35	99.91	103.13	36.36	99.92	103.14	
MOVES 2015		75.49	170.50	172.61	-11.07	28.29	31.83	-23.47	-8.38	-8.29	-54.84	-42.07	-40.70	38.70	103.13	103.83	61.57	148.06	154.57	33.20	110.01	117.83	33.21	110.03	117.86	
AMVA AP		0.00	174.79	0.00	0.00	42.42	0.00	0.00	-1.88	0.00	0.00	-34.05	0.00	0.00	115.38	0.00	0.00	162.87	0.00	0.00	123.77	0.00	0.00	123.78	0.00	
AMVA KM		0.00	161.10	0.00	0.00	38.54	0.00	0.00	0.97	0.00	0.00	-32.63	0.00	0.00	99.15	0.00	0.00	137.77	0.00	0.00	101.14	0.00	0.00	101.14	0.00	
46		AMVA 10% CR	-62.91	-25.19	-24.75	-56.04	-31.57	-30.16	-14.56	19.21	19.36	-58.67	-46.40	-45.69	-44.32	9.61	13.01	-55.61	-15.72	-14.03	-66.60	-37.60	-36.37	-66.60	-37.60	-36.37
		AMVA 10% CU	-63.05	-35.51	-35.98	-57.59	-37.99	-36.83	-12.07	13.45	12.57	-59.57	-49.31	-48.28	-44.73	-3.92	-2.11	-55.96	-29.05	-28.41	-67.72	-47.85	-47.01	-67.72	-47.85	-47.01
	AMVA 10% VR	-62.93	-35.49	-36.29	-57.38	-37.82	-36.96	-12.20	15.53	12.08	-59.26	-48.71	-48.34	-44.52	-3.96	-2.62	-55.75	-29.14	-28.89	-67.49	-47.88	-47.27	-67.49	-47.88	-47.27	
	AMVA 5% CR	-61.92	-16.80	-17.10	-56.14	-25.17	-21.97	-14.09	17.67	14.76	-59.59	-45.03	-43.72	-42.28	18.63	17.39	-53.65	-2.58	0.13	-65.64	-27.25	-23.73	-65.64	-27.25	-23.73	
	AMVA 5% CU	-62.84	-24.48	-25.54	-57.17	-31.81	-30.26	-12.99	15.86	15.73	-60.56	-47.59	-46.79	-44.18	11.28	15.68	-55.45	-14.62	-12.17	-67.03	-37.08	-35.42	-67.04	-37.07	-35.41	
	AMVA 5% VR	-62.94	-25.13	-25.40	-57.17	-32.18	-30.94	-13.61	17.88	14.74	-60.49	-47.18	-46.85	-44.43	9.98	12.98	-55.56	-15.75	-14.76	-67.03	-37.96	-36.96	-67.03	-37.96	-36.96	
	AMVA 2018	-49.03	-47.16	-47.78	-57.23	-51.57	-52.46	-28.51	-9.71	-11.11	-67.72	-58.72	-59.53	-27.17	-24.93	-25.68	-40.01	-40.20	-41.01	-55.10	-55.09	-55.73	-55.10	-55.09	-55.73	
	IVE 2005	-71.40	-26.30	-49.99	-65.71	-59.57	-41.98	-27.19	-26.65	-16.35	-66.42	-65.97	-56.03	-58.45	-42.39	-36.07	-65.25	-52.86	-38.80	-74.65	-64.46	-48.65	-74.65	-64.46	-48.64	
	MOVES 2002	-62.27	-48.43	-50.91	-59.24	-49.53	-47.15	-11.95	-13.18	-16.39	-60.57	-60.12	-58.73	-47.05	-28.38	-33.38	-54.49	-40.35	-41.80	-68.02	-54.89	-53.42	-68.02	-54.89	-53.42	
	MOVES 2015	-64.56	-41.20	-56.34	-67.64	-53.43	-56.53	-10.74	5.43	-15.03	-67.00	-60.90	-61.60	-48.47	-45.89	-38.52	-53.62	-24.00	-38.85	-75.89	-58.95	-64.52	-75.89	-58.95	-64.52	
	AMVA AP	0.00	-35.52	0.00	0.00	-9.11	0.00	0.00	19.70	0.00	0.00	-31.89	0.00	0.00	-15.70	0.00	0.00	-19.42	0.00	0.00	-26.73	0.00	0.00	-26.72	0.00	
	AMVA KM	0.00	-62.31	0.00	0.00	-46.66	0.00	0.00	-0.95	0.00	0.00	-47.68	0.00	0.00	-44.25	0.00	0.00	-55.14	0.00	0.00	-64.56	0.00	0.00	-64.56	0.00	
	77	AMVA 10% CR	15.18	28.30	27.07	38.65	46.68	47.46	-29.41	-15.60	-16.23	-41.31	-34.27	-33.12	3.19	21.67	23.50	31.72	44.45	47.32	84.52	81.06	84.55	84.53	81.07	84.56
		AMVA 10% CU	15.68	27.42	26.17	36.94	46.06	45.88	-29.07	-16.31	-16.89	-40.75	-34.46	-33.68	2.05	21.34	22.79	31.73	43.51	45.32	85.60	79.40	81.18	85.62	79.41	81.19
AMVA 10% VR		15.39	26.67	25.15	36.52	44.73	44.00	-29.34	-16.70	-17.39	-40.66	-34.77	-34.11	1.21	19.97	20.74	30.95	41.85	42.91	85.55	77.38	78.32	85.57	77.39	78.33	
AMVA 5% CR		13.36	28.46	28.08	35.99	48.08	49.95	-30.42	-15.67	-15.66	-41.52	-34.06	-32.84	1.33	22.96	24.21	30.52	46.00	49.93	84.12	82.86	87.63	84.13	82.87	87.64	
AMVA 5% CU		16.44	27.25	26.11	36.06	46.85	47.38	-28.82	-16.47	-17.00	-40.64	-34.65	-33.71	0.58	21.84	23.67	30.43	44.50	47.34	83.77	80.50	84.04	83.78	80.51	84.05	
AMVA 5% VR		16.19	26.30	24.91	35.64	45.64	45.51	-29.12	-17.03	-17.56	-40.60															

Tabla 61: Errores de estimación para los vehículos CP-1 y CP-2 con un enfoque de clasificación

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NOx}			m_{PM10}			$m_{PM2.5}$			n_{PM10}			$n_{PM2.5}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
59	AMVA 10% CR	-49.77	-42.70	-44.95	-51.25	-45.83	-34.03	-43.88	-37.92	-37.10	0.0	0.0	0.0	-35.60	-28.25	-20.99	-63.28	-59.72	-55.84	-58.35	-53.52	-50.35	-58.35	-53.52	-50.35
	AMVA 10% CU	-49.86	-43.09	-46.06	-51.14	-46.28	-33.92	-42.23	-38.11	-37.87	0.0	0.0	0.0	-36.54	-28.74	-21.45	-63.72	-59.85	-56.17	-57.98	-53.59	-51.63	-57.98	-53.60	-51.63
	AMVA 10% VR	-49.95	-42.56	-45.47	-52.31	-46.81	-37.81	-42.83	-38.19	-39.17	0.0	0.0	0.0	-38.45	-28.79	-27.74	-64.61	-59.86	-58.62	-58.93	-53.52	-53.34	-58.93	-53.52	-53.34
	AMVA 5% CR	-51.09	-43.36	-41.44	-50.04	-45.51	-26.21	-44.87	-38.00	-34.70	0.0	0.0	0.0	-37.30	-28.62	29.16	-63.89	-59.81	-36.17	-58.77	-53.38	-39.76	-58.77	-53.39	-39.77
	AMVA 5% CU	-50.84	-43.70	-42.30	-49.26	-45.61	-28.85	-42.43	-38.11	-35.70	0.0	0.0	0.0	-39.26	-29.34	24.13	-64.55	-60.00	-39.86	-58.67	-53.60	-43.63	-58.67	-53.60	-43.64
	AMVA 5% VR	-50.12	-43.29	-46.56	-51.21	-45.88	-33.25	-43.23	-38.30	-38.70	0.0	0.0	0.0	-36.39	-28.42	-20.84	-63.83	-59.75	-55.91	-58.61	-53.54	-51.84	-58.61	-53.54	-51.85
	AMVA 2018	-59.84	-45.58	-47.39	-58.67	-47.51	-48.86	-62.15	-45.66	-46.65	0.0	0.0	0.0	-22.04	-1.90	-3.60	-58.89	-49.28	-49.42	-63.19	-52.33	-53.40	-63.19	-52.34	-53.40
	IVE 2005	-55.50	-49.92	-66.41	-57.05	-52.45	-68.32	-48.82	-42.37	-60.00	0.0	0.0	0.0	-44.95	-38.12	-58.19	-68.21	-64.82	-76.67	-63.04	-57.46	-71.56	-63.04	-57.46	-71.56
	MOVES 2002	-50.97	-43.10	-57.57	-51.52	-46.42	-58.59	-43.23	-37.19	-52.37	0.0	0.0	0.0	-39.86	-28.38	-31.50	-64.73	-59.35	-64.52	-58.65	-52.07	-61.82	-58.65	-52.07	-61.82
	MOVES 2015	-60.77	-51.43	-66.01	-64.91	-53.67	-68.76	-47.41	-40.05	-59.33	0.0	0.0	0.0	-67.98	-61.02	-62.25	-76.92	-71.14	-76.74	-63.53	-62.22	-72.03	-63.53	-62.22	-72.03
	AMVA AP	0.00	-53.74	0.00	0.00	-50.98	0.00	0.00	-41.35	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	-71.00	0.00	0.00	-73.08	0.00	0.00	-62.04	0.00	0.00	-62.04	0.00
	AMVA KM	0.00	-47.06	0.00	0.00	-47.94	0.00	0.00	-37.46	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	-46.99	0.00	0.00	-68.09	0.00	0.00	-59.05	0.00	0.00	-59.05	0.00
	60	AMVA 10% CR	-21.12	-4.28	-9.56	57.10	73.23	66.79	9.45	17.27	15.27	0.0	0.0	0.0	-7.14	23.86	16.66	7.63	32.37	25.21	-9.67	8.23	5.08	-9.67	8.23
AMVA 10% CU		-21.69	-5.05	-11.07	56.10	72.39	66.13	9.38	16.81	14.14	0.0	0.0	0.0	-8.41	22.70	14.89	5.88	31.27	23.44	-10.04	7.67	3.19	-10.04	7.67	3.19
AMVA 10% VR		-22.20	-3.89	-10.03	55.96	75.45	66.67	9.03	17.80	14.90	0.0	0.0	0.0	-9.36	24.67	15.35	5.09	33.54	24.47	-10.86	9.09	4.29	-10.86	9.10	4.29
AMVA 5% CR		-22.44	-3.83	-9.38	55.23	74.23	71.34	8.00	17.64	15.64	0.0	0.0	0.0	-9.09	24.24	27.65	5.45	33.05	33.60	-11.15	8.78	7.66	-11.15	8.78	7.66
AMVA 5% CU		-22.28	-5.12	-10.49	55.99	72.84	68.68	9.15	16.74	14.26	0.0	0.0	0.0	-9.76	22.74	24.85	4.68	31.32	30.15	-11.29	7.56	5.01	-11.29	7.56	5.01
AMVA 5% VR		-22.50	-4.00	-10.54	54.96	75.07	67.84	8.75	17.53	14.41	0.0	0.0	0.0	-9.97	24.15	15.96	4.23	33.01	24.74	-11.64	8.59	3.73	-11.64	8.59	3.73
AMVA 2018		-73.28	-16.37	-20.59	-50.26	49.71	39.15	-70.14	2.45	0.93	0.0	0.0	0.0	-56.96	25.13	26.30	-60.50	24.76	25.18	-76.86	-6.60	-7.64	-76.86	-6.60	-7.64
IVE 2005		-15.65	-2.11	-8.82	71.35	84.76	70.28	11.99	18.35	13.31	0.0	0.0	0.0	1.58	28.53	18.55	15.52	37.54	26.79	-6.25	10.28	4.02	-6.25	10.28	4.02
MOVES 2002		-21.22	-4.53	-10.48	58.06	73.12	60.83	10.01	17.19	13.97	0.0	0.0	0.0	-7.37	23.56	20.36	7.42	32.20	26.88	-9.49	8.29	5.83	-9.49	8.29	5.08
MOVES 2015		-16.99	-0.95	-3.81	64.95	79.28	69.65	12.74	18.98	17.32	0.0	0.0	0.0	-1.29	28.55	29.92	13.64	37.21	35.61	-5.32	10.01	8.83	-5.32	10.02	8.83
AMVA AP		0.00	-6.93	0.00	0.00	60.76	0.00	0.00	10.95	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	41.28	0.00	0.00	41.66	0.00	0.00	9.74	0.00	0.00	9.74	0.00
AMVA KM		0.00	0.58	0.00	0.00	59.87	0.00	0.00	16.26	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	35.98	0.00	0.00	39.92	0.00	0.00	15.06	0.00	0.00	15.06	0.00
61		AMVA 10% CR	-22.60	-15.67	-15.36	-23.79	-13.41	-3.03	-4.64	-2.48	-0.78	0.0	0.0	0.0	1.56	11.97	18.33	-4.80	4.38	10.75	11.92	14.41	19.16	11.92	14.41
	AMVA 10% CU	-22.89	-16.15	-15.99	-23.77	-13.74	-3.11	-4.66	-2.70	-0.89	0.0	0.0	0.0	1.36	11.14	17.93	-4.99	3.68	10.27	11.95	13.90	18.93	11.95	13.90	18.93
	AMVA 10% VR	-22.26	-14.10	-14.25	-24.03	-12.29	-3.94	-4.30	-1.31	-0.01	0.0	0.0	0.0	1.40	14.06	17.51	-4.89	6.30	10.63	12.15	16.30	19.58	12.15	16.30	19.58
	AMVA 5% CR	-22.48	-14.12	-12.83	-23.43	-12.27	1.54	-4.59	-1.34	1.57	0.0	0.0	0.0	1.84	14.07	41.20	-4.49	6.36	26.53	12.42	16.34	28.86	12.42	16.34	28.86
	AMVA 5% CU	-22.93	-15.48	-13.86	-23.66	-13.41	-0.76	-4.90	-2.34	0.35	0.0	0.0	0.0	0.81	12.20	37.55	-5.30	4.56	22.40	11.58	14.66	25.21	11.58	14.66	25.21
	AMVA 5% VR	-22.19	-14.05	-14.31	-23.69	-12.31	-1.90	-4.42	-1.25	0.43	0.0	0.0	0.0	2.13	14.30	20.52	-4.37	6.49	12.66	12.44	16.47	21.07	12.44	16.47	21.07
	AMVA 2018	-22.96	-21.25	-27.35	-6.37	-2.09	-7.01	-9.46	-7.43	-14.77	0.0	0.0	0.0	36.35	37.03	27.63	23.29	21.97	15.17	20.28	15.36	6.14	20.28	15.36	6.14
	IVE 2005	-24.96	-19.65	-22.88	-26.38	-20.01	-17.84	-5.82	-4.09	-6.58	0.0	0.0	0.0	-2.28	4.94	3.91	-8.03	-1.92	-2.49	9.53	10.99	9.98	9.53	10.99	9.98
	MOVES 2002	-22.39	-15.59	-17.13	-23.90	-13.82	-8.21	-4.50	-2.52	-3.97	0.0	0.0	0.0	1.32	11.57	25.14	-5.03	4.05	13.44	12.06	14.00	18.02	12.06	14.00	18.02
	MOVES 2015	-22.94	-15.17	-16.78	-23.19	-12.73	-7.52	-4.71	-1.89	-3.61	0.0	0.0	0.0	2.24	12.69	25.09	-4.33	5.12	13.19	12.36	15.33	17.52	12.36	15.33	17.52
	AMVA AP	0.00	-17.53	0.00	0.00	-8.60	0.00	0.00	-0.78	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	11.42	0.00	0.00	6.15	0.00	0.00	11.81	0.00	0.00	11.81	0.00
	AMVA KM	0.00	-15.01	0.00	0.00	-12.44	0.00	0.00	0.24	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	6.25	0.00	0.00	1.52	0.00	0.00	12.56	0.00	0.00	12.56	0.00
	68	AMVA 10% CR	-14.55	-6.37	-7.52	-45.70	-34.77	-32.77	-18.50	-11.83	-12.03	0.0	0.0	0.0	196.12	241.23	284.86	353.71	333.33	446.05	211.71	245.13	282.88	211.73	245.15
AMVA 10% CU		-12.19	-9.10	-10.14	-47.11	-38.50	-36.25	-13.54	-14.42	-15.25	0.0	0.0	0.0	170.65	219.32	243.86	315.69	354.03	377.99	187.73	226.32	235.21	187.75	226.34	235.23
AMVA 10% VR		-13.10	-8.38	-10.66	-48.08	-39.27	-37.24	-14.92	-13.64	-15.99	0.0	0.0	0.0	161.45	208.75	232.05	297.71	340.17	367.30	176.99	216.75	226.80	177.01	216.77	226.82
AMVA 5% CR		-13.36	-6.58	-7.91	-40.92	-29.33	-25.58	-16.17	-10.19	-10.42	0.0	0.0	0.0	258.35	303.02	382.24	478.33	376.12	631.88	292.18	330.72	417.74	292.21	330.75	417.78
AMVA 5% CU		-9.44	-8.47	-9.47	-40.96	-32.47	-29.66	-10.02	-12.80	-13.04	0.0	0.0	0.0	237.12	261.70	322.57	443.73	322.77	508.11	269.35	276.87	328.75	269.38	276.90	328.78
AMVA 5% VR		-10.17	-7.92	-9.85	-41.92	-32.96	-30.42	-11.09	-11.96	-13.76	0.0	0.0	0.0	226.44	252.77	317.63	419.01	311.53	505.92	254.49	266.07	321.09	254.51	266.09	321.12
AMVA 2018		-33.81	-26.75	-34.06	-52.92	-48.54	-53.35	-47.69	-41.03	-47.84	0.0	0.0	0.0	582.28	128.26	454.31	1820.93	178.45	1374.94	819.05	102.09	627.03	819.14	102.09	627.10
IVE 2005		-26.57	-24.16	-25.23	-56.42	-48.99	-47.20	-26.03	-25.54	-26.17	0.0	0.0	0.0	129.65	133.79	322.16	292.71	205.69	428.65	165.19	144.49	378.54	165.19	144.51	378.58
MOVES 2002		-13.40	-11.35	-23.41	-45.18	-33.82	-47.50	-15.06	-14.06	-24.53	0.0	0.0	0.0	337.62	147.09	260.92	522.83	261.21	381.67	387.18	170.55	313.85	387.22	170.57	313.88
MOVES 2015		-4.07	11.25	16.02	-51.50	-25.41	-14.70	3.96	14.22	17.71	0.0	0.0	0.0	15.17	41.60	53.48	81								

Tabla 62: Errores de estimación para los vehículos V1 y V2 con un enfoque de clasificación

k_d	Modelo	m_{CO}			m_{CO_2}			m_{HC}			m_{NO_x}			$m_{PM_{10}}$			$m_{PM_{2.5}}$			$n_{PM_{10}}$			$n_{PM_{2.5}}$		
		G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}	G_{CR}	G_{CU}	G_{VR}
86	AMVA 10% CR	-50.56	-33.12	-20.57	-37.44	-27.61	-23.45	-26.65	-23.36	-21.59	0.0	0.0	0.0	-20.16	-0.68	22.43	-45.09	-30.30	-15.39	-51.68	-41.13	-31.14	-51.68	-41.13	-31.14
	AMVA 10% CU	-53.55	-39.86	-30.48	-40.51	-29.18	-25.74	-27.41	-22.76	-21.02	0.0	0.0	0.0	-26.14	-3.90	13.79	-49.62	-35.31	-24.08	-55.84	-45.66	-38.04	-55.84	-45.66	-38.04
	AMVA 10% VR	-53.57	-39.53	-29.62	-43.02	-31.04	-27.58	-30.14	-24.39	-22.87	0.0	0.0	0.0	-25.47	-4.48	14.06	-49.23	-35.44	-23.72	-55.93	-45.93	-38.16	-55.94	-45.93	-38.16
	AMVA 5% CR	-50.48	-30.77	-17.08	-38.01	-27.12	-21.99	-27.58	-23.83	-22.87	0.0	0.0	0.0	-19.35	-1.64	15.15	-44.26	-28.63	-13.58	-51.95	-39.36	-27.76	-51.95	-39.36	-27.76
	AMVA 5% CU	-50.38	-32.90	-19.76	-38.56	-28.75	-24.70	-27.96	-25.15	-23.67	0.0	0.0	0.0	-20.66	-1.68	20.38	-45.01	-29.84	-14.90	-52.59	-40.95	-30.33	-52.59	-40.95	-30.33
	AMVA 5% VR	-50.52	-33.08	-20.30	-40.23	-29.21	-25.41	-29.36	-25.31	-23.85	0.0	0.0	0.0	-20.89	-1.29	21.05	-45.31	-30.19	-15.31	-53.00	-41.36	-31.16	-53.00	-41.36	-31.16
	AMVA 2018	-42.96	-40.95	-41.26	-48.16	-43.25	-42.49	-41.18	-34.62	-34.42	0.0	0.0	0.0	-11.92	-7.29	-7.73	-39.28	-36.45	-36.73	-50.03	-46.57	-46.72	-50.03	-46.57	-46.72
	IVE 2005	-60.06	-42.30	-50.09	-42.20	-27.92	-37.44	-29.92	-23.14	-32.14	0.0	0.0	0.0	-32.58	-22.12	-33.11	-53.24	-37.66	-45.82	-59.46	-42.98	-50.84	-59.46	-42.98	-50.84
	MOVES 2002	-58.86	-35.66	-40.46	-40.19	-24.86	-30.62	-29.26	-22.39	-29.24	0.0	0.0	0.0	-33.23	-11.88	-20.75	-51.95	-31.01	-36.01	-57.92	-38.61	-43.97	-57.92	-38.61	-43.97
	MOVES 2015	-61.41	-34.63	-43.30	-46.73	-27.14	-37.32	-34.52	-24.11	-34.20	0.0	0.0	0.0	-33.53	-6.68	-25.99	-54.89	-28.94	-40.82	-60.80	-38.36	-47.50	-60.80	-38.36	-47.50
	AMVA AP	0.00	-24.06	0.00	0.00	-10.86	0.00	0.00	-22.44	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	-46.52	0.00	0.00	-22.03	0.00	0.00	-19.53	0.00	0.00	-19.52	0.00
	AMVA KM	0.00	-48.84	0.00	0.00	-29.46	0.00	0.00	-23.63	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	-27.53	0.00	0.00	-42.75	0.00	0.00	-48.22	0.00	0.00	-48.22	0.00
	103	AMVA 10% CR	-10.17	-11.44	-8.45	-52.99	-50.76	-37.49	-2.02	-6.09	-4.22	0.0	0.0	0.0	-80.34	-78.65	-73.47	-80.82	-79.67	-75.05	-82.81	-82.83	-79.09	-82.81	-82.84
AMVA 10% CU		-11.13	-12.58	-12.02	-53.92	-51.35	-38.63	-3.82	-6.26	-7.98	0.0	0.0	0.0	-80.76	-78.60	-75.49	-81.14	-79.75	-76.79	-83.41	-82.85	-80.18	-83.41	-82.85	-80.18
AMVA 10% VR		-11.95	-13.90	-10.82	-56.84	-54.94	-42.98	-4.03	-8.02	-7.02	0.0	0.0	0.0	-81.61	-80.28	-75.84	-81.71	-81.20	-77.21	-84.05	-84.44	-81.19	-84.05	-84.44	-81.20
AMVA 5% CR		-8.47	-11.04	-10.17	-46.76	-44.46	-29.36	-0.28	-3.48	-2.97	0.0	0.0	0.0	-79.88	-77.59	-73.81	-80.23	-78.99	-75.49	-80.94	-79.87	-76.01	-80.94	-79.88	-76.02
AMVA 5% CU		-9.96	-11.70	-13.86	-48.46	-45.49	-31.09	-2.30	-3.26	-8.31	0.0	0.0	0.0	-80.01	-77.52	-76.22	-80.37	-78.99	-77.55	-82.04	-80.36	-77.89	-82.05	-80.36	-77.90
AMVA 5% VR		-9.84	-10.91	-12.65	-50.56	-47.36	-34.19	-2.39	-3.51	-7.53	0.0	0.0	0.0	-80.32	-77.08	-74.90	-80.65	-78.46	-76.42	-82.53	-81.21	-78.76	-82.54	-81.22	-78.76
AMVA 2018		-35.90	-21.24	-24.02	-43.89	-36.48	-39.88	-34.60	-19.01	-22.30	0.0	0.0	0.0	-82.22	-80.68	-80.02	-83.45	-81.80	-81.56	-82.82	-83.90	-82.71	-82.83	-83.91	-82.72
IVE 2005		-19.98	-20.47	-25.37	-44.84	-48.81	-38.60	-13.17	-11.40	-18.36	0.0	0.0	0.0	-83.61	-79.22	-80.03	-83.22	-80.94	-80.82	-82.16	-82.94	-79.47	-82.16	-82.95	-79.48
MOVES 2002		-14.21	-10.32	-13.78	-38.36	-41.67	-26.04	-7.44	-0.88	-6.64	0.0	0.0	0.0	-80.24	-74.12	-75.77	-79.44	-77.75	-76.80	-76.27	-77.82	-72.03	-76.28	-77.82	-72.04
MOVES 2015		2.33	5.15	6.19	-19.42	-7.70	-4.82	10.81	17.78	16.28	0.0	0.0	0.0	-88.73	-89.91	-89.46	-85.56	-87.09	-86.08	-85.27	-86.09	-84.83	-85.27	-86.09	-84.83
AMVA AP		0.00	8.75	0.00	0.00	-9.74	0.00	0.00	23.43	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	-92.07	0.00	0.00	-90.89	0.00	0.00	-82.86	0.00	0.00	-82.86	0.00
AMVA KM		0.00	7.11	0.00	0.00	-45.96	0.00	0.00	14.07	0.00	0.0	0.0	0.0	0.00	-77.28	0.00	0.00	-77.54	0.00	0.00	-79.75	0.00	0.00	-79.75	0.00