



DESARROLLO DE UN CICLO DE CONDUCCIÓN CARACTERÍSTICO DE LAS
MOTOCICLETAS DEL VALLE DE ABURRÁ

Juan Fernando Serna Cartagena

Trabajo De Grado Para Optar Por El Título De Ingeniero Mecánico

Asesores:

Ingry Natalia Gómez Miranda
PhD. en Ingeniería Ambiental

Javier David Londoño Echeverri
MsC. En Ingeniería Mecánica

INSTITUCIÓN UNIVERSITARIA PASCUAL BRAVO
Facultad de Ingeniería
Departamento de Mecánica
Ingeniería mecánica
Noviembre 2023

Tradición - Transformación - Innovación



SC 7134-1



Resolución 012512 del MEN. 29 de junio de 2022 - 6 años.
Calle 73 No. 73A - 226, Vía El Volador
Apartado aéreo: 6564 / Línea única de atención: 604 448 0520 / Medellín - Colombia



Alcaldía de Medellín
Distrito de
Ciencia, Tecnología e Innovación

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN		6
1.	62.	83.
	103.1.	103.2.
	104.	114.1.
	114.2.	124.3.
	134.3.1.	Técnica de persecución
	17	
4.3.2.	Técnica de medición a bordo	18
4.4.	135.	155.1.
	155.1.1.	Tamaño de la muestra
	21	
5.1.2.	Convocatoria de motociclistas	21
5.1.3.	Creación de base de datos de movilidad	22
5.2.	165.2.1.	Limpieza de los datos
	22	
5.2.2.	Análisis estadístico	24
5.3.	185.3.1.	Establecer grupos de micro viajes
	26	
5.3.2.	Determinar las rutas representativas	27
5.3.3.	Sintetización del ciclo de conducción	28
6.	226.1.1.	Recolección de información
	31	
6.1.2.	Validación y verificación de los datos	31
6.1.3.	Determinación de los ciclos de referencia	32
6.1.4.	Matriz de correlaciones	33
6.1.5.	Análisis de componentes principales	34
6.1.6.	Técnicas de inteligencia artificial	36
6.1.7.	Caracterización de los ciclos de referencia	40
6.1.8.	Gráfico de referencia	42
7.	318.	32

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	Variables utilizadas para micro viajes	27
Tabla 2	Análisis de componentes principales	35
Tabla 3	Máquinas de soporte vectorial	38
Tabla 4	Matriz de confusión	38
Tabla 5	Estadísticas por clase	39
Tabla 6	microviajes grupo 1	40
Tabla 7	microviajes grupo 2	41
Tabla 8	microviajes grupo 3	41
Tabla 9	parámetros ciclo de conducción motocicletas	43

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	Metodología	20
Figura 2	Mapa de calor	32
Figura 3	Matriz de correlación	34
Figura 4	Biplot para el análisis de componentes principales	35
Figura 5	Coefficiente de Silhoutte	36
Figura 6	Dendograma	37
Figura 7	Ciclo de conducción característico para las motocicletas	42

Introducción

Un ciclo de conducción se define como una secuencia de velocidad versus tiempo en la que se conduce un vehículo durante un tiempo determinado usando un patrón de conducción designado. Esto significa que, por un lado, todas las influencias relevantes (conductor, vehículo y tráfico) deben ocurrir en el ciclo de manera representativa y, por otro lado, por razones de mensurabilidad, el ciclo no debe ser demasiado largo, en general de 5 a 60 minutos (Barlow et al., 2009) (Tong et al., 1999).

Los ciclos de conducción reflejan los patrones típicos de velocidad, aceleración y desaceleración en situaciones de conducción específicas. Por lo general, son obtenidos a partir de vehículos debidamente instrumentados operando en condiciones reales de tráfico en el contexto territorial de interés. (AMVA, 2019).

Los ciclos de conducción se dividen en dos grupos, los regulatorios usados por las autoridades ambientales para homologación de vehículos, o los ciclos locales o no regulatorios que se usan para el desarrollo de FE (Barlow et al., 2009). Los ciclos de conducción locales son afectados por factores entre otros como los culturales, infraestructura vial, cantidad vehículos, tipo de vehículos y políticas (pico y placa), que hacen necesario actualizar los mismos cada cierto periodo de tiempo (AMVA, 2019).

Debido a que los ciclos locales representan mejor las condiciones reales de conducción, los FE desarrollados con estos son más representativos y siendo así una herramienta importante para establecer los inventarios de emisiones más realistas. Estos ciclos tienen un impacto directo en las emisiones de gases contaminantes, debido a que pueden tener una mayor cantidad de paradas y arranques, derivando en mayores emisiones debido a las aceleraciones y desaceleraciones frecuentes.

Las emisiones de los vehículos tienen un impacto significativo en la calidad del aire en la ciudad de Medellín, contribuyendo a la presencia de contaminantes atmosféricos perjudiciales para la salud de sus habitantes (AMVA & UPB, 2019). Algunos de los impactos de las emisiones de los vehículos en la calidad del aire en Medellín son los siguientes:

Material Particulado (PM): Las emisiones de los vehículos, especialmente las partículas finas conocidas como PM_{2.5} y PM₁₀, contribuyen a la contaminación del aire. Estas partículas pueden ser inhaladas y penetrar en los pulmones, lo que puede causar problemas respiratorios, cardiovasculares, y afectar la salud de las personas, especialmente aquellas con enfermedades respiratorias preexistentes (Gaviria G., 2012).

Óxidos de Nitrógeno (NO_x): Los vehículos emiten óxidos de nitrógeno durante la combustión de combustibles fósiles en sus motores. Estos compuestos contribuyen a la formación de smog y a la calidad deficiente del aire. Además, los NO_x reaccionan con otros compuestos en la atmósfera para formar partículas finas y ozono troposférico, lo que agrava aún más la contaminación del aire.

Dióxido de Carbono (CO₂) y Gases de Efecto Invernadero (GEI): Las emisiones de CO₂ de los vehículos contribuyen al calentamiento global y al cambio climático. El exceso de CO₂ en la atmósfera tiene consecuencias a largo plazo, como el aumento de la temperatura global, el derretimiento de los glaciares y los patrones climáticos cambiantes.

Ozono (O₃): El ozono es un gas tóxico que se forma cuando los gases de escape reaccionan con la luz solar. La OMS recomienda un límite de 100 µg/m³ de ozono para proteger la salud humana. En la ciudad de Medellín, se han registrado niveles de ozono que superan este límite en varias estaciones de monitoreo de la ciudad. (MEDELLÍN CÓMO VAMOS, 2020) (AMVA, & UPB. 2019)

El área metropolitana del Valle de Aburrá ha experimentado niveles de contaminación atmosférica preocupantes, especialmente en lo que se refiere a material particulado, dióxido de nitrógeno, dióxido de carbono y ozono. (MEDELLÍN CÓMO VAMOS, 2020). Las motocicletas en esta región el área metropolitana del valle de aburra (AMVA) aportan una cantidad considerable de estos gases y partículas contaminantes al aire de la ciudad, debido a que en los últimos años el nivel del parque automotor de las motocicletas ha aumentado en la ciudad llegando en 2023 a 980 mil motocicletas (RUNT, 2020). Debido a las consideraciones anteriores es importante por consiguiente determinar un ciclo de conducción característico para las motocicletas, que permita determinar FE e inventarios de emisiones en futuros proyectos de investigación

Palabras clave: ciclo de conducción, contaminación, tipos de ciclos, vehículos

1. Identificación y descripción del problema

La contaminación del aire debido a las emisiones vehiculares es el mayor problema ambiental y de salud pública que enfrentan hoy en día las grandes ciudades, entre las que se encuentra la ciudad de Medellín y los municipios que conforman el Área Metropolitana del Valle de Aburrá. Según cifras de la autoridad ambiental del AMVA (AMVA & UPB, 2019), se ha identificado al sector transporte como el mayor responsable por el deterioro de la calidad del aire, contribuyendo con el 95% de las emisiones de monóxido de carbono (CO), 85% de las emisiones de óxidos de nitrógeno (NOx), 60% de compuestos orgánicos volátiles (VOC) y 86% de material particulado fino (PM2.5)

Situación que se agrava debido a que en la ciudad año a año se presentan dos episodios de contingencia ambiental (entre febrero-abril y octubre-noviembre), durante los cuales la calidad del aire se deteriora a tal punto que las autoridades ambientales se ven obligadas a tomar medidas restrictivas de circulación, tanto para automóviles como para motocicletas, enfocadas a la reducción de las condiciones desfavorables para la calidad del aire.

Dado que los vehículos son los responsables de la mayoría de las emisiones contaminantes en las grandes urbes (Chen et al., 2003), que a nivel mundial la producción de ellos ha tenido un aumento considerable los últimos 20 años, con un pequeño decrecimiento en 2019 y 2020 (Statista, 2022), que la malla vial resulta insuficiente y, que en horas pico aumenta el tráfico vehicular y disminuye la velocidad promedio de circulación, se presentan grandes congestiones de tránsito en los principales corredores viales de la ciudad, lo cual afecta los patrones de conducción y por ende, ocasiona un incremento en los tiempos de viaje que tienen como consecuencia, el incremento de las emisiones contaminantes (Adak, et al., 2016). Asimismo, la topografía irregular y pendiente del Valle de Aburrá favorece, bajo condiciones de estabilidad atmosférica, la acumulación de contaminantes dentro de la superficie, especialmente durante las primeras horas de la mañana y durante las horas posteriores al atardecer.

Este proyecto busca establecer un ciclo de conducción característico de las motocicletas en el área metropolitana del Valle de Aburrá, debido a que es fundamental para determinar los factores de emisiones de las motocicletas, mediante los cuales se pueden proponer iniciativas y estrategias encaminadas a la mitigación de la problemática descrita. Por medio del cual se pretende dar respuesta a la siguiente pregunta:

¿Cómo establecer un ciclo de conducción característico de las motocicletas en el Valle de Aburrá como insumo para la determinación de factores de emisión?

2. Justificación

Las motocicletas son el medio de transporte predominante en el Valle de Aburrá según cifras del RUNT, dos de las 5 ciudades con más motocicletas en Colombia pertenecen a esta región y en todo el país el 67% de los vehículos son de este tipo. Para 2021, el departamento de Antioquia concentraba el 17% del parque automotor nacional, con un índice de motorización de 429; pero solo en la capital Medellín y el AMVA hay 1,7 millones de vehículos, de los cuales 980 mil corresponden a motocicletas, de ellas a su vez sólo el 0,24 % son eléctricas, el 53 % son motos con motor de combustión de 4 tiempos y el 4,1 % son motos de dos tiempos (RUNT, (2020); Álvarez, (2022)). Aunado a esto, en el año 2021, según FENALCO (ANDI & FENALCO, 2021) en Antioquia se vendieron 129497 motos nuevas, representando un récord histórico y un incremento del 33.5% respecto a 2020.

Debido al aumento del parque automotor, en especial el de las motocicletas, las condiciones de tráfico pueden cambiar, por esto es importante para el AMVA tener los ciclos de conducción actualizados. Contar con un ciclo de conducción permite recopilar información repetitiva, confiable y precisa del consumo de combustible, así como de la cantidad de gases contaminantes emitidos con diversas finalidades como, por ejemplo:

1. Mantener actualizado su inventario de emisiones.
2. Tener información por segmento de las diferentes fuentes móviles o por actividad específica de los vehículos.
3. Proveerse de datos de consumo de combustible y emisiones diferenciados por zonas urbanas y corredores viales específicos de la ciudad, para impactar positivamente sobre la movilidad.
4. Evaluar el posible impacto ambiental de diferentes tipos de combustible de interés para la región.
5. Comparar el impacto de la tecnología para control de emisiones de los vehículos.
6. Actualizar los límites de emisiones exigidos a los vehículos en uso de manera más representativa a la realidad.
7. Proveer elementos para mejorar y actualizar la inspección técnica periódica de vehículos.
8. Evaluar el impacto de introducir nuevos contaminantes criterio en la regulación de fuentes móviles.

Tener un ciclo de conducción le permite al AMVA tener elementos de juicio técnicos para diseñar o actualizar sus propias normativas ambientales acordes a la situación local actual y tomar

medidas que permitan controlar la calidad del aire en la región. (AMVA, 2019). Es importante desarrollar el ciclo de conducción de las motocicletas para conocer las emisiones producidas por el grueso del parque automotor de dos ruedas que circulan por la ciudad, también al analizar los patrones de velocidad, aceleración y frenado de las motocicletas en el AMVA, se pueden identificar zonas o situaciones de alto riesgo y tomar medidas para reducir accidentes.

3. Objetivos

Objetivo general

Establecer los patrones de conducción de motocicletas del Área Metropolitana del Valle de Aburrá a partir de datos de movilidad adquiridos por GPS bajo condiciones reales de conducción con el fin de sintetizar los ciclos de conducción característicos

Objetivos específicos

- Recolectar la información de recorridos por parte de los motociclistas a través del uso de una herramienta de software libre con el fin de construir una base de datos de movilidad.
- Validar y verificar los datos obtenidos de movilidad de las motocicletas del Valle de Aburrá mediante el uso de métodos estadísticos con la finalidad de construir una base de datos de movilidad confiable.
- Determinar los ciclos de referencia que representan los hábitos de conducción y las rutas representativas de las motocicletas a partir de la base de datos con el propósito de establecer los patrones de conducción usando métodos de análisis de datos.

4. Marco Teórico

4.1 Ciclos de conducción

Un ciclo de conducción se define como una secuencia de velocidad versus tiempo en la que se conduce un vehículo durante un tiempo determinado usando un patrón de conducción designado. Esto significa que, por un lado, todas las influencias relevantes (conductor, vehículo y tráfico) deben ocurrir en el ciclo de manera representativa y, por otro lado, por razones de mensurabilidad, el ciclo no debe ser demasiado largo, en general de 5 a 60 minutos (Barlow et al., 2009) (Tong et al., 1999).

La definición de un ciclo de conducción también está sujeta a normativas y estándares establecidos por organismos reguladores. Por ejemplo, la Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos (EPA, por sus siglas en inglés) ha desarrollado ciclos de conducción estandarizados, como el ciclo de conducción urbano (FTP-75) y el ciclo de conducción en carretera (HWFET), que se utilizan ampliamente para evaluar la eficiencia de vehículos y cumplir con los requisitos de emisiones (EPA, 2020). A nivel global se han desarrollado diferentes tipos de ciclos de conducción a continuación se mencionan algunos de los ciclos más comunes:

- **Ciclo de Conducción Urbana (FTP-75):** Este ciclo representa un patrón de manejo típico en entornos urbanos y se utiliza en pruebas de emisiones y eficiencia de combustible. Fue desarrollado por la EPA (Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos).
- **Ciclo de Conducción en Autopista (HWFET):** Este ciclo simula la conducción en carreteras de autopista y se utiliza para evaluar la eficiencia en condiciones de alta velocidad. También fue desarrollado por la EPA.
- **Ciclo de Conducción Europeo (NEDC):** Este ciclo fue utilizado en la Unión Europea antes de ser reemplazado por el WLTP (Procedimiento Mundial Armonizado para Pruebas de Vehículos Ligeros). El NEDC se centraba en condiciones de conducción más urbanas.
- **Ciclo de Conducción Japonés (JC08):** Utilizado en Japón para evaluar el consumo de combustible y las emisiones, este ciclo se diseñó para reflejar las condiciones de conducción en Japón.
- **Ciclo de Conducción Mundial Armonizado (WLTP):** Este ciclo se utiliza en la Unión Europea y en muchas otras partes del mundo como un estándar para medir el consumo de combustible y las emisiones. Es más realista y abarca una gama más amplia de condiciones de manejo que el NEDC.

- **Ciclo de conducción WMTC (World Motorcycle Test Cycle):** Es un estándar internacional utilizado para evaluar el consumo de combustible y las emisiones de motocicletas.
- **Ciclo de Conducción Real (RDE):** A diferencia de los ciclos de conducción en bancos de pruebas, el RDE se lleva a cabo en condiciones de tráfico real en carretera para medir las emisiones en situaciones de conducción reales.

En los países latinoamericanos, no se han desarrollado ciclos de conducción estándares para la región, lo que se debe a una combinación de factores económicos, recursos limitados y la complejidad de desarrollar estándares que reflejen con precisión las diversas condiciones de conducción presentes en la región. Dada la diversidad geográfica y climática de los países latinoamericanos, con regiones que van desde densas zonas urbanas hasta terrenos montañosos y rurales, resulta complicado establecer un ciclo que represente de manera adecuada todas las situaciones de manejo. Como resultado, los países latinoamericanos tienden a depender de estándares internacionales.

4.2 Clasificación de los ciclos de conducción

Los ciclos de conducción se clasifican en dos grupos, los regulatorios usados por las autoridades ambientales para homologación de vehículos, o los ciclos locales o no regulatorios que se usan para el desarrollo de Factores de Emisiones (Barlow et al., 2009). Los ciclos de conducción locales son afectados por factores entre otros como los culturales, infraestructura vial, cantidad vehículos, tipo de vehículos y políticas (pico y placa), que hacen necesario actualizar los mismos cada cierto periodo de tiempo (AMVA, 2019).

Los ciclos de conducción también se pueden clasificar en ciclos modales (Agudelo et al., 2016) y en ciclos transitorios, más parecidos a la conducción real en vías (Kruse & Huls, 1973). En los ciclos modales predomina la velocidad constante y su desarrollo se basa en lapsos de aceleración y deceleración que emulan ciertos parámetros estadísticos pre- establecidos. Por su parte en los ciclos transitorios las velocidades variables son comunes y su desarrollo se realiza a través de la recopilación de datos reales de los patrones de conducción. (AMVA.2019)

La importancia de establecer un ciclo de conducción característico radica en su utilidad para la industria automotriz y la investigación en movilidad sostenible. Según Robertson (2019), un ciclo de conducción adecuadamente definido sirve como una herramienta esencial para la evaluación de vehículos y tecnologías asociadas, permitiendo comparaciones precisas entre diferentes modelos y configuraciones. Los ciclos de conducción tienen dos usos principales, de una parte, son útiles para determinar el consumo de combustible y los FE de gases contaminantes criterio que se pueden generar en una región en un periodo de tiempo, y de otra, se utilizan para determinar los límites máximos de emisiones que debe emitir un vehículo en condiciones de homologación para ser comercializado en una cierta región. Allí yace su importancia para las autoridades ambientales y para la industria automotriz. (AMVA,2019).

4.3 Técnicas y métodos para el desarrollo de ciclos de conducción

La creación de ciclos de conducción basados en datos reales se ha vuelto esencial en la investigación actual, ya que proporciona una representación precisa del comportamiento del conductor y el vehículo en diversas condiciones (Chen et al., 2003). A continuación, se mencionan las principales técnicas para desarrollarlos.

4.3.1 Técnica de persecución

Emplea un vehículo instrumentado para registrar los datos de velocidad segundo a segundo mientras este sigue a otro vehículo denominado objetivo a una distancia y velocidad constante.

4.3.2 Técnica de medición a bordo

Esta técnica permite la recolección de datos de conducción real mediante la instalación de instrumentos en los vehículos para registrar los datos de velocidad segundo a segundo a medida que se realiza la ruta. (Hung et al., 2007)

La técnica de persecución en comparación con la técnica de medición puede resultar más económica de emplear ya que solo se debe equipar un solo vehículo con la instrumentación para medir, mientras que, por parte de la técnica de medición a bordo se debe emplear la instrumentación de medición para cada vehículo que se use para las pruebas por ende esta técnica aumentaría los costos de la investigación. Por otra parte, la técnica de persecución puede resultar menos precisa ya que depende en gran medida de seguir a otro vehículo lo cual lo hace depender de diferentes factores como seguridad, que el vehículo que se sigue realice una distancia considerable, que el conductor que maneja el vehículo equipado mantenga las mismas condiciones de manejo del vehículo que sigue, etc. Mientras que la técnica de medición a bordo puede utilizar rutas fijas y medir las características de conducción para cada conductor de manera más precisa.

Para ambas técnicas, se debe desarrollar el ciclo de conducción, consistente en seleccionar y examinar combinaciones de microviajes. El concepto de microviaje se define como la historia velocidad-tiempo de un vehículo que parte del reposo, se desplaza, y vuelve a detenerse completamente (velocidad cero). Su duración abarca desde el instante en que inicia el movimiento hasta el instante antes de volver a iniciar el movimiento después de haberse detenido. En general un viaje o recorrido está compuesto por varios microviajes, especialmente en conducción urbana. (Hung et al., 2007); (Xiao et al., 2012). Se recomienda caracterizar los datos de movilidad por medio de doce parámetros, entre los cuales están la velocidad promedio, aceleración y deceleración promedio, proporción de tiempo con el vehículo detenido, con el vehículo en aceleración o en deceleración, con el vehículo en subida o en descenso, entre otros, AMVA (2019).

4.4 Ciclos de conducción en Colombia

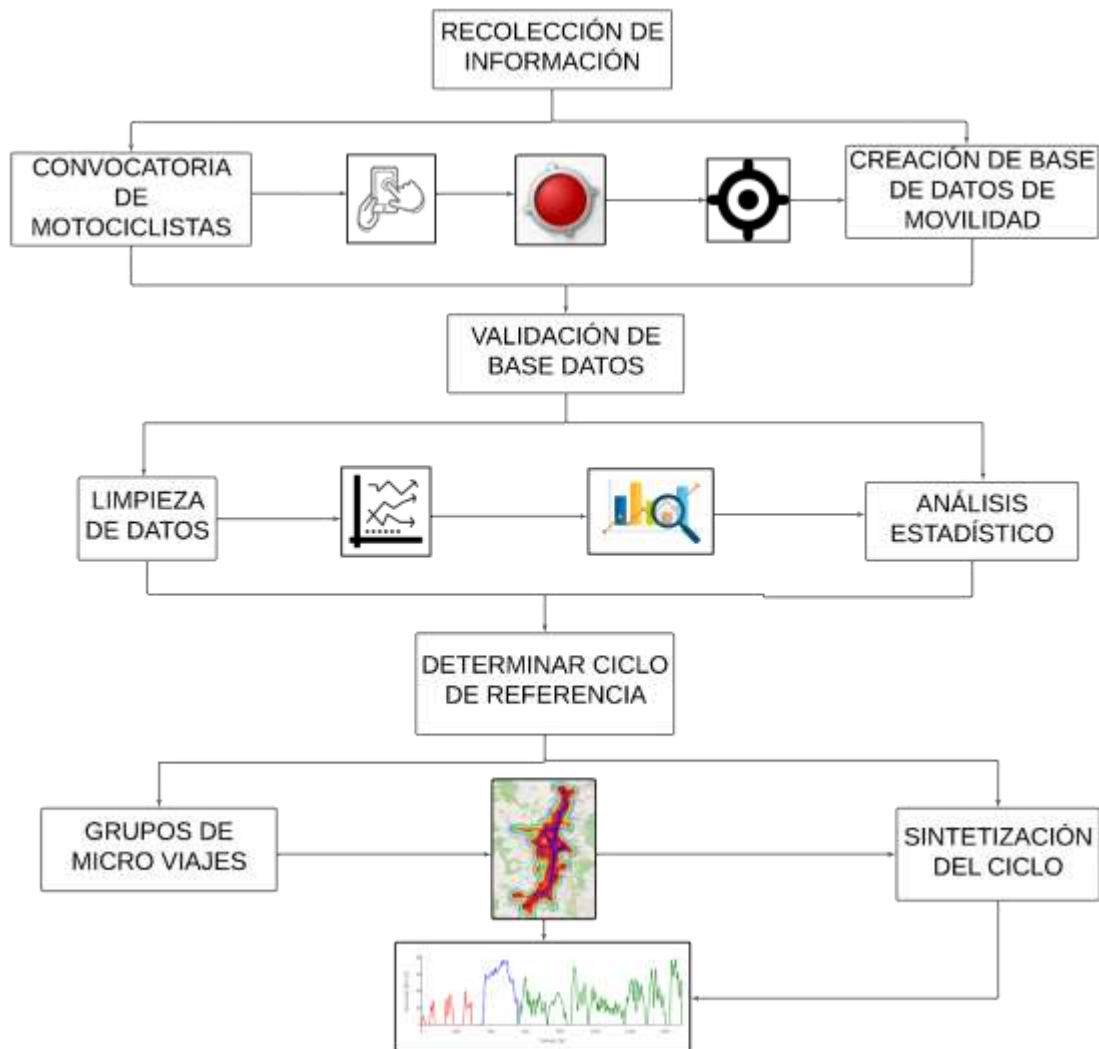
En Colombia, se han llevado a cabo diversos estudios sobre los ciclos de conducción. En 2007, se desarrolló una metodología para determinar ciclos de conducción específicos para la ciudad de Pereira (Restrepo et al., 2007). Posteriormente, en 2014, se actualizó el ciclo de conducción en el área metropolitana de Pereira (Gomez, 2014). En Bogotá, también se han realizado múltiples

investigaciones sobre los patrones de conducción. En 2009, se creó una metodología para estimar un ciclo de conducción que permitiera evaluar la eficiencia energética de los vehículos (Restrepo, 2009). Aunque estos estudios han desarrollado ciclos de conducción para vehículos, es importante destacar que en Colombia se han realizado pocos estudios específicos para ciclos de conducción de motocicletas. En el área metropolitana del Valle de Aburrá, se llevó a cabo un estudio para desarrollar un ciclo de conducción con el fin de estimar los factores de emisión generados por las motocicletas. Los resultados de esta investigación revelaron que las motocicletas exhiben una velocidad promedio superior y un menor porcentaje de tiempo en ralentí en comparación con los vehículos livianos. Además, se determinó que los factores de emisión producidos por las motocicletas con tecnología de carburación eran mayores en comparación con aquellas equipadas con tecnología de inyección electrónica (AMVA, 2019).

5. Metodología

Para la sinterización de los ciclos de conducción de vehículos de 2 ruedas en el Valle de Aburrá, se procedió con la metodología que se describe en la Figura 1. El primer paso consistió en la recolección de información para crear una base de datos, luego se procedió a validar la base de datos usando técnicas estadísticas y, por último, se determinó el ciclo de referencia.

Figura 1. Metodología para el desarrollo de un ciclo de conducción característico



5.1 Recolección de información:

5.1.1 Tamaño de la muestra

Para determinar el tamaño de la muestra, se tomó la cantidad de viajes en vehículos de dos y tres ruedas que se realizan diariamente en la región publicados por el AMVA según la encuesta origen destino del 2017.

$$n = \frac{Z^2 \sigma^2 N}{e^2(N - 1) + Z^2 \sigma^2}$$

Donde:

n = tamaño de muestra que se busca

N = tamaño de la población = 751483

σ = desviación estandar de la población, cuando no se conoce se toma un valor de 0.5

Z = valor que obtiene a través de un nivel de confianza 0.95

e = límite de error muestral admisible = 0.05

5.1.2 Convocatoria de motociclistas

Se convocó a motociclistas voluntarios a través de redes sociales y voz a voz para que registraran sus desplazamientos en motocicleta utilizando una aplicación de GPS. Para esta investigación, se empleó la aplicación GPS Logger, diseñada exclusivamente para dispositivos con sistema operativo Android. Cada motociclista voluntario recibió un instructivo detallado (ver Anexo 1) que proporcionaba instrucciones paso a paso sobre la configuración de la aplicación GPS y la correcta grabación de sus desplazamientos en motocicleta. Posteriormente, se les solicitó que cargaran esta información en un formulario de Google, el cual también se requirió información adicional específica para cada conductor.

5.1.3 Creación de base de datos de movilidad

La base de datos de movilidad se creó a partir de los desplazamientos que fueron grabados por cada conductor voluntario en la aplicación de GPS, los desplazamientos realizados se encuentran en el área metropolitana de Medellín y sus municipios, la aplicación de GPS guarda cada desplazamiento realizado en un formato (.txt) dentro del cual se encuentran las variables del desplazamiento realizado tales como: tiempo, latitud, longitud, altura, velocidad y además de otras variables. Todos los archivos .txt que fueron enviados por los conductores voluntarios se almacenaron creando una base de datos de movilidad.

5.2 Validación y verificación de los datos

5.2.1 Limpieza de los datos

Una vez creada la base de datos de movilidad se realizó la limpieza de la base de datos con el fin de eliminar errores, información poco relevante y valores atípicos. Dentro de la base de datos de movilidad, se encuentran archivos de texto (.txt) correspondientes a cada conductor. En general, cada conductor dispone de diez archivos .txt, y cada uno de estos archivos representa una ruta realizada. Utilizando la librería Pandas de Python, se llevó a cabo el proceso de agrupar estos

archivos .txt de cada conductor, generando así un archivo de datos (*dataframe*) individual para cada uno de ellos.

El primer paso consiste en la creación de *dataframes* específicos para cada conductor. Este enfoque proporciona la capacidad de identificar a cada conductor de manera única, visualizar las rutas realizadas por un conductor en particular y analizar su estilo de conducción con mayor detalle, todo ello mediante el uso de Pandas en el entorno de programación Python.

Una vez creado el *dataframe* para cada conductor, se lleva a cabo un proceso de limpieza de datos. Se eliminan las columnas que aportan poca o ninguna información relevante, al mismo tiempo que se incorporan nuevas columnas con variables específicas del conductor, como edad, estrato, ocupación, marca de la motocicleta, referencia, modelo e identificador del conductor.

Dado que las rutas se registran mediante una aplicación GPS que requiere conexión a internet, pueden surgir interrupciones de señal, lo que resulta en pérdida de datos. Por esta razón, se realiza una búsqueda de datos faltantes y valores atípicos para cada *dataframe*. En casos de interrupciones prolongadas, se elimina el tramo afectado para preservar la integridad del resto de los datos. En situaciones donde la interrupción es breve, se opta por reemplazar ese tramo con valores iguales al último punto registrado antes de la interrupción, permitiendo así la recuperación del recorrido.

Además, se identifica y elimina los tramos donde el conductor olvidó detener la grabación después de finalizar la ruta, generando ruido en los datos y valores inusualmente bajos de velocidad que indican movimiento continuo. Todos los tramos con esta característica se excluyen de los *dataframes*. Con ellos limpios para cada conductor, se procede a guardarlos como archivos de Excel. Posteriormente, se unen todos estos archivos en una única base de datos de movilidad limpia (ver Anexo 2).

5.2.2 Análisis estadístico

Se usaron técnicas estadísticas descriptivas para validar y verificar la información, se incluyó el cálculo de medidas de tendencia central y variabilidad, además de análisis gráficos para identificar los patrones característicos y establecer una base de datos estadísticamente confiable.

- **Medidas descriptivas**

Se usaron las medidas de tendencia central (media y mediana) con el fin de establecer los valores alrededor de los cuales se encuentran los datos. Como medidas de variabilidad se calcularon el mínimo, máximo y la desviación estándar para determinar la dispersión alrededor de los valores centrales.

Media: es el promedio simple de los datos

$$\underline{X} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n}$$

Mediana: es el valor que ocupa la posición central, una vez ordenados los datos de mayor a menor (o viceversa).

$$\tilde{X}$$

Desviación estándar: es la raíz cuadrada positiva de la varianza. Es la distancia promedio de cada dato a la media.

$$S = +\sqrt{S^2}$$

$$S^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{X})^2}{n - 1}$$

- **Gráficos descriptivos**

Se construyeron gráficos de caja y bigotes con miras a visualizar posibles sesgos, formas distribucionales y variabilidad. El gráfico de caja y bigotes describe simultáneamente varias características importantes de un conjunto de datos, como el centro, la dispersión, la desviación de la simetría y datos atípicos. Para construir este gráfico es necesario calcular:

- La mediana y las bisagras
- La distancia H=Diferencia entre las dos bisagras
- Paso=1.5 veces H
- Las cercas internas, que están a un paso hacia afuera de las bisagras: f
- Las cercas externas que están a dos pasos hacia afuera de las bisagras: F
- Valores adyacentes: valores más cercanos a las cercas internas
- Valores extremos (outside): son los valores que están entre las dos cercas
- Valores lejanos (far out): son los que están afuera de la cerca externa

Los pasos para construir el gráfico de caja y bigotes:

1. Los cuartiles Q1, Q2 y Q3, el máximo y el mínimo.
2. El rango intercuartílico H=Q3-Q1.
3. El Paso=1.5H
4. Dibujar una caja de ancho H y alto indiferente. La caja debe dividirse en el valor correspondiente a la mediana Q2.
5. A partir de la arista izquierda de la caja se dibuja el primer bigote cuyo largo es: Q1-Paso. Si esta distancia es menor que el mínimo, entonces éste último será el largo del bigote.
6. Se dibuja el segundo bigote a partir de la arista derecha de la caja cuyo largo es: Q3+Paso. Si esta distancia es mayor que el máximo, entonces éste último será el largo del bigote.
7. Los valores extremos (outside): son los valores que están entre 1.5 y 3 veces el rango intercuartílico H.
8. Los valores lejanos (far out): son los que están a más de 3H.

5.3 Determinación de los ciclos de referencia

5.3.1 Establecer grupos de micro viajes

A partir de la base de datos resultante de la validación y verificación, se aplican filtros y se generan nuevas variables significativas que facilitarán la categorización de los micro viajes, reflejando así los hábitos de conducción. Estos micro viajes, derivados de todas las rutas, se han reunido en un nuevo archivo de Excel (ver Anexo 3), que contiene las variables detalladas en la Tabla 1.

Tabla 1. Variables utilizadas para micro viajes

Variables	Unidad	Abreviatura
Número del microciclo	Número	
Conductor		
Velocidad media	Km/h	Speed_mean
Velocidad máxima	Km/h	Speed_max
Aceleración positiva media	m/s ²	acel_pos_mean
Aceleración positiva máxima	m/s ²	acel_pos_max
Aceleración negativa media	m/s ²	acel_neg_mean
Aceleración negativa máxima	m/s ²	acel_neg_max
Duración	Segundos	duracion
Distancia	m	distance
Tiempo _ralentí	%	t_ralenti
Tiempo _movimiento	%	t_mov

5.3.2 Determinar las rutas representativas

A partir de la base de datos obtenida tras el proceso de validación y verificación, se emplearon las variables de latitud y longitud para representar gráficamente todas las rutas realizadas por los conductores en un mapa geográfico (ver Anexo 4). El objetivo era analizar las rutas más frecuentadas y, para proporcionar una visualización más clara, se creó un mapa de calor (ver Anexo 5) que destaca las rutas de mayor actividad en el área metropolitana del Valle de Aburrá y sus municipios adyacentes. Con el propósito de enfocarse exclusivamente en las rutas dentro de esta área determinada, se recortaron las rutas que se extendían más allá de estos límites.

5.4 Sintetización del ciclo de conducción

De las rutas representativas se seleccionaron los micro viajes que llevarán a establecer los ciclos de conducción característicos. Para ello se aplicaron métodos descriptivos multivariados, de reducción de dimensión y técnicas de inteligencia artificial para el agrupamiento y la clasificación.

5.4.1 Análisis descriptivos multivariados

Se calculó la matriz de correlaciones para las variables continuas a partir de la correlación de Pearson. La correlación mide la fuerza de la relación lineal entre un par de variables, acotada entre -1 y +1. La correlación entre dos variables i y k se calcula como:

$$\rho_{ik} = \frac{\sigma_{ik}}{\sigma_i \sigma_k}$$

Donde:

ρ_{ik} : es el coeficiente de correlación

σ_{ik} : es la covarianza entre X_i y X_k

σ_i : es la desviación estándar de X_i

σ_k : es la desviación estándar de X_k

Para el cálculo de la correlación muestral se reemplaza la covarianza poblacional por la muestral y las desviaciones estándar poblacionales por sus correspondientes muestrales.

$$r_{ik} = \frac{s_{ik}}{s_i s_k}$$

La matriz de correlaciones es una matriz cuadrada y simétrica que contiene unos “1” en la diagonal y, fuera de ella, las correlaciones.

5.4.1.1 Métodos de reducción de dimensión

La reducción de la dimensionalidad de los datos se realizó mediante el análisis de componentes principales (PCA por sus siglas en inglés). Es un procedimiento matemático que transforma un conjunto de variables **CORRELACIONADAS** en un conjunto de nuevas variables **NO CORRELACIONADAS**, llamadas componentes principales, con el propósito de reducir la dimensión de los datos y facilitar su interpretación y análisis. (Rencher & Christensen, 2012) . En PCA se busca maximizar la varianza de una **combinación lineal** de variables. El procedimiento es el siguiente:

Suponga que X es un vector de dimensión $p \times 1$ con matriz de varianzas y covarianzas $\Sigma_{p \times p}$ cuyos valores propios son $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$, entonces:

$$Y_1 = a_1^T X = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \dots + a_{1p}X_p$$

$$Y_2 = a_2^T X = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{2p}X_p$$

...

$$Y_p = a_p^T X = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \dots + a_{pp}X_p$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{21} & \dots & a_{p1} \\ a_{12} & a_{22} & \dots & a_{p2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{1p} & a_{2p} & \dots & a_{pp} \end{bmatrix}$$

Donde \mathbf{A} es una matriz ortogonal $\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \mathbf{I}$ y los Y_i son los llamados principales

5.4.1.2 Métodos de agrupamiento

Una vez se redujo la dimensionalidad de los datos, se procedió a agrupar los individuos (micro viajes representativos) mediante análisis de clúster. El análisis de clúster agrupa individuos en clústeres o grupos tal que, los individuos del mismo clúster son similares entre sí y diferentes de

aquello en otros clústeres. El objetivo del análisis de clúster es encontrar una estructura natural entre las observaciones, basados en un perfil multivariado, maximizando la homogeneidad dentro del clúster y la heterogeneidad entre los diferentes clústeres. Se aplicó el Clúster jerárquico donde se inicia con “n” clústeres, uno por cada observación y se finaliza con un solo clúster que contiene las n observaciones, en cada paso un clúster u observación es absorbido por otro (*Johnson & Wichern, 2007*). Como medida de distancia se usó la euclidiana cuadrada, el algoritmo de optimización fue el de Ward y el número óptimo de clústeres se determinó por medio del coeficiente de Silhouette que determina el número de grupos garantizando la homogeneidad dentro y la heterogeneidad entre los clústeres (Herrero et al., 2018).

5.4.1.3 Métodos de clasificación

Con el fin de confirmar en agrupamiento del análisis de clúster, se procedió a verificar la clasificación mediante máquinas de soporte vectorial, que buscan encontrar el hiperplano que hace separables los grupos (Herrero et al., 2018). Para ello se deben proyectar datos de entrenamiento (*training*) en un espacio de mayor dimensión en el que existe una separación lineal entre las clases, esta proyección se valida en datos de testeo (*testing*) y se calculan métricas de desempeño basadas en la matriz de confusión.

Finalmente, para cada clúster se realizó una caracterización usando estadística descriptiva estableciendo patrones de conducción que llevaron a determinar las particularidades de los ciclos de referencia que representan los hábitos de conducción.

6. Resultados

6.1 Recolección de información

En total, participaron 27 conductores voluntarios de diversos géneros, edades y ocupaciones, utilizando más de 22 motocicletas diferentes que incluyeron desde modelos automáticos hasta mecánicos, con sistemas de carburación e inyección electrónica (ver Anexo 6). Durante la investigación, se logró acumular aproximadamente 74.28 horas de grabación de rutas, abarcando más de 250 viajes realizados en el Área Metropolitana del Valle de Aburrá y sus municipios. Como resultado final, se construyó una base de datos de movilidad que contiene más de 267,434 datos.

6.2 Validación y verificación de los datos

Tras llevar a cabo la validación y verificación de la base de datos de movilidad, se generó una base de datos de movilidad final con aproximadamente 54.8 horas de grabación de rutas y cerca de 150 viajes registrados, acumulando así una base de datos con más de 190,000 datos.

6.3 Determinación de los ciclos de referencia

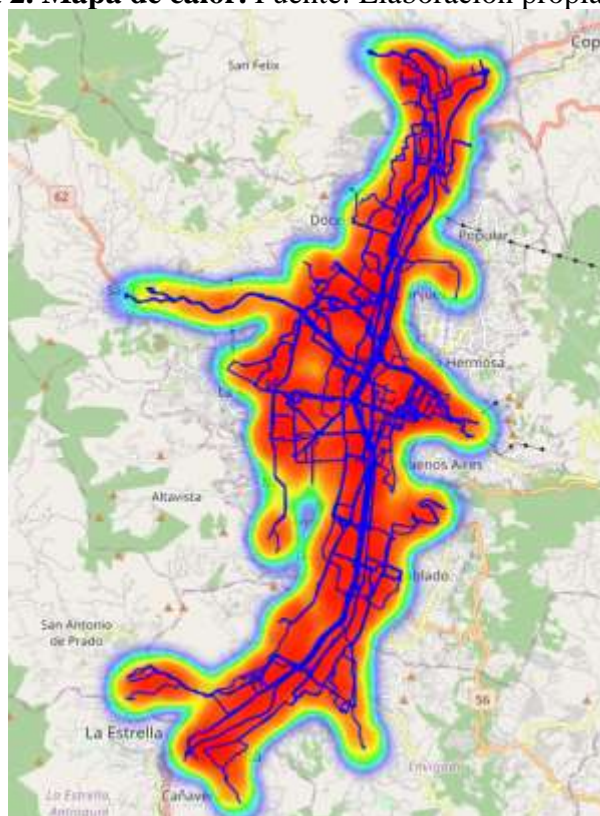
6.3.1 Establecer grupos de micro viajes

A partir de base de datos final de movilidad se establecen los grupos de micro viajes que representan los hábitos de conducción obteniendo en total 1817 micro viajes (ver Anexo 3)

6.3.2 Determinar las rutas representativas

A partir de la base de datos de movilidad y con ayuda de un mapa de calor (figura 2), se logra determinar las rutas representativas para el AMVA.

Figura 2. Mapa de calor. Fuente: Elaboración propia (base OSM)



6.3.3 Sintetización del ciclo de conducción

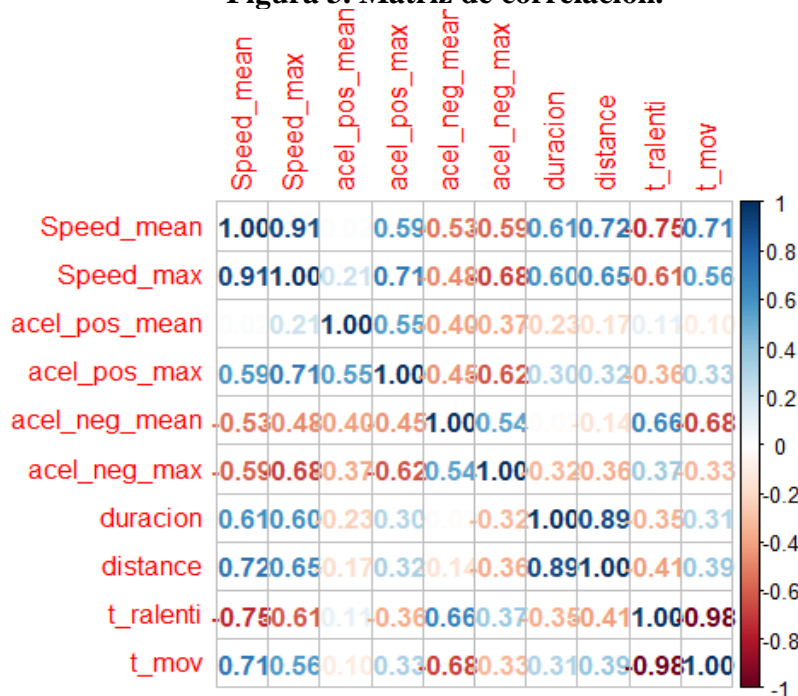
Una vez seleccionados los micro ciclos de las rutas representativas, se procedió a sintetizar el ciclo. El primer paso fue analizar las relaciones lineales entre las variables *Speed_mean*, *Speed_max*, *acel_pos_mean*, *acel_pos_max*, *acel_neg_mean*, *acel_neg_max*, *duracion*, *distance*, *t_ralenti* y *t_mov*. El siguiente paso fue reducir la dimensionalidad del conjunto de datos aplicando análisis de componentes principales PCA con el fin de eliminar la redundancia provocada por las altas correlaciones detectadas. A continuación, se seleccionaron los 3 primeros PCA (con 87% de la varianza acumulada) y se procedió a aplicar técnicas de inteligencia artificial (análisis de clúster y máquinas de soporte vectorial) con el fin de agrupar los microciclos y establecer los ciclos de referencia. Finalmente, estos ciclos se caracterizaron y se determinaron los patrones de conducción para cada uno de ellos. A continuación, se detallan los resultados obtenidos.

6.3.4 Matriz de correlaciones

En la Figura 3, se encuentra la matriz de correlaciones para las variables continuas usadas, se consideran significativas aquellas correlaciones mayores a 0.5 y menores a -0.5, se concluyó que todas las variables se encuentran correlacionadas con por lo menos una variable, sea en sentido positivo o negativo. Por ejemplo, se observa una correlación de 0.91 entre la variable '*speed_max*' y '*speed_mean*'. Esto sugiere que a medida que la velocidad máxima aumenta, también lo hace la velocidad media, lo cual es coherente. Por otro lado, se encuentran correlaciones inversas significativas, como en el caso de las variables '*t_mov*' y '*t_ralenti*', que presentan una correlación

de -0.98. Esto indica que, si el tiempo de movimiento del vehículo es alto, el tiempo que pasa en ralentí será inversamente proporcional. Otro ejemplo se encuentra en la relación entre las variables 'distance' y 'duración', que muestran una correlación de 0.89. Esto sugiere que a medida que aumenta la distancia recorrida, también lo hace la duración del viaje, lo cual tiene sentido.

Figura 3. Matriz de correlación.



6.3.5 Análisis de componentes principales

A partir del análisis de correlaciones se estableció que era necesario realizar una reducción de dimensiones para evitar la redundancia debida a las relaciones lineales entre variables. Se aplicó el PCA y el resultado se encuentra en la Tabla 2 y la Figura 4, se decide tomar 3 componentes (dimensiones) que explican el 87% de la varianza total observada. Las variables se agrupan así:

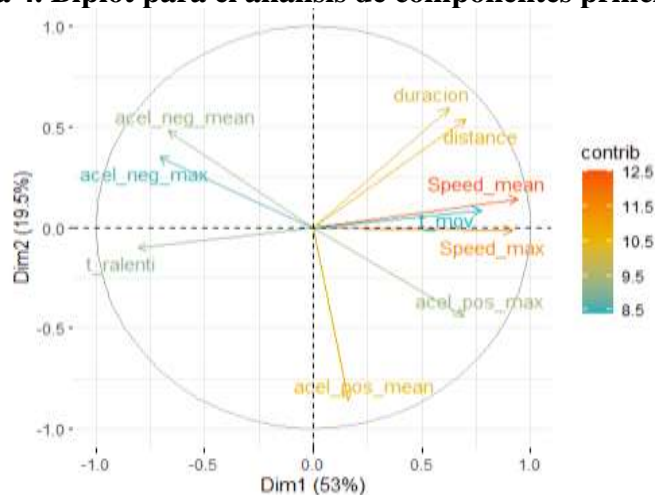
- Componente 1: *Speed_mean*, *Speed_max*, *acel_neg_max*
- Componente 2: *acel_pos_mean*, *acel_pos_max*, *duracion*, *distance*
- Componente 3: *acel_neg_mean*, *t_ralenti*, *t_mov*

Tabla 2. Análisis de componentes principales

Dimensión	Valor propio	Porcentaje de varianza	Porcentaje de varianza acumulada
1	5.3	53.04	53.04
2	1.9	19.5	72.6
3	1.4	14.4	86.9
4	0.4	4.3	91.3

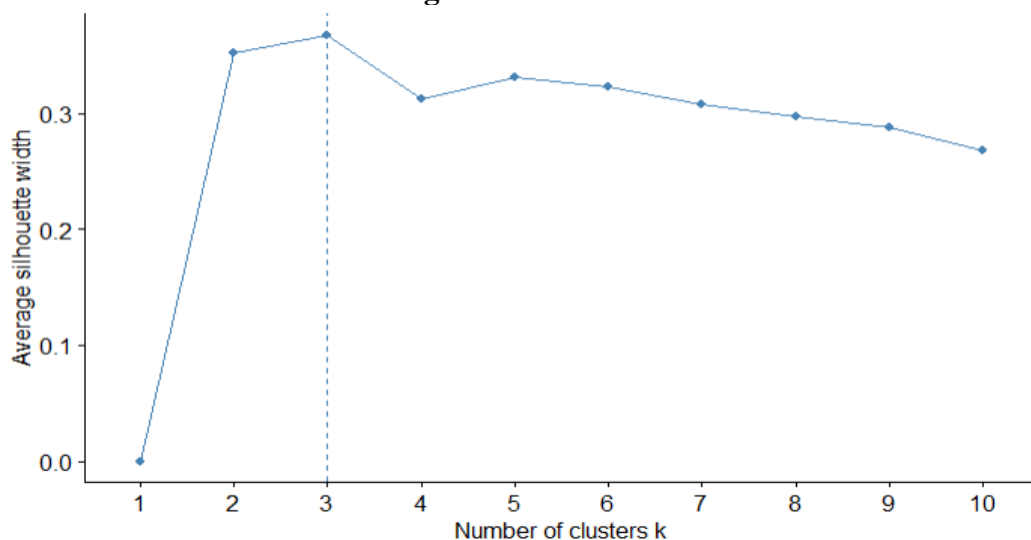
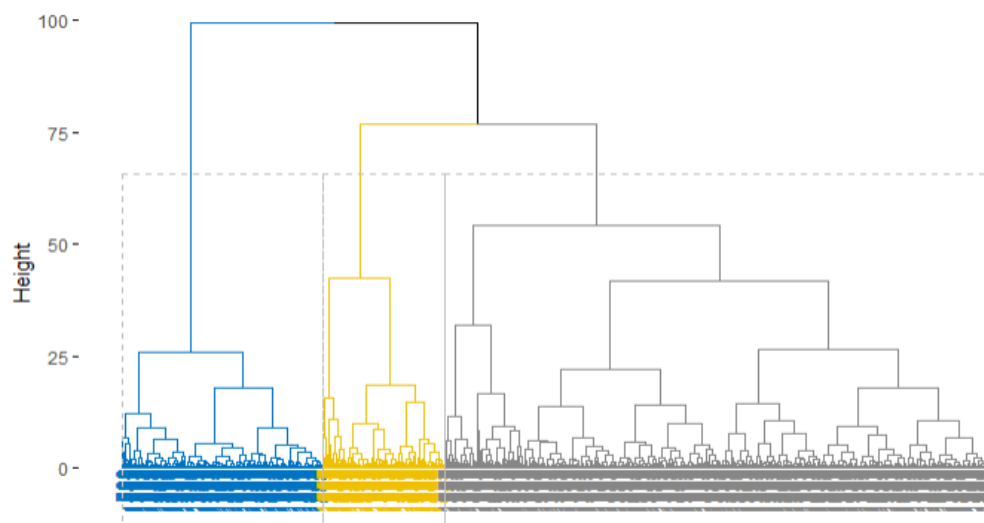
5	0.3	3.6	94.9
6	0.2	2.1	97.1
7	0.14	1.4	98.5
8	0.09	0.9	99.5
9	0.03	0.3	99.8
10	0.01	0.1	100

Figura 4. Biplot para el análisis de componentes principales



6.3.6 Técnicas de inteligencia artificial

Como se mencionó en la sección de Metodología, se aplicaron técnicas de inteligencia artificial para establecer los ciclos de referencia a partir de las rutas representativas, para posteriormente, determinar los patrones de conducción en dichos ciclos. Para ello se tomaron los 3 primeros PCA (con 87% de la varianza acumulada) y se procedió a realizar el agrupamiento mediante análisis de clúster con 3 grupos, según el coeficiente de Silhouette de la Figura 5. Estos grupos se observan en el dendrograma de la Figura 6, en la cual cada color representa uno de ellos. En el clúster 1 (gris) se agruparon 1139 (63%) microviajes, en el clúster 2 (amarillo) 256 (14%) y en el 3 (azul) 422 (23%).

Figura 5. Coeficiente de Silhouette**Figura 6. Dendrograma**

Con el fin de verificar la validez del agrupamiento, se procedió a aplicar el análisis de clasificación mediante máquinas de soporte vectorial. Se dividieron los 2916 microviajes en dos grupos: 80% (1453) para *training* y 20% (364) para *testing*. El resultado en la Tabla 3, el número de vectores de soporte es 218, de los cuales 109 (50%) pertenecen al grupo 1, 31 (14%) al grupo 2 y 78 (36%) al grupo 3. La matriz de confusión en la Tabla 4.

Tabla 3. Máquinas de soporte vectorial

Parámetros	
Svm-type	c-classification

Svm-kernel	linear
cost	10
Número de vectores de soporte	218
Número de clases	3
Niveles	1;2;3

Tabla 4. Matriz de confusión

Reference			
Prediction	1	2	3
1	217	0	7
2	3	45	0
3	4	0	88
Estadísticas Generales			
Accuracy	0.9615		
95 % CI	(0.9363, 0.9788)		
N° Information Rate	0.6154		
Kappa	0.9286		

El modelo logró una exactitud del 96%, indicando una alta tasa de verdaderos positivos y negativos. Además, presenta una sensibilidad y especificidad elevadas, lo que resulta en una alta precisión y exactitud. Estos resultados respaldan la confiabilidad del modelo, como se muestra en la tabla 5.

Tabla 5. Estadísticas por clase

Métrica	Clase 1	Clase 2	Clase 3
Sensibilidad	0.9688	1.000	0.9263
Especificidad	0.9500	0.9906	0.9851

Dado que el agrupamiento realizado es válido se estableció clúster como un ciclo de referencia, cada uno de ellos se caracterizó y, a partir de esto, se establecieron los patrones de conducción.

6.3.7 Caracterización de los ciclos de referencia

La caracterización se hizo usando estadística descriptiva para los grupos obtenidos del agrupamiento de clúster (ver anexo 7). La comparación entre los tres grupos de micro viajes en las tablas 6 a 8.

Tabla 6. Análisis descriptivos micro viajes grupo 1

Variable	Promedio	Max.	Unidad
Speed_mean	15.9	50.9	Km/h
Speed_max	35.3	87.4	Km/h
acel_pos_mean	0.56	1.9	m/s^2
acel_pos_max	1.4	3.4	m/s^2
acel_neg_mean	-0.38	-0.04	m/s^2
acel_neg_max	-1.34	-0.13	m/s^2
duración	78.3	343	s
distance	389.2	1444.7	m
t_ralenti	26.74	85	%
t_mov	75.5	125	%

En el grupo 1 de micro viajes se logra apreciar que presenta velocidades promedio altas, cambios de aceleraciones pronunciadas duraciones de no más de 5.7 minutos, distancias medias recorridas no son tan grande y su tiempo en movimiento es adecuado, esto da a entender que el grupo de microviajes 1 corresponden a un tipo tráfico medio.

Tabla 7. Análisis descriptivos micro viajes grupo 2

Variable	Promedio	Max.	Unidad
Speed_mean	34.8	65.1	Km/h
Speed_max	63.1	111.8	Km/h
acel_pos_mean	0.41	0.9	m/s^2
acel_pos_max	1.7	3.5	m/s^2
acel_neg_mean	-0.38	-0.14	m/s^2
acel_neg_max	-1.7	-0.85	m/s^2
duracion	314	1053	s
distance	3216	13651.6	m
t_ralenti	8.2	36.2	%
t_mov	92.1	100	%

El grupo 2 de microviajes se logra apreciar que presenta velocidades promedio altas, menores aceleraciones positivas, duraciones mucho más largas con distancias recorridas de igual manera mucho más largas con respecto a los microviajes del grupo 2, esto da a entender que el grupo de microviajes 2 corresponden a un tráfico muy fluido.

Tabla 9. Análisis descriptivos micro viajes grupo 3

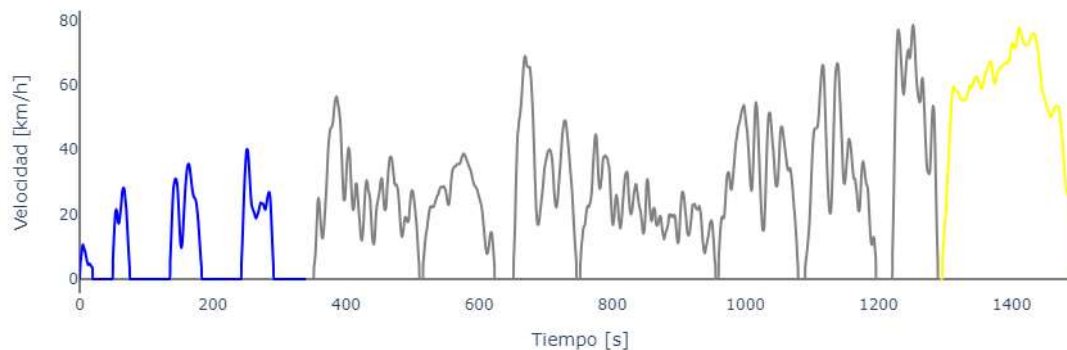
Variable	Promedio	Max.	Unidad
Speed_mean	1.9	20.5	Km/h
Speed_max	8.6	62.08	Km/h
acel_pos_mean	0.46	1.08	m/s^2
acel_pos_max	1	2.3	m/s^2
acel_neg_mean	-0.12	-0.002	m/s^2
acel_neg_max	-0.93	-0.094	m/s^2
duracion	59.4	985	s
distance	55.9	2317.9	m
t_ralenti	74.5	100	%
t_mov	29.8	100	%

El grupo 3 de micro viajes presenta velocidades medias muy bajas, aceleraciones pronunciadas altas, duración media de los recorridos baja, distancias recorridas bajas y mucho tiempo medio en ralenti lo que indica que el grupo 3 de micro viajes corresponden al tráfico pesado.

6.3.8 Gráfico de referencia

Estableciendo patrones de conducción que llevaron a determinar las particularidades de los ciclos de referencia que representan los hábitos de conducción, como se muestra en la Figura 7.

Figura 7. Ciclo de conducción característico para las motocicletas



En el ciclo de conducción característico para motocicletas del área metropolitana del Valle de Aburrá, cada color representa un grupo de micro viajes con un comportamiento específico. Azul: representa al grupo 3 de micro viajes, este el tráfico pesado. Gris: representa al grupo 1 de micro

viajes, de tráfico medio fluido y más representativo en el ciclo. Amarillo: representa al grupo 2 de micro viajes, el de tráfico más fluido.

Tabla 9. Parámetros ciclo de conducción motocicletas

Variable	Promedio	Unidad
Speed_mean	24.8	Km/h
Speed_max	50.08	Km/h
acel_pos_mean	0.56	m/s^2
acel_pos_max	1.8	m/s^2
acel_neg_mean	-0.4	m/s^2
acel_neg_max	-1.5	m/s^2
duración	1493	s
distance	11410.3	m
t ralenti	26	%
t_mov	74	%

De acuerdo con la tabla 9, se observa que las motocicletas en el Área Metropolitana del Valle de Aburrá mantienen una velocidad media de 24 km/h, lo cual es considerado aceptable. Además, se destaca que las motocicletas pasan significativamente más tiempo en movimiento que detenidas en el tráfico.

7. Conclusiones

La grabación de los recorridos de los conductores mediante la aplicación GPS Logger permitió la construcción de una base de datos de movilidad. Aplicando métodos estadísticos, se obtuvo una base de datos confiable para el Área Metropolitana del Valle de Aburrá.

A partir de esta base de datos y generando un mapa de calor, se identificaron las rutas características de la región, con las rutas características se creó una base de datos de microciclos a la cual se le aplicaron técnicas de agrupamiento. Estas técnicas permitieron determinar los grupos característicos de microciclos y a partir de estos grupos establecer el ciclo característico para las motocicletas en el Área metropolitana del Valle de Aburrá.

A través del análisis, se identificaron los puntos donde la mayoría de las rutas convergen en el Área Metropolitana del Valle de Aburrá, revelando los puntos más frecuentes de congestión. También se observó que los recorridos de las motocicletas presentan periodos de detención muy cortos, indicando que las condiciones de tráfico no afectan significativamente a las motocicletas. El tiempo promedio de los recorridos oscila entre 20 y 25 minutos y, en la gran mayoría del tiempo, las motocicletas experimentan un tráfico fluido, con velocidades promedio entre 24 y 30 km/h.

El ciclo de conducción característico desarrollado en esta investigación para las motocicletas servirá como referencia fundamental para la determinación de los factores de emisión generados por las motocicletas en el Valle de Aburrá. Esta información es esencial para que el Área Metropolitana tome medidas más precisas en situaciones de contingencia ambiental y desarrolle normativas de homologación que brinden un mayor control sobre las emisiones producidas por las motocicletas. Asimismo, resulta crucial para investigaciones futuras explorar la posible influencia de variables como la edad, el género y el nivel educativo en los patrones característicos de conducción.

8. Bibliografía

- Adak, P., Sahu, R., & Elumalai, S. P. (2016). *Development of emission factors for motorcycles and shared auto-rickshaws using real-world driving cycle for a typical Indian city*. *Science of the Total Environment*, 544, 299–308.
- Agudelo, A. F., García-Contreras, R., Agudelo, J. R., & Armas, O. (2016). Potential for exhaust gas energy recovery in a diesel passenger car under European driving cycle. *Applied Energy*, 174. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.04.092>.
- Álvarez, C. (2022). Patinetas, motos y bicicletas eléctricas aumentaron su uso en la ciudad. Retrieved from <https://www.elcolombiano.com/antioquia/pandemia-no-freno-ventade-bicicletas-y-patinetas-electricas-en-la-ciudad-BD17056474>
- AMVA. (2019). *Factores de emisión de fuentes móviles en el Valle de Aburrá*. Obtenido de <https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/Biblioteca-aire/Estudioscalidad-del-aire/Libro-Factores-de-Emission-AMVA.pdf>
- AMVA, & UPB. (2019). *Actualización del inventario de emisiones atmosféricas del Valle de Aburrá*.
- ANDI, & FENALCO. (Diciembre de 2021). Boletín Motocicletas Nuevas.
- Barlow, T. J., Latham, S. R., McCrae, I. S., & Boulter, P. G. (2009). *A reference book of driving cycles for use in the measurement of road vehicle emissions*. TRL Published Project Report. <https://trid.trb.org/view/909274>
- Chen, K., Wang, W., Chen, H., Lin, C., Hsu, H. C., Kao, J., & Hu, M. (2003). *Motorcycle emissions and fuel consumption in urban and rural driving conditions*. *Science of The Total Environment*, 312(1-3), 113-122. [https://doi.org/10.1016/s0048-9697\(03\)00196-7](https://doi.org/10.1016/s0048-9697(03)00196-7)
- EPA. (2020). *Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos. Recuperado*. Obtenido de Ciclos de conducción estandarizados: <https://epa.gov/>
- Gaviria G, C. (24 de 1 de 2012). *CONTAMINACIÓN POR MATERIAL PARTICULADO (PM2,5 Y PM10) y consultas por enfermedades respiratorias en Medellín (2008-2009)*. Obtenido de <https://revistas.udea.edu.co/index.php/fnsp/article/view/8920/10028>
- Gómez, a. h. (16 de mayo de 2014). *desarrollo de ciclos de conducción para el area metropolitana centro occidente AMCO*. Obtenido de <https://repositorio.utp.edu.co/server/api/core/bitstreams/678968ea-8824-461b-871c-9a28e5141655/content>

Hung, W., Tong, H., Lee, C., Ha, K. H., & Pao, L. Y. (2007). *Development of a practical driving cycle construction methodology: a case study in Hong Kong*. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 12(2), 115-128. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2007.01.002>

Kruse, R., & Huls, T. (1973). *Development for the federal urban driving cycle*. SAE paper 730553

Herrero, J. G., López, J. M. M., De Jesús, A. B., Guisado, M. Á. P., Bustamante, Á. L., & R, W. P. (2018a). *Ciencia de datos: técnicas analíticas y aprendizaje estadístico. Un enfoque práctico* (1.a ed.). ALFAOMEGA ALTARIA.

Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied multivariate statistical analysis* (6.a, ilustrada ed.). Prentice Hall.

MEDELLIN COMO VAMOS. (2020). *Informe de calidad de vida de medellin*. Obtenido de <https://www.medellincomovamos.org/system/files/2021-09/docuprivados/Documento%20Informe%20de%20Calidad%20de%20Vida%20de%20Medellin%202020.pdf>

Rencher, A. C., & Christensen, W. F. (2012). *Methods of multivariate analysis. En Wiley series in probability and statistics*. <https://doi.org/10.1002/9781118391686>

Restrepo, A. (2009). *Desarrollo de una metodología para calcular un ciclo de conducción urbano para obtener la eficiencia energética en vehículos automotores*. Obtenido de <https://repositorio.uniandes.edu.co/server/api/core/bitstreams/bcc32054-ef82-4c0f-b2be-fba4c8af1d9d/content>

Restrepo V., A. H. (2007). *Diseño Y Aplicación De Una Metodología Para Determinar Ciclos De Conducción Vehicular En La Ciudad De Pereira*. Obtenido de <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/4071/0>

Robertson, D. (2019). "Driving Cycle Development for Real-World Vehicle Emissions and Fuel Consumption." In Springer Briefs in Applied Sciences and Technology. Springer.

RUNT. (31 de diciembre de 2020). *Registro Unico Nacional de Tránsito - RUNT en cifras*. . Obtenido de <https://www.runt.com.co/runt-en-cifras>

Statista. (2022). Evolución anual del número de vehículos producidos a nivel mundial entre 2000 y 2020, por tipo. Retrieved from <https://es.statista.com/estadisticas/635110/produccion-de-automoviles-a-nivel-mundial/>

Tong, H. Y., Hung, W. T., & Cheung, C. S. (1999). *Development of a driving cycle for Hong Kong. Atmospheric Environment*, 33(15), 2323–2335. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(99\)00074-6](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(99)00074-6)

Xiao, Z., Dui-Jia, Z., & Jun-Min, S. (2012). A Synthesis of Methodologies and Practices for Developing Driving Cycles. *Energy Procedia*, 16, 1868–1873.