

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas

Estimación de perfil de concentración de $PM_{2.5}$ a partir de un modelo basado en un balance de masa durante la cocción de alimentos en hogares de Guayaquil, Ecuador.

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Ingeniero Químico

Presentado por:

Abel Bryan Bastidas Llaguno

Loren Pamela Chuquimarca Zurita

Guayaquil - Ecuador

Año: 2023

Dedicatoria

El presente proyecto lo dedico con mucho amor a Dios por bendecirme y darme a las personas más importantes de mi vida, mi familia. A mis amigos y docentes quienes me han acompañado todos estos años y han sido parte de mi crecimiento personal y académico. Especialmente a quienes ya no están y fueron una guía y soporte cuando más lo necesité en mi etapa universitaria.

Loren Pamela Chuquimarca Zurita.

El presente proyecto va dedicado a Dios y a mis abuelos por ser mi apoyo incondicional durante mi vida y etapa universitaria. A mis profesores y amigos de los cuales he aprendido valores y conseguido experiencias gratificantes durante mi etapa universitaria dentro de ESPOL.

Abel Bryan Bastidas Llaguno

Agradecimientos

Quisiera expresar mi más profundo agradecimiento a mi tutora de tesis la Dra. Gladys Rincón, al Dr. Wilfredo Angulo, Dr. Leonel Castro y el Ing. Alexander Espinosa su experiencia y paciencia contribuyeron a lograr este proyecto.

Agradezco a mi papá Santiago Chuquimarca por ser mi mayor y mejor apoyo desde que empecé mis estudios universitarios.

A ESPOL por abrirme las puertas del conocimiento y permitirme tener una extraordinaria etapa universitaria y brindarme la oportunidad de avanzar en mi carrera profesional.

A mi compañero de tesis y amigo Abel, a Israel, Ana, Kevin, Fátima, José, Ing. Myriam, a todos mis amigos que no puedo nombrar, pero personalmente se los he dicho. Gracias por escucharme, aconsejarme, alentarme a seguir adelante y mejorar como persona. Sin su fe en mí, su compañía en los momentos de estrés, y su invaluable cariño no hubiese podido llegar hasta aquí. Se convirtieron en la familia que yo elegí.

Loren Pamela Chuquimarca Zurita

Agradecimientos

Agradezco a mis abuelos Jorge Llaguno e Irma Ruiz, Pilar y Mirian Llaguno que fueron mi soporte económico y familiar durante mi carrera universitaria.

A mi futura esposa Kelly, gracias a su empuje, amor y aliento en cada día ha logrado que este objetivo académico sea parte de mí y a mejorar como persona.

A Espol por brindarme las herramientas necesarias para mi carrera profesional, inculcando el esfuerzo, la excelencia y ética como principios en mi formación académica.

A mis tutores de tesis y profesores que durante el inicio y última etapa de mi carrera universitaria me han llenado de conocimiento, consejos y experiencias gratificantes.

A amigos Steven, Gillian, Bercelio, Loren e Ing. Myriam Santos que durante esta etapa de mi vida se han convertido en mis hermanos, familia y colegas profesionales.

Abel Bryan Bastidas Llaguno

Declaración Expresa

Nosotros Abel Bryan Bastidas Llaguno y Loren Pamela Chuquimarca Zurita acordamos y reconocemos que: La titularidad de los derechos patrimoniales de autor (derechos de autor) del proyecto de graduación corresponderá al autor o autores, sin perjuicio de lo cual la ESPOL recibe en este acto una licencia gratuita de plazo indefinido para el uso no comercial y comercial de la obra con facultad de sublicenciar, incluyendo la autorización para su divulgación, así como para la creación y uso de obras derivadas. En el caso de usos comerciales se respetará el porcentaje de participación en beneficios que corresponda a favor del autor o autores. La titularidad total y exclusiva sobre los derechos patrimoniales de patente de invención, modelo de utilidad, diseño industrial, secreto industrial, software o información no divulgada que corresponda o pueda corresponder respecto de cualquier investigación, desarrollo tecnológico o invención realizada por mí/nosotros durante el desarrollo del proyecto de graduación, pertenecerán de forma total, exclusiva e indivisible a la ESPOL, sin perjuicio del porcentaje que me/nos corresponda de los beneficios económicos que la ESPOL reciba por la explotación de mi/nuestra innovación, de ser el caso.

En los casos donde la Oficina de Transferencia de Resultados de Investigación (OTRI) de la ESPOL comunique a los autores que existe una innovación potencialmente patentable sobre los resultados del proyecto de graduación, no se realizará publicación o divulgación alguna, sin la autorización expresa y previa de la ESPOL.

Guayaquil, 26 de enero del 2024.



Abel Bryan Bastidas Llaguno



Loren Pamela Chuquimarca Zurita

Evaluadores

PhD. Suanny Mosquera
Profesor de Materia

Ph.D. Gladys Rincón
Tutor de proyecto

M.Sc. Heydi Roa
Cotutor de proyecto

Resumen

La contaminación atmosférica representa una seria amenaza para la salud humana, con 6.8 millones de muertes prematuras atribuidas a la contaminación atmosférica y 3.2 millones de muertes asociadas a la contaminación en viviendas según la Organización Mundial de la Salud, 2019 (OMS, en sus siglas en español) (Organización Mundial de la Salud, 2021). El principal contribuyente a esta problemática es la exposición a partículas finas con un diámetro ≤ 2.5 ($PM_{2.5}$) durante la cocción de alimentos en cocinas domésticas (Acerca de Los Contaminantes Del Aire En Interiores y Sus Fuentes, US EPA). En base a la grave situación a nivel mundial y dado que, Ecuador no está exento al mismo, este proyecto tiene como objetivo modelar en base a datos reales el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ ($PM < 2.5 \mu m$) emitido durante la cocción de alimentos en hogares por medio de un modelo de balance de masa dinámico capaz para la evaluación de diferentes escenarios de ventilación mecánica y el análisis de los riesgos sobre la salud humana en los diferentes escenarios usando las directrices de la OMS. Los resultados evidenciaron que al implementar estrategias de ventilación mecánica mediante campanas extractoras, se logra mantener los niveles de concentración de $PM_{2.5}$ por debajo de los umbrales establecidos por la OMS, contribuyendo así a la reducción del riesgo para la salud por contaminación atmosférica.

Palabras Clave: Calidad del aire interior, $PM_{2.5}$, tasa de emisión, infiltración, deposición, ventilación mecánica, coeficiente de penetración, eficiencia de campanas extractoras.

Abstract

Air pollution represents a serious threat to human health, with 6.8 million premature deaths attributed to air pollution and 3.2 million deaths associated with household pollution according to the World Health Organization, 2019 (WHO). Spanish) (World Health Organization, 2021). The main contributor to this problem is exposure to fine particles with a diameter ≤ 2.5 ($PM_{2.5}$) during cooking in domestic kitchens (About Indoor Air Pollutants and Their Sources, US EPA). Based on the serious situation worldwide and given that Ecuador is not exempt from it, this project aims to model, based on real data, the concentration profile of $PM_{2.5}$ ($PM < 2.5 \mu m$) emitted during the cooking of food in homes through a dynamic mass balance model capable of evaluating different mechanical ventilation scenarios and analyzing the risks to human health in the different scenarios using WHO guidelines. The results showed that by implementing mechanical ventilation strategies using extractor hoods, it is possible to maintain $PM_{2.5}$ concentration levels below the thresholds established by the WHO, thus contributing to the reduction of health risks due to air pollution.

Keywords: *Indoor air quality, particulate matter less than $2.5 \mu m$ ($PM_{2.5}$), emission rate, infiltration, deposition, mechanical and total ventilation, penetration coefficient, efficiency of extractor hoods.*

Índice general

Capítulo 1.....	15
1. Introducción.....	16
1.2. Descripción del problema.....	18
1.3. Justificación del problema.....	19
1.4. Objetivos.....	21
1.4.1. Objetivo General.....	21
1.4.2. Objetivos Específicos.....	21
1.5. Marco Teórico.....	21
1.5.6. Definición de material particulado: PM ₁₀ , PM _{2.5} y ultrafinas (UFP).....	21
1.5.7. Contaminación del aire de interiores y estrategias de mitigación.....	22
2.5.8. Derivación del modelo a partir del balance de masa.....	23
2.5.9. Métodos de cálculo.....	25
2.5.10. Aproximación del estado estacionario.....	25
2.5.11. Área bajo la curva.....	26
Capítulo 2.....	28
2. Metodología.....	29
2.1. Procedimiento de muestreo.....	29
2.2. Estimación de parámetros del modelo matemático.....	31
2.2.1. Modelo matemático.....	31
2.2.2. Variables de entrada.....	32
2.2.3. Variable independiente.....	33
2.2.4. Variable de estado.....	33
2.2.5. Parámetros.....	33
2.2.6. Constantes.....	35
2.2. Selección del lenguaje de programación.....	36
2.3. Análisis de varianza.....	39
2.4. Análisis de sensibilidad.....	40
2.4.1 Consideraciones previo a análisis de sensibilidad a partir de tesis doctoral O'leary (2019)......	40
2.4.2. Metodología del análisis de sensibilidad.....	42
2.5 Perfil de concentración PM _{2.5} 24h.....	46

Capítulo 3.....	47
3. Resultados y análisis	48
3.1. Procesamiento de los datos experimentales.....	48
3.2. Estimación de parámetros a partir del modelo dinámico del balance de masa. 48	
3.3. Análisis de varianza	52
3.4. Análisis de sensibilidad	54
3.5. Perfil de concentración $PM_{2.5}$ en 24 horas.	58
Capítulo 4.....	61
4. Conclusiones y Recomendaciones	62
4.1. Conclusiones	62
4.2. Recomendaciones	62
5. Bibliografía	64
APENDICES	67
Apéndice A: Resultados de perfiles de concentración para D1.....	67
Apéndice B: Resultados de perfiles de Concentración Para D2.	75
Apéndice C: Resultados de perfiles de concentración para D3.	83

Índice de figuras

Figura 1 Concentración en estado estacionario	26
Figura 2 Comportamiento de la concentración PM2.5.....	33
Figura 3 Algoritmo para la estimación de los parámetros de la ecuación del balance de masa.	37
Figura 4 Resultados del perfil de 24h para los escenarios de O'leary (2019)	41
Figura 5 Gráfica del perfil de concentración PM2.5 usando la EDO de O'leary (2019).....	42
Figura 6 Perfil de concentración PM2.5 con valores de tesis doctoral.....	42
Figura 7 Algoritmo de análisis de sensibilidad.....	43
Figura 8 Concentración de PM2.5 medido para el menú-1	48
Figura 9 Grafica experimental y modelado y resultados de la concentración de PM2.5 en la estimación de los parámetros para la réplica 1 del menú-2.....	50
Figura 10 Grafica experimental y modelado y resultados de la concentración de PM2.5 en la estimación de los parámetros para la réplica 12 de menú-3.....	50
Figura 11 Perfil de concentración PM2.5 del menú D1 empleando tasa de extracción mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora	55
Figura 12 Perfil de concentración PM2.5 del menú D2 empleando tasa de extracción mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora	56
Figura 13 Perfil de concentración PM2.5 del menú D3 empleando tasa de extracción mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora	56
Figura 14 Gráfica de Pearson, valores de los ejes: 1 = λ_N , 2 = η , 3 = 0 h, 4 = 0.133 h, 5 = 1.67 h, 6 = 2.08 h. 7 = 2.5 h.....	57
Figura 15 Perfil de PM2.5-h solo con infiltración para la réplica 1 del menú-3.....	59
Figura 16 Perfil de PM2.5-h con extracción mecánica [$\lambda M=3.6 h^{-1}$; $\eta =75\%$] para la réplica 1 del menú-3	59

Índice de tablas

Tabla 1. Descripción de los menús ligeros del muestreo.....	31
Tabla 2. Distribución de elementos del modelo.....	38
Tabla 3. Ejemplo de entradas generales de escenarios O’Leary (2019)	40
Tabla 4. Información de campanas extractoras en EE. UU	45
Tabla 5. Resultados del porcentaje de error de los parámetros ajustados.	51
Tabla 6. Media y desviaciones estándar de los parámetros estimados para cada menú.....	51
Tabla 7. Prueba de normalidad: tasa de infiltración,.....	52
Tabla 8. Prueba de homocedasticidad.	52
Tabla 9. Resultados del ANOVA.	53
Tabla 10. Resultados de medidas de dispersión para los siguientes parámetros.....	54
Tabla 11. Resultados de medidas de dispersión para la tasa de emisión.....	54
Tabla 12. Rangos de la eficiencia y tasa de extracción mecánica, obtenidos de Delp & Singer (2012a).	55
Tabla 13. Resultados de la correlación de Pearson	57
Tabla 14. Tasas de ventilación y eficiencias de captura para el perfil de concentración 24 h....	59
Tabla 15. PM2.5-24 h para cada escenario.....	60

Abreviatura y símbolos

OMS	Organización Mundial de la Salud
PM	Material particulado
PM ₁₀	Material particulado menor o igual a 10 µm
PM _{2.5}	Material particulado menor o igual a 2.5 µm
Deq	Diámetro equivalente
EPA	Environmental Protection Agency
USEPA	United States Environmental Protection Agency
IAP	Indoor Air Pollutant
UFP	Ultrafine Particles
CO	Monóxido de carbono
CO ₂	Dióxido de carbono
NO ₂	Dióxido de nitrógeno
SO ₂	Dióxido de azufre
O ₃	Ozono
H ₂ S	Ácido sulfhídrico
VOC	Compuestos orgánicos volátiles
µm	micrómetro
mg	miligramo
m	Metro
h	horas
m ³	metros cúbicos
T	Temperatura

t	Tiempo
λ_T	Tasa de ventilación
η	Eficiencia de captura
φ	Tasa de decaimiento total
g	Tasa de emisión
K	Tasa de deposición
P	Coefficiente de penetración
V	Volumen
$C(0)$	Concentración inicial

Capítulo 1

1. Introducción

La contaminación del aire plantea un problema global con implicaciones de gran alcance para el bienestar de millones de personas en todo el mundo. En 2019, la Organización Mundial de la Salud (WHO 2021) informó que la contaminación del aire ambiente y doméstico es responsable de la muerte prematura de 6,7 millones de personas anualmente y 3.2 millones de muertes asociadas a la contaminación en viviendas. La calidad del aire interior genera preocupación en viviendas con ventilación mecánica inadecuada, donde los niveles de partículas finas pueden elevarse a 100 veces los límites aceptables (WHO, 2022). El material particulado (PM) se emite durante los procesos de combustión, como por ejemplo, durante la cocción de alimentos. Los efectos adversos sobre la salud han sido analizados exhaustivamente en investigaciones epidemiológicas, lo que ha permitido llegar a afirmaciones sobre relaciones causales entre la exposición prolongada a un tamaño de partícula y mortalidad por afecciones respiratorias y cardiovasculares (USEPA, ISA2019,2021). Las PM se clasifican por diámetro equivalente (D_{eq}) en PM respirables (PM_{10}), PM finas ($PM_{2.5}$) y partículas ultrafinas (UFP) (Seinfeld & Pandis, n.d.). Se conoce que las fracciones más pequeñas penetran en las zonas más profundas de los pulmones ocasionando mayor riesgo para la salud. Los umbrales seguros para la salud establecidos por la Organización Mundial de la Salud establecen umbrales diarios y anuales para menor riesgo crónico y agudo: $PM_{2.5}$ -24h < 15 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, PM_{10} -anual < 5 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (The World Bank, 2022).

La OMS (2022) señala que 3.2 millones de las muertes prematuras por la contaminación atmosférica se atribuyen directamente a la contaminación por aire de interiores, considerando el tiempo que las personas pasan en espacios de interiores. Por lo cual, la calidad del aire interior es fundamental en la salud respiratoria y cardiovascular. Los contaminantes del aire de interior son generados desde diversas fuentes, incluido el humo de segunda mano del tabaco, la combustión de velas, incienso, leña o carbón para cocinar o calentarse, así como actividades cotidianas como fumar y cocinar. También productos de consumo de limpieza, materiales de construcción, polvo emiten otros tipos de contaminante que ponen en riesgo a la salud. Las PM interiores pueden tener origen biológico, compuesto por microorganismos como bacterias, virus, hongos, moho y esporas bacterianas, junto con alérgenos y polen (WHO, 2022).

Cocinar aporta a la emisión de $PM_{2.5}$ en interiores siendo responsables de hasta dos tercios de las emisiones de PM (Li et al., 2015). Las investigaciones indican que cocinar libera millones de partículas de aerosol por centímetro cúbico, la mayoría de las cuales son partículas ultrafinas. En cocinas cerradas, las concentraciones de PM pueden elevarse a niveles hasta 9,6 veces más altos que en otras partes del hogar. Esta elevada concentración surge predominantemente de la combustión de aceite y alimentos durante la cocción (Li et al., 2015; Van Tran et al., 2020; Yu et al., 2015). La emisión de partículas durante la cocción está sujeta a diversos factores, entre ellos el método de cocción empleado (hervir, freír, asar, tostar, etc.), la naturaleza del alimento y su contenido de grasa, los aditivos no esenciales como los condimentos, el tipo de aceite de cocina utilizado, temperatura de cocción, selección de utensilios de cocina y fuente de combustible para la estufa. Consistentemente, los estudios han demostrado que las estufas de gas emiten una mayor cantidad de partículas en comparación con las estufas eléctricas (Amouei Torkmahalleh et al., 2017; Buonanno et al., 2009; O'Leary et al., 2019).

Por otro lado, la ventilación es una estrategia para mitigar las emisiones de $PM_{2.5}$ durante la cocción de alimentos. Se ha probado que las campanas extractoras de cocina favorecen a la ventilación y reduce la contaminación de interior. (Zhang & Zhu, 2010) realizaron un estudio sobre el impacto del uso de un extractor de aire encima de la estufa durante la cocción de alimento. Estos investigadores descubrieron que las mayores concentraciones de partículas ultrafinas (UFP) se observan cuando una estufa de gas se opera a altas temperaturas con el extractor de aire apagado, destacando la importancia de su uso. (Van Tran et al., 2020) investigaron la influencia de las campanas extractoras de cocina en las emisiones de PM de una estufa y un horno de gas. Sus hallazgos indican que el caudal de la campana extractora y la posición del quemador (delantero versus trasero) desempeñan un papel en la reducción de los niveles de UFP. Estos investigadores observaron que un mayor caudal de la campana extractora conduce a una disminución en la concentración de partículas. Además, descubrieron que los beneficios de la ventilación del capó extractor son más pronunciados para el quemador trasero en comparación con el quemador delantero. (O'leary, Jones, & Hall, 2019) determinó que una campana extractora es el método más eficaz para controlar los contaminantes, particularmente $PM_{2.5}$, generados durante la cocción de las comidas. Esto subraya la importancia de estrategias de ventilación adecuadas en ambientes interiores

En Guayaquil, Ecuador, las viviendas carecen de campanas extractoras usando la ventilación natural o la infiltración como único medio de ventilación. El uso predominante de sistemas de aire acondicionado para el confort térmico desalienta a los residentes a abrir ventanas, anulando esencialmente los beneficios potenciales de la ventilación natural. Además, los sistemas de ventilación mecánica, como campanas extractoras o extractores de aire, rara vez están presentes en las cocinas. Este entorno lleva a que las cocinas carezcan de mecanismos de ventilación activa y dependan únicamente de la infiltración pasiva para el intercambio de aire. Este entorno podría ocasionar una concentración elevada de $PM_{2.5}$ aumentando los riesgos relacionados para la salud de sus habitantes.

1.2. Descripción del problema

Los efectos adversos de respirar constantemente un aire contaminado han sido ampliamente estudiados por los epidemiólogos que han establecido una estrecha relación entre la exposición de $PM_{2.5}$ el riesgo de desarrollar enfermedades cardiovasculares y respiratorias. Los niveles de concentración seguros para la salud humana han sido estudiados a través de estudios epidemiológicos, y a partir de estos se han establecido umbrales que garantizan la salud de la población. Los estándares regulatorios de $PM_{2.5}$ se establecen para dos períodos: 24 horas asociado a afecciones agudas y anual asociado a afecciones crónicas. El valor propuesto por la Organización Mundial de la Salud, organismo internacional que se ocupa de la salud de la población a nivel mundial es $PM_{2.5}\text{-}24h \leq 15 \mu\text{g}/\text{m}^3$; $PM_{2.5}\text{-anual} \leq 5 \mu\text{g}/\text{m}^3$ (WHO, 2021).

El cocinar es una fuente de emisión de material particulado en interiores y representa hasta dos tercios de las emisiones totales dentro de las viviendas, se conoce que las concentraciones de $PM_{2.5}$ en cocinas cerradas puede llegar a ser hasta 9,6 veces más alta que en otras áreas de la vivienda (Cohen et al., 2017). Las emisiones de $PM_{2.5}$ durante la cocción de alimentos están influenciadas por el estilo de cocinar (frituras, asados, horneados, guisos, entre otros), las condiciones de operación de la cocción, el tipo de alimentos y su contenido de grasa, el tipo de aceite, los condimentos, los utensilios de cocina y, la tecnología relativa a la estufa (gas, eléctrica, leña, etc.) (Amouei Torkmahalleh et al., 2017; Buonanno et al., 2009; O'leary, Jones, & Hall, 2019).

Los mecanismos de ventilación forzada en espacios cerrados como las viviendas es una estrategia de mitigación para las emisiones durante la cocción de alimentos. En Guayaquil

el confort térmico prevalece sobre la ventilación natural en las viviendas medias y la falta de costumbre en el uso de sistemas de ventilación mecánica en cocinas reduce la ventilación a la entrada pasiva de aire por infiltración, afectando el intercambio de aire interior y exterior.

1.3. Justificación del problema

Investigadores como Buonanno et al. (2009) han investigado las diferencias de las emisiones de PM al freír y asar alimentos, evaluando la influencia de factores como el tipo de alimento, la temperatura de cocción y el tipo de aceite sobre dichas emisiones. Sus hallazgos revelan que los factores de emisión están influenciados por la temperatura de cocción, el tipo de aceite utilizado y el tipo de alimentos, porque los alimentos grasos en términos de concentración de masa emiten mayor $PM_{2.5}$ en comparación con las verduras. Zhang & Zhu (2010) descubrieron que el estilo de cocina también afecta las emisiones: los alimentos hervidos emiten menos partículas contaminantes que los alimentos fritos. Yu et al. (2015) estudiaron las emisiones de varios menús e identificaron el asado de carne como uno de los principales contribuyentes a las altas emisiones. O'leary et al. (2019) evaluaron las emisiones de $PM_{2.5}$ al cocinar comidas completas, y establecieron que las emisiones se pueden reducir mediante el uso de métodos de cocción que eviten dorar o carbonizar los alimentos y sartenes antiadherentes al freír; y principalmente mejorando el sistema de ventilación de las viviendas.

Las tres estrategias fundamentales para mejorar la calidad del aire interior incluyen: (i) controlar las fuentes de emisión interiores y exteriores; (ii) implementar ventilación; y (iii) emplear tecnologías de limpieza del aire (Olson & Burke, 2006). De las estrategias la ventilación es la alternativa más eficaz porque permite disminuir los niveles de contaminantes interiores. Sin embargo, en residencias con ventanas cerradas para mantener el confort térmico, la infiltración es el único mecanismo de ventilación disponible.

La infiltración de aire, que se produce a través de huecos en puertas y ventanas, permite la entrada de aire exterior, lo que ayuda a diluir los contaminantes interiores. Sin embargo, la infiltración demuestra ser un método de dilución ineficiente, caracterizado por un flujo de aire bajo y no regulado, y generalmente es deseable minimizarlo para conservar la energía de interiores (Santamouris & Wouters, 2006). La ventilación con mecanismos de extracción mecánica en las cocinas, como una campana extractora colocada encima de

la estufa, es un método ampliamente aceptado para mitigar directamente los contaminantes relacionados con la cocina, capturando y expulsando eficazmente los vapores de la cocina.

En una vivienda mono familiar en Guayaquil compuesta por cuatro miembros y sin mascotas se muestrearon emisiones de $PM_{2.5}$, del 20 de marzo al 29 de julio de 2023, con un muestreador portátil marca Aeroqual series 500, durante la cocción de alimentos. En esa vivienda la estufa es de cuatro hornillas a gas y la cocina carece de campana extractora. Durante el muestreo siempre se usaron las mismas hornillas en la cocción de alimentos. Las condiciones de ventilación de la vivienda se mantuvieron controladas durante todo el experimento: ventanas cerradas de sala y cocina, puertas hacia el patio y a la calle cerradas y, un aire acondicionado encendido a 20 °C en la sala que comunica con la cocina sin puerta separadora.

Estos datos experimentales se utilizan para estimar el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ -24h durante la cocción de alimentos a partir de las emisiones muestreadas de $PM_{2.5}$ de tres tipos de menú de comidas con frituras replicados treinta veces en una vivienda unifamiliar, de no fumadores y sin mascotas en Guayaquil, mediante un problema de optimización dinámica que involucra el balance de masa dinámico (Ec.1 y Ec.2). Para cada réplica se estima el valor de la tasa de emisión ($g - mg \cdot h^{-1}$) del tipo de alimento cocinado, la tasa de deposición ($k - h^{-1}$), el coeficiente de penetración ($P - adm$) y la tasa de infiltración ($\lambda_N - h^{-1}$) de la cocina. Se verifica por medio de un análisis de varianza (ANOVA) la variabilidad de la media aritmética de los parámetros estimados con un nivel de confianza del 95%. Para la estimación de $PM_{2.5}$ -24h se supone que se cocinan tres menús escogidos al azar cada 24h. Durante las tres cocciones se usa el perfil de concentración modelado y entre comidas se supone constante el último valor de concentración modelado. Por medio de un análisis de sensibilidad se evalúa el efecto de la tasa de ventilación mecánica ($\lambda_M - h^{-1}$) y la eficiencia de una campana de extracción ($\eta - \%$) sobre el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ -24h modelado. Se comparan las concentraciones de $PM_{2.5}$ -24h con los umbrales propuestos por la Organización Mundial de la Salud.

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo General

- Estimar el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ emitido durante la cocción de alimentos por medio del ajuste de un modelo basado en el balance de masa dinámico a partir de datos experimentales y considerando diferentes escenarios de ventilación para la estimación del riesgo asociado a la salud.

1.4.2. Objetivos Específicos

- Analizar los datos recolectados de concentración de material particulado ($PM_{2.5}$) durante la cocción de alimentos en una vivienda de la ciudad de Guayaquil mediante herramientas estadísticas.
- Ajustar un modelo basado en balance de masas que permita la estimación de factores de emisiones y perfiles de concentración de $PM_{2.5}$ durante la cocción de alimentos mediante un diseño de escenarios de ventilación (ventilación natural, campanas de extracción) y condiciones de la vivienda en Guayaquil.
- Evaluar el riesgo sobre la salud por contaminación en el aire de interiores a partir de los perfiles de concentración diaria de $PM_{2.5}$ estimados y los propuestos por la OMS (2021).

1.5. Marco Teórico

1.5.1. Definición de material particulado: PM_{10} , $PM_{2.5}$ y ultrafinas (UFP).

El material particulado también conocido por sus siglas en inglés como PM son partículas sólidas o líquidas de diminuto tamaño que se encuentran en el aire (Seinfeld & Pandis, n.d.). Estas partículas se clasifican por fracciones según su diámetro equivalente en: PM_{10} , que incluye partículas con un diámetro menor a $10\ \mu m$; $PM_{2.5}$ que se centra en partículas con un diámetro menor o igual a $2.5\ \mu m$; y ultrafinas (por sus siglas en inglés, UFP) que son partículas extremadamente pequeñas con diámetros de menos de $0.1\ \mu m$. Estas clasificaciones son cruciales para comprender y abordar los riesgos asociados a la salud según los diferentes tamaños de partículas y su capacidad para penetrar en el sistema respiratorio humano, destacando la importancia de monitorear y regular estas fracciones particulares en la gestión de la calidad del aire (Seinfeld & Pandis, n.d.).

1.5.2. Contaminación del aire de interiores y estrategias de mitigación.

Las condiciones del aire en los espacios interiores afectan directamente el bienestar del ser humano ya que la mayor parte de la población pasa aproximadamente 90% del tiempo en lugares cerrados. Existen contaminantes del aire interior (por sus siglas en inglés, IAP) que son originados por actividades de los ocupantes de las viviendas como: cocinar, fumar, emisiones de productos. Los IAP son monóxido de carbono, compuestos orgánicos volátiles, contaminantes biológicos, PM. Además, según investigaciones por parte de la United State Environmental Protection Agency (USEPA) en los IAP se incluye no solamente concentraciones de contaminantes, sino, además, condiciones térmicas (humedad relativa, flujo de aire, temperatura), luz y ruido que son cruciales (Van Tran et al., 2020). En viviendas los IAP se ven afectados por actividad humana, los materiales de construcción y la calidad del aire exterior. Por ello es importante el diseño y funcionamiento de sistemas de ventilación mecánica que ayuda a la proporción de oxígeno y aire fresco, dilución de contaminantes del aire interior, y control de humedad para crear la distribución adecuada. En respuesta a esto es útil contar con herramientas de predicción que permitan simular diferentes escenarios de contaminación de aire dentro de las viviendas, con el fin de aplicar estrategias que permitan el control y mejora de la calidad en el aire interior, de esta manera contribuir a reducir los efectos de la contaminación de aires sobre la salud (Van Tran et al., 2020).

Las concentraciones promedio ponderadas por población, empleadas para comparar la proporción de poblaciones que residen en áreas con distintos niveles de contaminación, revelan la contaminación del aire en los hogares por el uso de combustibles sólidos varían tanto a nivel regional como global. En el 2019, la concentración media anual ponderada de $PM_{2.5}$ en Ecuador fue de $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$, en Brasil de $11.7 \mu\text{g}/\text{m}^3$, en Perú de $30.8 \mu\text{g}/\text{m}^3$ y en Colombia $22 \mu\text{g}/\text{m}^3$ (World Bank Group, 2022).

El mejoramiento de la calidad del aire interior se basa en tres estrategias fundamentales: control de fuentes, ventilación mecánica y tecnologías de limpieza del aire. Se da preferencia al control de fuentes, ya que prevenir la contaminación desde su origen es más efectivo que tratar sus efectos. Eliminar las fuentes de contaminantes en el edificio puede tener un impacto significativo en la calidad del aire. En casos donde no es posible eliminar las fuentes, como partículas $PM_{2.5}$ durante la

cocción, se pueden emplear mecanismos de control de fuentes para eliminar los contaminantes directamente en su origen. La ventilación mecánica provee aire fresco y extrae el aire contaminado para reducir las concentraciones en un espacio, mientras que las tecnologías de limpieza del aire eliminan directamente los contaminantes sin depender completamente de la ventilación mecánica.

Se emplean diversos tipos de aparatos para medir las concentraciones de PM_{2.5}. Estos aparatos utilizan distintos enfoques para medir la cantidad de partículas o el conteo de partículas de forma directa o indirecta. Los métodos más comunes son el muestreo gravimétrico y las técnicas de dispersión de luz (ópticos). Los datos de emisiones de PM_{2.5} que se usarán en este estudio fueron muestreados por un monitor portátil de calidad de aire marca Aerosol Serie-500. Este dispositivo permite realizar mediciones precisas y en tiempo real de los contaminantes comunes al aire libre, midiendo hasta 16 diferentes contaminantes con la adición de cabezales de sensor intercambiables (PM_{2.5}, PM₁₀, CO, CO₂, NO₂, VOC, O₃, SO₂, H₂S).

En el contexto normativo ecuatoriano, la calidad del aire se regula mediante el Acuerdo Ministerial 097 del año 2015 (*NORMA TÉCNICA PARA EMISIONES A LA ATMÓSFERA DE FUENTES FIJAS 1. OBJETO*, n.d.) considera establece el umbral máximo de calidad de aire de PM_{2.5} para 24 horas en 50 µg/m³ con percentil 98 y para el periodo anual en 15 µg/m³. Estos límites permisibles máximos exceden los umbrales propuestos por la Organización Mundial de la Salud en el 2021 (PM_{2.5}-24h ≤ 15 µg/m³; PM_{2.5}-anual ≤ 5 µg/m³).

Dado que la OMS es reconocida como la autoridad global en salud y sus directrices son consideradas como referencia en la evaluación de la calidad del aire, en este estudio se usará como referente de salud los umbrales propuestos por la OMS, que reflejan los avances científicos y médicos más recientes, ofreciendo una perspectiva más actualizada y precisa para evaluar el impacto de la calidad del aire en la salud humana en comparación con la normativa ecuatoriana del 2015.

1.5.3. Derivación del modelo a partir del balance de masa.

La formulación matemática de las ecuaciones de conservación de masa, empleadas en este trabajo de investigación, se realiza siguiendo en un principio la derivación

$$\left(\begin{array}{l} \text{El cambio en la} \\ \text{concentración} \\ \text{en un tiempo } t \end{array} \right) = \left(\begin{array}{l} \text{ingreso} \\ \text{del} \\ \text{contaminante} \end{array} \right) + \left(\begin{array}{l} \text{incremento} \\ \text{de las emisiones} \\ \text{de la fuente} \end{array} \right) - \left(\begin{array}{l} \text{perdidas por} \\ \text{ventilación} \end{array} \right) - \left(\begin{array}{l} \text{perdidas por} \\ \text{deposición del} \\ \text{contaminante} \end{array} \right) \quad (E.1)$$

propuesta por Ott et al. (2006) y se actualiza posteriormente según los aportes de O'leary et al. (2019) y Olson & Burke (2006), a fin de incorporar los efectos del decaimiento sin ventilación, el factor de penetración y las eficiencias de captura de la campana extractora. En la ecuación E.1 se presenta el balance de masa usado como punto de partida para el modelo.

La formulación matemática de las ecuaciones de conservación de masa, empleadas en este trabajo de investigación, se realiza siguiendo en un principio la derivación propuesta por Ott et al. (2006) y se actualiza posteriormente según los aportes de O'leary et al. (2019) y Olson & Burke (2006), a fin de incorporar los efectos del decaimiento sin ventilación, el factor de penetración y las eficiencias de captura de la campana extractora. En la ecuación E.1 se presenta el balance de masa usado como punto de partida para el modelo Olson & Burke (2006) desarrollaron una ecuación que considera las estrategias de ventilación, la cual se muestra en la ecuación E.2:

$$\frac{d C(t)}{dt} = \lambda P C_a + \frac{(1 - \eta)g}{V} - \phi C(t) \quad (E.2)$$

$$C(t) = \text{concentración del contaminante en el tiempo } t \quad \left(\frac{\mu g}{m^3}\right)$$

$$C_a = \text{concentración ambiental} \quad \left(\frac{\mu g}{m^3}\right)$$

$$P = \text{Coeficiente de penetración} \quad (-)$$

$$V = \text{Volumen} \quad (m^3)$$

$$g = \text{tasa de emisión} \quad \left(\frac{\mu g}{h}\right)$$

$$\eta = \text{eficiencia de captura de la campana extractora.} \quad (-)$$

$$t = \text{time.} \quad (h)$$

$$\phi = \text{tasas de decaimiento total} \quad (h^{-1})$$

$$\text{Donde } \phi = (\lambda + k)$$

$$\lambda = \text{Decaimiento por ventilacion.} \quad (h^{-1})$$

$$k = \text{decaimiento por otros mecanismos.} \quad (h^{-1})$$

Para resolver esta ecuación diferencial se utiliza un factor de integración $e^{\int \phi dt} = e^{\phi t}$ y la condición inicial $C(0)$ en el tiempo $t = 0$. Dando como resultado la siguiente expresión de la concentración en función del tiempo – ver ecuación E.3 (Olson & Burke, 2006).

$$C(t) = \frac{\lambda PC_a}{\phi} + \frac{(1 - \eta)g}{\phi V} + \left(C(0) - \frac{\lambda PC_a}{\phi} - \frac{(1 - \eta)g}{\phi V} \right) e^{-\phi t} \quad (E.3)$$

1.5.6. Métodos de cálculo.

Las mediciones de concentraciones de $PM_{2.5}$, o de cualquier sustancia contaminante, son útiles para determinar la intensidad de las fuentes de contaminación y las tasas de emisión, siempre y cuando se conozcan otras condiciones relevantes. En la literatura especializada, se emplean diversos métodos de cálculo, siendo la mayoría fundamentada en el principio de balance de masa de la ecuación E.1. Los modelos existentes para la estimación de tasas de emisión se apoyan en distintas suposiciones acerca de las características de emisión de las fuentes y las condiciones en el entorno, y con frecuencia se sirven de una ecuación similar a la ecuación E.3.

1.5.7. Aproximación del estado estacionario

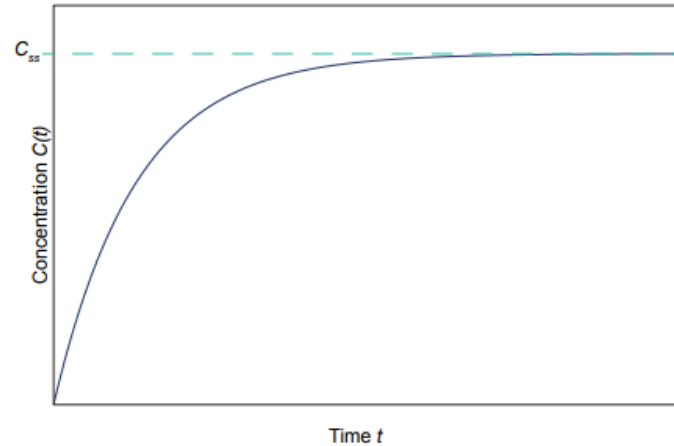
La aproximación del estado estacionario es el enfoque más básico implementado por Amouei Torkmahalleh et al. (2017). El nivel de contaminantes se acerca gradualmente hacia un valor límite cuando la ecuación 3 tiende a cero, lo que representa la concentración en estado estacionario.

$$C_{SS} = \frac{\lambda PC_a}{\phi} + \frac{(1 - \eta)g}{\phi V} \quad (E.4)$$

En la literatura, el término $\frac{\lambda PC_a}{\phi}$ se conoce como concentración de fondo C_b .

Figura 1

Concentración en estado estacionario



Aunque este método de cálculo es simple, solo es efectivo en situaciones donde las fuentes de contaminación son constantes y cuando el valor de ϕV es lo suficientemente bajo como para cumplir con las condiciones cercanas al estado estacionario. Además, las mediciones requeridas pueden afectar las emisiones observadas, lo que hace que este no sea el enfoque óptimo para estimar las emisiones de $PM_{2.5}$.

1.5.8. Área bajo la curva

Este método es similar al utilizado por varios autores Dacunto et al. (2013); He et al. (2004); Olson & Burke (2006) en el que se estudia una fuente que emite de manera constante durante un tiempo limitado y luego deja de emitir. Las concentraciones no lleguen a un estado estable, sino que aumenten durante el período de emisión (duración T) alcanzando un valor máximo C_{peak} . Después de este punto, cuando la fuente deja de emitir, las concentraciones comienzan a disminuir. Por lo tanto, a partir de la ecuación E.3, se pueden obtener dos ecuaciones: una para el período de emisión (g) y otra para el período de decaimiento (ϕ).

$$C(t) = C_b + (C_{peak} - C_b) e^{-\phi(t-T)} \quad (E.5)$$

Una vez que se ha calculado la velocidad de descomposición y se ha obtenido el valor máximo de concentración, C_p , al tiempo T , se puede determinar la duración del

período de emisión utilizando la ecuación E.3, la tasa de emisión (g) se puede determinar:

$$g = \phi V \left[\frac{C_p - C_b - (C(0) - C_b) e^{-\phi T}}{1 - e^{-\phi T}} \right] \quad (E.6)$$

Capítulo 2

2. Metodología

La metodología propuesta para estimar el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ durante la cocción de alimentos en hogares de Guayaquil, Ecuador, se fundamenta en la investigación doctoral de O'leary et al., (2019). Se divide en cuatro secciones importantes:

1. Muestreo.
2. Estimación de parámetros.
3. Algoritmo para estimación de los parámetros de la ecuación del balance de masa.
4. Análisis de sensibilidad mediante simulaciones Monte Carlo.

En el presente proyecto se propuso un algoritmo para la estimación de los parámetros de la ecuación diferencial propuesta por Olson & Burke, (2006) que describe la tasa de cambio de la concentración de $PM_{2.5}$. Se tiene mediciones experimentales de concentración y tiempo de tres menús con treinta réplicas para cada uno.

El ajuste de los parámetros del modelo matemático detallado en la sección 5.3 se estimaron mediante la elaboración de un código de Python utilizando la librería de optimización Gekko. La cual tendrá como función objetivo minimizar el error cuadrático medio entre la concentración experimental y la concentración predicha por el modelo una vez ajustado los parámetros.

2.1. Procedimiento de muestreo

El experimento se llevó a cabo en una vivienda unifamiliar en Guayaquil, Ecuador, desde el 20 de marzo hasta el 29 de julio de 2023. Se analizaron las emisiones de partículas $PM_{2.5}$ durante la cocción de alimentos. La vivienda tenía dos niveles y pertenecía a una familia de cuatro miembros, no fumadores y sin mascotas. La planta baja constaba de sala, cocina y baño, mientras que los dormitorios estaban en la planta superior. Se mantuvieron condiciones constantes de ventilación con ventanas y puertas cerradas, y se usó aire acondicionado a 20°C.

Durante la cocción, se utilizaron una estufa de gas de cuatro hornillas sin campana extractora, siempre empleando las mismas hornillas. No se realizó limpieza adicional y las mediciones de emisiones se efectuaron con un muestreador portátil ubicado a 0.85 m de la estufa. El equipo se encendía 9 minutos antes de iniciar la cocción. El tiempo de medición varió según el menú y se detenía cuando se alcanzaba una concentración estable de al menos 0.012 mg/m^3 o después de mantenerse estable durante 2 minutos. Se diseñaron 3 menús ligeros (D1, D2, D3) donde se controló la forma de cocción y cantidades de los alimentos que integran cada menú ligero. La

duración de las mediciones varió entre 42 y 182 minutos según el tipo de comida y menú. En este proyecto los tres menús, se detallan en la tabla 1. Los datos se registraron junto con grabaciones de voz del cocinero anunciando eventos durante la cocción. Se realizaron réplicas de los menús con la mayor rigurosidad posible, aunque se permitieron algunas variaciones dadas las condiciones de un hogar en comparación con un entorno de laboratorio. Las comidas cocinadas formaban parte de la alimentación de la familia, por lo que se evitó quemar o cocinar en exceso, y no se reciclaba el aceite de una comida a otra.

Para simular el comportamiento de una familia que come durante todo el año esos tres menús se tomó la siguiente decisión:

- Se elaboraron treinta réplicas de los tres menús ligeros para simular que estos serán cocinados para el desayuno, almuerzo y merienda.

De esta manera se tienen 27000 combinaciones posibles de comidas diarias $30 \times 30 \times 30 = D \times A \times C$ para simular los 365 días del año. Para asegurar la calidad y confiabilidad de la información recopilada, se realizó una revisión de los datos brutos para identificar posibles errores, valores atípicos o datos faltante para obtener resultados más precisos y significativos en las etapas subsiguientes.

Tabla 1.

Descripción de los menús ligeros del muestreo

Menú ligero	Descripción	Ingredientes	Cantidad	Unidades	Forma de cocción
1	Quesadillas	Tortillas de harina de trigo integral Aceite de oliva Queso	25-55 15-30 30-80	g ml g	Se fríe las tortillas en un sartén con aceite de oliva y se coloca las rebanadas de queso encima. Se tapa el sartén hasta que el queso se derrita en la tortilla.
2	Tostadas, huevos revueltos, leche caliente	Pan Aceite de oliva Queso Huevos Leche Condimentos: Sal	30-120 15-30 20-80 3-4 250-300	g ml g und ml	Se enciende la sanguichera Se coloca una rebanada de queso en el pan y se empieza a tostar. En un sartén se coloca aceite de oliva, se deja calentar el aceite Se echan los huevos en el aceite y se fríen En una olla se coloca leche y se calienta.
3	Plátanos verdes y huevos fritos	Plátano verde picado en trozos Aceite de oliva Aceite vegetal comestible Huevos Condimentos: Sal	200-300 15-30 300-350 3-4	g ml ml und	Se fríe los cubos de plátano verde en aceite vegetal comestible. Se fríen dos huevos en aceite de oliva.

2.2. Estimación de parámetros del modelo matemático

2.2.1. Modelo matemático

La ecuación diferencial de la conservación de masa utilizada en este estudio se deriva inicialmente siguiendo el método propuesto por Ott et al. (2006) y Olson & Burke (2006):

$$\frac{dC(t)}{dt} = \lambda_T PCa + \frac{g}{V} - (\lambda_T + k)C(t) \quad (E.7)$$

Para la resolución esta ecuación diferencial, se emplea un factor de integración dado por $e^{\int \phi dt} = e^{\phi t}$, junto con la condición inicial $C(0)$ en el momento $t = 0$. Esto conduce a la siguiente formulación de la concentración en términos del tiempo ecuación E.3 (Olson & Burke, 2006).

$$C(t) = \frac{\lambda_T P C_a}{(\lambda_T + k) V} + \frac{g}{(\lambda_T + k) V} + \left(C(0) - \frac{\lambda_T P C_a}{(\lambda_T + k) V} - \frac{g}{(\lambda_T + k) V} \right) e^{-\phi t} \quad (E.8)$$

Se adapta este modelo al lenguaje de Python con la librería Gekko, permitiendo optimizar ecuaciones diferenciales mediante una función objetivo, realizar cálculos matemáticos y mostrar gráficamente resultados obtenidos. Estableciendo restricciones y rangos según para los parámetros a optimizar.

La concentración promedio, $\overline{C(t)}$ ($\frac{mg}{m^3}$), entre los tiempos $t = 0$ y $t = t$, se puede obtener integrando la ecuación E.8 entre estos límites y dividiendo por el periodo de tiempo de interés, t . resultando así:

$$\overline{C(t)} = \frac{\lambda_T P C_a}{(\lambda_T + k) V} + \frac{g}{(\lambda_T + k) V} - \frac{C(t) - C(0)}{(\lambda_T + k) t} \quad (E.9)$$

Para predecir la concentración promedio global sobre un periodo significativo de tiempo, $t_{overall}$, como días, mes o años, se debe dividir en j subperiodos distintos donde el tiempo es igual a la suma de las duraciones de cada subperiodo, $t_{overall} = \sum_{i=1}^j t_i$. Cada subperiodo corresponde a un cambio en la tasa de emisión o ventilación, así que la concentración final de cada subperiodo será la concentración inicial de el siguiente subperiodo. La concentración promedio global sobre el tiempo $t_{overall}$ es calculada entonces como la media ponderada, $\overline{C(t_i)}$, para cada subperiodo donde:

$$\overline{C(t_{overall})} = \frac{\sum_{i=1}^j \overline{C(t_i)} t_i}{t_{overall}} \quad (E.10)$$

2.2.2. Variables de entrada

Tasa de ventilación (λ_T): Es la variable que representa el intercambio de aire en cocina en litros por segundo [l/s] y reportada en [h^{-1}] para cada estrategia de extracción de contaminantes (O'leary, Jones, Dimitroulopoulou, et al., 2019).

Eficiencia de captura (n): Es una variable que representa la eficiencia del sistema de ventilación de la cocina o campana de extracción en la captura de emisiones de material particulado y $PM_{2.5}$,

es independiente y fija para cada simulación. Se reporta en un rango de (0 a 100) % en campañas de extracción de países como China, Estados Unidos, Reino Unido, medido experimentalmente (O'leary, Jones, Dimitroulopoulou, et al., 2019).

2.2.3. Variable independiente

Tiempo (t): Es la variable que representa la duración de las actividades de cocción reportada en horas [minutos].

2.2.4. Variable de estado

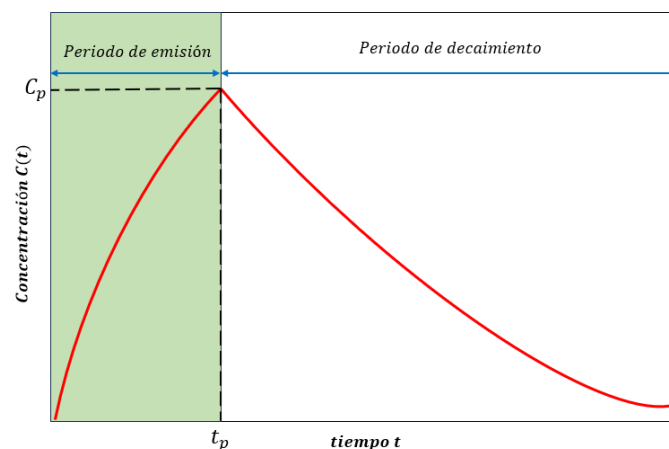
Concentración de PM_{2.5} durante la fase de emisión y decaimiento C(t): Se refiere a la cantidad de PM_{2.5} emitida durante determinados periodos de tiempo.

2.2.5. Parámetros

Tasa de decaimiento total (ϕ): Es una variable que representa el decrecimiento de la concentración del material particulado una vez que cesa su emisión. A partir de la ecuación E.8, se pueden derivar dos ecuaciones, una que describe el periodo de emisión $t = 0 \rightarrow C(0)$, $t = t_p \rightarrow C_p$ y una que describe el periodo de decaimiento, $t > t_p$ (O'leary, Jones, Dimitroulopoulou, et al., 2019).

Figura 2

Comportamiento de la concentración PM_{2.5}



Durante el periodo de decaimiento, la tasa de emisión (g) cesa $g = 0$, $C(0) = C_p$ y $t = t_p$. Por lo tanto, la ecuación E.8 se transcribe de la siguiente manera para la etapa de decaimiento:

$$C(t) = \frac{\lambda_T P C_a}{\phi V} + \left(C_p - \frac{\lambda_T P C_a}{\phi V} \right) e^{-\phi(t-t_p)} \quad (E.9)$$

Donde $C_b = \frac{\lambda_T P C_a}{\phi V}$ es la concentración de fondo la cual puede ser obtenida mediante mediciones de concentración en ausencia de la fuente interna de emisión, por lo que la ecuación E.9 se reescribe de la siguiente manera:

$$\ln(C(t) - C_b) = \ln(C_p - C_b) - \phi(t - t_p) \quad (E.10)$$

La ecuación E.10 es ahora una ecuación lineal de la forma $y = mx + b$, donde la pendiente es la tasa de decaimiento. Con este método, se puede aplicar una regresión log-lineal para determinar la tasa de decaimiento total a partir de las concentraciones monitoreadas. Por cada repetición de cada menú, se tendrá una tasa de decaimiento diferente.

Tasa de emisión (g): Esta variable representa la tasa de emisión del material particulado en unidades de masa sobre tiempo. Una vez determinada el valor de la tasa de decaimiento total, se puede determinar la tasa de emisión de la fuente, tomando como límites desde $t = t_0$ hasta $t = t_p$.

Dacunto et al., (2013); O'leary et al. (2019) han demostrado que la tasa de emisión en la cocción de alimento no es constante, sin embargo, para este proyecto se considera como de punto de partida el valor referente a la tasa de emisión de cada menú ligero que se obtenga a partir de esta ecuación para el algoritmo del ajuste de parámetros (O'leary, Jones, Dimitroulopoulou, et al., 2019).

Tasa de ventilación total (λ_T): Es una variable que comprende la ventilación por infiltración y exfiltración a través de aberturas, y el flujo de aire a través de sistemas mecánicos. Para la determinación de esta tasa de ventilación total dependerá del tipo de vivienda (tipo gotera o hermética), para las de tipo gotera en las cuales existe alta permeabilidad del aire, pequeñas tasas de flujo de extracción mecánica incrementan la tasa de infiltración y reducen la exfiltración (Palmiter, L & Bond, T., 1991) (Ozkaynak et al., 1996) (Ott et al., 2006). Por lo tanto:

$$\lambda_T = \lambda_N + \frac{\lambda_M}{2} \quad (E.11)$$

Donde λ_M representa la tasa de flujo por sistemas de ventilación mecánicos y λ_N la tasa de infiltración. El muestreo de la concentración de $PM_{2.5}$ se llevó a cabo bajo las siguientes limitantes:

- Sistema de extracción de aire apagado.
- Puertas y ventanas del área de la cocina cerrada.

$$\lambda_T = \lambda_N \quad (E.12)$$

Bajos estas condiciones, el único medio de ventilación dentro del experimento es la infiltración. Esta tasa de infiltración depende de las condiciones ambientales como temperatura, presión, velocidad del aire del lugar donde se lleve a cabo los experimentos, por lo que la medición de este es difícil llevar a cabo y requiere un análisis detallado que queda fuera de este estudio. Por lo tanto, este parámetro se lo estimara de igual manera dentro del algoritmo del ajuste

Tasa de deposición (k): Esta variable incluye todos los procesos excepto el intercambio de aire que resulta en la perdida de partículas (por sedimentación, adsorción y absorción). Ozkaynak et al., (1996) (Delp & Singer, 2012a) determinaron que la tasa de deposición k esta normalmente distribuida y truncada entre $0 - 0.78 \text{ h}^{-1}$ mediante estudio de modelado de $\text{PM}_{2.5}$.

Coefficiente de penetración (P): Es la variable que representa la fracción f de partículas que penetran la envolvente del edificio, es adimensional y medido en un rango de 0 a 1 donde $P = 1$ para un flujo de aire a través de aberturas grandes, como ventanas abiertas, y $P < 1$ para otras rutas de flujo de aire. En Latinoamérica no se han realizado estudios en los cuales se determine un rango específico de este parámetro, por lo que se tomará el rango de 0 a 1 para la parte del ajuste en este proyecto (Rim et al., 2012).

2.2.6. Constantes

Volumen (V): El volumen de la cocina de la vivienda en donde se realizaron las mediciones de $\text{PM}_{2.5}$ y PM_{10} al cocinar 3 menús de comidas es de $22.82 \text{ [m}^3\text{]}$.

Concentración ambiental: La concentración ambiental o externa, fue reportada por (*El Recreo, Durán, Ecuador Air Pollution: Real-Time Air Quality Index (AQI)*, n.d.) desde el 9/5/2022 hasta 27/11/2023 de la concentración externa en El Recreo, Durán, Ecuador. Esta base de datos reporta el valor mínimo, máximo, cuartil 1, cuartil 2 y cuartil 3 de la concentración de $\text{PM}_{2.5}$ y PM_{10} , de donde se utilizará el valor del cuartil 2 para ambos tipos de material particulado.

Concentración inicial (C(0)): Es igual a la concentración interior, que también es la concentración en estado estacionario o en ausencia de fuentes internas. Usa unidades de $[\mu\text{g}/\text{m}^3]$.

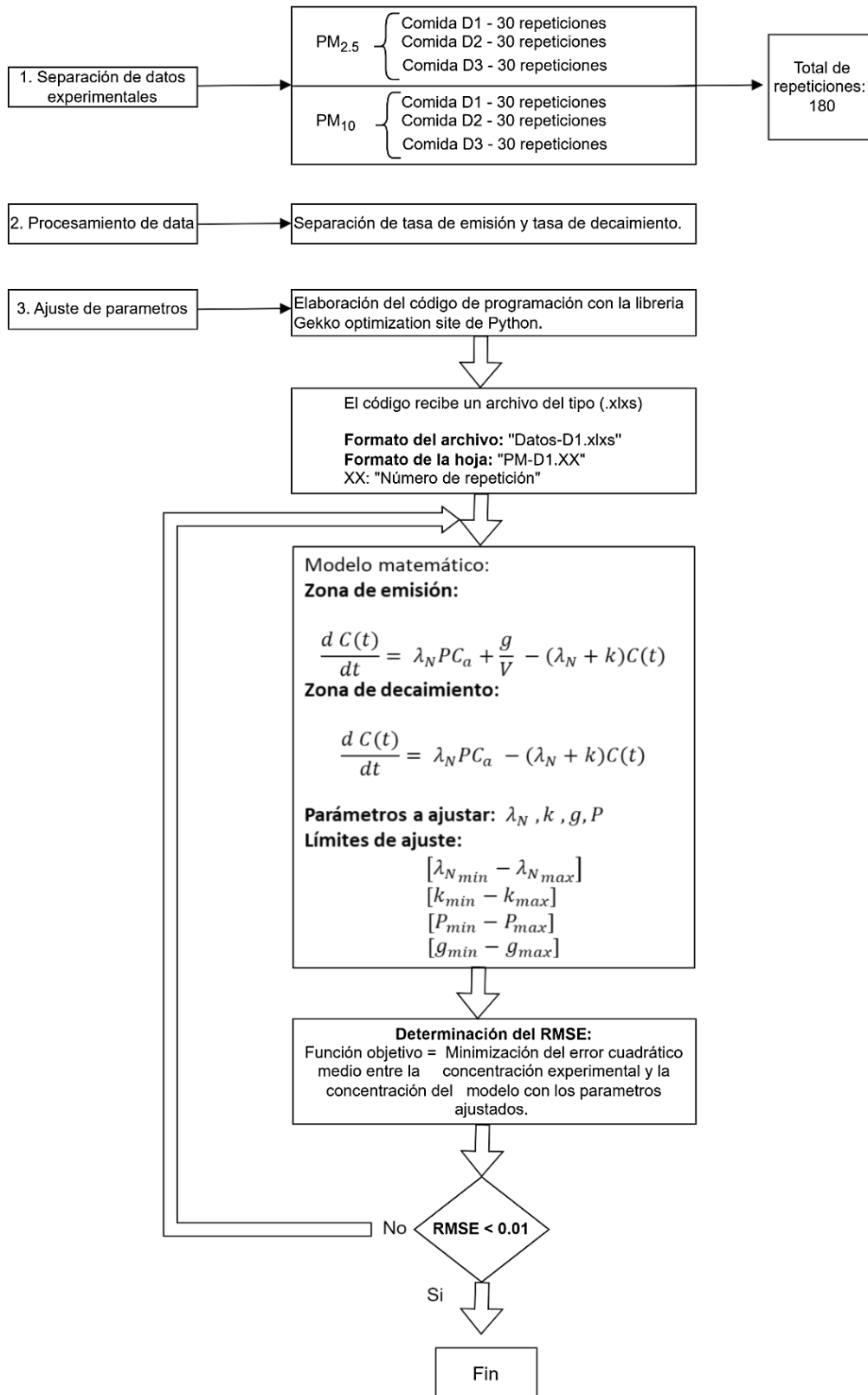
2.2. Selección del lenguaje de programación

De acuerdo con las necesidades del proyecto, se eligió el lenguaje de programación de Python por su facilidad de sintaxis, librerías de optimización, generación de gráficas, compatibilidad con otras plataformas, entre otros. Así mismo, para la optimización del modelo se usará el paquete de optimización Gekko que permite la resolución de ecuaciones diferenciales, simulación dinámica y modelos predictivos no lineales (Hedengren et al., 2014) y otras librerías como pandas y que permiten la importación de datos con Microsoft Excel (Boccardo et al., 2016a).

Figura 3

Algoritmo para la estimación de los parámetros de la ecuación del balance de masa

Fuente: Elaboración propia



El algoritmo para la estimación de parámetros permitirá ajustar los datos de la curva experimental para cada repetición de cada menú ligero, mediante la librería de optimización Gekko, que es una librería diseñada como una abstracción de alto nivel para problemas de optimización matemática, donde los modelos se estructuran en constantes, parámetros y variables que están interrelacionados mediante intermedios o ecuaciones diferenciales.

Tabla 2.

Distribución de elementos del modelo

Variable de estado	Parámetros	Constantes
<ul style="list-style-type: none"> Concentración en el tiempo $C(t) \left[\frac{mg}{m^3} \right]$ 	<ul style="list-style-type: none"> Tasa de infiltración. $(\lambda_N) [h^{-1}]$ Tasa de deposición. $(k) [h^{-1}]$ Coeficiente de penetración. $(P) [-]$ Tasa de emisión. $(g) \left[\frac{mg}{h} \right]$ 	<ul style="list-style-type: none"> Concentración ambiental. $(C_a) \left[\frac{mg}{m^3} \right]$. Volumen $(V) [m^3]$

Para la estimación de los parámetros de la ecuación E.2, se define un límite alto y bajo para cada parámetro, estos son el valor máximo y mínimo de cada menú ligero. El algoritmo escoge valores del parámetro dentro de estos límites, hasta que se cumpla la función objetivo de la simulación. Dentro de este proyecto la función objetivo será de minimizar el error cuadrático medio entre los datos experimentales de concentración de $PM_{2.5}$ y los valores de concentración obtenidos mediante el modelo con los parámetros ajustados. Posterior a esto, se define el modo de operación dentro del algoritmo. La librería Gekko Dynamic Optimization en Python tiene nueve modos de operación, se seleccionó el modo ocho (estimación secuencial dinámica) el cual es para la estimación dinámica de parámetros, discretizando intervalos regulares de la variable independiente. El modo de operación ocho genera una solución con un enfoque secuencial vs simultáneo.

Este algoritmo (Ilustración 3) permite obtener los valores de los parámetros de la ecuación E.2. La tasa de emisión varía dependiendo del tipo, la forma e ingredientes a cocinar, por lo tanto, se tendrán 30 tasas de emisión por cada menú. Se determina una tasa de emisión promedio con su respectiva desviación estándar para cada menú al igual que los experimentos realizados por O'Leary et al., (2019) y evaluados mediante un análisis de varianza. Para los parámetros λ_N, P, k se establece una media y desviación estándar de los 90 valores obtenidos de las tres comidas en conjunto, ya que estas variables no se pueden medir con facilidad y dependen de las

condiciones ambientales, configuración y tipo de vivienda en la cual se lleve a cabo el experimento.

2.3. Análisis de varianza

El análisis de varianza (ANOVA) es una técnica estadística para el estudio del efecto de uno o más factores sobre la media muestral de una variable (Sthle & Wold, 1989) (Boccardo et al., 2016b). Para la implementación de esta técnica, se debe cumplir tres supuestos que brindan robustez al ANOVA: repetitividad, normalidad y homocedasticidad. Las pruebas de normalidad Kolmogórov-Smirnov y Shapiro-Wilk se aplican para determinar el supuesto de normalidad de los datos recolectados y para verificar si las varianzas de los parámetros ajustados son iguales entre los grupos, se realizará una prueba de homocedasticidad (igualdad de varianza), corroborando el supuesto de homocedasticidad. Estos análisis se realizaron bajo un nivel de confianza del 95%. Posterior a esta comprobación de los supuestos, se aplica un análisis ANOVA para afirmar que existe evidencia estadística para aceptar las siguientes hipótesis:

ANOVA 1

- H_o = las medias muestrales de los parámetros λ_N, k, P no varían con el tipo de menú.
- H_a = Al menos de una de las medias muestrales varía con el tipo de menú.

ANOVA 2

- H_o = las medias muestrales de la tasa de emisión (g) no varía con el tipo de menú.
- H_a = Al menos de una de las medias muestrales de la tasa de emisión de un menú varía.

Estos dos análisis de varianza permitirán evidenciar que, a pesar de existir diferencia en las medias muestrales de los parámetros estimados, existe evidencia estadística para demostrar que las medias muestrales no varían para el ANOVA 1 (no rechazo de H_o) y varía para el ANOVA 2 (rechazo de H_o), con nivel de significancia del 5% ($\alpha = 5\%$). Con los resultados de estos análisis de varianza, se permitirán definir la media aritmética y desviación estándar general para λ_N, k, P y valores respectivos para g según el tipo de menú.

2.4. Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad se realiza mediante la simulación Montecarlo para la evaluación de la respuesta de los errores en los valores de los parámetros del modelo matemático (Geweke, 1996; Villalobos et al., 1998).

2.4.1 Consideraciones previas al análisis de sensibilidad a partir de tesis doctoral O'leary (2019).

Con la finalidad de conocer y corroborar los resultados que se siguieron en la tesis doctoral de O'leary (2019) para el análisis de sensibilidad de los diferentes escenarios analizados (solamente tasa de infiltración, sin y con diferentes eficiencias de campana extractora) se consideró la información mostrada a continuación:

Tabla 3.

Ejemplo de entradas generales de escenarios O'Leary (2019)

Entrada	Valor		
Volumen [m ³]	22.6		
Tasa de infiltración [h ⁻¹]	0.40		
Tasa de deposición [h ⁻¹]	0.25		
Coefficiente de penetración [-]	0.70		
Número de emisión	1	2	3
Tasa de emisión [mg.min ⁻¹]	1.22	2.70	12.4
Duración [min]	3.5	28.1	20.8

Figura 4

Resultados del perfil de 24h para los escenarios de O'leary (2019)

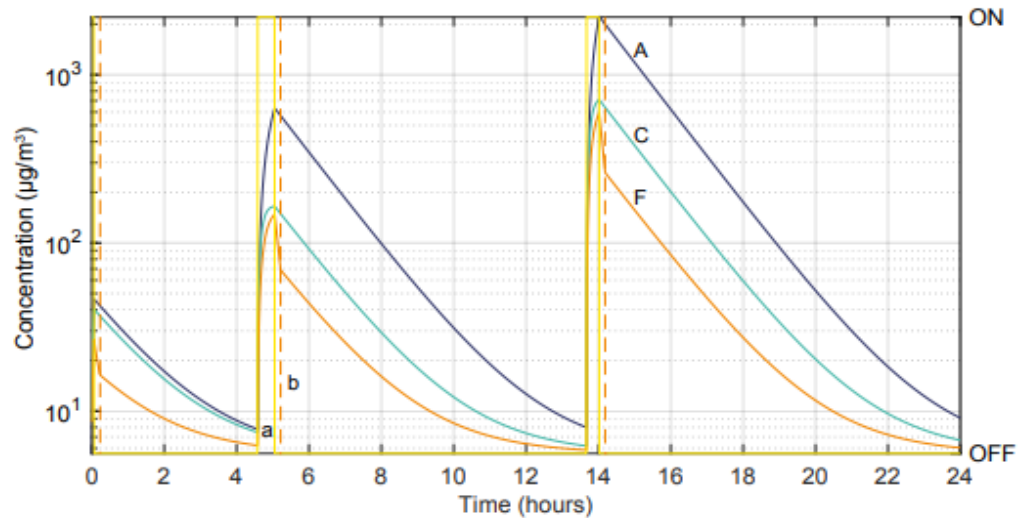


FIGURE 6.6: Example scenarios; A (blue), infiltration only; C (teal), 60 l/s general extract during cooking; F (orange), 30 l/s extract through cooker hood with $\eta = 50\%$ during cooking plus 10 minutes after; a (yellow), source emission function; b (orange dashed), marks 10 minutes after the end of cooking.

Teniendo en cuenta la información mostrada, se desarrolló un código con el propósito de visualizar de manera gráfica el comportamiento de la concentración de PM_{2.5} a lo largo del tiempo. Este enfoque permite validar la importancia del tiempo en el perfil de concentración de PM_{2.5}. La Ilustración 10 representa visualmente la necesidad de distinguir claramente entre las fases de emisión y decaimiento ya que luego de 5 horas las emisiones se mantienen con un valor constante. Ignorar esta consideración podría llevar a la falsa suposición de que la concentración de PM_{2.5} se mantiene constante después de un período específico provocando interpretaciones inexactas y pérdida de información relevante.

Figura 5

Gráfica del perfil de concentración $PM_{2.5}$ usando la EDO de O'leary (2019)

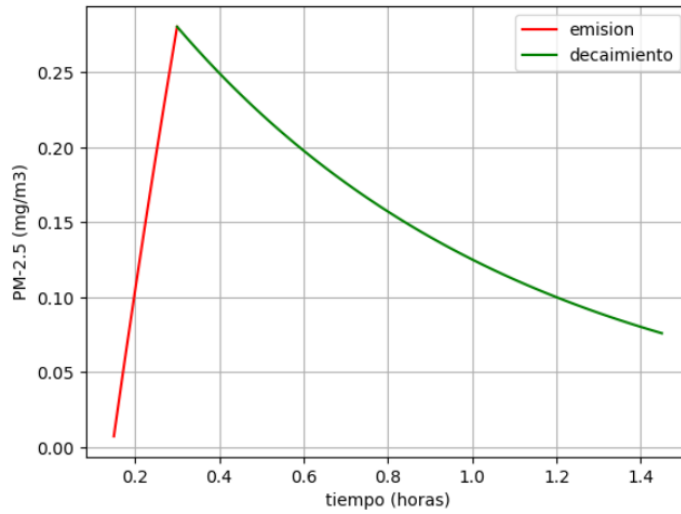
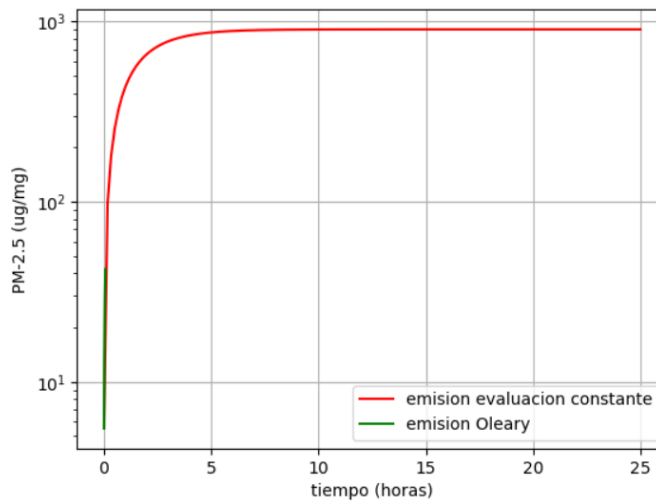


Figura 6

Perfil de concentración $PM_{2.5}$ con valores de tesis doctoral



Como paso siguiente, se procede a determinar con precisión los intervalos de tiempo correspondientes a las fases de emisión y decaimiento en nuestros datos del proyecto. Esta etapa es esencial para garantizar una representación fiel de la dinámica temporal de la concentración de $PM_{2.5}$, contribuyendo a la interpretación más precisa y significativa de los resultados obtenidos en nuestro estudio.

2.4.2. Metodología del análisis de sensibilidad

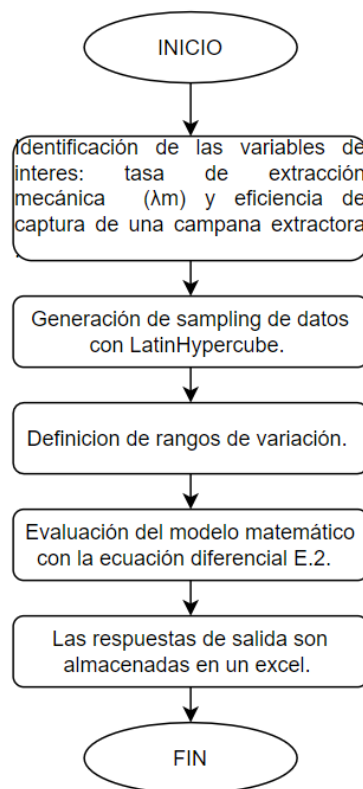
Se seleccionó la técnica Latin Hypercube Sampling with multi-dimensional uniformity (Ihsmdu) en combinación con Monte-Carlo ya que se conocía poca información sobre la

distribución de los parámetros de entrada a analizarse. De esta manera se logra abordar la variabilidad y la incertidumbre en los modelos de simulación, permitiendo una exploración más completa del espacio de entrada y una representación más precisa de las posibles condiciones y escenarios. Además de reducir la aleatoriedad garantizando una distribución más uniforme de las muestras a lo largo de los rangos de las variables.

Figura 7

Algoritmo de análisis de sensibilidad

Fuente: Elaboración propia



Inicialmente se identifican las variables de interés: la tasa de ventilación mecánica (λ_M) y eficiencia de captura (η) frente a los parámetros ajustados al modelo de Ott (E.2), ya que comprender cómo la ventilación mecánica y la eficiencia del perfil de concentración de $PM_{2.5}$ impactan en las concentraciones de partículas en interiores es fundamental para el diseño

efectivo de sistemas de ventilación, implementación de estrategias que minimicen la exposición a $PM_{2.5}$ para proteger la salud de los ocupantes de las viviendas.

Considerando que las campanas extractoras existentes actualmente en el mercado ecuatoriano no poseen registro de eficiencia de captura probada experimentalmente. De acuerdo con Del&Singer (2012a) la eficiencia de captura de las campanas de extracción se evalúa en términos de fracción de contaminantes generados que son eliminados por el ventilador de extracción y va desde el 52% hasta el 100%. El % de flujo nominal se refiere a la cantidad de aire que la campana de extracción puede extraer en relación con su flujo nominal que es una medida importante en el rendimiento de las campanas extractoras, se indica la tasa de extracción máxima específica para las campanas de extracción evaluadas de $47 L^{-1}$ (Delp & Singer, 2012b). En este proyecto, se consideraron los valores especificados en la tabla 3 para la eficiencia de captura debido a que se presentan en un gráfico de sensibilidad las eficiencias de captura (η) para cada campana de extracción en diferentes configuraciones de quemadores, lo que permite comparar el rendimiento de las diferentes campanas en términos de su capacidad para capturar los contaminantes generados durante la cocción.

Tabla 4

Información de campanas extractoras en EE. UU

Fuente: Delp & Singer (2012a).

Campana	Descripción	Eficiencia de captura (η)
L1	Básica, bajo costo	52%
B1	Básica, silenciosa	93%
A1	ASHRAE 62.2	80%
E1	Energy star	86%
E2	Energy star	94%
M1	microonda	95%
P1	premium	100%

Continuando con el algoritmo de análisis de sensibilidad se realiza la generación de 100 escenarios con la librería Latin Hypercube Sampling with multi-dimensional uniformity (lhsmdu). Posterior a esto, la estimación de los parámetros se realiza mediante el uso de la librería Gekko Dynamic Optimization en Python, cuya función objetivo se declaró:

$$función\ objetivo = \min(C_{modelo\ emisión} - C_{exp})^2$$

Esta función minimizó el error cuadrático medio entre la concentración obtenida por el modelo dinámico y la concentración experimental de cada replica de los menús, haciendo iteraciones con los parámetros a estimar, definiendo un rango de iteración teórico para los mismos.

De manera análoga, se ajustaron los parámetros en la fase de decaimiento: tasa de decaimiento (k), coeficiente de penetración (P), tasa de infiltración (λ_N). Los resultados de este algoritmo de

programación incluyen el perfil gráfico de concentración de $PM_{2.5}$ del modelo matemático y los parámetros ajustados (λ_N , P, k, g), que se archivaron en un archivo de Excel para cada repetición de cada menú ligero.

2.5 Perfil de concentración $PM_{2.5}$ 24h

La metodología por seguir para la generación del perfil de concentración de $PM_{2.5}$ durante 24h se detalla a continuación:

Los horarios de cocinar los menús se mantienen constantes: 07h00, 12h00 y 19h00 y el tiempo de cocción corresponde con el tiempo real de medición. Desde las 00h00 hasta las 06h59 la concentración se considera constante y corresponde al valor medido en el minuto uno del desayuno escogida al azar. A partir de las 07h00, la concentración de $PM_{2.5}$ corresponde con los valores medidos durante el desayuno seleccionando. Una vez finalizado el tiempo de medición real la concentración se mantiene constante por 1 hora y corresponde con el minuto final de medición de ese desayuno. A partir de ese momento hasta las 11h59 la concentración corresponde con la del minuto 1 del almuerzo. A partir de las 12h00, La concentración de $PM_{2.5}$ durante la cocción corresponde con los valores medidos del almuerzo seleccionado al azar. Una vez finalizado el tiempo de medición la concentración se mantiene constante durante una hora y corresponde con la concentración del minuto final del almuerzo. A partir de ese momento hasta las 18h59 la concentración corresponde con la del minuto 1 de la cena selecciona al azar. A partir de las 19h00, La concentración de $PM_{2.5}$ corresponde con los valores medidos de la cena seleccionada al azar. Una vez finalizado el tiempo de medición la concentración se mantiene constante hasta las 23h59 y corresponde con la concentración del minuto final de la cena.

Capítulo 3

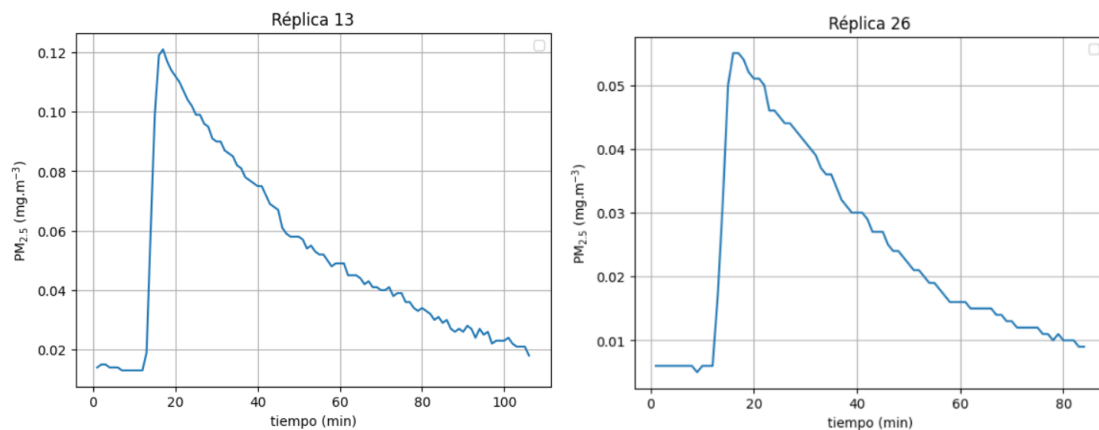
3. Resultados y análisis

3.1. Procesamiento de los datos experimentales

Los datos experimentales de las concentraciones de $PM_{2.5}$ para cada minuto de cada replica de los menús, presentaron comportamientos inusuales al momento de realizar las gráficas de los perfiles experimentales de $PM_{2.5}$. Estos comportamientos se pueden relacionar con interferencias, errores en la medición o situaciones específicas en la técnica de preparación, a pesar de elaborar el mismo menú. Estas situaciones específicas pueden ser encender o pagar la llama de la hornilla de la cocina, añadir el aceite de oliva o vegetal al sartén, freír trozos de plátanos, etc. donde se observaron aumentos y descensos en la emisión de las $PM_{2.5}$. De igual manera, las interferencias o errores en la medición se pueden asociar a posibles descalibraciones por parte del sensor de medición.

Figura 8

Concentración de $PM_{2.5}$ medido para el menú-1



Frente a esto, se seleccionaron aquellos datos experimentales en los cuales no presentaron aleatoriedades en las emisiones de $PM_{2.5}$, de esta manera se disminuyen errores en la estimación de los parámetros con la minimización del error cuadrático medio entre los datos experimentales y los datos obtenidos mediante el modelo dinámico teórico.

3.2. Estimación de parámetros a partir del modelo dinámico del balance de masa.

Después de procesar los datos, se implementó un algoritmo de programación para estimar los parámetros del modelo dinámico que no fueron capaces de medir experimentalmente (tasa de deposición (k), coeficiente de penetración (P), tasa de

infiltración (λ_N) y tasa de emisión (g) para la fase de emisión). Para esto, los datos experimentales de $PM_{2.5}$ se dividieron en las fases de emisión y decaimiento, al identificar la concentración pico que separa estas respectivas fases. La tasa total de emisión y decaimiento se determinó calculando la concentración de fondo, asumiendo que esta corresponde a la emisión de $PM_{2.5}$ durante los primeros 8 minutos de la cocción.

La tasa total de decaimiento se derivó de la pendiente de la gráfica de la ecuación E.10, mientras que la tasa de emisión (g) se determinó mediante la ecuación E.6.

En el apéndice A, se muestran las gráficas del perfil de concentración para cada una de las réplicas de los menús. Dichas gráficas, reflejan la tendencia que deberían seguir los datos experimentales, basado en la E.10. A continuación, se muestra un ejemplo de la gráfica generada por el código de Python. Sin embargo, es importante recalcar algunas observaciones importantes:

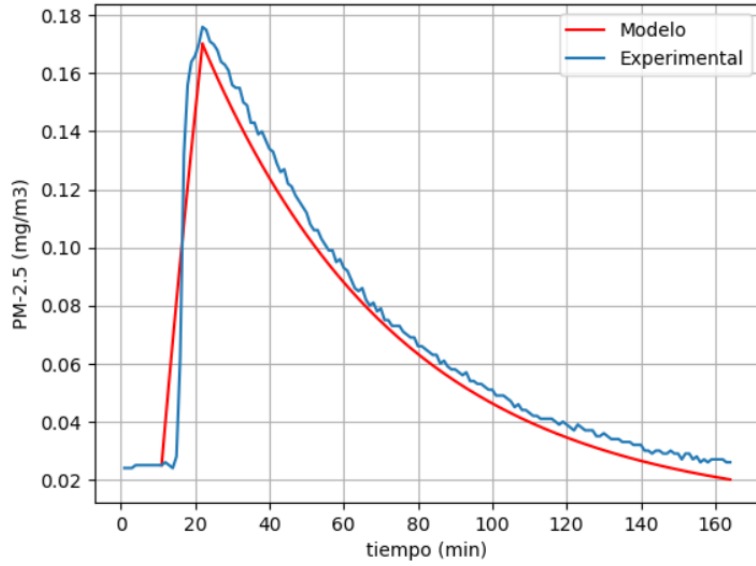
- La gráfica del perfil de concentración $PM_{2.5}$ D1 repetición 30 muestra un perfil experimental completamente inestable, con una variabilidad significativa o ruido de los datos, por lo que no se puede ajustar al modelo.
- Algunas gráficas experimentales tienen perfiles de concentración fluctuantes de los datos para cada menú a pesar de seguir la misma técnica de cocción en cada replica.

Esta variabilidad de la concentración de $PM_{2.5}$ no permite realizar un buen ajuste el modelo dinámico y la estimación de los parámetros mediante el código elaborado, aumentando así error cuadrático medio (RMSE). Por esto, se seleccionaron todos aquellos ajustes en los que tuvieron un RMSE menor al 5%.

La ilustración 6 muestra los resultados del código de Python que, al ejecutarse además de generar gráficas del perfil de concentración, los parámetros (λ_N , P, k, g) ajustados al modelo matemático, generan una tabla como se muestra a continuación:

Figura 9

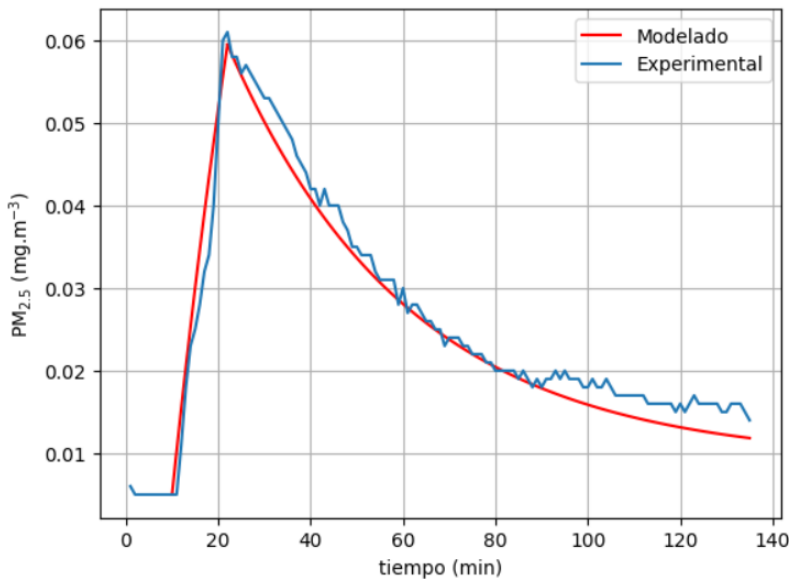
Grafica experimental y modelado y resultados de la concentración de $PM_{2.5}$ en la estimación de los parámetros para la réplica 1 del menú-2



D2-R1	minuto	$PM_{2.5}$ (mg.m ⁻³)	Error (RMSE)
	9	0,0250	2,91%
	10	0,0250	
	11	0,0250	
	12	0,0395	
	13	0,0538	
	14	0,0678	
	15	0,0815	
	16	0,0949	
	17	0,1081	
	18	0,1210	
	19	0,1336	
	20	0,1460	
	21	0,1582	
	22	0,1701	
	23	0,1671	
	24	0,1641	
	25	0,1613	
	26	0,1584	
	27	0,1557	
	28	0,1530	
	29	0,1503	
	30	0,1477	
	31	0,1451	
	32	0,1426	
	33	0,1401	
	34	0,1377	
	35	0,1353	
			0,58%

Figura 10

Grafica experimental y modelado y resultados de la concentración de $PM_{2.5}$ en la estimación de los parámetros para la réplica 12 de menú-3.



D3-R12	minuto	$PM_{2.5}$ (mg.m ⁻³)	Error (RMSE)
	9	0.00500	0.52%
	10	0.00500	
	11	0.01030	
	12	0.01545	
	13	0.02045	
	14	0.02531	
	15	0.03003	
	16	0.03461	
	17	0.03907	
	18	0.04339	
	19	0.04759	
	20	0.05167	
	21	0.05563	
	22	0.05948	
	23	0.05820	
	24	0.05695	
	25	0.05574	
	26	0.05456	
	27	0.05341	
	28	0.05228	
	29	0.05119	
	30	0.05012	
	31	0.04908	
	32	0.04807	
	33	0.04708	
	34	0.04612	
	35	0.04518	
			0.23%

Esta tabla se genera para cada replica de los menús obteniendo un total de 90 tablas, 90 gráficas y 60 valores de los parámetros a excepción de la tasa de emisión que solo tiene efecto en la etapa de emisión y es diferente para cada tipo de menú, por lo tanto, se tuvieron 30 valores por cada uno. En la tabla 2, se proporciona el rango de porcentaje de error obtenido para cada desayuno. Cabe destacar que, aunque en algunas réplicas se registraron porcentajes de error de hasta un 5%, se optó por trabajar con estos valores. Esta elección se fundamenta en la naturaleza del problema, la disponibilidad de datos y los objetivos del modelo, comprendiendo que, debido a estas consideraciones, no todos los datos pueden ajustarse de manera perfecta.

En conjunto, estos resultados resaltan la capacidad del algoritmo para proporcionar estimaciones precisas en un contexto donde múltiples variables influyen en las emisiones de PM_{2.5} asociadas a la cocción de alimentos.

Tabla 5

Resultados del porcentaje de error de los parámetros ajustados.

Desayuno	etapa de emisión	etapa de decaimiento
D1	[0.22 – 3.27]	[0.16 – 1.55]
D2	[0.16 – 4.52]	[0.07 – 1.55]
D3	[0.09 – 3.91]	[0.07 – 1.03]

Tabla 6

Media y desviaciones estándar de los parámetros estimados para cada menú.

Menú	Medidas de dispersión	tasa de infiltración (h⁻¹)		coef. de penetración		tasa de deposición (h⁻¹)		tasa de emisión (mg/h)
		emisión	decaimiento	emisión	decaimiento	emisión	decaimiento	
D1	\bar{X}	1.73	1.72	0.61	0.75	0.48	0.31	18.53
	<i>S</i>	1.35	1.23	0.23	0.23	0.29	0.24	15.57
D2	\bar{X}	2.48	1.55	0.63	0.74	0.39	0.30	18.17
	<i>S</i>	1.66	0.62	0.18	0.66	0.28	0.24	7.03
D3	\bar{X}	2.11	1.94	0.48	0.67	0.53	0.42	10.53
	<i>S</i>	1.25	1.74	0.19	0.28	0.25	0.26	8.69

3.3. Análisis de varianza

El análisis de varianza permitió definir la media aritmética y desviación estándar de la tasa de infiltración, deposición y emisión y coeficiente de penetración, cuyos valores se muestran a continuación y, además, presentan los resultados obtenidos en la verificación de los supuestos del ANOVA.

Tabla 7.

Prueba de normalidad: tasa de infiltración, coeficiente de penetración, tasa de deposición y tasa de emisión.

Parámetro ajustado	Menús	Pruebas de normalidad (p-value)	
		Komolgorov - Smirnov	Shapiro - Wilks
Tasa de infiltración (λ_N)	D1	1.35×10^{-17}	2.07×10^{-6}
	D2	3.59×10^{-19}	0.0033
	D3	6.30×10^{-18}	0.0018
Tasa de deposición (k)	D1	1.95×10^{-8}	4.00×10^{-6}
	D2	1.04×10^{-8}	6.09×10^{-5}
	D3	6.50×10^{-9}	0.000185
Coeficiente de penetración (P)	D1	1.82×10^{-10}	9.40×10^{-3}
	D2	6.98×10^{-12}	2.58×10^{-5}
	D3	8.29×10^{-11}	0.00387
Tasa de emisión (g)	D1	3.67×10^{-190}	0.02740
	D2	1.15×10^{-146}	0.02452
	D3	1.05×10^{-196}	1.46×10^{-5}

Tabla 8

Prueba de homocedasticidad.

Prueba de homocedasticidad	
Parámetro ajustado	p-value
Tasa de infiltración	0.1021
Tasa de deposición	0.3427
Coeficiente de penetración	0.1674
Tasa de emisión	0.0875

Tabla 9

Resultados del ANOVA.

Análisis ANOVA				
Análisis	Parámetros	Estadístico f	F crítico	p-value
1	λ_N	1.977	3.1013	0.1447
	k	2.152	3.1013	0.1224
	P	2.780	3.1013	0.0607
2	g	4.859	3.1013	0.0100

En la tabla 4, los resultados de parámetros ajustados no siguen una distribución normal ya que los valores p obtenidos de las pruebas de normalidad (Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilks) son inferiores al nivel de significancia establecido (5%) en su mayoría. La tabla 5 indica los resultados de la comprobación de Homocedasticidad o igualdad de varianza de los parámetros ajustados, obteniendo valores p superiores al nivel significancia y corroborando su existencia. Los resultados del ANOVA se muestran en la tabla 6, donde se observa que tanto para la tasa de infiltración, deposición y coeficiente de deposición no varía con el tipo de menú. Sin embargo, el valor p obtenido para la tasa de emisión es inferior al nivel de significancia, por lo que este parámetro es al menos varía en alguno de los menús ligeros cocinados. Blanca et al. (2017) proporciona un examen sistemático del efecto independiente de la no normalidad en la tasa de error tipo I del análisis de varianza, concluyendo que la no homocedasticidad tiene un efecto mayor en la robustez del ANOVA que la no normalidad, lo que valida nuestro análisis de varianza a pesar de no existir normalidad en los datos de los parámetros estimados. Con estos resultados, se define la media aritmética y desviación estándar general para λ_N , k , P y valores respectivos para g según el tipo de menú.

Considerando los ajustes previamente realizados y el análisis de las pruebas de normalidad, homocedasticidad y resultados del ANOVA se procedió a la generación del análisis de sensibilidad de nuestros datos.

Tabla 10

Resultados de medidas de dispersión para los siguientes parámetros.

Parámetro ajustado	$\mu \pm \sigma$
Tasa de infiltración (λ_N)[h^{-1}]	2.109 \pm 1.473
Tasa de deposición (k)[h^{-1}]	0.466 \pm 0.281
Coeficiente de penetración (P)(-)	0.575 \pm 0.217

Tabla 11

Resultados de medidas de dispersión para la tasa de emisión.

Tasa de emisión (g)	
Menú	$\mu \pm \sigma$
D1 [$\frac{mg}{h}$]	18.53 \pm 15.84
D2 [$\frac{mg}{h}$]	18.16 \pm 7.15
D3 [$\frac{mg}{h}$]	10.53 \pm 8.85

3.4. Análisis de sensibilidad

Siguiendo la metodología mostrada en la sección 2.4, se obtuvieron graficas a con la representación de la respuesta de la variación de la tasa de extracción mecánica y la eficiencia de captura para evaluar de manera sistemática el impacto de diferentes parámetros en perfil de concentración de $PM_{2.5}$.

Considerando los rangos reportados en la tabla 11 de eficiencia y tasa de extracción mecánica, se obtienen las gráficas de las figuras 10, 11 y 12 que muestran la disminución de la concentración $PM_{2.5}$ al aumentar la eficiencia de la campana extractora de manera proporcional para cada menú ligero y los cuartiles para los rangos de eficiencia considerados.

Tabla 12

Rangos de la eficiencia y tasa de extracción mecánica, obtenidos de Delp & Singer (2012a).

Descripción	Mínimo	Máximo	Unidades
Eficiencia (η)	52	100	[%]
Tasa de extracción mecánica (λ_m)	0	8	[h ⁻¹]

Figura 11

Perfil de concentración PM_{2.5} del menú D1 empleando tasa de extracción mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora

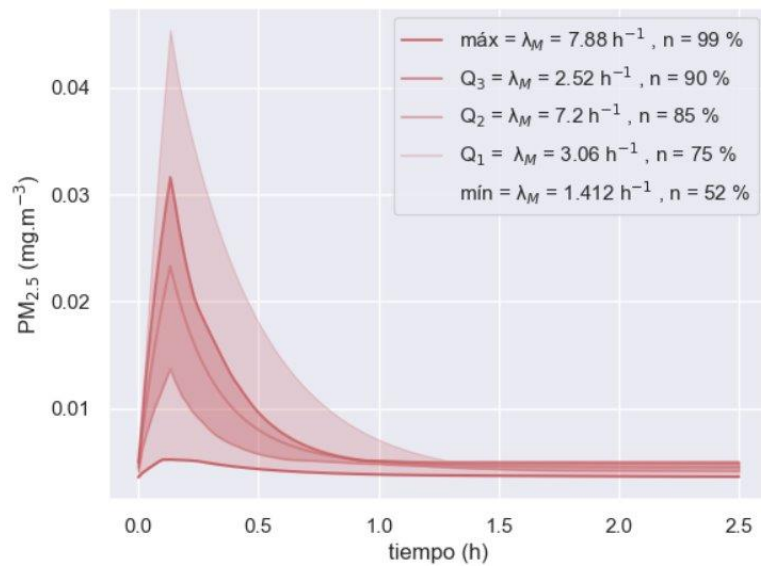


Figura 12

Perfil de concentración $PM_{2.5}$ del menú D2 empleando tasa de extracción mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora

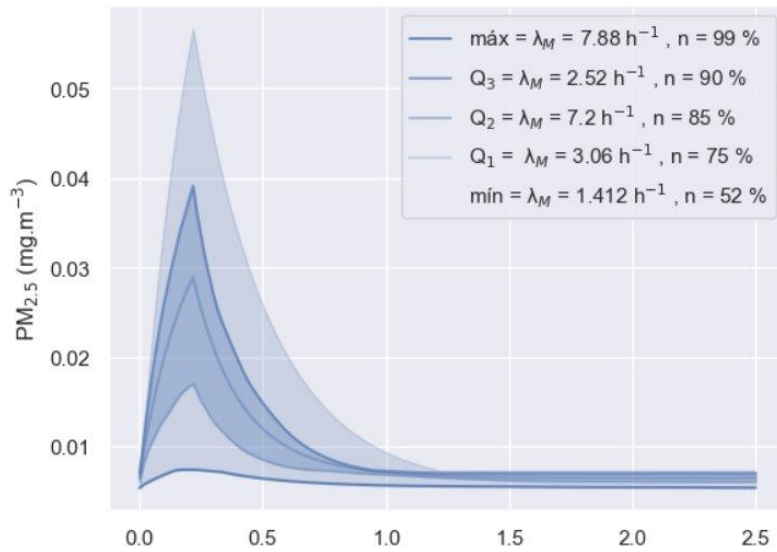
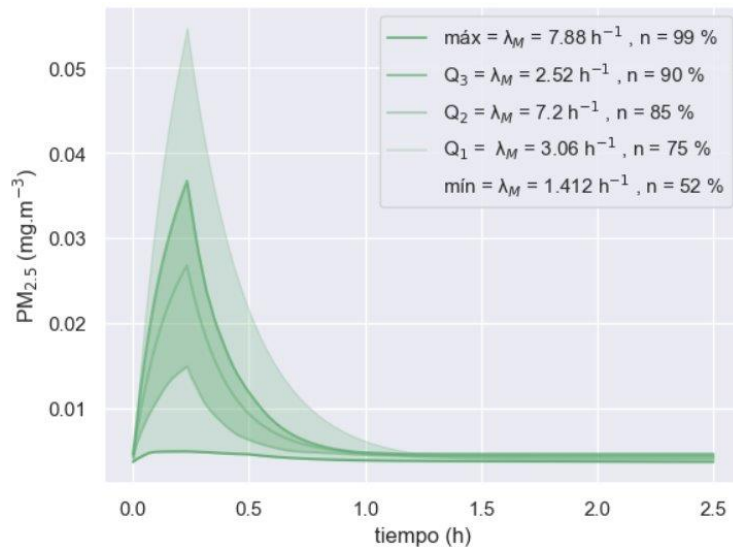


Figura 13

Perfil de concentración $PM_{2.5}$ del menú D3 empleando tasa de extracción mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora



Como se observan en las figuras 8,9,10 las emisiones de $PM_{2.5}$ para cada menú ligero se reducen con el incremento de las dos variables consideradas dentro del análisis de sensibilidad (λ_M y η). Con la finalidad de evidenciar la relación existente entre la tasa de

ventilación mecánica y la eficiencia de captura una campana extractora en el tiempo, se determinó el coeficiente correlación de Pearson que indica la relación entre dos variables. Para nuestro caso, se evaluó la correlación entre la tasa de ventilación mecánica y eficiencia de captura entre los tiempos $t = 0$ h y 0.13 h (periodo de emisión), $t = 0.13$ h en adelante (periodo de decaimiento) sobre la concentración de $PM_{2.5}$.

Los resultados indican la relación lineal entre dos variables continuas y se expresan en un coeficiente que varía entre -1 y 1. Cuanto más cerca esté el coeficiente de 1 o -1, más fuerte es la relación lineal. Un coeficiente cercano a 0 indica una relación débil. En base a esto, podemos interpretar que para λ_M y η , los coeficientes de correlación varían en diferentes momentos del tiempo con momentos de fuerte correlación positiva y negativa.

Figura 14

Gráfica de Pearson, valores de los ejes: 1 = λ_M , 2 = η , 3 = 0 h, 4 = 0.133 h, 5 = 1.67 h, 6 = 2.08 h. 7 = 2.5 h

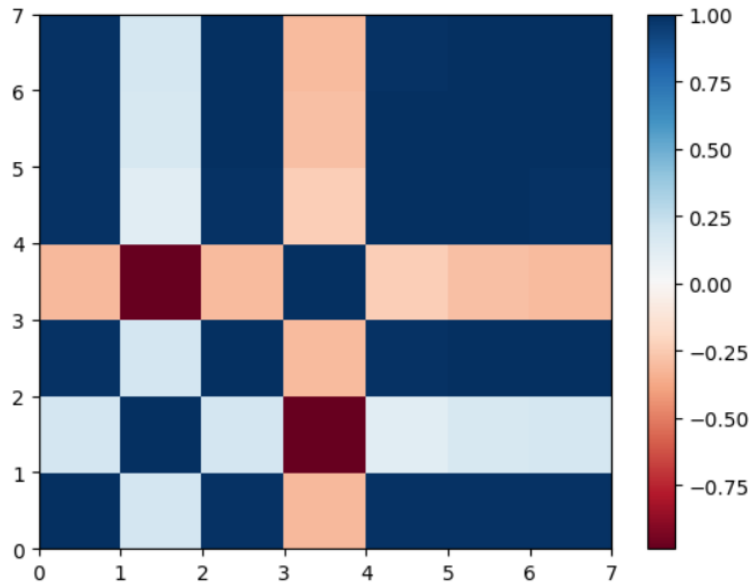


Tabla 13

Resultados de la correlación de Pearson

	λ_M	η	0 h	0.13 h	1.67 h	2.08 h	2.5 h
λ_M	1	0.1923	0.9891	-0.3150	0.9874	0.9914	0.99
η	0.1923	1	0.1878	-0.9865	0.1230	0.1738	0.1843

Existe una relación débil entre la tasa de ventilación mecánica y la eficiencia de captura de una campana extractora ya que el coeficiente de correlación obtenido es de 0.1923 para ambas variables. Desde el tiempo 0 h a 0.13 h (8 minutos), se considera el periodo de emisión mínimo medido en todas las réplicas de los menús y la tabla 11 muestra un coeficiente de -0.315 que indica una relación inversa entre la tasa de ventilación mecánica y en el tiempo de 0.13 h, por lo tanto, un aumento en la tasa de ventilación mecánica disminuiría la concentración de $PM_{2.5}$. De igual manera para la eficiencia de captura (η) en el mismo intervalo de tiempo de emisión, se tiene un coeficiente de -0.9865 y demuestra una relación inversa fuerte, por ende, la eficiencia de la campana tiene mayor influencia sobre la concentración de $PM_{2.5}$ que la tasa de ventilación de mecánica. Desde el tiempo 0.13 h a 2.5 h, se considera el periodo de decaimiento y las variables de interés presenta una relación fuerte y débil o casi nula respectivamente, ya que tienen coeficientes muy cercanos a 1 para la tasa de ventilación mecánica y cercanos a 0 para la eficiencia de captura. Si se analiza la ecuación E.2 de la sección 1.5.8, la variable η influye manera significativa dentro del periodo de emisión ya que multiplica a la tasa de emisión (g). Sin embargo, la variable λ_M que influye sobre la tasa de ventilación total (λ_T) lo hace tanto en el periodo de emisión y decaimiento en la concentración de $PM_{2.5}$. Este análisis sobre la ecuación E.2 que presenta el comportamiento dinámico de la concentración de $PM_{2.5}$, comprueba los valores obtenidos mediante la correlación de Pearson.

3.5. Perfil de concentración $PM_{2.5}$ en 24 horas.

Se elaboró el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ dentro de 24 horas considerando como desayuno, almuerzo y merienda a los menús D1, D2 y D3 respectivamente, bajo metodología descrita en la sección 2.5. las figuras 15,16 y 17 muestran el perfil de concentración bajo los siguientes escenarios descritos que corresponde a tasas de ventilación mecánica y eficiencia de captura obtenidos mediante el análisis de sensibilidad.

Tabla 14

Tasas de ventilación y eficiencias de captura para el perfil de concentración 24 h

Escenario	$\lambda_M(h^{-1})$	η (%)
(Solo infiltración)	0	0
2	1.4	52
3	3.06	75
4	2.52	90

Figura 15

Perfil de PM_{2.5}-h solo con infiltración para la réplica 1 del menú-3

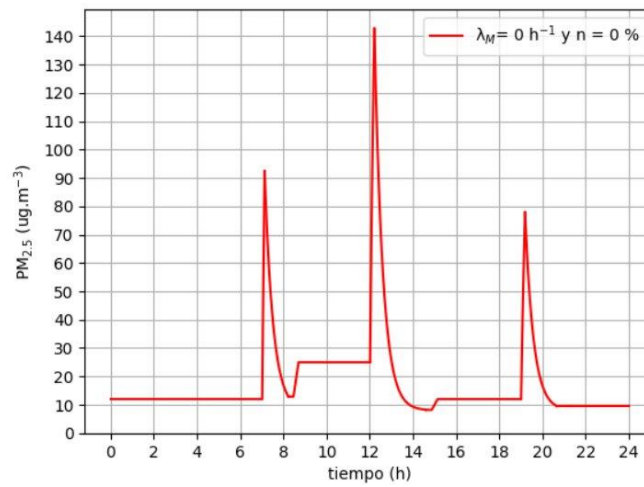
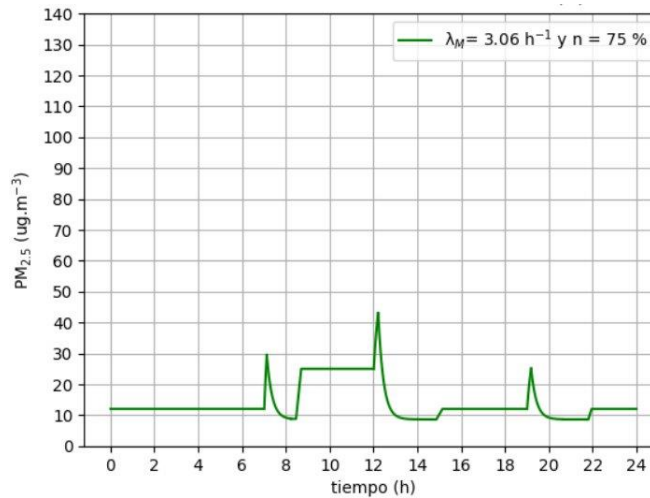


Figura 16

Perfil de PM_{2.5}-h con extracción mecánica [$\lambda_M=3.6 \text{ h}^{-1}$; $\eta =75\%$] para la réplica 1 del menú-3



Estos perfiles permiten comprender que el aumento de la tasa de ventilación mecánica y eficiencia se logra reducir las concentraciones de $PM_{2.5}$ durante las jornadas de cocción de las comidas diarias. Posterior a esto, se determinó la concentración $PM_{2.5-24 h}$ en las 30 réplicas que se realizaron combinando los menús analizados para cada escenario de tasa de ventilación mecánica y eficiencia de captura de una campana extractora descritas en la tabla 13, desde la fecha 20/03/2023 hasta 29/07/2023.

Tabla 15

$PM_{2.5-24 h}$ para cada escenario

Escenario	$PM_{2.5-24 h}$ ($\mu g/m^3$)	Lineamientos OMS ($\mu g/m^3$)
Solo infiltración	32.06	> 15
2	18.29	<15
3	13.36	<15
4	11.27	<15

Los resultados de la tabla 12 revelan que, según el modelo de concentración de $PM_{2.5-24h}$, se logran valores por debajo del umbral propuesto por la Organización Mundial de la Salud en sus últimas Directrices sobre Calidad del Aire cuando la eficiencia es igual o superior al 75%. Además, a nivel comercial existe una gama de sistemas de ventilación mecánicos (sección 2.4.2) que cumplen con la mínima eficiencia requerida para disminuir el riesgo a la salud al ser expuestos a las $PM_{2.5}$ diaria. Estudios sobre la eficiencia de captura de campanas extractoras, se realizan mediante ensayos de laboratorio en donde el caudal de aire al ducto de presión estática y niveles de sonido mediante se ven relacionados con la eficiencia de la campana (Del&Singer,2012a). Dentro del mercado ecuatoriano, existen diferentes marcas tecnológicas que ofrecen este equipo. Sin embargo, no se han revelado estudios relacionados a la eficiencia de captura que pueden lograr obtener estas campanas, por lo que este trabajo puede servir como base de futuras investigaciones relacionadas a las eficiencias de captura de campana extractoras comercializadas dentro del Ecuador.

Capítulo 4

4. Conclusiones y Recomendaciones

4.1. Conclusiones

1. La metodología propuesta para la estimación de las emisiones de $PM_{2.5}$ -24h desde la cocción de tres tipos de menú de comidas con frituras resultó satisfactoria ya que la estimación de las tasas de emisión ($g - mg.h^{-1}$), tasa de deposición ($k - h^{-1}$), coeficiente de penetración ($P - adm$) y tasa de infiltración ($\lambda_N - h^{-1}$) tuvo un error cuadrático medio menor al 3% para las 30 réplicas de cada menú y el valor de cada parámetro no presenta variabilidad entre las réplicas con 95% de confianza.
2. La metodología propuesta para estimar el efecto de la tasa de ventilación mecánica ($\lambda_M - h^{-1}$) y la eficiencia de una campana de extracción ($\eta - \%$) sobre el perfil de concentración de $PM_{2.5}$ -24h modelado demuestra que con una eficiencia igual o mayor al 75% se obtienen valores de concentración de $PM_{2.5}$ -24h por debajo del umbral propuesto por la OMS en la última versión de la Directrices sobre Calidad del Aire.
3. Los resultados de esta investigación establecen pautas para futuras investigaciones que incorporen sistemas de ventilación mecánica en la parte experimental y corroboren los resultados obtenidos sobre la eficiencia de captura de las campanas y el riesgo a la salud.

4.2. Recomendaciones

- Para futuras investigaciones, se sugiere la utilización de un instrumento de medición de $PM_{2.5}$ o partículas finas con una mayor precisión o a su vez aumentar el número de sensores. Además, se propone llevar a cabo un mayor número de réplicas para obtener un perfil de concentración con una estimación de parámetros más precisa, robusta y confiable.
- Se recomienda realizar el muestreo de datos, siempre que sea posible, en un volumen de control cuidadosamente controlado. Esta medida permitirá lograr una mayor precisión en la incidencia de cada variable en el modelo matemático empleado, fortaleciendo así la validez y la confiabilidad de los resultados obtenidos. Así también, realizar muestreo con diferentes tipos de menú para obtener más información sobre el efecto de las comidas a lo largo del tiempo en las emisiones de concentración de $PM_{2.5}$. y la consideración de los hábitos alimenticios cambiantes de las personas y la

cultura, logrando tener una mejor representatividad de los datos. la gastronomía ecuatoriana en la región costa se basa en comidas más complejas que involucran largos periodos de cocción, diferentes aceites (nuevos y usados) e ingredientes, etc las cuales pueden alcanzar emisiones de $PM_{2.5}$ por encima de las que se obtuvieron.

- Se sugiere llevar a cabo investigaciones que incluyan la recopilación estadística que detallen la cantidad de tiempo que los residentes pasan dentro de sus hogares. Este enfoque permitirá una comprensión más completa de la exposición a contaminantes que disminuyen la calidad del aire interior y contribuirá a una evaluación más precisa de los riesgos para la salud asociados con la calidad del aire en entornos domésticos durante la cocción de alimentos.
- Se recomienda realizar investigación sobre las eficiencias de las campanas extractoras, ya que actualmente en el mercado ecuatoriano no existen estándares para caracterizar o especificar valores aceptables de eficiencia de captura y los considerados en el presente proyecto fueron tomados de estudios relacionados a la calidad del aire interior en Estados Unidos, los cuales determinan la eficiencia de captura de campanas extractoras en dicho país.
- Se recomienda realizar investigaciones relacionadas al diseño de campanas extractoras. Este trabajo sienta valores de eficiencia de campana extractora y tasas de ventilación mínimas para asegurar una exposición a las $PM_{2.5}$ -24h por debajo del umbral establecido por la Organización Mundial de la Salud. Por lo cual, los resultados obtenidos en el análisis de sensibilidad se pueden tomar como referencias para el diseño de estas tecnologías relacionadas que disminuyen la exposición a contaminantes presentes en el aire durante la cocción de alimentos.

5. Bibliografía

- Acerca de los contaminantes del aire en interiores y sus fuentes | US EPA.* (n.d.). Retrieved January 23, 2024, from <https://espanol.epa.gov/cai/acerca-de-los-contaminantes-del-aire-en-interiores-y-sus-fuentes>
- Amouei Torkmahalleh, M., Gorjinezhad, S., Unluevcek, H. S., & Hopke, P. K. (2017). Review of factors impacting emission/concentration of cooking generated particulate matter. *Science of The Total Environment*, 586, 1046–1056. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2017.02.088>
- Boccardo, A. D., Barulich, N. D., Dardati, P. M., & Celentano, D. J. (2016a). *ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE MODELOS MATEMÁTICOS*. <http://www.frc.utn.edu.ar><http://www.inv.idit.efn.uncor.edu><http://www.frc.utn.edu.ar> <http://www.ing.puc.cl/www.amcaonline.org.ar>
- Boccardo, A. D., Barulich, N. D., Dardati, P. M., & Celentano, D. J. (2016b). *ANÁLISIS DE SENSIBILIDAD DE MODELOS MATEMÁTICOS*. <http://www.frc.utn.edu.ar><http://www.inv.idit.efn.uncor.edu><http://www.frc.utn.edu.ar> <http://www.ing.puc.cl/www.amcaonline.org.ar>
- Buonanno, G., Morawska, L., & Stabile, L. (2009). Particle emission factors during cooking activities. *Atmospheric Environment*, 43(20), 3235–3242. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2009.03.044>
- Cohen, A. J., Brauer, M., Burnett, R., Ross Anderson, H., Frostad, J., Estep, K., Balakrishnan, K., Brunekreef, B., Dandona, L., Dandona, R., Feigin, V., Freedman, G., Hubbell, B., Jobling, A., Kan, H., Knibbs, L., Liu, Y., Martin, R., Morawska, L., ... Forouzanfar, M. H. (2017). Estimates and 25-year trends of the global burden of disease attributable to ambient air pollution: an analysis of data from the Global Burden of Diseases Study 2015. *Www.TheLancet.Com*, 389. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)30505-6](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)30505-6)
- Dacunto, P. J., Cheng, K. C., Acevedo-Bolton, V., Jiang, R. T., Klepeis, N. E., Repace, J. L., Ott, W. R., & Hildemann, L. M. (2013). Real-time particle monitor calibration factors and PM_{2.5} emission factors for multiple indoor sources. *Environmental Science: Processes & Impacts*, 15(8), 1511–1519. <https://doi.org/10.1039/C3EM00209H>
- Delp, W. W., & Singer, B. C. (2012a). Performance assessment of U.S. residential cooking exhaust hoods. *Environmental Science and Technology*, 46(11), 6167–6173. https://doi.org/10.1021/ES3001079/SUPPL_FILE/ES3001079_SI_001.PDF
- Delp, W. W., & Singer, B. C. (2012b). Performance assessment of U.S. residential cooking exhaust hoods. *Environmental Science and Technology*, 46(11), 6167–6173. https://doi.org/10.1021/ES3001079/SUPPL_FILE/ES3001079_SI_001.PDF
- El Recreo, Durán, Ecuador Air Pollution: Real-time Air Quality Index (AQI).* (n.d.). Retrieved December 1, 2023, from <https://aqicn.org/station/@340930/>

- Geweke, J. (1996). Chapter 15 Monte carlo simulation and numerical integration. *Handbook of Computational Economics*, 1, 731–800.
[https://doi.org/10.1016/S1574-0021\(96\)01017-9](https://doi.org/10.1016/S1574-0021(96)01017-9)
- He, C., Morawska, L., Hitchins, J., & Gilbert, D. (2004). Contribution from indoor sources to particle number and mass concentrations in residential houses. *Atmospheric Environment*, 38(21), 3405–3415.
<https://doi.org/10.1016/J.ATMOENV.2004.03.027>
- Hedengren, J. D., Asgharzadeh Shishavan, R., Powell, K. M., & Edgar, T. F. (2014). Nonlinear modeling, estimation and predictive control in APMonitor. *Computers and Chemical Engineering*, 70, 133–148.
<https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2014.04.013>
- Impact of Mechanical systems n entilati nand Infiltration in Homes.* (n.d.).
- Li, Y. C., Shu, M., Ho, S. S. H., Wang, C., Cao, J. J., Wang, G. H., Wang, X. X., Wang, K., & Zhao, X. Q. (2015). Characteristics of PM_{2.5} emitted from different cooking activities in China. *Atmospheric Research*, 166, 83–91.
<https://doi.org/10.1016/J.ATMOSRES.2015.06.010>
- NORMA TÉCNICA PARA EMISIONES A LA ATMÓSFERA DE FUENTES FIJAS 1. OBJETO.* (n.d.).
- O’Leary, C., de Kluizenaar, Y., Jacobs, P., Borsboom, W., Hall, I., & Jones, B. (2019). Investigating measurements of fine particle (PM_{2.5}) emissions from the cooking of meals and mitigating exposure using a cooker hood. *Indoor Air*, 29(3), 423–438. <https://doi.org/10.1111/INA.12542>
- O’leary, C., Jones, B., Dimitroulopoulou, S., & Hall, I. P. (2019). *Setting the standard: The acceptability of kitchen ventilation for the English housing stock.*
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106417>
- O’leary, C., Jones, B., & Hall, I. (2019). *Empirical and theoretical investigations of fine particle emission from cooking.*
- Olson, D. A., & Burke, J. M. (2006). Distributions of PM_{2.5} source strengths for cooking from the Research Triangle Park particulate matter panel study. *Environmental Science and Technology*, 40(1), 163–169.
https://doi.org/10.1021/ES050359T/SUPPL_FILE/ES050359TSI20050805_035749.PDF
- Organización Mundial de la Salud. (2021). *Directrices mundiales de la OMS sobre la calidad del aire Resumen ejecutivo.*
<https://iris.who.int/bitstream/handle/10665/346062/9789240035461-spa.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Ott, W. R., Steinemann, A. C., & Wallac, L. A. (2006). Exposure Analysis. *Exposure Analysis.* <https://doi.org/10.1201/9781420012637>
- Ozkaynak, H., Xue, ; J, Spengler, ; J, Wallace, ’ L, Pellizzari, E., & Jenkins, A. P. (1996). PERSONAL EXPOSURE TO AIRBORNE PARTICLES AND METALS :

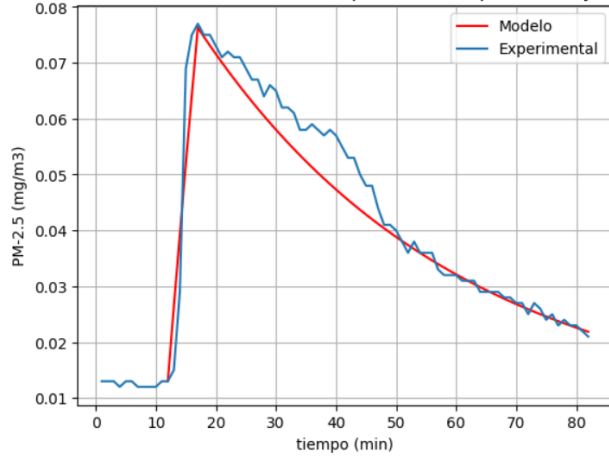
RESULTS FROM THE PARTICLE TEAM STUDY IN RIVERSIDE, CALIFORNIA.
In *Journal of Exposure Analysis and Environmental Epidemiology* (Vol. 6, Issue 1). <http://legacy.library.ucsf.edu/tid/tco86a00/pdf>

- Rim, D., Wallace, L., Nabinger, S., & Persily, A. (2012). Reduction of exposure to ultrafine particles by kitchen exhaust hoods: the effects of exhaust flow rates, particle size, and burner position. *The Science of the Total Environment*, 432, 350–356. <https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2012.06.015>
- Santamouris, M., & Wouters. (2006). Advanced Components for Ventilation by W. F. de Gids. *Building Ventilation*, 283–298. <https://doi.org/10.4324/9781849770620-13>
- Seinfeld, J. H., & Pandis, S. N. (n.d.). *ATMOSPHERIC CHEMISTRY AND PHYSICS*.
- Sthle, L., & Wold, S. (1989). Analysis of variance (ANOVA). *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 6(4), 259–272. [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(89\)80095-4](https://doi.org/10.1016/0169-7439(89)80095-4)
- The world Bank. (2022). *TRACKING SDG7 A joint report of the custodian agencies*. www.worldbank.org
- Van Tran, V., Park, D., & Lee, Y. C. (2020). Indoor Air Pollution, Related Human Diseases, and Recent Trends in the Control and Improvement of Indoor Air Quality. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 2020, Vol. 17, Page 2927, 17(8), 2927. <https://doi.org/10.3390/IJERPH17082927>
- Villalobos, A., Collado, J., & Wagner, A. (1998). *Sensitivity analysis in parameter estimation*. www.witpress.com,
- WHO. (2021). *WHO global air quality guidelines: particulate matter (PM2.5 and PM10)*. World Health Organization. <https://iris.who.int/handle/10665/345329>
- WHO. (2022, November 28). *Household air pollution*. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/household-air-pollution-and-health>
- World Bank Group, T. (2022). *The Global Health Cost of PM 2.5 Air Pollution A Case for Action Beyond 2021* INTERNATIONAL DEVELOPMENT INFORMATION C U S. <https://doi.org/10.1596/978-1-4648-1816-5>
- Yu, K. P., Yang, K. R., Chen, Y. C., Gong, J. Y., Chen, Y. P., Shih, H. C., & Candice Lung, S. C. (2015). Indoor air pollution from gas cooking in five Taiwanese families. *Building and Environment*, 93(P2), 258–266. <https://doi.org/10.1016/J.BUILDENV.2015.06.024>
- Zhang, Q., & Zhu, Y. (2010). Measurements of ultrafine particles and other vehicular pollutants inside school buses in South Texas. *Atmospheric Environment*, 44(2), 253–261. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSENV.2009.09.044>

APÉNDICES

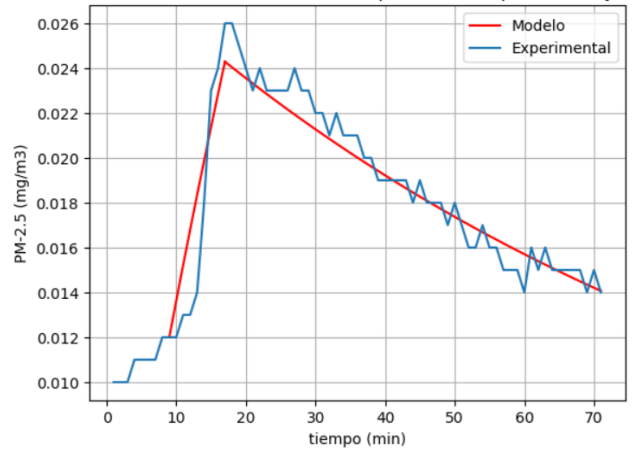
Apéndice A: Resultados de perfiles de concentración para D1

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 1 : Experimental y Modelado



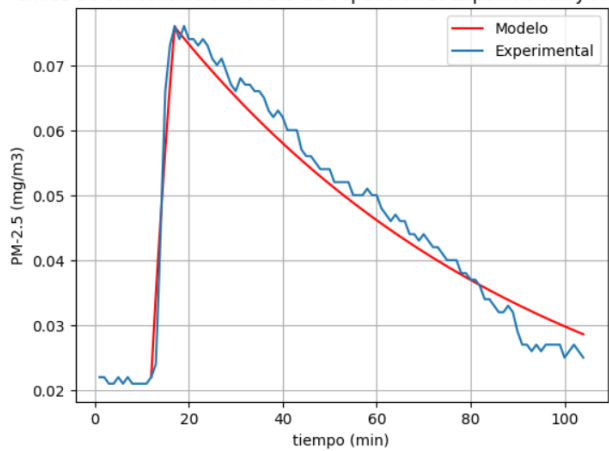
PM_{2.5}-D1-1

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 3: Experimental y Modelo



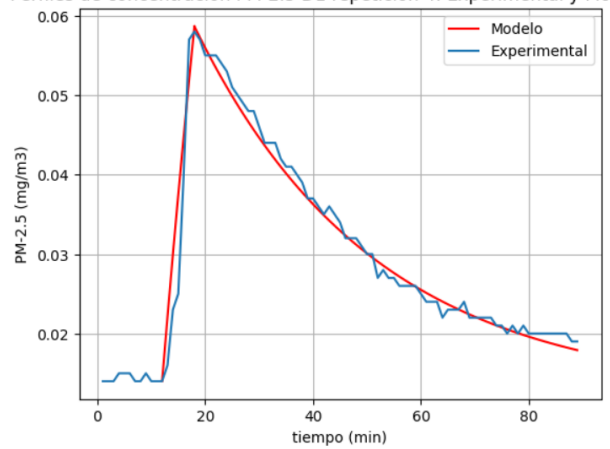
PM_{2.5}-D1-3

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 2: Experimental y Modelado



PM_{2.5}-D1-2

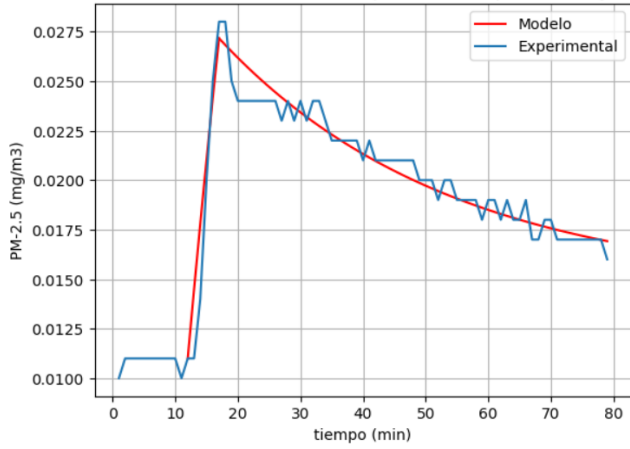
Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 4: Experimental y Modelado



PM_{2.5}-D1-4

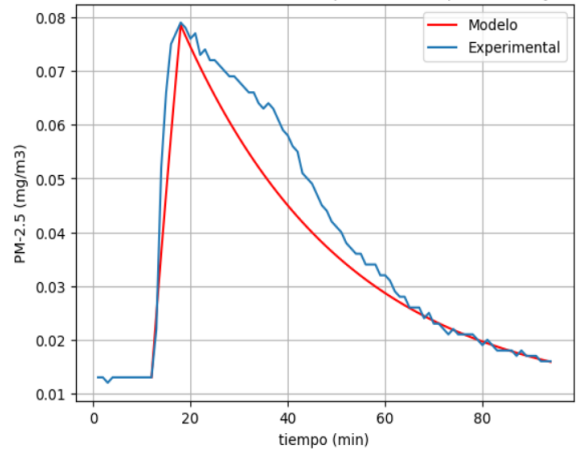
PM_{2.5}-D1-5

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 5: Experimental y Modelado



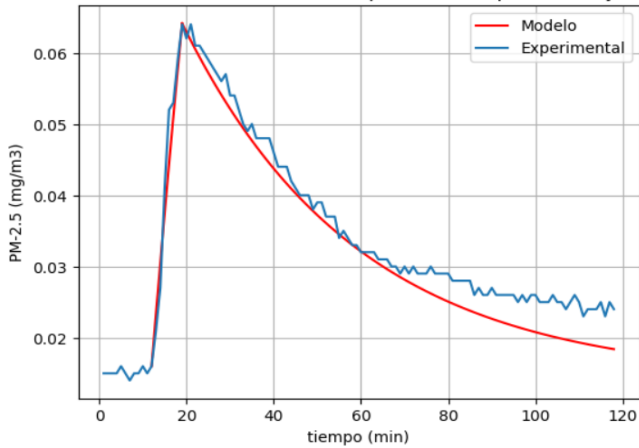
PM_{2.5}-D1-7

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 7: Experimental y Modelado



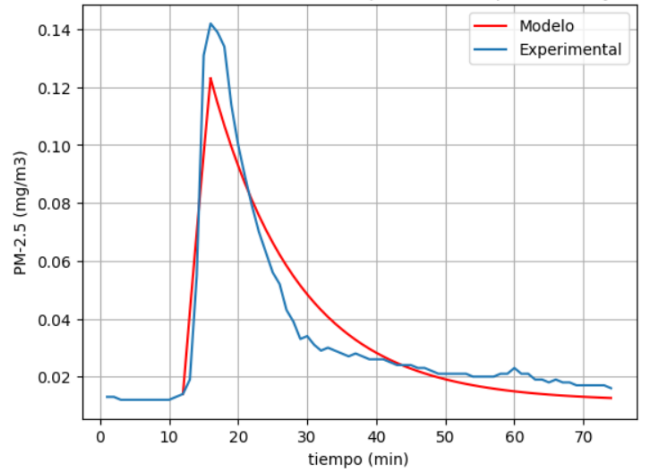
PM_{2.5}-D1-6

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 6: Experimental y Modelado



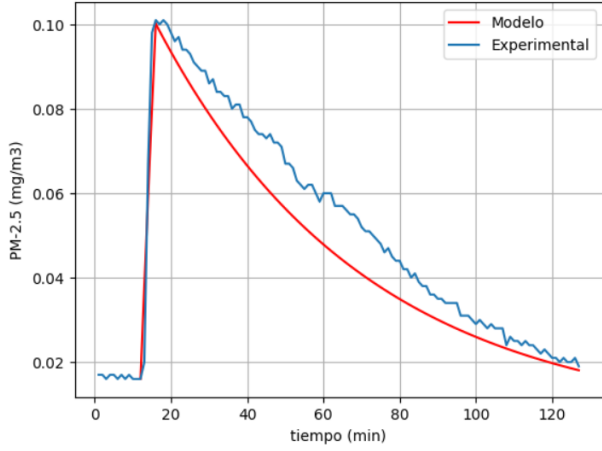
PM_{2.5}-D1-8

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 8: Experimental y Modelado



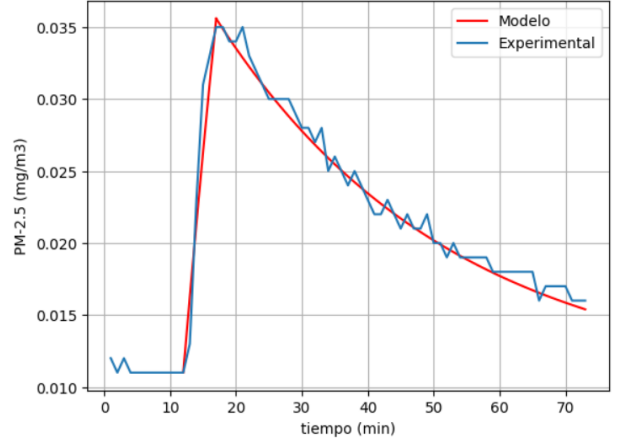
PM_{2.5}-D1-9

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 9: Experimental y Modelado



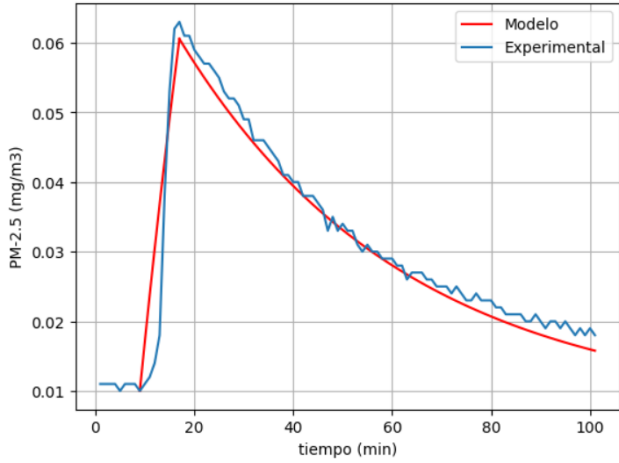
PM_{2.5}-D1-11

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 11: Experimental y Modelado



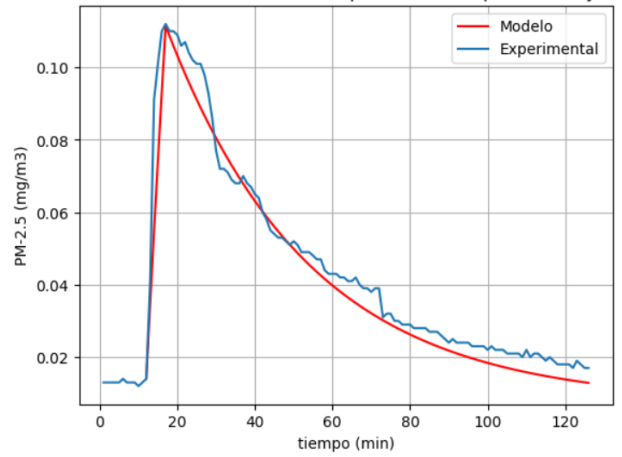
PM_{2.5}-D1-10

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 10: Experimental y Modelado



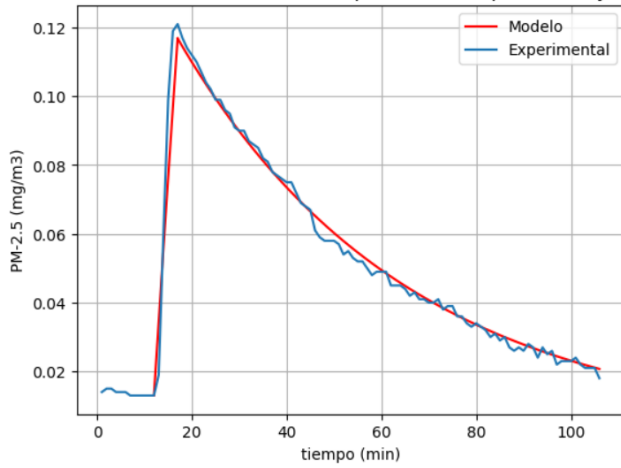
PM_{2.5}-D1-12

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 12: Experimental y Modelado



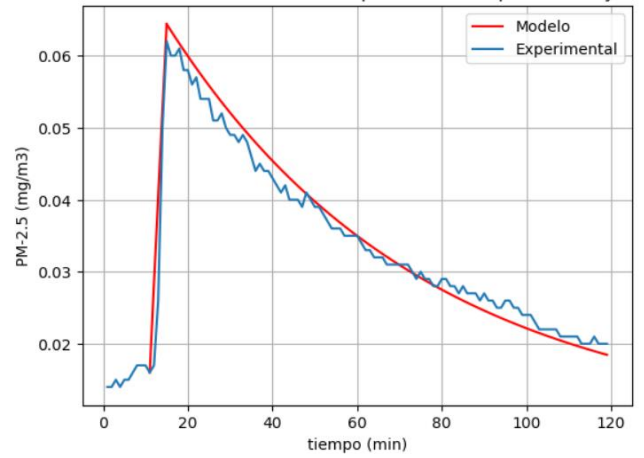
PM_{2.5}-D1-13

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 13: Experimental y Modelado



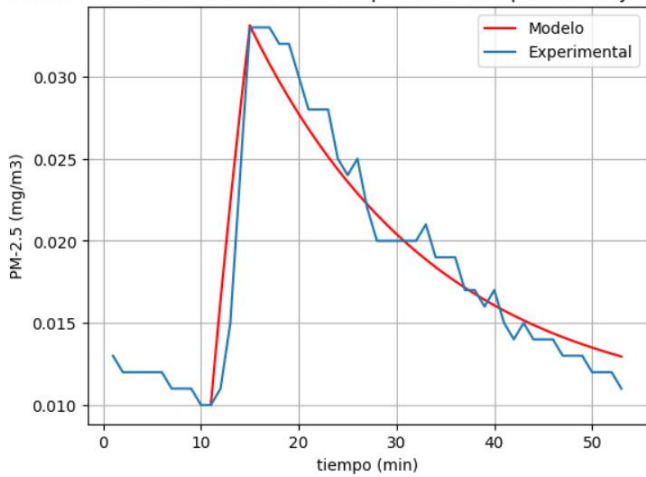
PM_{2.5}-D1-15

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 15: Experimental y Modelado



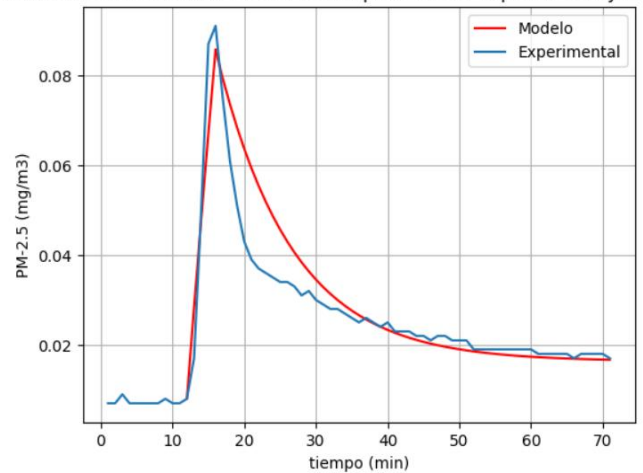
PM_{2.5}-D1-14

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 14: Experimental y Modelado



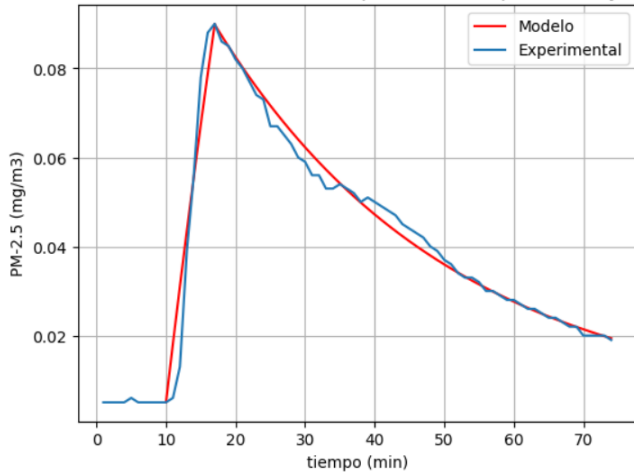
PM_{2.5}-D1-16

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 16: Experimental y Modelado



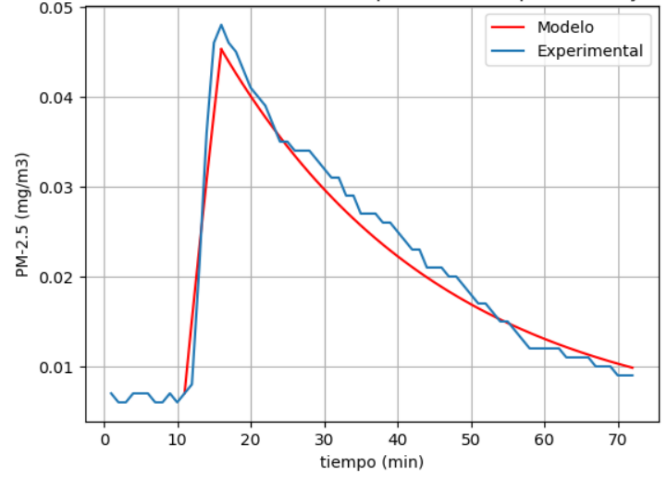
PM_{2.5}-D1-17

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 17: Experimental y Modelado



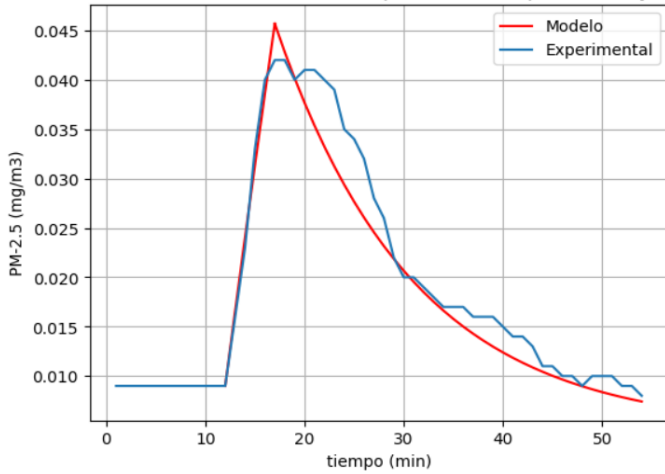
PM_{2.5}-D1-19

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 19: Experimental y Modelado



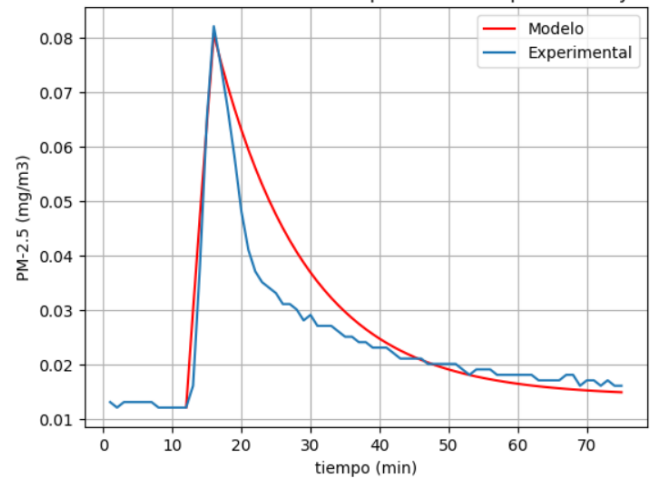
PM_{2.5}-D1-18

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 18: Experimental y Modelado



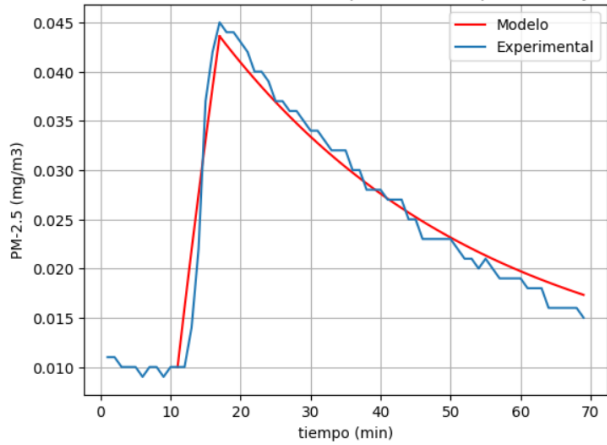
PM_{2.5}-D1-20

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 20: Experimental y Modelado



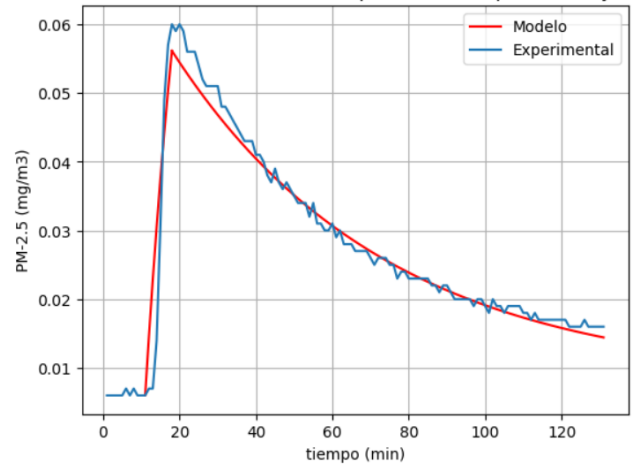
PM_{2.5}-D1-21

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 21: Experimental y Modelado



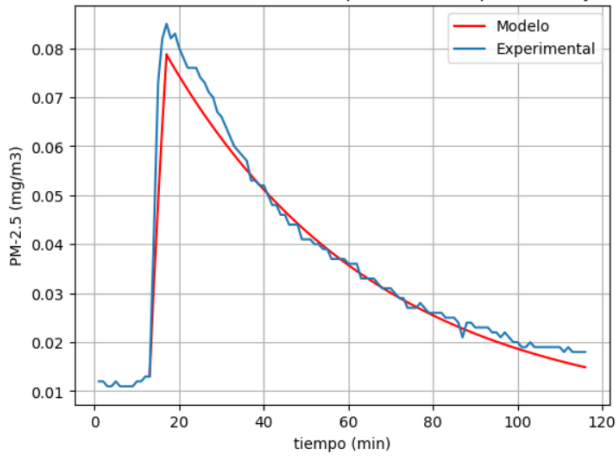
PM_{2.5}-D1-23

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 23: Experimental y Modelado



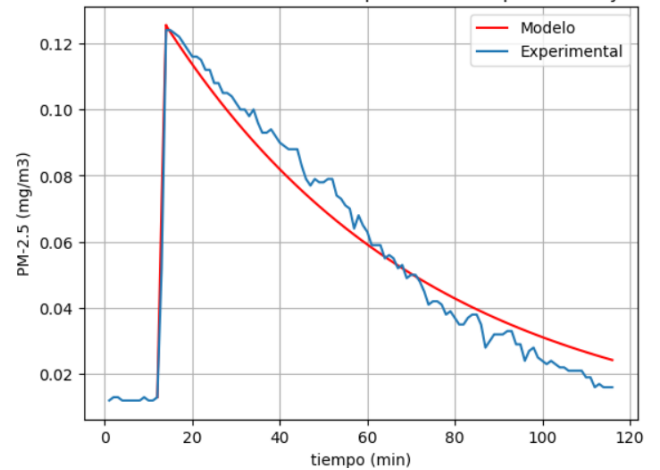
PM_{2.5}-D1-22

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 22: Experimental y Modelado



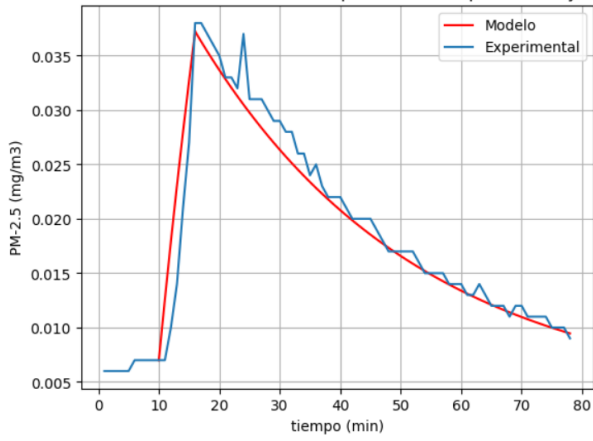
PM_{2.5}-D1-24

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 24: Experimental y Modelado



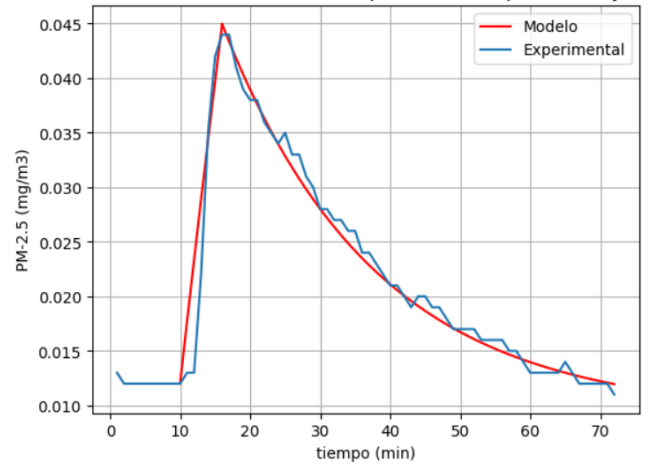
PM_{2.5}-D1-25

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 25: Experimental y Modelado



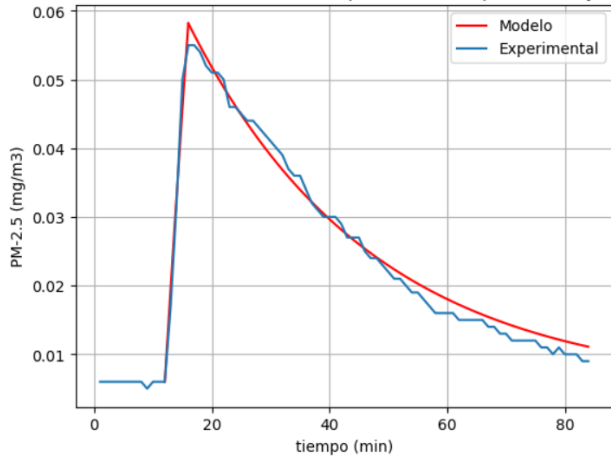
PM_{2.5}-D1-27

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 27: Experimental y Modelado



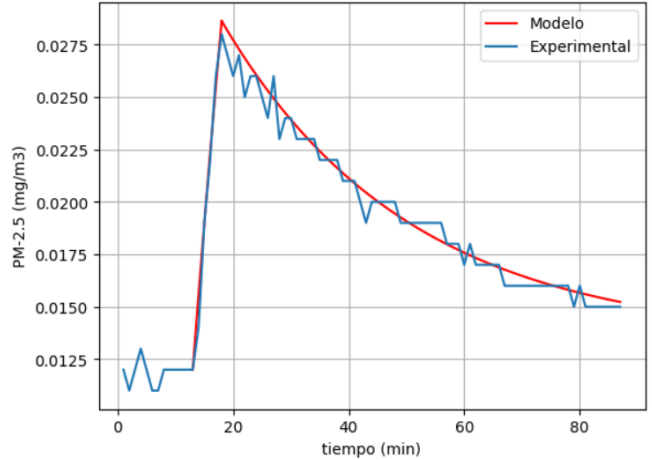
PM_{2.5}-D1-26

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 26: Experimental y Modelado



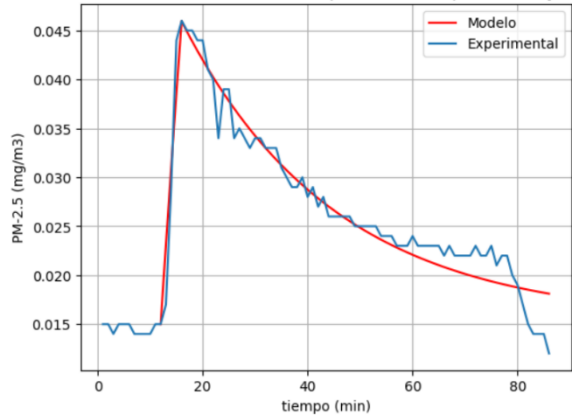
PM_{2.5}-D1-28

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 28: Experimental y Modelado



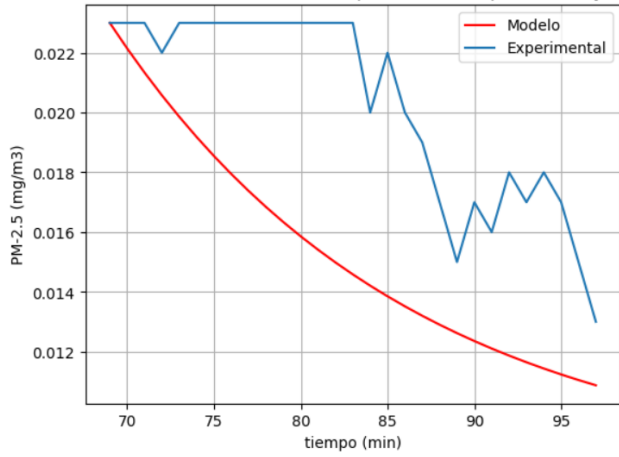
PM_{2.5}-D1-29

Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 29: Experimental y Modelado



PM_{2.5}-D1-30

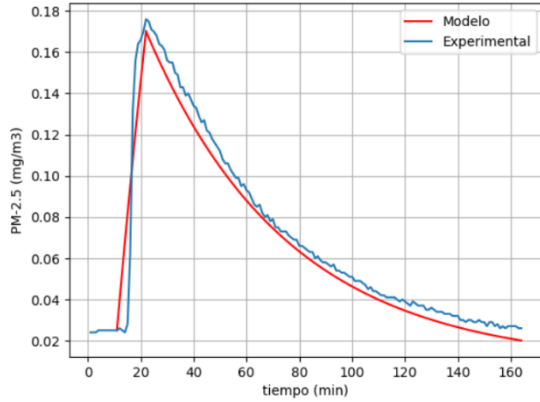
Perfiles de concentración PM-2.5 D1 repetición 30: Experimental y Modelado



Apéndice B: Resultados de perfiles de Concentración Para D2.

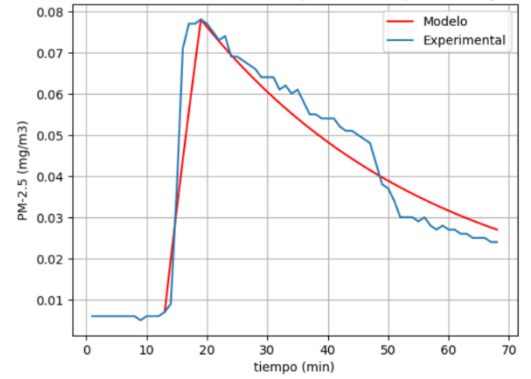
PM_{2.5}-D2-1

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 1: experimental y modelado



PM_{2.5}-D2-3

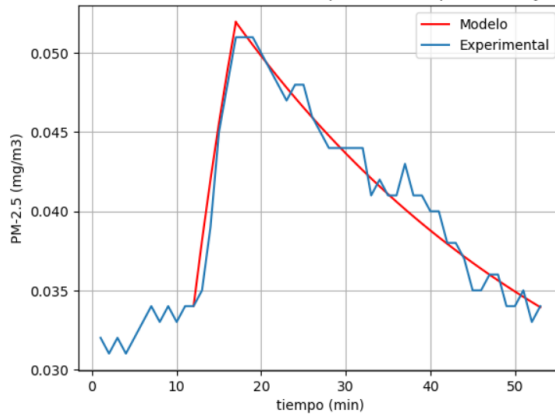
Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 3: experimental y modelado



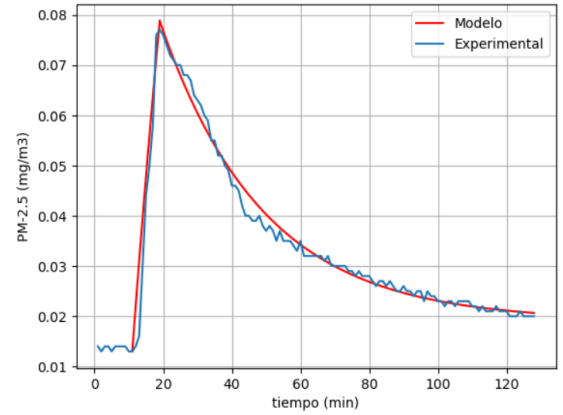
PM_{2.5}-D2-4

PM_{2.5}-D2-2

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 2: experimental y modelado

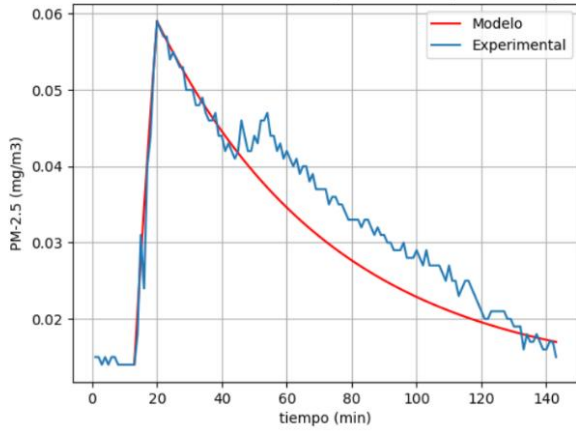


Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 4: experimental y modelado



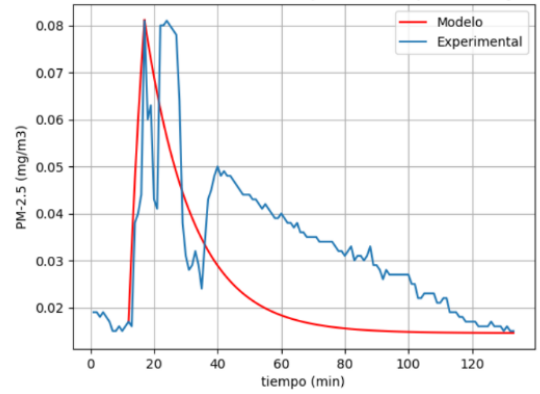
PM_{2.5}-D2-5

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 5: experimental y modelado



PM_{2.5}-D2-7

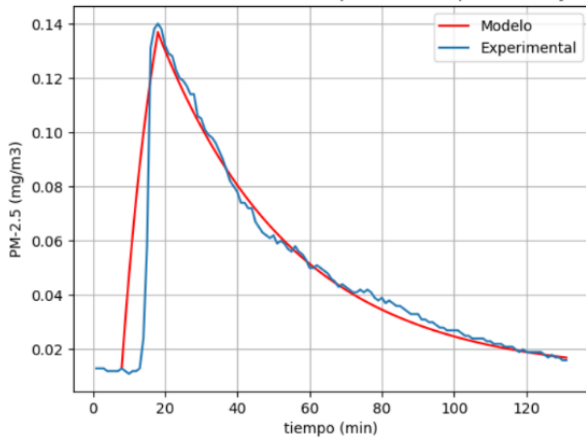
Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 7: experimental y modelado



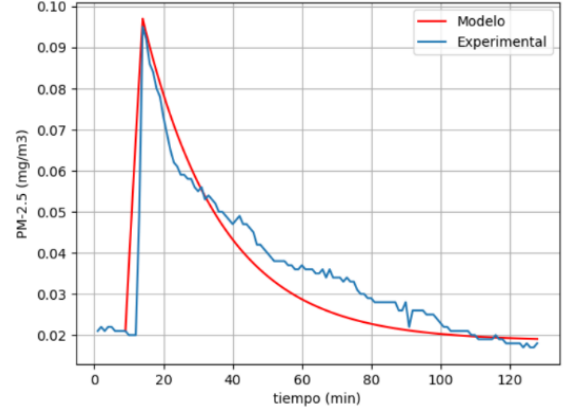
PM_{2.5}-D2-8

PM_{2.5}-D2-6

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 6: experimental y modelado

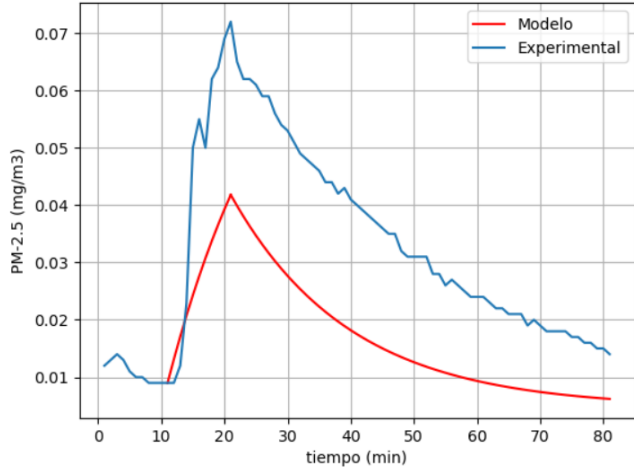


Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 8: experimental y modelado



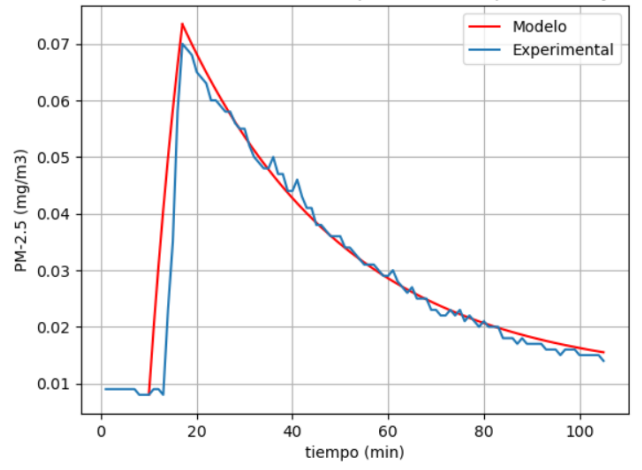
PM_{2.5}-D2-9

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 9: experimental y modelado



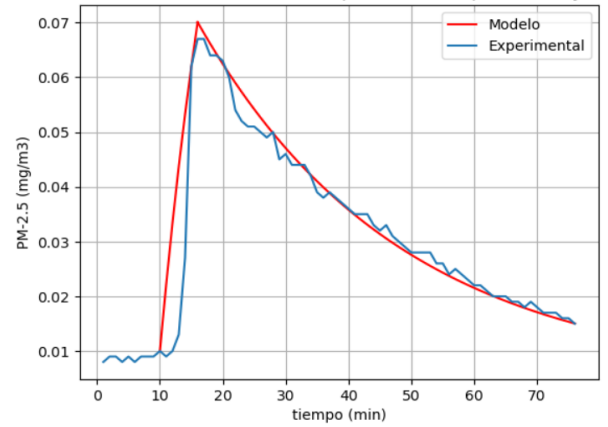
PM_{2.5}-D2-11

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 11: experimental y modelado



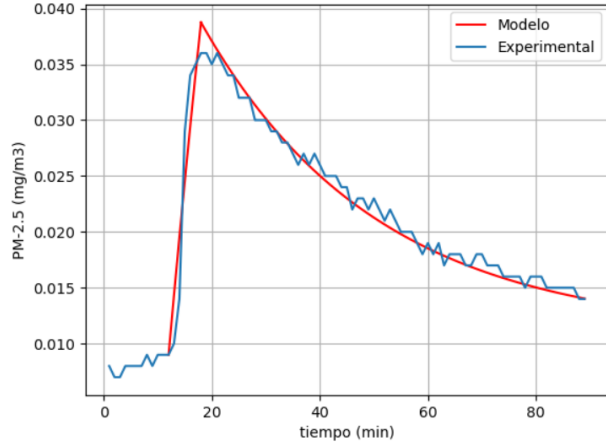
PM_{2.5}-D2-12

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 12: experimental y modelado



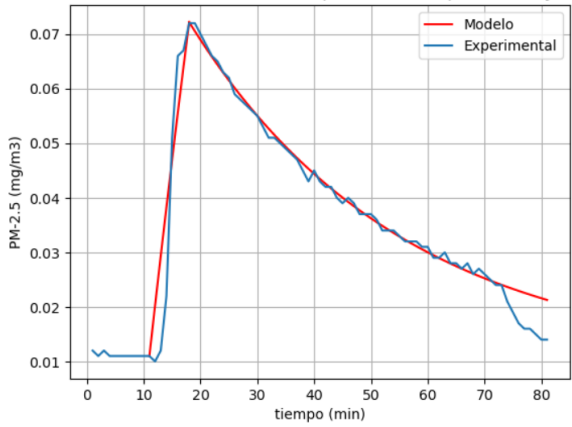
PM_{2.5}-D2-10

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 10: experimental y modelado



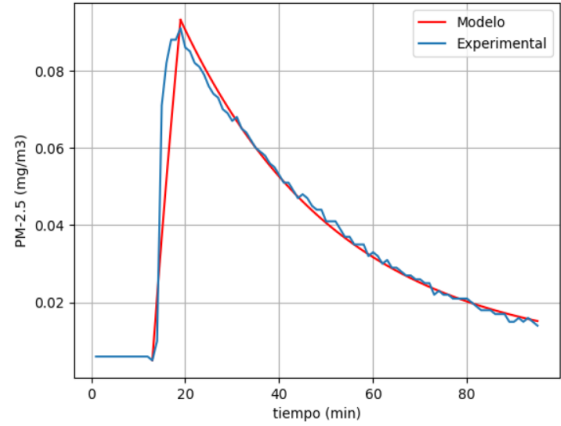
PM_{2.5}-D2-13

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 13: experimental y modelado



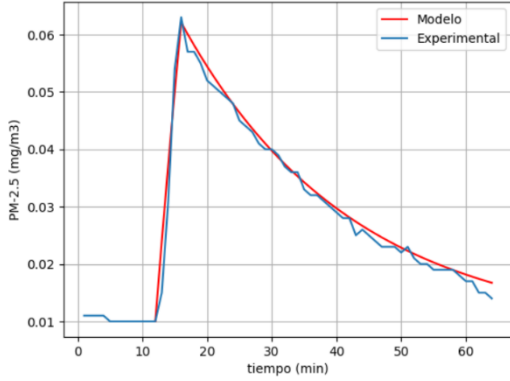
PM_{2.5}-D2-15

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 15: experimental y modelado



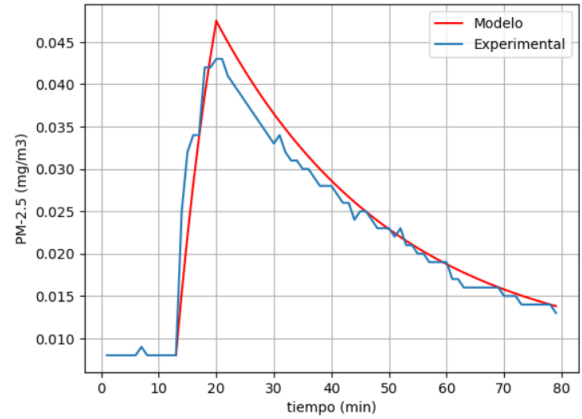
PM_{2.5}-D2-14

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 14: Experimental y Modelado



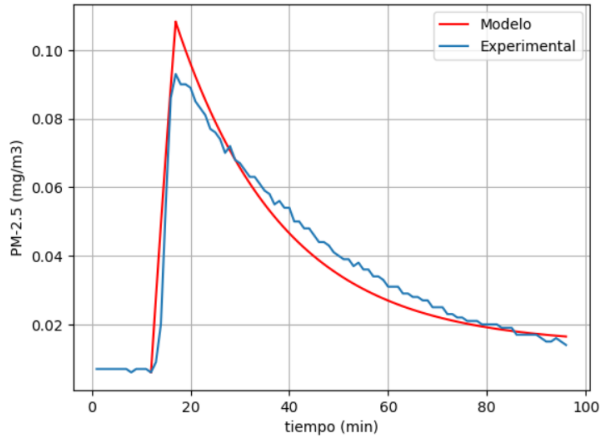
PM_{2.5}-D2-16

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 16: experimental y modelado



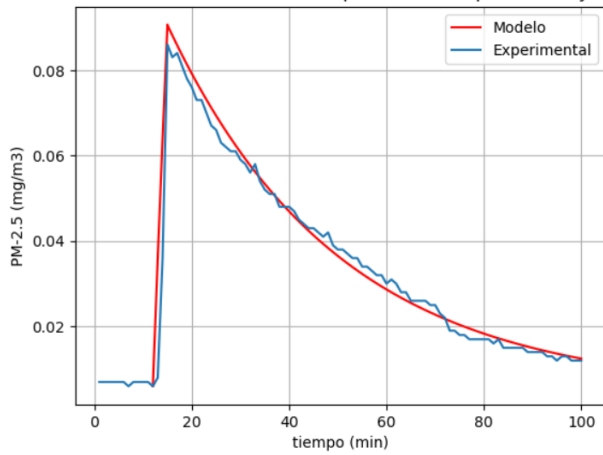
PM_{2.5}-D2-17

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 17: experimental y modelado



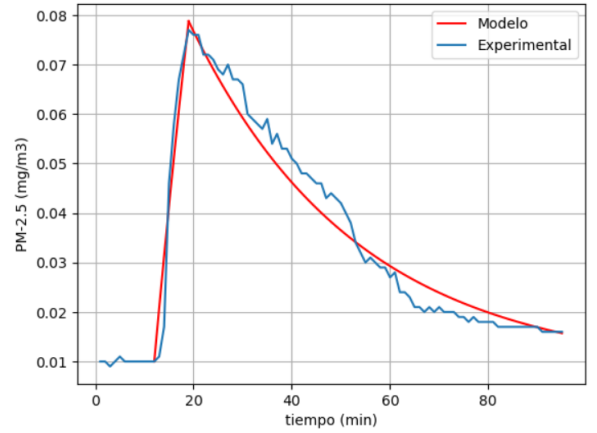
PM_{2.5}-D2-18

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 18: experimental y modelado



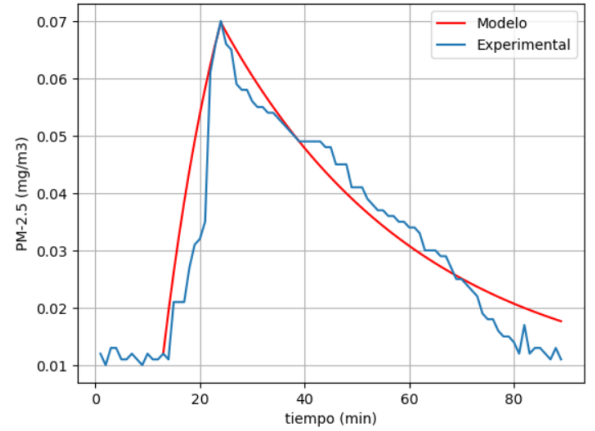
PM_{2.5}-D2-19

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 19: experimental y modelado



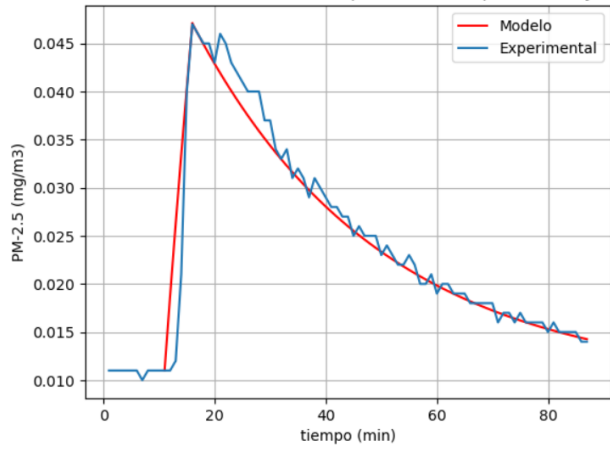
PM_{2.5}-D2-20

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 20: experimental y modelado



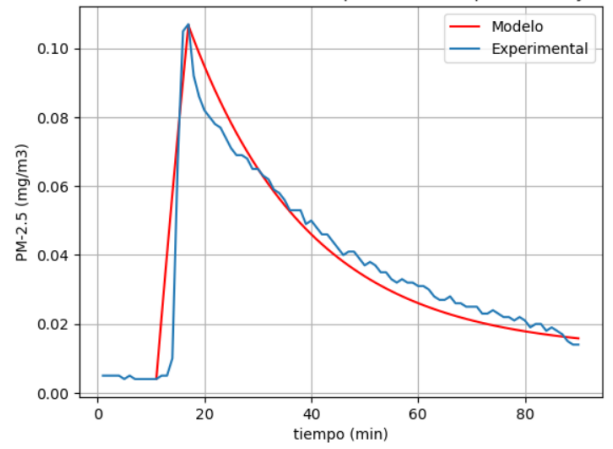
PM_{2.5}-D2-21

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 21: experimental y modelado



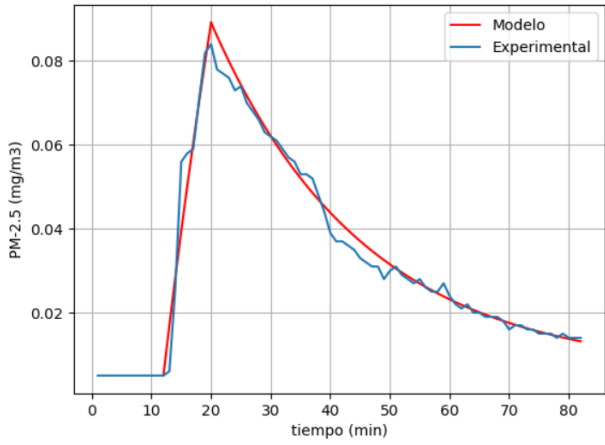
PM_{2.5}-D2-23

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 23: experimental y modelado



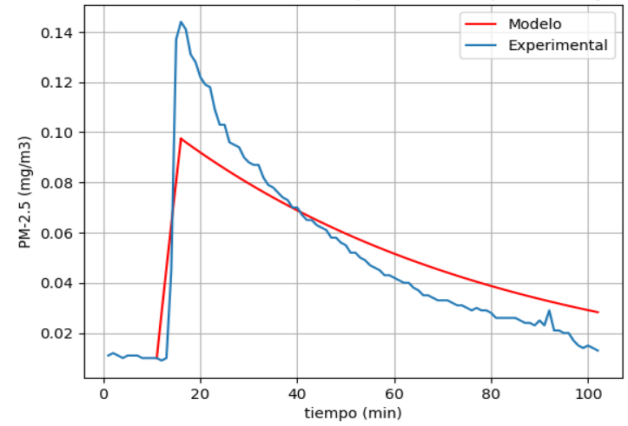
PM_{2.5}-D2-22

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 22: experimental y modelado



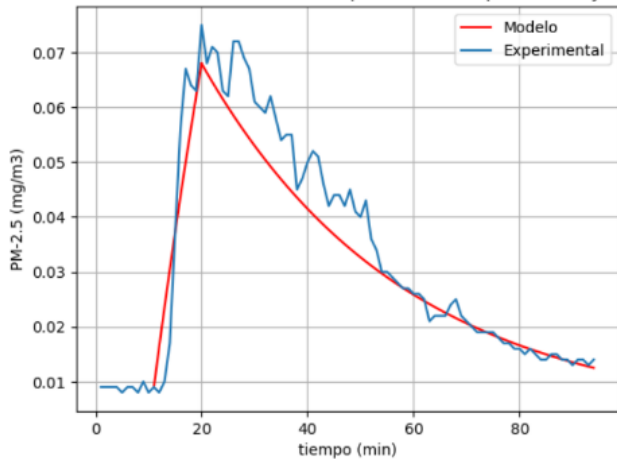
PM_{2.5}-D2-24

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 24: experimental y modelado



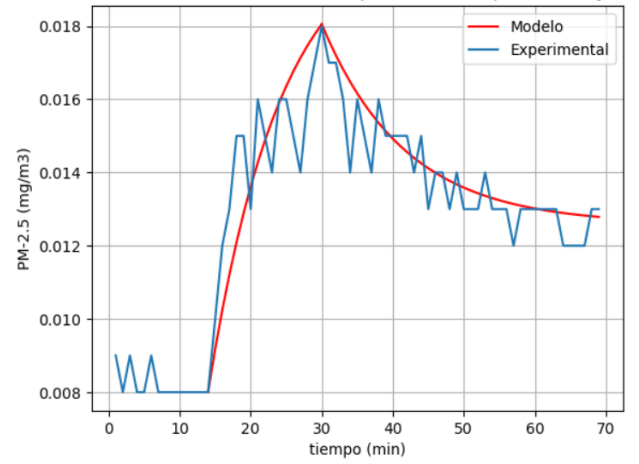
PM_{2.5}-D2-25

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 25: experimental y modelado



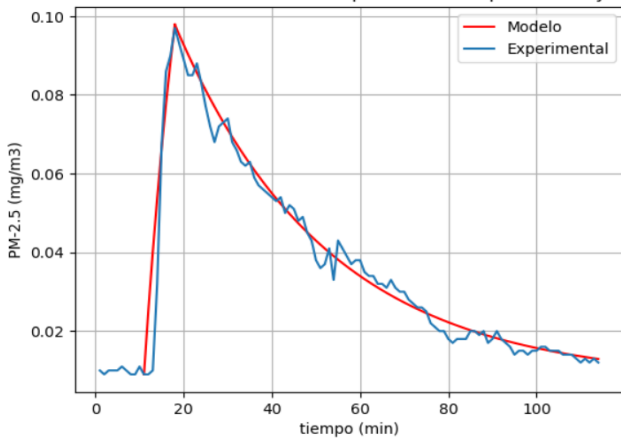
PM_{2.5}-D2-27

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 27: experimental y modelado



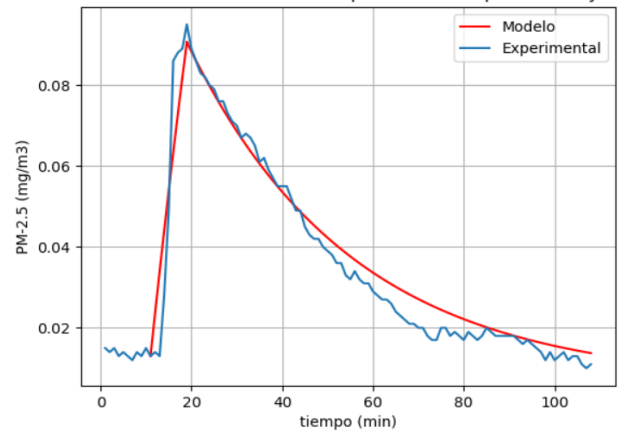
PM_{2.5}-D2-26

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 26: experimental y modelado



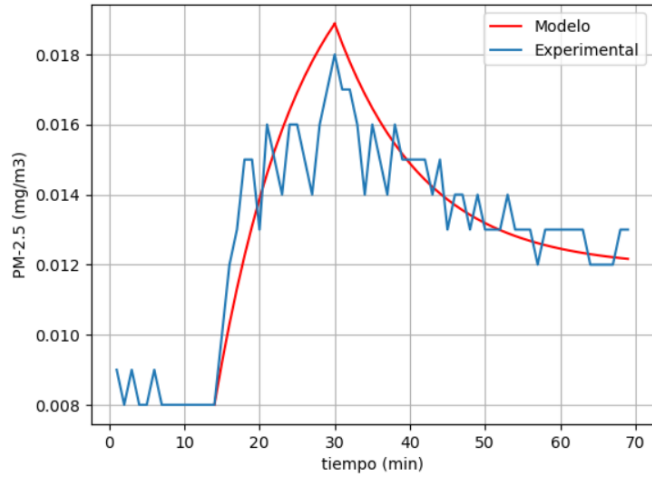
PM_{2.5}-D2-28

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 28: experimental y modelado



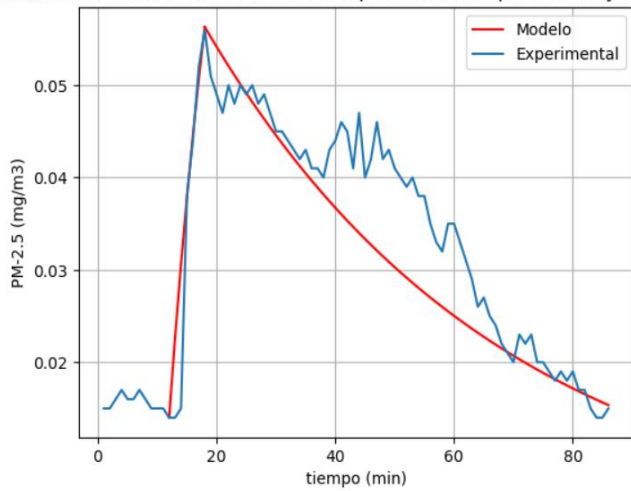
PM_{2.5}-D2-29

Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 29: experimental y modelado



PM_{2.5}-D2-30

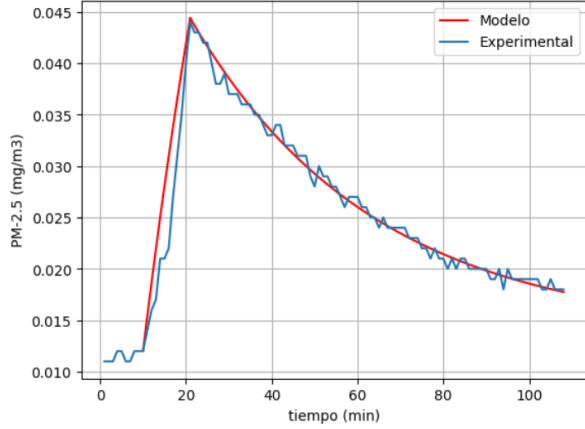
Perfiles de concentración PM-2.5 D2 repetición 30: experimental y modelado



Apéndice C: Resultados de perfiles de concentración para D3.

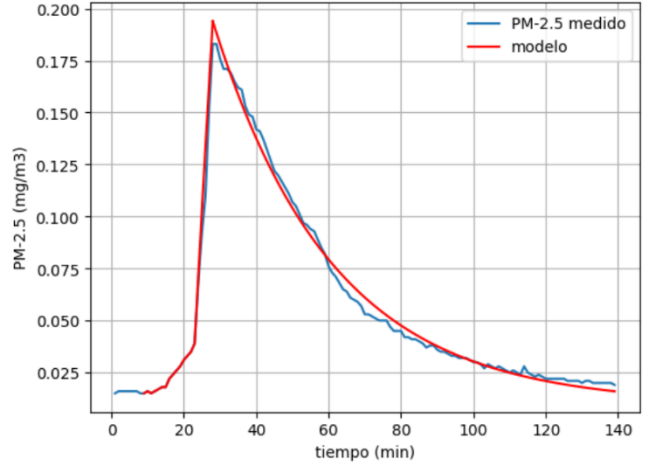
PM_{2.5}-D3-1

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 1: Experimental y Modelado



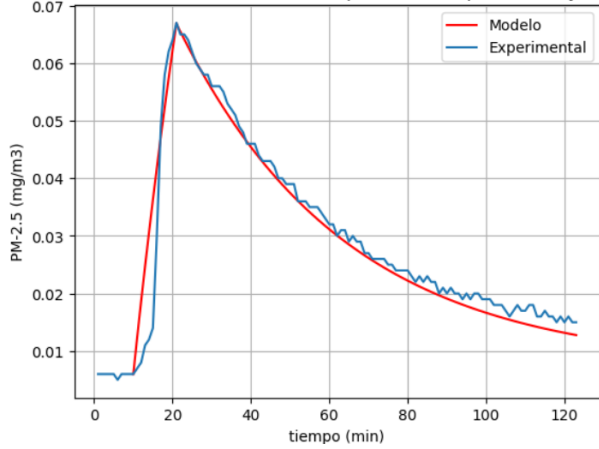
PM_{2.5}-D3-3

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 3: medido y ajustado



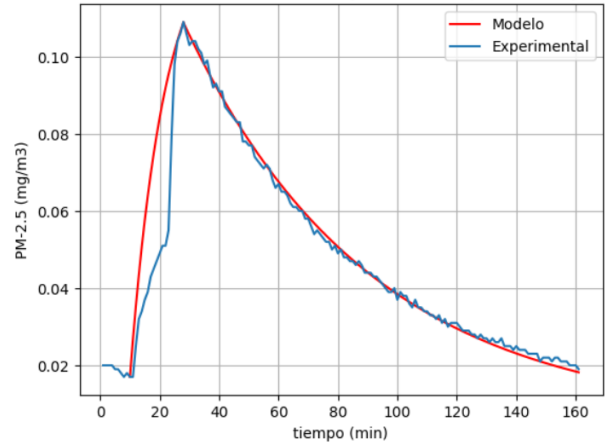
PM_{2.5}-D3-2

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 2: Experimental y Modelado



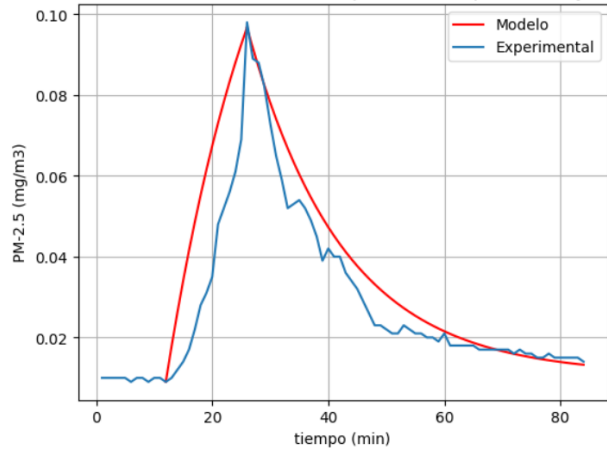
PM_{2.5}-D1-4

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 4: Experimental y Modelado



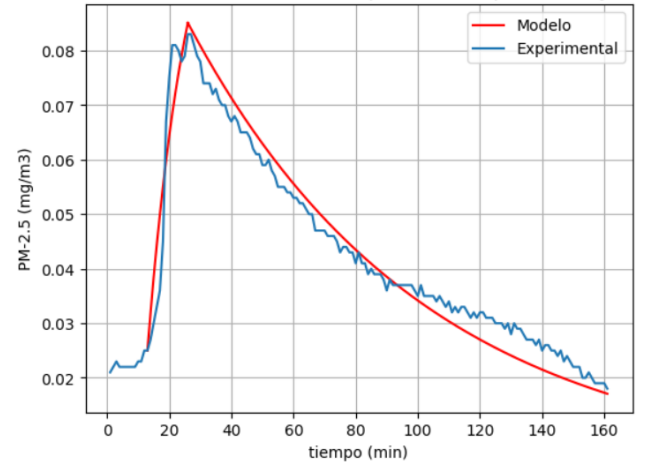
PM_{2.5}-D3-5

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 5: Experimental y Modelado



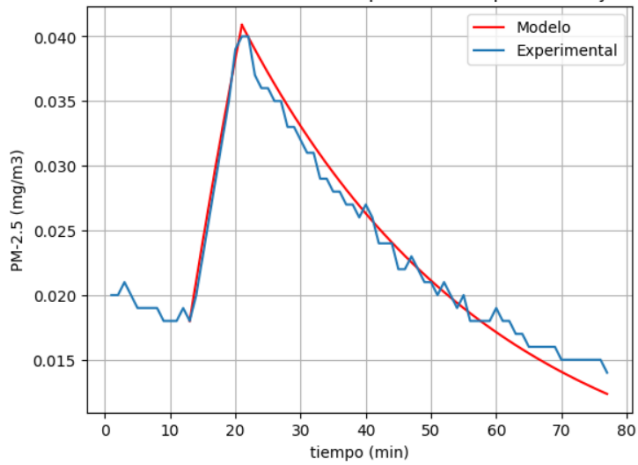
PM_{2.5}-D3-7

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 7: Experimental y Modelado



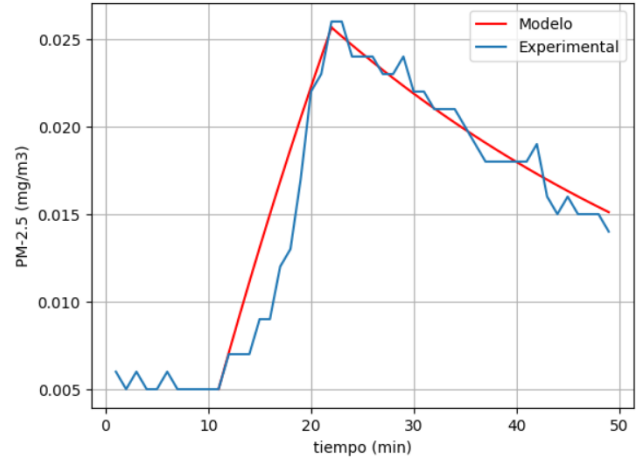
PM_{2.5}-D3-6

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 6: Experimental y Modelado



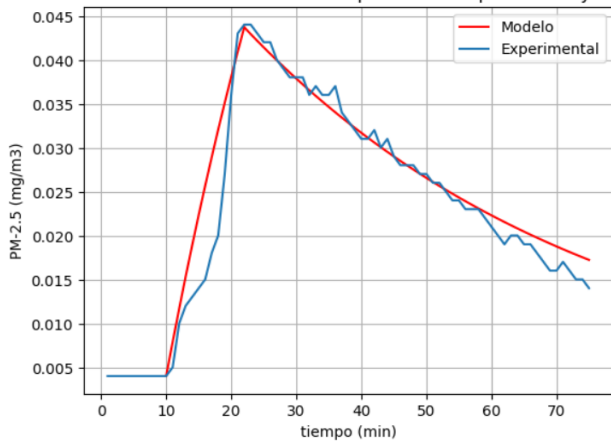
PM_{2.5}-D1-8

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 8: Experimental y Modelado



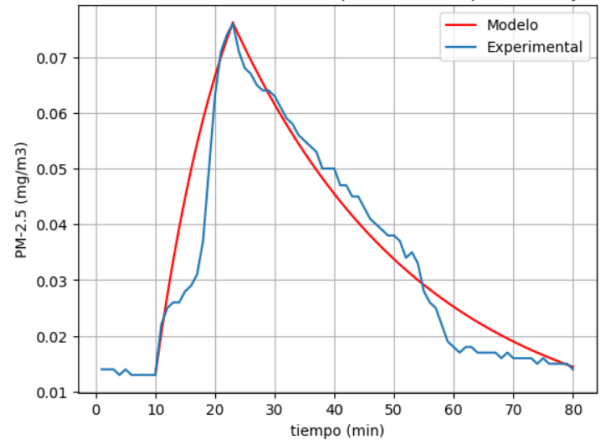
PM_{2.5}-D3-9

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 9: Experimental y Modelado



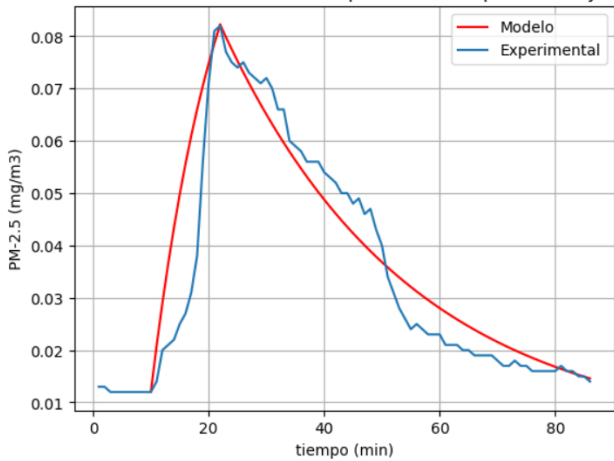
PM_{2.5}-D3-11

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 11: Experimental y Modelado



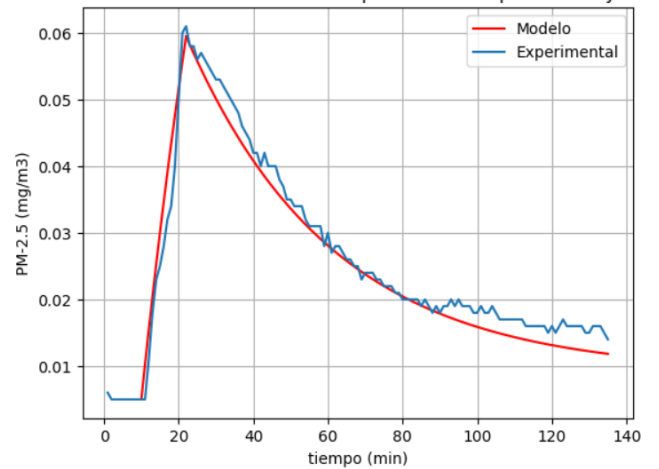
PM_{2.5}-D3-10

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 10: Experimental y Modelado



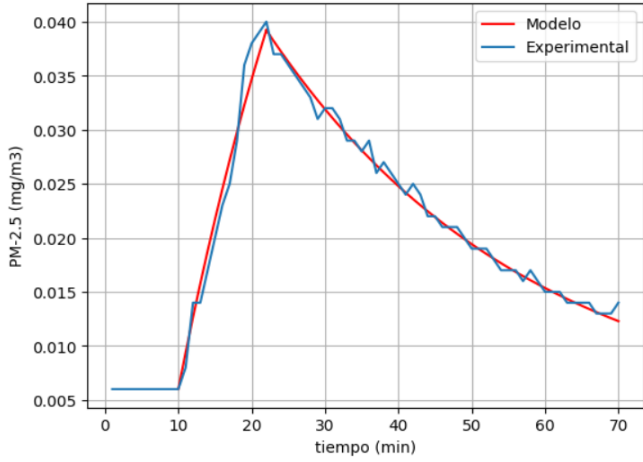
PM_{2.5}-D3-12

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 12: Experimental y Modelado



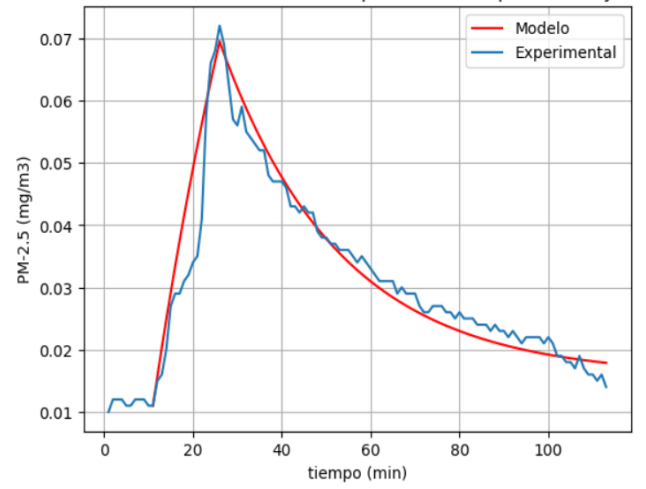
PM_{2.5}-D3-13

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 13: Experimental y Modelado



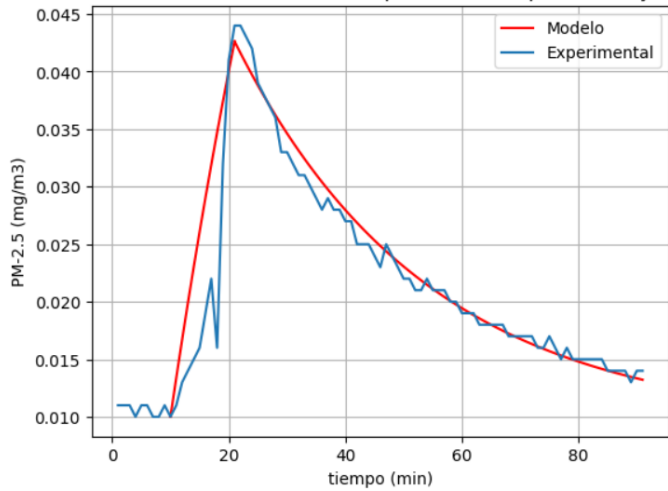
PM_{2.5}-D3-15

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 15: Experimental y Modelado



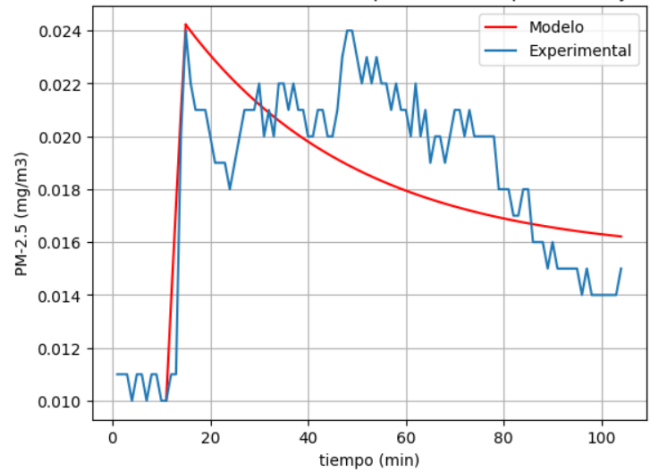
PM_{2.5}-D3-14

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 14: Experimental y Modelado



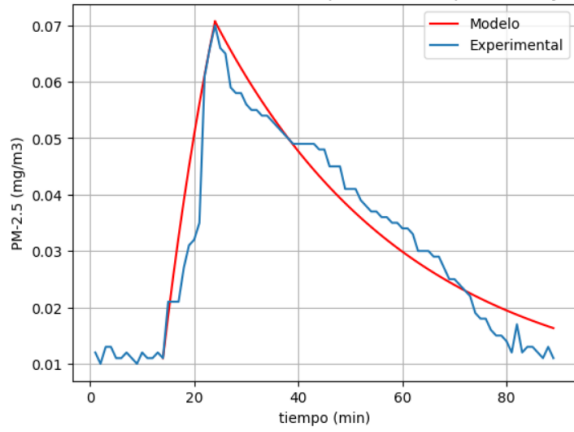
PM_{2.5}-D3-16

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 16: Experimental y Modelado



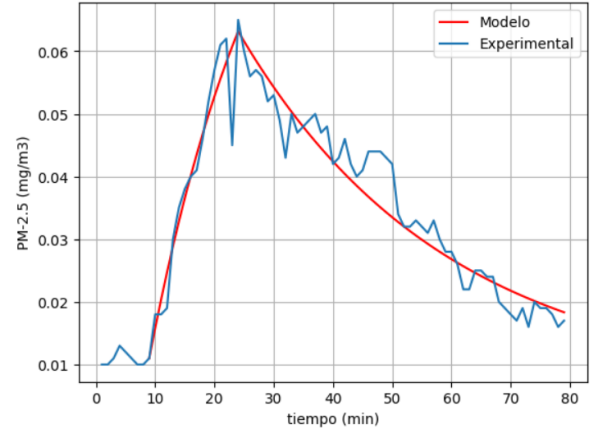
PM_{2.5}-D3-17

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 17: Experimental y Modelado



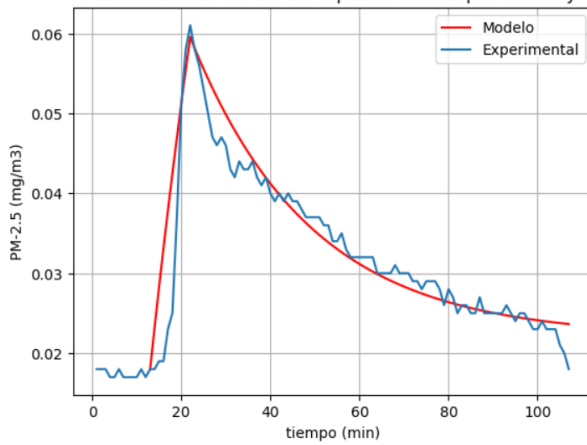
PM_{2.5}-D3-19

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 19: Experimental y Modelado



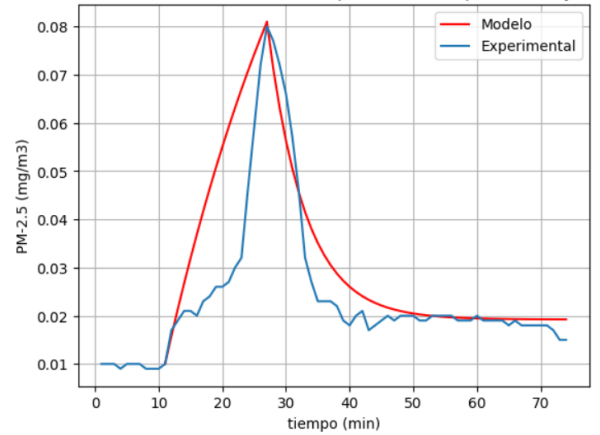
PM_{2.5}-D3-18

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 18: Experimental y Modelado



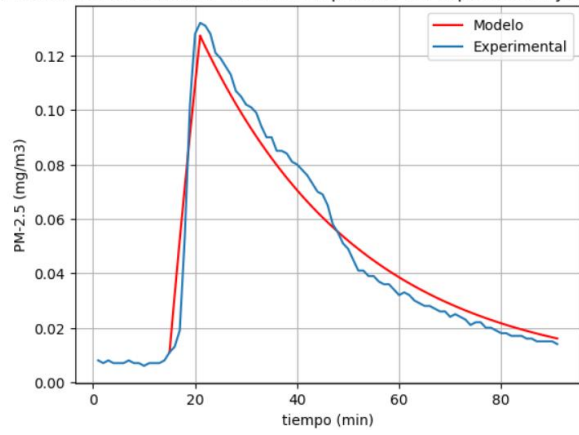
PM_{2.5}-D3-20

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 20: Experimental y Modelado



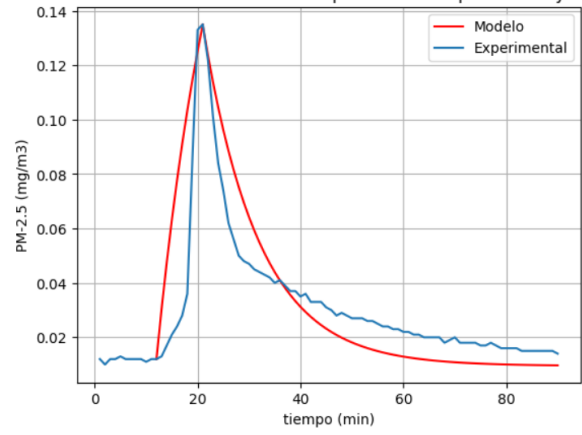
PM_{2.5}-D3-21

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 21: Experimental y Modelado



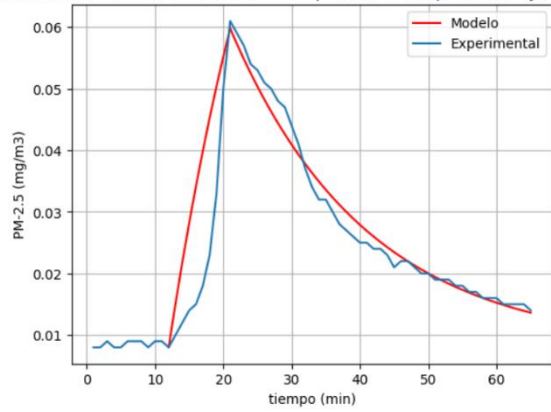
PM_{2.5}-D3-23

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 23: Experimental y Modelado



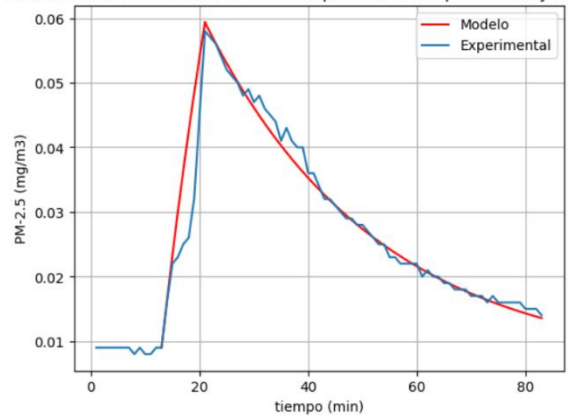
PM_{2.5}-D3-22

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 22: Experimental y Modelado



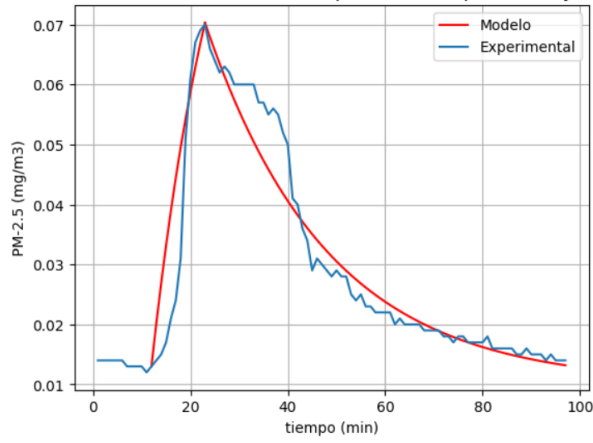
PM_{2.5}-D3-24

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 24: Experimental y Modelado



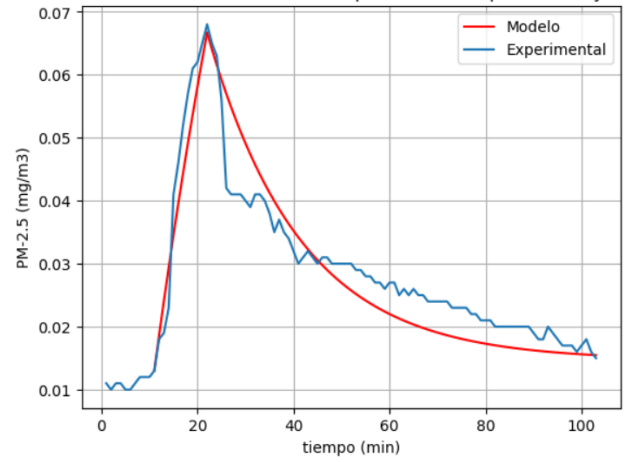
PM_{2.5}-D3-25

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 25: Experimental y Modelado



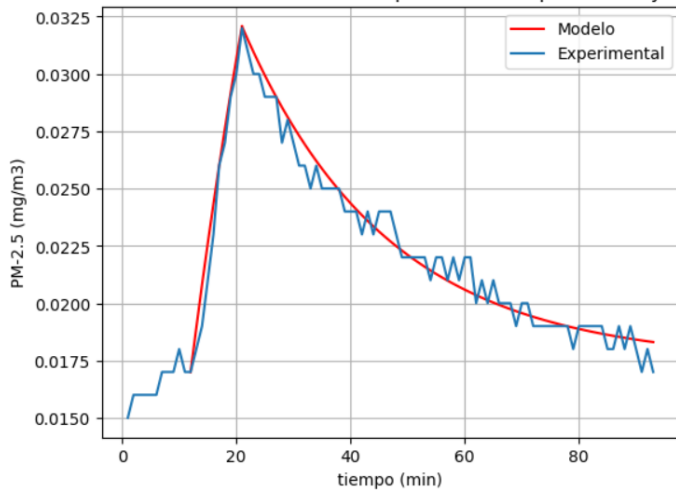
PM_{2.5}-D3-27

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 27: Experimental y Modelado



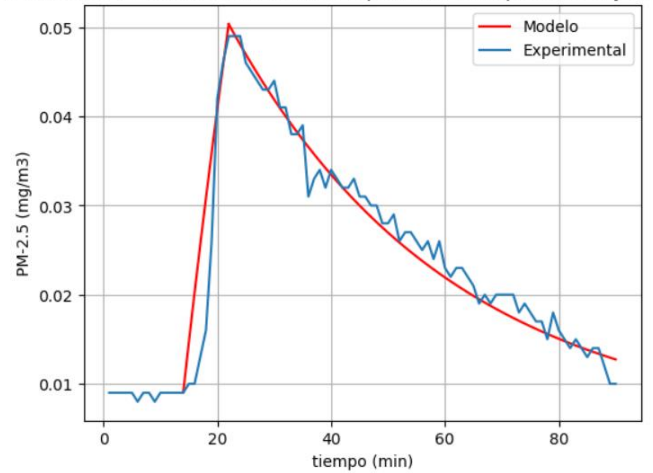
PM_{2.5}-D3-26

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 26: Experimental y Modelado



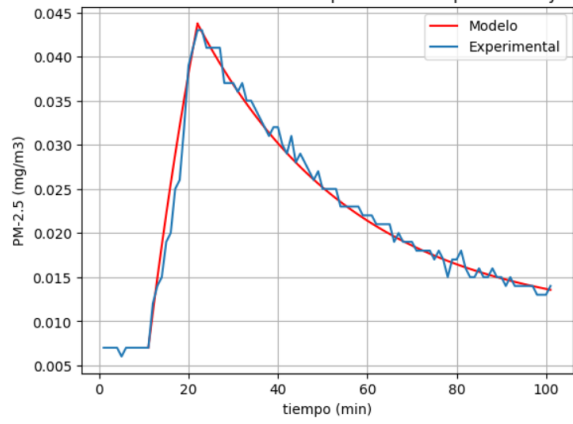
PM_{2.5}-D3-28

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 28: Experimental y Modelado



PM_{2.5}-D3-29

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 29: Experimental y Modelado



PM_{2.5}-D3-30

Perfiles de concentración PM-2.5 D3 repetición 30: Experimental y Modelado

