



**UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**Incorporación de datos meteorológicos  
en la modelación de material  
particulado PM<sub>2.5</sub> con redes neuronales  
en la Ciudad de México**

**TESIS**

Que para obtener el título de

**Ingeniero Civil**

**P R E S E N T A**

Francisco Andree Ramírez Casas

**DIRECTOR DE TESIS**

Rodrigo Takashi Sepúlveda Hirose



**FI-DICYG**



*Sello digital por  
emergencia sanitaria*

**Ciudad Universitaria, Cd. Mx., 2020**

M. en I. Claudia Gabriela Delgado Ávila  
Secretaría Técnica  
dicygtitulacion@gmail.com



Universidad Nacional  
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

**Biblioteca Central**



**UNAM – Dirección General de Bibliotecas**  
**Tesis Digitales**  
**Restricciones de uso**

**DERECHOS RESERVADOS ©**  
**PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL**

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

## ***Resumen***

La medición de concentraciones y distribuciones de material particulado  $PM_{2.5}$  representa un desafío logístico y económico que puede solventarse con estimaciones obtenidas a partir de imágenes satelitales. Se proponen modelos generados con redes neuronales que usan datos de imágenes satelitales, mediciones de concentraciones de contaminantes en sitio y registros meteorológicos.

La arquitectura de red neuronal que se utiliza para la obtención de modelos predictivos tiene 5 capas, la capa de entrada, 3 capas ocultas, con 240, 120 y 60 nodos respectivamente; y la capa de salida, con un nodo que corresponde a la estimación de concentración de  $PM_{2.5}$ .

Se desarrollan dos conjuntos de modelos, el primero busca la relación entre los valores de las imágenes satelitales y los registros de contaminantes en sitio, al segundo conjunto de modelos se incorporan las variables meteorológicas de precipitación acumulada y humedad relativa.

Para los datos de prueba, se encuentra que el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) promedio se incrementa de 0.590 a 0.778 cuando se incorporan datos meteorológicos, mientras que para datos de entrenamiento este incremento va de 0.809 a 0.909.

Se generan mapas de distribución espacial de concentraciones de  $PM_{2.5}$  y se encuentra que los modelos con datos meteorológicos predicen, en el pixel promedio, concentraciones de  $PM_{2.5}$  con una precisión entre 1.88 y 2.75  $\mu g/m^3$  mayor que los modelos que no consideran datos meteorológicos.

## *Dedicatoria*

Quiero dedicarle este trabajo, y los años de estudio que me llevaron a su conclusión, a mi padre y a madre por el inmesurable amor y apoyo que me han dado toda la vida.

A Che, no alcanzan la palabras para decirte todo lo que eres y significas en mi vida.

A mi tío Carlos por el raite al examen de admisión y todas las visitas; y a la familia por siempre recibirme como si nunca me hubiera ido.

A los 3 hermanos que la vida me ha permitido escoger; Francisco, Roberto y Pato.

A los amigos de Tijuana que me anclaron al lugar que tanto amo, en especial a Eder por ser un pedazo de casa estando tan lejos de ella.

Alejandro, Sebastián y Begu; a ustedes les debo los buenos momentos de la Ciudad de México, regreso por ustedes.

Al maestro Rodrigo, por su vocación de enseñar; a la doctora Carrera por ser el faro de nuestra investigación, y a los dos por el amor al conocimiento que nos inspiran.

A los amigos y colegas de ICEIIS, con quienes no solo desarrollé la investigación que llevó a este trabajo, si no que también compartí horas de mucha diversión.

Mariana, por siempre haber estado, por toda la paciencia y por tanto amor.

Todos ustedes tienen mi agradecimiento eterno.

## ***Agradecimiento***

Agradecimiento especial a la Secretaría de Ciencia, Tecnología e Innovación de la Ciudad de México; por los fondos, asesoría y apoyo otorgado durante el desarrollo de este trabajo, que forma parte del proyecto SECITI/089/2017 “*Desarrollo de modelos para la estimación de material particulado suspendido de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México mediante el uso de imágenes satelitales e información geoespacial*”.

## ***Índice***

<b><i>Resumen</i></b>	<b><i>a</i></b>
<b><i>Dedicatoria</i></b>	<b><i>b</i></b>
<b><i>Agradecimiento</i></b>	<b><i>c</i></b>
<b><i>Introducción</i></b>	<b><i>1</i></b>
<b><i>Objetivos</i></b>	<b><i>3</i></b>
Objetivo general	3
Objetivos específicos	3
<b><i>Hipótesis</i></b>	<b><i>4</i></b>
<b><i>Capítulo I. Antecedentes</i></b>	<b><i>5</i></b>
Material particulado	5
Landsat 8	7
Zona de estudio	10
Monitoreo ambiental en la Ciudad de México	12
Red Automática de Monitoreo Ambiental	12
Programa de Estaciones Meteorológicas del Bachillerato Universitario	13
Redes neuronales	15
<b><i>Capítulo II. Marco teórico</i></b>	<b><i>16</i></b>
Monitoreo ambiental	16
Redes neuronales	17
<b><i>Capítulo III. Estado del arte</i></b>	<b><i>20</i></b>
<b><i>Capítulo IV. Metodología</i></b>	<b><i>25</i></b>
Adquisición de imágenes satelitales	25
Obtención de datos	28
Concentraciones de PM <sub>2.5</sub>	28
Datos meteorológicos	29
Procesamiento de datos	30
Datos de reflectancias	30
Datos de concentraciones PM <sub>2.5</sub>	31

Datos meteorológicos	32
Base de datos de trabajo	32
Red neuronal	34
Generación de mapas de distribución espacial	35
<b>Capítulo V. Resultados y análisis</b>	<b>36</b>
Revisión de la capacidad descriptiva de los modelos	36
Aplicación de los modelos para el 10 de mayo de 2015	39
Aplicación de los modelos para el 19 de octubre de 2016	43
Aplicación de los modelos para el 7 de noviembre de 2017	47
Aplicación de los modelos para el 10 de enero de 2018	51
Revisión de la capacidad predictiva de los modelos	55
Aplicación de los modelos para el 29 de enero de 2019	56
Aplicación de los modelos para el 21 de mayo 2019	60
Aplicación de los modelos para el 8 de julio de 2019	64
Modelos sin datos meteorológicos	68
Análisis de resultados	71
<b>Capítulo VI. Conclusiones</b>	<b>74</b>
<b>Bibliografía</b>	<b>76</b>
<b>Índice de figuras</b>	<b>79</b>
<b>Índice de tablas</b>	<b>81</b>
<b>Anexos</b>	<b>83</b>
Modelos obtenidos con datos meteorológicos	84
Modelos obtenidos sin datos meteorológicos	106

## ***Introducción***

La Organización Mundial de la Salud (OMS) estima que el 90% de la población mundial está expuesta a concentraciones de material particulado PM<sub>2.5</sub> que exceden los lineamientos que propone, por lo que anualmente 7 millones de muertes son atribuibles a la exposición prolongada de altas concentraciones de PM<sub>2.5</sub>.

Los esfuerzos por monitorear la calidad del aire de la Secretaría del Medio Ambiente de la Ciudad de México deben de ser complementados con modelos de estimación de concentración de contaminantes, debido a que la medición en campo es costosa y logísticamente compleja.

En el Capítulo I. Antecedentes, se presenta el panorama de conceptos necesarios para que la lectura de este trabajo sea fluida. Se explica qué es el material particulado, sus orígenes diversos y efectos en la salud humana. Se describe el programa Landsat y en especial la última iteración, la misión Landsat 8. Además, se detallan las características físicas, sociales y culturales de la Ciudad de México y la forma en que se hace monitoreo atmosférico en ella. Por último, se hace una revisión del concepto de redes neuronales, en qué consisten, cómo funcionan y algunas de sus aplicaciones.

En el Capítulo II. Marco teórico, se detalla la forma la que se realizan las mediciones de contaminantes y la normativa que se debe seguir, así como los instrumentos que se utilizan para la medición de variables meteorológicas y los principios en los que están basados. También se hace una presentación de los fundamentos teóricos y matemáticos de las redes neuronales, las arquitecturas que pueden tomar y sus funciones de activación.

En el Capítulo III. Estado del arte se hace una revisión de la literatura más reciente en la que se abordan la modelación de contaminantes atmosféricos utilizando imágenes satelitales, registros de contaminantes y variables meteorológicas. Este trabajo retoma algunas de las recomendaciones presentadas en esas investigaciones.



En el Capítulo IV. Metodología, se expone con gran detalle la metodología planteada. Desde la obtención de las imágenes satelitales, los registros meteorológicos y concentraciones de material particulado, hasta la forma en la que se generan los mapas de concentraciones una vez que se aplican los modelos obtenidos.

En el Capítulo V. Resultados y análisis, se presentan los modelos obtenidos y sus evaluaciones por medio del coeficiente de determinación  $R^2$  y del error medio cuadrático. Además, se hace el análisis de los mismos y se presentan mapas comparando los distintos modelos para una misma fecha.

En el Capítulo VI. Conclusiones, se comentan las bondades y oportunidades de mejora de los modelos presentados, se sugiere trabajo futuro y las recomendaciones para replicar la metodología utilizada.

Finalmente, en el Anexo se presentan los 42 mapas de distribución de concentraciones de material particulado  $PM_{2.5}$ , 6 modelos aplicados a cada una de las 7 fechas de revisión y validación.

## ***Objetivos***

### *Objetivo general*

Modelar concentraciones de material particulado  $PM_{2.5}$  en la Ciudad de México, a partir de imágenes satelitales y registros históricos de la Red Automática de Monitoreo Atmosférico y del Programa de Estaciones Meteorológicas del Bachillerato Universitario

### *Objetivos específicos*

Estudiar la relación entre las condiciones meteorológicas y la concentración de  $PM_{2.5}$ .

Diseñar redes neuronales útiles para el desarrollo de modelos de estimación de concentraciones de  $PM_{2.5}$ .

Aplicar los modelos desarrollados a las imágenes satelitales disponibles para la obtención de mapas de concentraciones de  $PM_{2.5}$ .

Validar la hipótesis de que la incorporación de datos meteorológicos mejora la capacidad de estimación de los modelos.

## ***Hipótesis***

La incorporación de datos meteorológicos en la modelación por redes neuronales de concentraciones de material particulado PM<sub>2.5</sub> mejora la capacidad predictiva de los modelos en comparación con los modelos que no consideran meteorología.

## ***Capítulo I. Antecedentes***

### ***Material particulado***

El material particulado es un término general usado para aerosoles, pequeñas gotas o partículas sólidas que se encuentran suspendidas en el aire y tienen un rango de tamaños de 0.01 a 100 micrómetros (Ohtman, Mat Jafri, & Hwee San, 2010).

La Agencia de Protección Ambiental de Estados Unidos (EPA), denomina PM<sub>10</sub> a las partículas con diámetro aerodinámico menor a 10 micrómetros y mayor a 2.5 micrómetros, mientras que las partículas con diámetro aerodinámico menor a 2.5 micrómetros son llamadas PM<sub>2.5</sub>.

Estas partículas corresponden a la fracción respirable de las partículas suspendidas totales, esto implica que pueden penetrar al tejido pulmonar y llegar al torrente sanguíneo, causando problemas respiratorios (Vazquez, Beristain, & Audelo, 2012). Además, la exposición prolongada a concentraciones altas de material particulado se ha asociado al incremento de riesgo de enfermedades cardiovasculares, cáncer de pulmón, así como un incremento en la tasa de mortalidad (Cohen, et al., 2005). Los adultos mayores e infantes son los grupos más vulnerables a los efectos de la exposición prolongada a altas concentraciones de material particulado.

Una característica importante del material particulado es que su composición y origen son muy variados (Kanniah, et al., 2016), en la naturaleza se generan a partir de actividad volcánica e incendios forestales, las emisiones antropogénicas que más aportan a la concentración de material particulado son las emisiones por transporte, quema de biomasa y actividades industriales (Chan, Simpson, McTainsh, & Vowles, 1997).

El comportamiento del material particulado en la atmósfera depende de la composición del mismo, en general reflejan la luz solar, sin embargo, en algunos casos también pueden absorberla. Esto implica que para entender el impacto de los aerosoles en las imágenes

satelitales se necesita estudiar su distribución y composición de manera continua utilizando observaciones satelitales y mediciones en campo (Dubovik, et al., 2002).

## ***Landsat 8***

La energía radiante reflejada y emitida por la Tierra carga una firma de las propiedades atmosféricas y de la superficie. Los satélites cuantifican estas propiedades midiendo la longitud de onda, el ángulo de incidencia y la polarización de esta energía (Dubovik, et al., 2002).

El proyecto Landsat ha obtenido desde 1972 imágenes satelitales de la superficie terrestre a nivel global de resolución espacial media, en la Tabla 1 se presenta la cronología de las misiones del proyecto Landsat. Las imágenes se utilizan en una amplia gama de aplicaciones que van desde la agricultura, mapeo de coberturas de suelo, detección de cambios en usos de suelo, entre otras (Roy, et al., 2014).

*Tabla 1. Cronología de las misiones del proyecto Landsat. (Roy, et al., 2014)*

<b>Misión</b>	<b>Lanzamiento</b>	<b>Término de misión</b>
<i>Landsat 1</i>	23 de julio de 1972	6 de enero de 1978
<i>Landsat 2</i>	22 de enero de 1975	25 de febrero de 1982
<i>Landsat 3</i>	5 de marzo de 1978	31 de marzo de 1983
<i>Landsat 4</i>	16 de julio de 1982	14 de diciembre de 1993
<i>Landsat 5</i>	1 de marzo de 1984	5 de junio de 2013
<i>Landsat 6</i>	5 de octubre de 1993	5 de octubre de 1993
<i>Landsat 7</i>	15 de abril de 1999	Continúa en operación
<i>Landsat 8</i>	11 de febrero de 2013	Continúa en operación

El satélite de observación Landsat 8 cuenta con las siguientes características: continúa con la serie de datos adquiridos de manera ininterrumpida desde 1972; los datos obtenidos son con luz solar, sustancialmente libres de cobertura de nubes y periódicas; las imágenes cuentan

con calibración geométrica y radiométrica; además de estar disponibles de manera gratuita inmediatamente después a la captura (Ihlen, 2019).

Además de los sensores con los que contaban las misiones anteriores del proyecto, el satélite Landsat 8 está equipado con nuevos sensores multiespectrales y térmicos. En la Tabla 2 se presentan los sensores con los que está equipado y algunas de las aplicaciones más comunes para cada una de las bandas.

Landsat 8 tiene una resolución temporal de 16 días, desfasada 8 días con el satélite Landsat 7, las escenas son cuadradas con dimensión de 185 kilómetros por lado, y están referenciadas con el *World-Wide Reference System 2* (WWRS-2).

Los valores de los píxeles de las imágenes de Landsat 8 consisten en números digitales cuantificados y escalados que representan los datos multiespectrales adquiridos por los dos sensores del satélite. Los números digitales deben de ser reescalados y corregidos geoméricamente para convertirlos a reflectancia de tope de atmósfera (*top of atmosphere reflectance*). La reflectancia es la medida de la proporción de luz que es reflejada al incidir en una superficie.

La reflectancia de tope de atmósfera (TOA) es la medida de la proporción de luz solar incidente e incluye la porción de luz reflejada por la atmósfera, la reflectancia superficial (SR) es la porción de luz incidente que refleja la superficie de la Tierra.

La reflectancia atmosférica (RA) es la porción de luz incidente que refleja la columna de atmósfera sobre una superficie de la Tierra, para el desarrollo de este trabajo se obtuvo de la diferencia entre la reflectancia de tope de atmosfera y la reflectancia superficial.

Tabla 2. Propiedades y aplicaciones de los sensores de Landsat 8. (Roy, et al., 2014)

Sensor	Banda	Longitud de onda ( $\mu\text{m}$ )	Resolución (m)	Aplicaciones
OLI	1. Azul profundo	0.433 - 0.453	30	Estudios costeros y de aerosoles.
	2. Azul	0.450 - 0.515		Mapeo batimétrico, distinción entre suelo y vegetación.
	3. Verde	0.525 - 0.600		Identificación de salud vegetal.
	4. Rojo	0.630 - 0.680		Discriminación de tipos de vegetación.
	5. Infrarrojo cercano (NIR)	0.845 - 0.885		Delimitación de líneas de costa, salud vegetal.
	6. Infrarrojo 1 (SWIR 1)	1.560 - 1.660		Contenidos de humedad en vegetación y suelo, distinción entre nubes y nieve.
	7. Infrarrojo 2 (SWIR 2)	2.100 - 2.300		Discriminación de tipo de rocas, alteraciones hidrotermales.
	8. Pancromático	0.500 - 0.680	15	Mejora de la resolución en las imágenes.
	9. Cirrus	1.360 - 1.390	30	Detección de nubes tipo Cirrus.
TIRS	10. Infrarrojo de onda larga (LWIR 1)	10.300 - 11.300	100 (reescalable a 30)	Discriminación de suelos por humedades, calor absorbido por vegetación.
	11. Infrarrojo de onda larga (LWIR 2)	11.500 - 12.500		



### ***Zona de estudio***

La Ciudad de México está ubicada en un valle elevado, a una elevación promedio de 2,240 metros sobre el nivel del mar, ubicada en la región central del país, tiene coordenadas 19.40°N 99.12°W. En la ciudad hay una población de 8,918,653 habitantes en un área de 1485 kilómetros cuadrados, lo que representa una densidad poblacional de 6,006 habitantes por kilómetro cuadrado (Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano, 2015)

El valle está confinado por cadenas montañosas en tres flancos (este, sur y oeste) con una amplia apertura en el norte y una apertura estrecha en el sur-sureste, lo que genera que el viento dominante se presente de norte a sur, estas condiciones orográficas provocan estancamiento del aire y como consecuencia, alta concentración de contaminantes.

En el norte de la ciudad se encuentran ubicados complejos industriales que son importantes emisores de contaminantes, por lo que, al circular el viento de norte a sur, se presenta el fenómeno de transporte hacia el centro y las zonas residenciales del sur de la ciudad.

Las actividades humanas son las fuentes de emisión de PM<sub>2.5</sub> más importantes de la zona de estudio, entre las más relevantes se encuentran las actividades industriales, el transporte, el tratamiento de agua, los tiraderos de basura y rellenos sanitarios (Molina & Molina, 2002).

Debido a la altitud en la que se encuentra la ciudad, el aire contiene 23% menos oxígeno que el aire a nivel del mar, esto implica que, para que una persona obtenga una cantidad equivalente de oxígeno, es necesario que inhale más aire y por lo tanto una dosis más alta de contaminantes.

Según la CONAGUA, en el periodo de 1971 a 2000, la Ciudad de México tuvo una precipitación anual promedio de 937.4 milímetros, con la distribución mensual que se presenta en la Tabla 3. El periodo de lluvias se presenta en los meses de mayo a octubre, mientras que el periodo de estiaje se presenta el resto del año.

Tabla 3. Precipitación pluvial mensual en milímetros, periodo 1971 a 2000 (CONAGUA).

Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
9.6	6.6	12.3	29.6	69.2	168.6	194.0	192.3	161.4	73.6	12.9	7.2

La contaminación atmosférica generalmente presenta sus concentraciones más altas durante los meses de invierno, cuando hay menor precipitación y las inversiones térmicas son más comunes (Molina & Molina, 2002).

Este fenómeno se puede observar en la Figura 1, las concentraciones de material particulado se reducen significativamente cuando se incrementan las precipitaciones y los picos de concentración de material particulado se presentan cuando las lluvias son escasas.

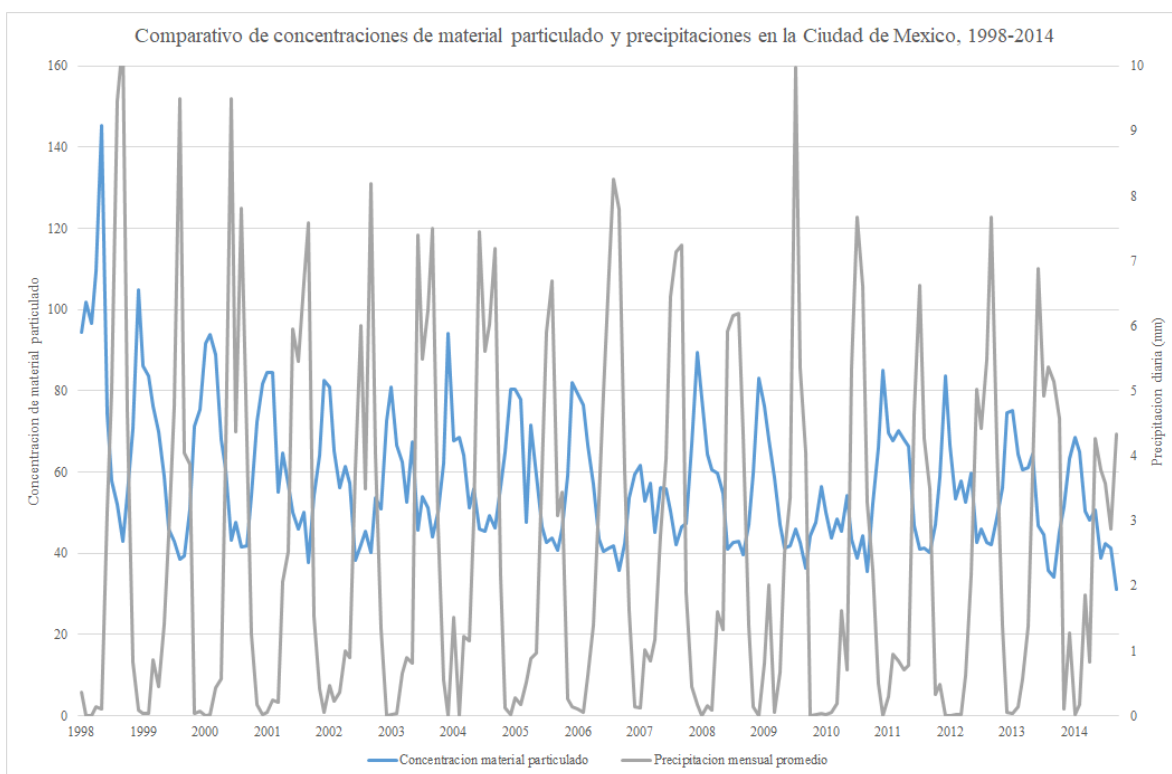


Figura 1. Concentraciones de material particulado y precipitación diaria promedio en la Ciudad de México.

## ***Monitoreo ambiental en la Ciudad de México***

### *Red Automática de Monitoreo Ambiental*

La Secretaría del Medio Ambiente (SEDEMA) a través del Sistema de Monitoreo Atmosférico (SIMAT) es el organismo responsable de la medición permanente de los principales contaminantes del aire en la Ciudad de México. Los objetivos del sistema son (Secretaría del Medio Ambiente, 2020):

1. Evaluar el cumplimiento de las Normas Oficiales Mexicanas de salud ambiental en la Ciudad de México y la zona conurbada.
2. Evaluar el estado de la calidad del aire con respecto a la concentración de los contaminantes criterio.
3. Cuantificar los niveles de exposición de la población a la contaminación del aire ambiente.
4. Informar y prevenir a la población sobre los niveles de contaminación y sus posibles riesgos.
5. Proporcionar información inmediata para la activación o desactivación de alertas o procedimientos de emergencia.
6. Informar de manera oportuna a la población sobre el estado que guarda la calidad del aire.
7. Generar información para la evaluación de la distribución espacial y el transporte de los contaminantes atmosféricos.
8. Generar datos confiables para la evaluación y seguimiento de las estrategias de gestión de la calidad del aire instrumentadas en la Ciudad de México y la zona conurbada.
9. Evaluar la tendencia histórica de los contaminantes criterio en la Ciudad de México y la zona conurbada.

El sistema cuenta con más de 40 estaciones de monitoreo distribuidas en la Zona Metropolitana del Valle de México, en las que se miden contaminantes criterio requeridos por las normativa federal. El SIMAT está compuesto de cuatro subsistemas: Red Automática de Monitoreo Atmosférico (RAMA), Red Manual de Monitoreo Atmosférico (REDMA), Red de Meteorología y Radiación Solar (REDMET) y Red de Deposito Atmosférico

(REDDA); además del Laboratorio de Análisis Ambiental y el Centro de Información de la Calidad del Aire.

La Red Automática de Monitoreo Atmosférico (RAMA) cuenta con 34 estaciones de monitoreo, laboratorio para mantenimiento y calibración de los equipos de monitoreo. Utiliza equipos continuos para la medición de dióxido de azufre, monóxido de carbono, dióxido de nitrógeno, ozono y material particulado  $PM_{10}$  y  $PM_{2.5}$ . Del total de las estaciones, solo 22 miden material particulado  $PM_{2.5}$ , la ubicación de estas estaciones se presenta en la Figura 2.

La norma que regula la medición de  $PM_{2.5}$  es la NOM-025-SSA1-2014, misma que establece los límites de 24 horas y anuales de material particulado, estos se indican en la Tabla 4. En la norma, los límites diarios están definidos como la concentración promedio de partículas, calculada o medida en un periodo continuo de 24 horas, a partir de las 00:00 horas. El valor anual es la concentración promedio de partículas calculada en un año calendario, a partir de los valores diarios.

*Tabla 4. Concentraciones límite de material particulado según la NOM-025-SSA1-2014.*

<b>Contaminante</b>	<b>Límite 24 horas (<math>\mu\text{g}/\text{m}^3</math>)</b>	<b>Límite anual (<math>\mu\text{g}/\text{m}^3</math>)</b>
<i>PM<sub>10</sub></i>	75	40
<i>PM<sub>2.5</sub></i>	45	12

Para este trabajo se obtienen los registros de concentraciones de  $PM_{2.5}$  para los días en que pasó el satélite Landsat 8 por la Ciudad de México.

#### *Programa de Estaciones Meteorológicas del Bachillerato Universitario*

En la literatura (Ángeles, 2019) se sugiere que los modelos de estimación de material particulado mejoran significativamente al incorporar datos meteorológicos como variables de entrada.

Por este motivo, se utilizaron los datos medidos por el Programa de Estaciones Meteorológicas del Bachillerato Universitario, operado por el Centro de Ciencias de la Atmósfera de la Universidad Nacional Autónoma de México.

El programa cuenta con 16 estaciones meteorológicas, con 15 localizadas en la Zona Metropolitana del Valle de México (Centro de Ciencias de la Atmósfera - UNAM, 2020). La ubicación de estas estaciones se presenta en la Figura 2. Las estaciones miden temperatura,

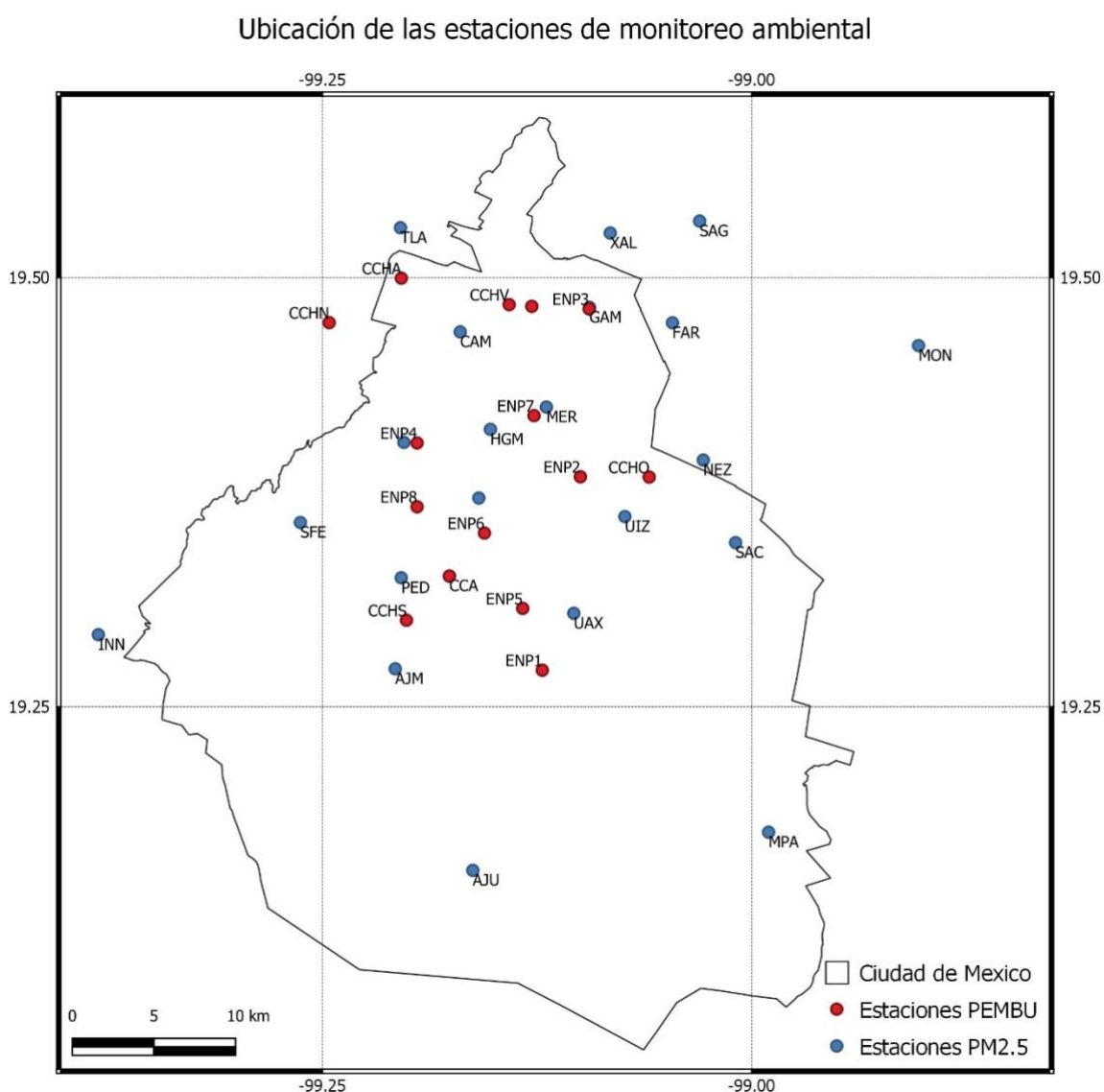


Figura 2. Ubicación de las estaciones de la RAMA que miden PM2.5 y de las estaciones de PEMBU.

humedad, precipitación. Para el desarrollo del trabajo se consideraron la humedad y la precipitación acumulada.

### ***Redes neuronales***

Las redes neuronales son una técnica de modelación inspirada en el funcionamiento del cerebro, el funcionamiento crea y refuerza ciertas conexiones entre las neuronas que permiten que el modelo cumpla con una tarea especificada.

Las redes neuronales están compuestas por neuronas que son agrupadas en capas, cada neurona tiene asignado un valor numérico con el que modifica la entrada que recibe, a este valor se le conoce como peso.

Para que una red neuronal realice la función para la que es diseñada, es necesario que pase por un proceso de entrenamiento, este consiste en la modificación de los pesos de cada una de las neuronas para que, a la salida de la red, se obtenga un valor igual o similar al valor que se indica en los datos de entrenamiento.

Las redes neuronales son capaces de encontrar relaciones no lineales entre un número grande de variables que con otros métodos de modelación no es posible identificar. Si se cuenta con datos de entrenamiento suficientes, son capaces de modelar cualquier función. Debe considerarse que lo que se gana en capacidad de modelación, se pierde en interpretación, debido a que funcionan como una caja negra.

Las aplicaciones son orientadas principalmente a tareas de predicción y clasificación, algunas son predicción de precios, diagnóstico de enfermedades, validación de datos, identificación de rostros, vehículos autónomos, entre muchas otras.

## ***Capítulo II. Marco teórico***

### ***Monitoreo ambiental***

El monitoreo de material particulado PM<sub>2.5</sub> se realiza utilizando equipos que cumplen con el método de referencia señalado por la Agencia de Protección Ambiental de Estados Unidos (EPA) y con la Norma Oficial Mexicana NOM-025-SSA1-2014, los instrumentos son capaces de generar resultados reproducibles y trazables.

Hay dos principios operativos que se utilizan para la medición de este contaminante, por gravimetría y atenuación de radiación beta.

El primero consiste en la determinación de la masa de partículas presentes en un flujo de aire, las partículas son separadas de la corriente y depositadas sobre un filtro colocado en un elemento oscilante, la variación en la frecuencia de oscilación es proporcional a la masa. El tamaño de partícula está determinado por la entrada selectiva y el flujo de muestra.

Mientras que el segundo mide con la atenuación en la intensidad de la radiación beta por las partículas depositadas sobre un filtro continuo.

La medición de precipitación se realiza con el pluviómetro, cuyo principio de funcionamiento consiste en medir el agua depositada en un recipiente conectado a un orificio de área conocida. Los pluviómetros automáticos son capaces de reportar precipitaciones de manera continua.

La humedad relativa se mide con higrómetros, el sistema de medición consiste en un medidor conectado a una sonda, el sensor utiliza un capacitador que tiene como dieléctrico un material cuya constante dieléctrica cambia con las variaciones de humedad relativa, mismas que causan un cambio de frecuencia en la electrónica del instrumento, dando lugar a una modulación de frecuencia que es función de la humedad relativa. La unidad de la humedad

relativa es el porcentaje de la cantidad de vapor de agua presente en un metro cúbico de aire para una temperatura dada.

### ***Redes neuronales***

Una red neuronal consiste en una serie de neuronas conectadas, su comportamiento depende del modelo neuronal al que sean sometidas (Yang, 2019). El primer modelo matemático de neuronas artificiales fue propuesto en 1943 por McCulloch y Pitts, consiste en una neurona que recibe señales de entrada, se le aplica una función de activación y arroja una salida como resultado.

Las redes neuronales son modelos de procesamiento de información que almacenan conocimiento empírico mediante una serie de procesos de aprendizaje, para un uso posterior. Son utilizadas porque encuentran relaciones no lineales entre las variables que modelan (Dobrevá & Klein, 2011).

Matemáticamente están definidas de la siguiente manera, a cada entrada le corresponde un peso  $w_i$ , la salida de la neurona está dada por:

$$y = f(x)$$
$$x = \sum_{i=1}^n w_i u_i$$

Donde la suma  $x$  es el valor de la señal y  $f(x)$  es la función de activación. La función de activación más simple es la función identidad, definida como:  $f(x) = x$ , en esta función, la salida es idéntica a la entrada.

Otras funciones de activación comunes son:

Función Sigmoid, la curva tiene forma de S, su rango está entre 0 y 1, por lo que es usada en modelos que buscan predecir probabilidades de un resultado. Se define como:



$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x}$$

Una desventaja de esta función de activación es que cuando una neurona toma valores negativos muy alejados al cero, la función desactiva dicha neurona en el proceso de entrenamiento.

Función tangente hiperbólica, el rango de esta función es de -1 a 1, tiene la ventaja de que las entradas negativas no se desactivan, de la misma manera que la función Sigmoid, tiene forma de S. Esta función de activación se utiliza principalmente para clasificación entre 2 clases. Se define como:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

Función lineal rectificadora, es ampliamente usada por su simplicidad. Se define como:

$$f(x) = \begin{cases} 0; & x < 0 \\ x; & x > 0 \end{cases}$$

Para valores  $x > 0$ , tiene un gradiente constante de 1, lo que es considerado una propiedad deseable, a pesar de ser muy utilizada, elimina valores cuando el resultado es menor a cero (Yang, 2019).

Hay diferentes arreglos con los que se puede armar una red neuronal, sin embargo, uno de los más utilizados es la estructura de capas, esto es, una capa de entrada, una capa de salida y por lo menos una capa oculta.

En este arreglo, todas las neuronas están conectadas con todas las neuronas de las capas anterior y posterior, la fuerza con la que cada neurona está conectada con otra está dada por su peso correspondiente.

El número de capas ocultas depende del objetivo y estructura de la red neuronal. Las redes neuronales pueden simular modelos matemático complejos sin que sea necesario definir de manera explícita el modelo que simula.

Una red neuronal se construye estimando los pesos de las conexiones de la red, para lograr esto, se necesita una serie de datos cuya única función es el entrenamiento de la red. Durante el entrenamiento, la red neuronal debe ajustar los datos y ser capaz de predecir nuevos resultados, una buena red neuronal debe minimizar los errores de ajuste y de predicción.

En el esquema *feed-forward*, las neuronas están estructuradas en capas, la salida de una capa es la entrada de la siguiente, todas las neuronas en una capa están conectadas a todas las neuronas de la siguiente capa, pero no hay conexión entre las neuronas en una misma capa. Es la arquitectura de red neuronal más simple y común.

### *Capítulo III. Estado del arte*

En la literatura pueden encontrarse estudios que han modelado concentraciones de material particulado a partir de imágenes satelitales, se han utilizado modelos lineales, no lineales y redes neuronales.

A grandes rasgos la metodología es similar, con ajustes que dependen de la cantidad de datos utilizados y de las características particulares de la zona de estudio. A continuación, se presenta una revisión bibliográfica de los estudios en los que se apoya este trabajo.

El estudio de Ohtman de 2010, utiliza imágenes obtenidas por el satélite Landsat 7, para estimar concentraciones de material particulado sobre La Meca, centro religioso en el oeste de Arabia Saudita.

Los autores proponen un algoritmo para estimar concentraciones de  $PM_{10}$ , los resultados que obtienen tienen valores de coeficiente R mayores a 0.8, con lo que concluyen que se puede usar su algoritmo para estimar concentraciones de  $PM_{10}$ . Se proponen cinco modelos lineales, que utilizan las reflectancias de las bandas 1, 2 y 3. Los coeficientes R que obtienen están entre 0.279 y 0.888, en 4 de los 5 modelos encontraron coeficientes R mayores a 0.8, de manera similar, las raíces de los errores medios cuadráticos, son menores a  $10.5 \mu g/m^3$  en 4 de los 5 modelos propuestos.

A pesar de que los resultados de este estudio son prometedores, debe tomarse en consideración que los modelos fueron desarrollados y validados con muy pocos datos. Los autores solamente consideraron datos de dos fechas para calcular los coeficientes de sus modelos.

Sin embargo, la metodología que se utiliza en este estudio, es recuperada y utilizada, por una variedad de autores en todo el mundo para el desarrollo de modelos de estimación de material particulado, es por esto que resulta una referencia indispensable, además, en el caso particular de este trabajo resulta de suma importancia porque utiliza imágenes de la serie de satélites

Landsat, mismas que se utilizaron para el desarrollo de los modelos propuestos en este trabajo.

Saraswat en 2017 utiliza la metodología propuesta por Nadzri en 2010 para estimar material particulado en Delhi, capital de India ubicada en el norte del país. Las modificaciones que hacen a la metodología son, utilizar una banda de reflectancias más que en el estudio antes citado, además, los datos de concentración de PM<sub>10</sub> medidos en campo, son obtenidos de una base de datos de monitoreo automático con los que tuvieron la posibilidad de desarrollar un modelo más robusto por la cantidad de datos disponibles.

Los resultados de Saraswat son consistentes, las 10 regresiones presentadas tienen coeficientes R mayores a 0.83, sin embargo, los errores medios cuadrados son, en todos menos uno de los casos, mayores a 20 µg/m<sup>3</sup>.

Los autores del estudio, proponen utilizar una cantidad más grande de registros de concentraciones medidas, así como la incorporación de datos meteorológicos para incrementar la correlación de concentraciones estimadas y medidas. Ambas recomendaciones son retomadas para la realización de este trabajo.

Chu en 2016, hace una revisión de 116 artículos en los que se estiman concentraciones de PM<sub>2.5</sub> con datos de profundidad óptica de aerosoles (*Aerosol Optical Depth*). En la revisión encontraron que los 4 modelos más comunes son: regresión lineal múltiple, modelos de efecto mixto, modelos de transporte químico y regresiones con muestreo espacial (*Geographically Weighted Regression*).

Para regresiones lineales múltiples, se encontró que al agregar variables climatológicas y de uso de suelo, las correlaciones se incrementan de manera considerable. Una desventaja de estos modelos es que la resolución espacial de las imágenes satelitales es baja.

Los autores encontraron que ningún tipo de modelo en específico puede reemplazar a todos los demás. Entre las conclusiones más importantes está que los modelos de regresión lineal

múltiple tienen poca capacidad predictiva y que los modelos espaciales tienen un desempeño adecuado en regiones pequeñas.

La revisión (Chu, et al., 2016) encuentra que los modelos desarrollados con redes neuronales presentan resultados inconsistentes entre sí, los valores de  $R^2$  reportados, están entre 0.030 y 0.850. Por lo que concluyen que se debe de investigar de manera más detallada antes de que este tipo de modelos se vuelvan ampliamente utilizados.

El trabajo de Lyu en 2018 hace uso de redes neuronales para la estimación de concentraciones de  $PM_{2.5}$  en la ciudad de Beijing, capital de China ubicada en el noreste del país asiático, este estudio hace uso de imágenes de la plataforma MODIS, así como mediciones automáticas de concentraciones de  $PM_{2.5}$  y datos meteorológicos, obtenidos de una plataforma de re análisis climático. La metodología que emplean consiste en la obtención de un modelo no lineal por medio de una red neuronal, utilizando una serie que contiene 3 años de datos.

El estudio encuentra un incremento significativo en la correlación cuando se utiliza una red neuronal en lugar de regresión lineal múltiple. El coeficiente de correlación que obtienen es de 0.76, con la raíz del error medio cuadrático de  $55.43 \mu\text{g}/\text{m}^3$ .

En los resultados, resulta evidente que al incluir variables meteorológicas como entradas de la red neuronal se obtienen correlaciones más altas, los autores indican que la metodología que utilizan puede ser aplicada en cualquier lugar del mundo, siempre que haya registros históricos suficientes de concentraciones.

Hay que señalar que un pixel de la plataforma MODIS tiene una resolución espacial de 10 kilómetros por lado, por lo que las concentraciones estimadas no pueden ser usadas de manera focalizada. Independientemente del tipo de modelo, la plataforma MODIS es la más ampliamente utilizada para hacer estimaciones de material particulado. Para el desarrollo de este trabajo la metodología presentada es importantes debido a que utilizan redes neuronales para la estimación de concentraciones de  $PM_{2.5}$ .

Kamarul Zaman en 2017 desarrolla modelos de regresión lineal múltiple y redes neuronales para la estimación de  $PM_{10}$  en Malasia. El desarrollo de los dos tipos de modelo resulta de mucha utilidad porque encuentra que el modelo obtenido con redes neuronales tiene una capacidad predictiva considerablemente superior que el modelo de regresión lineal múltiple.

Además, en el caso de modelos de regresión lineal múltiple, encuentra que al tomar en cuenta variables meteorológicas, la correlación de los modelos resultantes aumenta de un  $R^2=0.59$  a uno de  $R^2=0.66$ . Una de las conclusiones de este estudio es que las estimaciones obtenidas a partir de los modelos desarrollados permiten realizar mapas de la distribución de  $PM_{10}$ .

Por último, la tesis de Ángeles en 2019 fue desarrollada como parte del proyecto SECITI/089/2017 “Desarrollo de modelos para la estimación de material particulado suspendido de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México mediante el uso de imágenes satelitales e información geoespacial.”, del que este trabajo también forma parte.

El modelo obtenido fue desarrollado a partir de reflectancias atmosféricas de las bandas 1, 2, 3, 5, 6 y 7, reflectancias de tope de atmosfera de las bandas 1, 2, 3, 9, 10 y 11, así como con la incorporación del índice de vegetación de diferencia normalizada.

Para el desarrollo del modelo que presenta se consideraron 44 escenas de la Ciudad de México obtenidas en el periodo de 2013 a 2018, por lo que la cantidad de registros de concentraciones de  $PM_{2.5}$  es suficiente para la obtención de modelos robustos y comprobables. Al validar el modelo con los datos de entrenamiento, el modelo que propone tiene un coeficiente  $R^2=0.851$ , y con los datos de prueba, este coeficiente se ajusta a  $R^2=0.617$ .

De la literatura revisada y presentada en este capítulo, se resalta lo siguiente, el potencial que tienen los modelos generados a partir de redes neuronales debido a que la capacidad predictiva que tienen es generalmente superior a la de los modelos lineales, la importancia de incluir las condiciones meteorológicas como variables de entrada en la generación de

modelos y la viabilidad de modelar concentraciones de  $PM_{2.5}$  con la metodología que se propone en el siguiente capítulo.

## ***Capítulo IV. Metodología***

La metodología básica de trabajo consiste en encontrar relaciones entre reflectancias extraídas de imágenes satelitales en los puntos de medición, con las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> medidas en campo.

Para mejorar la correlación entre ambas, se incluyeron registros meteorológicos a la modelación. Obtenidos los modelos, se calculan las estimaciones de concentración de PM<sub>2.5</sub> y finalmente se despliegan los resultados en mapas para su análisis visual.

### ***Adquisición de imágenes satelitales***

Se obtuvieron imágenes satelitales de la plataforma Landsat 8, debido a las características presentadas en el Capítulo I. Antecedentes, todas ellas fueron descargadas de la plataforma *Earth Explorer* del *United States Geological Survey* (USGS), y corresponden al *path/row* 26/47 del sistema de referencia WRS-2.

El área que indica el WRS-2 para el *path/row* 26/47 no cubre una pequeña porción de la alcaldía Gustavo A. Madero, en el norte de la Ciudad de México. Sin embargo, las imágenes que capta el satélite Landsat 8 son más grandes que esta, por lo que la totalidad del territorio es captado en un solo momento en una sola imagen, la diferencia de tamaños descrita se presenta en la Figura 3.

Se encontraron 126 fechas con escenas disponibles para el periodo entre marzo de 2013 y diciembre de 2018, estas se presentan en la Tabla 5, las escenas fueron revisadas por nubosidad, por lo que las fechas disponibles se redujo a 44, las fechas de las escenas utilizadas se presentan en la Tabla 6. La revisión de nubosidad consiste en una inspección visual de las escenas para revisar que no haya presencia de nubosidad sobre la zona de estudio, no se utiliza la herramienta de cobertura de nubes de *Earth Explorer*, ya que la escena puede contener nubosidad, siempre que no esté presente en la zona de estudio.



*Tabla 5. Fechas de las escenas de Landsat 8 disponibles de 2013 a 2018 para la Ciudad de México.*

<b>Año</b>	<b>Ene</b>	<b>Feb</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>May</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Sep</b>	<b>Oct</b>	<b>Nov</b>	<b>Dic</b>
2013	NA	NA	9	18	20	5	7, 23	8, 24	9, 25	11, 27	28	14
2014	15, 31	16	20	5, 21	7, 23	8, 24	10, 26	11, 27	12, 28	14, 30	15	1, 17
2015	2, 18	3, 19	7, 23	8, 24	10, 26	11, 27	13, 29	14, 30	15	1, 17	2	04, 20
2016	5, 21	6, 22	9, 25	10, 26	12, 28	13, 29	15, 31	16	1, 17	3, 19	4, 20	6, 22
2017	7, 23	8, 24	12, 28	13, 29	15, 31	16	2, 18	3, 19	4, 20	6, 22	7, 23	9, 25
2018	10, 26	11, 27	15, 31	16	2, 18	3, 19	5, 21	6, 22	7, 23	9, 25	10, 26	12, 28

*Tabla 6. Fechas de las escenas de Landsat 8 usadas para el desarrollo de este trabajo.*

<b>Año</b>	<b>Ene</b>	<b>Feb</b>	<b>Mar</b>	<b>Abr</b>	<b>May</b>	<b>Jun</b>	<b>Jul</b>	<b>Ago</b>	<b>Sep</b>	<b>Oct</b>	<b>Nov</b>	<b>Dic</b>
2013					20	5					28	14
2014	31	16	20	5, 21			26	27				1
2015		19	7	24	10	11	13					20
2016	21	6	25	10	28					3, 19		22
2017	7, 23	8, 24		13							7, 23	25
2018	10	27	15	16	18	3	5					

Comparacion de tamaños de escena  
WRS-2 y Landsat 8

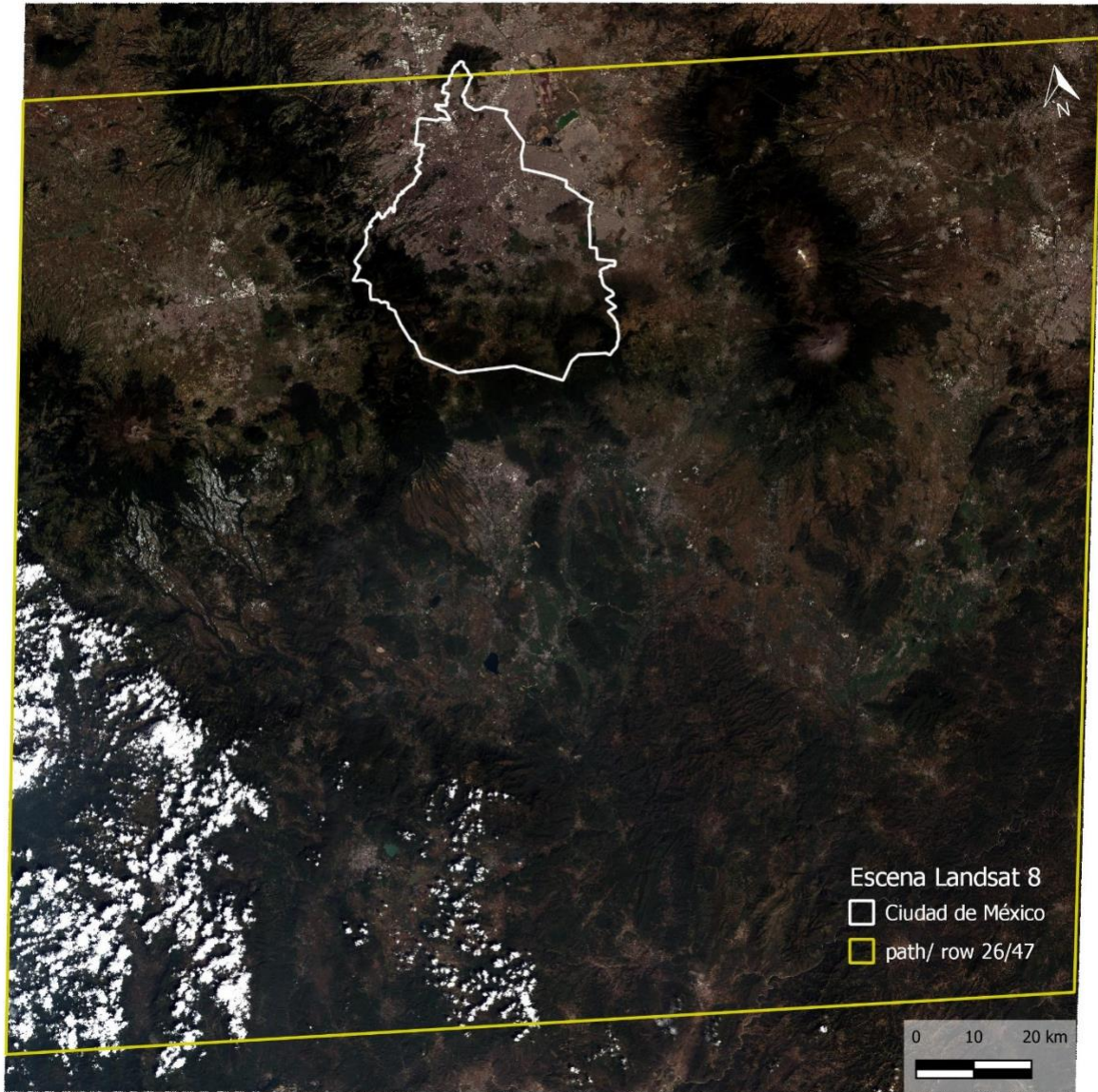


Figura 3. Comparación de tamaño del sistema de referencia WRS-2 y la escena capturada por el satélite Landsat 8.

### *Obtención de datos*

Se obtuvieron datos de concentraciones de  $PM_{2.5}$  y datos meteorológicos para el periodo que comprende 2013 a 2020. Además, se obtuvieron los valores de reflectancia atmosférica, superficial y de tope de atmósfera de las imágenes satelitales en los puntos de medición de  $PM_{2.5}$ .

### *Concentraciones de $PM_{2.5}$*

Los datos de concentración de material particulado  $PM_{2.5}$  fueron obtenidos de los registros de la Red Automática de Monitoreo Atmosférico (RAMA). Son de acceso público y se publican en el sitio de Aire de la Secretaría del Medio Ambiente (SEDEMA) de la Ciudad de México.

Los registros obtenidos corresponden a los datos medidos en las estaciones de RAMA que miden concentraciones de  $PM_{2.5}$ , estas son: Ajusco (AJU), Ajusco Medio (AJM), Benito Juárez (BJU), Camarones (CAM), Centro de Ciencias de la Atmósfera (CCA), FES Aragón (FAR), Gustavo A. Madero (GAM), Hospital General de México (HGM), Investigaciones Nucleares (INN), Merced (MER), Miguel Hidalgo (MGH), Milpa Alta (MPA), Montecillo (MON), Nezahualcóyotl (NEZ), Pedregal (PED), San Agustín (SAG), Santa Fe (SFE), Santiago Acahualtepec (SAC), Tlalnepantla (TLA), UAM Iztapalapa (UIZ), UAM Xochimilco (UAX), Xalostoc (XAL).

Las bases de datos obtenidas incluyen las concentraciones de monóxido de carbono (CO), monóxido de nitrógeno (NO), dióxido de nitrógeno ( $NO_2$ ), óxidos de nitrógeno ( $NO_x$ ), ozono ( $O_3$ ), dióxido de sulfuro ( $SO_2$ ) y material particulado  $PM_{10}$  y  $PM_{2.5}$ . Los registros están reportados de manera horaria para todo el periodo consultado.

### *Datos meteorológicos*

Los datos meteorológicos obtenidos corresponden a los registros del Programa de Estaciones Meteorológicas del Bachillerato Universitario (PEMBU). Son de acceso público y se publican en el sitio de la Red Universitaria de Observatorios Atmosféricos de la UNAM.

Las bases de datos obtenidas incluyen los registros de temperatura, humedad relativa, dirección y rapidez del viento, dirección y rapidez de rachas, presión barométrica, precipitación, radiación solar, índice y dosis UV. Los registros están reportados cada 30 minutos para todo el periodo consultado.

### *Procesamiento de datos*

Las bases de datos obtenidas contienen una serie de datos que no son útiles para los propósitos de este trabajo, por lo tanto, requieren procesamiento para su uso en la red neuronal. Todo el procesamiento de datos fue realizado con software propio desarrollado en lenguaje R, utilizando la plataforma RStudio.

### *Datos de reflectancias*

Los valores de las reflectancias superficial y de tope de atmosfera fueron obtenidos de las imágenes satelitales previamente descargadas, mientras que los valores de reflectancia atmosférica fueron obtenidos después de generar imágenes con esa información.

En este apartado se describe metodología en la que se usan cuatro funciones de la librería *raster* (*raster*, *writeRaster*, *shapefile* y *extract*), y dos funciones de la librería *base* (*data.frame* y *write.csv*).

Las imágenes descargadas no tienen datos de reflectancia atmosférica, por lo que fue necesario calcularlos mediante el siguiente procedimiento;

- a) Con la función *raster* se cargan las imágenes satelitales que contienen los valores de reflectancia superficial y de tope de atmosfera de cada banda.
- b) Para cada banda se define un objeto tipo *Formal class RasterLayer* como la resta del ráster de reflectancia de tope de atmosfera y el ráster de reflectancia superficial de la banda respectiva.
- c) Con la función *writeRaster* se exporta el ráster de reflectancia atmosférica para cada banda.

La extracción de valores de reflectancias atmosféricas se hizo para cada punto en el que hay estación de monitoreo que mide PM<sub>2.5</sub>. El procedimiento seguido se explica a continuación;

- a) Con la función *shapefile* se importa la capa vectorial que contiene los puntos en los que están ubicadas las estaciones de monitoreo de PM<sub>2.5</sub>. Para cada estación se hizo

una matriz de puntos para extraer los valores de los píxeles adyacentes a cada una de las estaciones, de esta manera se incrementa el tamaño de la base de datos con la que se entrena a la red neuronal.

- b) Con la función *raster* se cargan las imágenes satelitales que contienen los valores de reflectancia superficial, de tope de atmosfera y atmosférico de cada banda.
- c) Con la función *extract* se hace la extracción de los valores contenidos en los objetos ráster, en los puntos indicados por la capa vectorial.
- d) Con la función *data.frame* se arma la base de datos que contiene las reflectancias de tope de atmosfera y superficiales, extraídas para todas las bandas.
- e) Con la función *write.csv* se exporta la base de datos obtenida en el paso anterior en formato de valores separados por comas.

#### *Datos de concentraciones PM<sub>2.5</sub>*

De las bases de datos obtenidas de SEDEMA, se extrajeron los valores de concentración de PM<sub>2.5</sub> a las 11 de la mañana para los días que Landsat 8 capturó las escenas de la Ciudad de México.

Los registros de contaminantes están disponibles como reportes anuales, por lo que es necesario unirlos para posteriormente realizar la limpieza de datos.

- a) Con la función *read.csv* se importan las bases de datos en las que están contenidos los registros anuales de contaminantes.
- b) Con la función *rbind* se hace la unión de las bases de datos previamente importadas.
- c) Con la función *subset* se hace la limpieza de la base de datos unida.

La limpieza consiste en extraer los registros de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> a las 11 de la mañana, para las 44 fechas en las que se obtuvieron imágenes satelitales y eliminar los registros con valores nulos o no disponibles de PM<sub>2.5</sub>. Los registros para el resto de los contaminantes se descartan.

### *Datos meteorológicos*

De manera análoga a lo que se hizo con los datos de concentraciones de  $PM_{2.5}$ , el procesamiento de los datos meteorológicos obtenidos de PEMBU consiste en la consolidación de bases de datos, los descargables de PEMBU consisten en un archivo por estación por mes; seguido por la depuración de la base de datos consolidada, se extrajeron los registros de humedad relativa y precipitación.

Adicionalmente, se calculó la precipitación acumulada para 1, 3 y 5 días como la suma de las precipitaciones de los registros correspondientes a la cantidad de días.

Se hizo una triangulación de Delaunay con las estaciones de PEMBU, las estaciones ubicadas en los vértices de cada triángulo tienen influencia sobre el área que cubren, por lo tanto, a las estaciones de RAMA se les asignó el valor promedio de precipitación acumulada y humedad relativa correspondiente al área de influencia sobre la que están ubicadas. En la Figura 4 se presenta un mapa con las estaciones de la RAMA ubicadas sobre sus respectivas áreas de influencia.

### *Base de datos de trabajo*

La base de datos con la que se trabaja, se genera a partir de las 3 bases de datos obtenidas previamente; reflectancias, concentraciones  $PM_{2.5}$  y datos meteorológicos. Los identificadores comunes de las 3 bases de datos son, el nombre de la estación y la fecha de adquisición de imagen satelital.

Con la función *merge* se hace la unión de las 3 bases de datos, ésta trabaja a partir de los identificadores en común.

La base de datos obtenida tiene 4,879 registros de 19 variables (concentraciones de  $PM_{2.5}$ , reflectancia de tope de atmosfera para las bandas 1 a 7, reflectancia atmosférica para las bandas 1 a 7, precipitación acumulada de 1, 3 y 5 días, así como humedad relativa.

## Áreas de influencia meteorologica

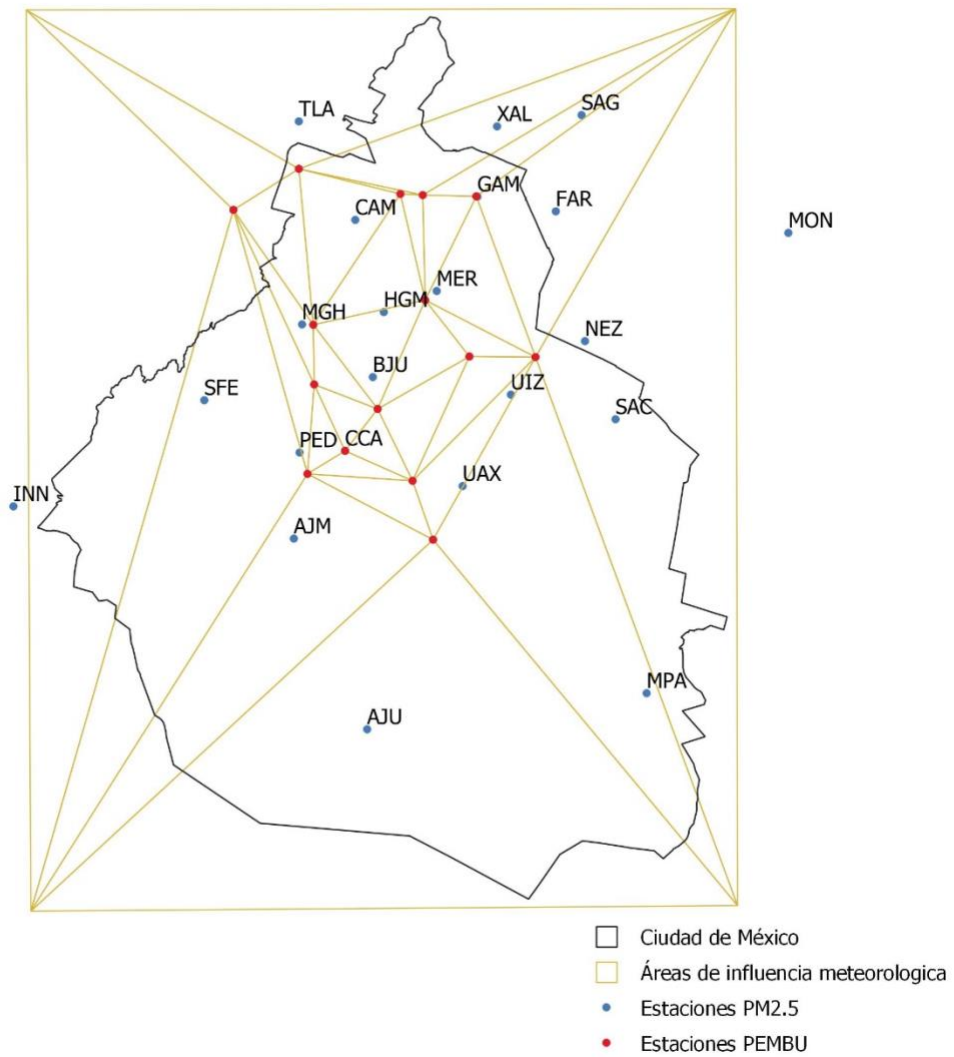


Figura 4. Áreas de influencia de las estaciones meteorológicas de PEMBU.



### ***Red neuronal***

La red neuronal se diseñó usando las herramientas de *TensorFlow*, manejada a través de la interfaz *Keras*. La librería *TensorFlow* fue desarrollada por Google y es ampliamente usada para el desarrollo de redes neuronales, una de las desventajas que tiene esta librería es que para utilizarla es necesario tener dominio avanzado de lenguajes de programación, es por eso que se utilizó la librería *Keras*, una interfaz que facilita el diseño, creación y modificación de redes neuronales usando las herramientas de *TensorFlow*.

Los 4,879 registros de la base de datos se dividen aleatoriamente en datos de entrenamiento, 80% de la muestra, y datos de prueba, 20% de la muestra. Para facilitar el proceso de aprendizaje de la red, los datos fueron normalizados.

La red neuronal que se utiliza para la obtención de modelos predictivos tiene 5 capas, la de entrada consta de 18 nodos, un nodo por variable modelada; 3 capas ocultas, con 240, 120 y 60 nodos respectivamente; y la capa de salida, con un nodo que corresponde a la estimación de concentración de  $PM_{2.5}$ .

En las primeras dos capas ocultas se usa la función de activación lineal rectificadora y en la última se usa la función tangente hiperbólica, la función de pérdida (predicción del error que tiene la red neuronal) es error medio absoluto. El número de iteraciones es de 900, ya que se encontró que el aprendizaje de las iteraciones posteriores es marginal, y el tamaño de lote (número de muestras procesadas antes de que el modelo se actualice) es de 100.

A los datos de prueba se les aplica el modelo obtenido y se obtiene el coeficiente de determinación  $R^2$ , de los valores estimados contra los valores medidos en campo. Considerando la aleatoriedad de los modelos de redes neuronales, se obtuvieron 100 modelos distintos usando la misma arquitectura, con la finalidad de obtener aquel con coeficiente de determinación lo más alto posible.

Para poder hacer comparaciones, se obtuvieron modelos que no consideran variables meteorológicas utilizando la misma arquitectura y metodología antes descrita.

### ***Generación de mapas de distribución espacial***

Los modelos obtenidos son aplicados en cada pixel de las escenas de la Ciudad de México para generar mapas de distribución de concentraciones de PM<sub>2.5</sub>.

Siguiendo el procedimiento descrito en el apartado *Datos de reflectancias*, se hizo la extracción de las reflectancias en todas las bandas para cada pixel de las escenas mapeadas, a la base de datos de cada escena, se le añadieron los datos meteorológicos de la fecha correspondiente, según las áreas de influencia que se muestran en la Figura 4 y se les aplicó el modelo obtenido, el resultado de la red neuronal es la concentración estimada de PM<sub>2.5</sub>.

La concentración estimada se aplica al pixel correspondiente según la localización de dicho pixel y así se genera la imagen ráster.

Se generaron mapas para 4 fechas incluidas en los datos usados para el entrenamiento de la red neuronal; 10 de mayo de 2015, 19 de octubre de 2016, 7 de noviembre de 2017 y 10 de enero de 2018.

Además, para verificar la capacidad predictiva del modelo obtenido, se obtuvieron mapas de concentraciones para fechas no consideradas en el entrenamiento de la red neuronal, estas son; 29 de enero, 21 de mayo y 8 de julio de 2019.

## Capítulo V. Resultados y análisis

La revisión de los modelos obtenidos consiste en verificar su capacidad descriptiva y predictiva. Por capacidad descriptiva se entiende que los modelos representen de manera adecuada los valores y la distribución de concentraciones de material particulado para las fechas con las que se hizo el entrenamiento de la red neuronal; mientras que por capacidad predictiva se entiende que los modelos estimen los valores y distribución de concentración de PM<sub>2.5</sub> para fechas que no fueron consideradas en el proceso de entrenamiento de la red neuronal.

### Revisión de la capacidad descriptiva de los modelos

Como se describió en la metodología, se obtuvieron cien modelos a partir de la misma arquitectura de red neuronal, esto con la finalidad de obtener aquellos con los valores de coeficiente de determinación  $R^2$  más altos. En la Tabla 7 se presenta el sumario estadístico de los 3 modelos seleccionados, aplicados al conjunto de datos que se indica.

Tabla 7. Sumario estadístico de los modelos obtenidos.

<i>Modelo</i>	<i>Datos</i>	<i>R<sup>2</sup></i>	<i>Concentración PM<sub>2.5</sub> mínima</i>	<i>Concentración PM<sub>2.5</sub> máxima</i>	<i>Concentración PM<sub>2.5</sub> promedio</i>	<i>Error medio absoluto</i>
1	Prueba	0.785	-0.04	72.47	35.17	5.42
	Entrenamiento	0.909	-0.26	72.49	35.95	2.98
2	Prueba	0.776	0.56	73.11	35.12	5.42
	Entrenamiento	0.906	0.27	73.14	35.76	3.07
3	Prueba	0.773	-0.93	73.66	34.86	5.39
	Entrenamiento	0.913	-1.79	73.67	35.58	2.93

Se observa que en la aplicación de los modelos 1 y 3, las concentraciones mínimas obtenidas son negativas, por definición, no existen las concentraciones negativas de material particulado, por lo que esto se considera un error en los modelos. Sin embargo, el número de píxeles que tienen concentraciones negativas en ningún caso es mayor a 7, considerando que hay casi tres millones de píxeles en cada escena, el error es marginal y no afecta de manera significativa el comportamiento de los modelos.

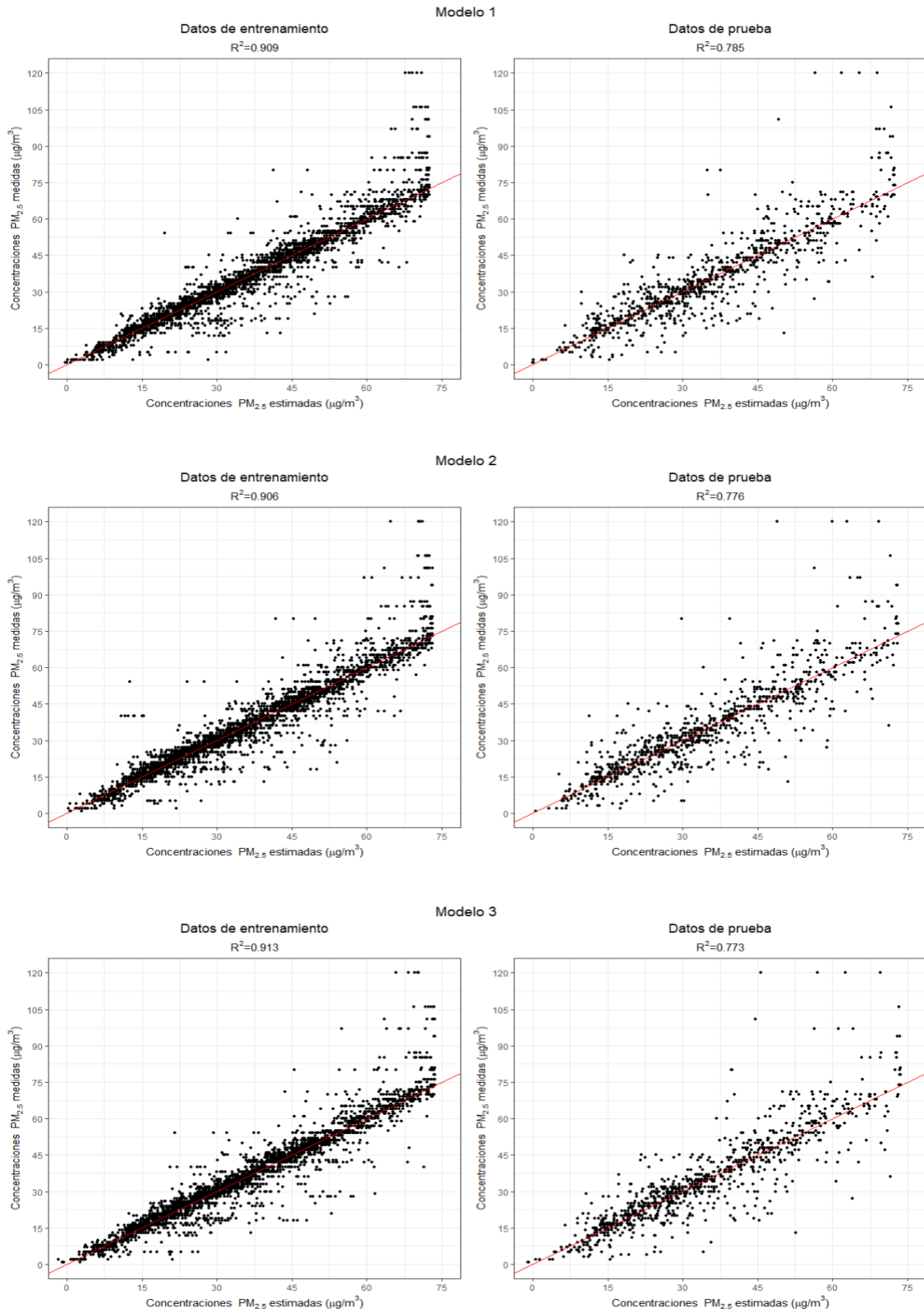


Figura 5. Gráficas de dispersión de valores estimados con valores medidos.

En la Figura 5 se presentan las gráficas de dispersión de los valores estimados por cada modelo contra los valores medidos y reportados por SEDEMA.

De la Figura 5 y la Tabla 7, no se identifican características que distingan de manera significativa a ninguno de los modelos sobre el resto, es por eso que es necesario realizar el análisis de la aplicación de los modelos en fechas determinadas y analizar el comportamiento que tienen.

Las fechas seleccionadas para la revisión de la capacidad descriptiva de los modelos son, 10 de mayo de 2015, 19 de octubre de 2016, 7 de noviembre de 2017 y 1 de enero de 2018.

*Aplicación de los modelos para el 10 de mayo de 2015*

En la Tabla 8 y la Figura 6, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

*Tabla 8. Concentraciones estimadas por los modelos para el 10 de mayo de 2015, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
<i>CAM</i>	29	21.45	7.55	27.41	1.59	30.69	1.69
<i>CCA</i>	32	31.77	0.23	33.97	1.97	37.64	5.64
<i>HGM</i>	42	35.97	6.03	36.53	5.47	35.68	6.32
<i>MER</i>	38	27.49	10.51	20.91	17.09	25.64	12.36
<i>NEZ</i>	47	34.02	12.98	32.79	14.21	27.95	19.05
<i>PED</i>	34	41.19	7.19	43.75	9.75	41.60	7.60
<i>SAG</i>	50	56.65	6.65	68.13	18.13	56.37	6.37
<i>TLA</i>	31	70.21	39.21	63.66	32.66	62.59	31.59
<i>UAX</i>	38	43.24	5.24	31.67	6.33	36.71	1.29
<i>UIZ</i>	68	51.42	16.58	53.42	14.58	50.90	17.10
<i>XAL</i>	64	72.49	8.49	73.14	9.14	73.67	9.67
<i>Error medio absoluto</i>		10.97		11.90		10.79	

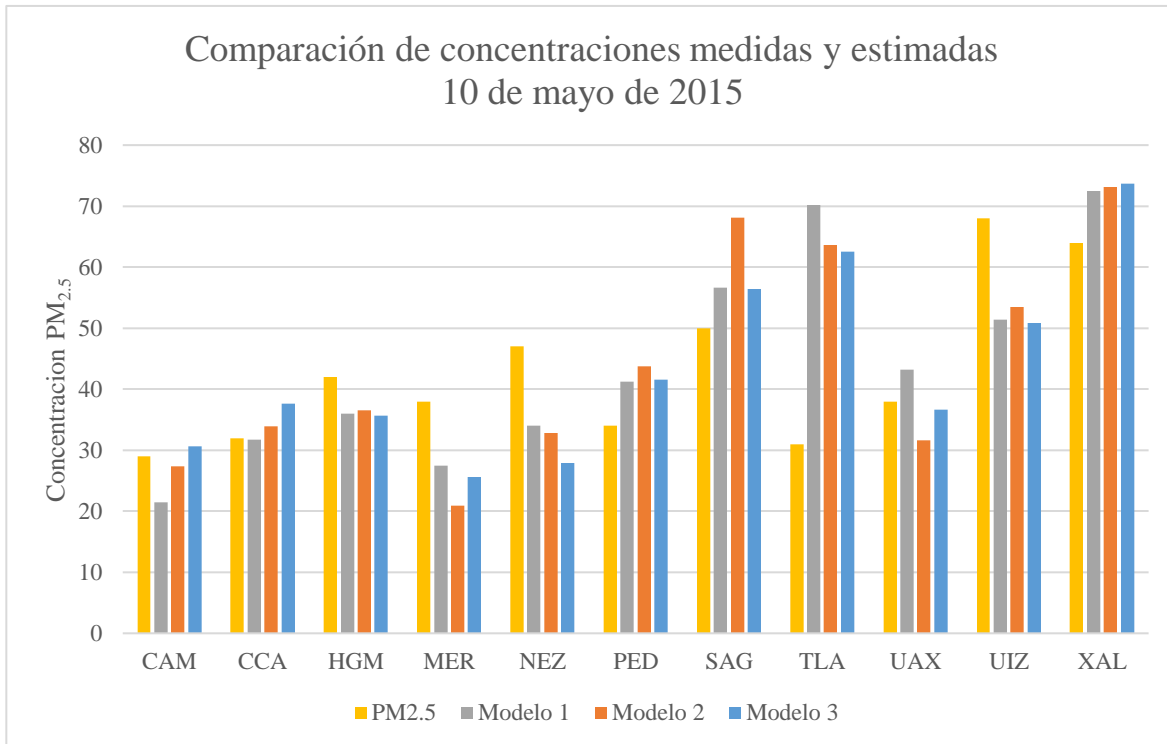


Figura 6. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 10 de mayo de 2015.

De los registros de PEMBU, a las 11 de la mañana del 10 de mayo de 2015, la humedad relativa mínima es de 37%, la máxima es de 50%, con un promedio de 41.47%; la precipitación acumulada en 24 horas promedio es de 0.02 milímetros, en 3 días es de 13.81 milímetros y en 5 días es de 21.51 milímetros. De los registros de SEDEMA, se tiene que la concentración de PM<sub>2.5</sub> medida promedio es de 43  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

En la Figura 7 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 8, se presentan los mapas de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para el 10 de mayo de 2015. Se observa que, en el norte de la ciudad, los tres modelos hacen una sobreestimación de concentraciones, esto es particularmente evidente en la estación TLA, para la que hay una sobre estimación de casi 40  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ . Una posible explicación es que los modelos son muy sensibles a las diferencias en datos meteorológicos, en las estaciones del norte de la ciudad, los registros de precipitación acumulada de 3 y 5 días son menores al promedio, por lo que el modelo no se comporta de la manera que se espera en esta región.

Densidad de concentraciones estimadas  
10 de mayo de 2015

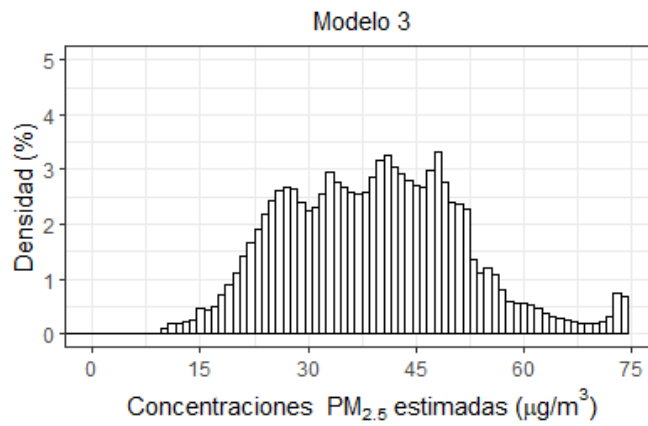
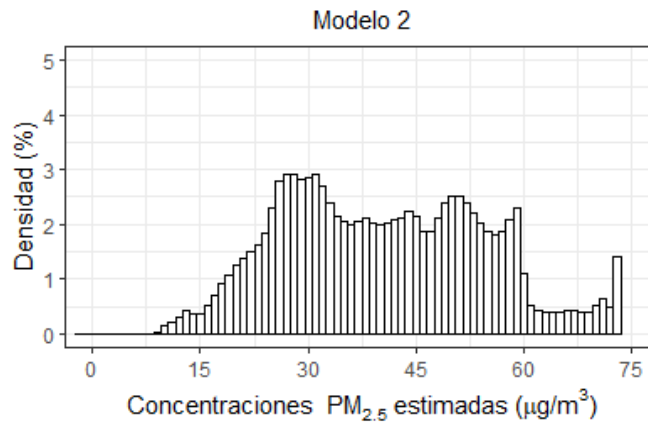
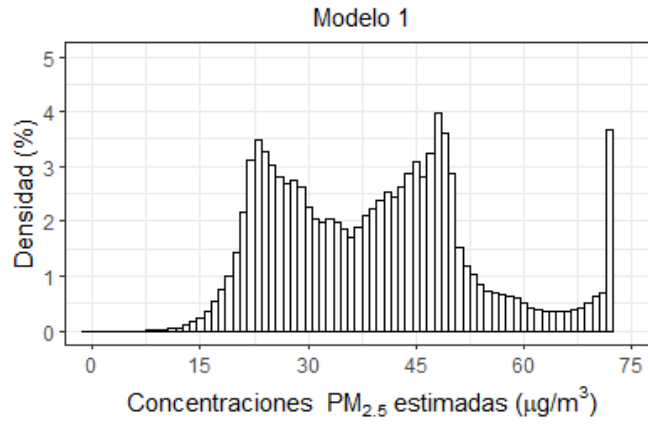


Figura 7. Distribución de las concentraciones estimadas para el 10 de mayo de 2015.





# Comparación de modelos

10 de mayo de 2015

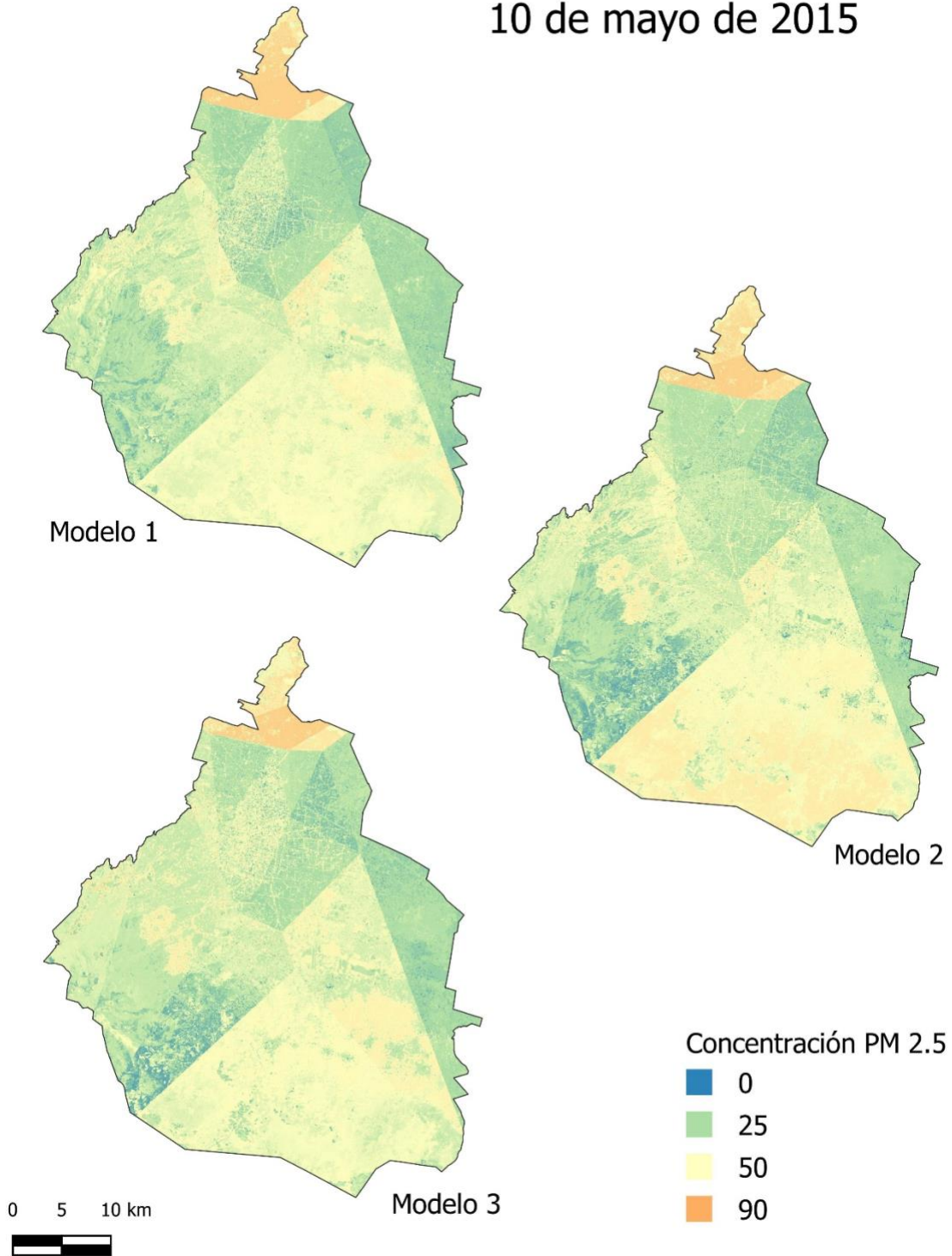


Figura 8. Mapas de concentración de PM<sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.

*Aplicación de los modelos para el 19 de octubre de 2016*

En la Tabla 9 y la Figura 9, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

En la mayoría de casos se observa que los modelos subestiman las concentraciones medidas de PM<sub>2.5</sub>, el caso más crítico es de nuevo la estación TLA, donde hay una subestimación de hasta 31 µg/m<sup>3</sup>.

Sin embargo, el error medio absoluto se mantiene en valores consistentes con los resultados que se encuentran en la literatura.

*Tabla 9. Concentraciones estimadas por los modelos para el 19 de octubre de 2016, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
AJU	28	18.81	9.19	24.30	3.70	21.82	6.18
BJU	46	33.34	12.66	28.56	17.44	25.62	20.38
CAM	33	29.78	3.22	25.64	7.36	28.92	4.08
CCA	34	23.69	10.31	27.29	6.71	25.85	8.15
HGM	39	27.31	11.69	18.09	20.91	36.51	2.49
MER	45	36.99	8.01	35.44	9.56	38.81	6.19
MGH	30	25.89	4.11	25.91	4.09	36.38	6.38
MPA	36	46.14	10.14	46.69	10.69	33.68	2.32
NEZ	43	45.83	2.83	44.74	1.74	45.10	2.10
SAG	44	27.76	16.24	30.73	13.27	36.07	7.93
TLA	55	24.51	30.49	24.67	30.33	23.42	31.58
UAX	30	34.93	4.93	35.45	5.45	27.60	2.40
XAL	53	26.65	26.35	20.72	32.28	37.94	15.06
<i>Error medio absoluto</i>		11.55		12.58		8.86	

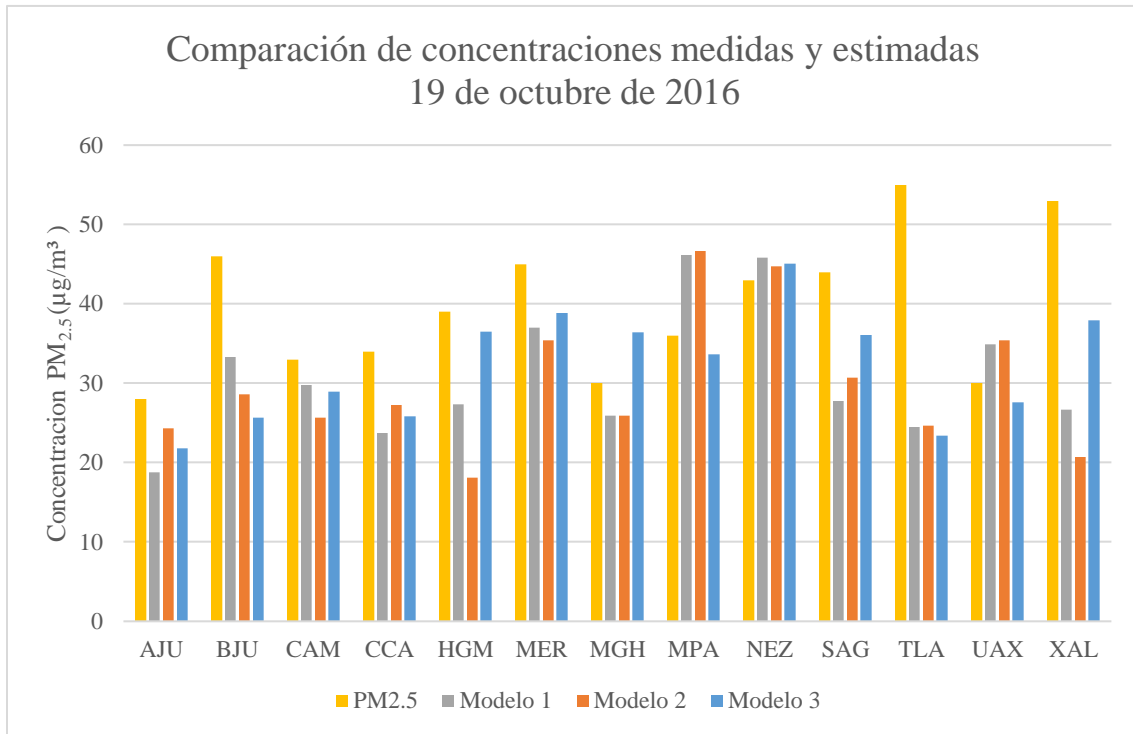


Figura 9. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 19 de octubre de 2016.

De los registros de PEMBU, a las 11 de la mañana del 19 de octubre de 2016, la humedad relativa mínima es de 47%, la máxima es de 56%, con un promedio de 51.2%; la precipitación acumulada en 24 horas promedio es de 0.01 milímetros, en 3 días es de 2.11 milímetros y en 5 días es de 2.17 milímetros. De los registros de SEDEMA, tenemos que la concentración de  $PM_{2.5}$  medido promedio es de  $39.69 \mu\text{g}/\text{m}^3$ .

En la Figura 10 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 11, se presentan los mapas de concentraciones de  $PM_{2.5}$  para el 19 de octubre de 2016.

Densidad de concentraciones estimadas  
19 de octubre de 2016

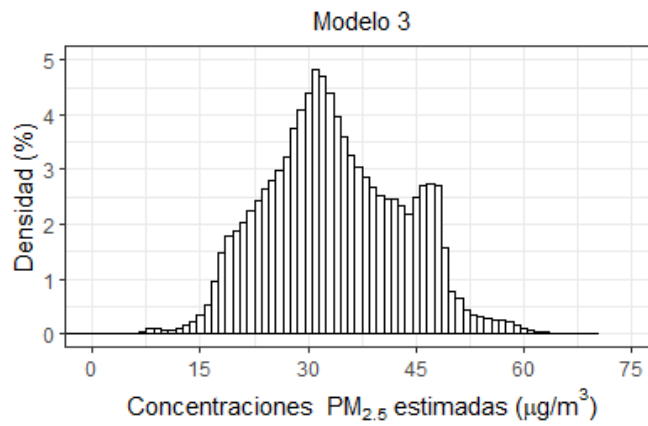
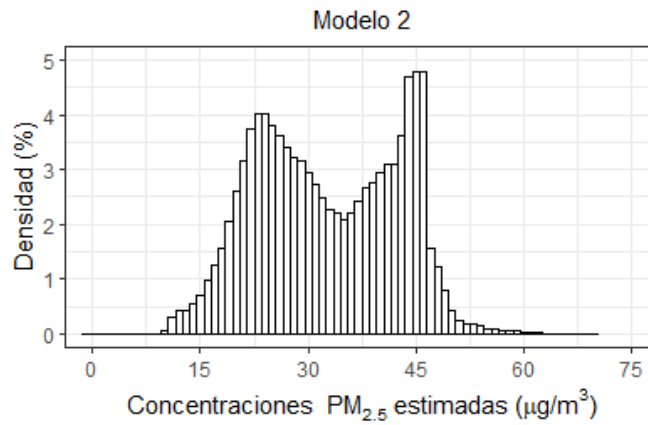
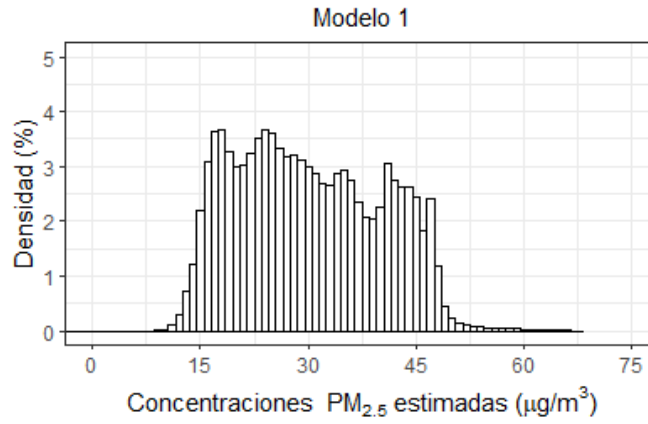


Figura 10. Distribución de las concentraciones estimadas para el 19 de octubre de 2016.



# Comparación de modelos

19 de octubre de 2016

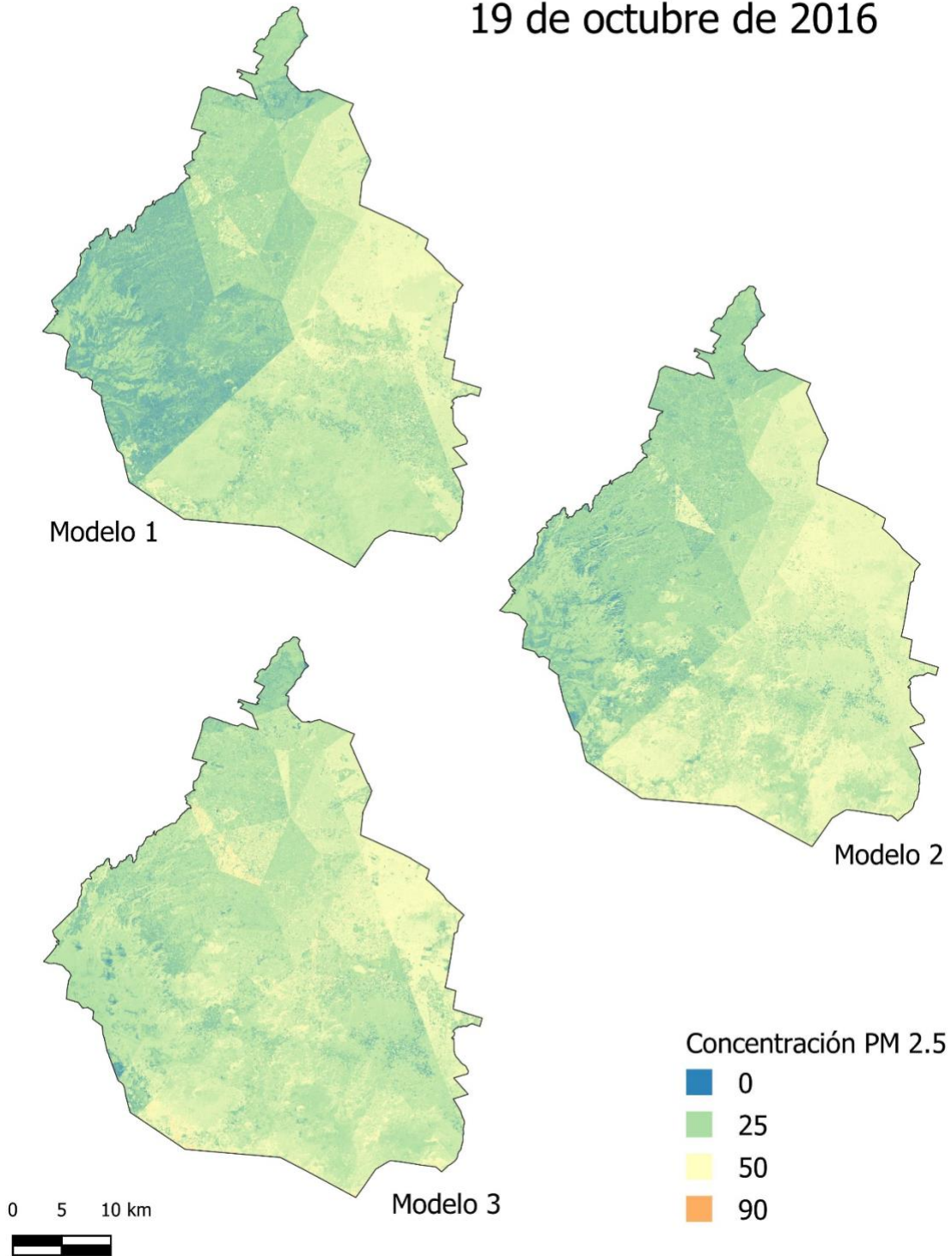


Figura 11. Mapas de concentración de  $PM_{2.5}$  en la Ciudad de México para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

*Aplicación de los modelos para el 7 de noviembre de 2017*

En la Tabla 10 y la Figura 12, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

Para esta fecha los modelos se comportan de manera errática, para estaciones como BJU, HGM y TLA los 3 modelos sobreestiman las concentraciones hasta en 40 µg/m<sup>3</sup>, mientras que en estaciones como GAM, NEZ y SAG, los modelos subestiman las concentraciones de PM<sub>2.5</sub>.

Para los modelos 1 y 2, el error medio absoluto para esta fecha está ligeramente por encima de lo que se reporta en la literatura.

*Tabla 10. Concentraciones estimadas por los modelos para el 7 de noviembre de 2017, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
AJM	17	41.36	24.36	49.28	32.28	22.25	5.25
AJU	10	19.49	9.49	18.49	8.49	15.96	5.96
BJU	35	67.5	32.5	70.44	35.44	43.92	8.92
CCA	32	23.95	8.05	29.88	2.12	21.5	10.5
GAM	51	38.48	12.52	37.44	13.56	39.03	11.97
HGM	36	63.58	27.58	63.42	27.42	62.91	26.91
NEZ	44	31.26	12.74	35.68	8.32	34.6	9.4
SAG	49	31.93	17.07	30.66	18.34	37.17	11.83
SFE	6	21.09	15.09	19.06	13.06	26.91	20.91
TLA	23	63.16	40.16	55.41	32.41	59.24	36.24
UAX	21	23.28	2.28	25.95	4.95	21.63	0.63
XAL	80	72.3	7.7	72.87	7.13	67.23	12.77
<i>Error medio absoluto</i>		17.46		16.96		13.44	

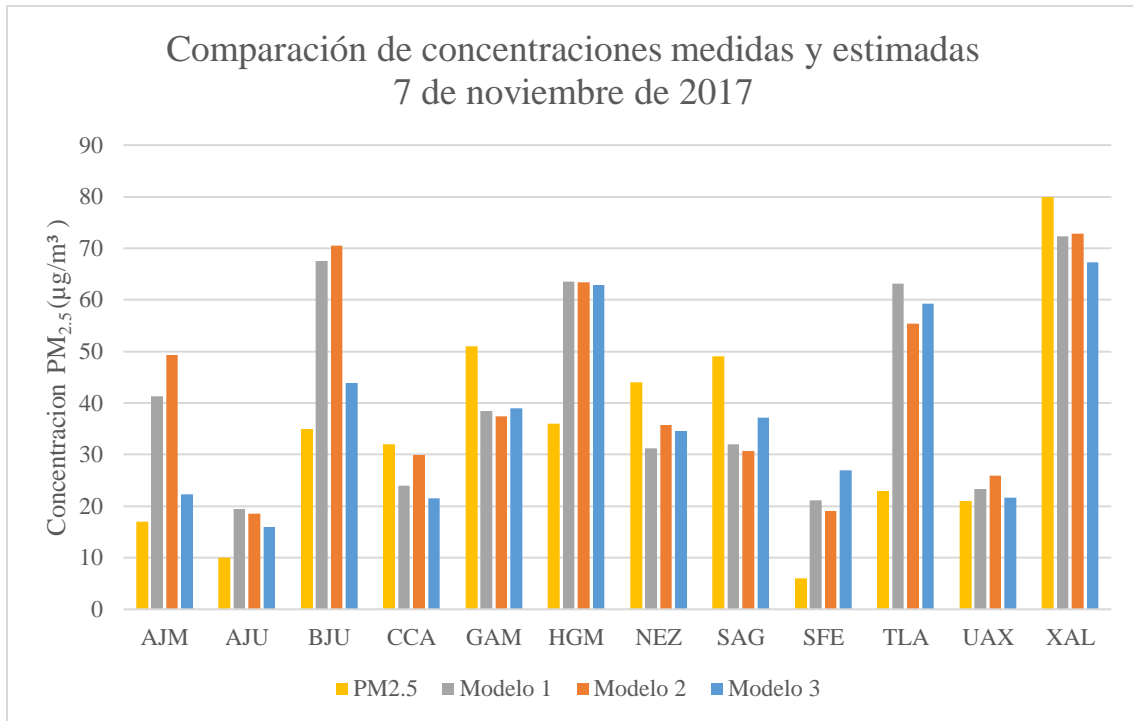


Figura 12. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 7 de noviembre de 2017.

De los registros de PEMBU, a las 11 de la mañana del 7 de noviembre de 2017, la humedad relativa mínima es de 17%, la máxima es de 23%, con un promedio de 20%; las precipitaciones acumuladas corresponden a registros de precipitación dispersa en la ciudad de menos de medio milímetro en todos los casos. La concentración promedio, de acuerdo a los registros de SEDEMA es de 33.67  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

En la Figura 13 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 14, se presentan los mapas de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para el 7 de noviembre de 2017.

Se observa que los modelos estiman concentraciones muy altas para una porción bien definida del centro y de la zona norte de la ciudad, al igual que en el caso del 10 de mayo de 2015, el modelo es muy sensible a la diferencia en los datos de precipitación y humedad en ciertas zonas de la ciudad, por lo que sobreestima las concentraciones en esa región.

Densidad de concentraciones estimadas  
7 de noviembre de 2017

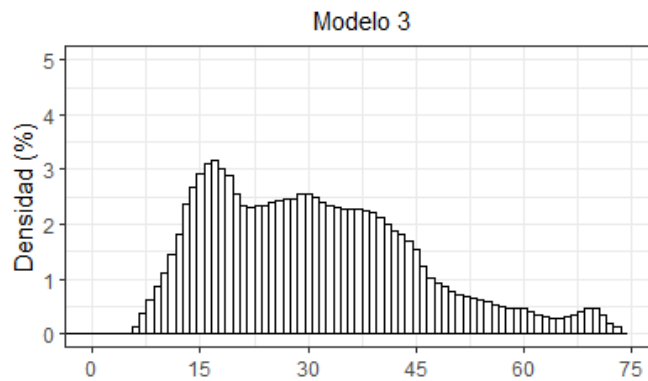
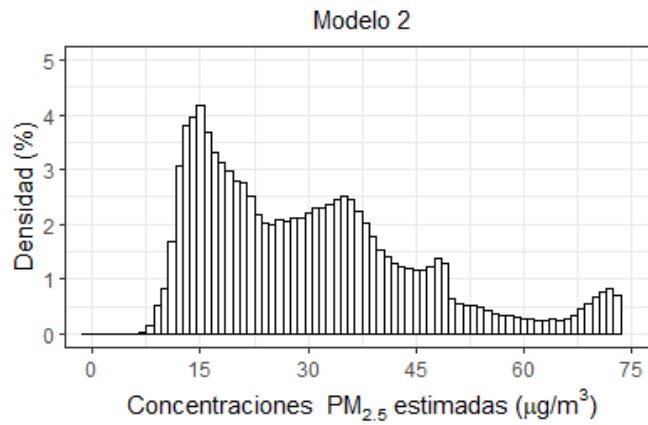
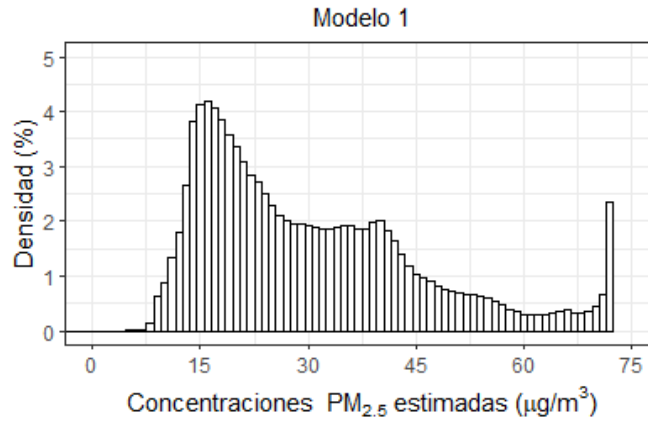


Figura 13. Distribución de las concentraciones estimadas para el 7 de noviembre de 2017.





# Comparación de modelos

7 de noviembre de 2017

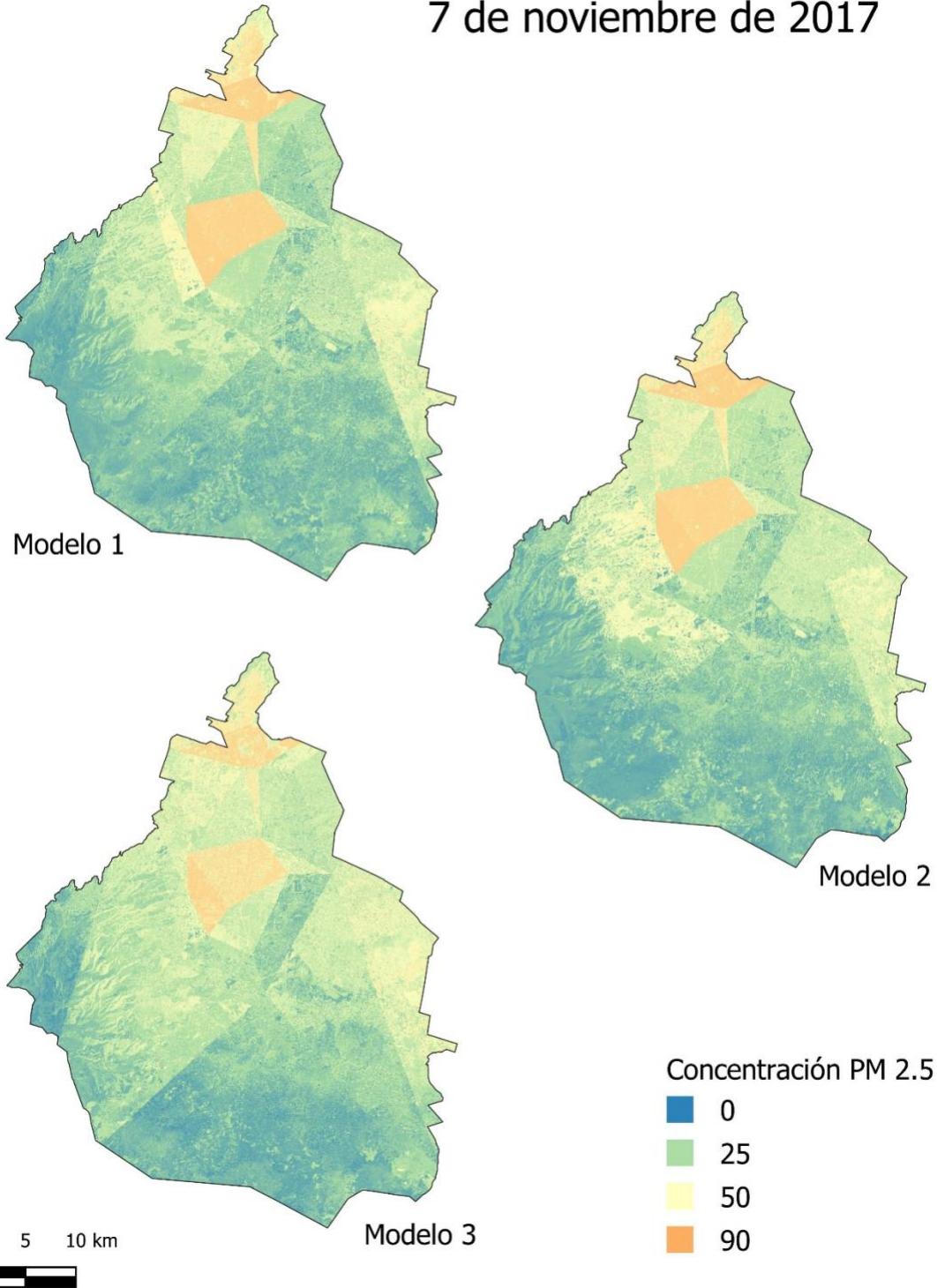


Figura 14. Mapas de concentración de PM<sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.

### *Aplicación de los modelos para el 10 de enero de 2018*

En la Tabla 11 y la Figura 15, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

En esta fecha hay registros muy elevados de concentraciones de PM<sub>2.5</sub>, en la estación NEZ el registro es de 120 µg/m<sup>3</sup> y en XAL de 97 µg/m<sup>3</sup>. En la Figura 5 se puede observar que los 3 modelos pierden su capacidad descriptiva para concentraciones mayores a 75 µg/m<sup>3</sup>, por lo que los errores absolutos en la estación NEZ ascienden hasta a 77 µg/m<sup>3</sup>, y en consecuencia, el valor del error medio absoluto se dispara a valores de alrededor de 25, muy por encima de lo que se reporta en la literatura.

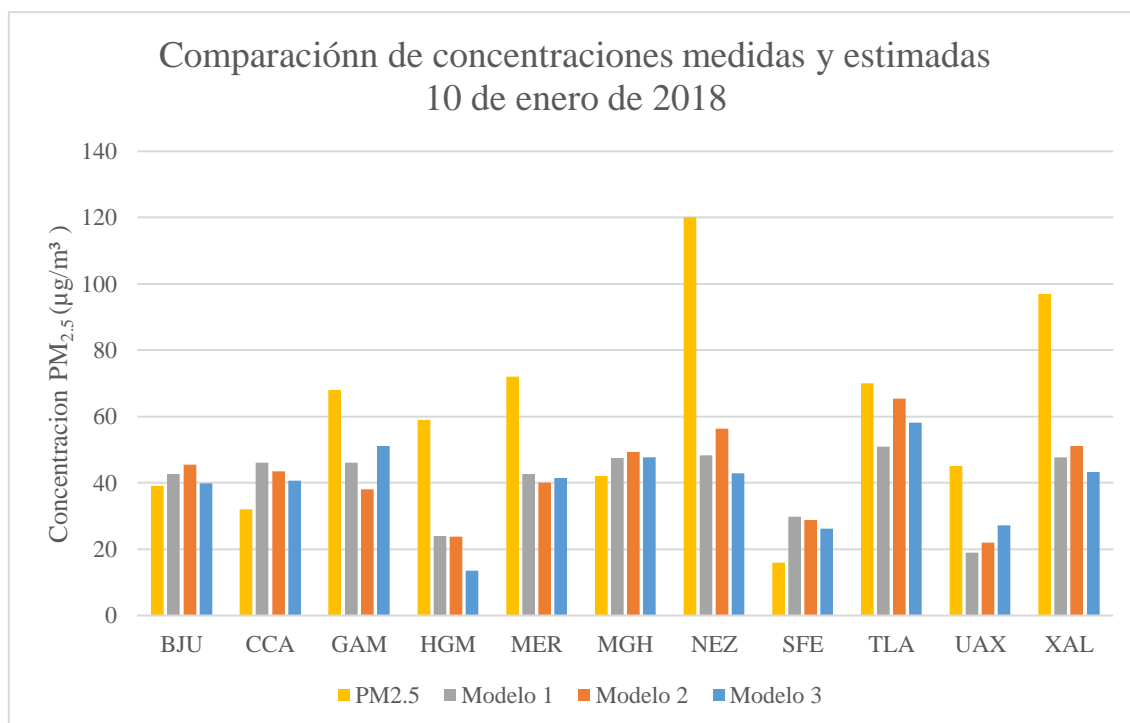
*Tabla 11. Concentraciones estimadas por los modelos para el 10 de enero de 2018, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
BJU	39	42.71	3.71	45.41	6.41	39.86	0.86
CCA	32	46.15	14.15	43.42	11.42	40.64	8.64
GAM	68	46.12	21.88	38.08	29.92	51.06	16.94
HGM	59	24.00	35.00	23.71	35.29	13.53	45.47
MER	72	42.67	29.33	40.02	31.98	41.53	30.47
MGH	42	47.53	5.53	49.37	7.37	47.62	5.62
NEZ	120	48.35	71.65	56.29	63.71	42.87	77.13
SFE	16	29.91	13.91	28.85	12.85	26.29	10.29
TLA	70	51.01	18.99	65.33	4.67	58.2	11.8
UAX	45	18.94	26.06	22.04	22.96	27.27	17.73
XAL	97	47.81	49.19	51.19	45.81	43.3	53.7
<i>Error medio absoluto</i>		26.31		24.76		25.33	

Si no se consideran los errores generados en estas dos estaciones, el error medio absoluto se reduce considerablemente, para el modelo 1 es 19.3, para el modelo 2 es 18.8 y para el

modelo 3 es de 17.2. Estos valores se encuentran por encima de lo reportado en la literatura, pero son resultados razonables.

En la Figura 16 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 17 se presentan los mapas de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para el 10 de enero de 2018. Se puede observar que los modelos estiman concentraciones altas en la zona centro y norte de la ciudad. En el mapa del modelo 2, hay una porción en el noreste de la ciudad en la que claramente se observa que las concentraciones son muy inferiores a las regiones que lo rodean, como ya se describió en la fecha de 2015 y de 2017, este modelo es muy sensible a las variaciones considerables en los registros de meteorología, por lo que hace una subestimación de concentraciones. Sin embargo, los modelos 1 y 3, logran modelar de mejor manera y se puede observar un gradiente de concentraciones.



### Densidad de concentraciones estimadas 10 de enero de 2018

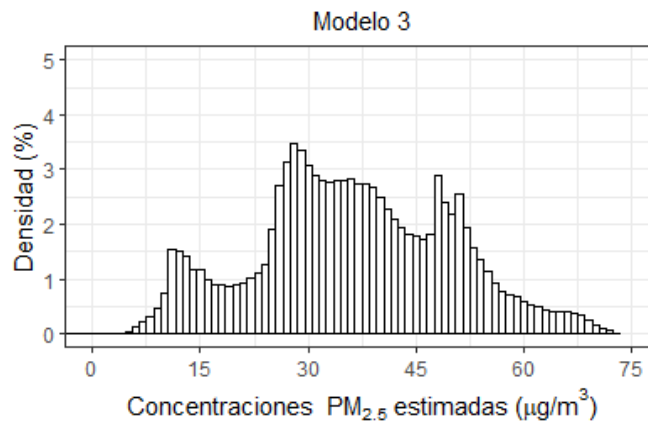
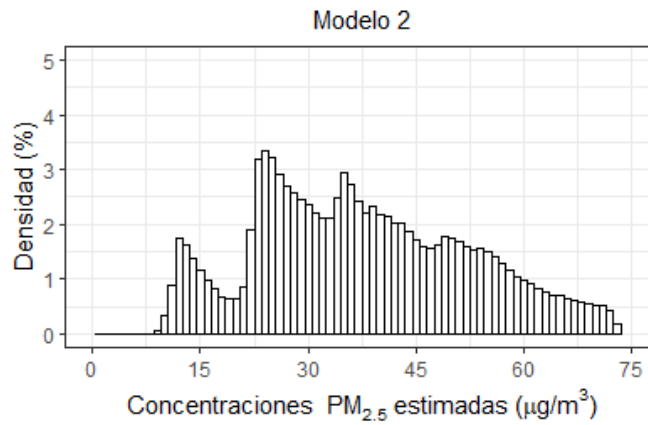
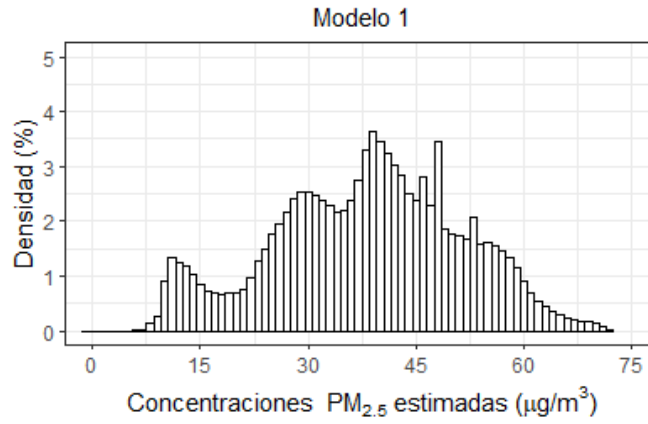


Figura 16. Distribución de las concentraciones estimadas para el 10 de enero de 2018.



# Comparación de modelos

10 de enero de 2018

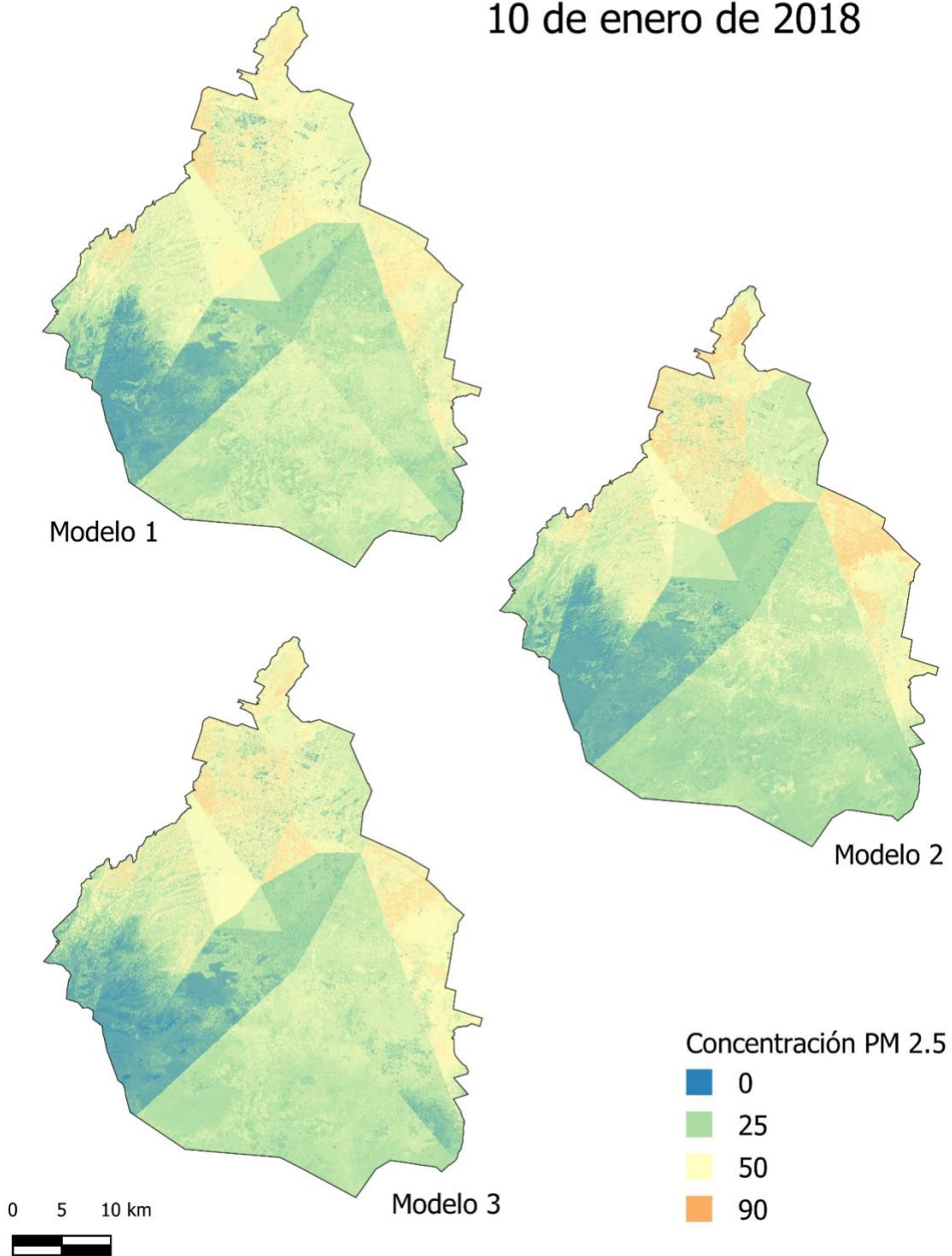


Figura 17. Mapas de concentración de PM<sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.

### ***Revisión de la capacidad predictiva de los modelos***

La revisión de la capacidad predictiva de los modelos se hace aplicándole los modelos a 3 fechas recientes, posteriores a los datos considerados en el proceso de entrenamiento.

Los registros meteorológicos de PEMBU para el 2020, no estaban disponibles al momento de la redacción de este documento, por lo que no es posible aplicarles los modelos obtenidos. Tomando esto en consideración, las fechas utilizadas son el 29 de enero, 21 de mayo y 8 de julio de 2019. Para la selección de fechas, se consideró la disponibilidad de datos meteorológicos y la nubosidad presente en las imágenes satelitales.

*Aplicación de los modelos para el 29 de enero de 2019*

En la Tabla 12 y la Figura 18, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

Los errores de subestimación más significativos se presentan en las estaciones HGM y XAL, con errores de hasta 31 µg/m, mientras que para las estaciones AJM y TLA, los errores de sobreestimación rebasan los 29 µg/m.

*Tabla 12. Concentraciones estimadas por los modelos para el 29 de enero de 2019, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
<i>AJM</i>	16	37.14	21.14	35.16	19.16	42.67	26.67
<i>AJU</i>	9	10.71	1.71	9.82	0.82	11.11	2.11
<i>CCA</i>	29	22.55	6.45	21.86	7.14	21.81	7.20
<i>HGM</i>	54	22.89	31.11	22.97	31.03	24.79	29.21
<i>NEZ</i>	41	16.33	24.67	24.36	16.64	20.00	21.00
<i>PED</i>	30	34.35	4.35	39.55	9.55	34.25	4.25
<i>SAG</i>	46	48.03	2.03	34.69	11.31	52.39	6.39
<i>SFE</i>	18	34.94	16.94	35.36	17.36	35.90	17.90
<i>TLA</i>	27	56.00	29.00	45.97	18.97	50.69	23.69
<i>UAX</i>	23	18.39	4.61	20.55	2.45	22.61	0.39
<i>UIZ</i>	36	31.29	4.71	22.46	13.55	22.08	13.93
<i>XAL</i>	57	24.79	32.21	28.19	28.81	32.68	24.32
<i>Error medio absoluto</i>		14.91		14.73		14.75	

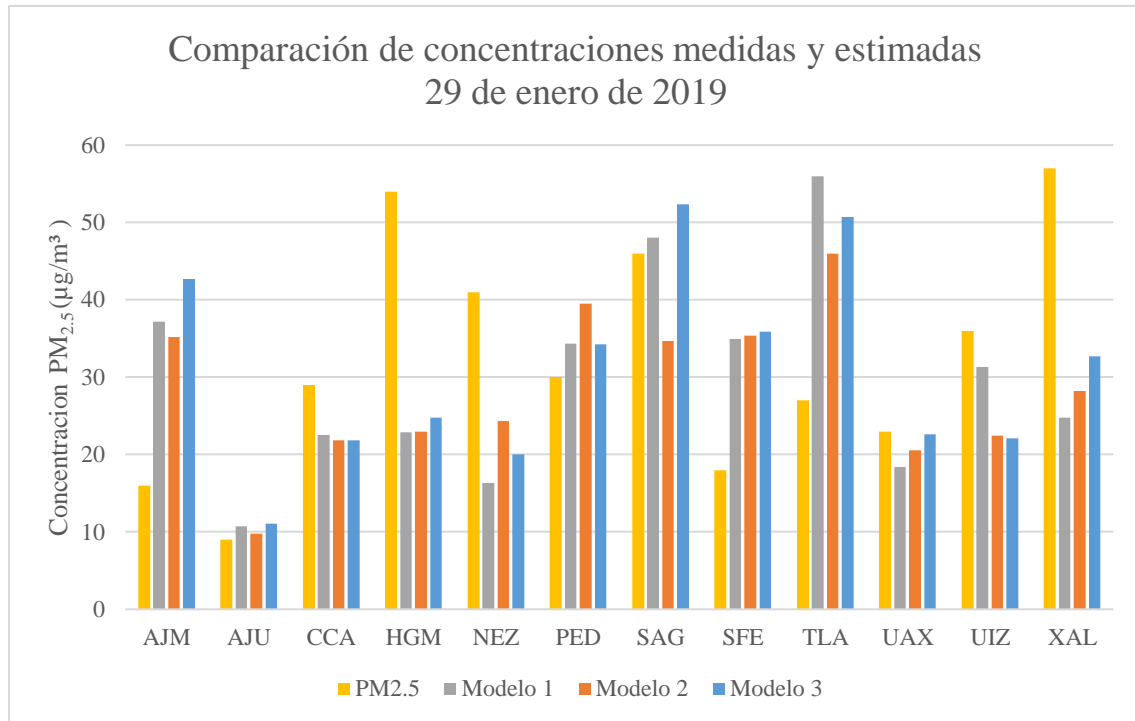


Figura 18. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 29 de enero de 2019.

De los registros de PEMBU, a las 11 de la mañana del 29 de enero de 2019, la humedad relativa mínima es de 32%, la máxima es de 49%, con un promedio de 44%; no se presentaron precipitaciones en los 5 días previos a la fecha de estudio. De los registros de SEDEMA, tenemos que la concentración de PM<sub>2.5</sub> medido promedio es de 32 µg/m<sup>3</sup>.

En la Figura 19 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 20, se presentan los mapas de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para el 29 de enero de 2019. En los histogramas se observa que las estimaciones indican que fue un día con bajas concentraciones de PM<sub>2.5</sub>. En el centro y norte de la ciudad se presentan concentraciones medias y altas de PM<sub>2.5</sub>, principalmente sobre algunas de las avenidas más importantes de la ciudad.



Densidad de concentraciones estimadas  
29 de enero de 2019

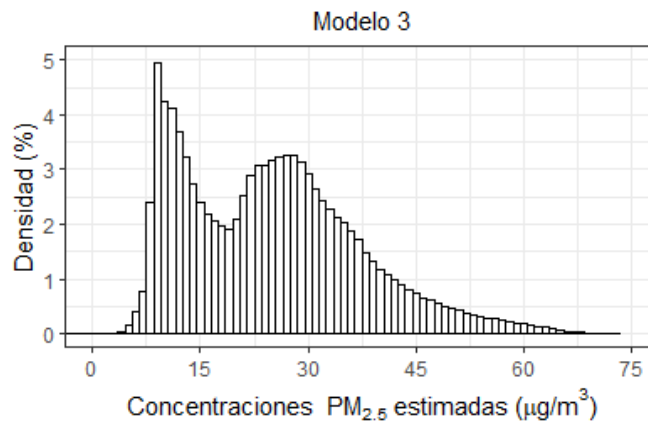
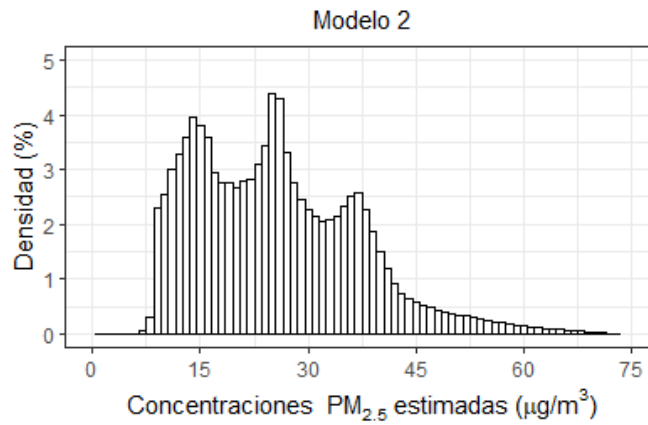
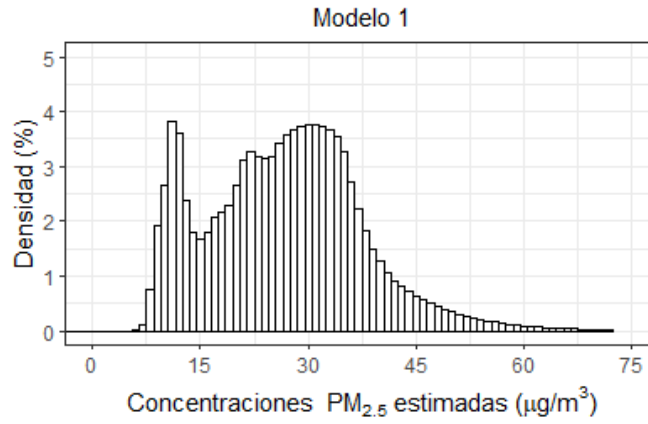


Figura 19. Distribución de las concentraciones estimadas para el 29 de enero de 2019.



# Comparación de modelos

29 de enero de 2019

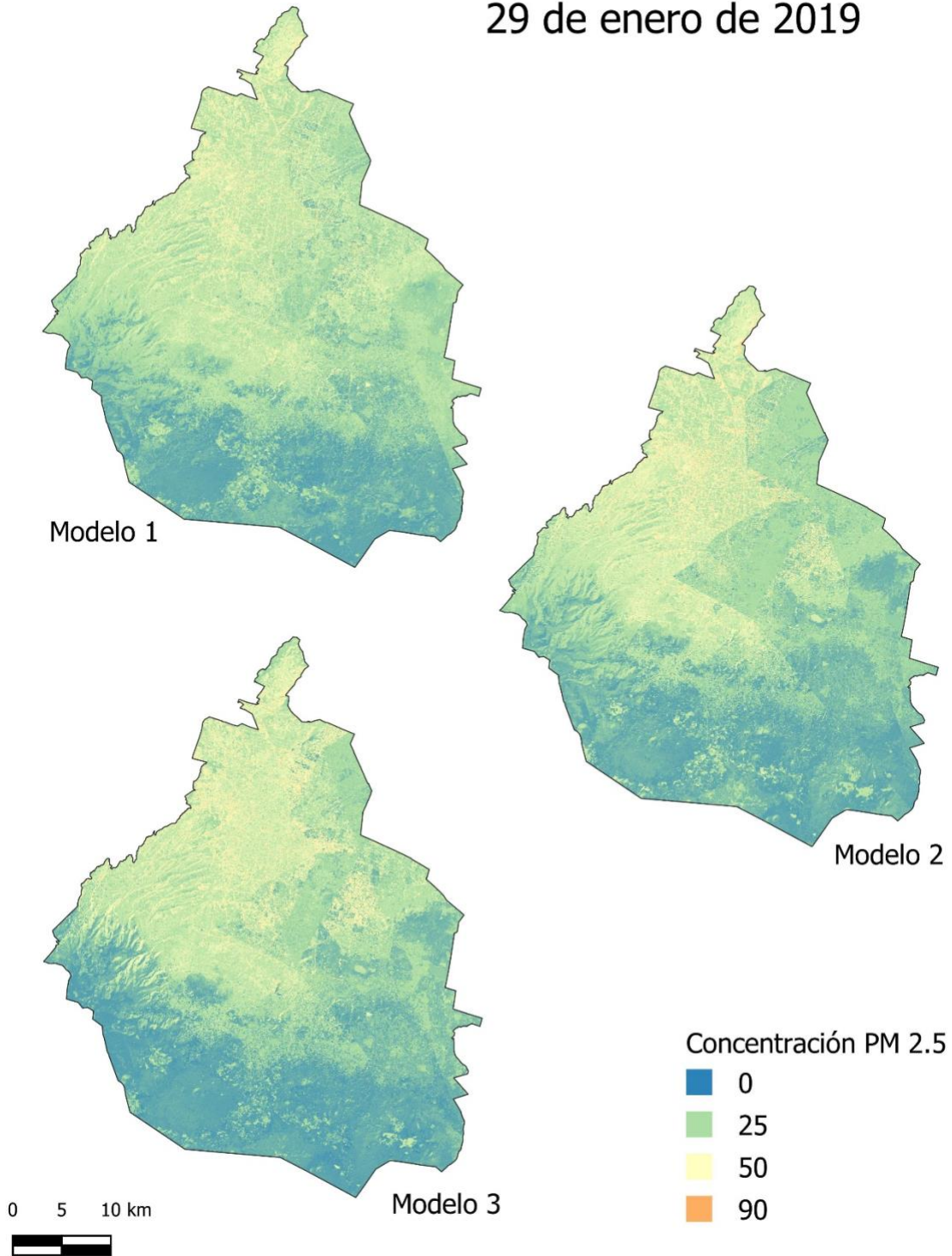


Figura 20. Mapas de concentración de PM<sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.

*Aplicación de los modelos para el 21 de mayo 2019*

En la Tabla 13 y la Figura 21, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

Los errores medios absolutos obtenidos al aplicarle los modelos a los datos de esta fecha, son los valores más bajos que se obtuvieron en todo el trabajo. La única estación en la que las estimaciones de los 3 modelos no se acercan al valor medido es SAC, donde el error máximo es de 37 µg/m<sup>3</sup>.

*Tabla 13. Concentraciones estimadas por los modelos para el 21 de mayo de 2019, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
<i>AJM</i>	30	32.38	2.38	29.44	0.56	30.32	0.32
<i>AJU</i>	39	43.32	4.32	40.19	1.19	41.40	2.40
<i>CAM</i>	42	59.59	17.59	52.83	10.83	44.49	2.49
<i>CCA</i>	38	42.66	4.66	27.17	10.83	18.32	19.68
<i>FAR</i>	35	39.70	4.70	43.64	8.64	41.90	6.90
<i>GAM</i>	40	38.93	1.07	41.88	1.88	41.53	1.53
<i>HGM</i>	41	52.82	11.82	49.08	8.08	43.46	2.46
<i>MGH</i>	34	45.93	11.93	39.77	5.77	32.84	1.16
<i>PED</i>	38	28.01	9.99	30.15	7.85	23.14	14.86
<i>SAC</i>	51	22.25	28.75	14.05	36.95	16.77	34.23
<i>TLA</i>	39	44.24	5.24	49.45	10.45	40.16	1.16
<i>UAX</i>	37	40.96	3.96	17.37	19.63	21.05	15.95
<i>UIZ</i>	50	48.20	1.80	32.69	17.31	30.95	19.05
<i>XAL</i>	46	27.64	18.36	21.20	24.81	34.67	11.33
<i>Error medio absoluto</i>		9.04		11.77		9.54	

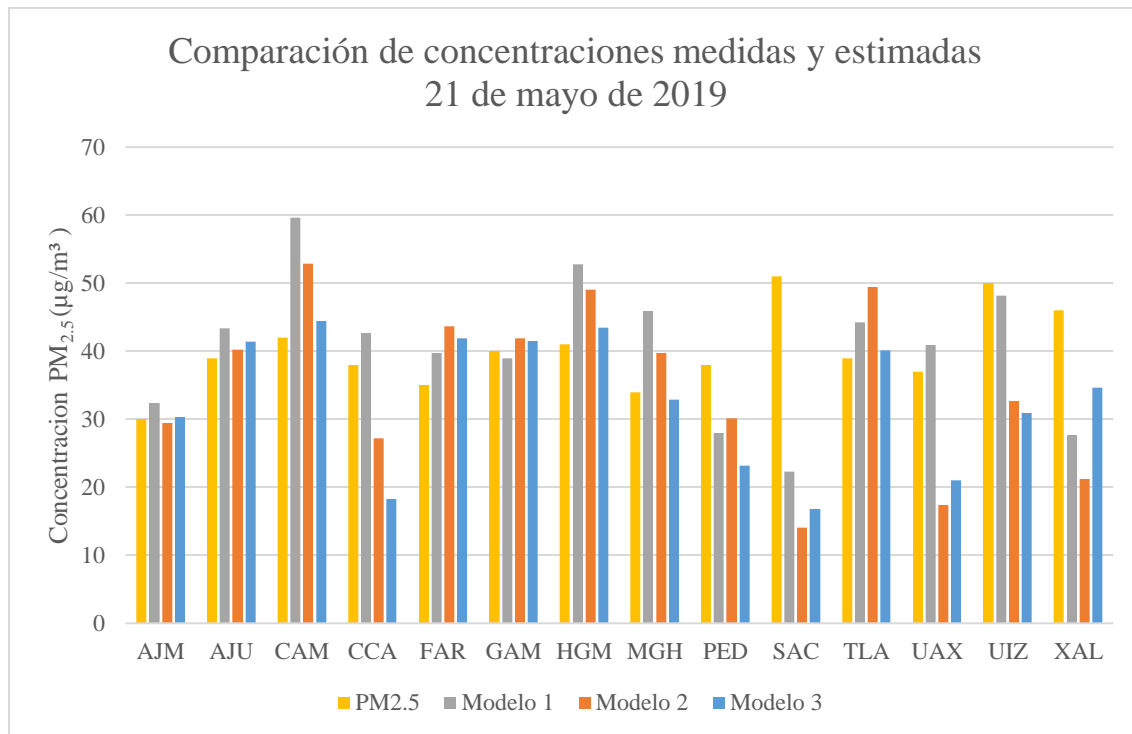


Figura 21. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 21 de mayo de 2019.

De los registros de PEMBU, a las 11 de la mañana del 21 de mayo de 2019, la humedad relativa mínima es de 31%, la máxima es de 39%, con un promedio de 33.87%; la precipitación acumulada en 24 horas promedio es de 0.17 milímetros, en 3 días es de 1.56 milímetros y en 5 días es de 4.11 milímetros. De los registros de SEDEMA, tenemos que la concentración de PM<sub>2.5</sub> medido promedio es de 40 µg/m<sup>3</sup>.

En la Figura 22 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 23, se presentan los mapas de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para 21 de mayo de 2019. Para esta fecha, se notan claramente las áreas de influencia meteorológica que fueron definidas para la incorporación de los datos meteorológicos. Las variaciones en los registros meteorológicas, hacen que el rango de valores estimados sea diferente para cada una de las áreas.

En estos mapas, también se observa una estimación mayor sobre las avenidas importantes de la ciudad, en comparación a los pixeles que las rodean.

Densidad de concentraciones estimadas  
21 de mayo de 2019

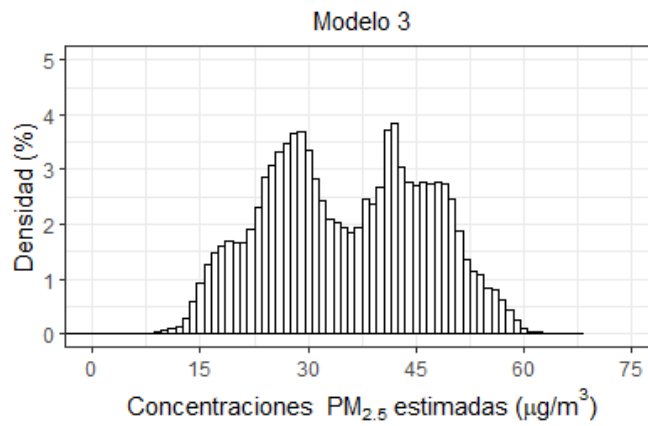
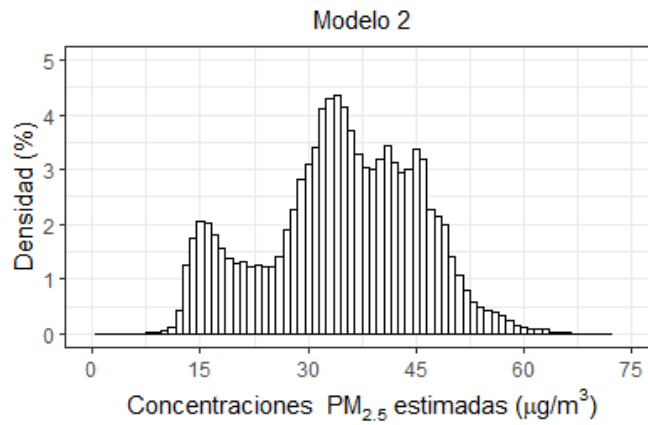
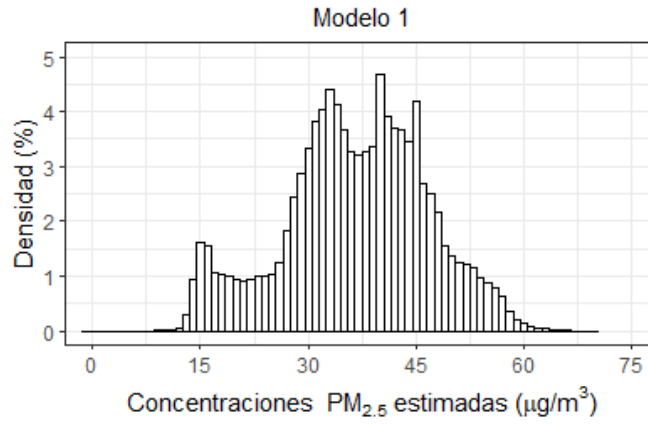


Figura 22. Distribución de las concentraciones estimadas para el 21 de mayo de 2019.



# Comparación de modelos

21 de mayo de 2019

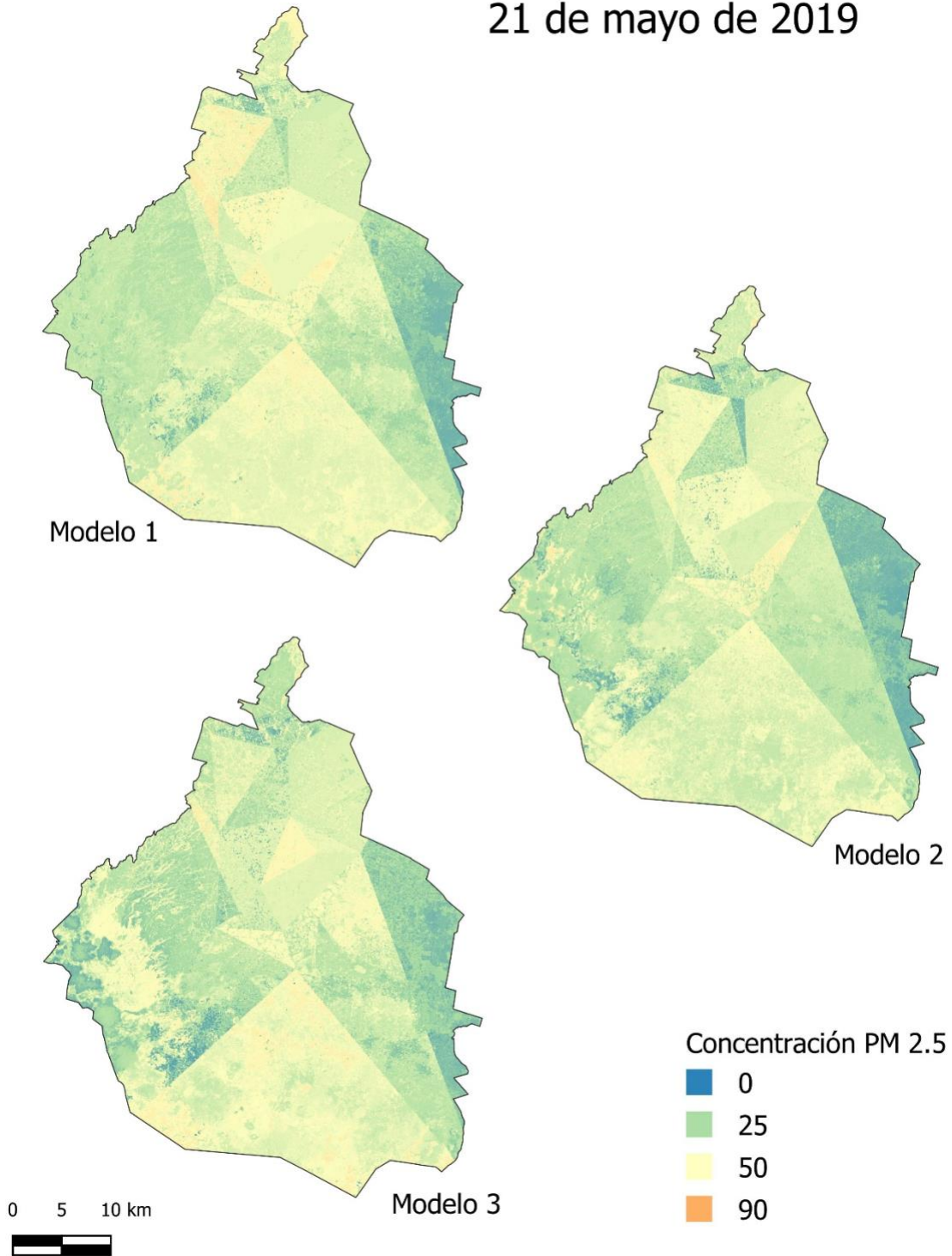


Figura 23. Mapas de concentración de PM<sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.

*Aplicación de los modelos para el 8 de julio de 2019*

En la Tabla 14 y la Figura 24, se presentan las concentraciones de PM<sub>2.5</sub> estimadas por los 3 modelos en las estaciones de monitoreo que tiene registros disponibles para esa fecha.

Para esta fecha, los 3 modelos sobreestiman las concentraciones de material particulado en toda la escena. El promedio de las concentraciones medidas es de 23.5 µg/m<sup>3</sup>, sin embargo, los promedios estimados en las estaciones de monitoreo son; 32.2, 37.1 y 37.1 µg/m<sup>3</sup> para los modelos 1, 2 y 3 respectivamente.

*Tabla 14. Concentraciones estimadas por los modelos para el 8 de julio de 2019, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.*

<i>Estación</i>	<i>PM<sub>2.5</sub> medido</i>	<i>Modelo 1</i>		<i>Modelo 2</i>		<i>Modelo 3</i>	
		<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>	<i>Concentración estimada</i>	<i>Error absoluto</i>
<i>AJM</i>	13	29.06	16.06	25.91	12.91	21.52	8.52
<i>AJU</i>	23	19.01	3.99	20.94	2.06	17.10	5.90
<i>BJU</i>	32	41.80	9.80	45.37	13.37	40.03	8.03
<i>CCA</i>	22	21.52	0.48	24.47	2.47	31.15	9.15
<i>FAR</i>	10	31.33	21.33	33.82	23.82	27.94	17.94
<i>GAM</i>	26	35.46	9.46	31.95	5.95	25.45	0.55
<i>HGM</i>	37	41.86	4.86	51.62	14.62	38.37	1.37
<i>MER</i>	25	32.67	7.67	31.27	6.27	35.99	10.99
<i>NEZ</i>	26	71.34	45.34	55.92	29.92	38.63	12.63
<i>PED</i>	25	41.64	16.64	32.99	7.99	23.79	1.21
<i>SAC</i>	20	39.01	19.01	37.79	17.79	36.42	16.42
<i>SAG</i>	17	49.49	32.49	54.23	37.23	51.30	34.30
<i>SFE</i>	24	18.24	5.76	23.07	0.93	21.37	2.63
<i>TLA</i>	42	30.65	11.35	35.03	6.97	27.04	14.96
<i>UAX</i>	12	44.42	32.42	43.06	31.06	38.75	26.75
<i>XAL</i>	22	46.30	24.30	45.98	23.98	39.79	17.79
<i>Error medio absoluto</i>		16.31		14.83		11.82	

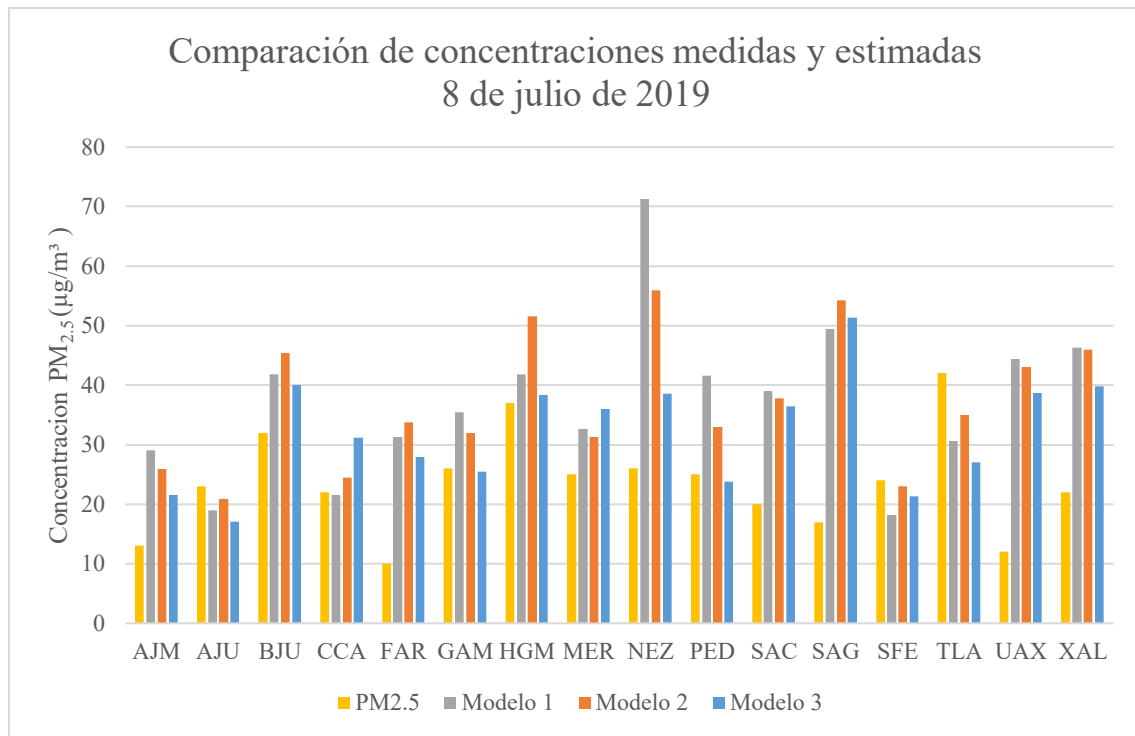


Figura 24. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 8 de julio de 2019.

De los registros de PEMBU, a las 11 de la mañana del 8 de julio de 2019, la humedad relativa mínima es de 46%, la máxima es de 58%, con un promedio de 52.19%; la precipitación acumulada en 24 horas promedio es de 0.29 milímetros, en 3 días es de 2.68 milímetros y en 5 días es de 4.74 milímetros.

En la Figura 25 se presenta la distribución de las concentraciones estimadas por cada modelo. Finalmente, en la Figura 28, se presentan los mapas de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para el 8 de julio de 2019. En los tres mapas se observa que los modelos estiman altas concentraciones en el este de la ciudad, el modelo que mejor suaviza el gradiente es el 3.

Aunque no es tan evidente como en las 2 fechas anteriores, en las imágenes se observa que las avenidas tienen estimaciones de concentración de PM<sub>2.5</sub> más altas que las zonas que las rodean.



Densidad de concentraciones estimadas  
8 de julio de 2019

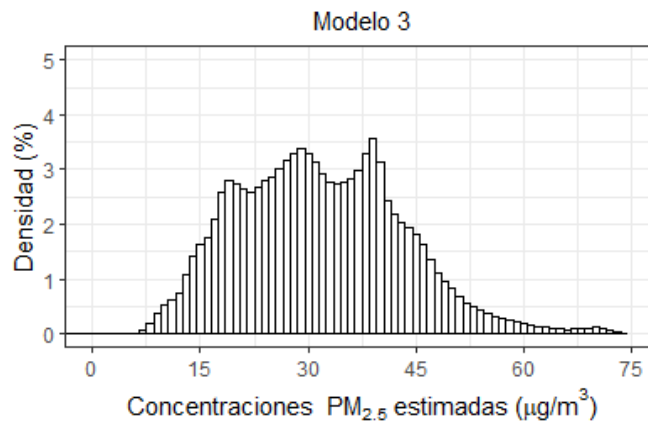
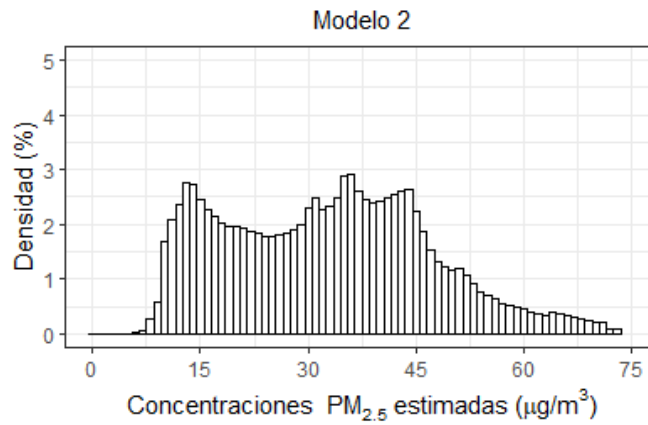
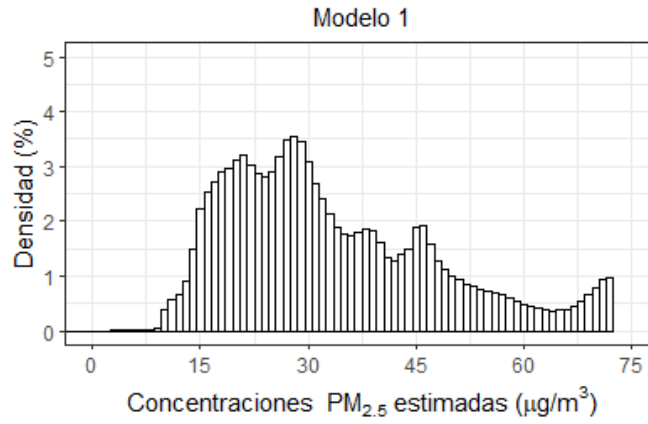


Figura 25. Distribución de las concentraciones estimadas para el 8 de julio de 2019.



# Comparación de modelos

8 de julio de 2019

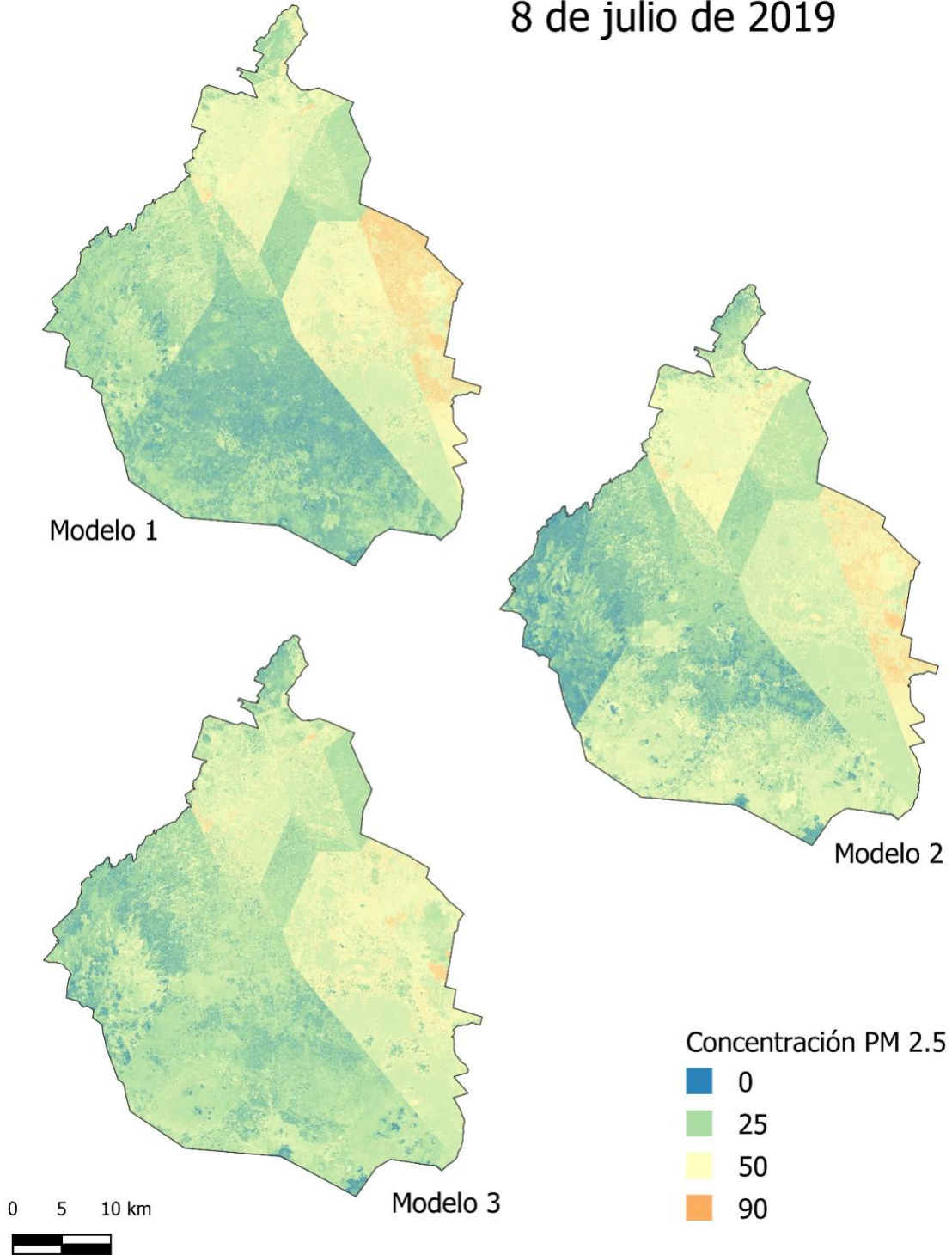


Figura 26. Mapas de concentración de PM<sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.

### ***Modelos sin datos meteorológicos***

La hipótesis de la que parte el presente trabajo es que al incorporar datos meteorológicos a la modelación de concentraciones de PM<sub>2.5</sub>, se pueden mejorar las capacidades de los modelos.

Para verificar la validez de la hipótesis, se presentan los resultados del desarrollo de modelos en los que no se consideran datos meteorológicos. La capa de entrada de la red neuronal se reduce de 18 a 14 variables, el resto de la arquitectura se mantiene. De igual manera se obtuvieron 100 modelos para seleccionar los 3 con mejor coeficiente de determinación R<sup>2</sup>.

*Tabla 15. Sumario estadístico de los modelos obtenidos sin considerar datos meteorológicos.*

<b><i>Modelo</i></b>	<b><i>Datos</i></b>	<b><i>R<sup>2</sup></i></b>	<b><i>Concentración PM<sub>2.5</sub> mínima</i></b>	<b><i>Concentración PM<sub>2.5</sub> máxima</i></b>	<b><i>Concentración PM<sub>2.5</sub> promedio</i></b>	<b><i>Error medio absoluto</i></b>
1	Prueba	0.594	1.71	72.76	36.06	8.11
	Entrenamiento	0.806	0.73	72.83	36.50	4.91
2	Prueba	0.592	0.87	74.05	34.65	8.18
	Entrenamiento	0.806	-2.02	74.18	35.19	4.92
3	Prueba	0.584	-0.28	72.96	34.50	8.18
	Entrenamiento	0.816	0.46	73.10	35.16	4.78

En la Tabla 15 se presenta el sumario estadístico de los modelos que se obtienen sin considerar datos meteorológicos. Se observa que los coeficientes de determinación de estos modelos en comparación con los modelos presentados anteriormente son significativamente más bajos.

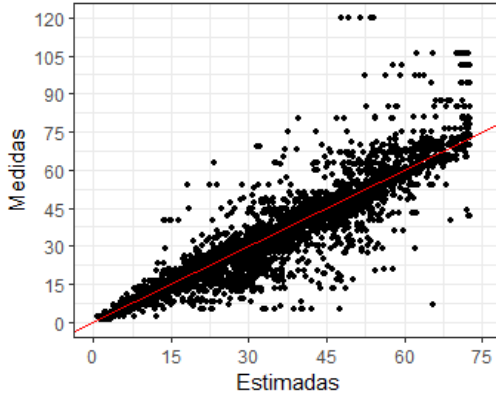
En la Figura 27, se presentan las gráficas de dispersión de las concentraciones medidas y estimadas por cada uno de los 3 modelos que se presentan, si se compara con la Figura 5, se observa que para los modelos sin datos meteorológicos la dispersión es mayor.

# Concentraciones $PM_{2.5}$ estimadas y medidas ( $\mu g/m^3$ )

## Modelo 1

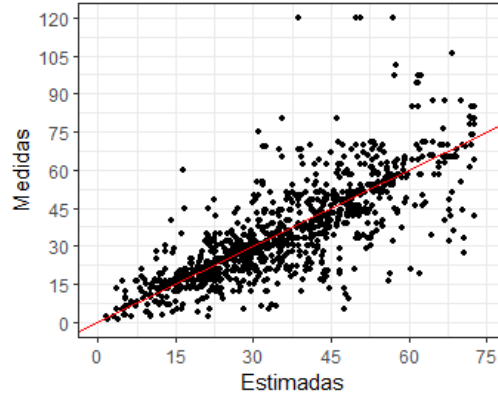
Datos de entrenamiento

$$R^2=0.806$$



Datos de prueba

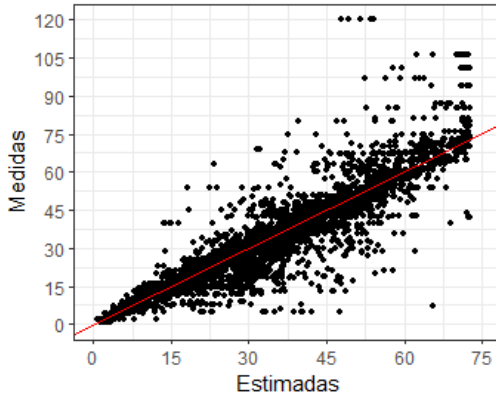
$$R^2=0.594$$



## Modelo 2

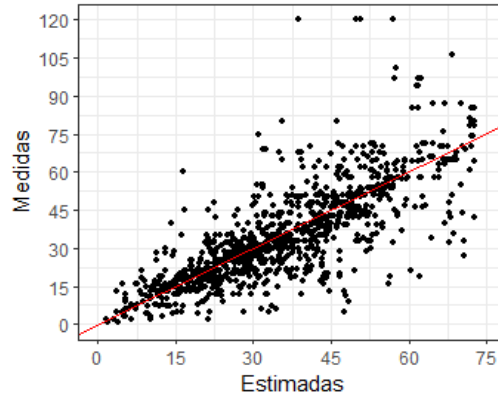
Datos de entrenamiento

$$R^2=0.806$$



Datos de prueba

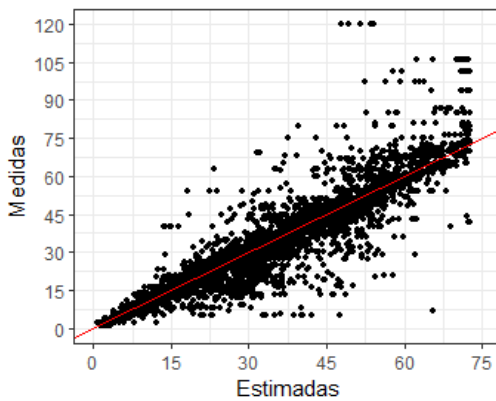
$$R^2=0.594$$



## Modelo 3

Datos de entrenamiento

$$R^2=0.816$$



Datos de prueba

$$R^2=0.584$$

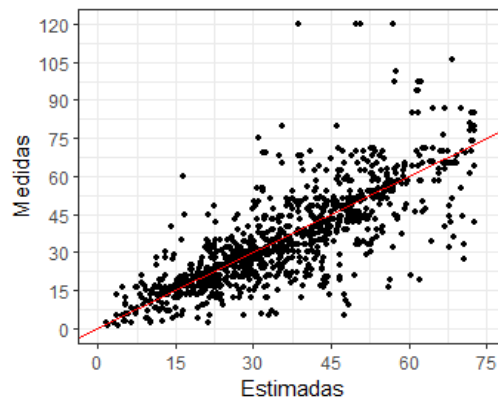


Figura 27. Graficas de dispersión de valores estimados con valores medidos, modelos sin datos meteorológicos.

Al aplicarle los modelos a las fechas de revisión, tenemos los errores medios absolutos que se presentan en la Tabla 16.

*Tabla 16. Errores medios absolutos de las estimaciones hechas por los modelos sin datos meteorológicos para las fechas de revisión de modelos.*

<b><i>Fecha</i></b>	<b><i>Error medio absoluto</i></b>		
	<b><i>Modelo 1</i></b>	<b><i>Modelo 2</i></b>	<b><i>Modelo 3</i></b>
<i>10 de mayo de 2015</i>	17.3	13.3	15.5
<i>19 de octubre de 2016</i>	10.6	11.6	10.6
<i>7 de noviembre de 2017</i>	13.6	11.3	14.5
<i>10 de enero de 2018</i>	25.2	25.7	24.4

Con excepción de la fecha de 2015, los valores de los errores medios absolutos para todas las fechas son menores a lo obtenido del mismo calculo hecho para los modelos en los que los datos meteorológicos si son considerados.

### *Análisis de resultados*

Los resultados de la Tabla 16 podrían sugerir que los modelos desarrollados sin considerar datos meteorológicos tienen mayor capacidad de estimación que los modelos en los que se incorporan datos meteorológicos.

Sin embargo, al observar los errores medios absolutos se aprecia que el error medio absoluto promedio de los modelos con datos meteorológicos es de 5.41 para el conjunto de datos de prueba y 2.75 para el conjunto de datos de entrenamiento. Mientras que, para los modelos sin datos meteorológicos, los mismos valores son 4.87 y 8.16 para datos de prueba y entrenamiento respectivamente. Esto significa que, en un pixel promedio, los modelos obtenidos incorporando datos meteorológicos son entre 1.88 y 2.75  $\mu\text{g}/\text{m}^3$  más precisos que los modelos obtenidos sin datos meteorológicos.

Una de las observaciones recurrentes es que en las avenidas principales de la ciudad los modelos estiman concentraciones superiores a las que estima en los pixeles anexos a la vialidad, este fenómeno se observa en la Figura 28, correspondiente al 29 de enero de 2019, en la imagen se aprecia una mayor concentración de contaminantes sobre Avenida Insurgentes Norte y Eje Central. El hecho de que este fenómeno se presente en todos los mapas desarrollados, indica que los modelos tienen la capacidad de identificar algunas fuentes de emisión del contaminante  $\text{PM}_{2.5}$ .

El problema de los modelos generados, es que son sumamente sensibles a los registros de las variables meteorológicas, lo que genera que sobreestime o subestime concentraciones de  $\text{PM}_{2.5}$ . Este problema se ve reflejado en los mapas de concentraciones, cuando en una región meteorológica, las concentraciones de  $\text{PM}_{2.5}$  son claramente mayores o menores a las concentraciones de las regiones meteorológicas vecinas, el caso más evidente de este problema es el que se presenta en la Figura 29.

# Mapa de concentraciones PM<sub>2.5</sub> en avenidas principales de la Ciudad de México



29 de enero de 2019  
Modelo 1

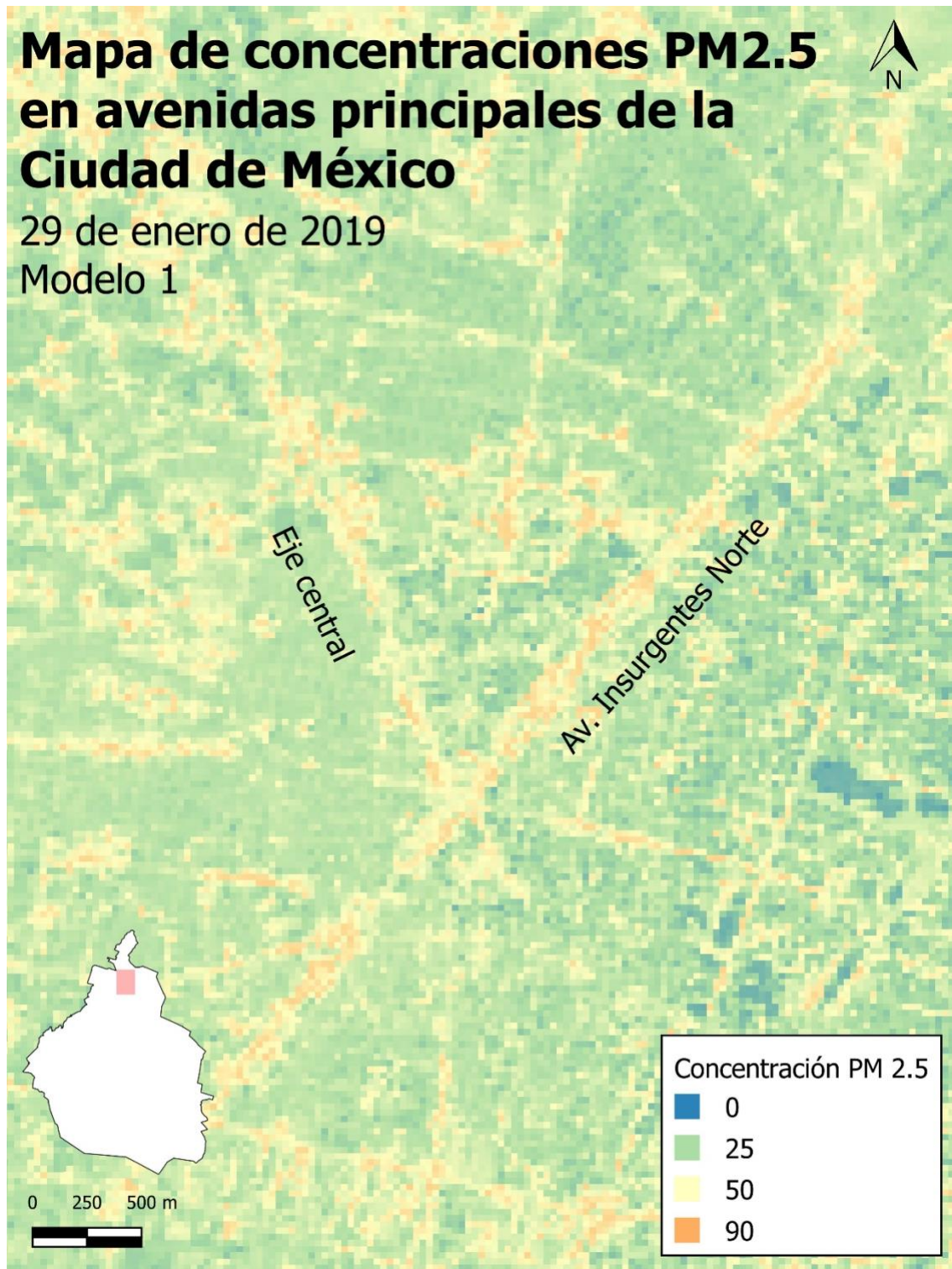


Figura 28. Mapa en el que se distingue la diferencia en las estimaciones de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> para avenidas principales de la Ciudad de México. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Región meteorológica con concentraciones de PM 2.5 sobreestimadas

7 de noviembre de 2017  
Modelo 1

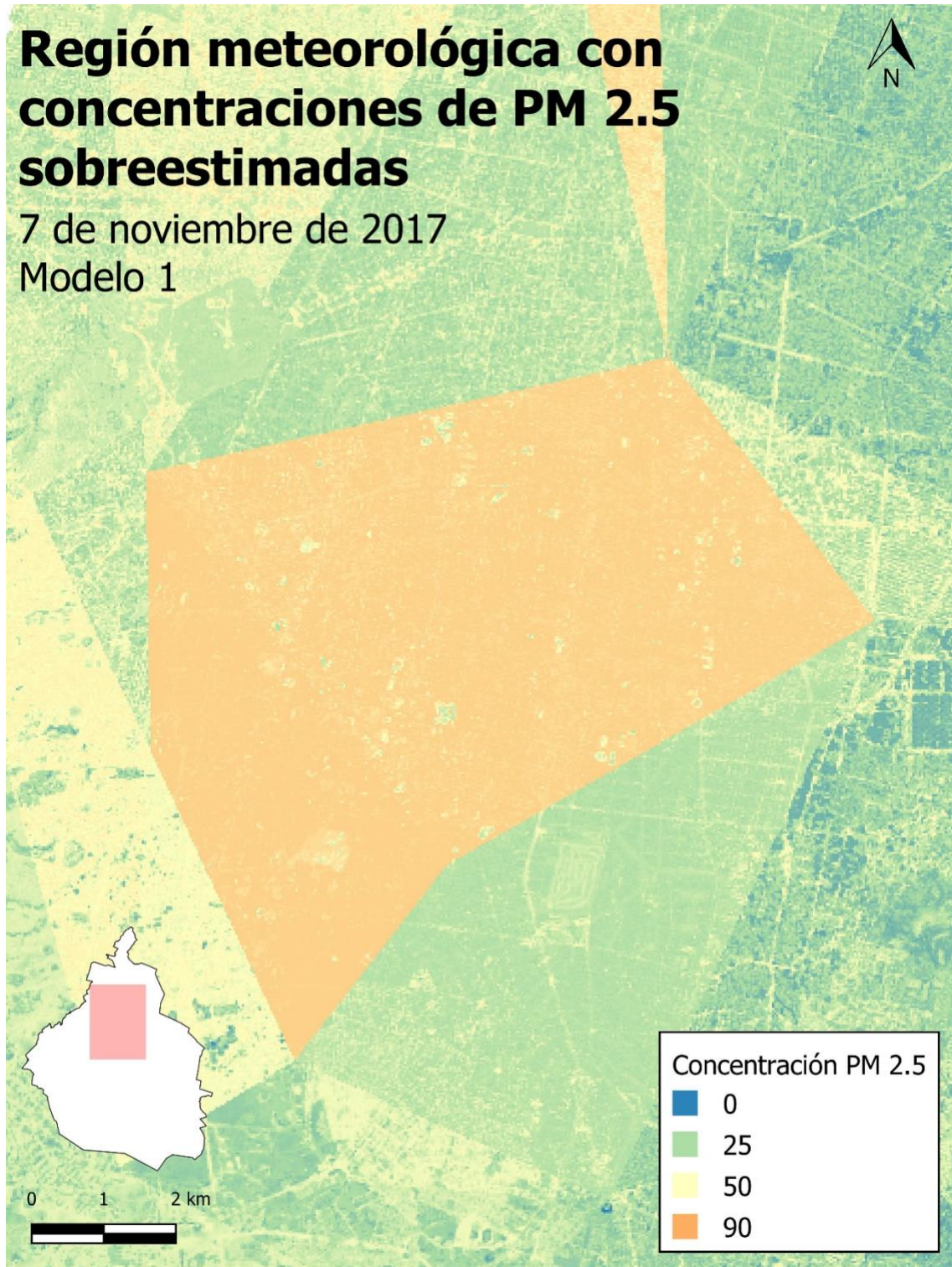


Figura 29. Mapa en el que se distingue la sobreestimación de concentraciones de  $PM_{2.5}$  en una región meteorológica de la Ciudad de México. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .



## ***Capítulo VI. Conclusiones***

Se obtuvieron 200 modelos a partir de la misma arquitectura de red neuronal, se presentaron los 6 con mejor coeficiente de determinación. La mitad de los modelos obtenidos fueron desarrollados sin el uso de datos meteorológicos, la otra mitad se desarrolló incorporando datos meteorológicos de la red PEMBU.

En la comparación entre modelos con datos meteorológicos y modelos sin datos meteorológicos se encontró que los modelos con datos meteorológicos predicen, en el pixel promedio, concentraciones de PM<sub>2.5</sub> con una precisión entre 1.88 y 2.75 µg/m<sup>3</sup> mayor que los modelos que no consideran datos meteorológicos.

Además, los coeficientes de determinación son sustancialmente mayores en los modelos que consideran datos meteorológicos. Sin embargo, en los pixeles en los que se ubican las estaciones de monitoreo, y por lo tanto donde se puede hacer la comparación de concentración medida y estimada, el error medio absoluto es menor en los modelos que no consideran datos meteorológicos.

Tomando esa información en consideración, se concluye que la hipótesis de que la incorporación de datos meteorológicos mejora la capacidad de estimación de los modelos es parcialmente cierta.

La deficiencia más evidente de los modelos desarrollados es la pérdida de capacidad estimación de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en algunas regiones de la Ciudad de México, esto se hace evidente en los mapas de concentraciones, con la sobreestimación o subestimación de las concentraciones en algunas regiones meteorológicas.

Como trabajo futuro; es necesario desarrollar modelos menos sensibles a las variaciones meteorológicas dentro de la ciudad, suavizar los gradientes para que los mapas generados tengan mejor sentido físico y mejorar la capacidad predictiva de los modelos para concentraciones elevadas de PM<sub>2.5</sub>.

Una ventaja de los modelos obtenidos a partir de redes neuronales es que entre más cantidad de datos tienen para realizar el proceso de aprendizaje, mejor comportamiento presentan, por lo tanto, se pueden seguir incorporando datos, conforme el satélite Landsat 8 capture más escenas de la Ciudad de México y obtener modelos de mejor calidad.

Una limitante para la continuación del trabajo es el retraso en la publicación de datos meteorológicos de PEMBU, a pesar de contar con imágenes satelitales del año 2020, la revisión de la predictividad de los modelos se limitó a imágenes del 2019 por la falta de datos meteorológicos.

Otra cuestión a considerar es que, en este trabajo, solamente se consideró humedad relativa y precipitación acumulada como datos meteorológicos, por lo que se pueden incorporar otras variables meteorológicas para revisar si los modelos mejoran.

Por último, aunque las condiciones de las que parte este trabajo son particulares a la Ciudad de México, la metodología puede replicarse para la modelación de concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en otras zonas urbanas, e incluso, con los ajustes correspondientes, se pueden modelar otros contaminantes.

## ***Bibliografía***

- Ángeles, P. (2019). *Estimación de la distribución espacio-temporal de concentraciones de material particulado PM2.5 con el uso de redes neuronales artificiales e información geoespacial*. Ciudad de México: UNAM.
- Centro de Ciencias de la Atmósfera - UNAM. (27 de Julio de 2020). *Programa de Estaciones Meteorológicas del Bachillerato Universitario*. Obtenido de CCA-UNAM: <https://www.ruoa.unam.mx/pembu/>
- Chan, Y., Simpson, R., McTainsh, G., & Vowles, P. (1997). Characterisation of chemical species in PM2.5 and PM10 aerosols in Brisbane, Australia. *Atmospheric Environment*, 3773-3785.
- Chu, Y., Liu, Y., Li, X., Liu, Z., Lu, H., Lu, Y., . . . Xiang, H. (2016). A Review on Predicting Ground PM2.5 Concentration Using Satellite Aerosol Optical Depth. *Atmosphere*, 129.
- Cohen, A., Anderson, R., Ostra, B., Pandey, K., Krzyanowski, M., Künzli, N., . . . Samet, J. S. (2005). The global burden of disease due to outdoor air pollution. *Journal of Toxicology and Environmental Health*, 1-7.
- Dobrevá, I., & Klein, A. (2011). Fractional snow cover mapping through artificial neural network analysis of MODIS surface reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 3355-3366.
- Dubovik, O., Holben, B., Eck, T., Smirnov, A., Kaufman, Y., King, M., . . . Slutsker, I. (2002). Variability of Absorption and Optical Properties of Key Aerosol Types Observed in Worldwide Locations. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 590-608.
- Environmental Protection Agency. (27 de Julio de 2020). *Particulate Matter (PM) Basics*. Obtenido de Environmental Protection Agency: <https://www.epa.gov/pm-pollution/particulate-matter-pm-basics>
- Ihlen, V. (Noviembre de 2019). Landsat 8 (L8). *Data Users Handbook*. Sioux Falls, South Dakota: EROS.
- Kamarul Zaman, N., Kanniah, K., & Kaskaoutis, D. (2017). Estimating Particulate Matter using satellite based aerosol optical depth and meteorological variables in Malaysia. *Atmospheric Research*, 142-162.

- Kanniah, K., Kaskaoutis, D., San Lim, H., Latif, M., Kamarul Zaman, N., & Liew, J. (2016). Overview of atmospheric aerosol studies in Malaysia: Known and unknown. *Atmospheric Research*, 302-318.
- Lyu, H., Dai, T., Zheng, Y., Shi, G., & Nakajima, T. (2018). Estimation of PM2.5 concentrations over Beijing with MODIS AODs using an artificial neural network. *Scientific Online Letters on the Atmosphere*, 14-18.
- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, 115-133.
- Molina, L., & Molina, M. (2002). *Air Quality in the Mexico Megacity*. Cambridge: Springer Science.
- Ohtman, N., Mat Jafri, M. Z., & Hwee San, L. (2010). Estimating Particulate Matter Concentration over Arid Region Using Satellite Remote Sensing: A Case Study in Makkah, Saudi Arabia. *Modern Applied Science*, 131-142.
- Organización Mundial de la Salud. (27 de Julio de 2020). *9 out of 10 people worldwide breathe polluted air, but more countries are taking action*. Obtenido de World Health Organization: <https://www.who.int/news-room/detail/02-05-2018-9-out-of-10-people-worldwide-breathe-polluted-air-but-more-countries-are-taking-action>
- Roy, D., Wulder, M., Loveland, T., Woodcock, C., Allen, R., Anderson, M., . . . Irons, J. (2014). Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 154-172.
- Saraswat, I., Mishra, R., & Kumar, A. (2017). Estimation of PM10 concentration from Landsat 8 OLI satellite imagery over Delhi, India. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 251-257.
- Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano. (2015). *Delimitación de las zonas metropolitanas de México 2015*. Ciudad de México: SEDATU.
- Secretaria del Medio Ambiente. (27 de Julio de 2020). *SEDEMA*. Obtenido de El monitoreo de la calidad del aire: <http://www.aire.cdmx.gob.mx/default.php?opc=%27ZaBhnmI=%27>
- Vazquez, C., Beristain, F., & Audelo, E. (2012). Caracterización del Patrón de Comportamiento de las Partículas en Suspensión en el Valle de México. *Información Tecnológica*, 3-10.

Yang, X. (2019). Neural networks and deep learning. En X. Yang, *Introduction to Algorithms for Data Mining and Machine Learning* (págs. 139-161). London: Academic Press.

## *Índice de figuras*

Figura 1. Concentraciones de material particulado y precipitación diaria promedio en la Ciudad de México .	11
Figura 2. Ubicación de las estaciones de la RAMA que miden PM <sub>2.5</sub> y de las estaciones de PEMBU.	14
Figura 3. Comparación de tamaño del sistema de referencia WRS-2 y la escena capturada por el satélite Landsat 8.	27
Figura 4. Áreas de influencia de las estaciones meteorológicas de PEMBU.	33
Figura 5. Gráficas de dispersión de valores estimados con valores medidos.	37
Figura 6. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 10 de mayo de 2015.	40
Figura 7. Distribución de las concentraciones estimadas para el 10 de mayo de 2015.	41
Figura 8. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	42
Figura 9. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 19 de octubre de 2016.	44
Figura 10. Distribución de las concentraciones estimadas para el 19 de octubre de 2016.	45
Figura 11. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	46
Figura 12. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 7 de noviembre de 2017.	48
Figura 13. Distribución de las concentraciones estimadas para el 7 de noviembre de 2017.	49
Figura 14. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	50
Figura 15. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 10 de enero de 2018.	52
Figura 16. Distribución de las concentraciones estimadas para el 10 de enero de 2018.	53
Figura 17. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	54
Figura 18. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 29 de enero de 2019.	57
Figura 19. Distribución de las concentraciones estimadas para el 29 de enero de 2019.	58
Figura 20. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	59
Figura 21. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 21 de mayo de 2019.	61

Figura 22. Distribución de las concentraciones estimadas para el 21 de mayo de 2019.	62
Figura 23. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 21 de mayo de 2019.	
Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	63
Figura 24. Comparación de concentraciones estimadas y medidas para el 8 de julio de 2019.	65
Figura 25. Distribución de las concentraciones estimadas para el 8 de julio de 2019.	66
Figura 26. Mapas de concentración de PM <sub>2.5</sub> en la Ciudad de México para el 8 de julio de 2019.	
Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	67
Figura 27. Graficas de dispersión de valores estimados con valores medidos, modelos sin datos meteorológicos.	69
Figura 28. Mapa en el que se distingue la diferencia en las estimaciones de concentraciones de PM <sub>2.5</sub> para avenidas principales de la Ciudad de México. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	72
Figura 29. Mapa en el que se distingue la sobreestimación de concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en una región meteorológica de la Ciudad de México. Concentraciones de PM <sub>2.5</sub> en µg/m <sup>3</sup> .	73

## *Índice de tablas*

Tabla 1. Cronología de las misiones del proyecto Landsat.	7
Tabla 2. Propiedades y aplicaciones de los sensores de Landsat 8.	9
Tabla 3. Precipitación pluvial mensual en milímetros, periodo 1971 a 2000 (CONAGUA).	11
Tabla 4. Concentraciones límite de material particulado según la normativa mexicana.	13
Tabla 5. Fechas de las escenas de Landsat 8 disponibles de 2013 a 2018 para la Ciudad de México.	26
Tabla 6. Fechas de las escenas de Landsat 8 usadas para el desarrollo de este trabajo.	26
Tabla 7. Sumario estadístico de los modelos obtenidos.	36
Tabla 8. Concentraciones estimadas por los modelos para el 10 de mayo de 2015, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	39
Tabla 9. Concentraciones estimadas por los modelos para el 19 de octubre de 2016, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	43
Tabla 10. Concentraciones estimadas por los modelos para el 7 de noviembre de 2017, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	47
Tabla 11. Concentraciones estimadas por los modelos para el 10 de enero de 2018, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	51
Tabla 12. Concentraciones estimadas por los modelos para el 29 de enero de 2019, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	56
Tabla 13. Concentraciones estimadas por los modelos para el 21 de mayo de 2019, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	60
Tabla 14. Concentraciones estimadas por los modelos para el 8 de julio de 2019, en los pixeles de las estaciones de monitoreo.	64
Tabla 15. Sumario estadístico de los modelos obtenidos sin considerar datos meteorológicos.	68



Tabla 16. Errores medios absolutos de las estimaciones hechas por los modelos sin datos meteorológicos para las fechas de revisión de modelos.

70

## *Anexos*

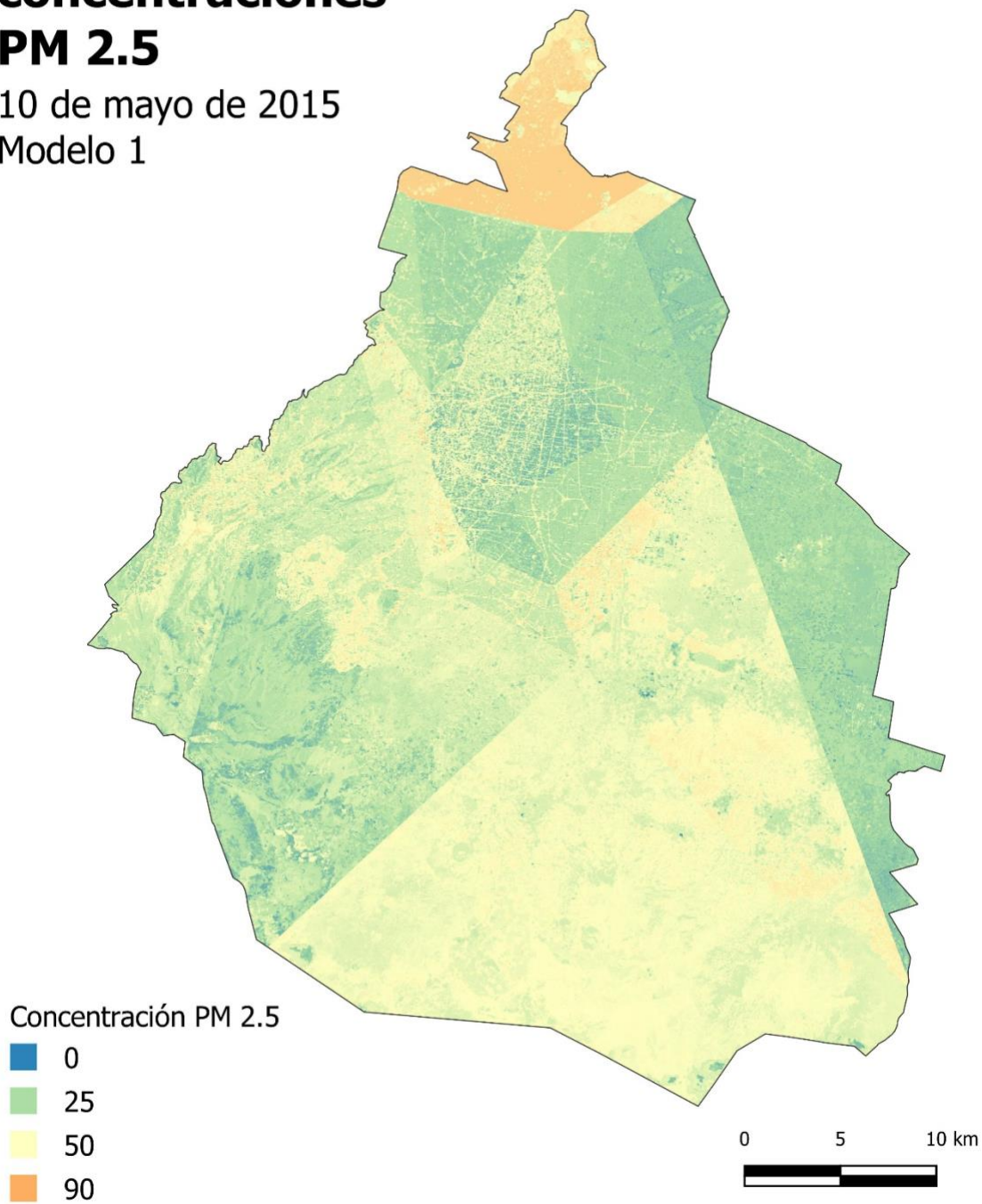
Se presentan 42 mapas de distribución de concentraciones de  $PM_{2.5}$ , a cada fecha se le aplicaron los 6 modelos presentados en el cuerpo de este trabajo.

En el primer apartado se presentan los mapas de distribución de concentraciones de  $PM_{2.5}$  para los modelos en los que se incorporaron datos meteorológicos. En el segundo apartado se presentan los mapas obtenidos de los modelos en los que no se consideran datos meteorológicos.

*Modelos obtenidos con datos meteorológicos*

# Mapa de concentraciones PM 2.5

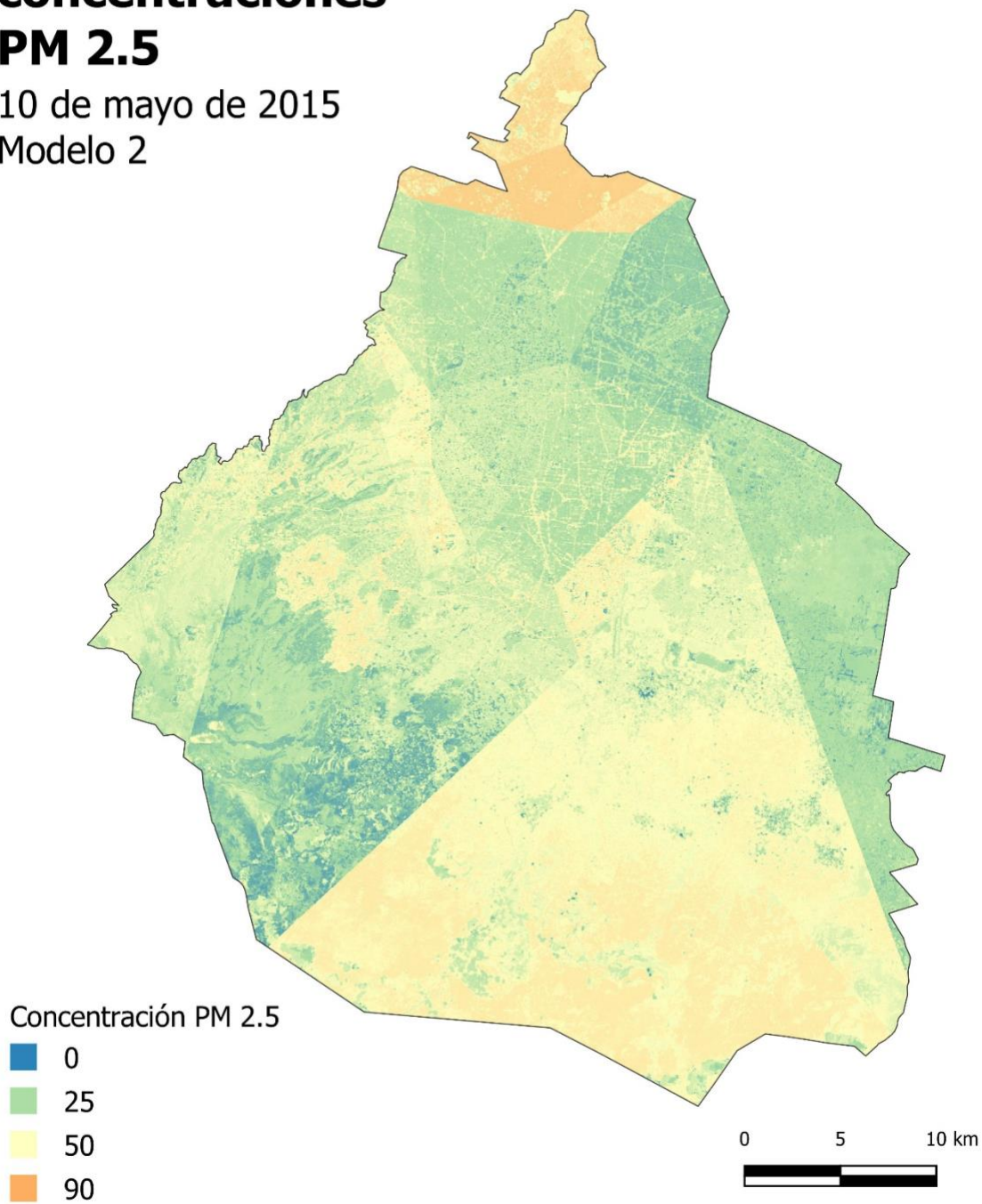
10 de mayo de 2015  
Modelo 1



Anexo 1. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

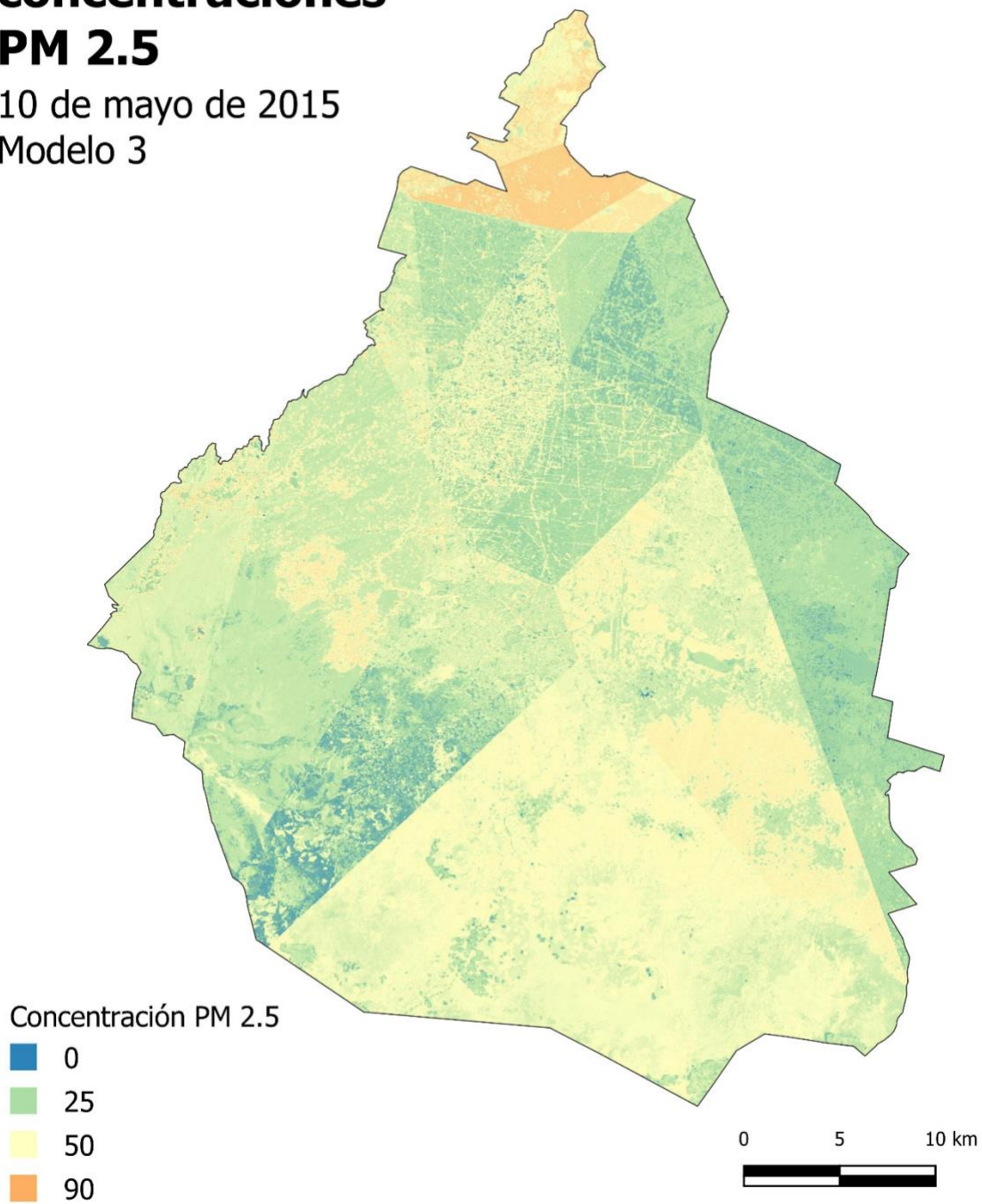
10 de mayo de 2015  
Modelo 2



Anexo 2. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

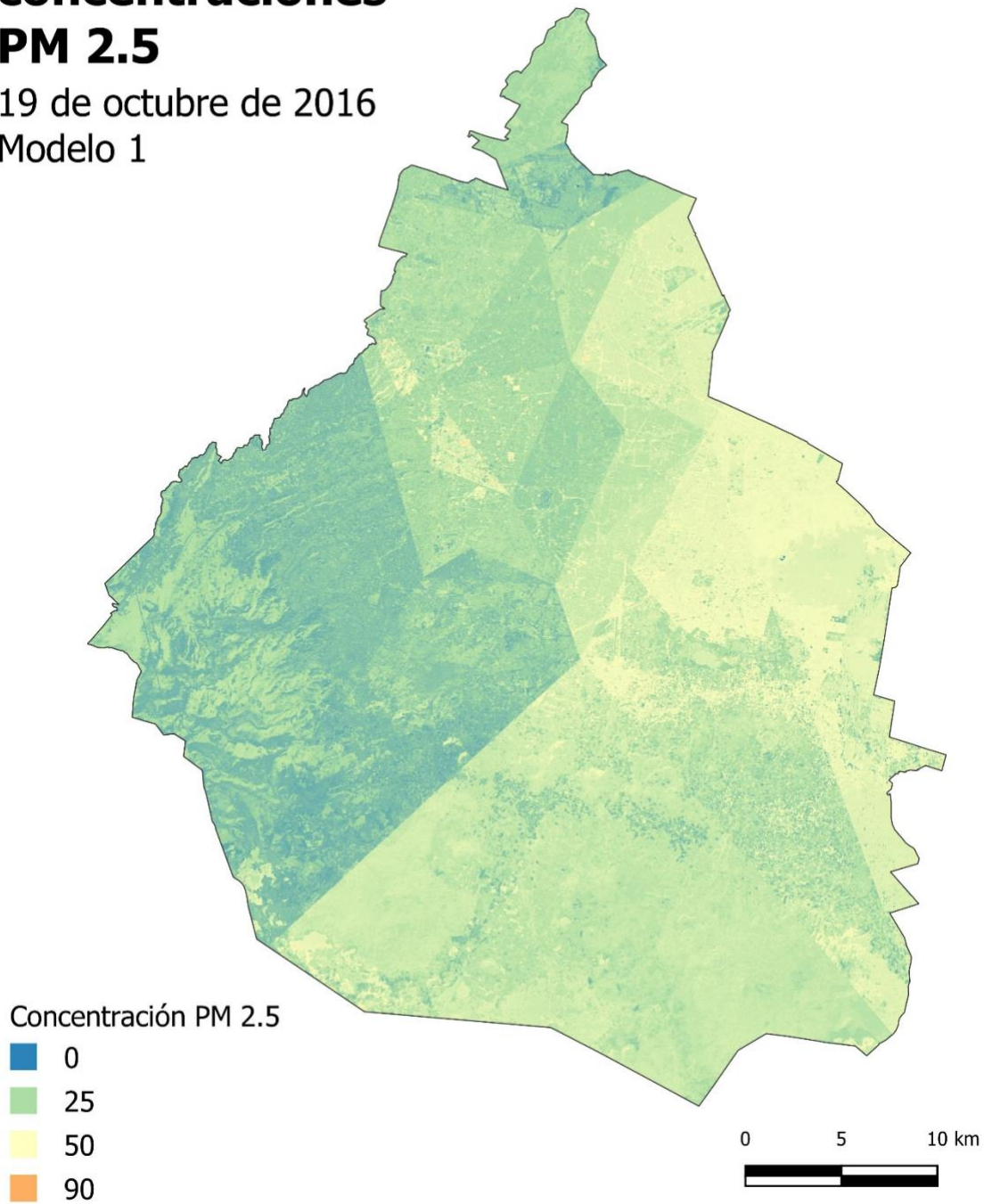
10 de mayo de 2015  
Modelo 3



Anexo 3. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 3 para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

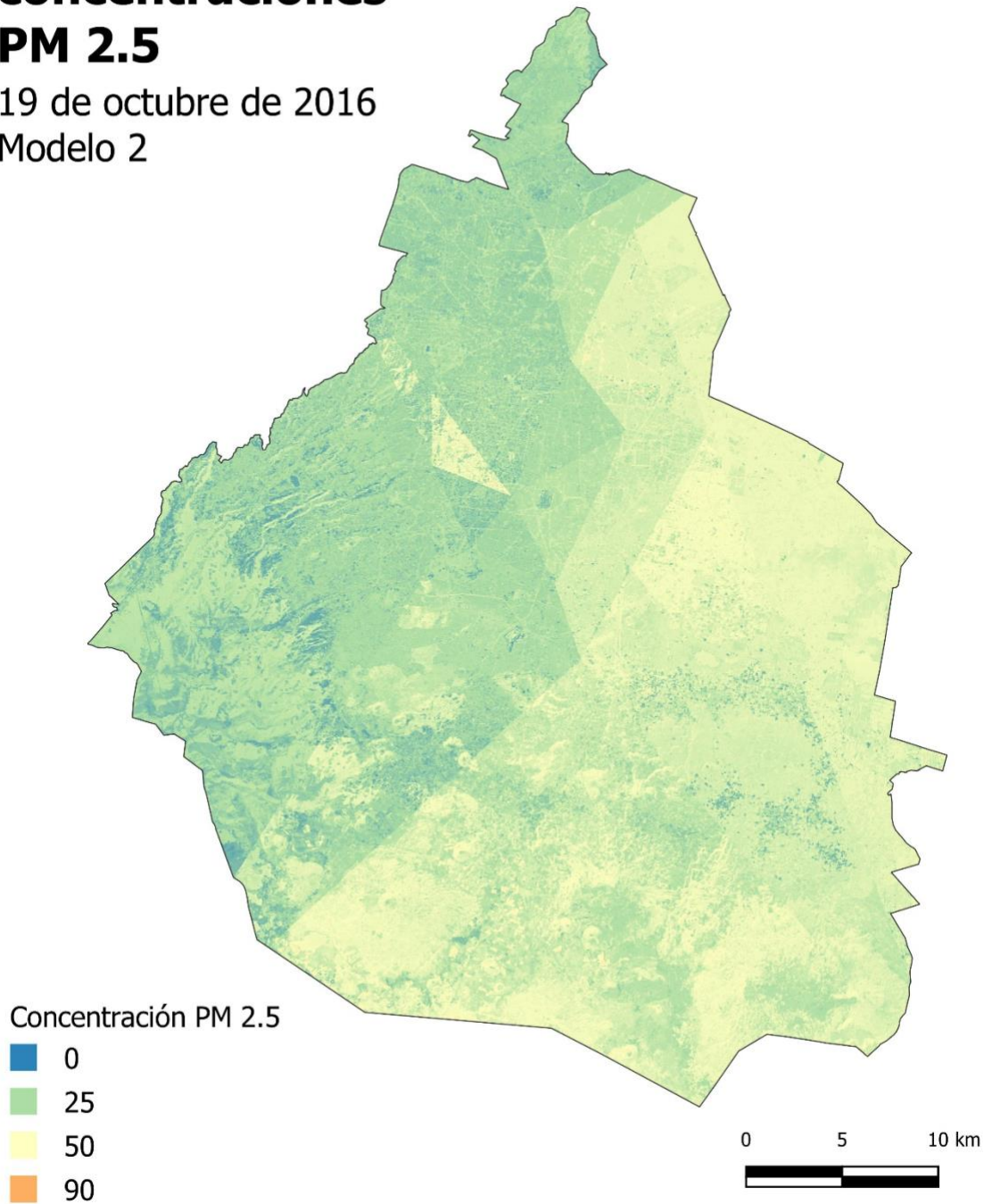
19 de octubre de 2016  
Modelo 1



Anexo 4. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

19 de octubre de 2016  
Modelo 2

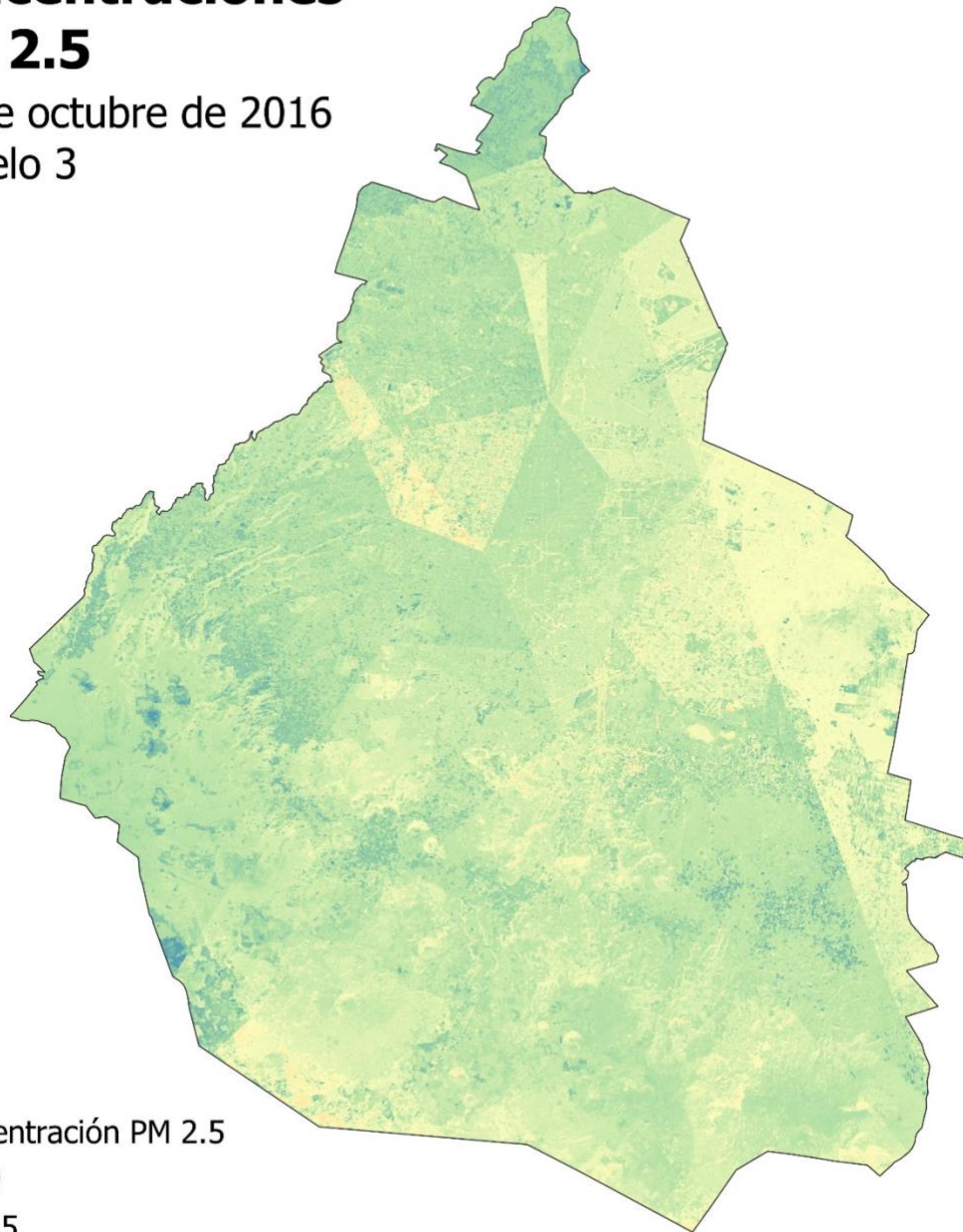


Anexo 5. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .







# Mapa de concentraciones PM 2.5

19 de octubre de 2016  
Modelo 3



Concentración PM 2.5

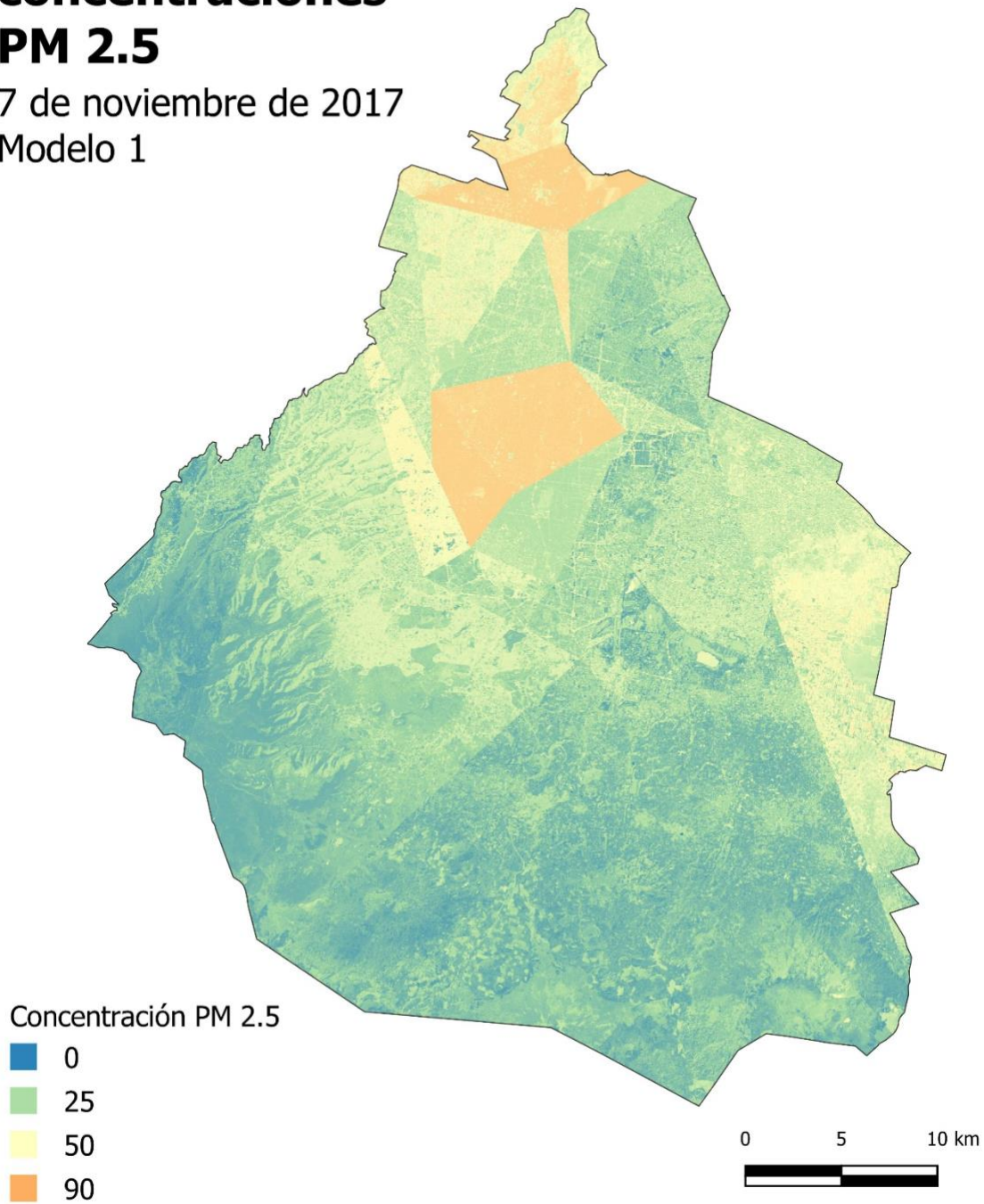
-  0
-  25
-  50
-  90



Anexo 6. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 3 para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

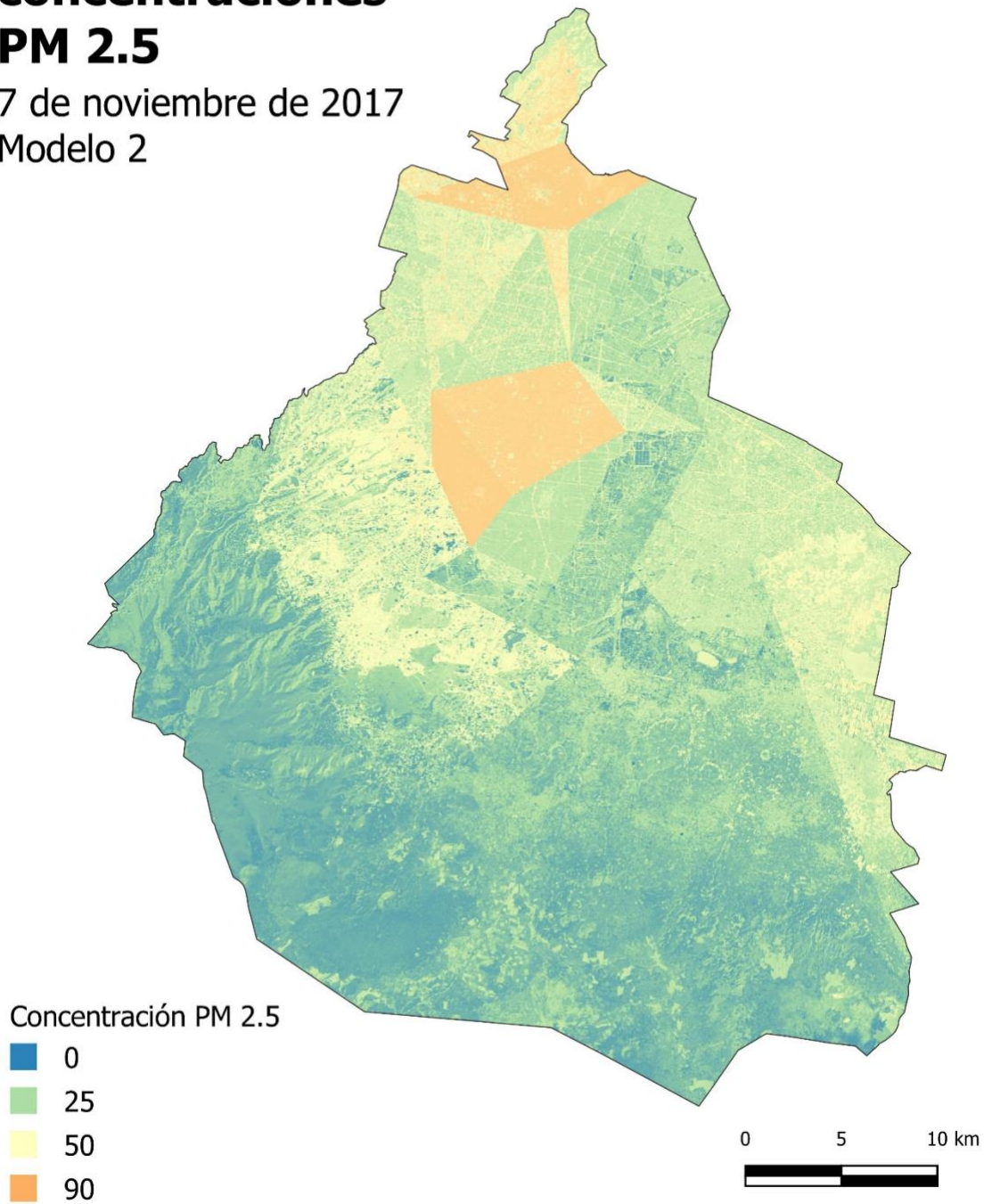
7 de noviembre de 2017  
Modelo 1



Anexo 7. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

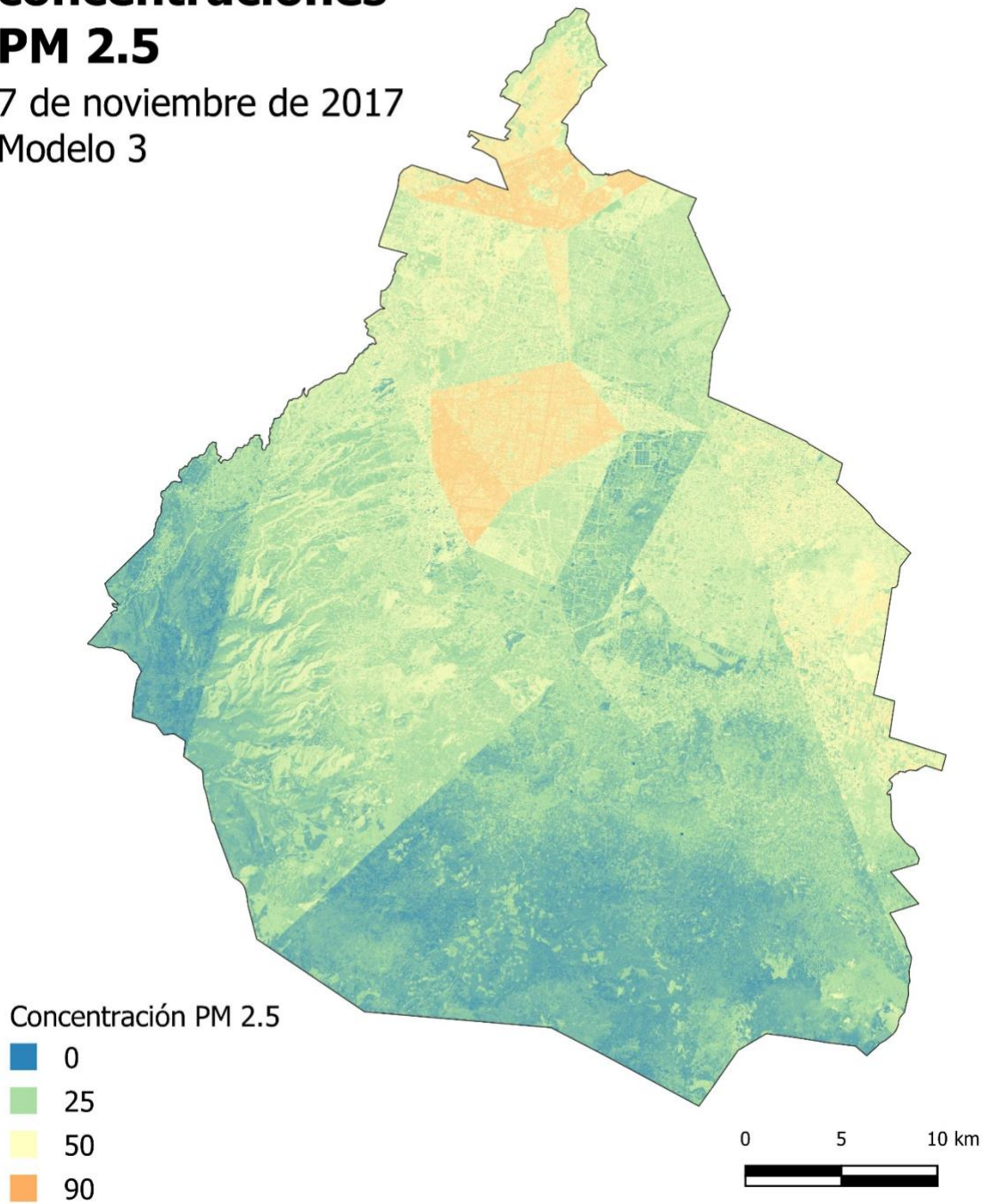
7 de noviembre de 2017  
Modelo 2



Anexo 8. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

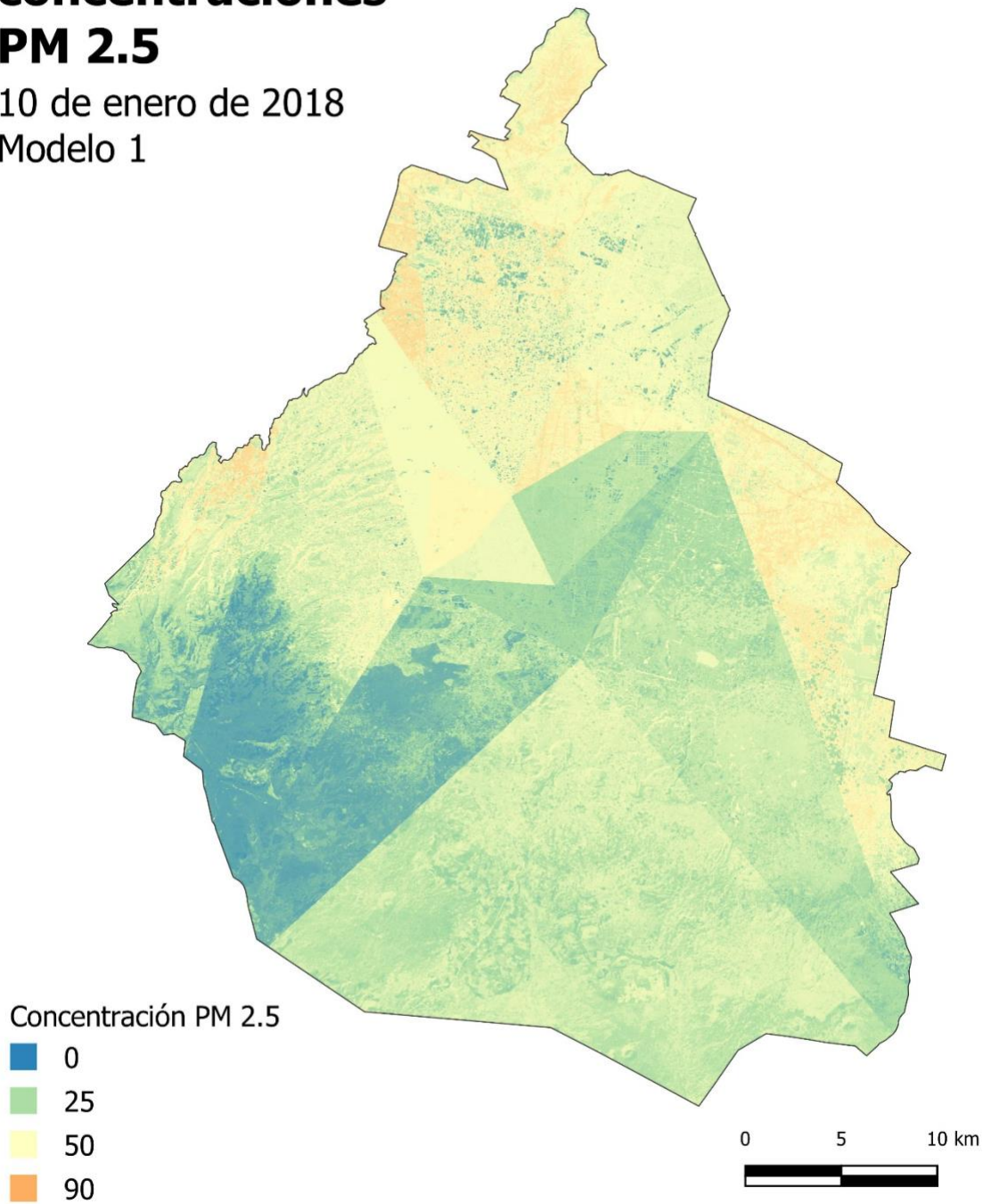
7 de noviembre de 2017  
Modelo 3



*Anexo 9. Mapa de distribución de concentraciones PM<sub>2.5</sub> obtenido con el Modelo 3 para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en µg/m<sup>3</sup>.*

# Mapa de concentraciones PM 2.5

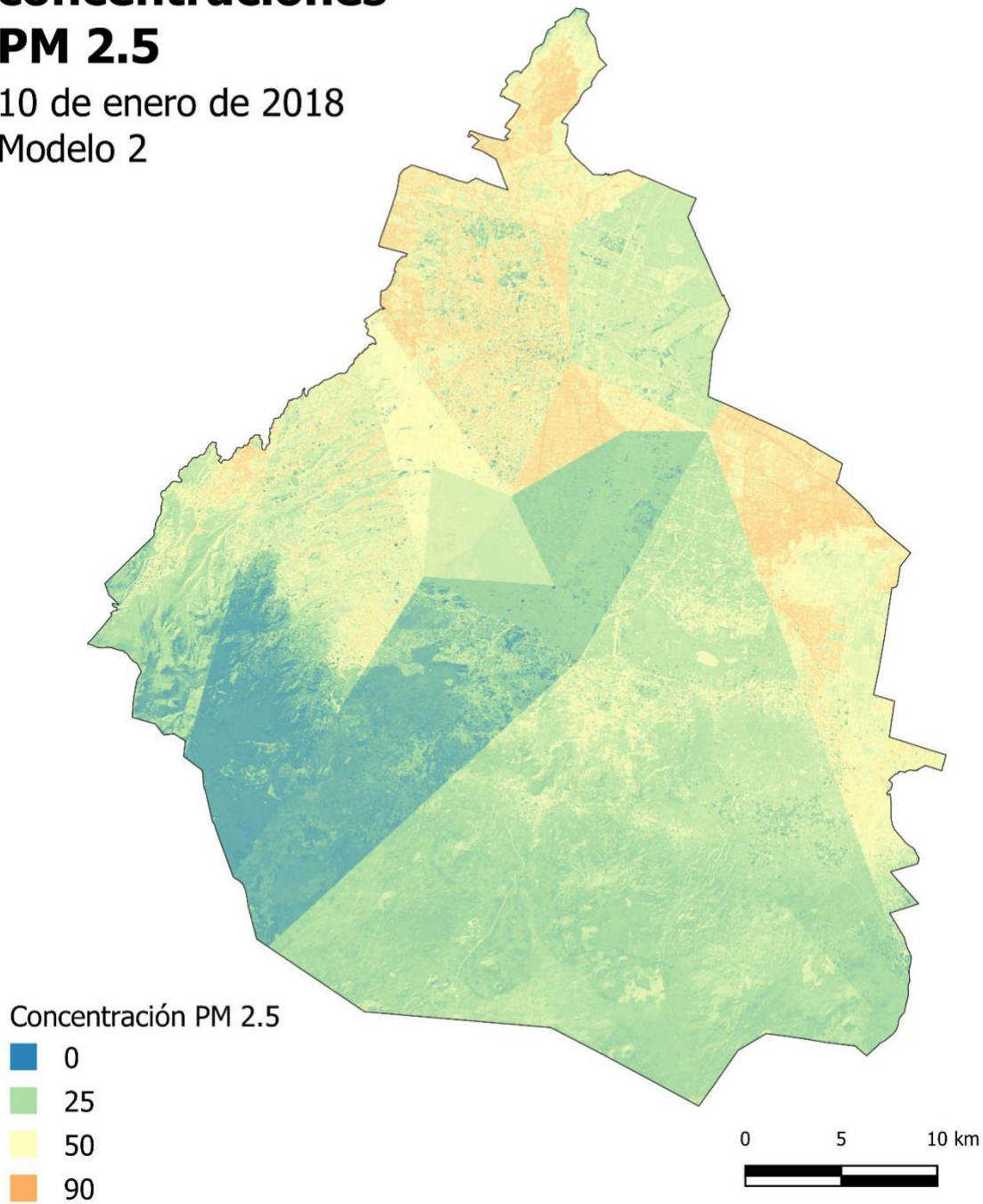
10 de enero de 2018  
Modelo 1



Anexo 10. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

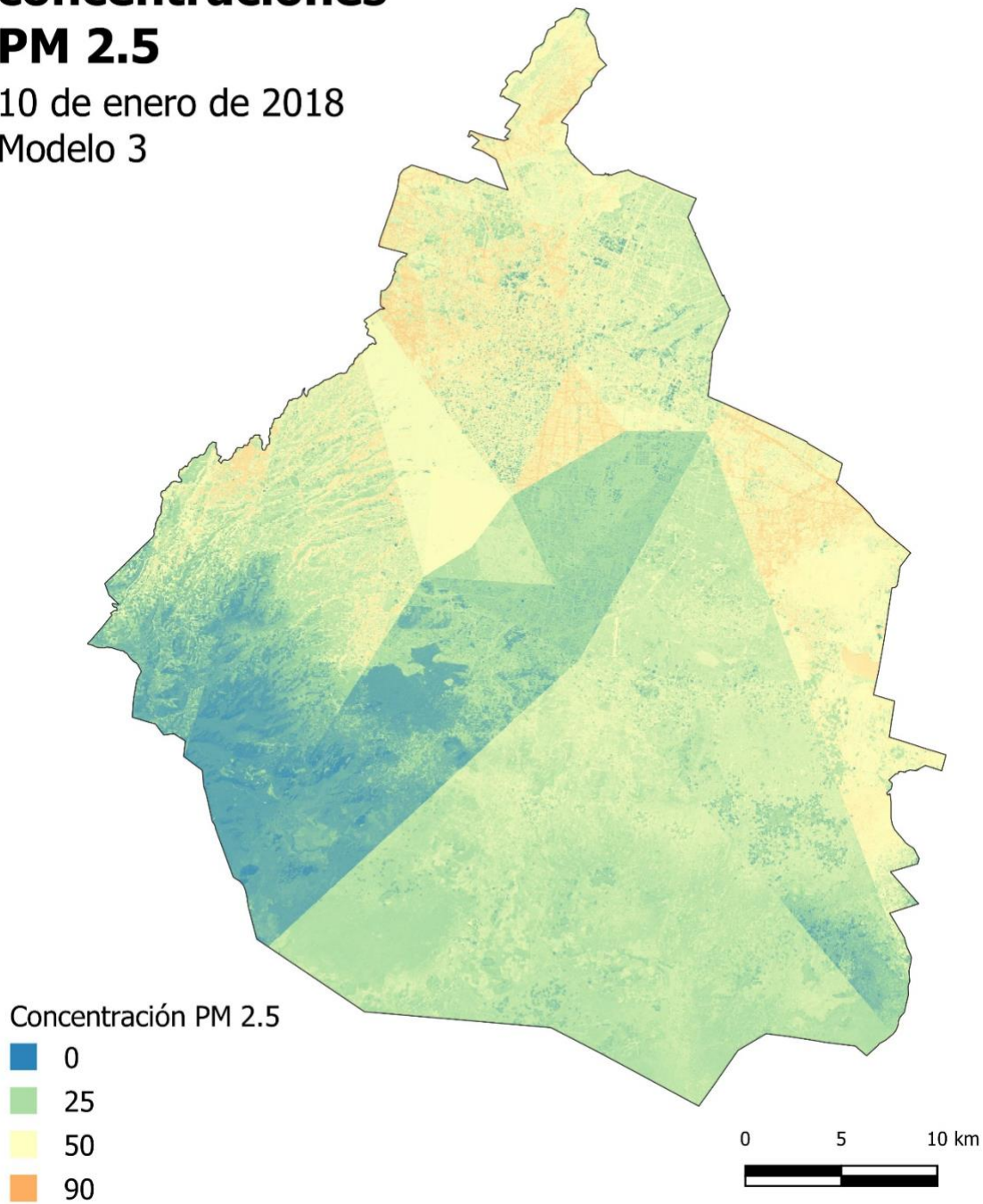
10 de enero de 2018  
Modelo 2



Anexo 11. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

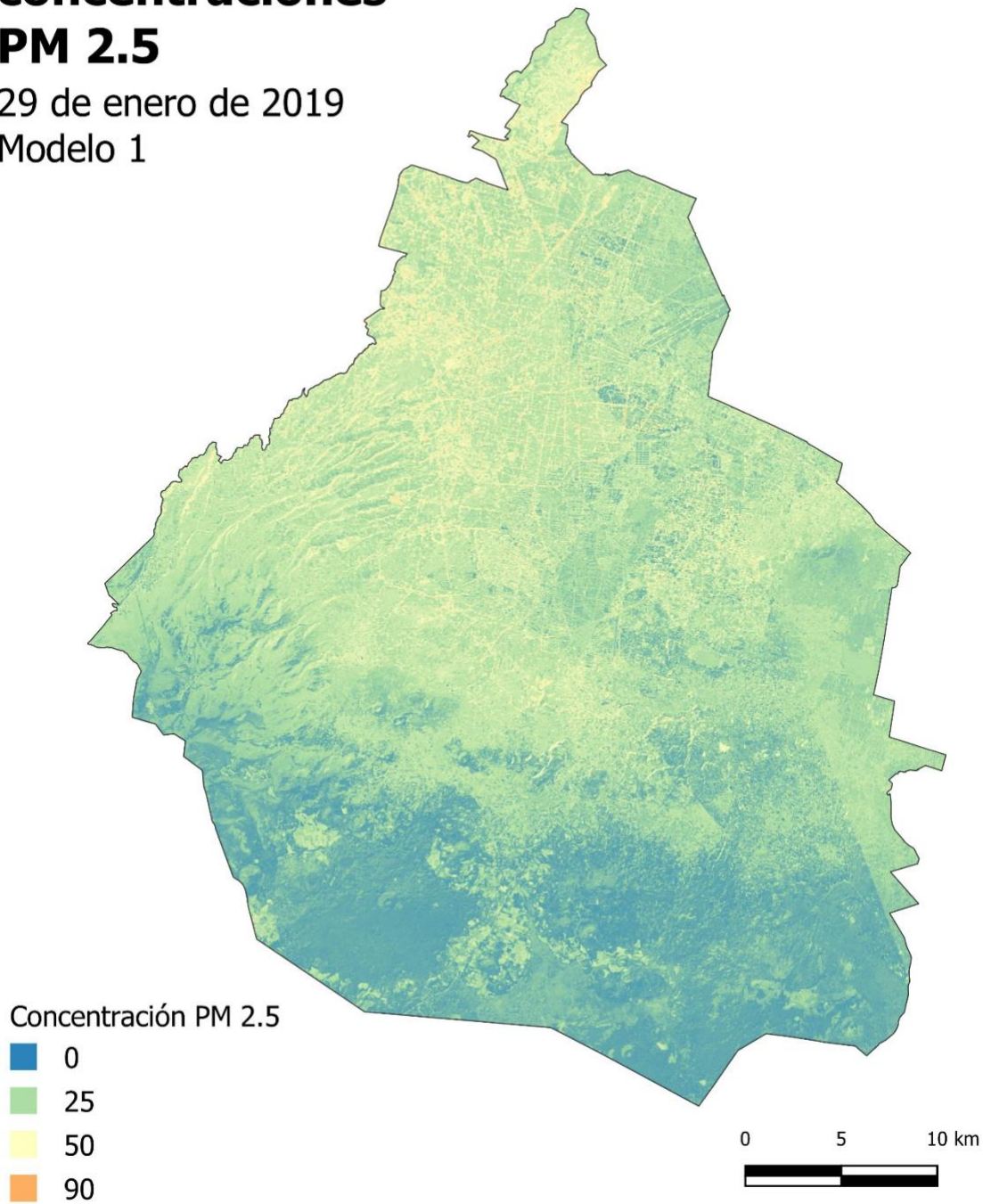
10 de enero de 2018  
Modelo 3



Anexo 12. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 3 para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

29 de enero de 2019  
Modelo 1

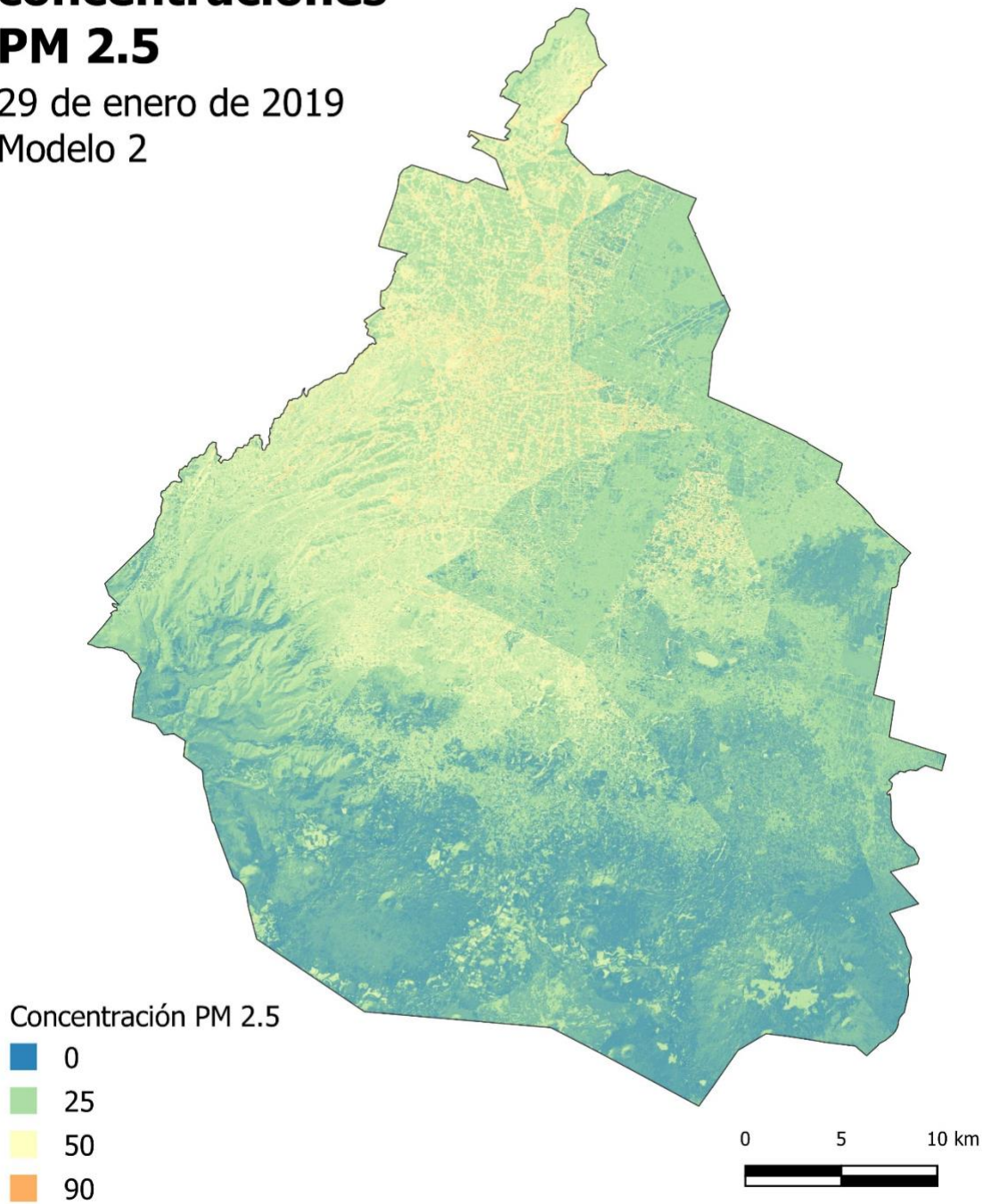


Anexo 13. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .



# Mapa de concentraciones PM 2.5

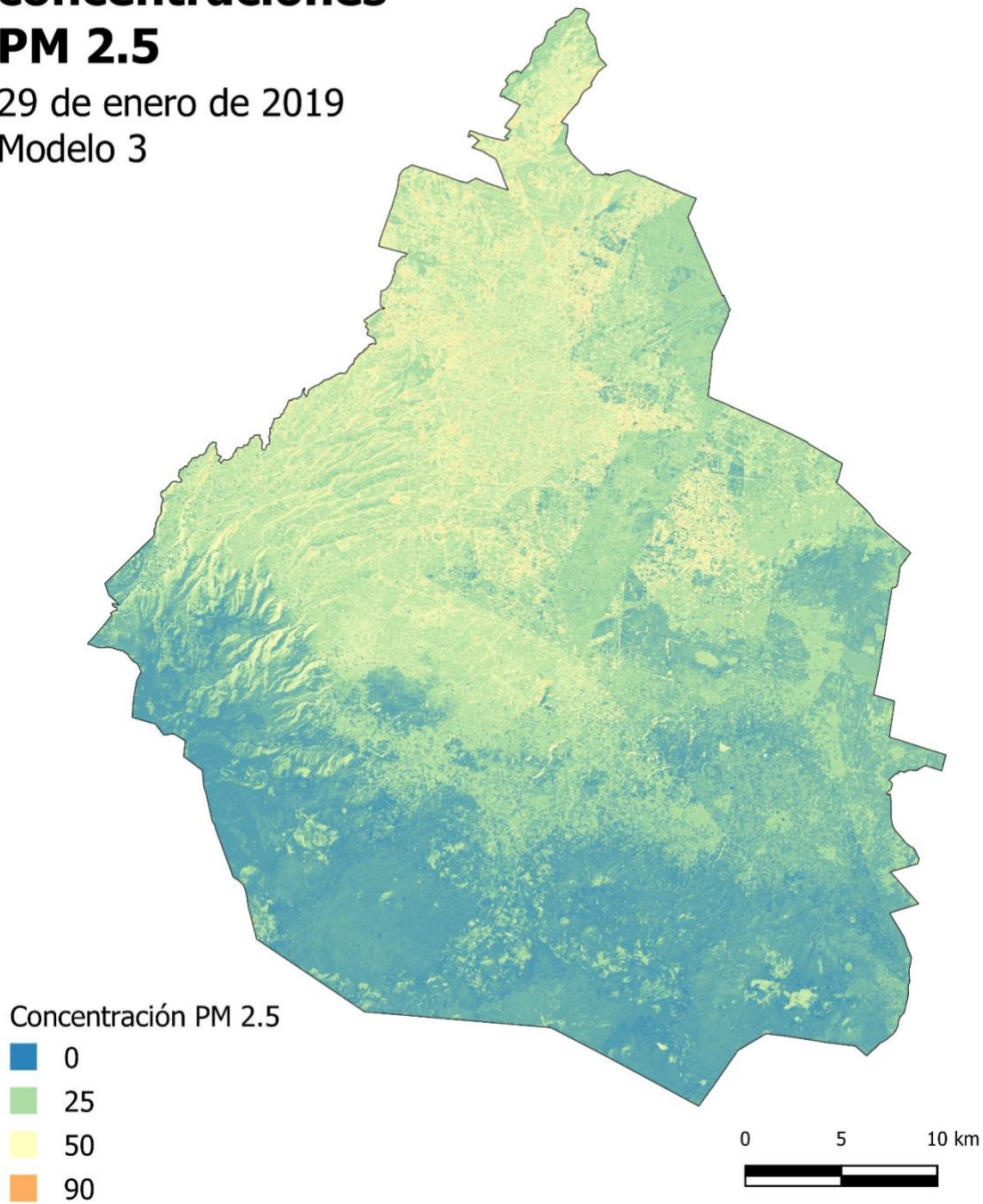
29 de enero de 2019  
Modelo 2



Anexo 14. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

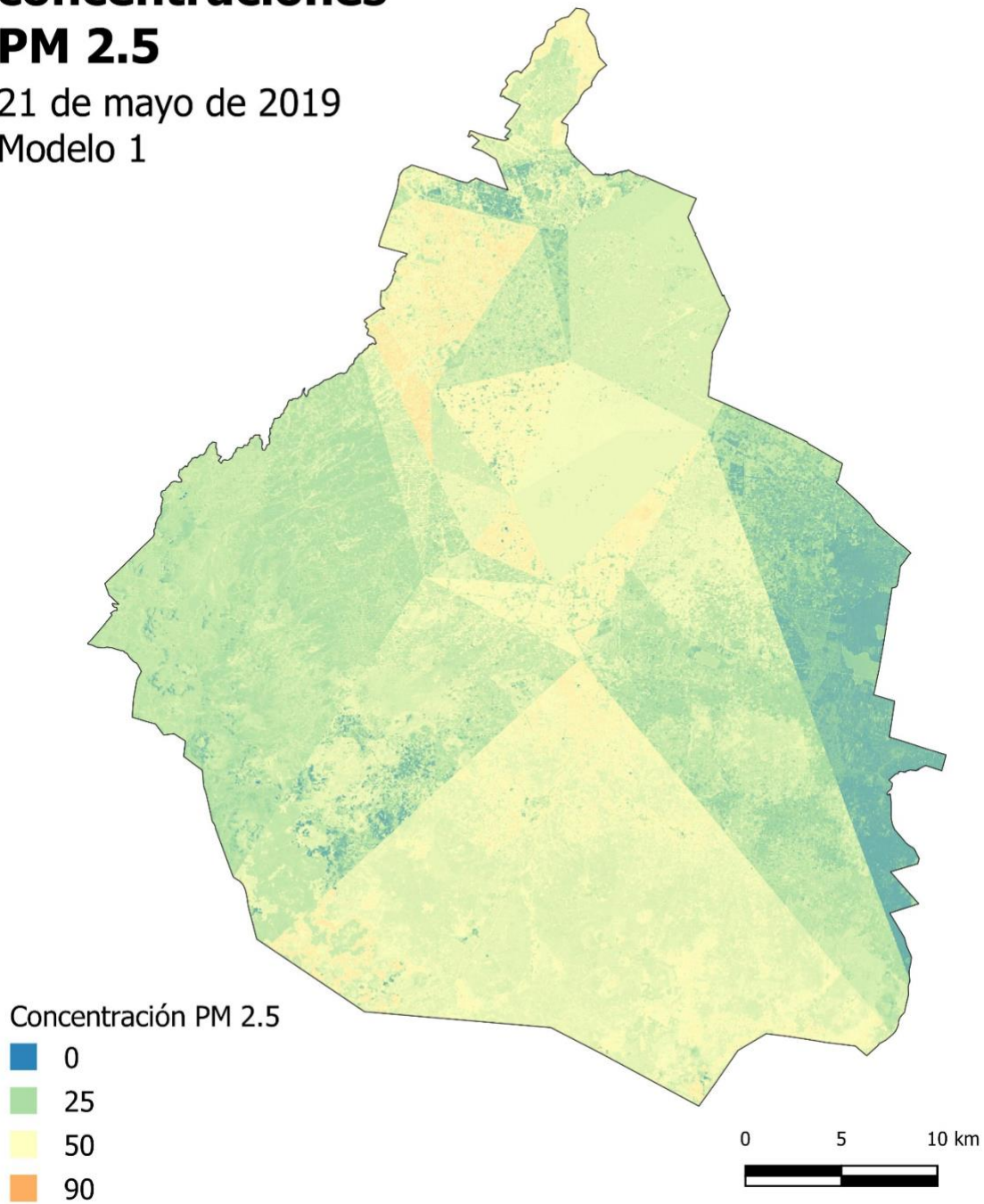
29 de enero de 2019  
Modelo 3



Anexo 15. Mapa de distribución de concentraciones PM2.5 obtenido con el Modelo 3 para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de PM<sub>2.5</sub> en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

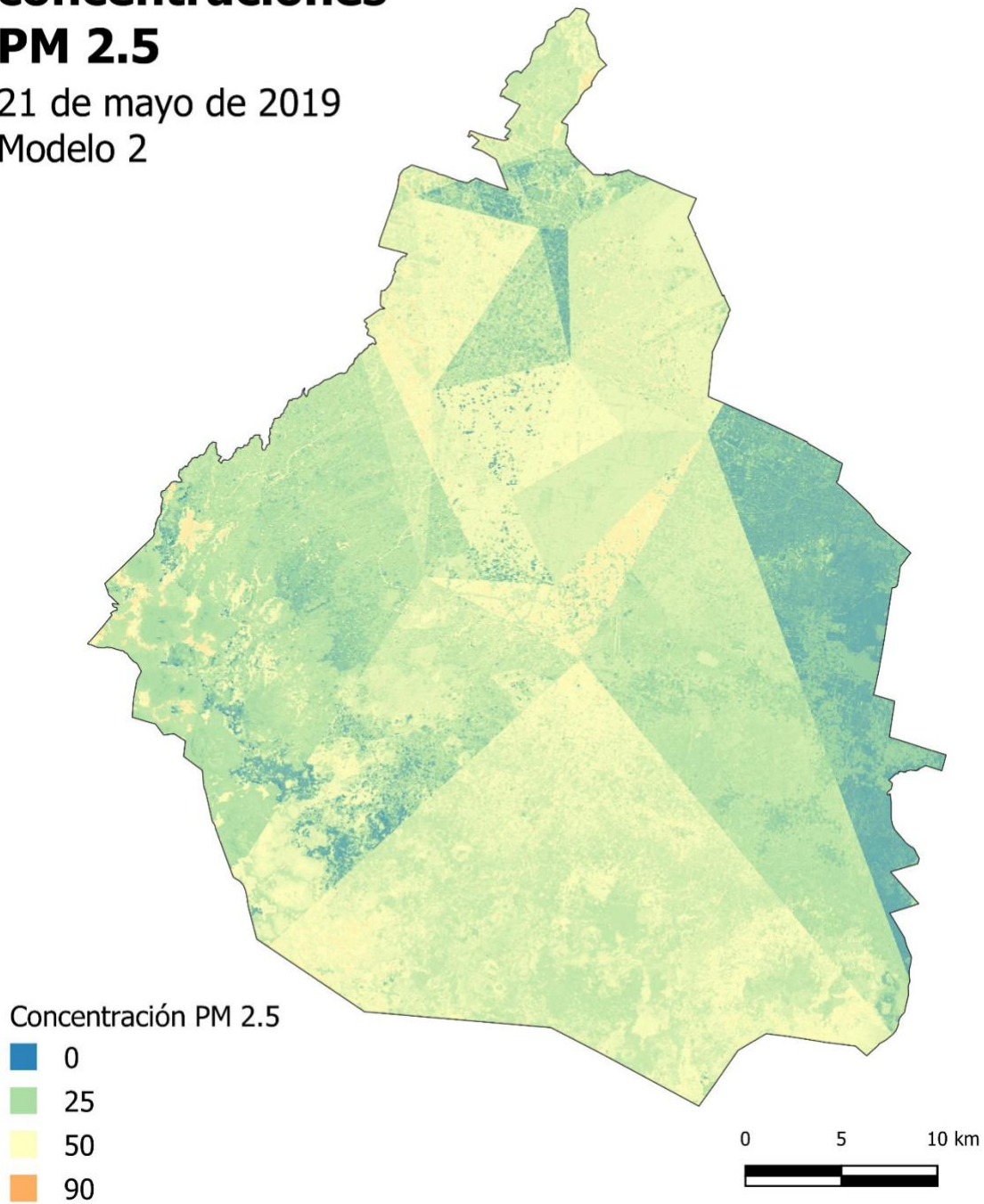
21 de mayo de 2019  
Modelo 1



Anexo 16. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

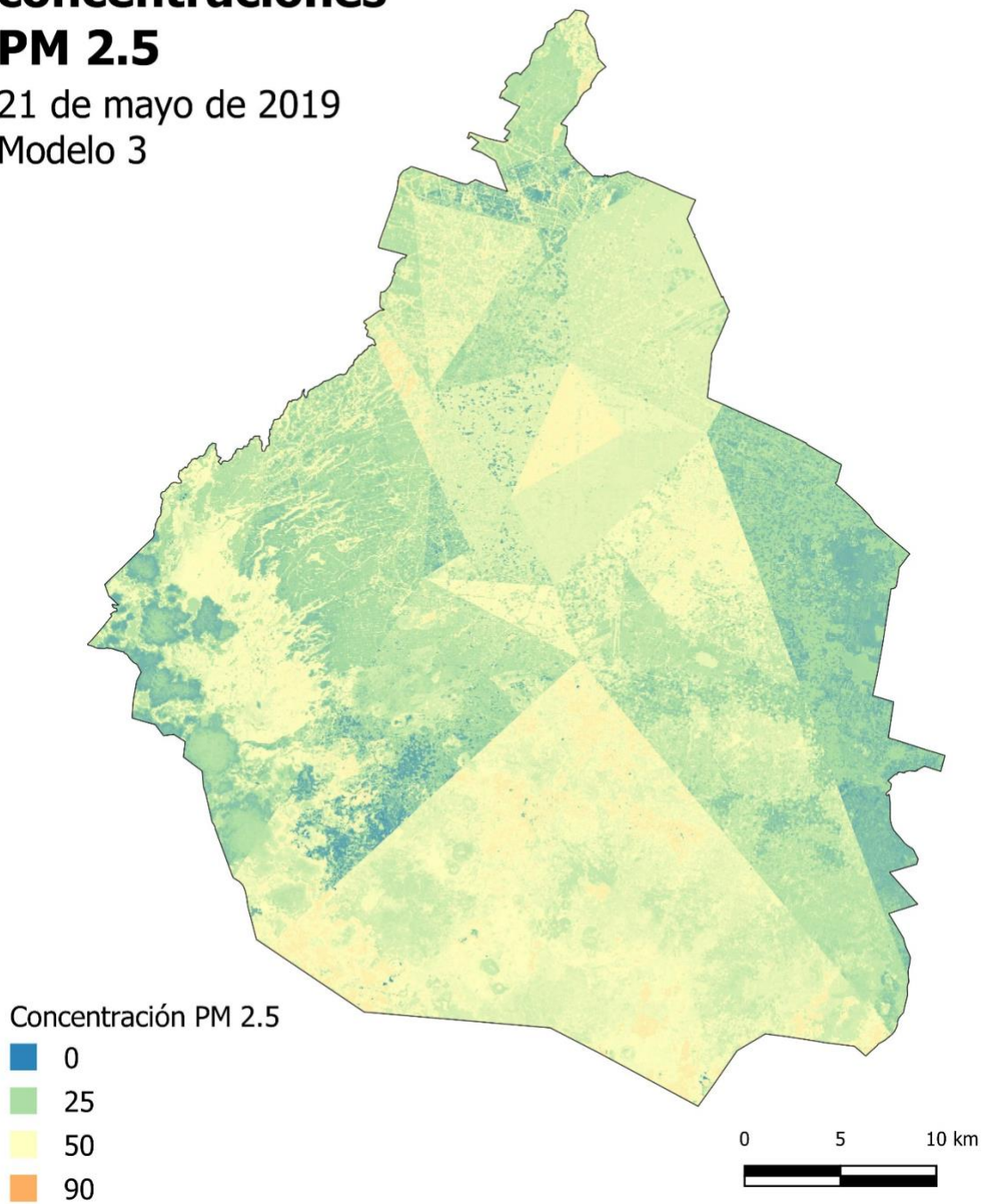
21 de mayo de 2019  
Modelo 2



Anexo 17. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

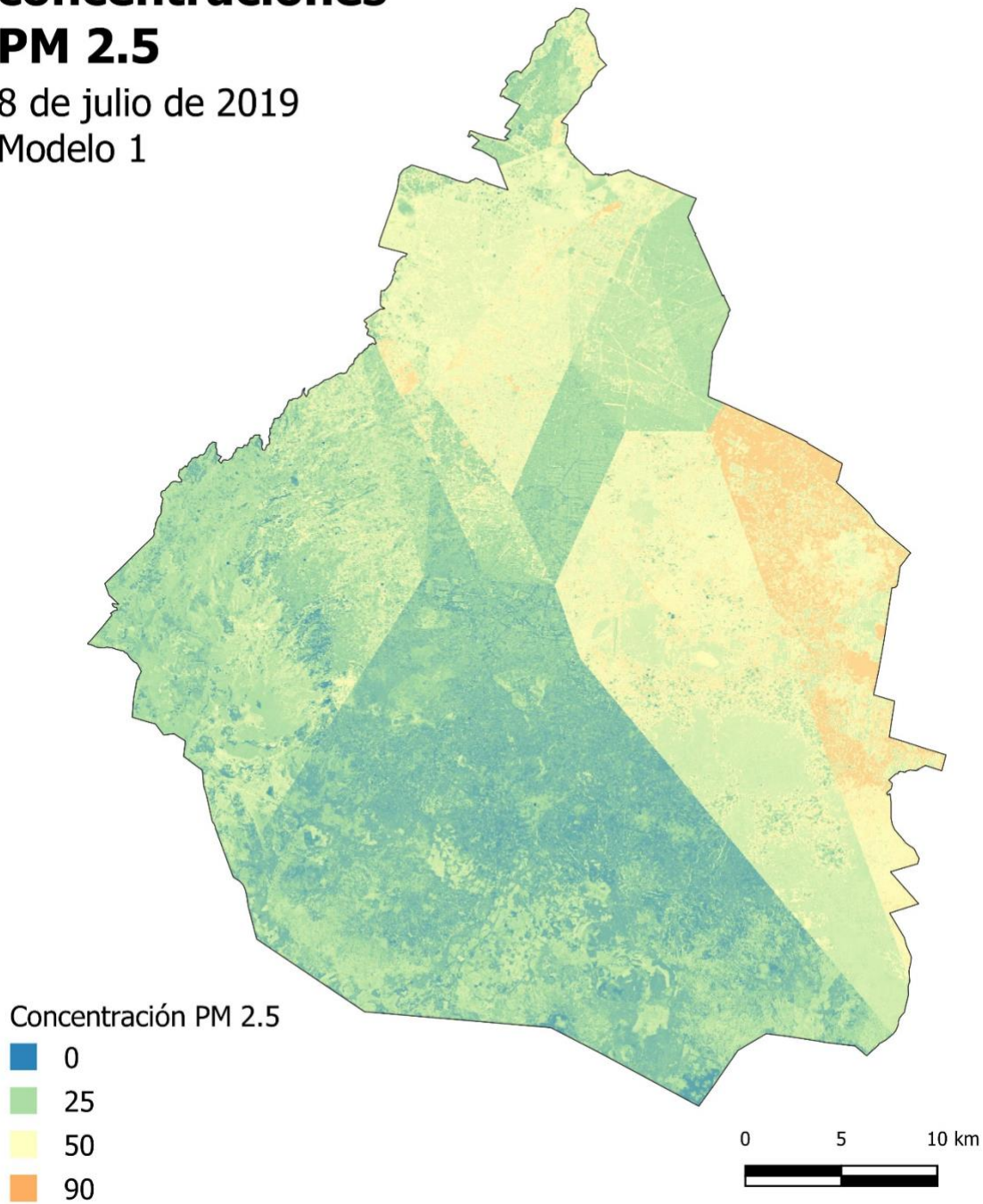
21 de mayo de 2019  
Modelo 3



Anexo 18. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 3 para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

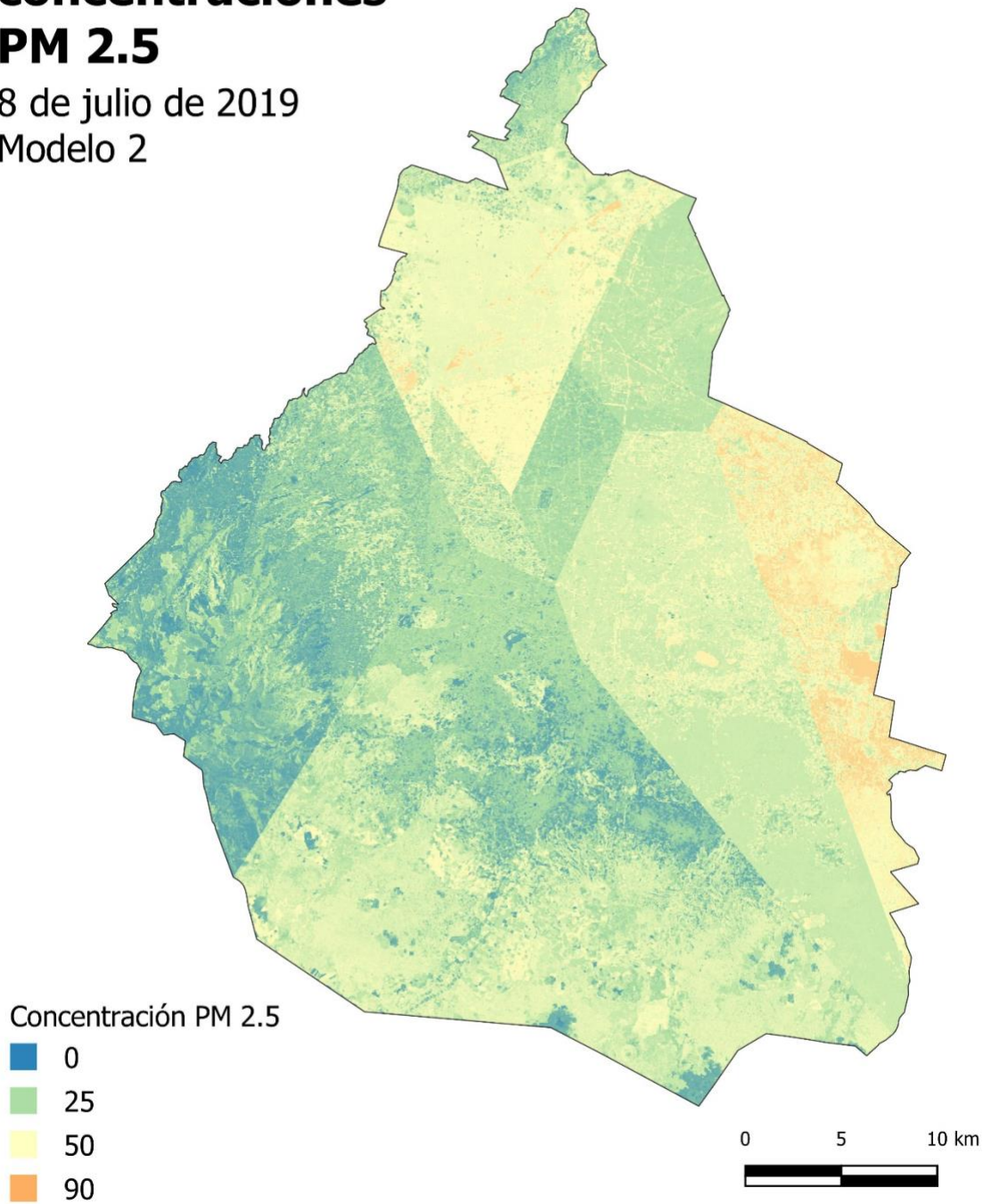
8 de julio de 2019  
Modelo 1



Anexo 19. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 1 para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

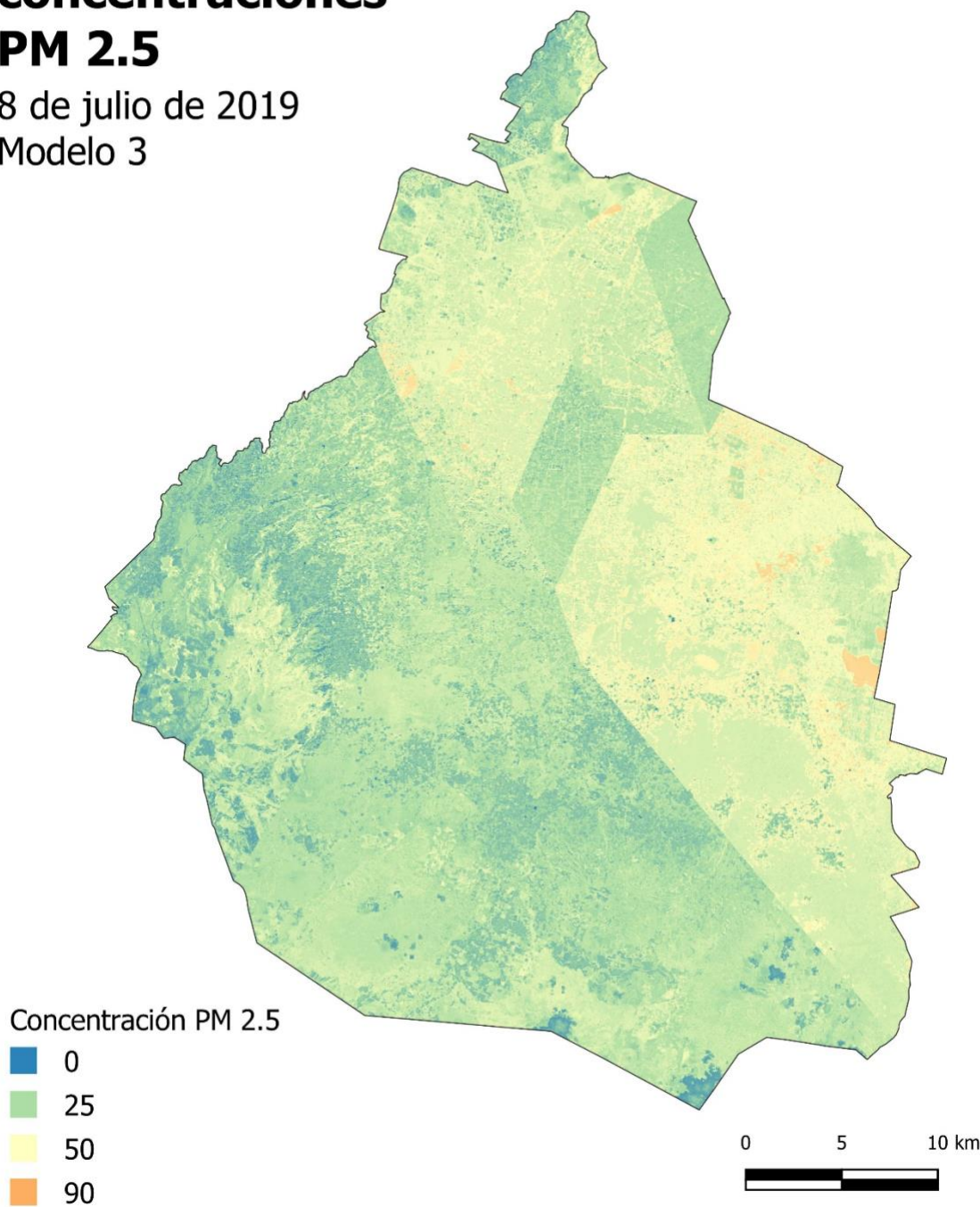
8 de julio de 2019  
Modelo 2



Anexo 20. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 2 para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

8 de julio de 2019  
Modelo 3



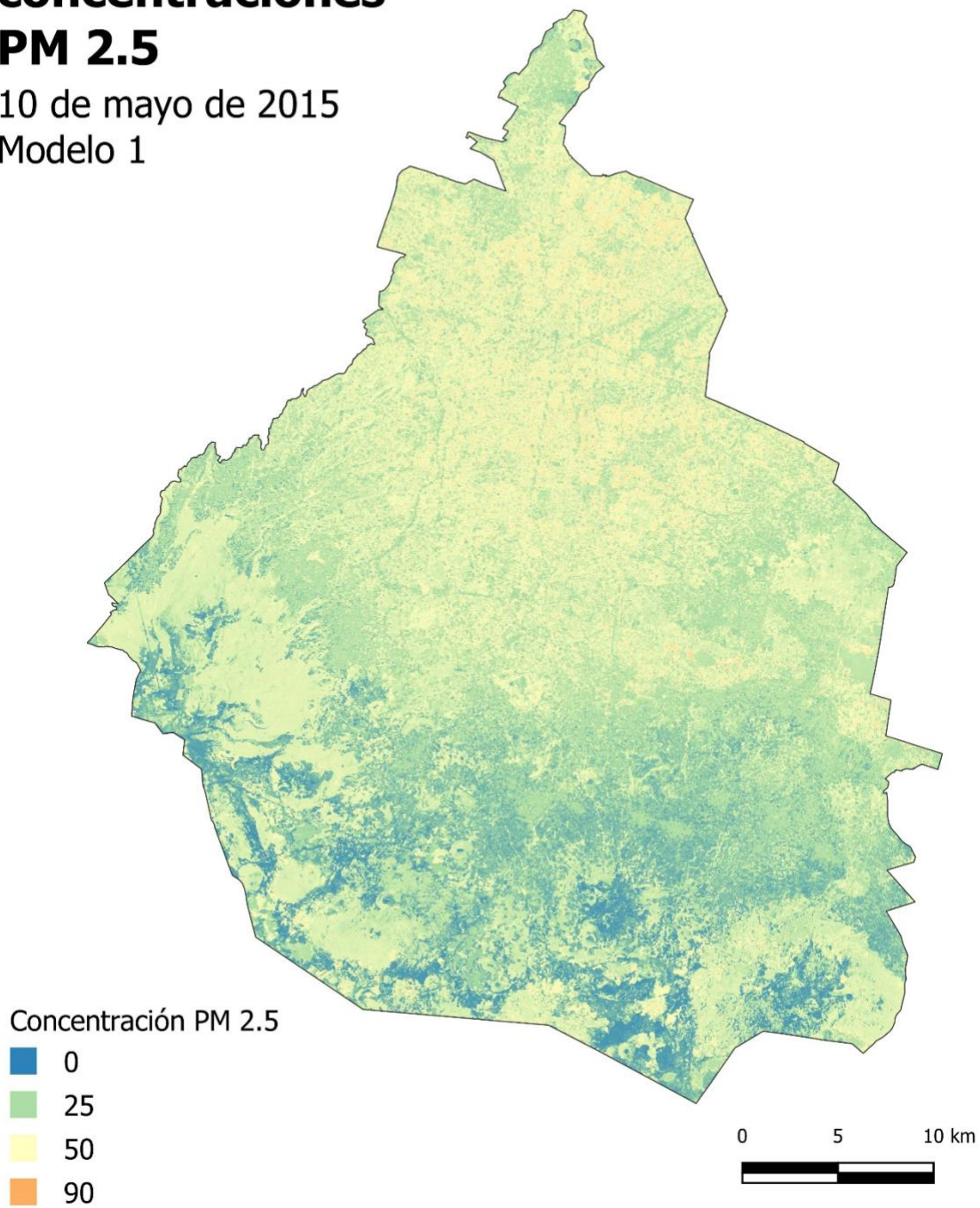
Anexo 21. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo 3 para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .



*Modelos obtenidos sin datos meteorológicos*

# Mapa de concentraciones PM 2.5

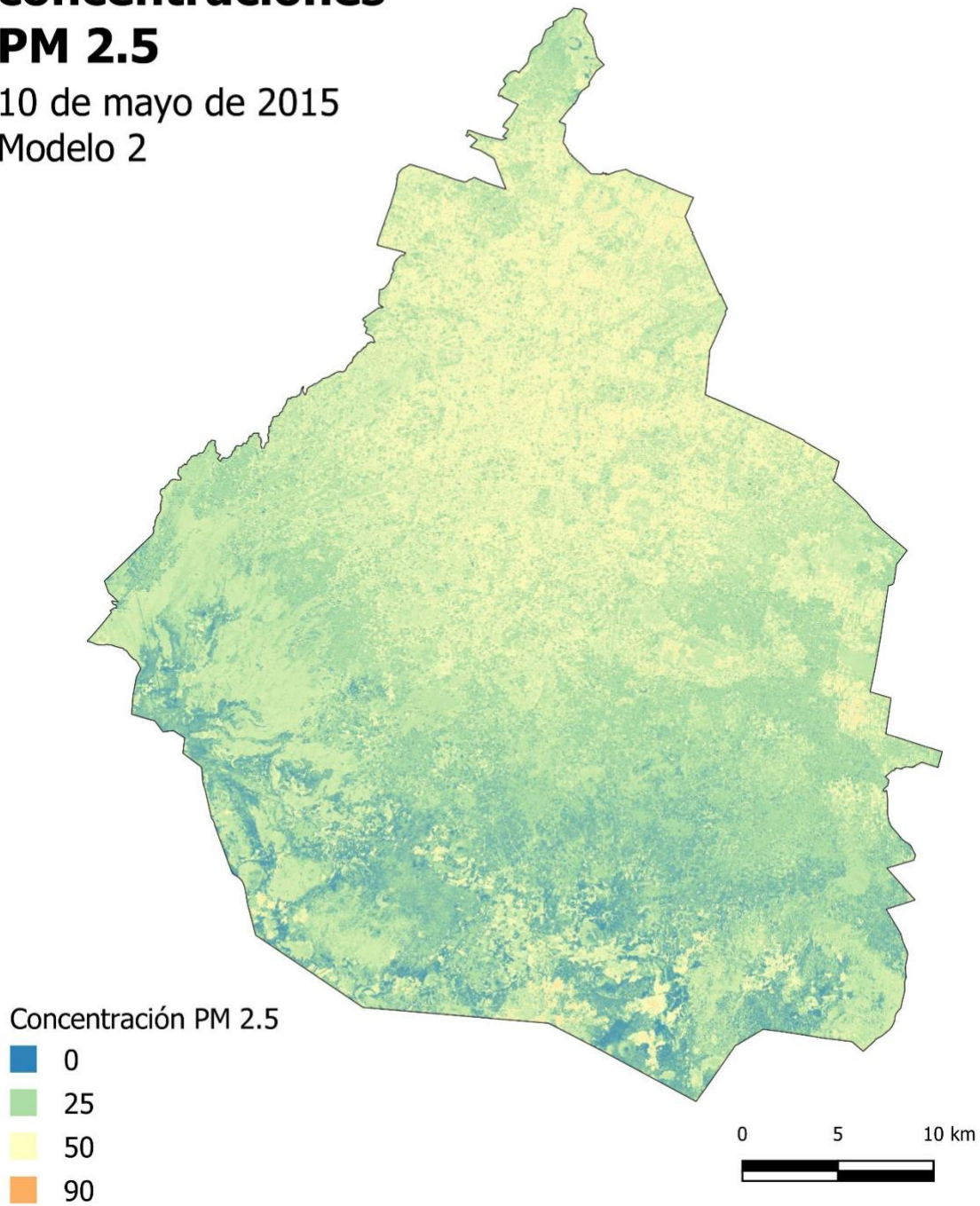
10 de mayo de 2015  
Modelo 1



Anexo 22. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

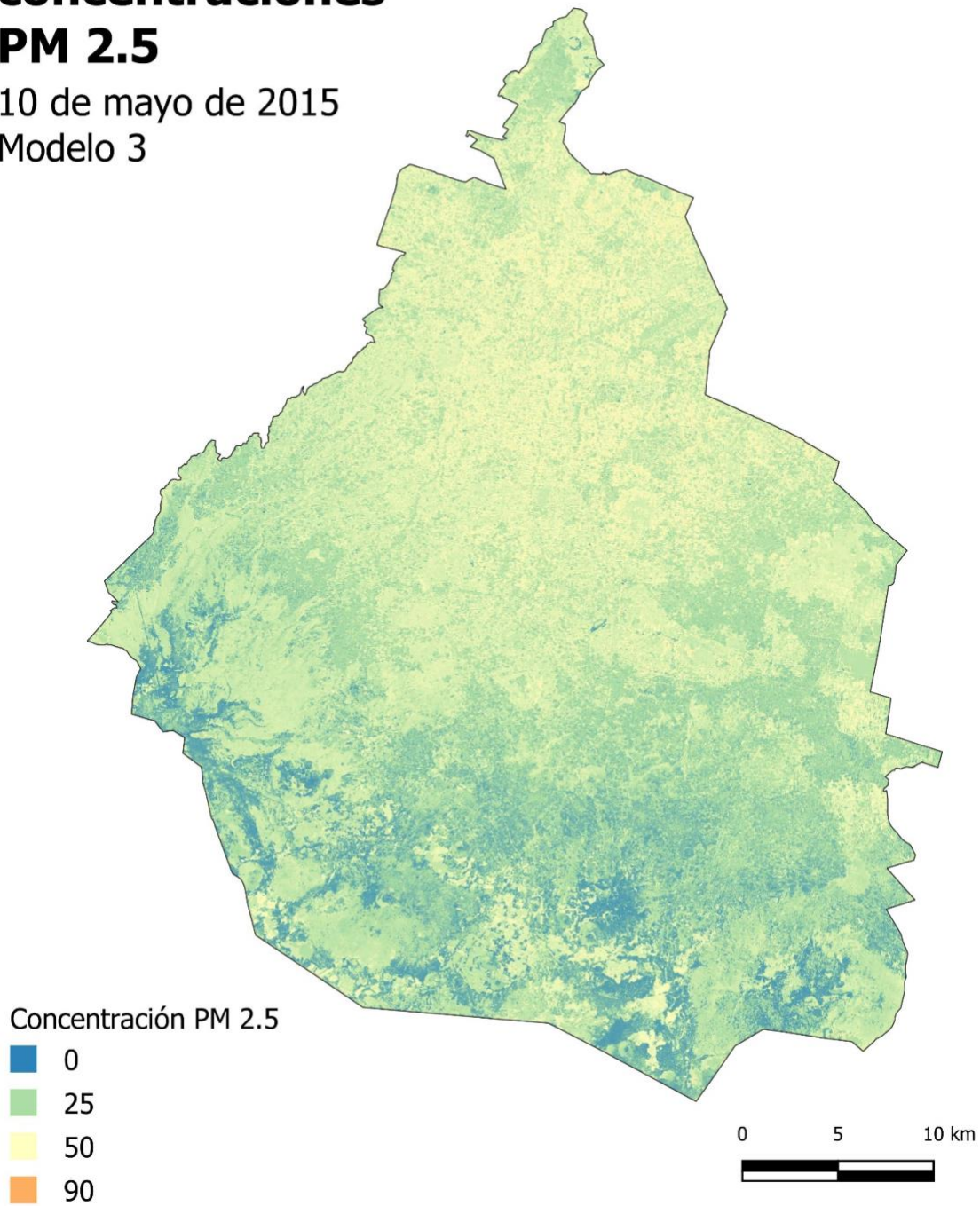
10 de mayo de 2015  
Modelo 2



Anexo 23. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

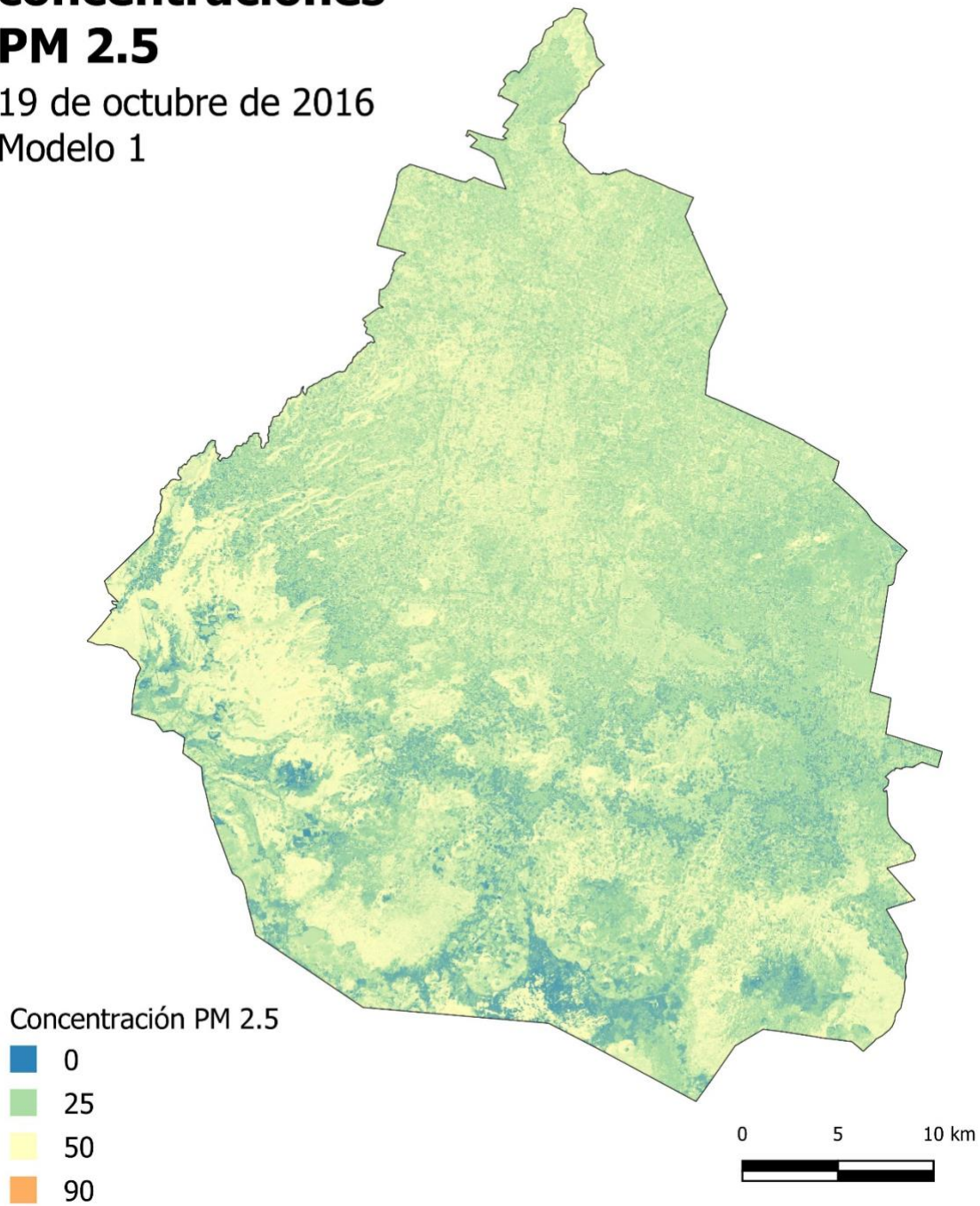
10 de mayo de 2015  
Modelo 3



Anexo 24. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 10 de mayo de 2015. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

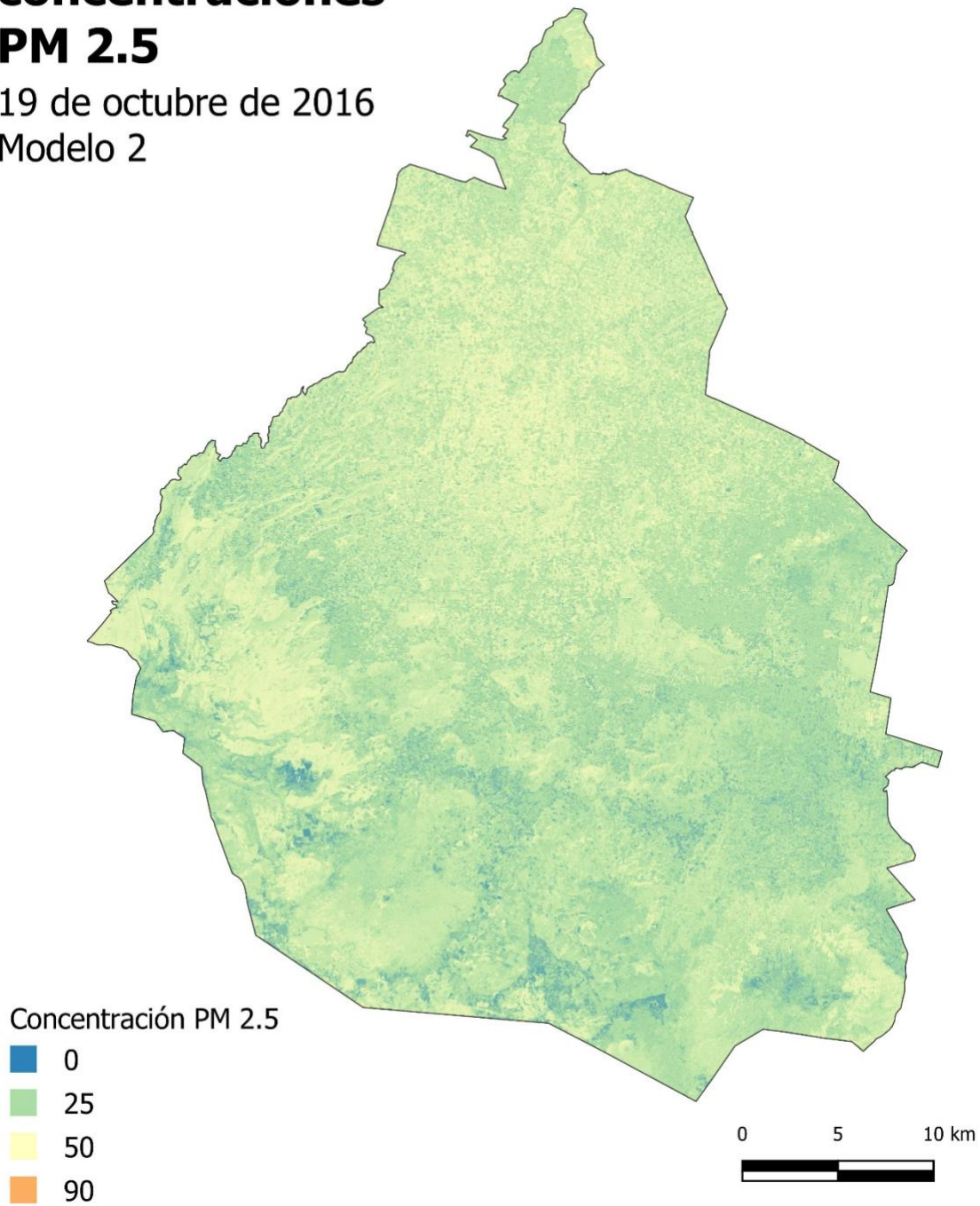
19 de octubre de 2016  
Modelo 1



Anexo 25. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

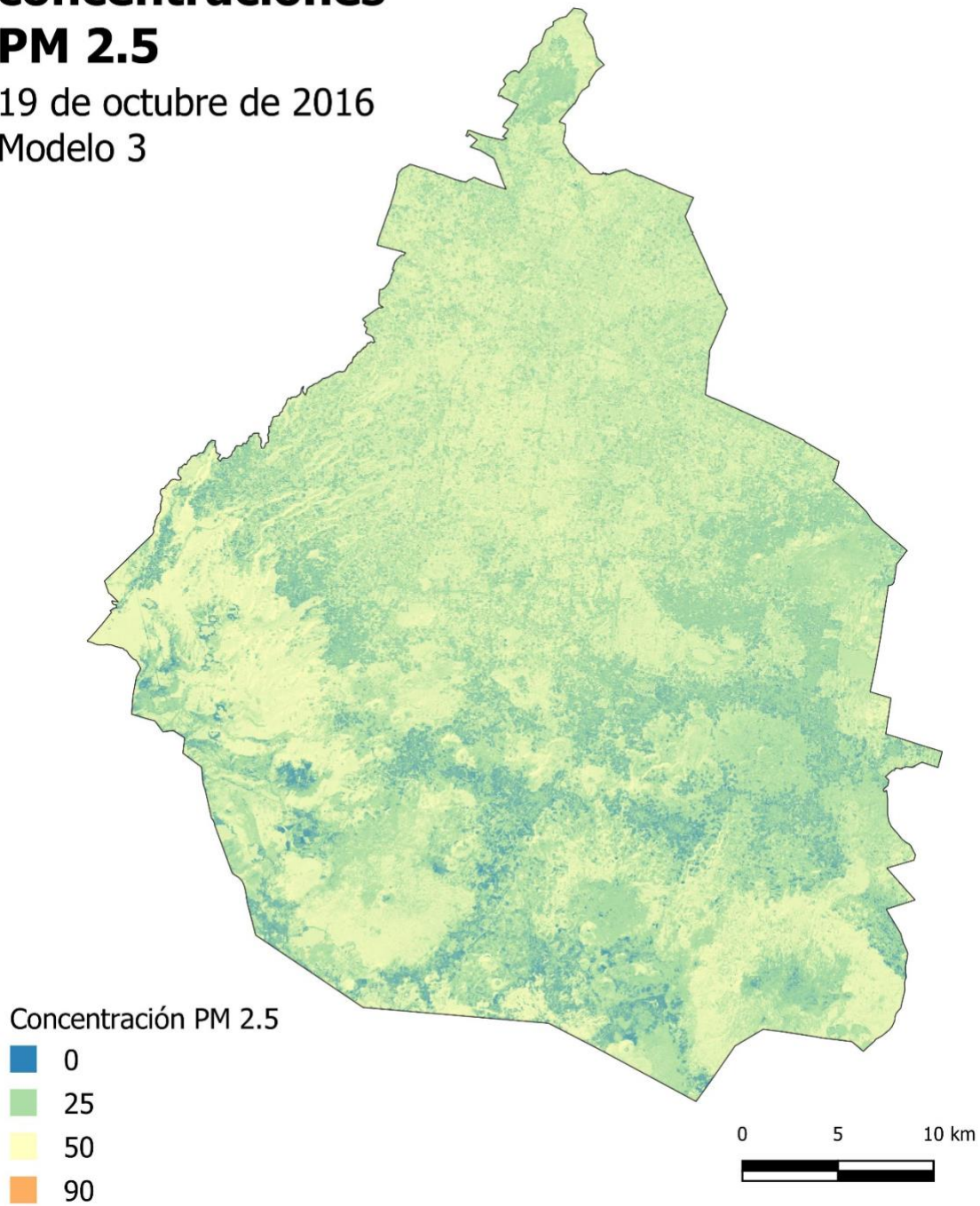
19 de octubre de 2016  
Modelo 2



Anexo 26. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

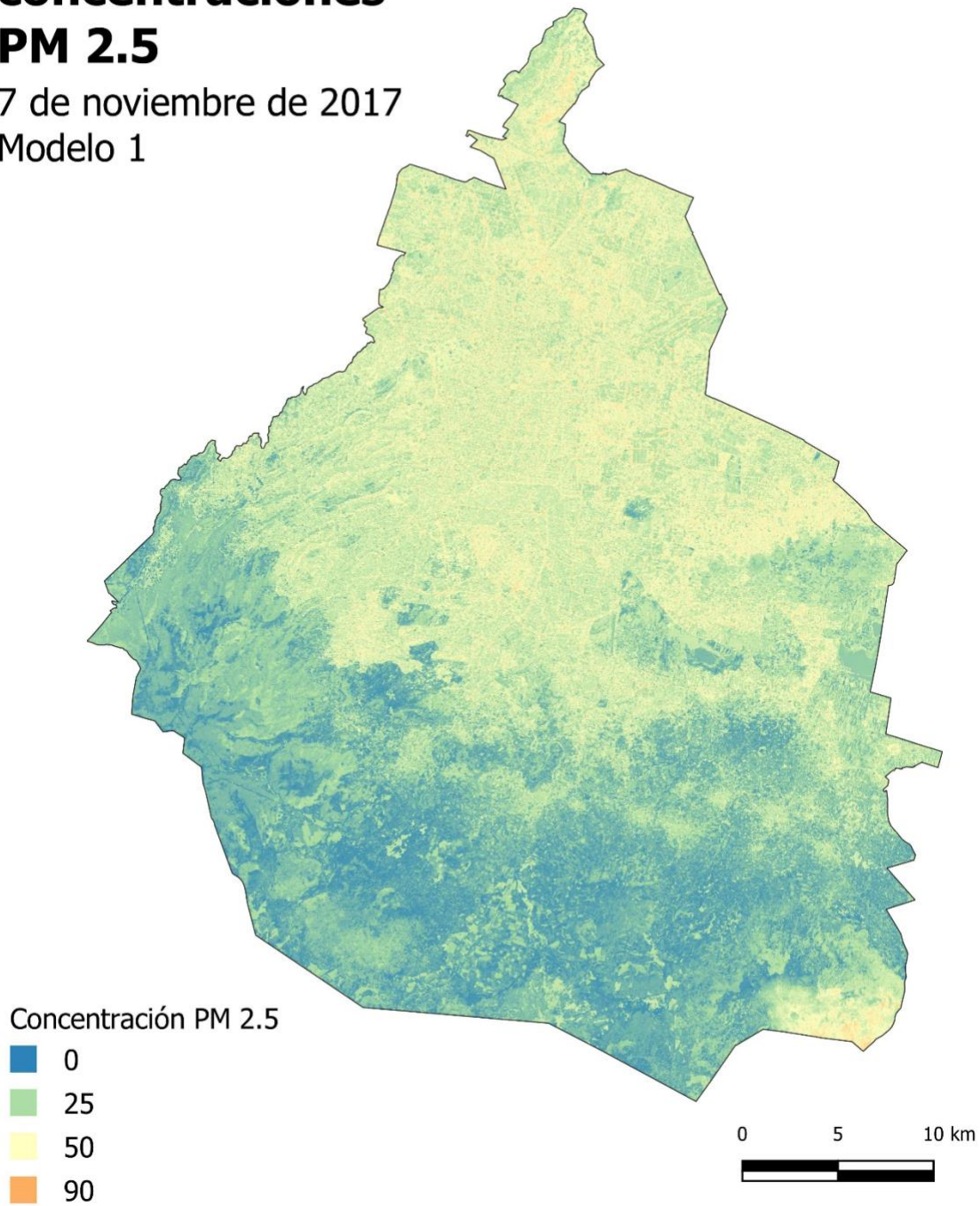
19 de octubre de 2016  
Modelo 3



Anexo 27. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 19 de octubre de 2016. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

7 de noviembre de 2017  
Modelo 1

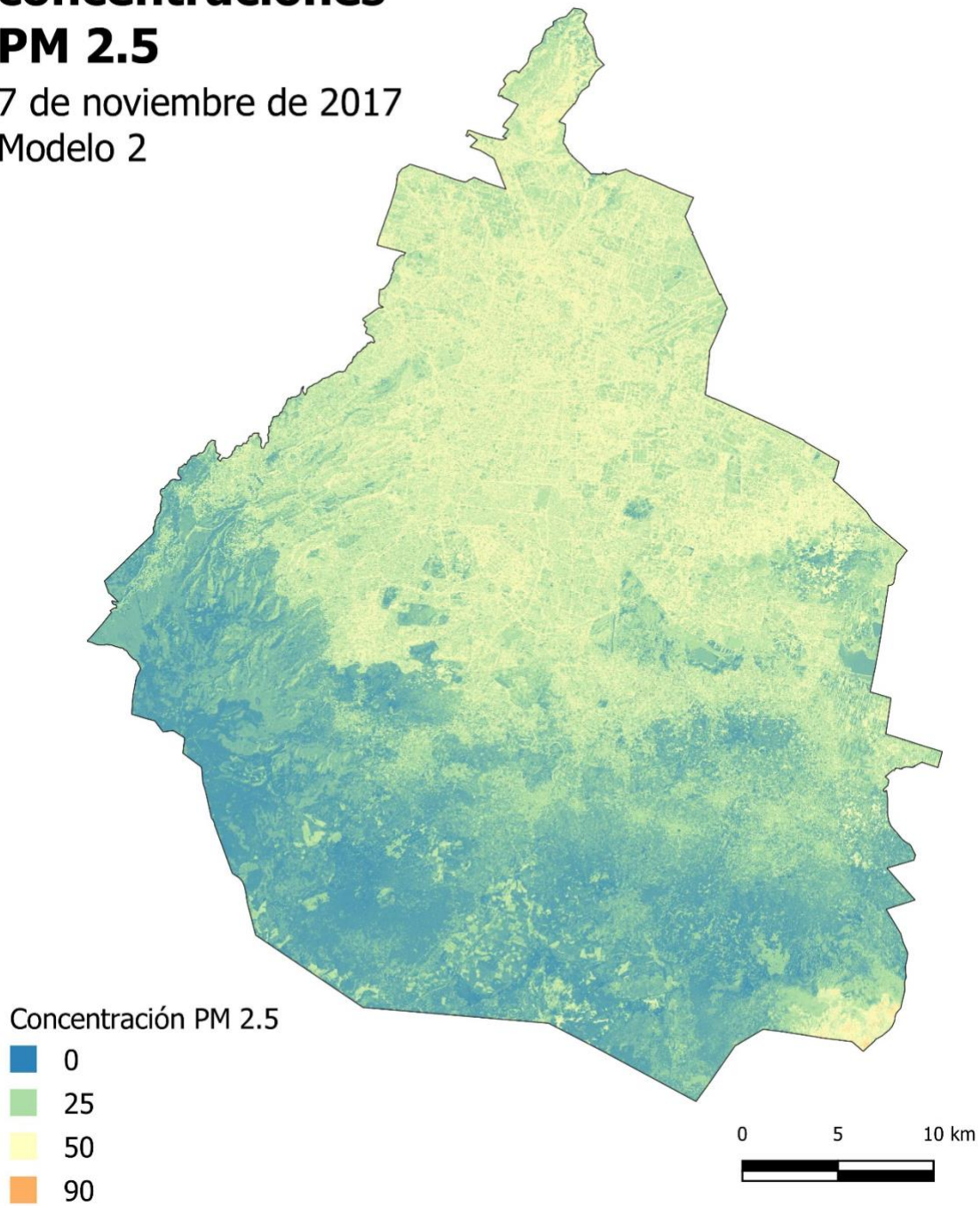


Anexo 28. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .



# Mapa de concentraciones PM 2.5

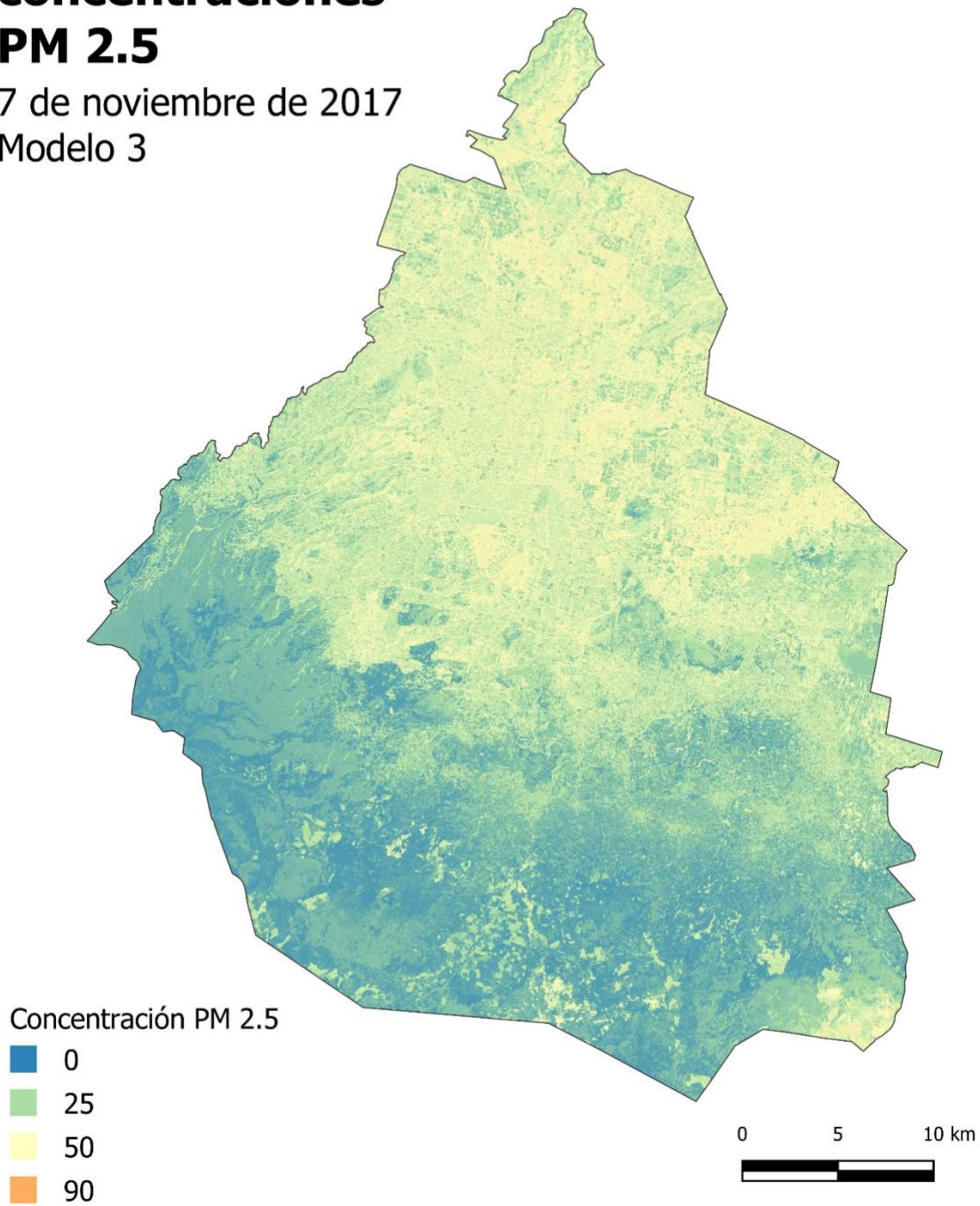
7 de noviembre de 2017  
Modelo 2



Anexo 29. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

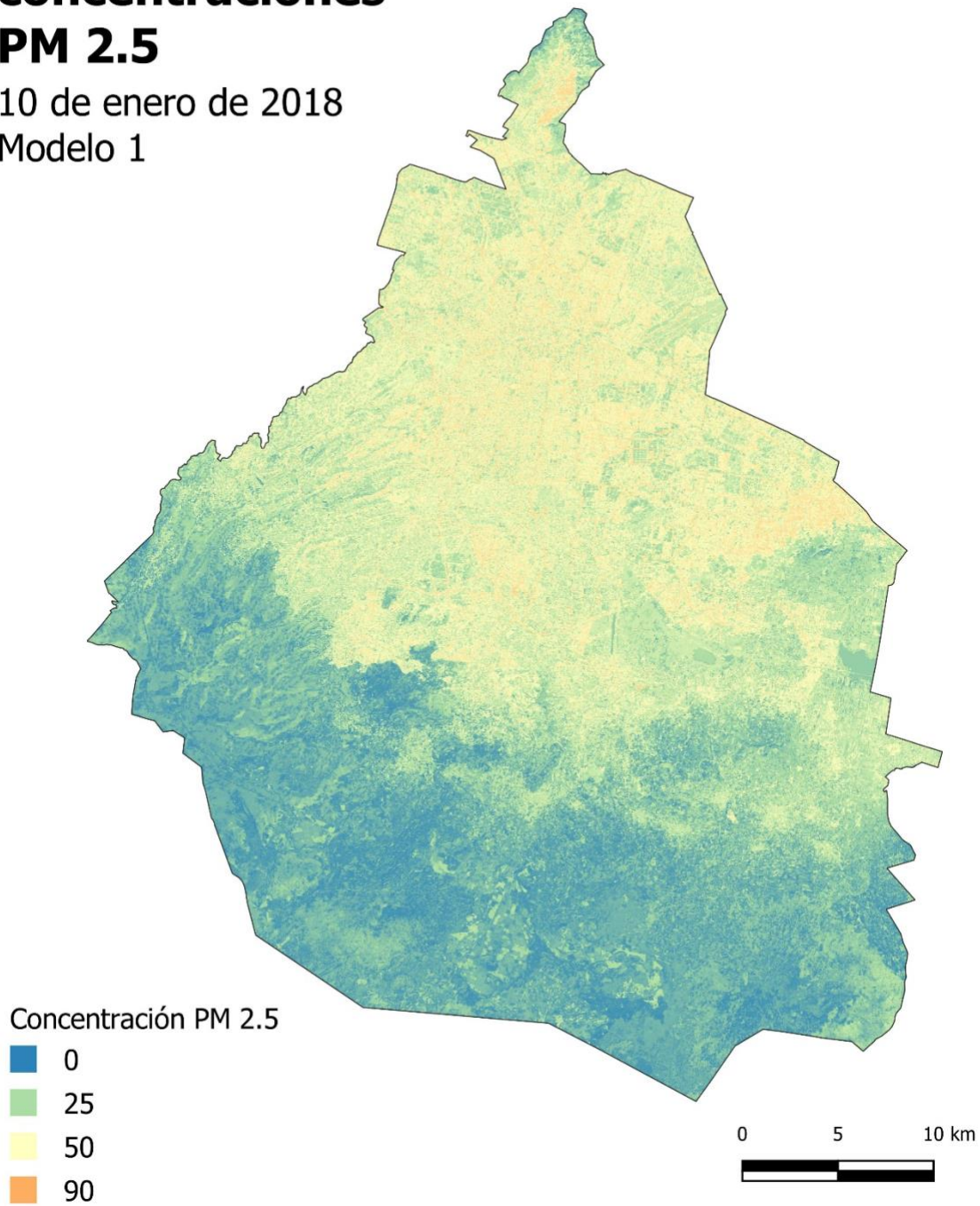
7 de noviembre de 2017  
Modelo 3



Anexo 30. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 7 de noviembre de 2017. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

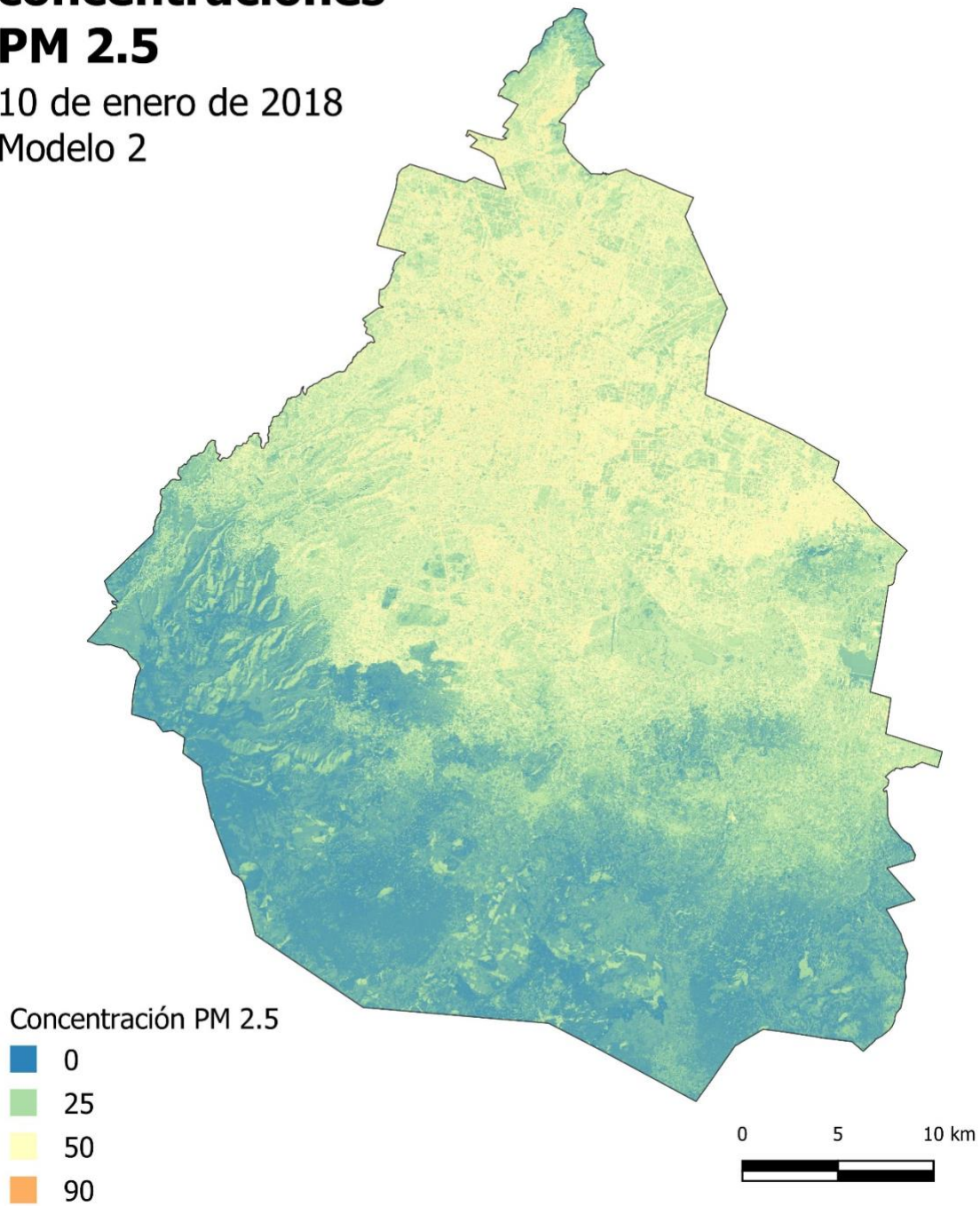
10 de enero de 2018  
Modelo 1



Anexo 31. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

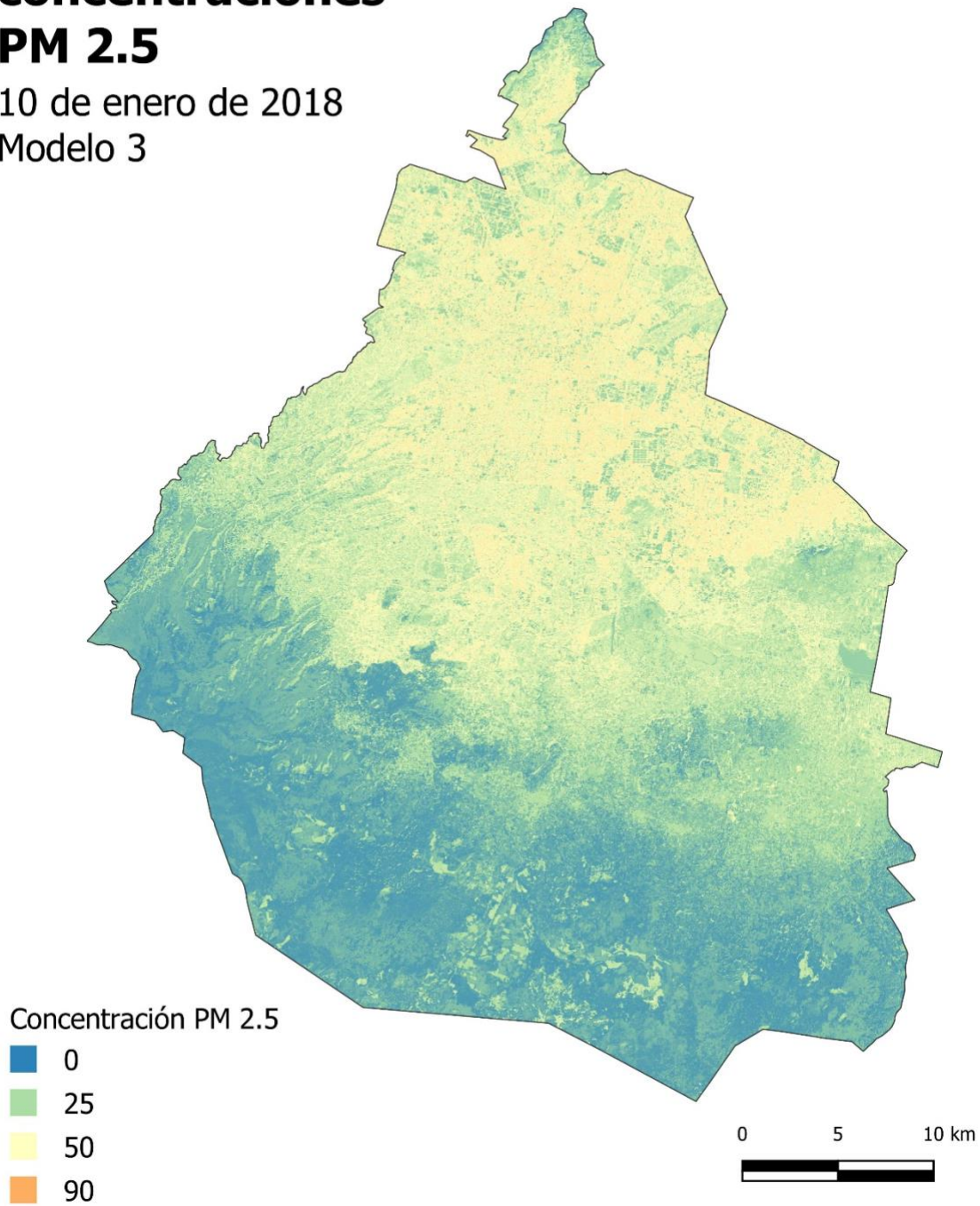
10 de enero de 2018  
Modelo 2



Anexo 32. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

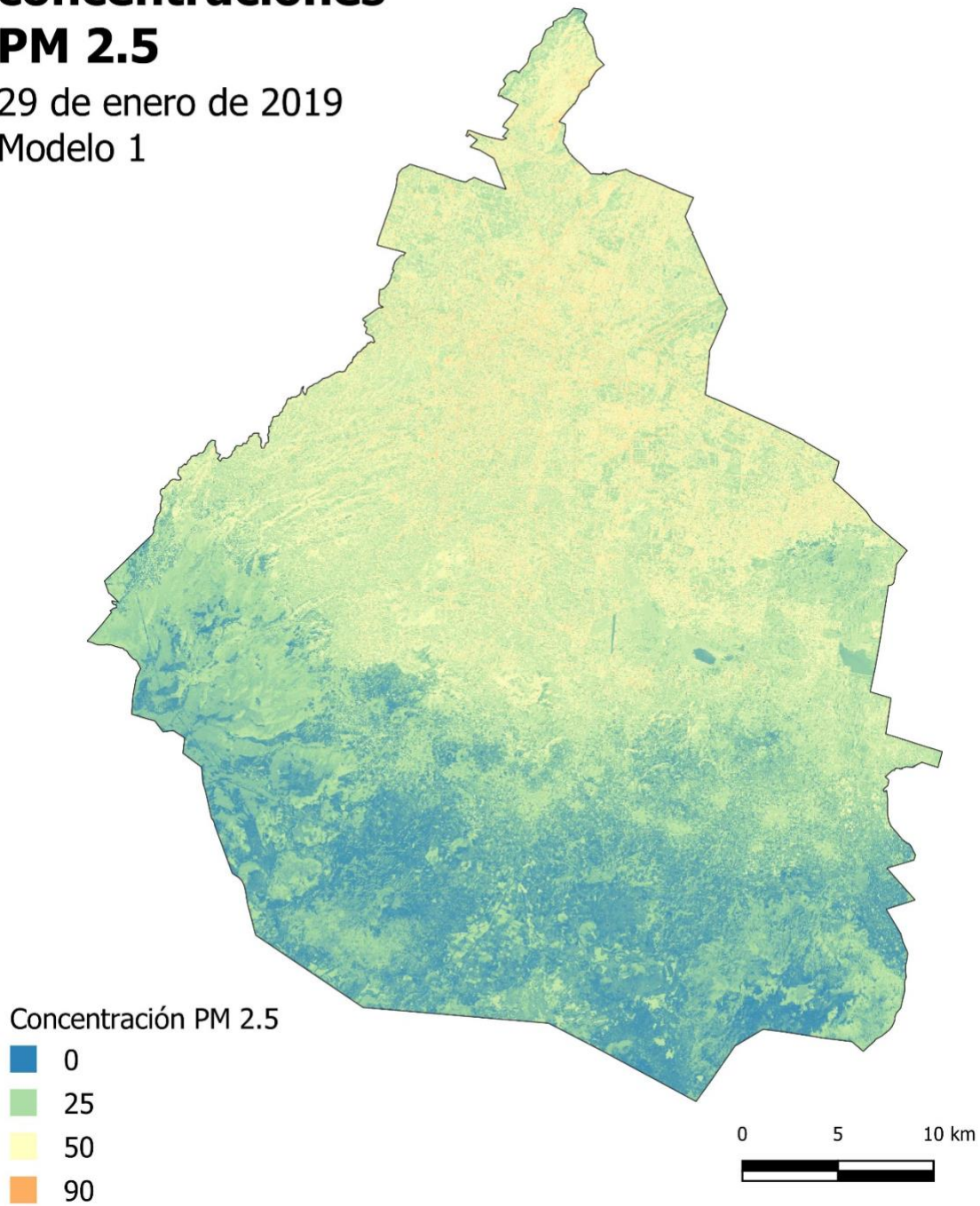
10 de enero de 2018  
Modelo 3



Anexo 33. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 10 de enero de 2018. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

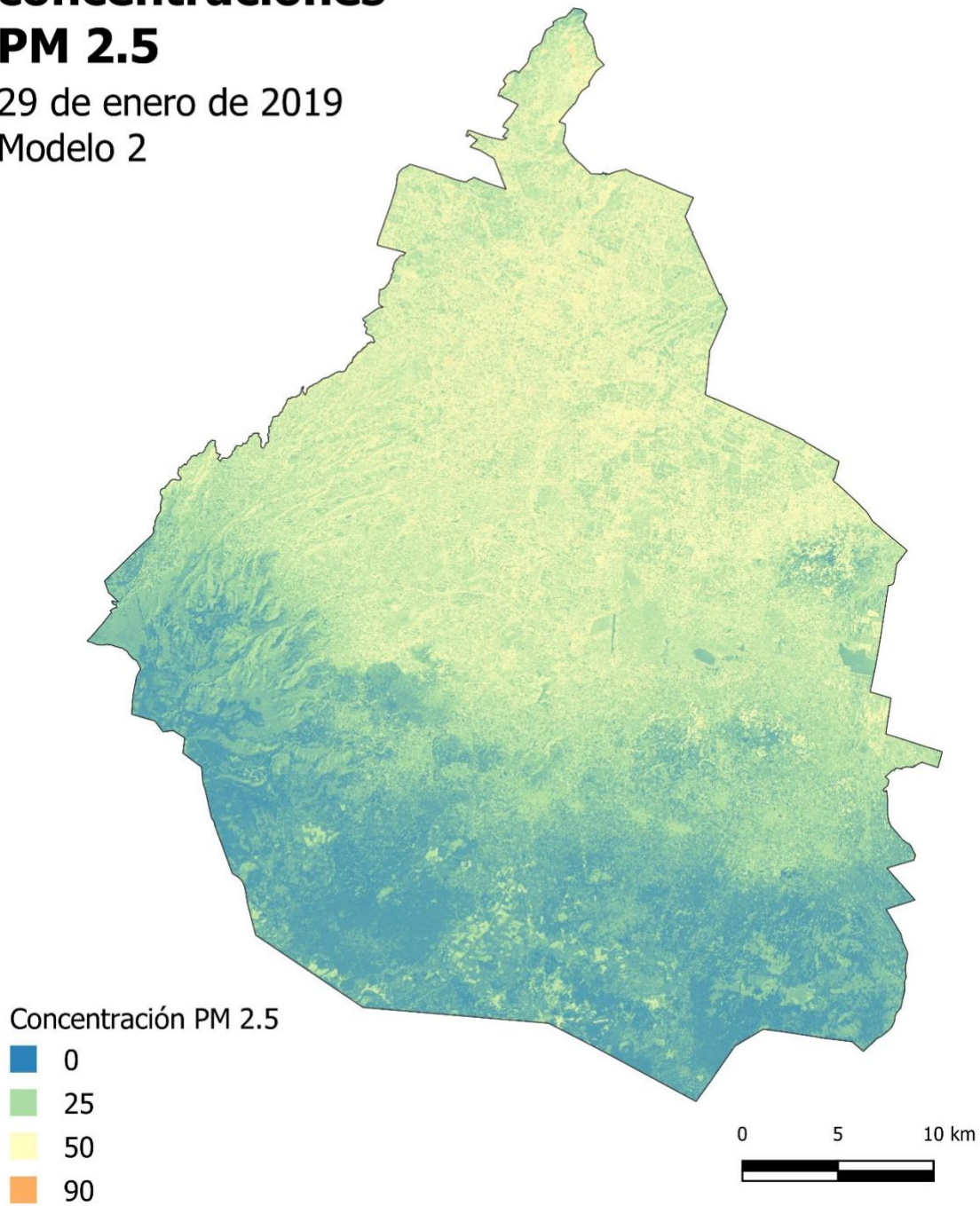
29 de enero de 2019  
Modelo 1



Anexo 34. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

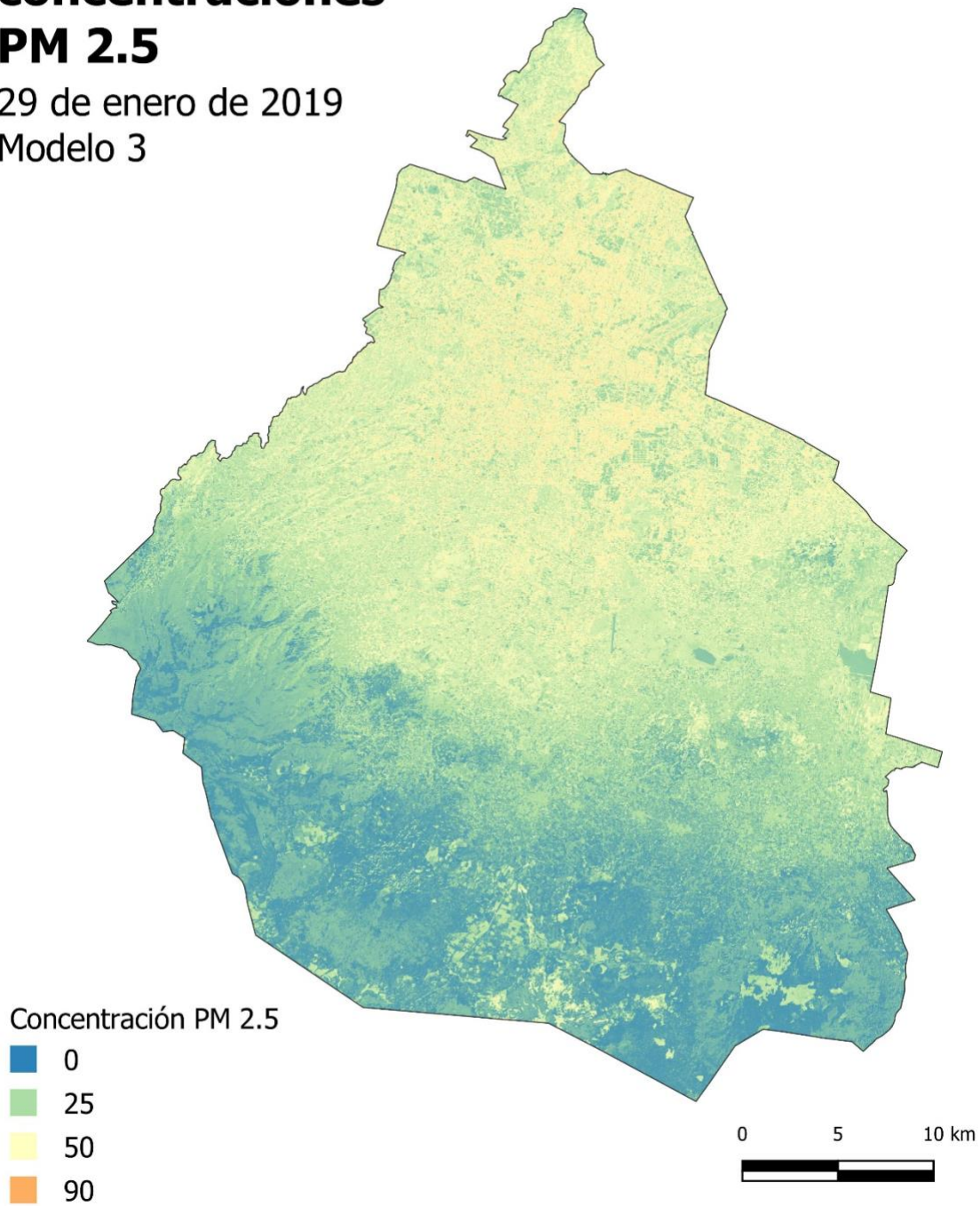
29 de enero de 2019  
Modelo 2



Anexo 35. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

29 de enero de 2019  
Modelo 3

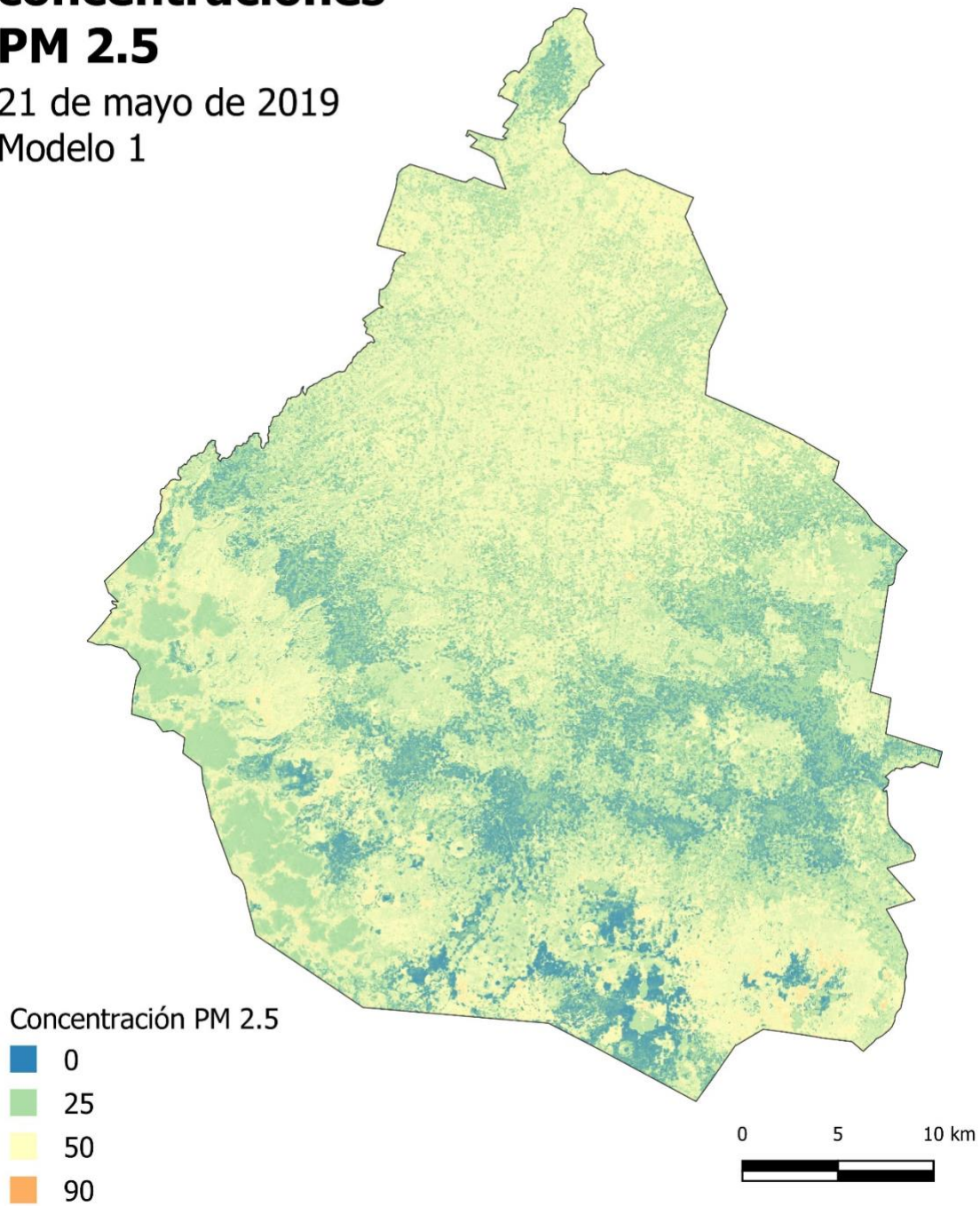


Anexo 36. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 29 de enero de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .



# Mapa de concentraciones PM 2.5

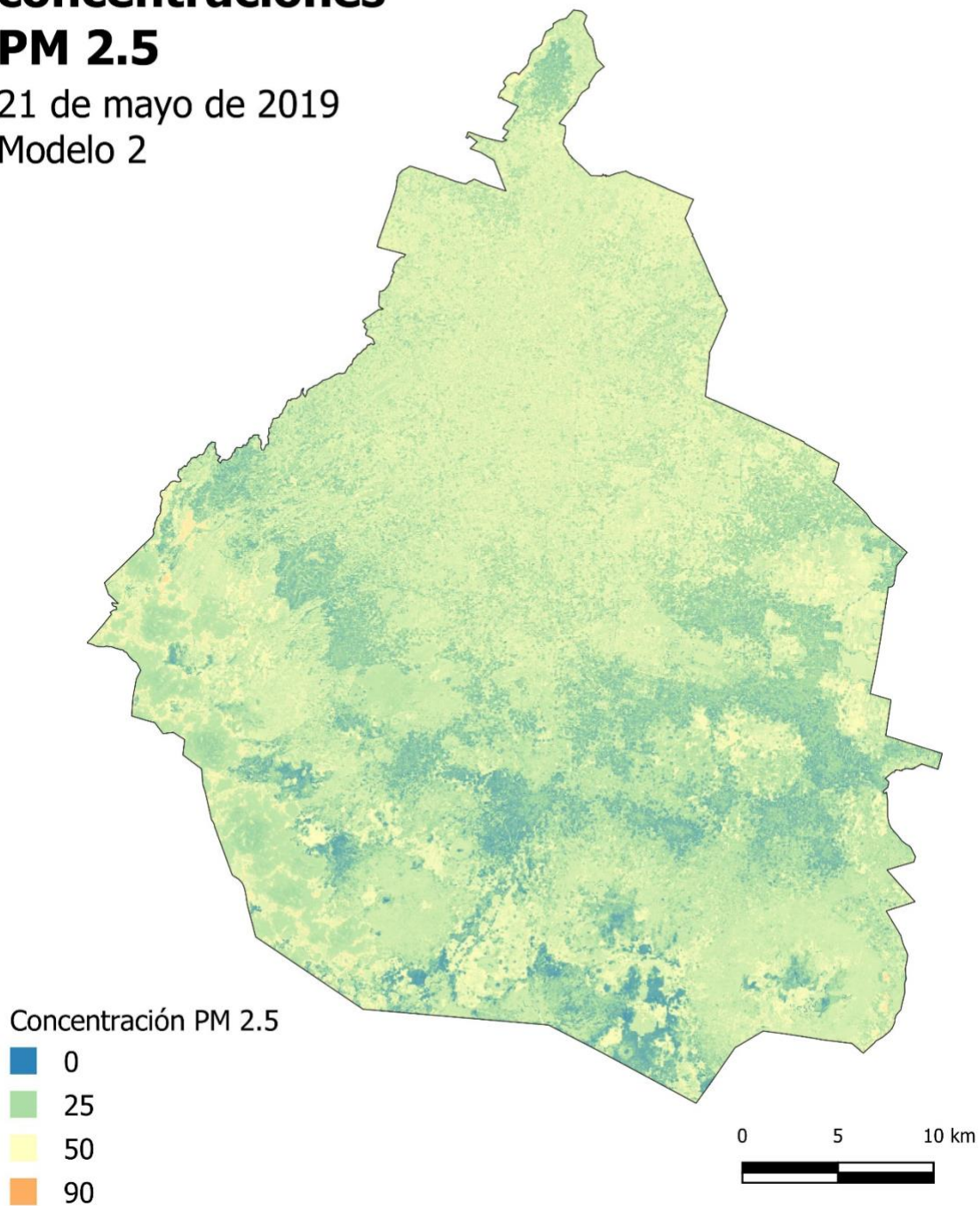
21 de mayo de 2019  
Modelo 1



Anexo 37. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

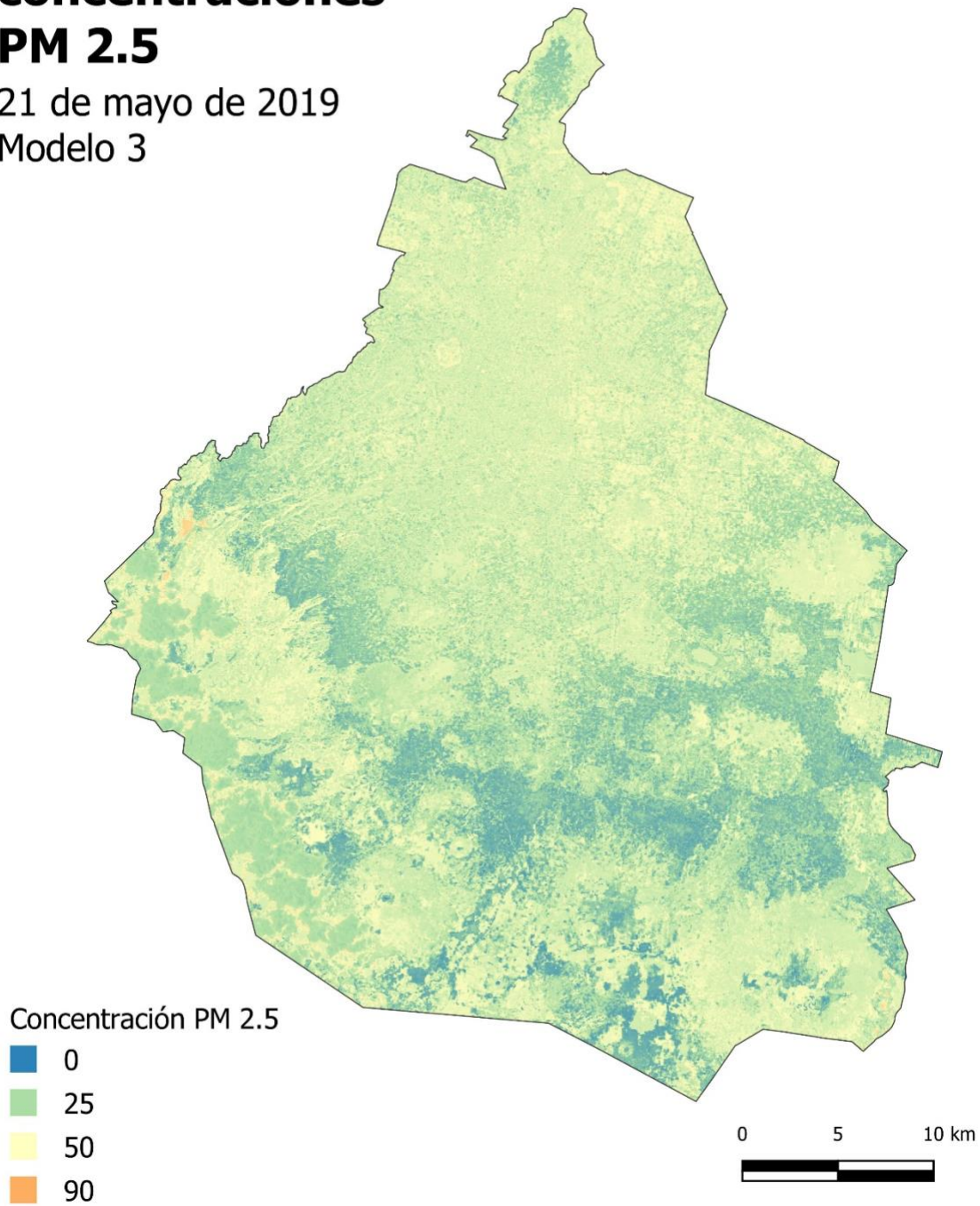
21 de mayo de 2019  
Modelo 2



Anexo 38. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

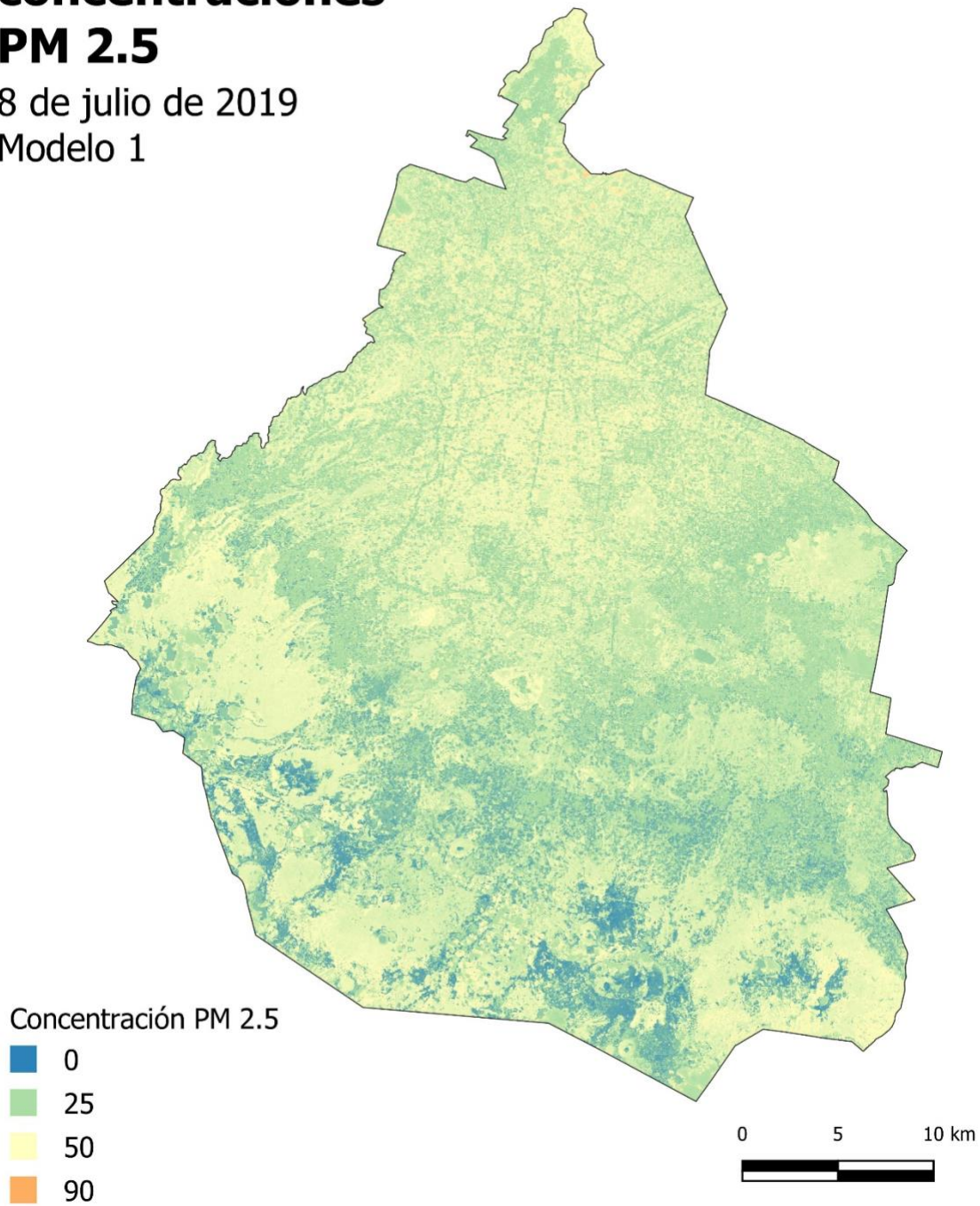
21 de mayo de 2019  
Modelo 3



Anexo 39. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 21 de mayo de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

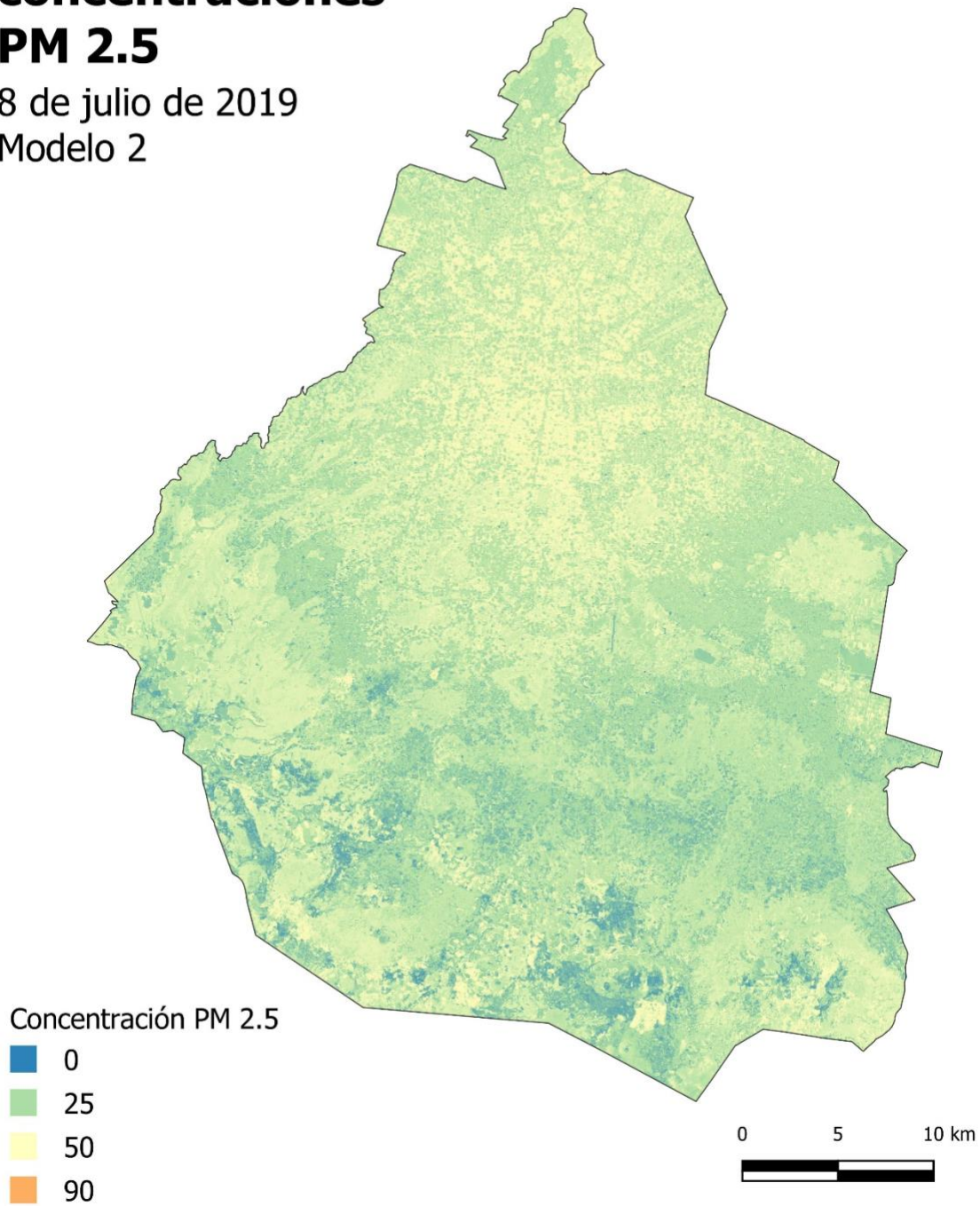
8 de julio de 2019  
Modelo 1



Anexo 40. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 1 para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

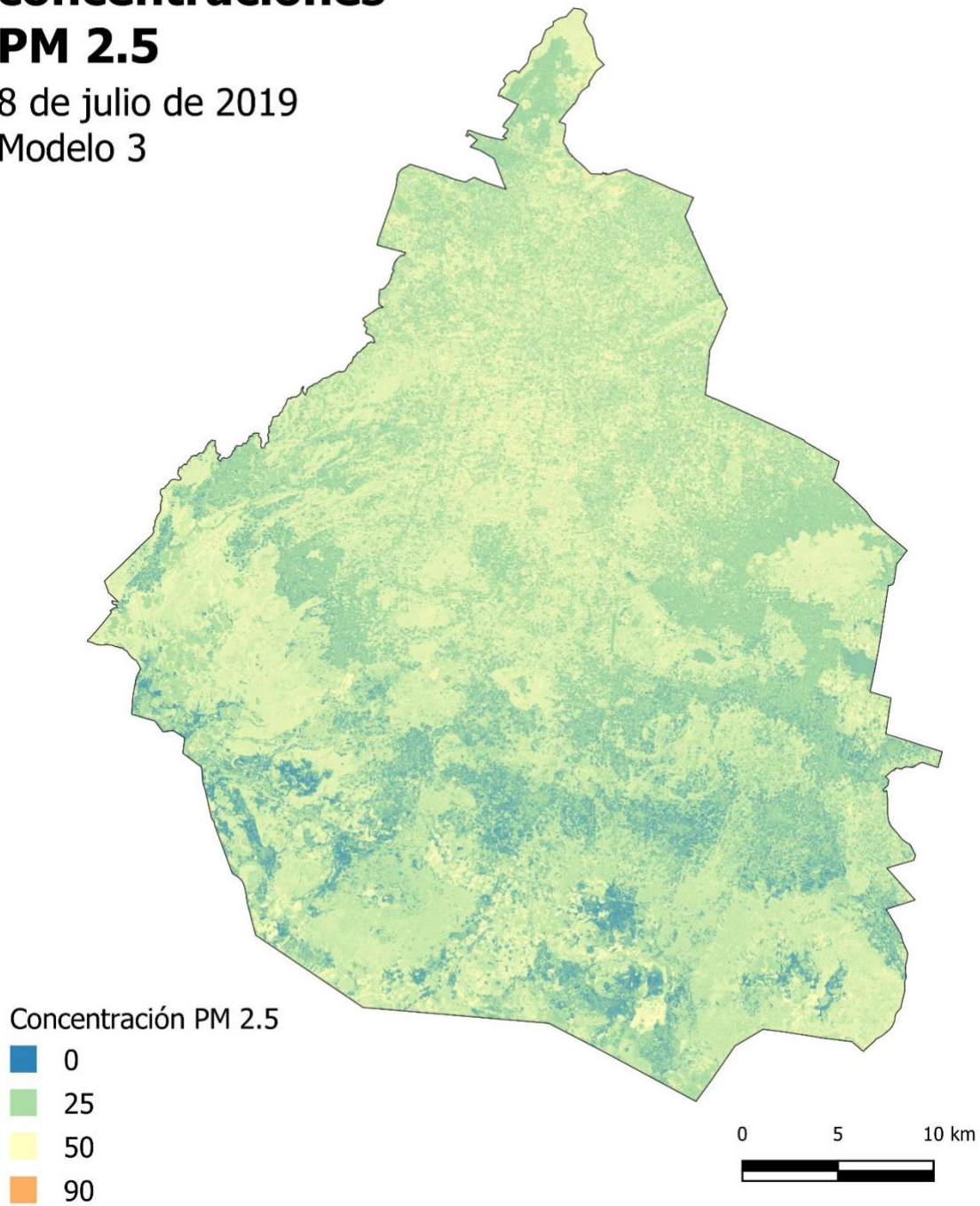
8 de julio de 2019  
Modelo 2



Anexo 41. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 2 para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .

# Mapa de concentraciones PM 2.5

8 de julio de 2019  
Modelo 3



Anexo 42. Mapa de distribución de concentraciones  $PM_{2.5}$  obtenido con el Modelo sin meteorología 3 para el 8 de julio de 2019. Concentraciones de  $PM_{2.5}$  en  $\mu g/m^3$ .