

CARACTERIZACIÓN ESPACIAL DE LA CONCENTRACIÓN DE PM2.5 EN LA CIUDAD DE MEDELLÍN ENTRE LOS AÑOS 2016 Y 2018, MEDIANTE LA IMPLEMENTACIÓN DE UNA METODOLOGÍA DE MODELOS DE INTERPOLACIÓN ESPACIAL.

Yurany González Ramírez¹, Libardo Antonio Londoño Ciro²

1. Candidato a Especialista en Medio Ambiente y Geoinformática, Ingeniera Civil. Universidad de Antioquia,
2. Doctor en Ingeniería, Ingeniero de Petróleos. Universidad de Antioquia, Colombia.

RESUMEN

En el presente artículo se ejecuta una metodología de caracterización espacial de la concentración de PM2.5 en el Valle de Aburrá para el periodo de estudio correspondiente a los años, 2016, 2017 y 2018. La metodología incorpora algoritmos de interpolación espacial y estadística espacial, esta es implementada por medio de sistemas de información geográfica y sus datos de entrada provienen de estaciones fijas de monitoreo de calidad del aire y meteorología del Valle de Aburrá. Se realiza la revisión de humedad relativa, temperatura, velocidad del viento, gradiente de humedad, gradiente de temperatura y gradiente de velocidad del viento como posibles variables explicativas de la concentración de PM2.5 en el espacio. La caracterización espacial multivariada se realiza por medio de regresiones geográficamente ponderadas (GWR) y la interpolación espacial con IDW y Spline. También, la pertinencia de los modelos es revisada por medio de cálculos de estadísticos de error: ASE (Average Standard Error), RMSE (Root Mean Square error), RMSS (Root Mean Square error Standarized) y MARE (Mean Absolut Relative Error). Se identifica que: para el primer cuatrimestre del año (meses de mayores niveles de contaminación) la velocidad del viento y el gradiente de velocidad del viento juegan un papel muy importante como variables explicativas, debido a su presencia en el 91,30% de las variables rectoras de las ecuaciones de caracterización, en el segundo cuatrimestre a dichas variables explicativas se les suma el gradiente de temperatura y para el tercer cuatrimestre del año regresa a primar las variables explicativas del primer cuatrimestre.

Palabras clave: Análisis espacial, regresión geográficamente ponderada, contaminación del aire, interpolación espacial.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad la contaminación en el aire por sustancias contaminantes en especial por material particulado PM2.5 y PM10 es un problema que afecta a muchas personas a escala mundial, un gran número de estudios han demostrado su directa relación en la salud de las personas cuando estas se encuentran expuestas al contacto con altos niveles de contaminación en especial con partículas de diámetros menores a 10 micrómetros. Este artículo se desarrollara con variable de estudio principal el PM2.5 (partículas con diámetros menores a 2.5 micrómetros) debido que este por sus dimensiones cuando es inhalado puede llegar hasta la zona bronquio-traqueal (Li., J. & Heap., D., 2014), por lo cual se aloja fácilmente en los pulmones y puedan generar enfermedades cardiovasculares y respiratorias,

así como cáncer de pulmón (AMVA & Clear Air Institute, 2017)

Se denomina material particulado a una mezcla de partículas líquidas y sólidas, de sustancias orgánicas e inorgánicas, que se encuentran en suspensión en el aire. Su composición es muy variada y podemos encontrar, entre sus principales componentes, sulfatos, nitratos, el amoníaco, el cloruro sódico, el carbón, el polvo de minerales, cenizas metálicas y agua.

Es común encontrar estudios de influencia, modelación y/o mitigación de material particulado en grandes ciudades asiáticas y europeas, a nivel regional en el Valle de Aburrá presenta un seguimiento juicioso de dicho parámetro medioambiental desde varias décadas atrás. En marzo del 2018 la comunidad interpuso una acción popular ante los entes de control territorial (Alcaldía de Medellín y Área Metropolitana del Valle de Aburrá –

AMVA) luego de evidenciar los altos niveles de contaminación ambiental que se estaban presentando. Con el fin de que estos gestionaran alternativas de mitigación de la contaminación de manera que se garantice el control de esta y no se sobrepasen los niveles establecidos por la resolución 2153 de 2010 (Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial) como contaminación moderada. Como plan de mitigación de dicha problemática el Área Metropolitana del Valle de Aburrá ha implementado el Plan Integral de Gestión de Contaminación del Aire – PIGECA 2017-2030. En el cual se contemplan 10 ejes temáticos, los cuales están enfocados a la mitigación y/o reducción del material particulado en la región. Dentro de este documento no se presentan alternativas de caracterización espacial de los contaminantes.

El periodo de interés de caracterización inicialmente fue 2015-2018, pero debido a falta de datos en dos de las estaciones de interés hasta el mes de septiembre del 2015 este es acotado hasta el año 2016, redefiniendo el periodo de análisis a 2016-2018.

Referente a la caracterización espacial de datos muestreados se identifica como común denominador en las conclusiones de los investigadores las limitantes del método debido a la cantidad y distribución de sitios de monitoreo (Londoño Ciro & Cañon Barriga, Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia, 2018). Para dar atención a este problema los investigadores han utilizado algoritmos computacionales para estimar los valores de concentración en zonas donde no se tiene información (Alam & Mc Nabola, 2015).

Evidenciando esta problemática, se realiza la búsqueda de la metodología a implementar para la caracterización espacio de la concentración de PM2.5 en la ciudad de Medellín y se encuentra que para el periodo 2013–2014 se plantea una metodología de caracterización espacio temporal de concentración de PM2.5 en la tesis doctoral del Ingeniero Libardo Antonio Londoño, esta integra interpolación espacial, estadística espacial y econometría.

La metodología plantea la evaluación de la concentración de PM2.5 mediante las variables explicativas de temperatura y velocidad del viento y sus correspondientes gradientes (Londoño Ciro & Cañon Barriga, Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia, 2018). Diversas investigaciones

sobre la predicción y concentración de contaminación del aire mencionan la dependencia de la misma a variables meteorológicas tales como: Humedad relativa, temperatura y velocidad del viento. De manera que para esta evaluación de la metodología se realizara la modelación con dependencia de las mismas.

Se hace la caracterización espacial multivariada de PM2.5 con regresiones geográficamente ponderadas (GWR) (Londoño Ciro & Cañon Barriga, Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia, 2018).

Los procesos de interpolación espacial y regresión espacial se supervisan mediante los cálculos de estadísticos gruesos de error. Por medio del GWR, se establecen las ecuaciones de caracterización espacial donde se presenta un buen comportamiento de la velocidad del viento y gradiente de velocidad del viento como variables explicativas. Se presenta la ecuación de caracterización para los 36 meses establecidos en el periodo de análisis.

Luego de obtenidos los valores estimados de PM2.5 según el GWR, se procede a verificar la pertinencia de los resultados mediante estadísticos de error para comportamientos mensuales y de puntos de medición (estaciones).

Para finalizar se desarrolla la interpolación espacial de PM2.5 para promedios del mes en el periodo de análisis para los valores de PM2.5 medidos y estimados y se presentan los mapas de caracterización de estas.

2. ÁREA DE ESTUDIO

La zona de interés del artículo se ubica en el Área Metropolitana del Valle de Aburrá, conformada por los municipios de: Barbosa, Girardota, Copacabana, Bello, Itagüí, Sabaneta, Envigado, La Estrella y Caldas y como núcleo la Ciudad de Medellín, todos ubicados en el centro del departamento de Antioquia, Colombia.

El Valle de Aburrá dispone de la Red Aire, un consorcio de centros educativos y entes de control territorial que constantemente están realizando estudios sobre protección y control de la calidad del aire. El mantenimiento y administración de los sitios de monitoreo está a cargo del El Sistema de Alerta Temprana de Medellín y el Valle de Aburrá – SIATA.

A continuación, se presentan los sitios de monitoreo para variables contaminantes (PM2.5) y para variables meteorológicas de donde fueron medidos los datos de

entrada del modelo, información suministrada por el SIATA:

Tabla 1. Sitios de monitoreo PM2.5.

Código	Estación	Longitud	Latitud
3	Girardota - S.O.S Aburrá Norte	-75,45091	6,37904
12	Estación Trafico Centro	-75,56958	6,25256
25	Universidad Nacional, Sede El Volador	-75,57700	6,26337
28	Casa de Justicia	-75,59721	6,18567
31	Corporación Universitaria Lasallista	-75,63863	6,09908
38	I.E. Concejo Municipal de Itagui	-75,64436	6,16850
44	El Poblado - Tanques La Ye EPM	-75,55064	6,18254
48	Estación Trafico Sur	-75,62749	6,15231

Tabla 2. Sitios de monitoreo Variables Meteorológicas.

Código	Estación	Longitud	Latitud
203	UNAL-Sede Agronomía	-75,57780	6,26075
202	AMVA	-75,57430	6,24215
205	Santa Elena-Radar	-75,52760	6,19350
206	Colegio Concejo de Itagui	-75,64410	6,16810
201	Torre SIATA	-75,58864	6,25922
68	Jardin Botanico	-75,56270	6,269400
207	Vivero EPM Piedras Blancas	-75,49397	6,28328
59	ISAGEN	-75,55897	6,21394
73	Ciudadela Educativa La Vida	-75,50475	6,34536
82	I.E Manuel Jose Caicedo	-75,32722	6,43498
83	Centro de salud San Javier la Loma	-75,63120	6,27200
105	Parque 3 Aguas	-75,63536	6,09628
122	Tasajera	-75,43522	6,42450

Los sitios de monitoreo presentados corresponden a estaciones que presentan mediciones entre los periodos 2016 y 2018 de todos los parámetros: PM2.5 ($\mu\text{g}/\text{m}^3$), Humedad Relativa (%), Temperatura ($^{\circ}\text{C}$) y Velocidad del Viento (m/s) (Sistema de coordenadas UTM).

La zona de ejecución de las mediciones es de 716.25 km², que corresponde a una densidad de muestreo de 89.53 km²/sitio de monitoreo de estaciones PM2.5.

La ilustración número 1 muestra la localización de los sitios de monitoreo para variables meteorológicas (triangulo rojo) y PM2.5 (circulo verde). La metodología fue implementada con las herramientas *Geoestatistical Analyst*®, *GWR Analyst*® del aplicativo *ArcMap* de **ESRI**

para caracterización espacial (Londoño Ciro & Cañon Barriga, Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia, 2018).

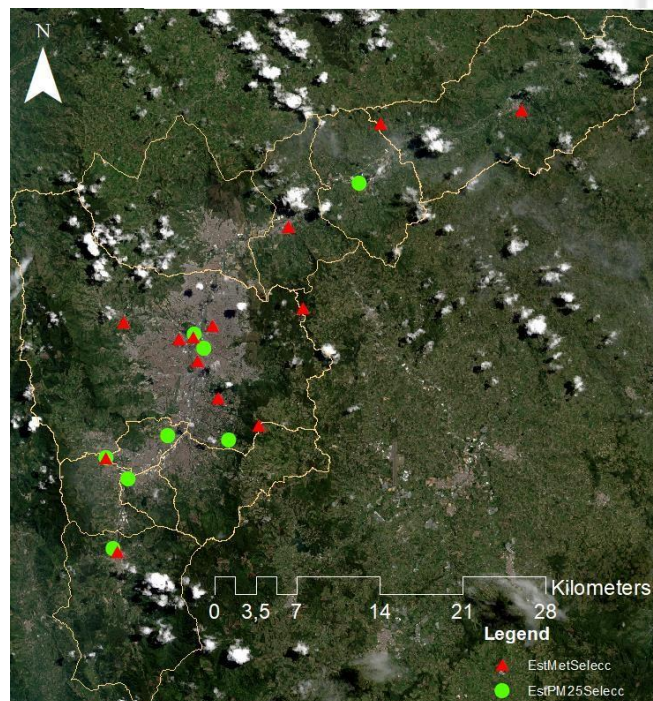


Ilustración 1. Sitios de monitoreo.

3. METODOLOGÍA

Procesamiento de datos

Debido a la diferencia en las estaciones de medición de PM2.5 y las variables explicativas (Humedad, Temperatura y Velocidad del viento), se requiere hacer una interpolación espacial de estas para posteriormente una extracción de los valores estimados en los puntos de medición de PM2.5.

La interpolación espacial es el proceso de utilizar puntos con valores conocidos para estimar valores desconocidos en otros puntos (QGIS, 2018), mediante un proceso matemático algorítmico. Dicho proceso se realiza usando métodos matemáticos de análisis matricial y vectorial de valores, esto asociado al uso de la geo informática se ve reflejado en el uso de datos tipo raster. Para un proceso de interpolación espacial se cuentan con una gran variedad de algoritmos de interpolación espacial, clasificados en tres grupos: algoritmos geométricos, algoritmos numéricos y algoritmos geoestadísticos (Londoño Ciro, Curso Geoestadística, 2018).

Dichas interpolaciones espaciales se desarrollaron con los algoritmos Spline e IDW y para la toma de decisión

de algoritmo a utilizar se hace la revisión de los estadísticos de error de cada una de la variable. Las interpolaciones fueron desarrolladas con las herramientas **Geostatistical Analyst®**, **Radial Basis**

Functions Analyst® (Spline with tension) e **IDW Analyst®** del aplicativo **ArcMap®** de **ESRI** para caracterización espacial.

Modelo lógico

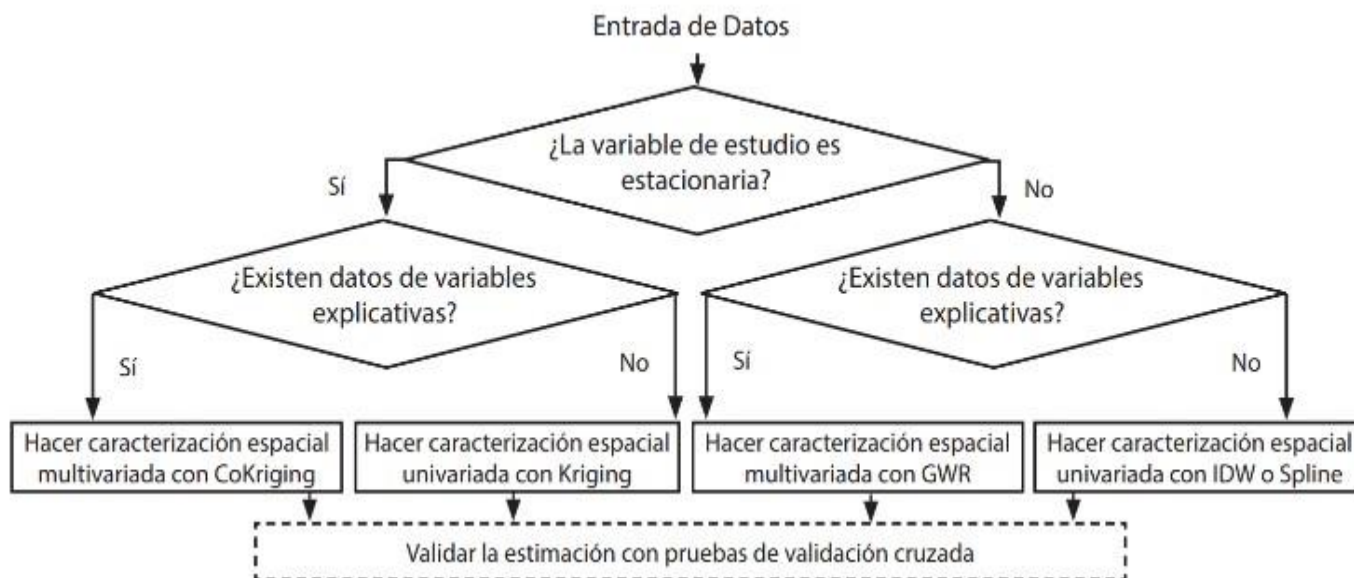


Ilustración 2. **Caracterización espacial.**

Fuente: (Londoño Ciro & Cañon Barriga, Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia, 2018).

Cálculo de gradientes

De los mapas interpolados de variables humedad, temperatura y velocidad del viento y posterior de seleccionado el algoritmo de interpolación luego del parámetro. Se realiza el cálculo de los gradientes de cada una de ellas mediante la herramienta *Spatial Analyst®* y *Slope® (percent rise)* del aplicativo **ArcMap** de **ESRI**.

Extracción de datos estaciones PM2.5 mapas de interpolación variables explicativas

Mediante la herramienta *Spatial Analyst®* y *Extract Values to Points®* del aplicativo **ArcMap** de **ESRI**. Se encuentran los valores de cada una de las variables explicativas: **Humedad Relativa, Temperatura, Velocidad del Viento, Gradiente de Humedad Relativa, Gradiente de Temperatura y Gradiente de Velocidad del Viento**, para las estaciones de PM2.5 donde se realiza la medición de los datos.

Revisión estacionariedad de datos

Para la revisión de la estacionariedad de los datos, se evaluó el cumplimiento de tres criterios:

- Cumplimiento de criterio Tolerancia de datos
- Cumplimiento de criterio Desviación estándar
- Cumplimiento de criterio Coeficiente de Sesgo

Debido que el último criterio “Criterio Coeficiente de Sesgo”, permite identificar que transformación se debe desarrollar a los datos en caso de no cumplir el criterio de estacionariedad, se decide evaluar la pertinencia de los datos por este criterio. A continuación, se describe la metodología de evaluación del Criterio Coeficiente de Sesgo:

1. Cálculo del coeficiente de sesgo de los datos **CS**
Función Excel
CS=COEFICIENTE.ASIMETRIA.P(Datos variable de análisis)
2. Revisión cumplimiento criterios:
Si

$$CS \leq 0.65$$

Entonces, los datos son estacionarios. De lo contrario:

$$|r| > 0.65$$

Se requiere transformación de los datos para evaluar nuevamente su estacionariedad.

$|r| \geq 1$, Transformación racional

$|r| < 1$, Transformación logarítmica

Revisión de coeficiente de correlación de las variables

Se revisa el coeficiente de correlación CC entre los datos de PM2.5 y cada una de las variables explicativas.

Función Excel:

$CC = \text{COEF.DE.CORREL}(\text{Datos PM2.5}; \text{Datos Variables Explicativas})$

Para el que la correlación entre las variables sea factible el coeficiente de correlación debe encontrarse en los siguientes límites:

$$-0.25 \leq r \leq 0.25$$

Caracterización espacial multivariada

El algoritmo de Regresión Espacial permite realizar estimaciones locales de una variable de estudio Z en las coordenadas (x_i, y_i) mediante la implementación del método de mínimos cuadrados ordinarios. (Londoño Ciro, Curso Geoestadística, 2018). Luego de revisada la dependencia de las variables mediante el coeficiente de correlación (Londoño Ciro & Cañon Barriga, Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia, 2018), se procede a usar el algoritmo de regresión geográficamente ponderado (GWR).

Para la implementación del algoritmo primero se realiza la revisión de todas las posibles combinaciones de variables explicativas, posteriormente se evalúa su pertinencia revisando los valores de:

$$|r| > 0.5$$

$$|r| > 0.1$$

$$|r| > 0.5$$

Con las combinaciones encontradas de las variables explicativas se ejecuta la herramienta *Spatial Statistics Tools*®, *Modeling Spatial Regression*® y *Geographically Weighted Regression*® del aplicativo *ArcMap*®.

Cálculo del desempeño del algoritmo

Para verificar el desempeño del algoritmo se calculan pruebas de validación cruzada, mejor algoritmo será quien al verificar los estadísticos de error para cada método presente mejor comportamiento en cada uno de ellos. Para el proyecto se tendrá usar el método de validación cruzada (leave one out) (Pollice & Jona, 2009). Se usarán estadísticos robustos de error, como:

- ASE (Average Standard Error)
- RMSE (Root Mean Square error)
- RMSS (Root Mean Square error Standarized)
- MARE (Mean Absolut Relative Error)

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Procesamiento de datos

En búsqueda de reducir el error asociado a la manipulación de datos, se logra programar computacionalmente tanto el filtrado de las tablas crudas (descarga de archivos .csv SIATA), como la producción de los mapas de interpolación de los diferentes algoritmos, producción de mapas de gradientes y extracción de datos estimados de las variables explicativas para estaciones de medición PM2.5.

Validación cruzada para mapas de estimación de variables explicativas

Mediante la herramienta *Geoestatistical Analyst*®, *Cross Validation*® del aplicativo *ArcMap*®. Se realiza la revisión de estadísticos de error para los algoritmos IDW y Spline con los cuales se procesaron los datos de las variables explicativas. A continuación, en la Tabla 3 se presentan los estadísticos de error obtenidos para cada uno de los métodos con los que fueron evaluadas las variables explicativas.

Se identifica entonces que según los criterios de revisión de los estadísticos de error la variable Humedad Relativa presenta un mejor comportamiento siendo interpolada con el algoritmo Spline, la variable Temperatura con el algoritmo IDW igual que Velocidad del Viento.

Estacionariedad de los datos

Se realiza una revisión del coeficiente de sesgo de los datos obtenidos, se identifica que solo el 37.30% de las variables cumplen el criterio de estacionariedad en sus datos sin desarrollarse en ellos ninguna transformación.

Por lo cual se procede a desarrollar las transformaciones (racional o logarítmica) establecidas por según el criterio del coeficiente de sesgo, de donde se obtiene que el 72.22% de las variables cumplen el criterio de estacionariedad en sus datos.

Es importante resaltar que las variables V y ∇V_v cumplen en todos sus meses luego de la transformación con la estacionariedad de sus datos.

Tabla 3. Estadísticos de error procesamiento variables explicativas.

		IDW				Spline			
		ASE	RMSE	RMSS	MARE	ASE	RMSE	RMSS	MARE
Humedad Relativa	Min	4,0046	5,7859	0,9610	0,0505	3,8176	4,9450	0,9608	0,0488
	Max	12,2273	21,5167	1,0660	0,1016	12,2198	21,4711	0,9743	0,0982
	Media	5,1872	7,7310	1,0298	0,0659	4,9609	6,7595	0,9654	0,0650
	Desviación estándar	1,3063	2,4967	0,0202	0,0098	1,3848	2,6347	0,0029	0,0109
Temperatura	Min	2,2364	3,0222	0,9850	0,1293	2,2379	2,9066	0,9610	0,1333
	Max	4,6858	6,7219	1,0051	0,1726	4,6665	6,4890	0,9619	0,1780
	Media	2,4760	3,3499	0,9936	0,1405	2,4881	3,2038	0,9613	0,1448
	Desviación estándar	0,3907	0,5927	0,0038	0,0081	0,3855	0,5759	0,0002	0,0088
Velocidad del viento	Min	0,3738	0,4776	0,9586	0,2875	0,3721	0,4778	0,9576	0,2720
	Max	1,0299	1,6090	1,0070	0,4960	1,0748	1,6297	0,9595	0,4711
	Media	0,6708	1,0004	0,9672	0,3985	0,6926	1,0077	0,9581	0,3775
	Desviación estándar	0,1817	0,3128	0,0097	0,0554	0,1892	0,3208	0,0004	0,0564

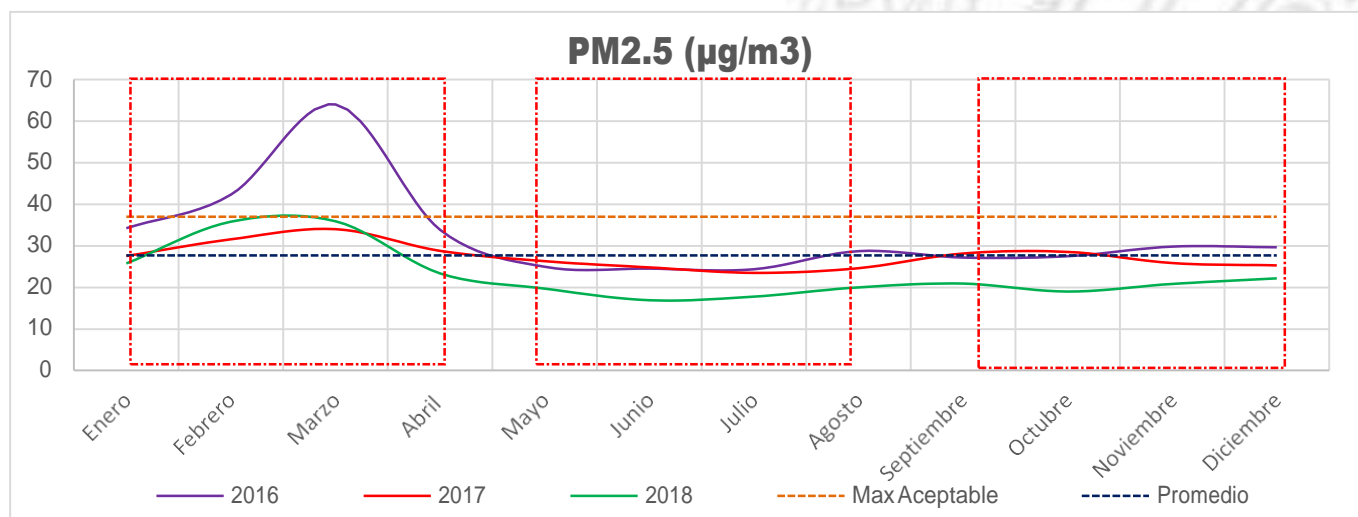


Ilustración 3. Valor promedio mensual medido de PM2.5.

La ilustración 3, presenta los datos medidos de PM2.5 para los años 2016, 2017 y 2018. Se identifica que, para el primer cuatrimestre del año, es decir los meses enero, febrero, marzo y abril, las mediciones de PM2.5 superan el promedio (27,69 µg/m3) de los datos mensuales y llegan a superar los rangos máximos aceptables (37 µg/m3) según la resolución 2254 del 1 de noviembre 2017 (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible).

Para el segundo cuatrimestre del año; mayo, junio, julio y agosto los valores son inferiores al promedio y se encuentran alejados de los valores máximos aceptables.

Para el tercer y último cuatrimestre del año: septiembre, octubre, noviembre y diciembre, los valores son muy

cercanos al promedio y se encuentran alejados de los valores máximos aceptables.

Caracterización espacial multivariada GWR.

Luego de ejecutado el GWR, se obtienen los siguientes estadísticos para los criterios de validación del método de mínimos cuadrados.

Tabla 4. Criterios de evaluación mínimos cuadrados ordinarios.

	AdjR2	JB	SA
Mínimo	-0,2941	0,1100	0,1800
Máximo	0,9900	0,9900	1,0000
Media	0,5503	0,7077	0,5445
Desviación estándar	0,3529	0,1820	0,2296

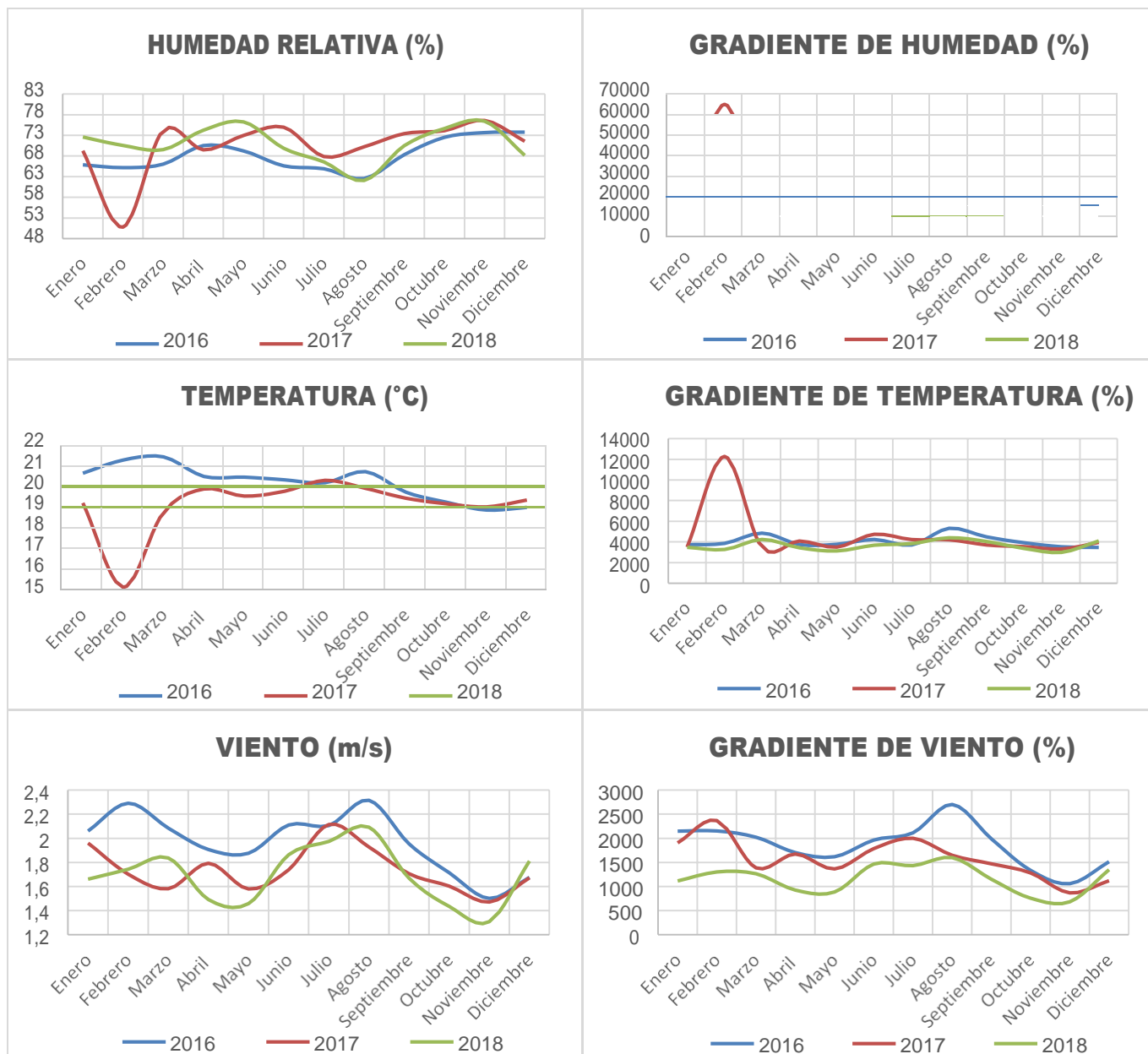


Ilustración 4. Valores promedio mensual de las variables H, ∇H , T, ∇T , Vv y ∇Vv .

Tabla 5. Ecuaciones de correlación PM2.5 con variables explicativas encontradas por GWR.

MES	AÑO	CONSTANTE 1	CONSTANTE 2	CONSTANTE 3	CONSTANTE 4
Enero	2016	-0,15411637 V	0,00311782 raiz ∇ V		
	2017	-1,08282331 V	0,02667254 raiz ∇ V		
	2018	-1,31238899 V	0,80774536 log ∇ V		
Febrero	2016	0,04862571 log ∇ V			
	2017	0,84241959 log ∇ T	-0,12420046 ∇ V		
	2018	0,19070384 log ∇ V			
Marzo	2016	-1,43686685 V	0,67109467 log ∇ T	0,53196072 log ∇ V	
	2017	-4,22853527 log V	0,77304948 log ∇ V		
	2018	-13,1804401 V	7,06570691 log ∇ V		
Abril	2016	-15,7378109 V	11,2674636 log ∇ V		
	2017	-0,00123507 log ∇ T	8,90355809 log ∇ V		
	2018	-0,36618676 V	0,17776495 log ∇ V		

Mayo	2016	-9,19814717	logV	0,75638376	∇ T	0,72117664	∇ V	
	2017	0,45389416	log∇ V					
	2018	-0,00117863	∇ H	-5,78021736	log∇ T	13,2529264	log∇ V	
Junio	2016	-1,67879555	V	0,12753269	log∇ T	0,13207098	log∇ V	
	2017	-0,0278987	log∇ V	0,0460286	log∇ V			
	2018	-0,29815595	V	-0,00082119	raiz∇ V	0,11452394	log∇ T	0,18368579
Julio	2016	-0,83000884	logV	0,15045538	log∇ V			
	2017	-1,48088346	logV	0,15434316	log∇ T	0,18296245	log∇ V	
	2018	-1,32354713	V	0,34156205	log∇ T	0,77992905	log∇ V	
Agosto	2016	-0,82168999	raizV	0,11157694	log∇ T	0,14656428	log∇ V	
	2017	0,05879065	log∇ V					
	2018	-0,60529511	raizV	0,20154957	log∇ V			
Septiembre	2016	-0,80478621	raizV	0,05263163	log∇ T	0,18146077	log∇ V	
	2017	-6,84532202	logV	-4,0732E-05	∇ H	1,37396418	log∇ V	
	2018	-2,00464362	V	0,36206503	log∇ T	0,9292403	log∇ V	
Octubre	2016	-0,33321434	V	0,21047305	log∇ V			
	2017	-1,58349677	logV	0,07453068	log∇ T	0,15939623	log∇ V	
	2018	-2,36014379	V	1,1415577	log∇ V			
Noviembre	2016	-0,5159699	raizV	0,14370334	log∇ V			
	2017	-0,47243796	V	0,20790716	log∇ V			
	2018	-26,7349942	V	10,7901641	log∇ V			
Diciembre	2016	-0,25946853	V	0,00569133	raiz∇ V			
	2017	-0,17357326	V	0,00367444	raiz∇ V			
	2018	-12,0014039	V	9,39269719	log∇ V			

En la tabla 5 se presentan las ecuaciones obtenidas para la descripción de la distribución espacial de PM2.5 mediante el algoritmo de regresión geográficamente ponderado (GWR). Se evidencia una dependencia de variables como viento, gradiente de viento y gradiente de temperatura principalmente. Para el primer cuatrimestre del año prima la dependencia de la variable PM2.5 con velocidad del viento y gradiente de velocidad del viento. En el segundo cuatrimestre del año se presenta dependencia con: velocidad del viento, gradiente de velocidad del viento y gradiente de temperatura. Y para el tercer cuatrimestre del año regresa a primar la dependencia de velocidad del viento y gradiente de velocidad del viento.

A continuación, se presentan los mapas de interpolación de los valores medidos y estimados de PM2.5, luego de promediados los resultados obtenidos mes a mes. Con el fin de garantizar una adecuada presentación de la información, los mapas son mostrados en una escala de color clasificada en 10 rangos descritos en la presentada en la ilustración 5, las unidades de los valores presentados en la ilustración corresponden a $\mu\text{g}/\text{m}^3$ de PM2.5.

LEYENDA MAPAS DE CONCENTRACIÓN PM2.5

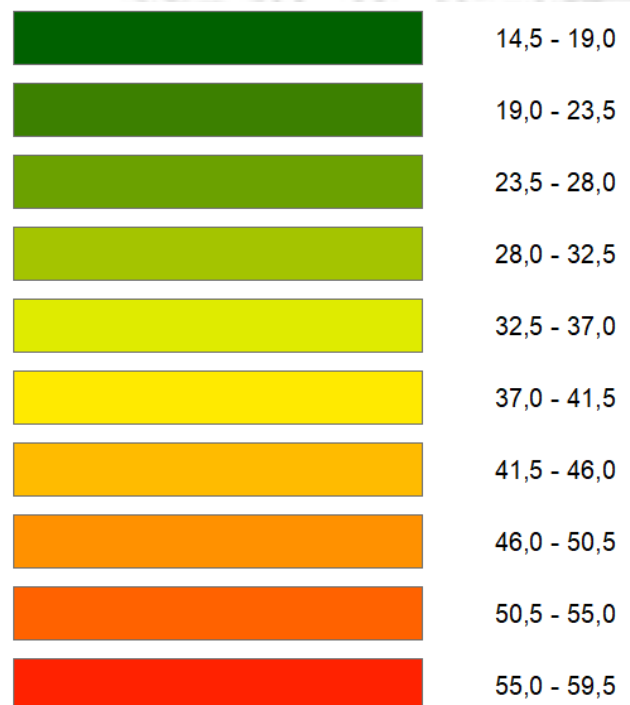
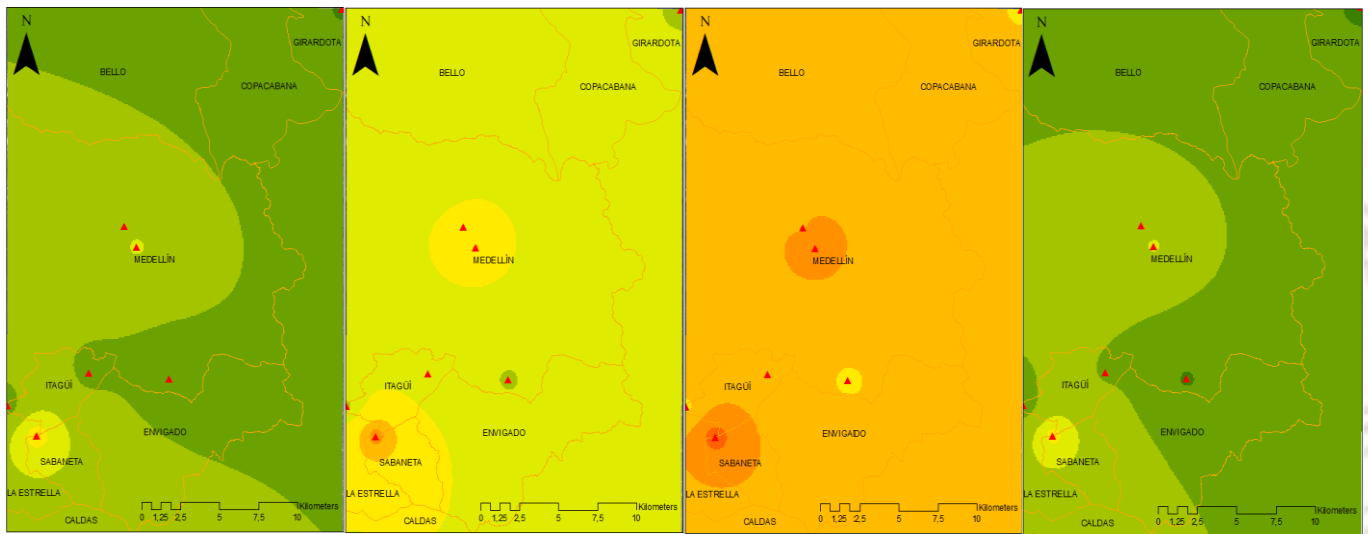


Ilustración 5. Convenciones de color escalas de concentración presentadas en los mapas.

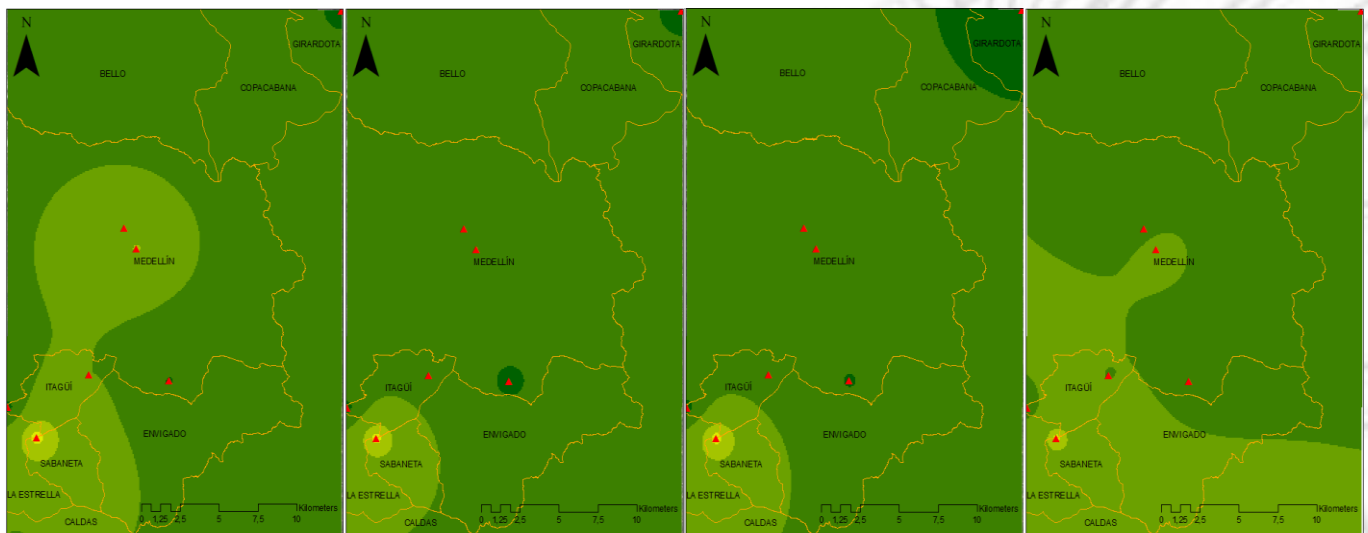


Enero

Febrero

Marzo

Abril

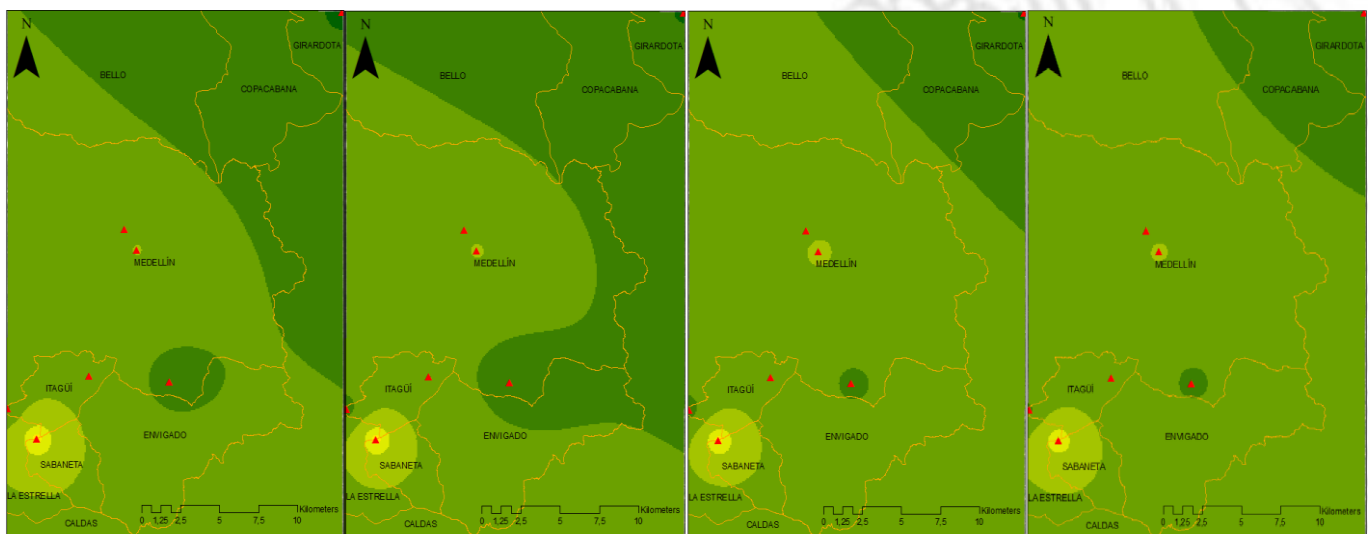


Mayo

Junio

Julio

Agosto



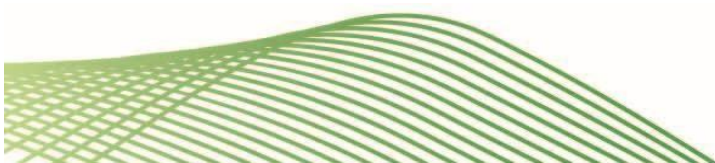
Septiembre

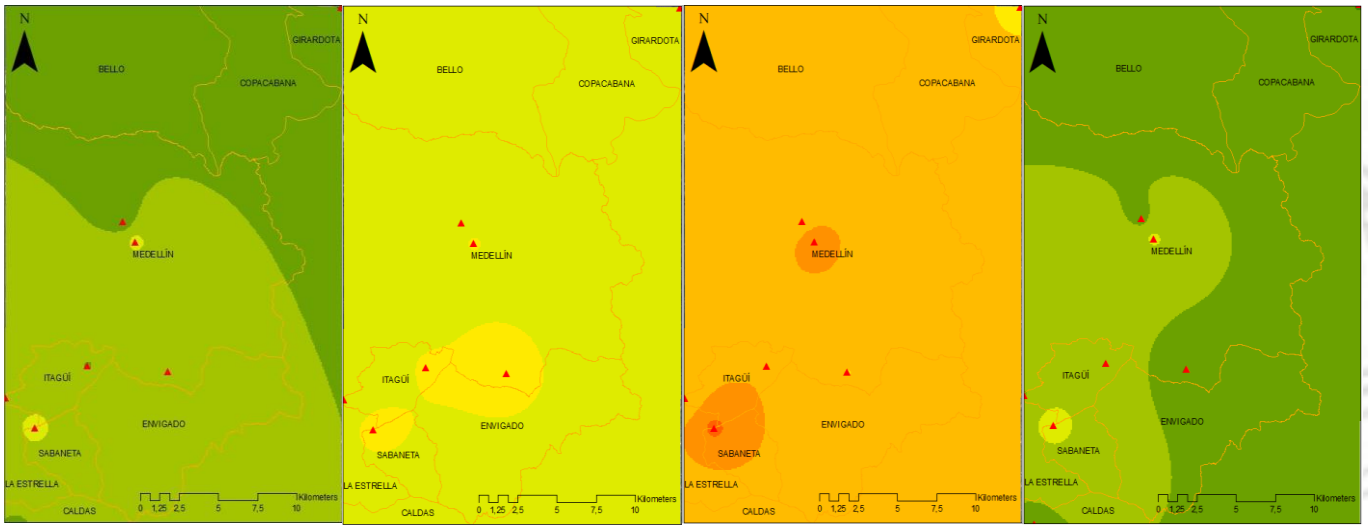
Octubre

Noviembre

Diciembre

Ilustración 6. Mapas de distribución PM2.5 (promedios del mes para el periodo 2016-2018) - MEDIDOS.



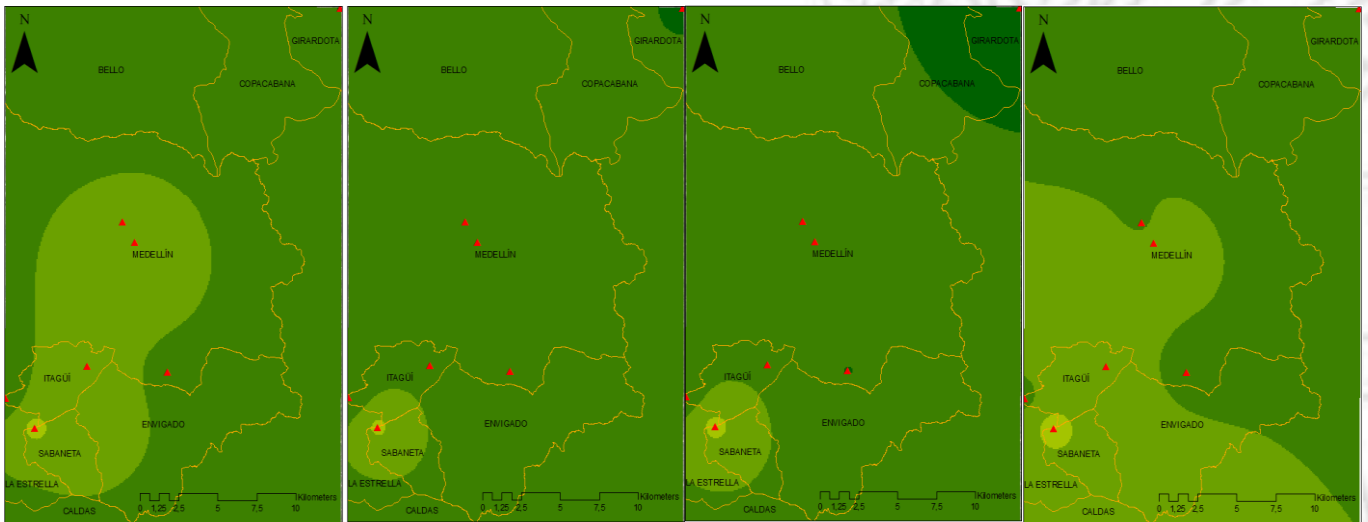


Enero

Febrero

Marzo

Abril

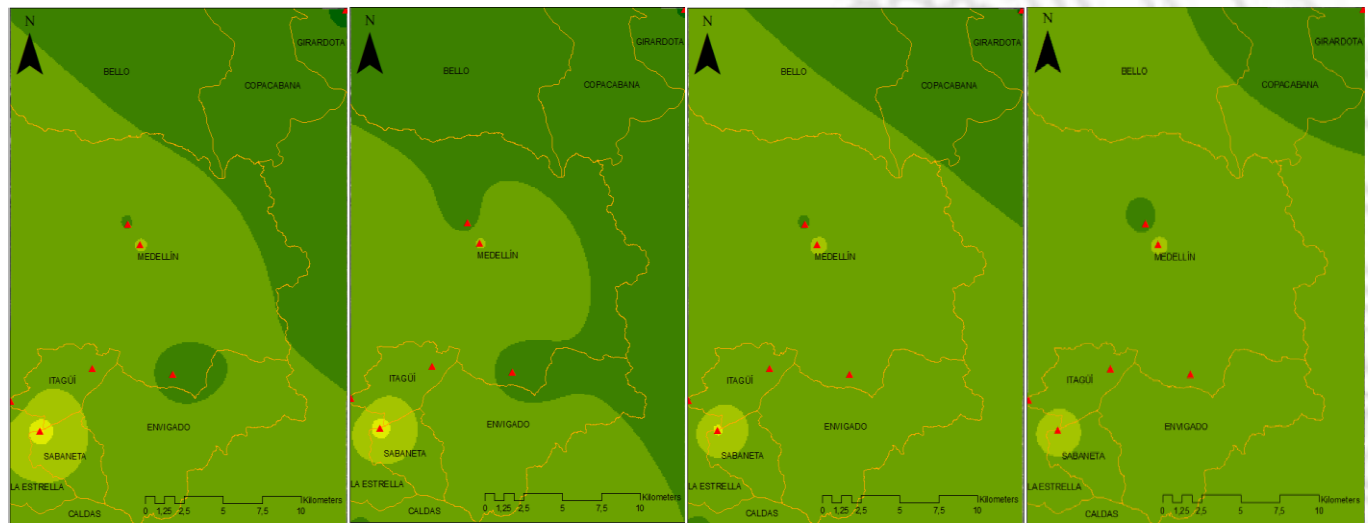


Mayo

Junio

Julio

Agosto



Septiembre

Octubre

Noviembre

Diciembre

Ilustración 7. Mapas de distribución PM2.5 (promedios del mes para el periodo 2016-2018) - ESTIMADOS

Tabla 6. Estadísticos de error valores PM2.5 por mes.

	ASE	RMSE	RMSS	MARE
Min	16,3817	0,080660	0,26566	0,01101
Max	63,3643	84,44262	8,63418	0,20143
Promedio	26,9435	16,28819	3,22755	0,09882
Desviación Estandar	8,3072	17,9295	2,0083	0,0525

Tabla 7. Estadísticos de error para valores de PM2.5 por estación.

	ASE	RMSE	RMSS	MARE
3	22,2035	3,7031	2,0127	0,0664
12	31,7622	6,3088	2,4805	0,0549
25	22,5011	10,9717	4,6363	0,0931
28	30,4199	9,9816	4,2363	0,0967
31	23,1271	15,2697	4,9873	0,0938
38	28,1472	15,3618	5,7008	0,1399
44	27,9861	16,4350	5,3193	0,1312
48	32,1173	52,2740	9,9013	0,1146

Tabla 8. Resumen estadístico de error para valores de PM2.5 por estación.

	ASE	RMSE	RMSS	MARE
Min	22,2035	3,7031	2,0127	0,0549
Max	32,1173	52,2740	9,9013	0,1399
Promedio	27,2830	16,2882	4,9093	0,0988
Desviación Estándar	4,1482	15,2264	2,4065	0,0293

Se observa un buen comportamiento en la caracterización espacial de los datos medidos y estimados (niveles de error óptimos). En la tabla 6 se presenta el resumen de los estadísticos de error mensuales, la relación entre los promedios y los valores mínimos de los estadísticos permite afirmar que en general el comportamiento de los valores mensuales es muy bueno ya que entre más pequeños sean los valores de los estadísticos de error mejor es el comportamiento de los mismos.

La ilustración 8, presenta el comportamiento de los estadísticos de error a lo largo de los meses de análisis, se evidencia menor confiabilidad para los datos obtenidos en el primer cuatrimestre del año. También, la confiabilidad de los datos incrementa con el paso del tiempo, es decir el año 2018, presenta los mejores valores para los estadísticos de error.

En la tabla 7, se presentan los estadísticos de error para cada una de las estaciones de toma de datos, se evidencia que para los estadísticos ASE, RMSE y RMSS, se obtiene mayor confiabilidad de los datos tomados en la estación con código 3 (Girardota - S.O.S Aburrá Norte), para el caso del MARE, se presenta mayor confiabilidad en la estación con código 12 (Estación Trafico Centro).

En la tabla 8, se presenta el resumen de los estadísticos de error por estación, revisando la relación entre los promedios y valores mínimos obtenidos se evidencia una pequeña diferencia entre los mismos lo cual

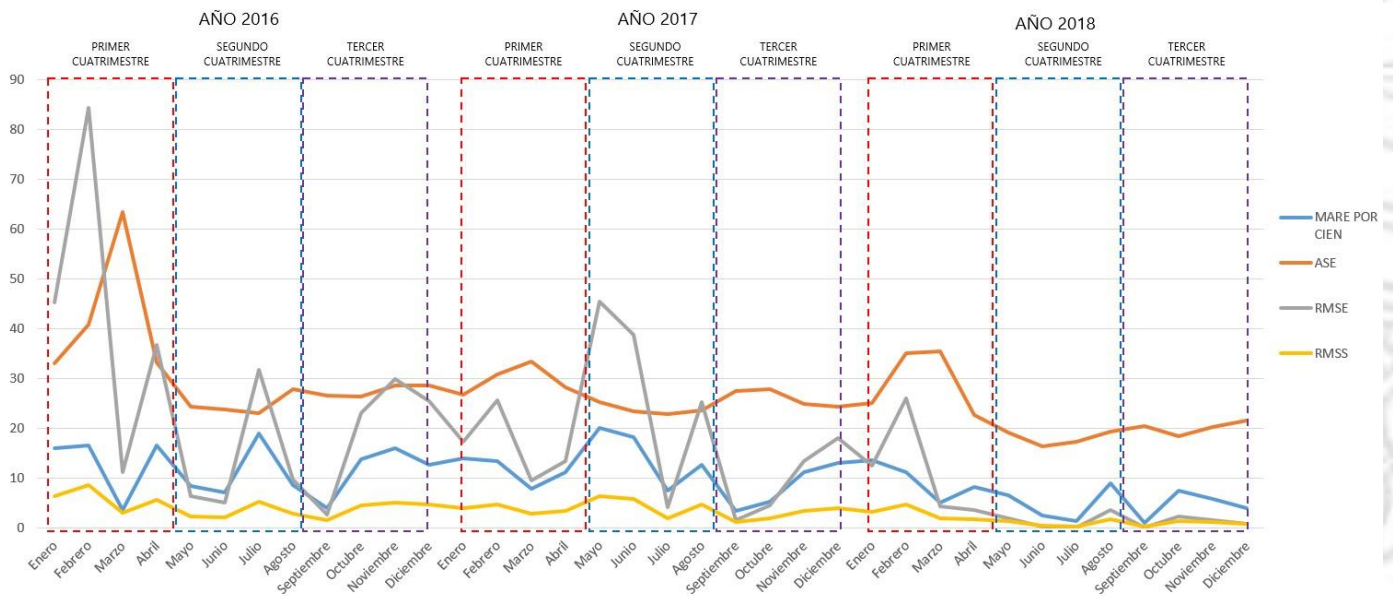


Ilustración 8. Comportamiento estadísticos de error para valores mensuales de PM2.5.

permite afirmar que la tendencia de los datos es un buen comportamiento en relación a los estadísticos de error.

Referente a los niveles de contaminación encontrados se evidencia que el primer cuatrimestre del año presenta los niveles más altos. También, el mes de marzo en todos los años tiene valores medidos y estimados muy cercanos a la cantidad máxima aceptable de contaminación según los estándares establecidos en la normativa. En la ilustración nueve se presenta una comparación de los mapas de distribución obtenidos con datos medidos y datos estimados, se puede evidenciar un comportamiento similar entre unos y otros.

Respecto a las zonas de concentración de la contaminación se observan niveles críticos de contaminación para el mes de marzo en el centro y sur del valle de aburra, puntualmente el en centro de la ciudad de Medellín y el centro urbano conformado por los municipios de Sabaneta, Itagui y La Estrella. Se puede afirmar que la concentración de los contaminantes está asociada también con la dirección

de los vientos en el Valle de Aburrá (desde Norte hacia el Sur) diferentes investigaciones regionales han demostrado la directa relación entre la topografía y la concentración de contaminantes ambientales en el Valle.

5. CONCLUSIONES

El algoritmo Spline mostró mejor desempeño en la estimación de Humedad Relativa, para Temperatura y Velocidad del Viento el mejor desempeño fue mostrado por el algoritmo IDW. Las variables explicativas humedad, gradiente de humedad y temperatura no son representativas en el análisis de dependencia de la contaminación desarrollado con las regresiones geográficamente ponderadas.

La caracterización espacial de la variable PM2.5 desarrollada con las regresiones geográficamente ponderadas demuestra dependencia temporal de las variables de representación, es decir para dos cuatrimestres del año las variables explicativas son velocidad del viento y gradiente de velocidad del viento; para el cuatrimestre restante (mayo, junio, julio y

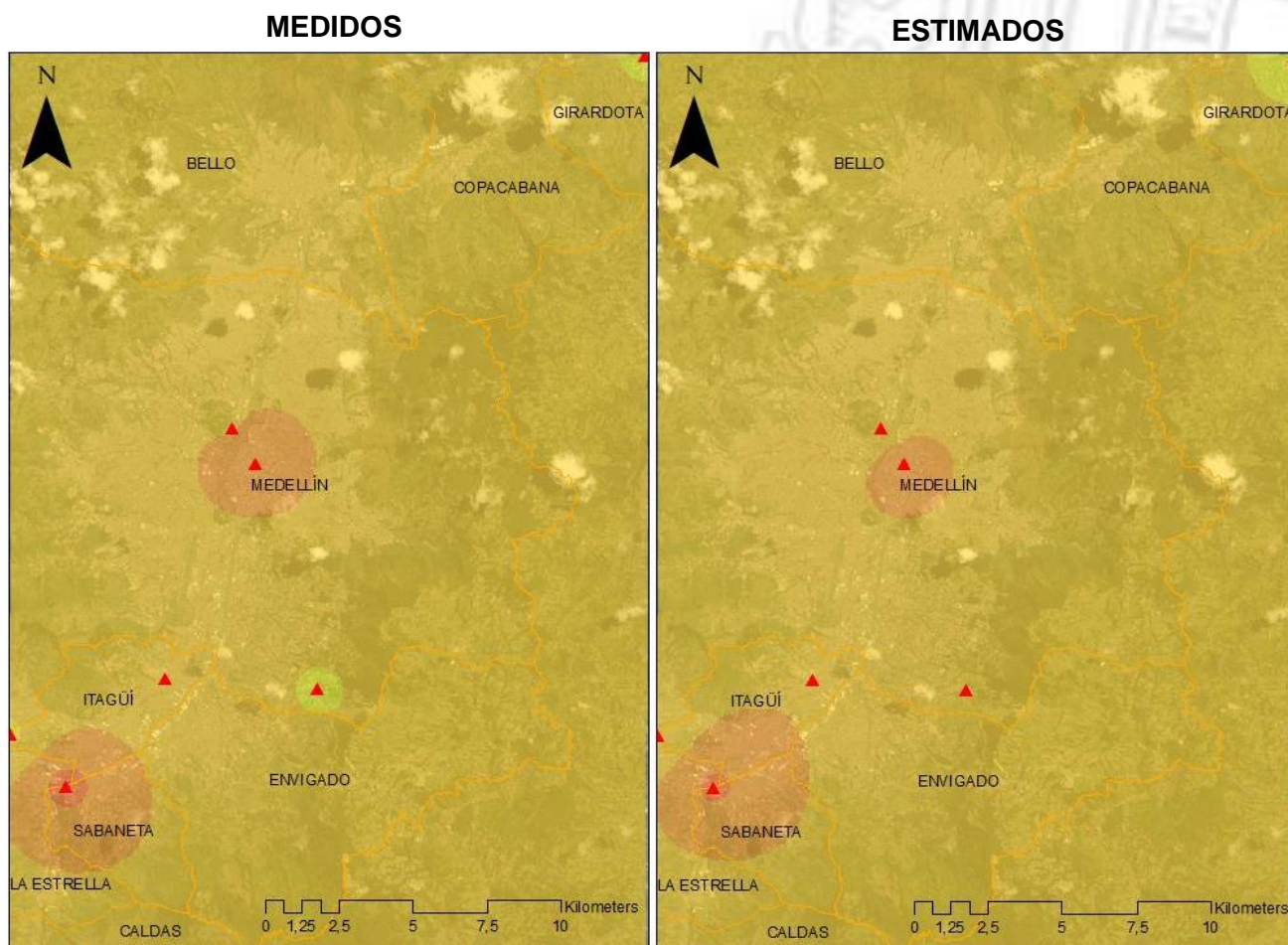


Ilustración 9. Comparación mapas de distribución datos medidos y datos estimados.

agosto), las variables explicativas son velocidad del viento, gradiente de velocidad del viento y gradiente de temperatura.

Los mayores índices de contaminación se presentan en el primer cuatrimestre del año (enero, febrero, marzo y abril). Presentándose concentraciones críticas en los meses de febrero y marzo.

Los análisis desarrollados entre valores medidos y estimados, para todos los casos (parámetros meteorológicos y PM_{2.5}), son confiables. Esto se afirma gracias al buen desempeño de los mismos durante el cálculo de los estadísticos de error.

Las estaciones con código tres y doce presentan alta confiabilidad en los datos suministrados, por las mismas. También, la confiabilidad en los datos estimados incrementa con el paso del tiempo.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco enormemente a mi asesor el Doctor Libardo Antonio Londoño Ciro, por el conocimiento entregado, la confianza suministrada y la paciencia en los momentos que fue requerida.

Agradezco al Ingeniero en Sistemas Andersson García Sotelo por estar presto a asesorarme y apoyarme en los temas de programación de algoritmos computacionales, por responder las diferentes dudas, su disponibilidad constante de tiempo para atenderme y su apoyo en la simplificación de los modelos lógicos para optimizar los modelos computacionales.

Agradezco a mi Alma Mater por el conocimiento y crecimiento profesional brindados.

REFERENCIAS

Adams, M., & Kanaroglou, P. (2016). A criticality index for air pollution monitors. *Atmospheric Pollution Research*, 482-487.

Alam, M., & Mc Nabola, A. (2015). Exploring the modeling of spatiotemporal variations in ambient air pollution within the land use regression framework: Estimation of PM₁₀ concentrations on a daily basis. *Air Waste Manag. , Assoc*, 65, 628 - 640.

AMVA & Clear Air Institute. (2017). *Documento del Plan Integral de Gestión de la Calidad del Aire - PIGECA*. Washington D.C. : AMVA.

Araki, S., Shimadera, H., Yamamoto, K., & Kondo, A. (2017). Effect of spatial outliers on the regression modelling of air pollutant concentrations: A case study in Japan. *Atmospheric Environment*, 83-93.

Beauchamp, M., de Fouquet, C., & Malherbe, L. (2017). Dealing with non-stationarity through explanatory variables in kriging-based air quality maps. *Spatial Statistics*, 18-46.

Beauchamp, M., Malherbe, L., de Fouquet, C., Letinois, L., & Tognet, F. (2018). A polynomial approximation of the traffic contributions for kriging based interpolation of urban air quality model. *Environmental Modelling & Software*, 132-152.

Beloconi, A., Chrysoulakis, N., Lyapustind, A., Utzinger, J., & Vounatsou, P. (2018). Bayesian geostatistical modelling of PM₁₀ and PM_{2.5} surface level concentrations in Europe using high-resolution satellite-derived products. *Environment International*, 57-70.

Chaulya, S., Trivedi, R., Kumar, A., Tiwary, R., Singh, R., Pandey, P., & Kumar, R. (2018). Air quality modelling for prediction of dust concentrations in iron ore mines of Saranda region, Jharkhand, India. *Atmospheric Pollution Research*.

(s.f.). *Estimation of PM₁₀-Bound As, Cd, Ni and Pb Levels by Means of Statistical Modelling: PLSR and ANN Approaches*. Santander, Spain: Universidad de Cantabria.

Fundación para la Salud Geoambiental . (13 de 11 de 2013). *Fundación para la Salud Geoambiental. Un ser vivo, un ser sano. . Obtenido de <https://www.saludgeoambiental.org/material-particulado>*

Guojie Song, J. (2018). A Deep Spatial- Temporal Ensemble Model for Air Quality Prediction. *Neurocomputing*, 198-206.

Hamm, N., Finley, A., Schaap, M., & Stein, A. (2015). A spatially varying coefficient model for mapping PM₁₀ air quality at the European scale. *Atmospheric Environment*, 393-405.

Kim, Y., Sartelet, K., Raut, J.-C., & Chazette, P. (2015). Influence of an urban canopy model and PBL schemes on vertical mixing for air quality modeling over Greater Paris. *Atmospheric Environment*, 289-306.

- Kumar, A., Patil, R., Dikshit, A., & Kumar, R. (2018).** Application of WRF Model for Air Quality Modelling and AERMOD – A Survey. *Technical Note*.
- Li, J., & Heap, D. . (2014).** Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling & Software*, **53**, 173-189.
- Liu, B., Wu, J., Zhang, J., Wang, L., Yang, J., Liang, D., y otros. (2017).** Characterization and source apportionment of PM2.5 based on error estimation from EPA PMF 5.0 model at a medium city in China. *Environmental*, **222**, 10-22.
- Liu, Y., Cao, G., Zhao, N., Mulligan, K., & Ye, X. (2018).** Improve ground-level PM2.5 concentration mapping using a random forests-based geostatistical approach. *Environmental Pollution*, **272-282**.
- Londoño C., L. A., & Valdés Q., J. C. (2012).** *Geoestadística Aplicada*. Saarbrücken, Alemania: Editorial Académica Española.
- Londoño Ciro, L. A. (2018).** *Curso Geoestadística. Especialización Medio Ambiente y Geoinformática*. Medellín: Universidad de Antioquia.
- Londoño Ciro, L. A. (2018).** *Metodología para Caracterizar Espacio-Temporalmente la Concentración de Material Particulado en Valles Intramontanos con Información Escasa*. Medellín: Universidad de Antioquia.
- Londoño Ciro, L. A., & Cañon Barriga, J. E. (2018).** Metodología para la caracterización espacio-temporal de PM2.5 en el área urbana de la ciudad de Medellín - Colombia. *Revista EIA*, julio-diciembre, pp.113-132.
- Londoño-Ciro, L., Cañón Barriga, J., & Giraldo Ocampo, J. (s.f.).** *Modelo de proximidad espacial para definir sitios de muestreo en redes urbanas de calidad de aire*.
- QGIS. (30 de Noviembre de 2018).** *Análisis Espacial (Interpolación)*. Obtenido de https://docs.qgis.org/2.14/es/docs/gentle_gis_introduction/spatial_analysis_interpolation.html
- Rendón Rivera, A., Caballero Acosta, J., Arias López, A., González Patiño, A., Arenas Rivillas, J., & Gallego, J. (2011).** ESTUDIO GEOLÓGICO-GEOMORFOLÓGICO EN EL ORIENTE CERCANO A MEDELLÍN, COMO APOYO A LA BÚSQUDA DE ACTIVIDAD TECTÓNICA RECIENTE. *Boletín Ciencias de la Tierra*, p. 39-54.
- Ribeiro, M., Pinho, P., Branquinho, C., Llop, E., & Pereira, M. (2016).** Geostatistical uncertainty of assessing air quality using high-spatial-resolution lichen data: A health study in the urban area of Sines, Portugal. *Science of the Total Environment*, **740-750**.
- Uncertainties in estimates of mortality attributable to ambient PM2.5 in Europe. (2018).** *Environmental Research Letters*.
- University of Twente. (14 de 05 de 2018).** *Faculty of Geoinformation Science and Earth Observation*. Obtenido de <https://www.itc.nl/research/research-themes/4d-earth/>