

Estimación de la concentración de material particulado menor a 10 micras a través de sensores remotos en el área urbana de la ciudad de Cuenca

Abad Lorena¹, Mejía Danilo^{1,2}

1 Carrera de Ingeniería Ambiental/
Facultad de Ciencias Químicas/Uni-
versidad de Cuenca
12 de Abril s/n y Agustín Cueva/
Azuay/Ecuador
lore.abad6@gmail.com

2 Centro de Estudios Ambientales/
Facultad de Ciencias Químicas/Uni-
versidad de Cuenca
Av. Víctor Manuel Albornoz s/n y
Av. De los Cerezos /Azuay/Ecuador
danilo.mejia@ucuenca.edu.ec

RESUMEN

Cuenca presenta alta contaminación atmosférica incluyendo emisiones por material particulado, que afectan a la salud de los pobladores y al desarrollo biótico por su interacción y permanencia en la atmósfera. Se identifica una ecuación empírica para estimar concentraciones de PM₁₀ a partir de correlaciones entre mediciones terrestres del contaminante con valores derivados de imágenes satelitales Landsat 8. Se genera un modelo de regresión lineal múltiple aplicando la reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) y niveles digitales (DN), con un coeficiente de determinación múltiple R² 0.55 y un valor-p de 0.002. Se obtiene un mapa de distribución de PM₁₀ para estimar concentraciones de este contaminante en sitios sin cobertura de la red de monitoreo de la ciudad. Incluir bandas térmicas en los modelos mejora notablemente el coeficiente de determinación. Sin embargo, existen zonas donde los valores estimados de PM₁₀ superan los rangos promedio, recomendando una validación in situ.

Palabras clave: **calidad del aire, contaminación urbana, material particulado, PM₁₀, sensores remotos, Landsat 8.**

ABSTRACT

Cuenca city presents high atmospheric pollution values due to traffic, industrial activity, and urban expansion, among other factors. Within the city main pollutants, particulate matter affects the citizen's health and biotic development due to their atmospheric interaction and permanence. The aim of the study is to identify an empirical equation to estimate particulate matter less than 10 micrometers in diameter (PM₁₀) concentrations through correlations between in situ measurements of this pollutant with values derived from Cuenca's urban area Landsat 8 satellite imagery. A multiple linear regression model is generated applying top of the atmosphere reflectance (TOA) and digital numbers (DN), which gives a multiple determination coefficient R² of 0.55 and a p-value of 0.002. The generated PM₁₀ distribution map allows the estimation of the pollutant's concentration in places where the monitoring network has no coverage. However, there are certain locations where estimated PM₁₀ values overpasses the average range, for which an in-situ validation is suggested.

Keywords: **air quality, urban pollution, particulate matter, PM₁₀, remote sensing, Landsat 8.**

I. INTRODUCCIÓN

La contaminación atmosférica ha sido estudiada y analizada dada su relación directa con la generación de problemas ambientales y de salud en los habitantes, principalmente de áreas urbanas con un marcado desarrollo industrial y productivo. Esto ha despertado la necesidad de monitorear las concentraciones de diversos contaminantes a través de equipos in situ, de manera que se puedan determinar las causas, formas de dispersión y las medidas preventivas y de control que se deben tomar para poder afrontar el problema (Christopher & Gupta, 2010; Grantz, Guo et al., 2014).

Las redes de monitoreo son los instrumentos utilizados para suministrar información regular sobre la calidad de aire, determinando parámetros como monóxido de carbono, óxidos de nitrógeno, óxidos de azufre, ozono, material particulado y datos meteorológicos (Jung, Y., Park, W., & Park, O. 2003; Grosso, Ferreira, & Mesquita, 2007). Estas cuentan con una buena resolución temporal y exactitud (Li & Hou, 2015). Las redes de vigilancia requieren de un análisis del territorio a monitorear, para determinar así el número y ubicación de las estaciones, así como la cantidad de parámetros de estudio, considerando la disponibilidad de recursos de la zona (Ministerio del Ambiente, 2010). A más de limitaciones económicas, las redes de monitoreo terrestres no ofrecen una cobertura global de las concentraciones de contaminantes, debido a que una estación representa un solo punto de observación y su generalización podría verse limitada con respecto al área de estudio. (Guo et al., 2014; Gupta et al., 2006; Othman, Jafri, & Lim, 2010).

El análisis de la atmósfera puede realizarse aplicando nuevas tecnologías, como es el caso de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y sensores remotos. Los sensores remotos permiten, a través de imágenes satelitales, analizar propiedades físicas de la atmósfera, de manera que se pueden determinar concentraciones de contaminantes con una mayor área de visualización y estudio, aumentando así el rango de observación. De esta manera se aporta a los datos de monitoreo in situ permitiendo analizar los patrones de dispersión del contaminante a nivel global, regional o local (Grosso, Ferreira, & Mesquita, 2007). Los valores de concentración de contaminantes pueden obtenerse directamente con el uso de sensores propios para su detección o del procesamiento de estas imágenes y correlaciones de datos obtenidos con estas concentraciones. Algoritmos de determinación de Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) y de reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) son generalmente utilizados para la determinación de aerosoles, que posteriormente permiten estimar valores de material particulado.

El material particulado forma parte de los aerosoles, correspondiendo a las partes sólidas y líquidas, que no se depositan, sino que permanecen en la atmósfera, alcanzando grandes distancias y facilitando así su entrada al organismo a través de la vía respiratoria. Se clasifican en aquellas partículas con diámetro menor a 10 micras (PM_{10}) y aquellas con diámetro menor a 2.5 micras ($PM_{2.5}$). Las primeras pueden ingresar desde la nariz y la garganta hasta los pulmones, mientras que el $PM_{2.5}$ ingresa directamente a los alveolos pulmonares hacia el torrente sanguíneo (Brook et al., 2010). El material particulado es de importancia además para el ambiente debido a su capacidad de interacción con la atmósfera terrestre. Se han identificado impactos en aspectos bióticos como inhibición de la capacidad fotosintética en plantas y afecciones a la integridad física de la fauna cercana a focos de contaminación, incidiendo directamente en los ecosistemas (Christopher & Gupta, 2010; Grantz, Garner, & Johnson, 2003; Guo et al., 2014).

El uso de imágenes satelitales para el monitoreo de la calidad del aire aporta una visión global de la zona de estudio, indicando inclusive las fuentes de contaminación y donde se deben enfocar aquellas medidas de prevención y control. Esta tecnología es aplicable a la estimación de material particulado debido principalmente a sus características físicas que pueden ser detectadas a partir del espectro electromagnético. A pesar de su limitación temporal, las imágenes satelitales aportan con una visión única sobre la calidad del aire, complementando los métodos convencionales (Wald & Baleyraud, 1999).

La mayoría de estudios aplican distintos algoritmos de Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) para su posterior correlación con concentraciones de material particulado tanto PM_{10} como $PM_{2.5}$. Los algoritmos empleados varían en complejidad pues introducen variables físicas para su cálculo. Dentro del estudio de Aerosoles se ha utilizado el satélite Landsat con resultados positivos en lugares como Arabia Saudita, donde se toma en cuenta bandas RGB para encontrar un algoritmo multiespectral que permita modelar el comportamiento del PM_{10} en la atmósfera, concluyendo que son métodos aplicables para la generación de mapas de distribución de contaminantes y para ubicación de puntos de contaminación de áreas urbanas (Luo, Wong, Zhao, Yan, & Xiao, 2015; Othman et al., 2010).

La mayoría de estudios han sido realizados a nivel del mar o en localidades de baja altitud, con terrenos planos. Sin embargo, el área de estudio para la presente investigación se encuentra dentro de los Andes Neotropicales, en una ciudad de altura como es la ciudad de Cuenca a 2.550 m.s.n.m. con una topografía compleja. Los Andes Neotropicales incluyen Perú, Ecuador, Colombia y Venezuela entre otros países, los cuales se caracterizan por ser sitios de alta biodiversidad atravesados por la Cordillera de los Andes (Bird Life International & Conservation International, 2005); cadena montañosa que contribuye a la diversidad climática y biótica dentro de la región (Kricher, 2010). El área de estudio presenta importantes propiedades topográficas a analizarse, ya que el cálculo de material particulado estimado a partir de información satelital puede verse influenciado por nubes convectivas o por sombras inducidas por el terreno (Emili, Popp, Riffler, & Bern, 2016). Por tanto, el objetivo de esta investigación es determinar valores de PM_{10} en el área urbana de la ciudad de altura de Cuenca a partir de valores de reflectancia y niveles digitales recuperados de imágenes satelitales Landsat 8.

II. MÉTODO

A. ÁREA DE ESTUDIO

El área de estudio comprendió la zona urbana de la ciudad de Cuenca, perteneciente al cantón Cuenca, provincia del Azuay, ubicada en la región seis de la República del Ecuador. La ciudad cuenta con una superficie de 70,59 km² y una población de 331.888 habitantes (INEC, 2010). Se localiza en la zona centro sur del país, a 2.550 m.s.n.m. en un valle del callejón interandino de la parte meridional de la Cordillera de los Andes. Se encuentra atravesada por cuatro ríos: Tomebamba, Yanuncay, Tarqui y Machángara. Su clima es templado con una temperatura promedio de 15 °C, sin embargo, puede presentar cambios bruscos de clima en el transcurso del día.

De acuerdo al Reporte de Calidad del Aire del 2011, la ciudad de Cuenca presenta una deterioración de la calidad del aire, y, por tanto, en la calidad de vida de sus ciudadanos debido al

tráfico vehicular, actividad industrial y expansión urbana. El reporte concluye que ciertas áreas de la ciudad no cumplen con los parámetros establecidos por las normativas nacionales e internacionales, destacando que el material particulado (PM_{2.5}) - obtenido a partir de correlaciones empíricas con PM₁₀ - presenta concentraciones de contaminantes preocupantes y nocivas para la calidad del aire de la ciudad (Alcaldía de Cuenca & Red de Monitoreo EMOV EP., 2012).

B. RECOPIACIÓN DE INFORMACIÓN

Para la presente investigación se obtuvieron tanto, datos in situ de calidad del aire del área de estudio, así como imágenes satelitales que cubrieron la misma.

Los datos in situ incluyeron básicamente mediciones de material particulado menor a 10 micras, los cuales provienen de la Red de Monitoreo de la Calidad del Aire de Cuenca de la Empresa Pública Municipal de Movilidad, Tránsito y Transporte, EMOV-EP, activa desde el año 2010. Esta red está provista de una subred activa de PM₁₀, que cuenta con tres equipos semiautomáticos de alto volumen para la obtención de muestras durante 24 horas consecutivas de exposición, con un intervalo de frecuencia de toma de muestras de 6 días y un porcentaje de error del 8% (Dávila, 2016). Estos equipos cuentan con una escala urbana/vecinal y se encuentran distribuidos (Figura 1) en tres estaciones de monitoreo a lo largo de la ciudad (Alcaldía de Cuenca & Red de Monitoreo EMOV EP., 2012), cuyas coordenadas se detallan en la Tabla I. La base de datos se evaluó en el programa Excel del paquete Microsoft Office Professional Plus 2013 en busca de vacíos de información e incongruencias, y en los softwares R versión 3.2.2 y RStudio versión 0.99.484 donde se obtuvo estadística descriptiva, para finalmente resumir la información en una matriz con datos promedio y máximos mensuales.

Las imágenes satelitales utilizadas correspondieron al satélite Landsat 8. Su órbita se encuentra a 705 km de altura y tiene una resolución espacial de 30 metros para el sensor Operational Land Imager (OLI) y 100 metros para el Thermal Infrared Sensor (TIRS); y una resolución temporal de 16 días (Knight & Kvaran, 2014; Reuter et al., 2015). Las imágenes se obtuvieron de la base de datos de la USGS [http://earthexplorer.usgs.gov]. Se buscaron imágenes de los años 2013 y 2014 de los cuales se contó con una base de datos in situ completa, recuperando aquellas en path: 10 y row: 62. Para su selección se analizó que las imágenes cuenten con una cobertura de nubes menor al 60%, procurando que el área de estudio se encuentre despejada. Las imágenes elegidas para el estudio se encuentran enlistadas en la Tabla II, trabajando con un total de siete imágenes para el periodo de estudio mencionado.

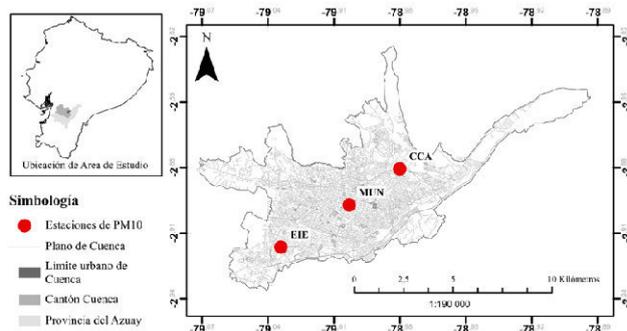


Figura. 1. Mapa de ubicación de estaciones de PM₁₀ de la Red de Monitoreo EMOV-EP.

TABLA I

COORDENADAS DE UBICACIÓN DE ESTACIONES DE PM₁₀ DE LA RED DE MONITOREO EMOV-EP (FUENTE DE DATOS: EMOV-EP, 2013)

CÓDIGO	NOMBRE	LATITUD	LONGITUD
CCA	Colegio Carlos Arizaga Vega	-2,880532°	-78,980024°
MUN	Municipio	-2,897001°	-79,003000°
EIE	Escuela Ignacio Escandón	-2,916303°	-79,034047°

TABLA II

IMÁGENES UTILIZADAS PARA LA OBTENCIÓN DE INFORMACIÓN SATELITAL (FUENTE DE DATOS: USGS, 2013 - 2014)

CÓDIGO	FECHA	NUBOSIDAD	NUBOSIDAD ÁREA DE ESTUDIO
LC80100622013124LGN01	04/05/2013	59,86%	20%
LC80100622013220LGN00	08/08/2013	37,39%	15%
LC80100622013332LGN00	28/11/2013	36,91%	0%
LC80100622014063LGN00	04/03/2014	58,61%	10%
LC80100622014159LGN00	08/06/2014	56,76%	10%
LC80100622014207LGN00	26/07/2014	42,77%	5%
LC80100622014303LGN00	30/10/2014	37,52%	10%

Adicionalmente se utilizó una base de datos meteorológica, que se obtuvo de estaciones manejadas por la Escuela de Ingeniería Ambiental de la Universidad Politécnica Salesiana, ubicadas en diferentes puntos del cantón Cuenca. Información de temperatura y humedad relativa se utilizó en la fase de validación del modelo, a más de un mapa térmico generado con las imágenes satelitales Landsat 8 seleccionadas. Se analizará a profundidad el objetivo de uso y proceso aplicado a estos datos en la sección pertinente.

C. PROCESAMIENTO DE IMÁGENES SATELITALES

Las imágenes Landsat 8 contienen esencialmente Números Digitales (DN) cuantificados y calibrados a escala tanto en las imágenes del sensor OLI y del sensor TIRS. Los datos de DN pueden ser transformados a valores de radiancia y posteriormente de reflectancia. La primera consiste en convertir la información a valores de radiancia del sensor con información de calibración del mismo. La segunda transformación convierte los valores de radiancia del sensor a valores de radiancia en la superficie de la tierra o reflectancia (Hameed & Hasan, 2014). Para el caso de productos Landsat 8, específicamente del sensor OLI, los metadatos contienen factores que convierten directamente los DN a valores de reflectancia, sin realizar la conversión de radiancia. Para este proceso se aplicaron los algoritmos presentados en la Ecuación 1 y la Ecuación 2 (USGS, 2015).

$$\rho\lambda' = M_p Q_{cal} + A_p \tag{1}$$

donde $\rho\lambda'$ es la Reflectancia planetaria en el tope de la atmósfera (TOA), sin corrección para el ángulo solar, M_p es el Factor de escala multiplicativa específico para cada banda obtenido de los metadatos (REFLECTANCE_MULT_BAND_X, donde x es la banda), A_p es el Factor de escala aditiva específico para cada banda obtenido de los metadatos (REFLECTANCE_ADD_BAND_X, donde x es la banda), Q_{cal} es el Valor de pixel standard cuantificado y calibrado (DN).

$$\rho\lambda = \frac{\rho\lambda'}{\cos \theta_{SZ}} = \frac{\rho\lambda'}{\sin \theta_{SE}} \tag{2}$$

donde $\rho\lambda$ es la Reflectancia planetaria en el tope de la atmósfera (TOA), $\rho\lambda'$ es la Reflectancia planetaria en el tope de la

atmósfera (TOA) sin corrección para el ángulo solar, θ_{SE} es el ángulo de elevación local del sol, proporcionado en los metadatos (SUN_ELEVATION), θ_{SZ} es el ángulo cenital del sol y θ_{SZ} es el resultado de $90^\circ - \theta_{SE}$.

Los algoritmos presentados se aplicaron en las bandas del sensor OLI, desde la Banda 1 a la Banda 7, excluyendo la banda pancromática (Banda 8) y cirros (Banda 9) debido a que su resolución espacial es diferente y sus aplicaciones son distintas a los propósitos de la investigación. Para tal propósito se utilizó el software QGIS versión 2.10.1 - Pisa, con ayuda de Semi-Automatic Classification Plugin versión 4.9.3 - Frascati, desarrollado por Lucas Congedo que permite realizar la clasificación semi-automática y supervisada de imágenes satelitales, pre-procesamiento de imágenes, post-procesamiento de clasificaciones y cálculos ráster (Congedo & Munafò, 2012).

En una primera instancia del estudio, se pretendía utilizar como variables la Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD, por sus siglas en inglés Aerosol Optical Depth) que no es más que la diferencia entre la reflectancia TOA y la reflectancia en la superficie terrestre (DOS1, por el método aplicado para su cálculo), según indica la Ecuación 3. Se realizó el cálculo de esta variable en las imágenes seleccionadas, sin embargo, no se obtuvieron los resultados esperados, por lo cual el método no se analizó a profundidad, pero será discutido posteriormente.

$$OD = TOA - DOS1 \quad (3)$$

D. CONSTRUCCIÓN DE LA BASE DE DATOS

Una vez aplicados los algoritmos a las bandas seleccionadas de las imágenes del área de estudio, se procedió a armar la base de datos que sirvió para la generación del modelo de regresión lineal múltiple. Para esto se tomó el valor de reflectancia TOA del píxel correspondiente a la ubicación de las estaciones de PM₁₀ in situ, para cada una de las bandas del sensor OLI y adicionalmente el valor de DN de las bandas 10 y 11 del sensor TIRS.

Estas últimas bandas se adicionaron ya que probaron tener éxito al momento de estimar material particulado, donde el coeficiente de determinación de Pearson aumenta notablemente al incluir la banda térmica del satélite Landsat en el modelo de regresión (Lim et al., 2004), lo cual se planteó comprobar en este estudio también.

Los datos de PM₁₀, por su parte, se obtuvieron de cada estación considerando la fecha de toma de muestra posterior más cercana a la fecha de la imagen satelital, considerando que la toma de muestras se realiza cada seis días, por tanto, asumiendo que el dato posterior más próximo representó la concentración de PM₁₀ para el día de toma de cada imagen.

De esta recuperación de información se obtuvo una matriz de datos con 21 observaciones, pues existen tres estaciones y siete imágenes a analizar; con nueve variables a correlacionarse con la concentración de PM₁₀ in situ, considerando los valores de reflectancia TOA de la banda 1 a la 7 y los DN de las bandas 10 y 11.

E. OBTENCIÓN, APLICACIÓN Y VALIDACIÓN DEL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

Se utilizó el software R para la generación de los modelos de regresión lineal múltiple. De manera inicial, se realizaron combinaciones de cuatro, tres, dos y una de las nueve variables utilizadas debido al número limitado de datos, para determinar la mejor combinación de las mismas. El modelo de regresión corresponde a un modelo lineal y con múltiples

variables que ayudan a estimar o predecir la variable independiente que en este caso es el PM₁₀. Para aplicar el modelo se siguió la Ecuación 4, la cual permitió encontrar la mejor combinación de variables entre sí.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (4)$$

donde y es la variable independiente, x_i son las variables dependientes o regresores y b_i son las constantes determinadas empíricamente.

A partir del coeficiente de determinación R^2 (el cuadrado del coeficiente de correlación de Pearson) se evalúa la variabilidad de los datos explicados por el modelo, siendo valores cercanos a 1 equivalentes a una relación perfecta. En la investigación se obtuvieron aquellos modelos con un coeficiente de determinación que explique una variabilidad mayor al 50% ($R^2 > 0.5$) y con un nivel de significancia menor al cinco por ciento (valor- $p < 0.05$), para analizar las variables que componen cada uno, de manera que pudieron eliminarse aquellos con variables que tengan coeficientes de determinación altos entre sí (covariables). Posteriormente, se seleccionaron los mejores modelos que cumplieran con las condiciones establecidas y se realizó un análisis de los residuales de los mismos para determinar el de mejor comportamiento estadístico, hasta obtener un modelo final que sirvió para la estimación de PM₁₀ en el área de estudio.

Adicionalmente, se realizó una validación cruzada de los modelos preliminares, aplicando el método que deja un valor fuera. Esta validación se realizó con el objetivo de medir el comportamiento predictivo del modelo estadístico y determinar si existe un sobreajuste del modelo seleccionado (Hyndman, 2010).

La ecuación generada a partir del modelo se aplicó a las imágenes que presenten el área de estudio completamente despejada. Por lo tanto, se utilizó la imagen del 4 de marzo, 26 de julio y 30 de octubre de 2014, las cuales no presentaron nubosidad sobre la ciudad de Cuenca.

Por último, se realizaron correlaciones de los resultados de las concentraciones de PM₁₀ obtenidos con información de temperatura ambiente, humedad relativa y temperatura del suelo. Se obtuvieron datos de temperatura y humedad relativa de los días y horas correspondientes a las imágenes satelitales previamente mencionadas que fueron interpolados con el método de CoKriging utilizando la altura de cada punto como variable de correlación. Posteriormente se realizó un promedio de los rústers de temperatura ambiente y humedad relativa generados. Para el caso de la temperatura del suelo, se generaron mapas térmicos con las imágenes mencionadas haciendo uso de las bandas térmicas y del índice de vegetación normalizado dentro de su algoritmo.

III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

A. ANÁLISIS DEL MODELO GENERADO

Los resultados preliminares obtenidos de las combinaciones utilizadas para generar los distintos modelos y que cumplen con los criterios establecidos se resumen en la Tabla III. Se incluyó junto a ellos los valores de coeficiente de determinación R^2 , a más de esto el R^2 ajustado y el valor- p con el cual se puede comprobar que se cumplen los criterios previamente establecidos.

TABLA III
MODELOS PRELIMINARES RESULTANTES DE LAS REGRESIONES LINEALES MÚLTIPLES

MODELO	ECUACIÓN	R ²	R ² AJ.	VALOR-P
A	PM ₁₀ = -130 + 0,005*DN_B11 + 616*TOA_B2 - 45,6*TOA_B4 - 193*TOA_B5	0,5571	0,4464	0,0081
B	PM ₁₀ = -127 + 0,004*DN_B11 + 592*TOA_B2 - 223*TOA_B5 + 13,3*TOA_B6	0,5557	0,4446	0,0083
C	PM ₁₀ = -126,9 + 0,005*DN_B11 + 582,7*TOA_B2 - 207,1*TOA_B5	0,5548	0,4763	0,0027

A partir del análisis de los modelos obtenidos, se eligió el modelo C que cumplió con los criterios establecidos y que además tuvo las mejores características estadísticas para representar el comportamiento del material particulado menor a diez micras en el área de estudio. El modelo final es el que se presenta en la Ecuación 5.

$$PM_{10}(\mu/m^3) = -126,9 + 582,7 * TOA_{Banda\ 2} - 207,1 * TOA_{Banda\ 5} + 0,005039 * DN_{Banda\ 11} \quad (5)$$

donde PM₁₀ (µg/m³) es la Estimación de la concentración de material particulado menor a 10 micras en microgramos por metro cúbico en función de parámetros multiespectrales del satélite Landsat 8, TOA Banda 2 es la reflectancia en el tope de la atmósfera de la banda 2, TOA Banda 5 es la reflectancia en el tope de la atmósfera de la banda 5 y DN Banda 11 es el número digital de la banda 11.

El análisis estadístico del modelo se encuentra resumido en la Tabla IV donde se indica un error residual estándar de 7,589 µg/m³ con 17 grados de libertad, ya que se trabajó con 21 observaciones y 4 variables dentro del modelo. Conociendo que los valores de PM₁₀ que se presentaron en el área de estudio se encontraron entre 12 y 110 µg/m³ aproximadamente, se considera un valor aceptable de error de estimación de las concentraciones.

El coeficiente de determinación (R²) es de 0,5548; a pesar de ser un valor aparentemente bajo, estudios previos en esta área presentan valores de R² entre 0,6 y 0,8 (Amanollahi, Abdullah, Farzanmanesh, Ramli, & Pirasteh, 2011; Grosso et al., 2007; Gupta et al., 2006; Othman et al., 2010; Wang & Christopher, 2003). Tomando en cuenta la gran cantidad de limitantes al momento de realizar el modelo de regresión, principalmente el número de observaciones, se puede decir que el valor del coeficiente de determinación es aceptable para la estimación de concentraciones de PM₁₀ en el área de estudio, aunque podría mejorarse tomando en cuenta un mayor número de observaciones en investigaciones futuras.

El coeficiente de determinación ajustado fue de 0,4763, siendo este el mayor coeficiente de los tres modelos preliminares analizados. Este valor fue positivo y relativamente alto por lo que se acepta para el modelo final. El valor-p por su parte es de 0,002738, un nivel de significancia aceptable considerando que es menor a 0,05, siendo estadísticamente significativo.

TABLA IV
ANÁLISIS ESTADÍSTICO DEL MODELO SELECCIONADO

Residuales:					
	Mínimo	Cuartil 1	Mediana	Cuartil 3	Máximo
	-10,827	-4,745	-2,078	6,020	13,262
Coeficientes:					
	Estimado	Error Estándar	Valor-t	Pr(> t)	
(Intercepción)	-126,9	36,28	-3,499	0,00275	**
DN_B11	0,005039	0,001423	3,541	0,00251	**
TOA_B2	582,7	168,4	3,461	0,00299	**
TOA_B5	-207,1	84,29	-2,457	0,02506	*

Código de significancia: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 '.' 0,1 '.' 1					
Error residual estándar: 7,589 en 17 grados de libertad					
R-cuadrado múltiple: 0,5548, R-cuadrado ajustado: 0,4763					
Estadística-F: 7,063 en 3 y 17 GL, valor-p: 0,002738					

Del modelo seleccionado se pudo observar que la combinación de información que presentó el coeficiente de determinación más alto y que además cumplió con los criterios, incluyó bandas con resoluciones espectrales distintas. Se cuenta con la reflectancia TOA de la banda 2 o banda azul, que cubre longitudes de onda entre 0,45 y 0,51 µm dentro del espectro visible; reflectancia TOA de la banda 5 o banda del infrarrojo cercano, con longitudes de onda entre 0,85 y 0,88 µm, ambas con una resolución espacial de 30 metros; y DN de la banda 11 o banda del térmico infrarrojo 2, con longitudes de onda entre 11,50 y 12,51 µm y con una resolución espacial de 100 metros.

A diferencia de otros estudios, el presente se ha visto limitado por la cantidad de observaciones con las que se trabaja, únicamente 21, por lo que se han visto necesarias las técnicas para la limitación del número de variables utilizadas, de manera que estadísticamente los resultados puedan considerarse representativos. Sin embargo, se ha observado en otros estudios (Gupta et al., 2006; King, Kaufman, Tanré, & Nakajima, 1999; Li & Hou, 2015; Lim et al., 2004; Othman et al., 2010; Wong, Matjafri, Abdullah, & Lim, 2009) que utilizan una mayor cantidad de variables que las bandas generalmente utilizadas son aquellas que corresponden al espectro visible, es decir, las bandas 2, 3 y 4 para el caso del satélite Landsat 8. Estos estudios presentan buenos resultados al momento de estimar las concentraciones de PM₁₀, pero, vale la pena señalar que las bandas citadas tienen alta correlación entre sí (Tabla V con valores subrayados), lo cual podría estar introduciendo un ruido o un error en los modelos generados en estos estudios.

TABLA V
MATRIZ DE CORRELACIÓN DE VARIABLES MULTIESPECTRALES Y TÉRMICAS

	TOA_B1	TOA_B2	TOA_B3	TOA_B4	TOA_B5	TOA_B6	TOA_B7	DN_B10	DN_B11
TOA_B1	1,000								
TOA_B2	0,974	1,000							
TOA_B3	0,944	0,922	1,000						
TOA_B4	0,821	0,820	0,891	1,000					
TOA_B5	0,714	0,761	0,848	0,840	1,000				
TOA_B6	0,461	0,455	0,644	0,840	0,785	1,000			
TOA_B7	0,398	0,419	0,539	0,813	0,699	0,965	1,000		
DN_B10	0,122	0,170	0,304	0,426	0,455	0,540	0,518	1,000	
DN_B11	0,034	0,083	0,190	0,310	0,320	0,420	0,417	0,971	1,000

Las bandas del infrarrojo cercano han formado parte de los modelos para la estimación de la concentración de material particulado (Li & Hou, 2015; Wald & Baleynaud, 1999), con resultados positivos como en el modelo generado en el presente estudio. Además, la incorporación de las bandas térmicas tuvo un resultado favorable pues presentaron una buena

correlación para los modelos preliminares, comprobando, así como en el estudio de Lim et al. (2004), que estas bandas permiten mejorar la estimación de las concentraciones de PM₁₀.

Las longitudes de onda encontradas en el modelo resultante siguen además conceptos lógicos, ya que el material particulado esencialmente será percibido dentro del espectro visible, al ser un contaminante que se dispersa en el aire ambiente, generando problemas de visibilidad. Asimismo, para el caso de bandas dentro del espectro térmico como son las bandas 5 y 11, ya que el material particulado se relaciona a periodos de mayor temperatura por ser épocas secas que no permitan que los contaminantes se asienten en la superficie y se propicie su dispersión.

B. VALIDACIÓN DEL MODELO GENERADO

Para seleccionar el modelo final se hizo un análisis de los residuales, donde finalmente se seleccionó el modelo C, el cual presentó las gráficas estadísticamente más aceptables que permiten tomar el modelo como válido.

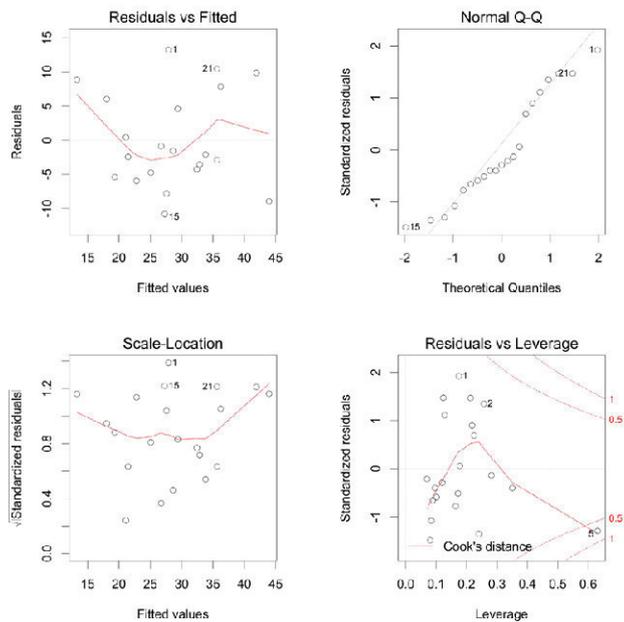


Figura 2. Gráficas de diagnóstico de residuales del modelo de regresión seleccionado.

En la Figura 2 se pueden observar cuatro gráficas para el análisis de residuales. La gráfica 1: Residuals vs. Fitted muestra que, para el caso del modelo seleccionado, considerando la baja cantidad de observaciones con las que se trabaja, se pudo considerar que los datos se encuentran dispersos y no presentan un patrón definido, por lo que no puede asegurarse una relación lineal de los datos debido a la falta de información.

La gráfica 2: Normal Q-Q muestra que los residuales si se encuentran aproximadamente dentro del patrón aceptable, tocando nuevamente en cuenta que la cantidad de observaciones es baja por lo que lo que pueden parecer patrones en realidad podría explicarse por una falta de datos suficientes para la interpretación de la gráfica de diagnóstico.

La gráfica 3: Scale-Location indica una dispersión de los datos alrededor de una línea curva; a pesar de que se pudo suponer cierto patrón para las variancias de los residuales se consideró aceptable dadas las condiciones limitantes previamente mencionadas.

La gráfica 4: Residuals vs. Leverage permite ver que uno de los datos se encuentra por encima de la distancia Cook, el dato #5, sin embargo, su distancia no es significativa. Para asegurar que este dato no tiene una influencia ni un apalancamiento importante, se volvió a correr el modelo sin este dato, dando resultados similares, sin afectar en gran medida al modelo de regresión, por lo que se decidió mantener el dato dentro del análisis.

Para complementar la validación del modelo a partir del análisis de residuales, se realizó una validación cruzada que comprende en dejar un valor fuera de los modelos preliminarmente seleccionados de manera que se puede identificar el modelo con el mejor ajuste de los datos. Tras la validación se identificó el modelo C como aquel con menor error cuadrático medio (77,7) y mejor comportamiento estadístico como se puede observar en la Tabla VI. A más de esto, se observan las gráficas resultantes de la validación cruzada para los modelos preliminares (Figura 3).

TABLA VI
ANÁLISIS DE VARIANZA MODELO A, B Y C.

ANÁLISIS DE VARIANZA: MODELO A						
	GL	Suma Cuad.	Media Cuad.	Valor F	Pr(>F)	
DN_B11	1	522	522	8,58	0,0098	**
TOA_B2	1	350	350	5,75	0,0290	*
TOA_B4	1	126	126	2,06	0,1700	
TOA_B5	1	227	227	3,73	0,0714	.
Residuales	16	974	61			

Error Cuadrático Medio: 97,5						

ANÁLISIS DE VARIANZA: MODELO B						
	GL	Suma Cuad.	Media Cuad.	Valor F	Pr(>F)	
DN_B11	1	522	522	8,55	0,0099	**
TOA_B2	1	350	350	5,74	0,292	*
TOA_B5	1	348	348	5,69	0,0297	*
TOA_B6	1	2	2	0,03	0,8612	
Residuales	16	977	61			

Error Cuadrático Medio: 99						

ANÁLISIS DE VARIANZA: MODELO C						
	GL	Suma Cuad.	Media Cuad.	Valor F	Pr(>F)	
TOA_B2	1	422	422	7,33	0,0149	*
TOA_B5	1	76	76	1,31	0,2676	
DN_B11	1	722	722	12,54	0,0025	**
Residuales	17	979	58			
Residuales	16	977	61			

Error Cuadrático Medio: 77,7						
Códigos Sign.: 0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1						

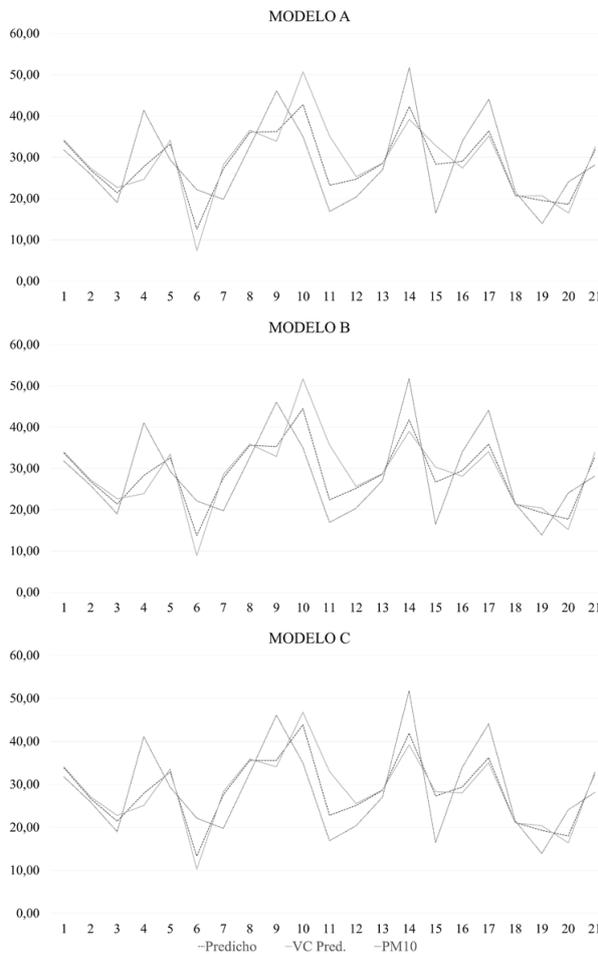


Figura 3. Gráficas comparativas de errores cuadráticos medios de validación cruzada para los modelos preseleccionados.

C. APLICACIÓN DE ECUACIÓN

Al momento de aplicar la ecuación al área de estudio se observaron valores elevados al estimar las concentraciones de PM₁₀ en zonas específicas de la ciudad. Por ende, se vio necesario comprobar si estos valores extremos se debían a la influencia de variables meteorológicas. Para esto se utilizaron mapas interpolados de temperatura y humedad relativa además de un mapa térmico, correspondientes a la hora y día de cada una de las imágenes satelitales utilizadas para representar el comportamiento de la concentración estimada de PM₁₀. Se realizó una correlación entre un promedio de los mapas de material particulado, y un promedio de los mapas de temperatura, humedad relativa y temperatura del suelo, obteniendo como resultado valores sin una relación directa entre ellos, los cuales se observa en la Tabla VII.

En la tabla se observa que ninguna de las variables meteorológicas analizadas presentó correlaciones significativas con respecto a la concentración estimada de PM₁₀, por lo que se requiere de un análisis más profundo y de validación in situ de estos valores extremos para encontrar la causa de estos errores dentro del modelo, a realizarse en investigaciones futuras.

TABLA VII
MATRIZ DE CORRELACIÓN DE INFORMACIÓN METEOROLÓGICA CON LA CONCENTRACIÓN ESTIMADA DE PM₁₀.

	Estimación PM ₁₀	Humedad Relativa	Temperatura	Temperatura Suelo
Estimación PM ₁₀	1,000			
Humedad Relativa	-0,110	1,000		
Temperatura	0,087	-0,710	1,000	
Temperatura Suelo	0,135	-0,495	0,446	1,000

D. MAPA DE ESTIMACIÓN DE CONCENTRACIÓN DE PM₁₀

Una vez seleccionado el modelo final y validado de manera estadística, se aplicó la ecuación encontrada a imágenes satelitales que presentaron el área de estudio completamente despejada; obteniendo así un mapa para cada una de estas imágenes en los que se pudo visualizar el comportamiento del PM₁₀ estimado en la ciudad de Cuenca, como se observa en la Figura 4.

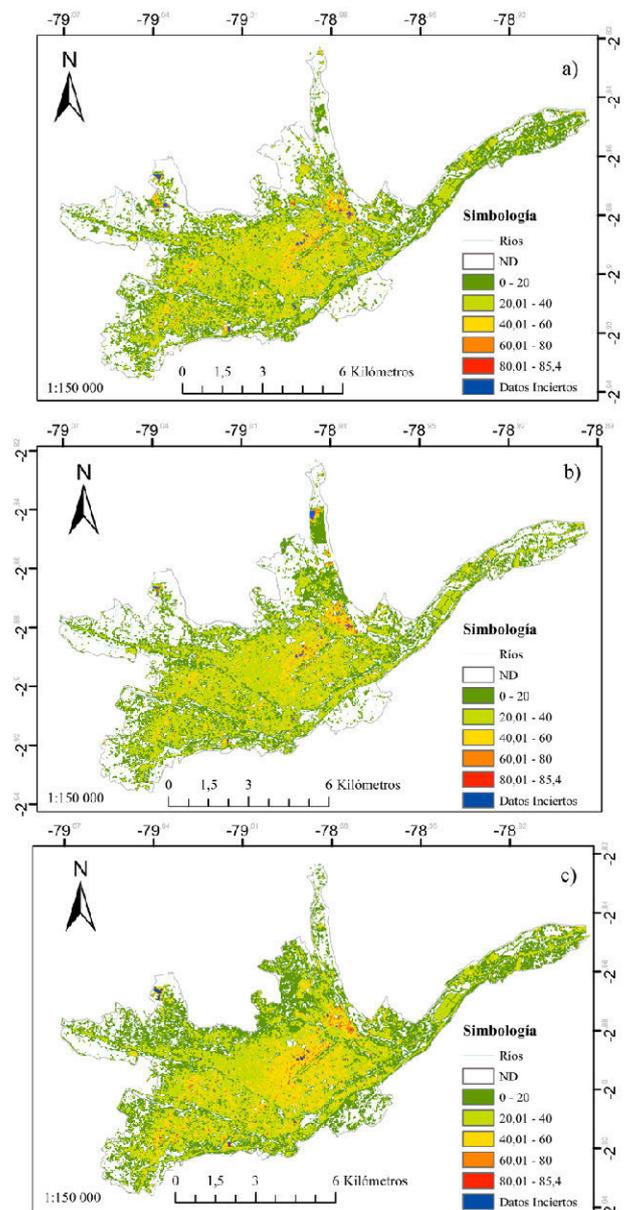


Figura 4. Mapa de estimación de la concentración de PM₁₀ en la ciudad de Cuenca. a) Mapa para el 4 de marzo de 2014. b) Mapa para el 26 de julio de 2014. c) Mapa para el 30 de octubre de 2014.

En los mapas resultantes se mostraron valores estimados de PM₁₀ que alcanzaron concentraciones altas que sobrepasan los 50 µg/m³, valor límite para la concentración promedio en 24 horas según la OMS, e inclusive una gran cantidad de píxeles que presentan valores mayores a 100 µg/m³, valor límite según la normativa ecuatoriana. Sin embargo, se observaron píxeles con valores extremos los cuales se encuentran en distintos lugares del área de estudio. Las correlaciones realizadas con las variables temperatura ambiente, humedad relativa y temperatura del suelo no proporcionaron una explicación para la causa de estos valores, razón por la cual se decidió tomarlos como valores inciertos para su posterior validación en futuras investigaciones. Para determinar el límite sobre el cual los datos se consideran como inciertos, se tomó el valor máximo de concentración de PM₁₀ en el área de estudio para el periodo de datos utilizado en el modelo de regresión, es decir 2013 - 2014, fijando este valor en 85,4 µg/m³.

IV. CONCLUSIONES

Una característica importante de las redes de monitoreo es su alcance espacial, con un radio de monitoreo corto y limitado, existiendo la necesidad de contar con un número mínimo de estaciones, el cual según la OMS es de dos para ciudades con poblaciones menores a un millón de habitantes (Martinez & Romieu, 2003). Sin embargo, se ve necesario un mayor alcance, por lo cual en este caso de estudio se aplica una técnica alternativa, como es la teledetección, para estimar las concentraciones de este contaminante.

El modelo generado para la estimación de este contaminante aplica valores multispectrales y térmicos de las imágenes satelitales Landsat 8 trabajadas. Se puede destacar de la investigación realizada que el uso de la Profundidad Óptica de Aerosoles (AOD) no presentó resultados demasiado significativos como en otros estudios previamente mencionados, sino que el uso de la reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) tuvo mejores resultados por lo cual fue aplicada para la generación de los modelos de regresión lineal múltiple, arrojando resultados que representaron de mejor manera la realidad de la calidad del aire en el área de estudio. A más de esto, se incluyeron los números digitales (DN) de las bandas térmicas en el modelo, con un buen resultado, incluyendo la banda 11 en el modelo final.

Los resultados de la regresión lineal múltiple fueron aceptables, generando una ecuación empírica que permitió estimar los valores de las concentraciones de PM₁₀ y representar de manera visual el comportamiento de este contaminante en la ciudad. Con un coeficiente de determinación de 0,55, considerado admisible según la revisión del estado del arte y tomando en cuenta la cantidad limitada de información con la que se cuenta para realizar el análisis pertinente. Además de esto, el coeficiente de determinación R² ajustado de 0,47 y un valor-p de 0,002 permiten reconocer la ecuación encontrada como estadísticamente aplicable, habiendo realizado además un análisis de los residuales siendo este de entre los modelos preliminares el de mejor comportamiento. A más de esto, la validación cruzada dejando uno afuera realizada para los modelos preliminares indica que el modelo C presenta el menor error cuadrático medio (77,7) a partir del cual se puede reconocer que el modelo no se encuentra sobreestimado y permite predecir, aunque con cierta incertidumbre el comportamiento del PM₁₀ en el área de estudio.

Los mapas generados se ajustaron al comportamiento observado en el área de estudio, pues las zonas con mayor con-

centración de contaminantes vienen a estar representadas por aquellos lugares donde la actividad industrial y el tráfico vehicular son elevados, así como otras circunstancias que pueden contribuir a la propagación del PM₁₀ en la ciudad. No obstante, existen píxeles en los cuales la estimación de contaminante sobrepasó los rangos que se manejan en el periodo de análisis de los datos del modelo (2013 - 2014), por lo que se marcaron como datos inciertos (datos mayores a 85,4 µg/m³).

Durante la investigación se intentó encontrar una correlación de estos datos y variables como temperatura ambiente, humedad relativa y temperatura del suelo, de manera que puedan explicarse estos valores sobrestimados, sin embargo, no se tuvo un resultado positivo, viéndose necesaria una validación in situ en los puntos en cuestión la cual requiere de tiempo y necesidad de días con poca nubosidad para poder realizar las mediciones y obtener las imágenes despejadas; razón por la cual no se realiza los monitoreos en esta ocasión, sino que se mantiene pendiente para la validación de resultados en futuras investigaciones.

El modelo generado para la estimación de PM₁₀ es una primera aproximación al comportamiento de este contaminante en la ciudad, considerando que la cantidad de equipos de muestreo (tres) existentes por parte de la Red de Monitoreo de Calidad de Aire de la EMOV-EP es insuficiente para realizar una interpolación de los datos generados, razón por la cual no existen mapas de distribución del mismo en los informes de calidad del aire anuales presentados por esta entidad.

AGRADECIMIENTOS

A la Facultad de Ciencias Químicas, Carrea de Ingeniería Ambiental y al Centro de Estudios Ambientales (CEA) por continuar apoyando la investigación de la Química Atmosférica en los Andes del Ecuador, un agradecimiento especial a Galo Carrillo por su magnífico respaldo en el estudio de los Sensores Remotos.

REFERENCIAS

- Alcaldía de Cuenca, & Red de Monitoreo EMOV EP. (2012). Informe de Calidad del Aire, año 2011. Cuenca, Ecuador.
- Amanollahi, J., Abdullah, M. M., Farzanmanesh, R., Ramli, M., & Pirasteh, S. (2011). PM₁₀ distribution using remotely sensed data and GIS techniques; Klang Valley, Malaysia. *EnvironmentAsia*, 7, 104-111.
- Bird Life International, & Conservation International. (2005). Áreas Importantes para la Conservación de las Aves en los Andes Tropicales: sitios prioritarios para la conservación de la biodiversidad. Quito: BirdLife International.
- Brook, R. D., Rajagopalan, S., Pope, C. A., Brook, J. R., Bhatnagar, A., Diez-Roux, A. V., ... Kaufman, J. D. (2010). Particulate matter air pollution and cardiovascular disease: An update to the scientific statement from the American heart association. *Circulation*, 121(21), 2331-2378. <http://doi.org/10.1161/CIR.0b013e3181d8e1>
- Christopher, S. A., & Gupta, P. (2010). Satellite Remote Sensing of Particulate Matter Air Quality: The Cloud-Cover Problem. *Journal of the Air & Waste Management Association*, 60(5), 596-602. <http://doi.org/10.3155/1047-3289.60.5.596>
- Congedo, L., & Munafò, M. (2012). Development of a Methodology for Land Cover Classification in Dar es Salaam using Landsat Imagery, (January 2012), 48. Retrieved from <http://www.planning4adaptation.eu/>
- Dávila, M. (2016). Visita Técnica a la Estación de Monitoreo Activa de Calidad de Aire de la EMOV-EP.
- Emili, E., Popp, C., Riffler, M., & Bern, U. (2016). PM₁₀ remote sensing from geostationary SEVIRI and polar-orbiting MODIS sensors over the complex terrain of the European Alpine region. *Remote Sensing of Environment*, 114(September), 2485-2499. <http://doi.org/10.1016/j.rse.2010.05.024>
- Grantz, D. ., Garner, J. H. ., & Johnson, D. . (2003). Ecological effects of particulate matter. *Environment International*, 29(2-3), 213-239. [http://doi.org/10.1016/S0160-4120\(02\)00181-2](http://doi.org/10.1016/S0160-4120(02)00181-2)
- Grosso, N., Ferreira, F., & Mesquita, S. (2007). Improvement in particles (PM₁₀) urban air quality mapping interpolation using remote sensing data. *Air Pollution Modeling and Its Application XVIII, Volume 6(07)*, 265-274. [http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S1474-8177\(07\)06031-7](http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/S1474-8177(07)06031-7)
- Guo, Y., Feng, N., Christopher, S. a., Kang, P., Zhan, F. B., & Hong, S. (2014). Satellite remote sensing of fine particulate matter (PM_{2.5}) air quality over Beijing using MODIS. *International Journal of Remote Sensing*, 35(17), 6522-6544. <http://doi.org/10.1080/01431161.2014.958245>
- Gupta, P., Christopher, S. a., Wang, J., Gehrig, R., Lee, Y., & Kumar, N. (2006). Satellite remote sensing of particulate matter and air quality assessment over global cities. *Atmospheric Environment*, 40(30), 5880-5892. <http://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2006.03.016>
- Hadjimitsis, D. G. (2009). Aerosol optical thickness (AOT) retrieval over land using satellite image-based algorithm. *Air Quality, Atmosphere and Health*, 2, 89-97. <http://doi.org/10.1007/s11869-009-0036-0>
- Hameed, S., & Hasan, G. (2014). Estimation of PM₁₀ Concentration using Ground Measurements and Landsat 8 OLI Satellite Image. *Journal of Geophysics & Remote Sensing*, 3(2), 1-6. <http://doi.org/10.4172/2169-0049.1000120>
- Hyndman, R. J. (2010). Why every statistician should know about cross-validation. Retrieved from <http://robjhyndman.com/hyndsight/crossvalidation/>
- INEC. (2010). Información Censal.
- Jung, Y., Park, W., & Park, O. (2003). Pollution dispersion analysis using the puff model with numerical flow field data, 30, 277-286. [http://doi.org/10.1016/S0093-6413\(03\)00024-7](http://doi.org/10.1016/S0093-6413(03)00024-7)
- King, M. D., Kaufman, Y. J., Tanré, D., & Nakajima, T. (1999). Remote Sensing of Tropospheric Aerosols from Space: Past, Present, and Future. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 80(11), 2229-2259. [http://doi.org/10.1175/1520-0477\(1999\)080<2229:RSOTAF>2.0.CO;2](http://doi.org/10.1175/1520-0477(1999)080<2229:RSOTAF>2.0.CO;2)
- Knight, E., & Kvaran, G. (2014). Landsat-8 Operational Land Imager Design, Characterization and Performance. *Remote Sensing*, 6(11), 10286-10305. <http://doi.org/10.3390/rs61110286>
- Kricher, J. (2010). *Un Compañero Neotropical* (3rd ed.). American Birding Association, Inc.
- Li, B., & Hou, L. (2015). Discuss on Satellite-Based Particulate Matter Monitoring Technique. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XL-7/W3(May), 219-223. <http://doi.org/10.5194/isprsarchives-XL-7-W3-219-2015>
- Lim, H. S., Matjafri, M. Z., Abdullah, K., Saleh, N. M., & Alsultan, S. (2004). Remote sensing of PM₁₀ from LANDSAT TM imagery. *Acrcs 2004*, 739-744.
- Luo, N., Wong, M. S., Zhao, W., Yan, X., & Xiao, F. (2015). Improved aerosol retrieval algorithm using Landsat images and its application for PM₁₀ monitoring over urban areas. *Atmospheric Research*, 153(0), 264-275. [http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2014.08.012](http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.atmosres.2014.08.012)
- Martin, R. V. (2008). Satellite remote sensing of surface air quality. *Atmospheric Environment*, 42(34), 7823-7843. <http://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.07.018>
- Martinez, A. P., & Romieu, I. (2003). Estrategia De Monitoreo. In *Comunidad Europea (Ed.)*, Introducción al monitoreo atmosférico. (pp. 7-37). Bruselas: Biblioteca virtual de desarrollo sostenible y salud ambiental. Retrieved from <http://www.bvsde.ops-oms.org/bvsci/e/fulltext/intromon/cap2.pdf>
- Meena, G. S., Londhe, A. L., Bhosale, C. S., & Jadhav, D. B. (2009). Remote sensing " ground-based automatic UV / visible spectrometer " for the study of atmospheric trace gases. *International Journal of Remote Sensing*, 30(21), 5633-5653. <http://doi.org/10.1080/01431160802698901>

- Ministerio del Ambiente. (2010). Plan Nacional de la Calidad de Aire (Vol. 46). Ecuador.
- Othman, N., Jafri, M. Z. M., & Lim, H. S. (2010). Estimating Particulate Matter Concentration over Arid Region Using Satellite Remote Sensing : A Case Study in Makkah, Saudi Arabia. *Modern Applied Science*, 4(11), 131-142.
- Reuter, D., Richardson, C., Pellerano, F., Irons, J., Allen, R. G., Anderson, M., ... Thome, K. (2015). The Thermal Infrared Sensor (TIRS) on Landsat 8: Design Overview and Pre-Launch Characterization. *Remote Sensing*, 7(1), 1135-1153. <http://doi.org/10.3390/rs70101135>
- USGS. (2015). Using the USGS Landsat 8 Product. Retrieved June 22, 2016, from http://landsat.usgs.gov/Landsat8_Using_Product.php
- Wald, L., & Baleynaud, J. . (1999). Observing air quality over the city of Nantes by means of Landsat thermal infrared data. *International Journal of Remote Sensing*, 20(5), 947-959. <http://doi.org/10.1080/014311699213019>
- Wang, J., & Christopher, S. A. (2003). Intercomparison between satellite-derived aerosol optical thickness and PM_{2.5} mass: Implications for air quality studies. *Geophysical Research Letters*, 30(21), 2095. <http://doi.org/10.1029/2003GL018174>
- Wong, C. J., Matjafri, M. Z., Abdullah, K., & Lim, H. S. (2009). Temporal and Spatial Air Quality Monitoring using Internet Surveillance Camera and ALOS Satellite Image. *IEEE Aerospace Conference Proceedings*, 185-191.