

UNIVERSIDAD DE CUENCA



FACULTAD DE CIENCIAS QUÍMICAS

CARRERA DE INGENIERÍA AMBIENTAL

**“DETERMINACIÓN DE ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE DIÓXIDO DE AZUFRE
(SO₂) ATMOSFÉRICO MEDIANTE SENSORES REMOTOS PARA ECOSISTEMAS
ALTOANDINOS”**

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO
A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE
INGENIERO AMBIENTAL

AUTORA:

FANNY BELÉN SINCHI LEÓN

CI: 0105296818

DIRECTOR:

BLGO. JULIO DANILO MEJÍA CORONEL, MSc

C.I. 0103638581

CUENCA-ECUADOR

2018



RESUMEN

Los ecosistemas altoandinos son sensibles a los problemas generados por la contaminación del aire, debido al incremento de la densidad poblacional, las altas concentraciones de gases que emiten los automóviles, las industrias y el uso de combustibles. Entre los gases contaminantes del aire se encuentra el Dióxido de Azufre (SO_2) gas irritante a altas concentraciones que afecta al sistema respiratorio y cardiovascular. Esta investigación tiene por objeto estimar las concentraciones del contaminante atmosférico SO_2 que incide en el deterioro de la calidad del aire de la ciudad de Cuenca mediante sensores remotos. La metodología utilizada relaciona las concentraciones de SO_2 que fueron medidos *in situ* por la red de monitoreo de calidad del aire de la Empresa Pública de Movilidad, Tránsito y Transporte de Cuenca (EMOV-EP) y la información derivada de 4 imágenes satelitales Landsat-8 en el que intervienen los sensores: Operational Land Imager (OLI) y Thermal Infrared Sensor (TIRS), y mediante la aplicación del algoritmo de la radiancia espectral (AOT) y las temperaturas superficiales se consiguieron las concentraciones estimadas de SO_2 . La relación técnica entre los datos del satélite y las mediciones en tierra son analizadas mediante el análisis de correlación y análisis de regresión no lineal, el cual incorpora Modelos Aditivos Generalizados (GAM). Los resultados indican un modelo estadístico fiable, proporcionando coeficientes de determinación: $R^2=0,642$, $R^2=0,553$, $R^2=0,694$, $R^2=0,678$. Este estudio puede ser una valiosa herramienta para la toma de decisiones por parte de las entidades que colaboran en el análisis de la contaminación del aire en la ciudad.

Palabras clave: contaminación. Dióxido de Azufre, sensores remotos, Landsat-8, OLI, TIRS, algoritmo, GAM.



ABSTRACT:

The high-Andean ecosystems are sensitive to problems caused by the pollution of the air, due to the increase in population density, high concentrations of gases emitted by cars, industries and fuels. Air pollutant gases include the Sulphur Dioxide (SO₂) irritant gas to high concentrations that affects the respiratory and cardiovascular system. This research aims to estimate the concentrations of SO₂ atmospheric pollutant that has an impact on the deterioration of the air quality of the city of Cuenca with remote sensors. The methodology relates the concentrations of SO₂ that were measured in-situ by the network of monitoring quality of air of the public company of mobility, traffic and transport of Cuenca (EMOV-EP) and the information derived from 4 satellite Landsat-8 images that involves sensors: Thermal Infrared Sensor (TIRS) and Thermal Infrared Sensor (TIRS), and through the application of the algorithm of the spectral radiance (AOA) and surface temperatures were estimated concentrations of SO₂. The technical relationship between satellite data and measurements data and ground measurements is analyzed by correlation analysis and linear regression analysis, which incorporates generalized additive models (GAM). The results indicate a reliable statistical model, providing coefficients of determination: $R^2 = 0,642$, $R^2 = 0,553$, $R^2 = 0,694$, $R^2 = 0,678$. This study can be a valuable tool for decision making by the entities that collaborate in the analysis of air pollution in the city.

Key words: pollution. Sulphur Dioxide, remote sensing, Landsat-8, OLI, TIRS, algorithm, GAM.



Contenido

1. INTRODUCCIÓN	11
1.1 Objetivos	16
2. METODOLOGÍA	17
2.1 Descripción del área de estudio	18
2.2 Recolección de datos	18
2.3 Pre-procesamiento de imágenes satelitales	20
2.3.1 Calculo de la temperatura de brillo a partir de la radiancia espectral para los infrarrojos térmicos	21
2.4 Análisis de correlación	22
2.5 Criterios de información AIC Y BIC	23
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	24
3.1 Concentraciones de SO ₂ medidos <i>in situ</i>	24
3.2 Análisis del procesamiento de las imágenes satelitales y los datos <i>in situ</i>	26
3.2.1 Validación de los Modelos Aditivos Generalizados (GAM)	32
3.3 Mapas generados de estimación de la concentración del contaminante SO ₂ ..	41
3.4 Validación de las concentraciones de SO ₂	45
4. CONCLUSIONES	47
5. RECOMENDACIONES	49
6. BIBLIOGRAFÍA	50
7. Anexos	54
7.1 Anexo 1	54
7.2 Anexo 2	55
7.3 Anexo 3	62
7.4 Anexo 4	63
7.5 Anexo 5	64



Tablas

Tabla 1. Imágenes satelitales seleccionadas de los años 2013, 2014 y 2016..	20
Tabla 2. Rango relación del coeficiente de Pearson (R)..	22
Tabla 3. Correlación entre los datos de la imagen satelital (1) y los datos en tierra para la fecha 20/NOV/2016.	26
Tabla 4. Correlación entre los datos de la imagen satelital (2) y los datos en tierra para la fecha 30/OCT/2016.	27
Tabla 5. Correlación entre los datos de la imagen satelital (3) y los datos en tierra para la fecha 26/JUL/2014.	28
Tabla 6. Correlación entre los datos de la imagen satelital (4) y los datos en tierra para la fecha 28/NOV/2013.	28
Tabla 7. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 1, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).	30
Tabla 8. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 2, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).	30
<i>Tabla 9. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 3, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).</i>	31
Tabla 10. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 4, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).	31
Tabla 11. Análisis estadístico del GAM para el 20/NOV/2016.	33
Tabla 12. Análisis estadístico del GAM para el 30/OCT/2014.	33
Tabla 13. Análisis estadístico del GAM para el 26/JUL/2014.	34
Tabla 14. Análisis estadístico del GAM para el 28/NOV/2013.	34
Tabla 15. Modelos seleccionados para cada imagen satelital con su respectiva ecuación y coeficiente de determinación ajustado.	40
Tabla 16. Validación de concentraciones de SO_2 .	46



Figuras

Figura 1. Modelo estadístico de investigación.....	18
Figura 2. Ubicación de la Ciudad de Cuenca y estaciones pasivas de SO ₂	19
Figura 3. Concentraciones anuales de SO ₂ por cada estación de monitoreo..	25
Figura 4. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.....	35
Figura 5. Gráfica suavizada de la temperatura de la banda 2.....	35
Figura 6. Gráfica suavizada del AOT de la banda 7.....	36
Figura 7. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.....	36
Figura 8. Gráfica suavizada de la temperatura de la banda 7.....	37
Figura 9. Gráfica suavizada del AOT de la banda 4.....	37
Figura 10. Gráfica suavizada del AOT de la banda 10.....	37
Figura 11. Gráfica suavizada de la temperatura de la banda 2.....	38
Figura 12. Gráfica suavizada del AOT de la banda 7.....	38
Figura 13. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.....	39
Figura 14. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.....	39
Figura 15. Gráfica suavizada del AOT de la banda 2.....	39
Figura 16. Mapa de SO ₂ estimado para el 20/NOV/2016.....	42
Figura 17. Mapa de SO ₂ estimado para el 30/OCT/2014.....	43
Figura 18. Mapa de SO ₂ estimado para el 26/JUL/2014.....	44
Figura 19. Mapa de SO ₂ estimado para el 28/NOV/2013.....	45



Universidad de Cuenca

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Sinchi León Fanny Belén en calidad de autora y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "DETERMINACIÓN DE ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE DIÓXIDO DE AZUFRE (SO₂) ATMOSFÉRICO MEDIANTE SENSORES REMOTOS PARA ECOSISTEMAS ALTOANDINOS", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 19 de febrero de 2018

Sinchi León Fanny Belén

C.I: 0105296818



Cláusula de Propiedad Intelectual

Sinchi León Fanny Belén, autora del trabajo de titulación “DETERMINACIÓN DE ALGORITMO DE ESTIMACIÓN DE DIÓXIDO DE AZUFRE (SO₂) ATMOSFÉRICO MEDIANTE SENSORES REMOTOS PARA ECOSISTEMAS ALTOANDINOS”, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autora.

Cuenca, 19 de febrero de 2018

Sinchi León Fanny Belén

C.I: 0105296818



DEDICATORIA

Dedico este trabajo de titulación primeramente a Dios por haberme dado la fortaleza, fe, esperanza e iluminación para luchar este objetivo anhelado.

A mis padres Homero Sinchi y Fany León, quienes con su amor incondicional me apoyaron y me guiaron todo el tiempo, demostrándome que con el esfuerzo y la constancia de muchos años se obtienen los frutos.

A mis hermanos, a mis sobrinos y a mis abuelos por ser el apoyo y la alegría en los momentos de mi vida.

A mis amigos, en especial a mi amigo de vida universitaria Jonnathan Alvarez quien no dejó de creer en mí.

Dedico a cada uno de ustedes por formar parte de este sueño anhelado.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a Dios por darme la vida y por haberme acompañado en el arduo camino universitario, quien me ayudó cuando más lo necesité, gracias a él sigo adelante.

Gracias a mi papá Homero por enseñarme que las mejores cosas se consiguen a través de la lucha constante, por enseñarme a ser un ejemplo de filósofo y padre responsable a la vez. Gracias a mi mamá Fany que siempre ha estado en mi vida apoyándome y motivándome, usted es el claro ejemplo de la paciencia, sabiduría y fortaleza. Juntos son mi mayor bendición, el pilar fundamental de mi vida y me han demostrado el amor incondicional en familia. Juntos son mi mayor ejemplo.

A mis hermanos Adrian, Andres y Mauricio, quienes me cuidaron y me guiaron desde pequeña por el camino correcto, en ellos he podido ver que cada objetivo se logra si se propone, son mi ejemplo a seguir. A mis sobrinitos o como les digo a mis bebés, gracias a ellos por alegrarme la vida con sus ocurrencias, son mi adoración y siempre ocuparan ese inmenso espacio en mi corazón.

A mis abuelitos de cielo y de tierra quienes no me dejaron nunca. A mis tíos, primos, cuñadas y familia en general, de alguna manera estuvieron presentes en este camino universitario.

A mi director de tesis Blgo. Danilo Mejía, quien no dejó de creer en mí y por haberme demostrado que no existen barreras en la mente.

A la Empresa de Movilidad, Tránsito y Transporte EMOV-EP, por haberme brindado toda la información pertinente para este trabajo de investigación.

A mis amigos que me ayudaron de alguna a manera a culminar este sueño y a Jonnathan por haberme acompañado todo este tiempo sin haberse negado a brindarme su ayuda incondicional.



1. INTRODUCCIÓN

La región interandina del Ecuador atraviesa de norte a sur el país, comprendida por varios ecosistemas y valles que constituyen parte de los Andes. Los ecosistemas altoandinos se encuentran sobre los 2400 metros sobre el nivel del mar (MAE, 2012). Actualmente la contaminación atmosférica es uno de los principales problemas ambientales en las regiones del mundo entero. La calidad del aire se encuentra vulnerada por varios gases contaminantes resultantes de fenómenos antropogénicos, cada vez en aumento como: la densidad poblacional, el uso de combustibles fósiles y la actividad industrial, los cuales generan un alto impacto en la salud de los habitantes y además en la flora y fauna del ecosistema. Debido a ello, los países adoptan acciones para el control de la calidad del aire (Kampa y Castanas, 2008).

La contaminación del aire representa un importante riesgo medioambiental para la salud que mediante la disminución de los niveles de contaminación del aire los países pueden reducir los efectos ocasionados (OMS, 2016). Es por ello, que desarrollan métodos para el análisis de la contaminación del aire.

La red de monitoreo de la calidad del aire es uno de los métodos implementados para registrar los distintos contaminantes atmosféricos que circulan en un determinado ambiente. Dentro de la ciudad de Cuenca, la entidad encargada de la red de monitoreo es la Empresa Pública Municipal de Movilidad, Tránsito y Transporte (EMOV-EP). Recientemente mantiene un sistema de vigilancia atmosférico en estaciones distribuidas por toda la ciudad. Dicha empresa cuenta con una estación automática, 3 estaciones semiautomáticas o activas y 19 estaciones de monitoreo pasivo (EMOV-EP, 2015).

La estación automática mide todos los contaminantes primarios: dióxido de azufre, dióxido de nitrógeno y monóxido de carbono, además miden material particulado de 2,5 micras y ozono, siendo un contaminante secundario. Dicha estación genera aproximadamente 1 millón de datos anuales, los cuales se validan y se promedian de forma anual, mensual y semanal para cumplir con la normativa disponible en la Agencia de Protección del Medio Ambiente (USEPA) y garantizar datos fiables. Conjuntamente



cuentan con una estación meteorológica, que mide la velocidad y dirección del viento, humedad relativa, temperatura, radiación solar y radiación ultravioleta. Mientras que las estaciones semiautomáticas monitorean material particulado de 10 micras (PM10). Las concentraciones se registran de acuerdo a los métodos estipulados en el Texto Unificado de Legislación Ambiental Secundaria del Ministerio del Ambiente (TULSMA) (EMOV-EP, 2015). Las estaciones de monitoreo pasivo generan concentraciones acumuladas durante un mes, a través de un muestreador (tubo) pasivo que capta la sustancia gaseosa por medio de adsorción y absorción en un sustrato químico seleccionado, extraído y analizado por cromatografía iónica y difusión pasiva. Estos muestreadores están ubicados a una altura de capa de media, es la altura desde el nivel del suelo hasta donde los contaminantes primarios son emitidos, reaccionando entre si y dispersados en la atmosfera a una altura de 35 metros (Dávila, 2017).

Así, los equipos de monitoreo de la calidad del aire implementados en la ciudad de Cuenca forman parte imprescindible para el análisis de contaminantes atmosféricos (Molina y Jiménez, 2015). A su vez, se encuentra restringida por las desventajas adquiridas debido a que solamente monitorean los contaminantes atmosféricos en el sitio donde permanecen las estaciones, consecuentemente no permite establecer una información eficiente, por lo que los resultados son limitados y carece de gran alcance para todo el territorio en estudio.

Otro método de análisis utilizado en los últimos tiempos es la teledetección que mide las propiedades de la Tierra a larga distancia mediante sensores que viajan a bordo de satélites y registran la energía electromagnética emitida o reflejada por un objeto o superficie en distintas bandas del espectro electromagnético (Paruelo, 2008). A su vez, se complementa con los Sistemas de Información Geográfica (SIG), que trabajan con modelos de análisis y se ejecutan formando capas nuevas (mapas), dicha información contiene resultados analíticos y completos. Estas herramientas han puesto a disposición de la sociedad herramientas y modelos conceptuales para la toma de decisiones en múltiples áreas como la agropecuaria, crecimiento urbano, petróleo, contaminación, entre otros (Ramírez, Ayala y Palomares, 2004).



La Administración Nacional de la Aeronáutica y del Espacio (NASA) ha puesto en órbita satélites que ayudan a la teledetección en tierra y en mar. Esta institución aporta un sistema tecnológico de exploración que beneficia a la investigación, ambiente y sociedad; sobretodo explora los nuevos cambios provocados en el planeta tierra. Analiza el cambio del clima, el derretimiento de los glaciares, incendios, alteraciones meteorológicas, entre otros. El satélite Landsat-8 observa específicamente a la superficie terrestre, situado a una altura de 705 km y visita el mismo punto terrestre cada 16 días, siendo 8 días menor que el satélite Landsat 7 (Dunbar, 2015).

La selección del sensor y del satélite depende de las características, tales como: la órbita, la geometría de las imágenes satélites, la resolución espectral, espacial y temporal. La disponibilidad de las imágenes es importante, ya que las coberturas y condiciones atmosféricas pueden alterar la observación y análisis de los datos (Pohl y Genderen, 1998).

Los sensores remotos facilitan información eficaz y veraz mediante el uso de las imágenes satelitales. Las imágenes satelitales proveen entonces datos cuantitativos y espacialmente continuos de la superficie (Paruelo, 2008), tal es el caso para la estimación de las concentraciones de contaminantes atmosféricos, como el SO_2 , producidos por las actividades antropogénicas. De esta manera se puede determinar la concentración del contaminante sin limitaciones y en un área de estudio determinada.

El SO_2 se forma a partir de la oxidación del azufre que contienen los combustibles fósiles, este a su vez viaja a través de la atmósfera para permanecer mucho tiempo en ella junto a más contaminantes, estas partículas diminutas suspendidas en el aire se les conoce como aerosoles. La radiancia espectral (AOT) y la temperatura de brillo de la superficie consta como el modelo del algoritmo seleccionado para la estimación de la concentración de SO_2 por medio de las imágenes satelitales. El AOT es básicamente una medición de la transparencia de la atmósfera, es decir, las propiedades ópticas de los aerosoles atmosféricos es la interacción directa con la radiación electromagnética, ya que los aerosoles absorben, emiten calor y dispersan la luz, y pueden enfriar o calentar la atmósfera dependiendo de sus propiedades descritas como las propiedades



fundamentales de absorción y dispersión de los aerosoles, que a su vez, varían con la longitud de onda de la radiación, también dependen de la distribución del tamaño de las partículas y de las condiciones ambientales como la humedad relativa, temperatura, etc. (García, 2014). Mientras mayor sea el grado de AOT en una longitud de onda particular, menor luz de la longitud de onda alcanza la superficie de la tierra (EARTH DATA, 2011).

Un estudio realizado en la Universidad de Regina utilizó el camino de la radiancia atmosférica para estimar las concentraciones de material particulado (PM) y dióxido de azufre (SO_2), donde trabaja con modelos matemáticos de bandas crudas de imágenes satelitales Landsat TM (Thematic Mapper) y ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus), es decir utiliza los *Números Digitales* (DN) de cada banda, dando como resultados para PM_{10} un coeficiente de determinación de $R^2=0,782$, para $\text{PM}_{2,5}$ un $R^2=0,741$ y para SO_2 es $R^2=0,720$ dando el mejor modelo para las bandas 4 y 6 de Landsat 7 (Techarat, 2013).

Saleh, (2011), investigó el problema de la contaminación atmosférica en Bagdad-Irak, relacionando la temperatura obtenida mediante imágenes satelitales Landsat TM6 y los datos del suelo obtenidos en distintos contaminantes durante el mes de noviembre de 2008. Los contaminantes fueron: dióxido de azufre (SO_2), monóxido de carbono (CO), dióxido de carbono (CO_2) y dióxido de nitrógeno (NO_2), se obtuvieron importantes regresiones lineales como resultados.

Existen distintos algoritmos para modelar ciertos contaminantes atmosféricos. Uno de ellos es el algoritmo de la ventana dividida (SWA) propuesto por McMillin, el cual mide la temperatura a nivel de la superficie del mar, usando las distintas absorbancias atmosféricas de Landsat-8 TIRS. Mientras que un grupo de investigadores transfiere esta temperatura del mar a temperatura de la superficie del suelo, a través de la radiancia térmica emitido del mismo y el contenido de vapor atmosférico. Los resultados obtenidos en esta investigación dieron valores casi reales. El coeficiente de determinación (R^2) oscila entre 0,95 y 0,98 según las temperaturas y el contenido de vapor atmosférico encontrados (Rozenstein, Qin, Derimian y Karnieli, 2014).



Otro estudio calcula el Índice de Contaminación del Aire (ICA), a partir de los datos obtenidos a nivel in situ de los contaminantes atmosféricos y las imágenes satelitales de Landsat ETM+, modelando a través de los índices de vegetación, índices de urbanización y valores de píxel. Se obtuvo un coeficiente de correlación de Pearson de 0,78 dando un porcentaje de 90,5% de precisión (Mozumder, Reddy y Pratap, 2013).

Un monitoreo de SO₂ establecido en la ciudad de Kirkut, utiliza la teledetección específicamente con infrarrojos térmicos Landsat-8, siendo la imagen satelital de enero del 2014. Dicho estudio desarrolló un algoritmo basado en la conversión de los números digitales a temperaturas superficiales proporcionado por la investigación realizada en la NASA y las concentraciones de SO₂ obtenidos a partir del monitoreo pasivo de la ciudad. La investigación resultó ser confiable ya que el coeficiente de determinación fue de R²=0,52 para la banda 10 y R²=0,48 para la banda 11 (Sameen et al., 2014).

Los modelos estadísticos son de gran importancia en el ámbito del desarrollo y funcionamiento de la investigación científica. Muchos autores han demostrado en sus aplicaciones varios modelos estadísticos que involucran la veracidad y la eficiencia entre lo teórico y lo práctico, mediante las regresiones (paramétricas o no paramétricas). La influencia que tienen estos modelos ha llevado a la elaboración de criterios para seleccionar el mejor modelo acorde al método de investigación (Guerra, Cabrera y Fernández, 2003). Las regresiones paramétricas son los modelos más simples para comprobar entre las variables de interés y las variables predictoras. A su vez, la sumatoria entre las variables predictoras contienen coeficientes que se multiplican entre sí, resultando el modelo ajustado y estimado, la siguiente ecuación facilita la comprensión: $y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n$, donde y es la variable de interés, x_i es la variable predictora, b_i son las constantes estimadas. Las limitaciones que tiene este modelo es que muchas veces los datos no siempre responderán a una linealidad al no incluir los datos en su totalidad, lo que implica la pérdida de los mismos. Por otro lado, existen las regresiones no paramétricas y uno de los modelos encabezados en este estudio es el Modelo Aditivo Generalizado (GAM), propuesto por Hastie y Tibshirani en 1986, con el cual se basa en un principio de máxima

verosimilitud, que estima y ajusta de mejor manera los parámetros que no son lineales mediante funciones que suavizan las variables predictoras. La forma de los GAM es: $g(\mu) = b_0 + f(x_1) + f(x_2) + \dots + f(x_p)$, donde la variable de interés $g(\mu)$ es igual a la simulación de funciones suaves de las variables predictoras lineales $f(x_i)$ (Yolanda y Alfonso, 2015).

Con base a dichos antecedentes y con la intención de estimar las concentraciones de SO₂ atmosférico, el presente proyecto se basa en el principio de la corrección atmosférica facilitado por los sensores remotos, y dicha concentración se calcula mediante la entrada de ecuaciones utilizadas, como algoritmos, en el que intervienen la base de datos en tierra. Posteriormente se considera el modelo estadístico para la validación del algoritmo.

1.1 Objetivos

Objetivo General

- Estimar las concentraciones del contaminante atmosférico SO₂ que incide en el deterioro de la calidad del aire de la ciudad de Cuenca ubicada en la región interandina mediante sensores remotos.

Objetivos Específicos

1. Identificar los puntos de monitoreo mediante imágenes satelitales y la obtención de datos *in situ*.
2. Corregir atmosféricamente las imágenes satelitales de la ciudad de Cuenca mediante el método radiométrico.
3. Desarrollar un algoritmo que permita estimar los valores de la concentración de SO₂.
4. Verificar el algoritmo mediante las imágenes satelitales seleccionadas y las mediciones *in situ*.
5. Elaborar un mapa temático para identificación de los niveles de contaminación por SO₂ de la ciudad de Cuenca.

2. METODOLOGÍA

Es necesario recopilar los datos medidos del contaminante atmosférico a nivel tierra o “*in situ*” mediante el monitoreo pasivo, seguidamente este método es comprobado con dichos valores derivados de los sensores remotos. Por tal razón esta metodología es exploratoria.

La concentración del contaminante atmosférico SO_2 es estimado mediante la obtención del AOT y de la temperatura ($^{\circ}\text{C}$) generada a través de las bandas térmicas (10 y 11), a partir de imágenes satelitales Landsat-8, facilitado por la NASA-USGS. Luego es verificado con los datos en tierra (correlación), en los cuales se utilizan modelos estadísticos para su aplicación (Figura 1).

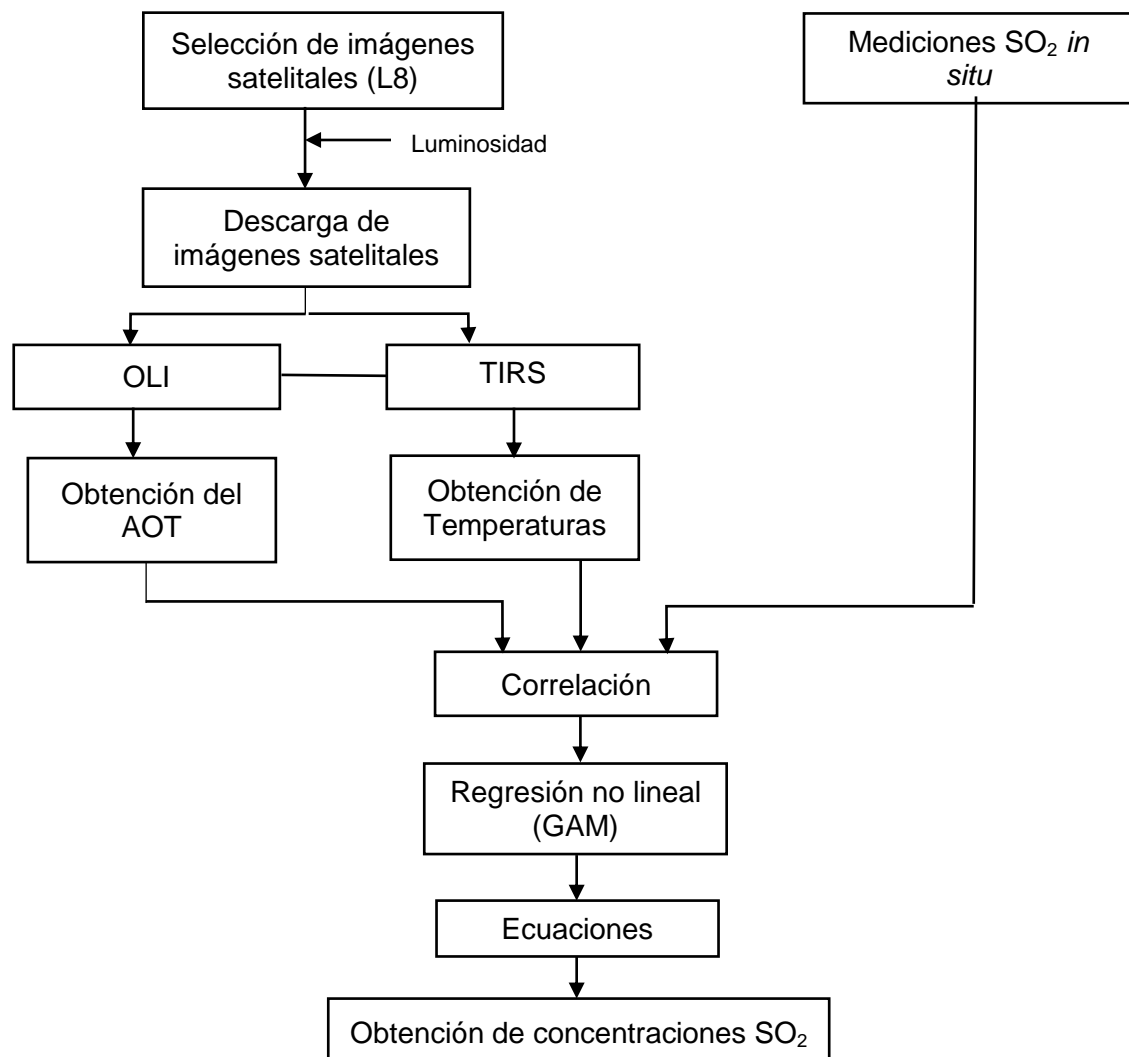




Figura 1. Modelo estadístico de investigación.

Las disponibilidades de las imágenes satelitales también son importantes, por efecto la luminosidad puede estar intervenido por las condiciones atmosféricas, coberturas tales como las nubes, humedad, temperatura, etc.

2.1 Descripción del área de estudio

El alcance de este proyecto abarcó el área urbana de la ciudad de Cuenca, encontrándose en la parte sur de la Región Interandina del Ecuador en la Región Sierra (Figura 2), provincia del Azuay, ocupa las posiciones de 722312 coordenada en X y 9679263 coordenada en Y en el sistema WGS84 UTM, ubicada a 2550 m.s.n.m.

Está conformado por cuatro ríos: Tomebamba, Yanuncay, Machángara y Tarqui, los cuales se unen al noreste para formar el río Cuenca. Su clima es preferido por ubicarse en un extenso valle con una temperatura media que alcanza entre los 15 y 17 °C, Su precipitación anual llega a 880 mm.

Aproximadamente cuenta con 72 km² de superficie y 329928 habitantes en la zona urbana de la ciudad de Cuenca.

2.2 Recolección de datos

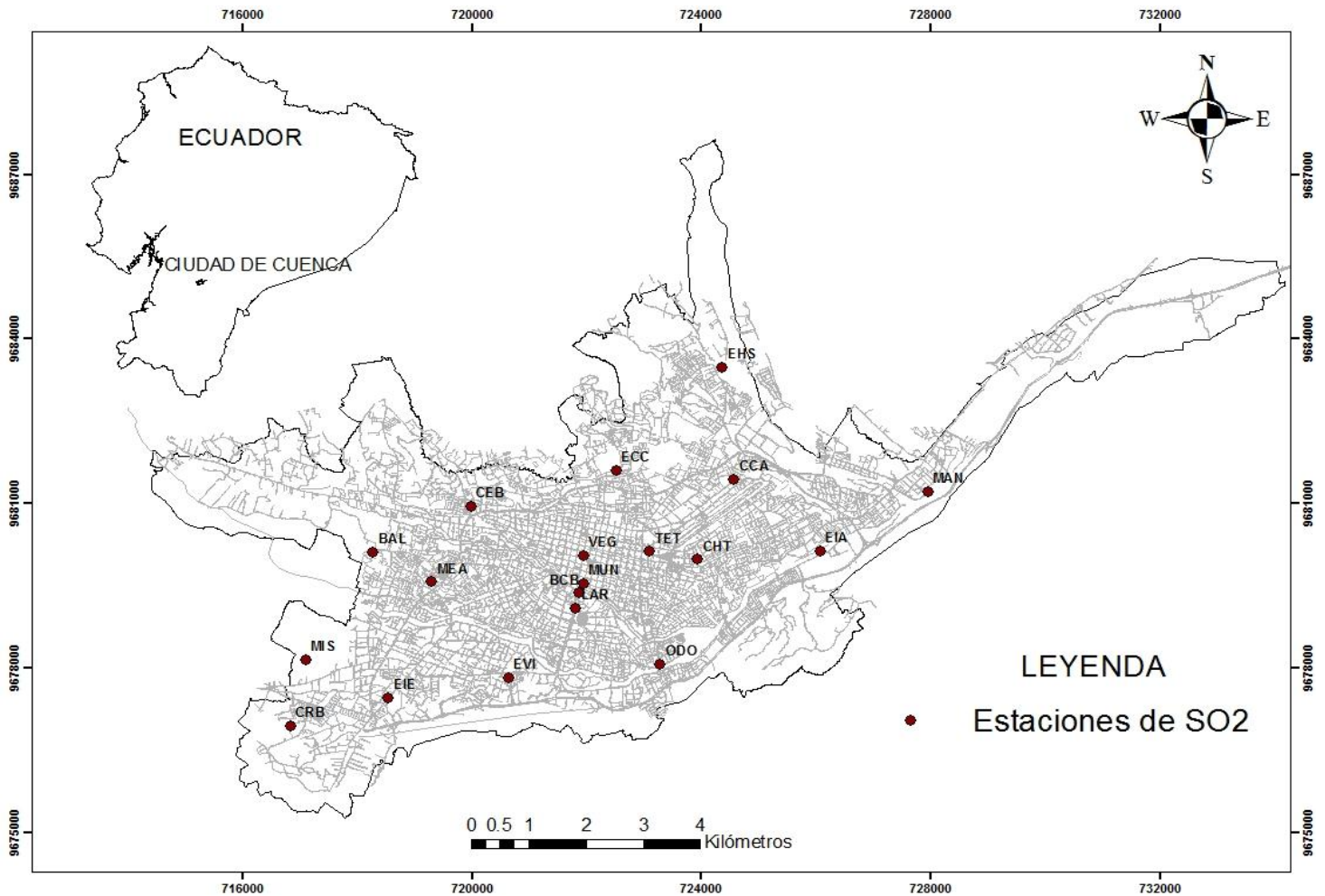


Figura 2. Ubicación de la Ciudad de Cuenca y estaciones pasivas de SO₂. Fuente: Instituto Geográfico Militar y EMOV-EP.

Para llevar a cabo el estudio se requirió de la obtención de las concentraciones de SO₂ registrados por la red de monitoreo de EMOV-EP, mismos que se encuentran en valores promedios por mes en $\mu\text{g}/\text{m}^3$, siendo estos monitoreados mediante el método pasivo (Anexo 1), (Dávila, 2017). Este estudio utiliza las concentraciones de SO₂ medidos en 19 estaciones registrados desde el año 2010 hasta el año 2016 (Anexo 2). Las estaciones se encuentran localizadas en distintas zonas de la ciudad de Cuenca (Figura 2), las cuales se describen en el Anexo 3. Se identificaron los datos para posteriormente ser analizados mediante la información satelital cuantificada.

Las imágenes satelitales fueron obtenidas del Servicio Geológico de EE. UU. Por sus siglas en inglés USGS, [<http://earthexplorer.usgs.gov>], mediante el satélite Landsat-8 OLI TIRS, lanzado por la NASA en febrero del 2013. Junto al satélite viajan dos sensores: OLI y TIRS. Este último consta de dos bandas espectrales (banda 10 y banda 11) con una resolución de 100 metros y el sensor OLI compuesta de 9 bandas con una resolución de 30 metros (USGS, 2017).

Las imágenes satelitales seleccionadas pertenecen a los años 2013, 2014 y 2016 que abarcan la zona del Ecuador (path: 10 y row: 62). Para la selección se consideraron aquellas imágenes que presentaron baja nubosidad (menor o igual al 10%) Tabla 1.

Tabla 1. Imágenes satelitales seleccionadas de los años 2013, 2014 y 2016. Fuente: USGS, 2017.

<i>Número</i>	<i>Imágenes satelitales Landsat-8</i>	<i>Fecha</i>	<i>Porcentaje de nubosidad en zona de estudio (%)</i>
1	LC08010062201611LGN00	20/Nov/2016	0
2	LC80100622014303LGN00	30/Oct/2014	10
3	LC80100622014207LGN00	26/Jul/2014	5
4	LC80100622013332LGN00	28/Nov/2013	0

2.3 Pre-procesamiento de imágenes satelitales

Esta sección se enfoca al análisis previo de las imágenes satelitales adquiridas del satélite Landsat 8 nivel 1. Dichas imágenes presentaron efectos de las condiciones atmosféricas y del mismo sensor que alteran el análisis de los datos o de la resolución espectral. Siendo imágenes del nivel 1 presentaron Números Digitales (DN), las cuales se convirtieron a radiancia al tope de la atmosfera y a reflectancia, disminuyendo así las alteraciones. Mientras que para las bandas térmicas se convirtieron a temperaturas en grados Kelvin (Young et al., 2017).

A continuación, se muestra la ecuación general (1) propuesta por Chander, Markham y Helder, (2009) que calibra la radiancia espectral, es decir, sin tomar en cuenta el ángulo del sol, dichos valores se encuentran en el archivo metadato de la imagen satelital para cada banda:

$$L_{\lambda} = GAIN \times Q_{cal} + BIAS \quad (1)$$

La ecuación 1 consigue la radiancia al tope de la atmosfera (AOT) sin corrección del ángulo del sol (L_{λ}). $GAIN$ es el multiplicador de reflectancia, mientras que Q_{cal} es el valor del Número digital (DN), es decir, valor del píxel y $BIAS$ es el factor aditivo de la reflectancia.

La reflectancia al tope de la atmosfera es la relación que existe entre la radiación reflejada por el objeto y la radiación que incide en el objeto, tomando en cuenta el ángulo del sol, la distancia de la tierra al sol y el ángulo cenit del sol; mediante esta corrección se puede evidenciar la luminosidad del sensor OLI (Young et al., 2017). La siguiente ecuación facilita el cálculo de la reflectancia.

$$\rho_{\lambda} = \frac{L_{\lambda}}{\cos \theta_{SZ}} = \frac{L_{\lambda}}{\sin \theta_{SE}} \quad (2)$$

Donde ρ_{λ} es la reflectancia al tope de la atmosfera (AOT) con corrección del ángulo solar L_{λ} es el AOT sin corrección del ángulo solar. Mientras que θ_{SZ} es el ángulo cenital solar y θ_{SE} es el ángulo de elevación solar encontrado en el archivo metadato de Landsat 8.

2.3.1 Cálculo de la temperatura de brillo a partir de la radiancia espectral para los infrarrojos térmicos

Calculado los datos de la radiancia espectral se puede convertir a temperatura de brillo del sensor. Considerándose que la superficie terrestre es un cuerpo negro que emite y absorbe calor y es percibido por el sensor TIRS del satélite Landsat 8. La temperatura

de brillo se calcula utilizando la siguiente ecuación (3) en la que interviene el logaritmo natural en el denominador:

$$T = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L_\lambda} + 1\right)} \quad (3)$$

Siendo K1 y K2 las constantes térmicas de calibración para la banda 10 y 11 respectivamente en las que se encuentran en el archivo metadato. L_λ es la radiancia espectral del sensor. La temperatura se obtiene en kelvin. Luego es transformada a grados Celsius para validar con los valores en nuestra zona.

2.4 Análisis de correlación

Luego de transformar los ND a valores de reflectancia (0 – 1) y la temperatura de la superficie en grados Celsius de las imágenes seleccionadas se aplicó una correlación entre las variables presentadas para establecer un modelo de regresión. Para verificar estadísticamente el coeficiente de Pearson (r) o llamado correlación se presenta en la tabla 2 donde indica la fuerza que tienen entre las variables cuando adoptan una relación lineal (Ortega et al., 2009).

Tabla 2. Rango relación del coeficiente de Pearson (R). Fuente:(Ortega et al., 2009).

Perfecta	$R = 1$
Excelente	$0,9 \leq R < 1$
Buena	$0,8 \leq R < 0,9$
Regular	$0,5 \leq R < 0,8$
Mala	$R < 0,5$



La validación del algoritmo generado en esta investigación se analizó mediante los modelos GAM siendo un tipo de regresión no lineal, según Hastie y Tibshirani, (1985), para que exista un mejor ajuste entre las variables predictoras se realiza un suavizado entre los parámetros que no son lineales, a esto se le llama el principio de máxima verosimilitud (ecuación 4).

$$g(\mu) = \theta * X_i + f(x_1) + f(x_2) + \dots + f(x_p) \quad (4)$$

Donde $g(\mu)$ es la concentración de SO_2 a estimar, X_i es una variable estrictamente paramétrica, siendo θ el coeficiente de esta variable y $f(x_i)$ son funciones suaves de las variables predictoras (Wood, 2008).

Esta regresión fue generada en el programa RStudio versión 1.0.153, siendo la variable independiente la concentración de SO_2 y las variables dependientes los datos obtenidos del satélite y las concentraciones de SO_2 *in situ*. El análisis se ejecutó para cada banda. Para obtener el mejor modelo se realizó una correlación entre las bandas de cada imagen satelital con la respectiva base de datos de las concentraciones de SO_2 medidos a nivel tierra.

2.5 Criterios de información AIC Y BIC

Para considerar las mejores variables del modelo en cada imagen satelital se analizaron mediante los criterios de información, siendo estos el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC). Estos criterios son los más utilizados en los modelos estadísticos ya que son fáciles de calcular y se ajustan a los datos que se posee.

El AIC fue propuesto por Akaike en 1974. La idea fundamental que tuvo el autor es que los datos no se ajustan de la mejor manera a la realidad ya que estos parámetros pueden incrementar el error en la investigación, es decir, penaliza el exceso de parámetros ajustados basándose en la función de la máxima verosimilitud (Caballero,

2011). Mientras que el BIC sigue el mismo contexto del AIC, pero en función al tamaño de las observaciones (parámetros), lo que el anterior criterio no toma en cuenta.

La ecuación del AIC se calcula de la siguiente manera:

$$AIC = -2*\log(L) + K*mpar \quad (5)$$

Donde, $\log(L)$ es la función de máxima verosimilitud; $mpar$ es el número de parámetros en el modelo ajustado y K es igual a 2.

BIC se calcula de la siguiente manera:

$$BIC = -2*\log(L) + K*\log(n) \quad (6)$$

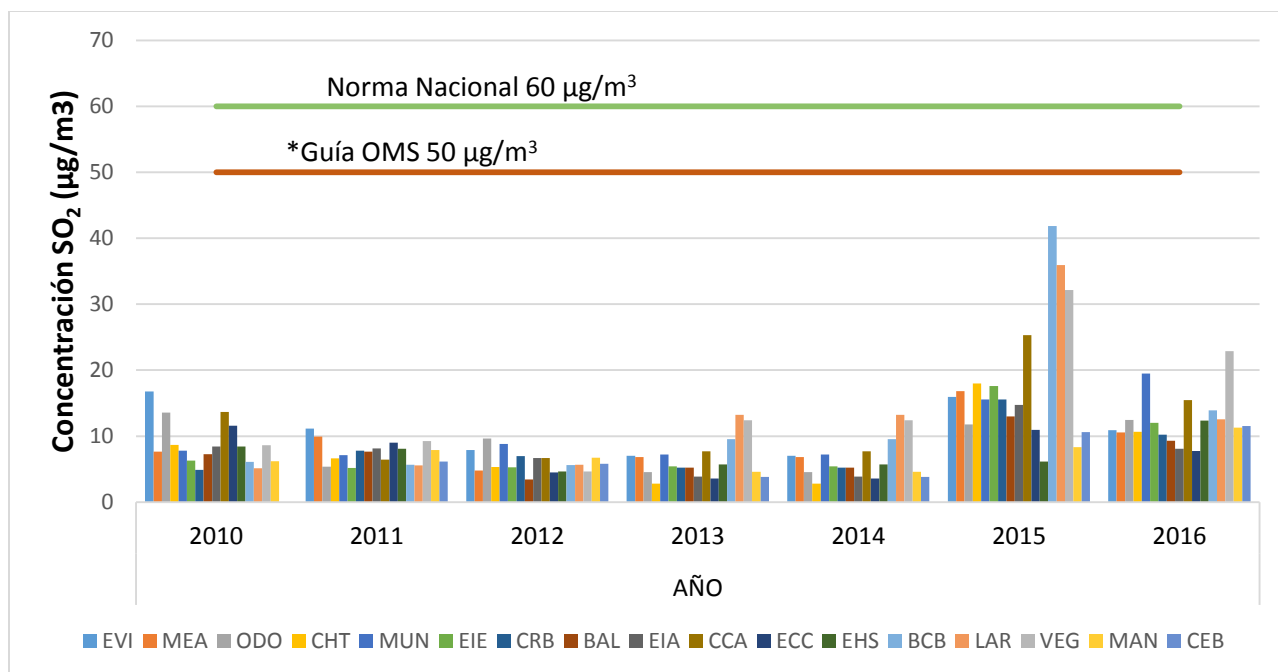
En esta ecuación $mpar$ es sustituido por $\log(n)$, siendo (n) el número de observaciones.

La selección del mejor modelo se realizó mediante el mismo programa RStudio versión 1.0.153, facilitando todos los cálculos de las ecuaciones utilizadas en esta metodología. El programa calcula inmediatamente cada modelo, siendo el mejor aquel que registra el mínimo valor.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Concentraciones de SO₂ medidos *in situ*

A continuación, la figura 3 muestra las concentraciones anuales de SO₂ por cada estación de monitoreo en la serie temporal, comparados con los límites establecidos en la Normativa Nacional y la Normativa Internacional (OMS).



* Valor guía año 2000.

Figura 3. Concentraciones anuales de SO₂ por cada estación de monitoreo. Fuente: EMOV-EP, 2015.

Se puede observar las tendencias que tienen las concentraciones anuales de SO₂ en el tiempo de 2010-2016. Ninguna estación excede el límite permisible en la norma nacional (60 µg/m³) y en la guía de la OMS (50 µg/m³). Durante los primeros cinco años (2010 - 2014) los valores de SO₂ mantienen una tendencia constante, pero al llegar al año 2015 se registran valores más altos en las estaciones de BCB (Estación de Bomberos) con 42 µg/m³, LAR (Calle Larga) 36 µg/m³ y VEG (Vega Muñoz) 32 µg/m³. Mientras que en el año 2016 se reducen las concentraciones y el valor más alto registrado es en la estación VEG (Vega Muñoz) con 23 µg/m³. Se nota una reducción de las concentraciones comparado con el año anterior, pero también se observa el incremento de la tendencia comparado con los años de 2010 - 2014.

En el Anexo 4 se visualiza la serie temporal (2010 – 2016) de los valores mensuales de la concentración de SO₂ de la red de monitoreo pasivo, identificándose los periodos de marzo–abril y de septiembre–diciembre los valores más altos en las estaciones de ODO (Facultad de Odontología de la Universidad de Cuenca), MUN (Municipio), VEG (Vega Muñoz), BCB (Estación de Bomberos), LAR (Calle Larga) TET (Avenidas Madrid

y España). Se observa que la mayor parte de estas estaciones se encuentran ubicadas en la zona central de la ciudad, por lo que el tráfico vehicular pudo ser un factor determinante en la contaminación del aire por SO₂, el cual se incrementa en aquellas fechas festivas y a través de los años.

3.2 Análisis del procesamiento de las imágenes satelitales y los datos *in situ*

A partir del pre-procesamiento de las bandas de cada imagen satelital (Anexo 5), se pudo identificar los valores de AOT para las bandas (1 – 7) y las temperaturas superficiales obtenidas en los infrarrojos térmicos, con las cuales se realizaron varios modelos estadísticos, en el cual intervinieron las correlaciones entre las bandas y las concentraciones de SO₂ de las estaciones pasivas y las regresiones no paramétricas (GAM) con su respectivo coeficiente de determinación ($R^2 > 0,5$).

A continuación, se observan las correlaciones entre los datos obtenidos de las bandas satelitales y las concentraciones del contaminante SO₂ *in situ* por cada imagen satelital en el software RStudio versión 1.0.153. Los cuales ayudaron a obtener la mejor regresión no paramétrica (GAM).

Tabla 3. Correlación entre los datos de la imagen satelital (1) y los datos en tierra para la fecha 20/NOV/2016.

R	B2*	B3**	B4***	B7****	B10_T*****	B11_T*****	SO2_2016*****
B2*	1,000						
B3**	<u>0,959</u>	1,000					
B4***	<u>0,922</u>	<u>0,960</u>	1,000				
B7****	<u>0,898</u>	<u>0,903</u>	<u>0,915</u>	1,000			
B10_T*****	-0,389	-0,384	-0,288	-0,317	1,000		
B11_T*****	-0,535	-0,487	-0,392	-0,478	<u>0,949</u>	1,000	
SO2_2016*****	0,322	<u>0,425</u>	0,359	<u>0,457</u>	0,093	-0,002	1,000

* B2 = Banda 2

**B3 = Banda 3

***B4 = Banda 4



****B7 = Banda 7
 *****B10_T = Temperatura de la banda 10
 *****B11_T = Temperatura de la banda 11
 *****SO2_2016 = Concentraciones de SO₂ en noviembre del 2016.

En la tabla 3 se puede observar las correlaciones entre el AOT para las bandas 2, 3, 4 y 7, mismas que tuvieron la mejor correlación y las temperaturas de la superficie de las bandas térmicas 10 y 11 y a su vez la concentración del SO₂ *in situ* en el mes de noviembre del año 2016. Como se observa la mayor parte de las bandas tienen buenas correlaciones entre los datos, se observan un coeficiente de Pearson entre $0,8 \leq R < 0,99$. Los signos negativos en algunas correlaciones entre los valores obtenidos se deben a que los datos siguen una dirección contraria a las demás variables, sobre todo las temperaturas superficiales de las bandas térmicas. El SO₂ *in situ* presenta una correlación moderada entre las bandas 3 y 7.

Tabla 4. Correlación entre los datos de la imagen satelital (2) y los datos en tierra para la fecha 30/OCT/2016.

R	B2*	B3**	B4***	B7****	B10_T*****	B11_T*****	SO2_2014*****
B2*	1,000						
B3**	<u>0,947</u>	1,000					
B4***	<u>0,966</u>	<u>0,929</u>	1,000				
B7****	<u>0,746</u>	<u>0,869</u>	<u>0,794</u>	1,000			
B10_T*****	0,207	0,057	0,156	-0,057	1,000		
B11_T*****	0,188	0,028	0,178	-0,035	<u>0,962</u>	1,000	
SO2_2014*****	0,046	0,083	0,041	0,080	0,162	0,072	1,000

* B2 = banda 2
 **B3 = banda 3
 ***B4 = banda 4
 ****B7 = banda 7
 *****B10_T = temperatura de la banda 10
 *****B11_T = temperatura de la banda 11
 *****SO2_2016 = concentraciones de SO₂ en octubre del 2014.

En la tabla 4 las correlaciones disminuyeron en cuanto a los datos *in situ*, esto pudo deberse a que la imagen satelital presentó el 10% de nubosidad en la zona de estudio.



Sin embargo, los datos del AOT entre bandas del sensor OLI y las temperaturas superficiales presentan una buena relación.

Tabla 5. Correlación entre los datos de la imagen satelital (3) y los datos en tierra para la fecha 26/JUL/2014.

R	B2*	B3**	B4***	B7****	B10_T*****	B11_T*****	SO2_2014*****
B2*	1,000						
B3**	<u>0,942</u>	1,000					
B4***	<u>0,871</u>	<u>0,940</u>	1,000				
B7****	<u>0,827</u>	<u>0,876</u>	<u>0,874</u>	1,000			
B10_T*****	-0,021	-0,005	0,251	0,145	1,000		
B11_T*****	-0,056	-0,020	0,240	0,102	<u>0,991</u>	1,000	
SO2_2014*****	<u>0,591</u>	<u>0,554</u>	<u>0,506</u>	<u>0,587</u>	-0,036	-0,089	1,000

* B2 = banda 2

**B3 = banda 3

***B4 = banda 4

****B7 = banda 7

*****B10_T = temperatura de la banda 10

*****B11_T = temperatura de la banda 11

*****SO2_2016 = concentraciones de SO₂ en julio del 2014

Mientras en la tabla 5 las correlaciones entre el AOT generado y las concentraciones de SO₂ *in situ* fueron significantes al encontrarse valores de R entre 0,5 a 0,6 en las bandas 2, 3 y 4, siendo una correlación moderada. Las bandas con mejor correlación se presentan para B2, B3, B4 Y B7 con R más del 0,8 y entre las temperaturas superficiales existió una fuerte correlación con R=0,991.

Tabla 6. Correlación entre los datos de la imagen satelital (4) y los datos en tierra para la fecha 28/NOV/2013.

R	B2*	B3**	B4***	B7****	B10_T*****	B11_T*****	SO2_2013*****
B2*	1,000						
B3**	<u>0,975</u>	1,000					
B4***	<u>0,940</u>	<u>0,961</u>	1,000				
B7****	<u>0,895</u>	<u>0,900</u>	<u>0,903</u>	1,000			
B10_T*****	-0,457	-0,528	-0,415	-0,410	1,000		
B11_T*****	-0,516	-0,560	-0,435	-0,493	<u>0,968</u>	1,000	
SO2_2013*****	0,090	0,019	-0,014	<u>0,250</u>	0,014	-0,125	1,000

* B2 = banda 2



**B3 = banda 3

***B4 = banda 4

****B7 = banda 7

*****B10_T = temperatura de la banda 10

*****B11_T = temperatura de la banda 11

*****SO2_2016 = concentraciones de SO₂ en noviembre del 2013.

En la tabla 6 para el mes de noviembre del 2013, las mejores correlaciones existen entre el AOT que las temperaturas de las bandas térmicas. Las bandas del sensor OLI son las que indican mayor fuerza entre los datos analizados. De igual manera, entre las temperaturas de las bandas térmicas indican una fuerte correlación con $R=0,968$.

Entonces el análisis de la correlación en las distintas imágenes satelitales ayudó a sustentar la idea según Boucher, 2015, el SO₂ forma parte de las partículas suspendidas en la atmosfera, lo que generalmente son llamados aerosoles, por lo que el análisis del resplandor al tope de la atmosfera (AOT) en las bandas del sensor OLI, demuestran una buena relación entre sus bandas, junto a la temperatura superficial y las concentraciones de SO₂ *in situ*.

Cabe recalcar que las correlaciones obtenidas ayudaron a generar varios modelos de regresiones no paramétricas, y posteriormente los modelos definitivos se obtuvieron a partir de los criterios de información por AIC y BIC, dando como resultado el mejor modelo aquel que registra el mínimo valor entre los modelos seleccionados. Se escoge el mínimo valor por lo que estos criterios de información se basan en el Principio de Parsimonia (Caballero, 2011), el cual consiste en que el modelo más sencillo es la mejor respuesta para encontrar un modelo eficaz para estimar dicho contaminante en estudio.

Varios modelos fueron estimados para la imagen satelital 1 (Tabla 7) perteneciente al mes de noviembre del año 2016, el modelo con el mínimo valor encontrado según los criterios AIC y BIC fue el *Model_D* con el mayor número de coeficiente de determinación $R^2=0,642$. Mientras que, en la tabla 8 se observa que el AIC representa al *Model_G* ($R^2=0,678$), mientras que el BIC se obtuvo para el *Model_B* ($R^2=0,677$). En este caso los dos criterios de información no concordaron en los valores mínimos para



un solo modelo, ya que los coeficientes de determinación son muy parecidos en los dos modelos, pero según (M. del C. García, Castellana, Rapelli, Koegel y Catalano, 2014) el AIC concuerda cuando un coeficiente de determinación obtiene el valor más alto. Por lo tanto, el modelo con el mejor coeficiente de determinación fue el *Model_G* con $R^2=0,678$.

El mejor modelo de la imagen satelital 3 (Tabla 9) presenta el *Model_C*, siendo su $R^2=0,694$. En la imagen satelital 4 (Tabla 10) el mejor modelo seleccionado fue el *Model_D* con un $R^2=0,553$ y conjuntamente con los valores mínimos registrados por AIC y BIC.

Tabla 7. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 1, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).

Modelos GAM de la imagen satelital 1	R^2	AIC	BIC
<i>Model_A</i>	0,491	152,8301	158,5550
<i>Model_B</i>	0,452	147,8539	157,7799
<i>Model_C</i>	0,461	154,4658	161,0777
<i>Model_D</i>	0,642	147,7380	157,5922

Tabla 8. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 2, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).

Modelos GAM de la imagen satelital 2	R^2	AIC	BIC
<i>Model_A</i>	0,488	113,8498	122,7450
<i>Model_B</i>	0,677	105,1454	115,7945
<i>Model_C</i>	0,288	114,0470	122,9040
<i>Model_D</i>	0,672	105,4619	116,0701
<i>Model_E</i>	0,412	116,1745	124,0504

<i>Model_F</i>	0,486	113,9564	122,9424
Model_G	0,678	105,0554	115,8551

Tabla 9. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 3, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).

Modelos GAM de la imagen satelital 3	R^2	AIC	BIC
<i>Model_A</i>	0,28	170,9880	174,7657
<i>Model_B</i>	0,288	170,7656	174,5434
Model_C	0,694	157,6342	168,7610
<i>Model_D</i>	0,289	170,7460	174,5238
<i>Model_E</i>	0,691	157,8344	168,8895
<i>Model_F</i>	0,28	170,9929	174,7707

Tabla 10. Criterios de información AIC y BIC para la imagen satelital 4, con sus respectivos coeficientes de determinación (R^2).

Modelos GAM de la imagen satelital 4	R^2	AIC	BIC
<i>Model_A</i>	0,592	124,5523	129,9443
<i>Model_B</i>	0,452	119,2286	126,7955
<i>Model_C</i>	0,499	117,8169	126,1956
Model_D	0,553	115,9093	125,5836
<i>Model_E</i>	-0,124	130,3141	134,0918
<i>Model_F</i>	0,37	120,9736	126,9160



3.2.1 Validación de los Modelos Aditivos Generalizados (GAM)

En las siguientes Tablas 11, 12, 13 y 14 se observan los análisis estadísticos de los modelos GAM. Dichos resultados se obtuvieron del software RStudio versión 1.0.153 con los paquetes utilizados: “*gam*”, “*mgcv*” y “*summary.gam*”.

Los paquetes utilizados en el software suavizaron aquellas funciones que se contemplaron en los modelos GAM (Breiman, 2001), es decir, analizaron los ajustes de equilibrio para todas las variables dependientes (paramétricas o no paramétricas) que fueron parte de los modelos, donde se obtuvieron los resultados estadísticos para las funciones dependientes. En todos los modelos se distinguen significantes coeficientes ajustados de determinación mayor al 0,6% y el modelo de la tabla 14 cuenta con el menor R^2 de 0,553%.

La desviación explicada está por encima del 75% para dichos modelos seleccionados, esta desviación se relaciona de manera directa con el R^2 ajustado (Rigby y Stasinopoulos, 2005), lo que indica una relación muy alta. Los grados de libertad (edf) son los que dan la curvatura a la función, siendo un edf de 1 para una línea recta, mientras que diferente de 1 es curva (Breiman, 2001), como se pudo visualizar en las gráficas.

El GCV o puntaje de validación cruzada que detalla el software en los análisis estadísticos, no es más que otro criterio de información como el AIC y el BIC, sin embargo, en este trabajo no se tomaron en cuenta los valores GCV, ya que este criterio relaciona datos de la misma población que no evolucionan con el tiempo (Refaeilzadeh, Tang, y Liu, 2009), por lo que este estudio tuvo sus limitaciones al relacionar fechas aproximadas de la base de datos.



Tabla 11. Análisis estadístico del GAM para el 20/NOV/2016.

Model_D (20/NOV/2016)				
Coeficiente Paramétrico:				
	Estimado	Error Estándar	Valor t	Pr(> t)
(Intercepción)	35,97	28,73	1,252	0,240
B2	-151,14	198,42	-0,762	0,465
Importancia aproximada de términos suaves:				
	edf	Ref,df	Valor F	Valor-p
s(B11_T)	4,822	5,615	1,481	0,24243
s(B7)	2,612	2,946	8,161	0,00789 **

Código de significancia: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 ',' 0,1 ' ' 1				
Coeficiente de determinación ajustado = 0,642 Desviación explicada = 81%				
GCV = 183,45 n = 19				

Tabla 12. Análisis estadístico del GAM para el 30/OCT/2014.

Model_G (30/OCT/2014)				
Coeficiente Paramétrico:				
	Estimado	Error Estándar	Valor t	Pr(> t)
(Intercepción)	7,385	2,993	2,467	0,037 *
B4	1,833	15,056	0,122	0,906
Importancia aproximada de términos suaves:				
	edf	Ref,df	Valor F	Valor-p
s(B11_T)	7,159	8,032	5,109	0,0128 *
s(B7)	1,276	1,484	0,655	0,3688

Código de significancia: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 ',' 0,1 ' ' 1				
Coeficiente de determinación ajustado = 0,678 Desviación explicada = 84,7%				
GCV = 21,784 n = 19				



Tabla 13. Análisis estadístico del GAM para el 26/JUL/2014.

Model_C (26/JUL/2014)				
Coeficiente Paramétrico:				
	Estimado	Error Estándar	Valor t	Pr(> t)
(Intercepción)	33,63	17,29	1,945	0,0867 ,
B7	-36,98	78,09	-0,474	0,6481
Importancia aproximada de términos suaves:				
	edf	Ref,df	Valor F	Valor-p
s(B10_T)	4,865	5,806	1,672	0,241
s(B2)	3,916	3,985	4,215	0,037 *

Código de significancia: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 ',' 0,1 ' ' 1				
Coeficiente de determinación ajustado = 0,694 Desviación explicada = 86%				
GCV = 363,06 n = 19				

Tabla 14. Análisis estadístico del GAM para el 28/NOV/2013.

Model_D (28/NOV/2013)				
Coeficiente Paramétrico:				
	Estimado	Error Estándar	Valor t	Pr(> t)
(Intercepción)	9,587	9,741	0,984	0,349
B2	-26,480	66,677	-0,397	0,700
Importancia aproximada de términos suaves:				
	edf	Ref,df	Valor F	Valor-p
s(B11_T)	3,493	4,248	1,122	0,4160
s(B7)	3,751	3,953	5,126	0,0215 *

Código de significancia: 0 '***' 0,001 '**' 0,01 '*' 0,05 ',' 0,1 ' ' 1				
Coeficiente de determinación ajustado = 0,553 Desviación explicada = 75,7%				
GCV = 33,695 n = 19				

A continuación, se observan las gráficas resultantes de cada variable dependiente de los modelos GAM, mediante el software RStudio con paquetes utilizados “plot” y “visreg”. Se pudo observar como los GAM suavizan las variables dependientes ajustándolo de mejor manera al modelo. Las sombras que se observan en cada gráfico son los niveles de confianza de los datos (95%), es decir el rango que pueden adoptar las variables en estudio (Wood, 2008). El eje y representa el suavizador de la función contra los valores de la banda respectiva (eje x).

Las figuras 4, 5 y 6 pertenecen al modelo del 20/NOV/2016.

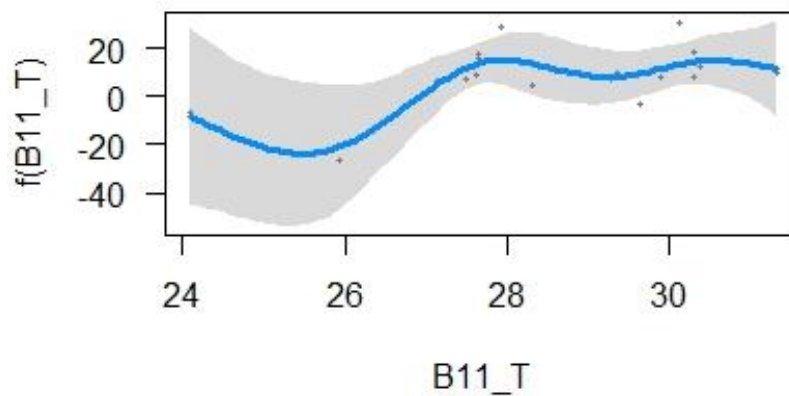


Figura 4. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.

En la figura 4. Se muestra la función suavizada de la temperatura de la banda 11 existiendo una variabilidad en todo el rango de los datos analizados.

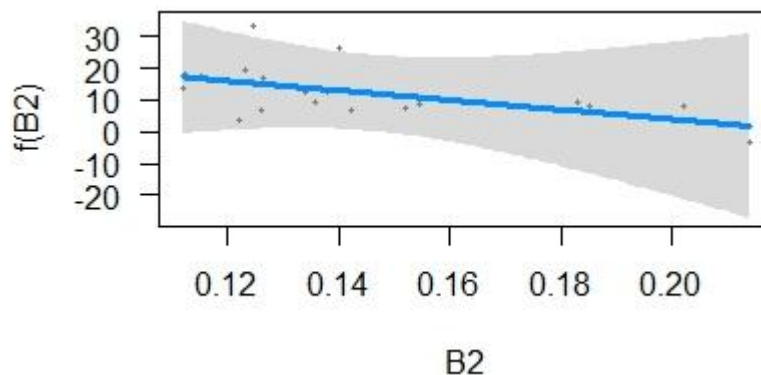


Figura 5. Gráfica suavizada de la temperatura de la banda 2.

En la figura 5, se observa una linealidad en la banda 2, aunque negativa. Tal es el caso que el coeficiente es negativo para dicha banda como se pudo observar en los análisis estadísticos.

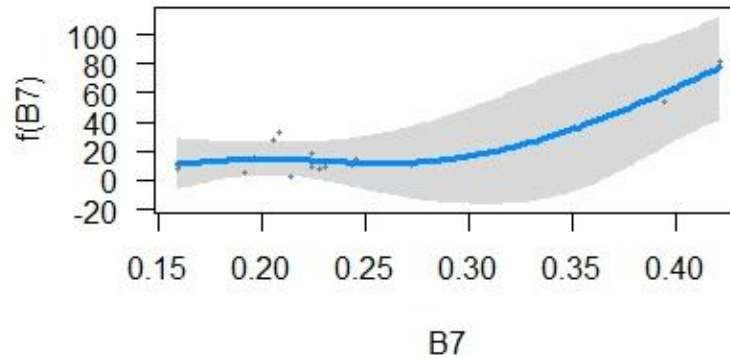


Figura 6. Gráfica suavizada del AOT de la banda 7.

En la figura 6, la banda 7 recibe un incremento del efecto en la última parte del rango.

Las figuras 7, 8 y 9 pertenecen al modelo del 30/OCT/2014.

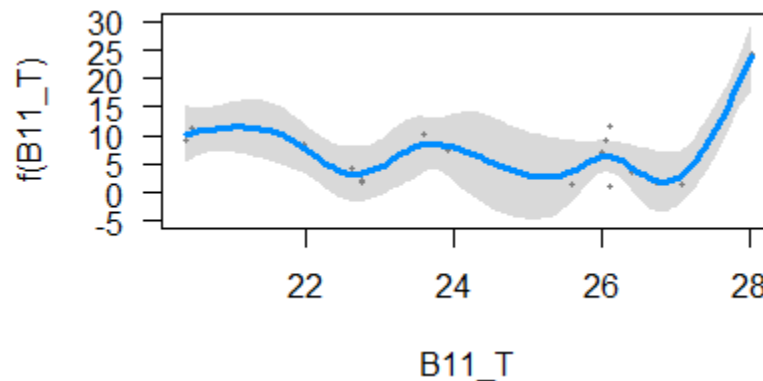


Figura 7. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.

En la figura 7, la temperatura de la banda 11 mantiene un efecto muy variado, pero positivo porque se incrementa en el último rango.

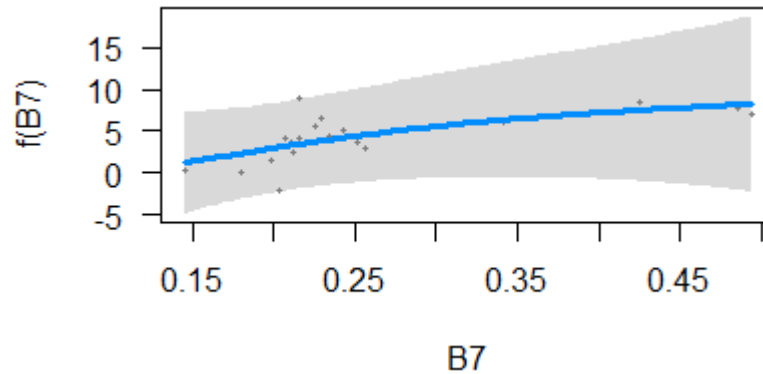


Figura 8. Gráfica suavizada de la temperatura de la banda 7.

La figura 8 muestra que el AOT de la banda 7 mantiene un rango lineal y el efecto se incrementa.

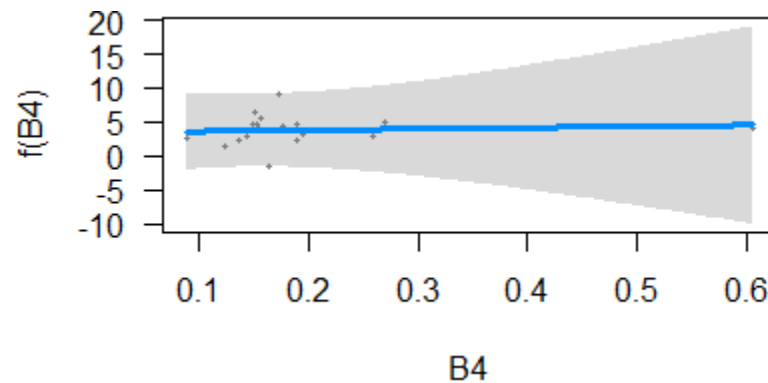


Figura 9. Gráfica suavizada del AOT de la banda 4.

En la figura 9 muestra que la banda 4 existe una linealidad constante positiva.

Las figuras 10, 11 y 12 pertenecen al modelo del 26/JUL/2014.

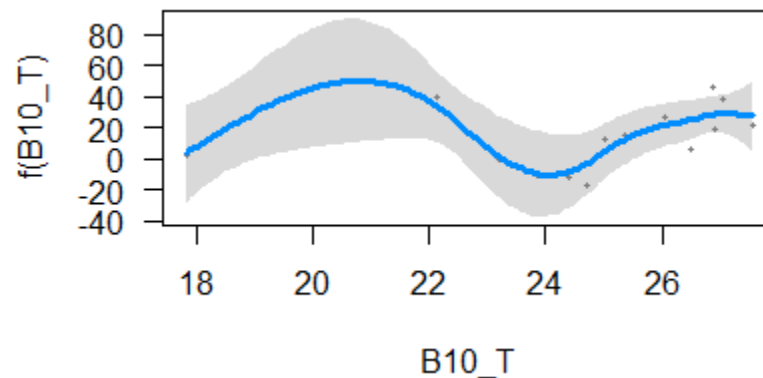


Figura 10. Gráfica suavizada del AOT de la banda 10.

En la figura 10 la temperatura de la banda 10 es muy variable en todo el rango de los datos.

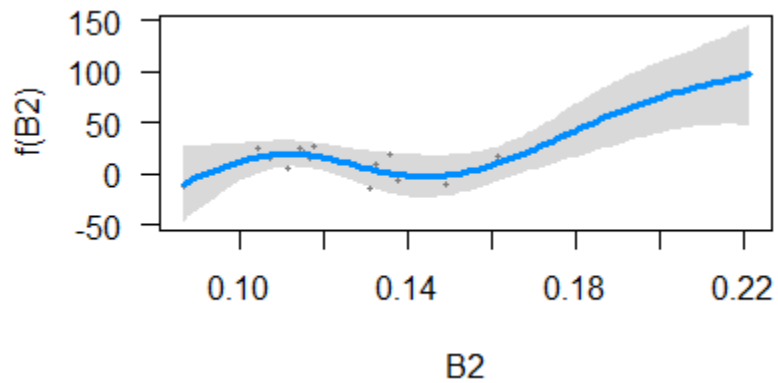


Figura 11. Gráfica suavizada de la temperatura de la banda 2.

En la figura 11 el suavizado de la banda 2 tiende a incrementarse en el último rango.

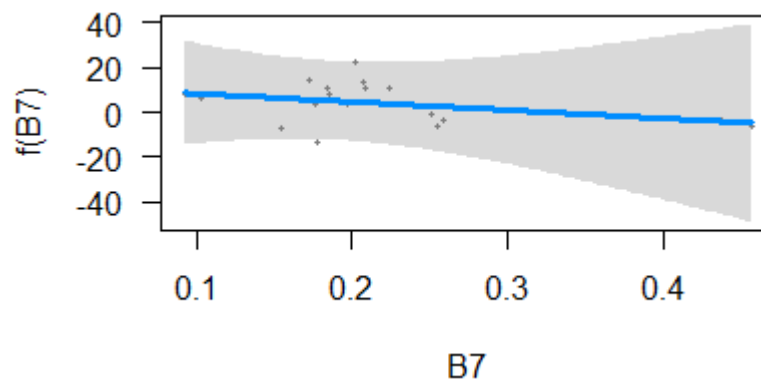


Figura 12. Gráfica suavizada del AOT de la banda 7.

Se observa en la figura 12 que existe una linealidad negativa de la banda 7.

Las figuras 13,14 y 15 pertenecen al modelo del 28/NOV/2013.

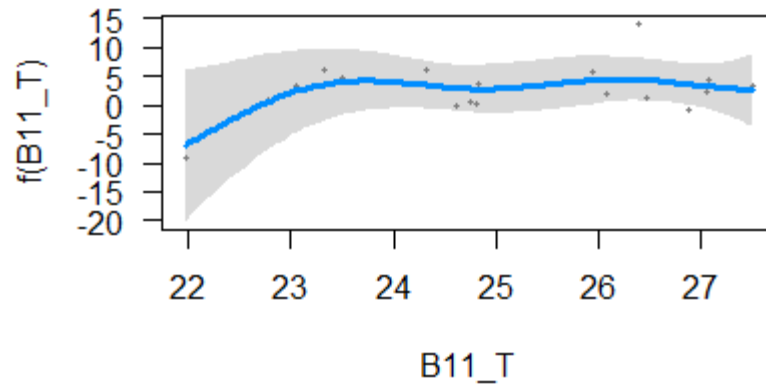


Figura 13. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.

En la figura 13 muestra la temperatura de la banda 11 que tuvo un pequeño incremento y un rango constante.

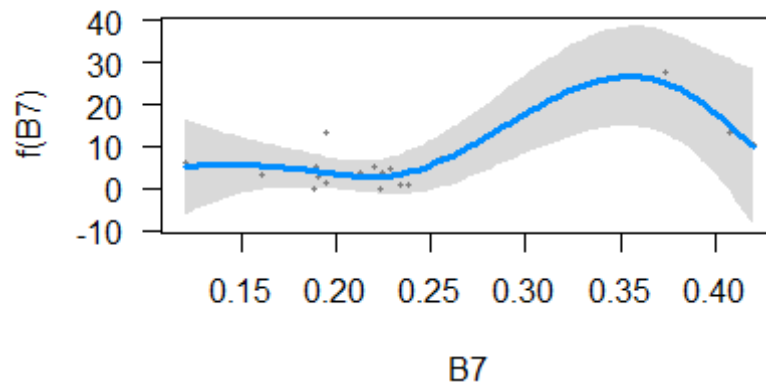


Figura 14. Gráfica suavizada del AOT de la banda 11.

Se observa en la figura 14 el efecto de la banda 7 se reduce en el límite más alto.

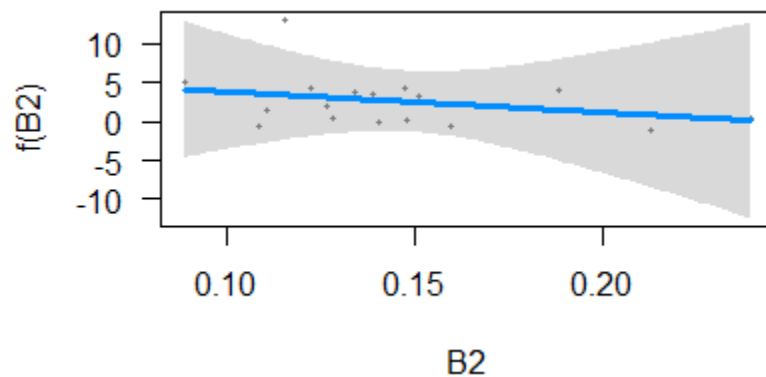


Figura 15. Gráfica suavizada del AOT de la banda 2.

La figura 15 se observa una linealidad negativa, por lo que el coeficiente es negativo para la banda 2.

Tabla 15. Modelos seleccionados para cada imagen satelital con su respectiva ecuación y coeficiente de determinación ajustado.

<i>Imagen satelital</i>	<i>Ecuación (GAM)</i>	<i>Coeficiente de determinación ajustado (R^2 Aj.)</i>
1	$SO_2 (\mu g/m^3) = B11_T + B7 - 151,14*B2$	$R^2 = 0,642$
2	$SO_2 (\mu g/m^3) = B11_T + B7 + 1,833*B4$	$R^2 = 0,678$
3	$SO_2 (\mu g/m^3) = B10_T + B2 - 36,98*B7$	$R^2 = 0,694$
4	$SO_2 (\mu g/m^3) = B11_T + B7 - 26,480*B2$	$R^2 = 0,553$

Siendo, $SO_2 (\mu g/m^3)$ igual a la concentración del contaminante SO_2 a estimar, $B11_T$ es la temperatura ($^{\circ}C$) de la banda 11, $B10_T$ es la temperatura ($^{\circ}C$) de la banda 10 y $B2$, $B4$, $B7$ es la reflectancia al tope de la atmosfera (AOT) de las bandas obtenidas.

Como se pudo observar cada modelo definitivo facilitó buenos coeficientes de determinación ($R^2 > 0,55$), (Tabla 15). Por lo que se pudo interpretar técnicamente como buenos modelos. Las mejores ecuaciones integraron las temperaturas de las bandas térmicas y las bandas espectrales B2, B4, B7. Dichas bandas consiguieron una alta correlación. Por otro lado, el estudio realizado por (Sameen et al., 2014) utilizó solamente las bandas térmicas (banda 10 y banda 11) de Landsat 8, donde obtuvieron un R^2 de 0,51 mediante una regresión no paramétrica de grado 3. Mientras que (Techarat, 2013) en su estudio obtuvo un R^2 de 0,720 utilizando los números digitales de las bandas 4 y 6 de Landsat 7, por lo que en este estudio se obtuvo el mayor R^2 de 0,694 con las bandas ($B2$, $B7$ y $B10_T$), comparado con los demás estudios esta

estimación de SO_2 está dentro de los valores estadísticos normales, por lo que se utilizaron las bandas multiespectrales y térmicas en cada ecuación.

3.3 Mapas generados de estimación de la concentración del contaminante SO_2

Se generaron 4 mapas observándose las variaciones del contaminante atmosférico SO_2 en la ciudad de Cuenca (Figuras 16, 17, 18 y 19).

Según el informe de Calidad Del Aire Ambiente (Exterior) y Salud expresado por la OMS y actualizado en el año 2016, el límite medio permisible del contaminante SO_2 en 24 horas no deberá exceder los $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$, este valor anteriormente era de $125 \mu\text{g}/\text{m}^3$, pero se consideró los graves efectos producidos en la salud asociados a los valores que se encuentran por debajo del valor actualizado (OMS, 2016). Por lo tanto, los mapas demuestran que se tiene una concentración máxima entre $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$ y $33 \mu\text{g}/\text{m}^3$. Siendo en la normativa ecuatoriana (TULSMA) un nivel referente a $125 \mu\text{g}/\text{m}^3$. El cual no exceden las concentraciones. El mapa que presentó los niveles más altos de SO_2 fue el de la fecha 30/OCT/2014. Los modelos generados incorporaron las temperaturas superficiales de las bandas térmicas con la finalidad de que dicho contaminante se encuentra relacionado con la pérdida de la capa de ozono por formar parte de los aerosoles. Es decir, es importante conocer la parte térmica de la zona de estudio para poder verificar una mejor estimación del contaminante en estudio.

Los mapas generados presentan un mismo patrón de distribución en la estimación del contaminante, concentrándose los niveles más altos en las zonas del parque industrial, y en fábricas que se encuentran distribuidas por toda la ciudad como: las Cerámicas Rialto, si bien el proceso implica las emisiones de polvo hacia la atmosfera, también los combustibles utilizados en el proceso de cocción y secado son emitidos en gran cantidad sobre todo sustancias gaseosas como: SO_x , compuestos orgánicos volátiles (COVs), NO_x , entre otros (EOI, 2012). También, se observa que la fábrica Pasamanería manifiesta altos niveles de SO_2 , ya que estas industrias son las principales en utilizar calderos, el cual necesita combustibles para sus procesos y

consecuentemente emiten altos niveles de SO_2 (Elías, 2011). De la misma manera se puede observar concentraciones altas en la fábrica de Indurama.

Se observa que el centro urbano de la ciudad presenta niveles relativamente altos comparado con el informe de la OMS ($20 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en 24 horas), esto se debe a un incremento del parque automotor y consecuentemente las emisiones por el tráfico vehicular en el centro de Cuenca, abarcando zonas de la Feria Libre, Centro Histórico y Totoracocha.

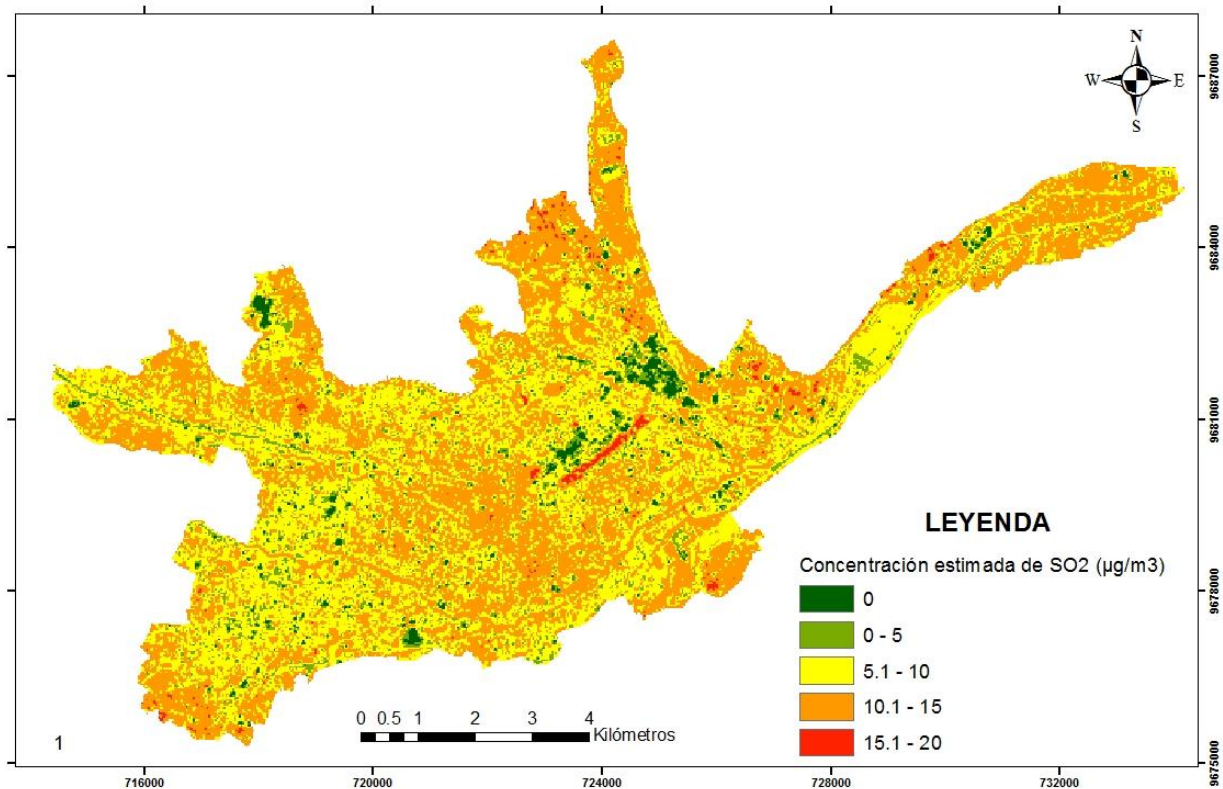


Figura 16. Mapa de SO_2 estimado para el 20/NOV/2016.

El mapa generado en la figura 16 muestra de color rojo las zonas donde existe una concentración máxima de SO_2 con valores que oscilan entre $15,1 \mu\text{g}/\text{m}^3$ y $20 \mu\text{g}/\text{m}^3$, especialmente en zonas de alta actividad ya sea industrial como comercial por ejemplo el mall de Racar Plaza y Pasamanería; también se observa el color naranja con una concentración entre $10,1 \mu\text{g}/\text{m}^3$ y $15 \mu\text{g}/\text{m}^3$ para zonas del Centro Histórico.

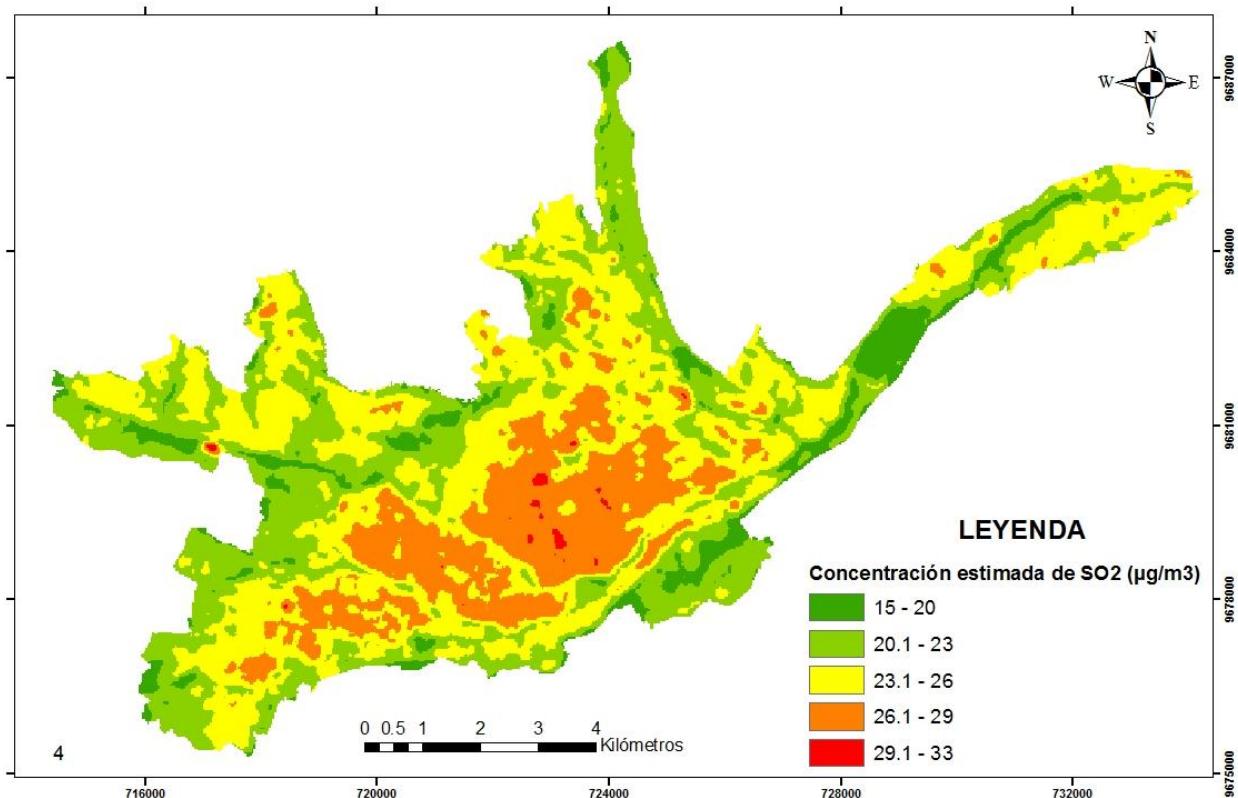


Figura 17. Mapa de SO₂ estimado para el 30/OCT/2014.

La figura 17 presenta altas concentraciones de SO₂ que sobrepasan los 20 µg/m³. Las zonas que presentan valores mayores a 29,1 µg/m³ son las fábricas de Italpiso, Rialto, Indurama, entre otros.

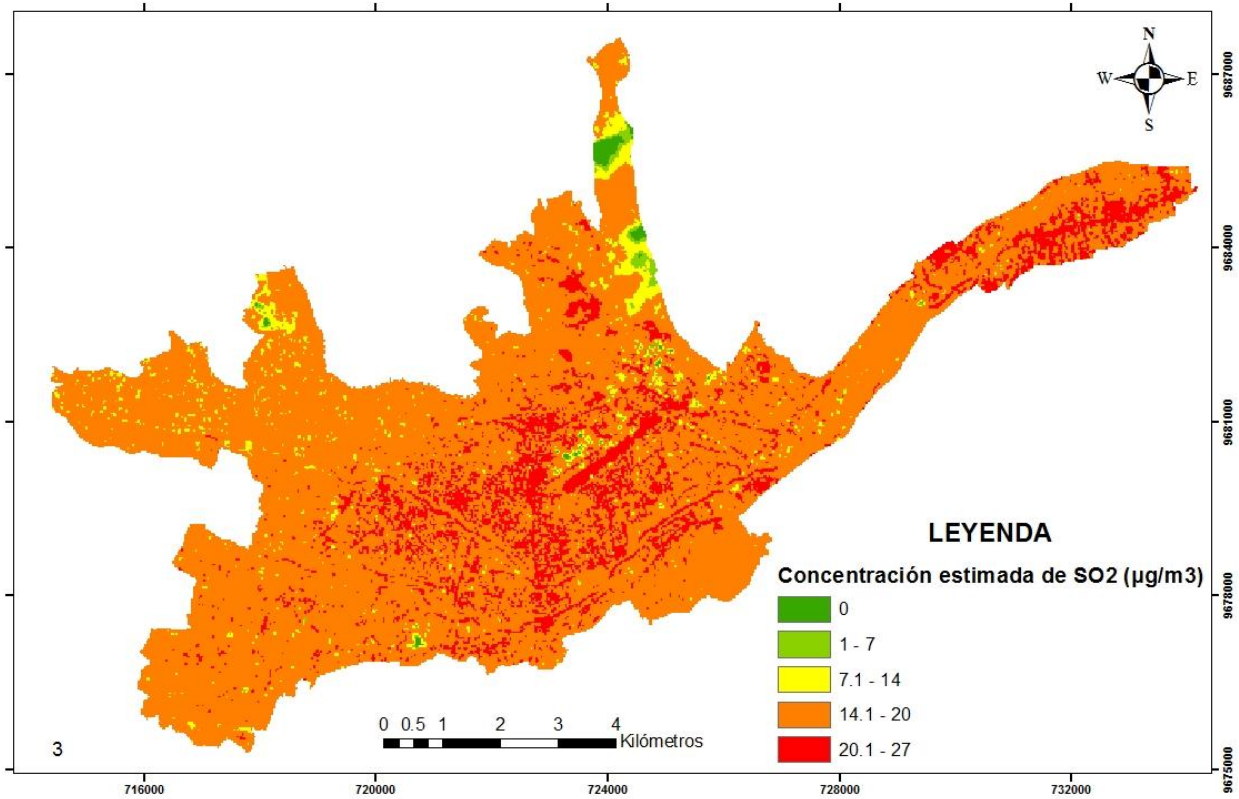


Figura 18. Mapa de SO₂ estimado para el 26/JUL/2014.

La figura 18 muestra que existen concentraciones altas en la parte centro de la ciudad extendiéndose desde el Parque Industrial hasta la Av. Primero de Mayo.

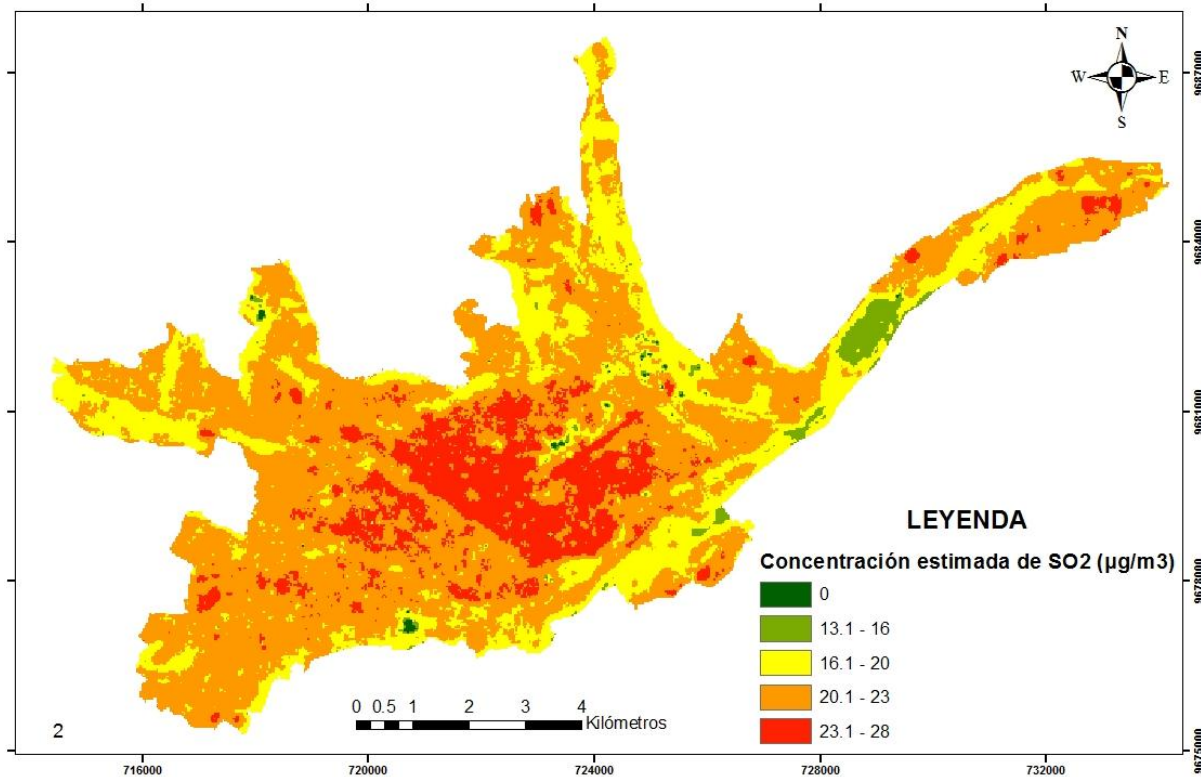


Figura 19. Mapa de SO₂ estimado para el 28/NOV/2013.

En la figura 19 se pudo observar que para el 28 de noviembre del 2013 las concentraciones alcanzan hasta 28 µg/m³, encontrándose la mayor parte en el centro urbano de la ciudad como se ha podido ver en los demás mapas.

3.4 Validación de las concentraciones de SO₂

Por último, las concentraciones estimadas de SO₂ se validaron con respecto a los datos medidos en tierra de la estación de monitoreo pasivo por parte de EMOV-EP, como en este estudio no se contó con la información pertinente, se produjo una validación con respecto a la estación automática implementada en las calles Bolívar y Luis Cordero, dieron los siguientes resultados:

Tabla 16. Validación de concentraciones de SO₂.

Fecha	Imagen Satelital Concentración de SO ₂ (µg/m ³)	Estación Automática Concentración de SO ₂ (µg/m ³)
20/Nov/2016	10 - 13	12,14
30/Oct/2014	25 - 26	16,58
26/Jul/2014	16 - 19	No registra
28/Nov/2013	22 - 23	22,64

Como se puede ver la imagen satelital del 20 de noviembre del 2016 contó con el rango de concentración estimado de SO₂ el cual se comprobó de igual manera en la estación automática, siendo de 12,14 µg/m³, mientras que para el 30 de octubre del 2014 incrementaron en un rango de 25 µg/m³ a 26 µg/m³ lo que el valor registrado en la estación automática no fue igual, pero se notó el incremento en la zona. Para el 26 de julio del 2014 se obtuvo un rango entre 16 µg/m³ y 19 µg/m³ de SO₂, pero no registró ningún valor la estación automática en la zona, por lo que no se pudieron comprobar dichos valores. El 28 de noviembre del 2013 las concentraciones estimadas de SO₂ si concordaron con el valor registrado en la estación automática, siendo de 22,64 µg/m³ en la estación automática y un rango de 22 µg/m³ a 23 µg/m³ en la imagen satelital.



4. CONCLUSIONES

A través de los sensores remotos empleados en el presente estudio se logró estimar las concentraciones del contaminante atmosférico SO_2 en distintas fechas analizadas (2016, 2014 y 2013) dentro de la ciudad de Cuenca, dichas concentraciones se encontraron entre 0 y $33 \mu\text{g}/\text{m}^3$.

Las concentraciones de SO_2 favorecidos por la Red de Monitoreo de Calidad del Aire de la empresa EMOV-EP se registra desde el año 2010 hasta la presente fecha, de las cuales se analizaron 19 estaciones pasivas que permitieron llevar a cabo este estudio a través de su importante información. La base de datos presentó un limitante al ser concentraciones promedias mensuales, y al aplicar imágenes satelitales se necesitan concentraciones de un día de monitoreo. Por lo tanto, al presentar esta base de datos el mejor método para estimar concentraciones de SO_2 según Hastie y Tibshirani fueron los modelos GAM. Esta investigación resultó ser una aproximación al estudio de las estimaciones del SO_2 mediante imágenes satelitales.

El pre procesamiento de las imágenes satelitales permitió establecer una relación entre los datos de las bandas espectrales junto con las temperaturas de los infrarrojos térmicos, los resultados muestran una buena correlación entre los datos obteniendo así los modelos estadísticos.

A partir de los modelos estadísticos se pudo observar que los Modelos Generalizados (GAM) adoptaron un mejor ajuste a través de las correlaciones obtenidas ya que se trata de una regresión no lineal, el cual presenta un bajo error junto con las funciones suavizadas en cada modelo. Los criterios de información de Akaike y Schwarz (AIC y BIC) proporcionaron la estimación del mejor modelo en cada imagen satelital, dando como resultados, los mínimos valores como se citó en la literatura. Así mismo, el mejor coeficiente de determinación ajustado de cada modelo presentó una relación directa con los criterios AIC y algunos en BIC, por lo que se tomaron en cuenta a la hora de seleccionar el mejor modelo GAM para cada imagen satelital ($R^2=0,642$, $R^2=0,553$, $R^2=0,694$, $R^2=0,678$).



Los mapas generados en el programa software GIS, facilitaron la estimación de las concentraciones de SO₂ en la zona de estudio, presentando valores muy satisfactorios, por lo que algunas concentraciones exceden el límite permisible (20 µg/m³) según la OMS. Se obtuvieron concentraciones máximas de SO₂ de 33 µg/m³ para la fecha del 30/OCT/2014, seguidamente de 28 µg/m³ para la fecha del 28/NOV/2013. Posteriormente le sigue una concentración de 27 µg/m³ para la fecha de 26/JUL/2014. Y, por último, la menor concentración registró el 20/NOV/2016 con 20 µg/m³.

Las zonas que presentaron concentraciones mayores a 20 µg/m³ fueron: Centro Histórico, la zona sureste (Totoracocha) y la zona suroeste (Feria Libre). Además, se observaron que las fabricas (Italpisos, Rialto, Indurama) también exceden el valor límite de SO₂ según la OMS (20 µg/m³), siendo las principales causas de la contaminación atmosférica, donde se pudo verificar en los mapas de estimación.

Finalmente, el empleo de los sensores remotos para la estimación del SO₂ atmosférico mediante el algoritmo seleccionado resultó ser un método técnicamente factible que favoreció el análisis inmediato de las concentraciones de SO₂. Tomando en cuenta que las mediciones en tierra proporcionado por el método pasivo de EMOV-EP generan datos acumulados durante un mes y las imágenes satelitales equivalen a un día.



5. RECOMENDACIONES

Para futuras investigaciones se recomienda establecer una base de datos que concuerden las mismas fechas entre el monitoreo in situ y el de las imágenes satelitales, por lo que deberían establecer concentraciones de SO_2 por día. Los resultados de los modelos de regresión y correlación podrían estar más ajustados.

Las entidades gubernamentales que se interesan en el tema de contaminación atmosférica pueden complementarse con esta información obtenida para que puedan validar las mediciones y brindar la información necesaria hacia la población. Posteriormente es una buena herramienta para gestionar políticas que adopten acciones para el control de la calidad del aire.

6. BIBLIOGRAFÍA

- Breiman, L. (2001). Statistical Modeling: The Two Cultures (with comments and a rejoinder by the author). *Statistical Science*, 16(3), 199–231.
<https://doi.org/10.1214/ss/1009213726>
- Caballero, F. (2011). Selección de Modelos Mediante Criterios de Información en Análisis Factorial. Aspectos Teóricos Y Computacionales. Recuperado a partir de <https://hera.ugr.es/tesisugr/19964808.pdf>
- Chander, Markham y Helder. (2009). Summary of Current Radiometric Calibration Coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI Sensors Gyanesh Chandra, Brian. Recuperado a partir de <https://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:Evza4xJj5K8J:https://ntrs.nasa.gov/archive/nasa/casi.ntrs.nasa.gov/20090027884.pdf+&cd=1&hl=es-419&ct=clnk&gl=ec&client=firefox-b-ab>
- Dávila. (2017). Red de Monitoreo de la Calidad del Aire (EMOV-EP). Visita Técnica. Recuperado a partir de <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs313/es/>
- Dunbar, B. (2015, enero 26). What's Next for NASA? Recuperado el 29 de diciembre de 2017, a partir de http://www.nasa.gov/about/whats_next.html
- EARTH DATA. (2011). Aerosol Optical Thickness — GES DISC - Goddard Earth Sciences Data and Information Services Center. Recuperado el 23 de junio de 2016, a partir de http://daac.gsfc.nasa.gov/data-holdings/PIP/aerosol_optical_thickness_or_depth.shtml
- Elías, X. (2017). *Emisiones a la Atmósfera y Correcciones. Tipos de hornos*. Recuperado a partir de http://www.bvsde.paho.org/cursoa_reas/e/fulltext/Ponencias-ID55.pdf
- EMOV. (2015). Red De Monitoreo De La Calidad Del Aire | EMOV EP. Recuperado el 29 de diciembre de 2017, a partir de <http://www.emov.gob.ec/?q=content/red-de-monitoreo-de-la-calidad-del-aire>
- EOI. (2012). La Industria Cerámica en Ecoinnovación en procesos industriales. Recuperado a partir de

- http://www.eoi.es/wiki/index.php/La_Industria_Cer%C3%A1mica_en_Ecoinnovaci%C3%B3n_en_procesos_industriales
- García, M. del C., Castellana, N., Rapelli, C., Koegel, L., y Catalano, M. (2014). Criterios de información y predictivos para la selección de un modelo lineal mixto. *SaberEs*, 0(6). Recuperado a partir de <http://www.saberes.fcecon.unr.edu.ar/index.php/revista/article/view/98>
- García, Y. (2014). *Procesamiento de Imágenes para la Teledetección de Aerosoles en el Noroeste de México*. Recuperado a partir de <http://posgrado.itlp.edu.mx/uploads/54b82d5568e0c.pdf>
- Guerra, C. W., Cabrera, A., & Fernández, L. (2003). Criterios para la selección de modelos estadísticos en la investigación científica. *Revista Cubana de Ciencia Agrícola*, 37(1), 3–10.
- Hastie, T., y Tibshirani, R. (1985). Generalized Additive Models; Some Applications. En *Generalized Linear Models* (pp. 66–81). Springer, New York, NY. Recuperado a partir de https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4615-7070-7_8
- Kampa, M., y Castanas, E. (2008). Human health effects of air pollution. *Environmental Pollution*, 151(2), 362–367. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2007.06.012>
- MAE. (2012). *Sistema de clasificación de los Ecosistemas del Ecuador Continental*. Quito. Recuperado a partir de http://webcache.googleusercontent.com/search?q=cache:nCAgFMQhxOQJ:www.ambiente.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2012/09/LEYENDA-ECOSISTEMAS_ECUADOR_2.pdf+&cd=1&hl=es-419&ct=clnk&gl=ec&client=firefox-b-ab
- Molina y Jiménez. (2015). Desarrollo de la metodología para recolección y valoración de concentraciones de SO₂ del aire ambiente en el parque industrial y las zonas de mayor tráfico de la ciudad de Cuenca - UPS-CT004887.pdf. Recuperado el 12 de mayo de 2016, a partir de <http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/8021/1/UPS-CT004887.pdf>
- Mozumder, C., Reddy, K. V., y Pratap, D. (2013). Air Pollution Modeling from Remotely Sensed Data Using Regression Techniques. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 41(2), 269–277. <https://doi.org/10.1007/s12524-012-0235-2>



- OMS. (2016). OMS | Calidad del aire ambiente (exterior) y salud. Recuperado el 29 de diciembre de 2017, a partir de <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs313/es/>
- Ortega, M., María, R., Pendás, T., C, L., Martínez Ortega, M., Pérez Abreu, A., y Cánovas, A. M. (2009). El Coeficiente De Correlación de los Rangos de Spearman Caracterización. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 8(2), 0–0.
- Paruelo, J. M. (2008). La caracterización funcional de ecosistemas mediante sensores remotos. *Revista Ecosistemas*, 17(3). <https://doi.org/10.7818/re.2014.17-3.00>
- Pohl, C., y Genderen, J. L. V. (1998). Review article Multisensor image fusion in remote sensing: Concepts, methods and applications. *International Journal of Remote Sensing*, 19(5), 823–854. <https://doi.org/10.1080/014311698215748>
- Ramírez, J. P., Ayala, R. M., y Palomares, J. C. G. (2004). Utilización de un SIG para la determinación del impacto ambiental generado por actividades agrícolas, ganaderas e industriales: el caso del Valle Zapotitlán en la Reserva de la Biosfera de Tehuacán Cuicatlán. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (38), 115–130.
- Refaeilzadeh, P., Tang, L., y Liu, H. (2009). Cross-Validation. *Encyclopedia of Database Systems*, 532–538, 532–538. https://doi.org/10.1007/978-0-387-39940-9_565
- Rigby, R. A., y Stasinopoulos, D. M. (2005). Generalized additive models for location, scale and shape (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics)*, 54(3), 507–554. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9876.2005.00510.x>
- Rozenstein, O., Qin, Z., Derimian, Y., y Karnieli, A. (2014). Derivation of Land Surface Temperature for Landsat-8 TIRS Using a Split Window Algorithm. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 14(4), 5768–5780. <https://doi.org/10.3390/s140405768>
- Salah A. H. Saleh. (2011). Air Quality Over Baghdad City Using Earth Observation and Landsat Thermal Data. Recuperado a partir de http://www.oalib.com/paper/2751051#.WkbXdH_GtrO
- Sameen, M. I., Kubaisy, M. A. A., Nahhas, F. H., Ali, A. A., Othman, N., y Hason, M. M. (2014). Sulfur Dioxide (SO₂) Monitoring Over Kirkuk City Using Remote Sensing



- Data. *Journal of Civil & Environmental Engineering*, 4(5), 1–6.
<https://doi.org/10.4172/2165-784X.1000155>
- Techarat, P. (2013). Mapping Predictive Ambient Concentration Distribution of Particulate Matter and Sulfur Dioxide for Air Quality Monitoring Using Remote Sensing. Recuperado a partir de
https://www.google.com.ec/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwj-n5v8lrzNAhUFGx4KHaePBYgQFggsMAA&url=http%3A%2F%2Fourspace.uregina.ca%2Fbitstream%2Fhandle%2F10294%2F5478%2FTecharat_Pet_200286309_PhD_EVSE_Spring2014.pdf%3Fsequence%3D1&usg=AFQjCNHnsRk_J-qiFY1ppZga2hHLe1E8jA
- USGS. (2017). Landsat 8 | Landsat Missions. Recuperado a partir de
<https://landsat.usgs.gov/landsat-8>
- Wood, S. N. (2008). Fast stable direct fitting and smoothness selection for generalized additive models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 70(3), 495–518. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2007.00646.x>
- Yolanda, C. O. M., y Alfonso, G. P. (2015). *Análisis Estadístico de Datos Espaciales Con QGis y R*. Editorial UNED.
- Young, N. E., Anderson, R. S., Chignell, S. M., Vorster, A. G., Lawrence, R., y Evangelista, P. H. (2017). A survival guide to Landsat preprocessing. *Ecology*, 98(4), 920–932. <https://doi.org/10.1002/ecy.1730>

7. Anexos

7.1 Anexo 1

Estación de monitoreo pasivo de la calidad del aire para contaminantes gaseosos.
Contenedor y tubos que miden las concentraciones.





7.2 Anexo 2

Concentraciones mensuales de SO₂ en µg/m³ medidos por EMOV-EP desde el año 2010 hasta el 2016.

Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2010											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	49,38	26,42	9,61	80,1	7,67	6,02	5,91	6,06	4,14	2,08	1,94	2,15
MEA	11,05	14,87		18,09	7,46	11,61	6,02	0,33	0,43	1,6	8,43	2,21
ODO	14,29	7,14	4,25	82,22	9,53	3,68	4,55	2,09	5,58	3,05	24,27	2,40
CHT	7,95	8,39	17,81	3,02	5,23	9,38	4,57	16,8	9,81	0,38	19,35	1,62
TET	2,96	28,85	12,94	22,74	4,73	26,98	9,99	2,37	3,79	1,31	7,94	1,99
MUN	9,15	31,56	9,1	2,64	4,27	3,36	18,41	2,02	1,89	2,09	7,45	1,50
EIE	9,48	10,5	8,52	11,17	13,14	2,35	5,03	1,43	4,74	2,55	4,35	2,21
CRB	10,46	10,45	6,38	4,25	2,94	8,11	1,45	0,2	1,26	3,82	6,68	2,89
BAL	5,71	13,14	19,4	8,19	3,45	9,36	5,81	0,97	6,52	1,33	11,22	1,98
EIA	0	6,45	3,72	28,1	4,07	7,04	10,65	3,42	6,08	8,62	3,36	2,22
CCA	16,64	32,05		10,83	5,03	31	8,59	1,88	2,3	19,7	8,82	1,65
ECC	16,78	11,3	6,76	32,77	6,93	42,55	2,52	3,74	2,25	1,78	9,97	1,73
EHS	10,91	16,05	9,21	5,93	8,91	17,42	7,08	2,46	7,29	7,46	6,29	2,00
BCB	13,11	9,34	6,08	15,34	3,32	9,23	6,62	1,88	4,54	0,48	1,46	2,04
LAR	2,72	0	13,53	0,49	5,27		5,18	3,2	2,16	1,74	6,19	1,66
VEG	10,88	0	9,01	2,86	3,18	25,13	9,63	0,35	4,73	1,48	5,72	2,69
MAN	14,21	12,26	7,91	8,77	1,13	9,78	5,77	3,24	0,59	3,47	4,86	2,52
CEB												
MIS												



Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2011											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	7,68	3,52	6,44	1,85	4,33	10,85	3,29	3,46	43,64	34,10	10,43	4,04
MEA	14,64	16,33	15,44	3,27	10,23	17,28	2,82	5,67	6,66	10,70	12,04	4,22
ODO	7,71	7,60	1,54	4,48	4,88	9,46	2,81	4,37	5,37	9,58	4,49	1,98
CHT	6,88	5,57	4,98	3,50	8,04	8,65	2,88	4,16	10,51	4,69	15,45	4,12
TET	9,35	7,68	43,60	2,42	7,45	3,72	3,81	4,83	8,04	9,58	7,52	1,65
MUN	5,34	5,17	7,71	3,02	4,50	23,76	3,23	5,38	5,14	9,31	9,99	2,82
EIE		5,52	2,74	2,84	4,15	4,85	2,51	2,88	5,72	5,16	18,77	3,51
CRB	8,98	11,61	5,85	4,21	6,78	3,96	3,92	3,64	5,17	5,29	16,38	17,91
BAL	5,61		4,31	1,84	14,46	13,60	3,48	4,99	12,78	4,10	11,66	2,94
EIA	8,93	6,54	7,68	2,51	3,56	4,32	11,54	3,90	9,23	8,42	29,35	1,41
CCA	7,05	2,90	2,43	3,19	5,17	7,53	2,69	4,32	17,51	10,52	11,95	2,16
ECC	4,41	9,32	31,34	2,72	5,46	19,39	1,03	4,39	5,23	5,33	16,07	3,51
EHS	5,98	12,92	2,73	2,64	5,14	4,50	3,72	4,35	23,59	4,84	7,54	19,28
BCB	7,92	5,12	8,85	2,91	3,42	6,55	2,40	3,97	7,12	3,13	14,52	2,19
LAR	6,29	5,53	2,65	2,36	3,99	9,68	3,14	4,58	5,95	4,41	15,87	2,23
VEG	15,53	4,30	13,02	3,30	4,17	9,47	2,55	3,67	18,42	7,76	21,98	6,82
MAN	7,55	6,88	13,45	10,14	3,56	5,60	4,50	6,24	12,81	15,43	7,27	1,55
CEB	5,61		4,72	2,06	4,07	4,77	2,46	19,68	4,02	4,81	13,29	2,02



Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2012											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	2,52	12,57	8,95	9,64	6,57	13,90	4,43	3,40	4,50	0,94	20,13	7,11
MEA	1,68	2,32	2,76	4,32	11,20	6,16	4,14	2,60	4,61	3,00	6,94	7,96
ODO	1,68	2,09	10,06	4,19	72,75	4,31	3,55	2,04	3,81	1,01	2,69	7,53
CHT	1,80	2,25	2,51	3,15	9,25	3,80	4,44	3,51	6,74	2,26	14,07	9,99
TET	2,73	2,35	3,92	S/D	5,18	3,14	5,00	3,32	9,30	2,82	6,15	5,01
MUN	2,94	1,58	3,36	3,22	5,55	2,53	2,73	2,79	10,01	1,51	4,29	65,33
EIE	1,83	3,18	3,61	2,68	9,93	6,82	2,94	2,56	6,93	0,98	7,98	13,97
CRB	2,18	2,26	5,99	3,70	15,19	3,57	15,67	3,33	7,78	2,34	2,77	18,95
BAL	3,18	2,84	6,30	S/D	6,75	2,97	2,88	2,47	3,75	1,42	3,15	5,22
EIA	1,78	2,16	4,94	4,97	39,14	4,67	3,48	4,29	2,67	1,72	3,64	6,53
CCA	3,12	1,97	13,32	4,53	6,06	27,26	3,98	3,26	4,97	2,12	4,94	4,77
ECC	1,83	5,08	2,72	4,15	6,37	4,24	4,64	3,23	11,02	1,58	2,53	6,85
EHS	2,98	8,02	2,68	4,12	6,32	3,64	3,40	2,49	5,04	1,34	12,95	2,72
BCB	1,24	2,23	5,45	10,99	6,79	7,59	3,96	2,08	3,63	0,88	2,60	19,89
LAR	2,90	1,88	6,87	5,99	12,69	5,79	3,61	11,98	6,39	0,50	2,37	7,18
VEG	1,49	1,63	4,15	4,01	10,72	10,44	3,97	4,07	4,24	0,74	3,30	7,21
MAN	5,79	4,03	6,05	2,28	7,22	18,30	10,50	2,44	8,04	1,54	8,17	6,56
CEB	2,33	1,88	3,42	3,55	10,06	4,15	8,39	2,50	17,78	0,48	2,23	12,95



Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2013											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	1,50	12,30	2,70	2,00	12,80	20,80	20,60	3,40	2,60	1,50	2,30	1,50
MEA	2,00	4,50	3,60	8,90	2,60	5,30	4,50	7,70	5,50	4,90	27,10	5,50
ODO	2,30	17,20	5,90	1,50	2,00	1,50	5,10	3,40	7,30	1,50	4,00	3,00
CHT	2,10	1,50	2,90	1,50	2,60	2,50	7,30	1,50	1,50	1,50	7,00	1,50
TET	14,80	12,40	15,10	1,50	35,50	1,60	2,60	10,00	1,50	1,50	1,50	3,00
MUN	19,90	4,00	21,30	1,50	4,80	7,10	1,50	2,70	1,50	5,40	15,60	1,50
EIE	6,50	1,50	25,50	2,00	8,50	4,10	2,50	4,30	1,50	2,20	5,10	1,50
CRB	8,80	1,50	4,20	1,50	1,80	22,60	1,50	3,90	8,70	2,00	4,60	1,50
BAL	6,80	11,10	3,50	1,50	8,40	1,50	3,30	4,00	10,90	1,50	8,70	1,50
EIA	12,20	2,80	1,50	1,50	1,90	8,60	3,10	2,80	4,50	1,50	1,80	4,10
CCA	4,50	8,00	19,90	14,70	3,10	1,50	5,40	7,20	1,40	9,00	5,90	12,10
ECC	3,60	1,50	4,80	1,50	2,50	3,40	2,80	7,10	1,50	1,50	2,90	9,60
EHS	3,00	3,70	7,30	28,90	2,40	3,00	2,00	4,10	5,10	1,50	5,40	2,40
BCB	3,60	22,90	6,50	17,70	8,50	1,50	6,60	2,90	2,10	36,90	3,70	1,50
LAR	32,30	1,50	16,70	1,50	6,90	17,50	7,80	8,30	1,50	59,10	1,50	4,40
VEG	5,30	10,60	3,30	74,30	4,80	19,90	14,30	5,40	3,40	1,50	4,80	1,50
MAN	5,20	1,50	4,70	1,50	2,50	5,20	4,70	8,30	13,20	1,50	5,60	1,50
CEB	1,50	1,50	2,10	1,50	2,50	4,30	12,00	7,50	8,10	1,50	1,50	1,70



Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2014											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	5,10		8,89	3,88	0,59	0,30	17,00	1,67		7,58		
MEA	12,76	47,83	2,32	14,27	45,46	19,89	39,58	2,77	12,02	11,73		6,09
ODO	3,05		3,06	10,96	2,49	1,08	30,45	4,49	5,67			5,49
CHT	0,50	12,38	15,05	5,30	13,69		14,02	4,13	20,56	24,70		5,46
TET	45,59	17,98	19,26	4,07	3,19	9,15	94,66	14,02	7,47	6,80		15,69
MUN	9,60	7,35	4,04	30,92	12,59	16,72	42,08	3,20	14,11	3,26		4,35
EIE	7,05		25,56	1,02	0,61	3,04		2,64	0,60	0,52		8,55
CRB	9,38		0,80	0,43	1,71	1,46	22,43	5,36	0,15	8,29		4,55
BAL	1,23		2,24	3,46	1,44	0,37	2,40	4,20		6,54		5,77
EIA			7,91	1,58	5,76	5,66	10,79	2,84	2,12	2,28		15,64
CCA	73,71	1,26	9,77	1,38	3,77	0,77	41,97	5,09	1,65	11,48		4,88
ECC	3,40	1,25	0,94	1,41	4,80	1,38	16,75	3,13	0,32	8,38		7,92
EHS	7,41		7,43	3,15	0,03	0,15	17,50	2,77	0,75	8,15		17,81
BCB	4,84	7,02	6,50	42,68	8,20	13,15	7,33	4,35	6,28	9,07		21,77
LAR	7,26		28,48		1,77	6,70	25,48		1,42	6,90		3,90
VEG	9,50	12,87	5,96		3,40	11,39	50,89	5,70	5,43	9,25		4,61
MAN	11,09		3,23	25,31	0,33	1,64		2,49	0,70	0,98		3,54
CEB	20,32	1,50		0,34	1,50	0,81	38,47	3,83	0,07	10,34		4,12
MIS				0,99	3,92	0,77	13,72	0,32	3,50	10,79		3,01



Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2015											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	15,01	28,44	19,85	18,14	39,03	2,54	8,69	35,46	19,20	5,07	0,00	0,00
MEA	21,89	7,85	30,14	0,00	44,51	2,77	13,62	35,21	22,00	14,38	9,26	0,00
ODO	12,58	22,50	17,81	0,00	29,53	2,30	15,48	18,05	11,09	4,94	0,00	6,97
CHT	18,84	6,68	24,32	0,00	33,74	2,77	3,71	22,71	11,29	8,83	21,15	62,01
TET	24,25	38,36	27,26	0,00	51,51	2,54	27,84	48,60	14,39	25,63	30,07	31,81
MUN	21,54	24,14	0,00	17,45	41,49	2,30	10,74	38,68	20,35	2,80	7,05	0,00
EIE	0,00	22,91	21,65	0,00	40,74	3,97	15,40	33,47	33,01	11,76	26,70	1,59
CRB	14,40	17,45	12,06	0,00	28,66	3,50	17,65	21,96	7,21	49,67	14,35	0,00
BAL	16,81	7,73	19,43	0,00	28,28	2,54	5,46	10,32	2,53	36,29	21,55	4,90
EIA	11,22	17,97	18,15	0,00	29,85	9,22	8,46	23,33	12,68	1,50	22,38	22,24
CCA	16,43	29,90	25,12	0,00	36,31	2,30	2,66	37,11	14,73	71,67	20,55	47,07
ECC	12,28	24,65	12,95	0,00	26,20	2,06	9,84	9,61	5,02	22,96	6,00	0,00
EHS	7,83	0,00	0,00	0,00	16,89	1,82	11,42	16,61	9,42	6,25	3,81	0,00
BCB	31,57	47,45	50,80	0,00	32,09	2,06	10,55	73,90	75,80	77,38	74,44	25,92
LAR	29,63	39,04	33,99	16,76	61,93	2,06	24,54	50,59	34,87	5,84	55,54	76,49
VEG	36,44	48,19	0,00	31,35	56,42	3,49	11,91	78,90	44,65	29,67	39,10	5,74
MAN	14,61	13,84	0,00	0,00	22,51	2,54	4,24	18,79	3,07	0,87	19,31	0,00
CEB	11,78	2,28	28,40	0,00	23,07	2,77	6,49	12,04	4,93	35,40	0,00	0,00
MIS	0,00	17,25	13,07	0,00	26,71	3,01	16,40	6,87	6,72	26,35	31,06	22,11



Código	Concentraciones de SO ₂ (µg/m ³)											
	2016											
	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
EVI	9,12	8,64	6,36	6,74	13,39	14,21	13,56	3,2	27,96	11,86	7,1	8,74
MEA	21,09	11,54	6,97	10,49	13,78	7,08	8,73	3,09	12,79	13,25	7,78	10,32
ODO	45,03	9,26	9,73	6,85	16,34	<0,01	9,02	3,09	10,06	12,32	9,15	6,22
CHT	9,72	9,23	7,89	3,98	14,42	6,39	10,16	13,81	6,9	23,83	9,15	12,21
TET	9,53	11,27	45,89	6,47	14,42	<0,01	10,44	29,29	9,42	29,83	7,79	12,84
MUN	18,29	22,9	22,6	16,05	18,06	19,48	11,02	3,78	38,32	34,4	<0,01	28,94
EIE	28,07	29,26	12,18	7,03	12,12	6,37	11,29	3,09	6,27	10,02	7,1	11,26
CRB	6,52	10,4	9,12	10,11	19,54	10,76	10,15	4,26	9,18	16,92	7,79	7,8
BAL	21,05	9,82	7,89	7,81	12,09	7,07	8,17	3,78	6,9	8,63	7,1	11,27
EIA	7,53	21,14	9,42	6,47	<0,01	5,93	9,87	<0,01	9,22	9,09	8,47	9,69
CCA	27,87	7,42	11,34	10,49	39,98	6,39	8,45	5,28	10,91	10,01	7,44	40,25
ECC	17,28	6,32	5,45	7,62	13,8	4,77	9,03	3,2	6,9	11,85	6,76	<0,01
EHS	5,71	8,1	5,75	9,15	<0,01	5,92	8,46	3,78	8,17	15,07	71,41	6,85
BCB	17,28	11,02	8,45	8,57	27,4	7,96	7,89	3,79	19,6	11,85	33,55	9,38
LAR	8,12	36,86	6,97	7,42	28,93	7,3	8,46	2,85	10,27	11,39	12,23	10,01
VEG	22,17	8,64	43,12	11,83	32,96	11,67	10,16	3,31	62,36	27,96	20,44	19,77
MAN	8,71	9,53	24,74	13,56	14,64	9,38	14,7	3,55	10,48	10,94	9,49	5,6
CEB	15,5	12,01	6,98	6,85	14	7,08	10,45	3,58	15,57	8,07	28,98	9,06
MIS	5,53	7,78	9,73	12,21	14,42	5,24	6,75	3,55	15,53	14,16	7,1	10



7.3 Anexo 3

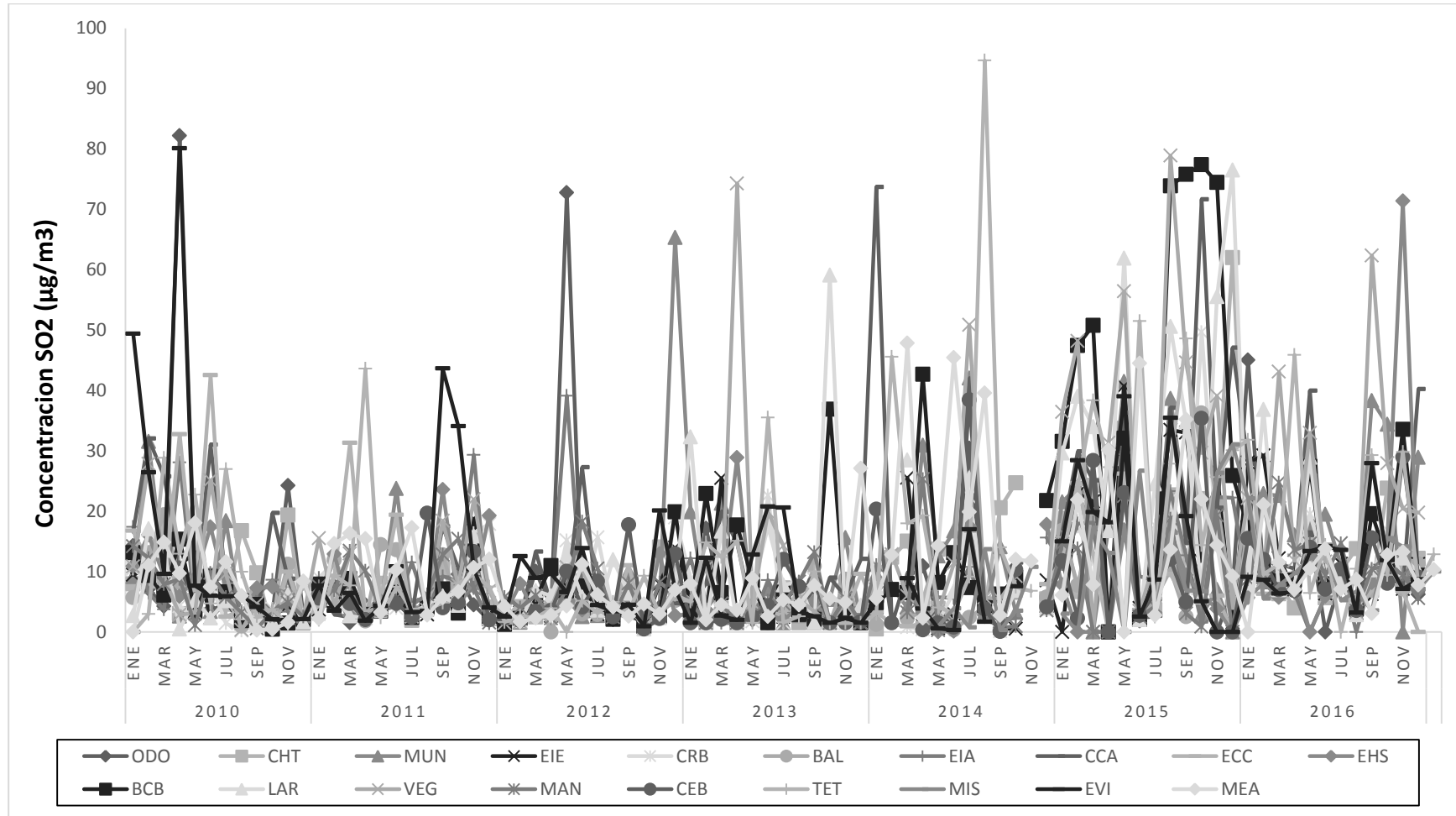
Ubicación de las estaciones pasivas del contaminante SO₂ de la Red de Monitoreo de EMOV-EP.

Código	Ubicación	Coordenadas X	Coordenadas Y
EVI	Av. Felipe II e Isabel La Católica	720637,00	9677818,52
MEA	Avenidas Remigio Crespo y de Las Américas	719291,73	9679565,71
ODO	Avenidas Pasaje del Paraíso y 10 de Agosto	723284,42	9678067,00
CHT	Altar Urco y Av. Paseo de los Cañaris	723937,68	9679977,68
TET	Avenidas Madrid y España	723103,62	9680121,13
MUN	Calles Simón Bolívar y Presidente Borrero	721948,06	9679543,67
EIE	Av. Loja y calle Ignacio de Rocha	718542,47	9677449,87
CRB	Camino a Baños	716837,00	9676940,00
BAL	Avenida Ordoñez Laso y calle Los Cerezos	718280,28	9680116,52
EIA	Reino de Quito y Av. González Suárez	726074,77	9680136,67
CCA	Calles J. Lavalle y A. Ricaurte	724564,16	9681442,86
ECC	Calles de la Bandolia y del Arpa	722516,17	9681606,31
EHS	Camino Ochoa León	724354,43	9683485,99
BCB	Calle Presidente Córdova y Luís Cordero	721873,06	9679362,22
LAR	Calle Larga y Borrero	721802,15	9679093,49
VEG	Vega Muñoz y Luís Cordero	721946,76	9680042,33
MAN	Jardines del Río y Calle Londres	727950,00	9681218,00
CEB	Calle del Cebollar	719980,01	9680950,35
MIS	Calle Carmela Malo	717100,00	9678153,00



7.4 Anexo 4

Variaciones de las concentraciones mensuales del SO₂ por cada estación de monitoreo en µg/m³ para los años 2010 - 2016.





7.5 Anexo 5

Resultados de AOT con sus respectivas temperaturas de las bandas térmicas y las concentraciones de SO₂ *in situ* para el 20/NOV/2016.

Código	AOT							Temperatura (°C)		SO ₂ _Nov_ <i>in situ</i>
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B10_T	B11_T	
EVI	0,150	0,138	0,144	0,151	0,219	0,258	0,225	31,373	29,291	7,1
MEA	0,184	0,185	0,177	0,190	0,222	0,322	0,351	28,355	24,087	7,78
ODO	0,127	0,112	0,111	0,116	0,185	0,194	0,159	31,994	29,898	9,15
CHT	0,148	0,134	0,143	0,174	0,220	0,265	0,244	33,244	31,318	9,15
TET	0,221	0,214	0,230	0,240	0,247	0,390	0,394	28,877	25,937	7,79
MUN	0,135	0,122	0,119	0,139	0,176	0,217	0,214	31,422	29,632	0,01
EIE	0,144	0,126	0,124	0,140	0,200	0,213	0,192	30,462	28,301	7,1
CRB	0,185	0,183	0,184	0,190	0,312	0,320	0,246	29,532	27,657	7,79
BAL	0,119	0,112	0,105	0,116	0,231	0,218	0,159	29,206	27,134	7,1
EIA	0,158	0,155	0,162	0,193	0,239	0,291	0,272	32,315	30,374	8,47
CCA	0,152	0,142	0,145	0,175	0,221	0,245	0,228	32,394	30,299	7,44
ECC	0,155	0,152	0,176	0,177	0,295	0,274	0,224	29,626	27,608	6,76
EHS	0,213	0,202	0,237	0,237	0,313	0,425	0,421	30,591	27,652	71,41
BCB	0,135	0,125	0,121	0,135	0,174	0,214	0,208	32,122	30,122	33,55
LAR	0,137	0,126	0,120	0,142	0,180	0,218	0,197	31,776	29,362	12,23
VEG	0,136	0,123	0,122	0,148	0,184	0,242	0,225	32,234	30,304	20,44
MAN	0,127	0,115	0,136	0,160	0,301	0,309	0,237	28,596	27,214	9,49
CEB	0,146	0,140	0,155	0,166	0,285	0,261	0,206	30,314	27,925	28,98
MIS	0,137	0,136	0,141	0,172	0,290	0,270	0,230	29,654	27,493	7,1



Resultados de AOT con sus respectivas temperaturas de las bandas térmicas y las concentraciones de SO₂ *in situ* para el 30/OCT/2014.

Código	AOT							Temperatura (°C)		SO ₂ _Oct_2014 <i>in situ</i>
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B10_T	B11_T	
EVI	0,145	0,144	0,133	0,148	0,218	0,261	0,242	29,298	25,991	7,58
MEA	0,190	0,185	0,184	0,194	0,229	0,341	0,342	27,179	21,820	11,73
ODO	0,127	0,116	0,118	0,124	0,197	0,211	0,180	29,144	25,606	0,00
CHT	0,150	0,147	0,137	0,176	0,217	0,251	0,234	31,754	28,022	24,70
TET	0,217	0,230	0,230	0,258	0,277	0,444	0,494	26,283	22,770	6,80
MUN	0,137	0,129	0,125	0,144	0,182	0,238	0,212	30,311	26,403	3,26
EIE	0,140	0,137	0,129	0,163	0,223	0,246	0,203	29,461	26,107	0,52
CRB	0,199	0,196	0,183	0,194	0,334	0,332	0,251	27,622	23,927	8,29
BAL	0,111	0,101	0,101	0,088	0,299	0,213	0,145	24,024	20,382	6,54
EIA	0,155	0,151	0,153	0,190	0,231	0,277	0,256	30,453	27,083	2,28
CCA	0,149	0,143	0,143	0,173	0,216	0,255	0,215	29,539	26,107	11,48
ECC	0,161	0,157	0,170	0,189	0,277	0,275	0,216	26,344	21,988	8,38
EHS	0,157	0,148	0,170	0,270	0,312	0,435	0,425	24,919	22,628	8,15
BCB	0,149	0,141	0,137	0,155	0,186	0,232	0,210	31,176	27,453	9,07
LAR	0,403	0,476	0,310	0,606	0,540	0,505	0,486	30,284	26,731	6,90
VEG	0,138	0,131	0,127	0,151	0,196	0,250	0,230	30,348	26,060	9,25
MAN	0,119	0,106	0,114	0,136	0,274	0,282	0,199	25,090	22,773	0,98
CEB	0,134	0,133	0,137	0,157	0,280	0,262	0,225	27,083	23,609	10,34
MIS	0,133	0,122	0,142	0,152	0,293	0,265	0,207	24,551	20,466	10,79



Resultados de AOT con sus respectivas temperaturas de las bandas térmicas y las concentraciones de SO₂ *in situ* para el 26/JUL/2014.

Código	AOT							Temperatura (°C)		SO ₂ Jul 2014 <i>in situ</i>
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B10_T	B11_T	
EVI	0,140	0,134	0,128	0,133	0,205	0,205	0,208	25,872	22,216	17,00
MEA	0,188	0,193	0,187	0,202	0,246	0,246	0,457	23,844	19,827	39,58
ODO	0,126	0,116	0,107	0,141	0,237	0,237	0,185	25,370	21,788	30,45
CHT	0,148	0,138	0,137	0,179	0,227	0,227	0,258	27,550	23,671	14,02
TET	0,217	0,222	0,226	0,240	0,261	0,261	0,438	22,883	19,132	94,66
MUN	0,124	0,114	0,099	0,119	0,147	0,147	0,183	26,042	22,526	42,08
EIE	0,120	0,111	0,096	0,122	0,194	0,194	0,155	24,711	21,153	---
CRB	0,176	0,178	0,155	0,167	0,282	0,282	0,197	24,195	21,041	22,43
BAL	0,101	0,087	0,081	0,068	0,269	0,269	0,103	22,748	19,336	2,40
EIA	0,156	0,149	0,150	0,180	0,233	0,233	0,255	26,907	23,293	10,79
CCA	0,146	0,136	0,133	0,158	0,196	0,196	0,203	26,875	22,951	41,97
ECC	0,158	0,162	0,168	0,191	0,296	0,296	0,223	25,030	21,560	16,75
EHS	0,136	0,121	0,101	0,090	0,096	0,096	0,092	17,825	14,533	17,50
BCB	0,138	0,131	0,117	0,137	0,159	0,159	0,178	26,478	22,619	7,33
LAR	0,119	0,105	0,097	0,110	0,144	0,144	0,172	25,007	20,915	25,48
VEG	0,128	0,118	0,112	0,139	0,174	0,174	0,207	27,038	23,276	50,89
MAN	0,126	0,117	0,137	0,167	0,318	0,318	0,250	24,401	21,471	---
CEB	0,135	0,132	0,135	0,152	0,263	0,263	0,208	22,139	18,978	38,47
MIS	0,124	0,107	0,129	0,134	0,240	0,240	0,176	23,205	20,200	13,72



Resultados de AOT con sus respectivas temperaturas de las bandas térmicas y las concentraciones de SO₂ *in situ* para el 28/NOV/2013.

Código	AOT							Temperatura (°C)		SO ₂ _Nov_2013 <i>in situ</i>
	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B10_T	B11_T	
EVI	0,158	0,148	0,158	0,165	0,238	0,278	0,234	29,622	26,076	2,30
MEA	0,191	0,188	0,189	0,194	0,227	0,337	0,374	28,279	23,329	27,10
ODO	0,125	0,111	0,109	0,117	0,197	0,205	0,162	28,626	24,753	4,00
CHT	0,149	0,138	0,142	0,183	0,232	0,272	0,255	31,409	27,507	7,00
TET	0,216	0,213	0,229	0,235	0,252	0,396	0,407	25,993	21,965	1,50
MUN	0,126	0,115	0,106	0,125	0,160	0,206	0,195	30,102	26,385	15,60
EIE	0,141	0,134	0,125	0,147	0,230	0,230	0,190	28,840	24,823	5,10
CRB	0,185	0,188	0,182	0,190	0,331	0,312	0,220	27,696	24,322	4,60
BAL	0,102	0,088	0,084	0,075	0,262	0,194	0,120	26,982	23,501	8,70
EIA	0,160	0,160	0,156	0,162	0,213	0,258	0,238	30,418	26,479	1,80
CCA	0,157	0,147	0,148	0,174	0,220	0,251	0,229	29,337	25,951	5,90
ECC	0,154	0,151	0,170	0,174	0,297	0,271	0,224	26,483	23,055	2,90
EHS	0,252	0,239	0,288	0,287	0,338	0,459	0,420	25,993	22,775	5,40
BCB	0,134	0,126	0,122	0,139	0,171	0,206	0,191	30,773	27,060	3,70
LAR	0,119	0,108	0,100	0,121	0,160	0,212	0,189	30,593	26,887	1,50
VEG	0,136	0,122	0,124	0,146	0,180	0,233	0,213	31,045	27,079	4,80
MAN	0,125	0,116	0,125	0,156	0,287	0,325	0,238	26,800	24,044	5,60
CEB	0,139	0,128	0,143	0,146	0,268	0,247	0,195	28,443	24,806	1,50
MIS	0,140	0,140	0,147	0,183	0,305	0,274	0,224	28,256	24,608	---

