UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO

CARRERA:
INGENIERÍA AMBIENTAL

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de:
INGENIERO E INGENIERA AMBIENTALES

TEMA:
ANÁLISIS DE DATOS GEOESPACIALES Y SENSORES REMOTOS PARA LA DETERMINACIÓN DE CONTAMINANTES DE AIRE PARA LA CIUDAD DE QUITO ENTRE LOS AÑOS 2013 A 2016.

AUTORES:
JOSÉ ELÍAS CUÁSQUER JORDÁN
BÉLGICA ESTEFANÍA PAREDES PAREDES

TUTOR:
CÉSAR IVÁN ÁLVAREZ MENDOZA

Quito, febrero del 2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotros JOSÉ ELÍAS CUÁSQUER JORDÁN con documento de identificación N° 080309281-6 y BÉLGICA ESTEFANÍA PAREDES PAREDES con documento de identificación N° 172457728-1, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del trabajo de titulación intitulado: ANÁLISIS DE DATOS GEOESPACIALES Y SENSORES REMOTOS PARA LA DETERMINACIÓN DE CONTAMINANTES DE AIRE PARA LA CIUDAD DE QUITO ENTRE LOS AÑOS 2013 A 2016, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: INGENIERO E INGENIERA AMBIENTALES, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en nuestra condición de autores nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribimos este documento en el momento que hacemos entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

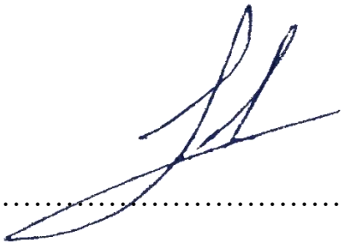
.....	.....
José Elías Cuásquer Jordán	Bélgica Estefanía Paredes Paredes
080309281-6	172457728-1

Quito, febrero del 2018

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR

Yo, declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo experimental, ANÁLISIS DE DATOS GEOESPACIALES Y SENSORES REMOTOS PARA LA DETERMINACIÓN DE CONTAMINANTES DE AIRE PARA LA CIUDAD DE QUITO ENTRE LOS AÑOS 2013 A 2016 realizado por JOSÉ ELIAS CUÁSQUER JORDÁN y BÉLGICA ESTEFANÍA PAREDES PAREDES, obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la Universidad Politécnica Salesiana, para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, febrero del 2018



…….

César Iván Álvarez Mendoza

172010092-2

DEDICATORIA

Dedico este trabajo de titulación a mi madre Raquel Jordán por estar siempre a mi lado a pesar de la distancia, por todos los consejos, enseñanzas, más que todo por su confianza y apoyo incondicional lo cual me sirvieron para formarme como persona y; me dieron la suficiente fuerza para seguir y culminar con mis estudios universitarios. A mi familia y hermanos por sus buenos deseos. A Adolfo Chamba por compartir conmigo todos sus conocimientos adquiridos y ser mi guía en momentos difíciles. Y a mis amigos en general por brindarme una palabra de aliento y estar presente en los momentos buenos y malos de mi vida universitaria y personal.

Elías

El presente trabajo le dedico a toda mi familia especialmente a mis padres Alfonso y Gladys, por su apoyo en todo momento proporcionándome sus valores e impulsándome a seguir adelante a pesar de las dificultades, ya que estos últimos años han sido muy difíciles por la pérdida de mi mami aun así ella me siguió apoyando desde el cielo. A mis hermanos Maribel, José y David, por estar siempre ahí para ayudarme. A Giovanny que estuvo en los buenos y malos momentos, apoyándome siempre. A mi querido hijo José que fue el motor para seguir y culminar esta etapa en mi vida. A mis amigos con quienes hemos pasados los mejores momentos estableciendo una gran amistad.

Estefanía

AGRADECIMIENTOS

Expresamos nuestros sinceros agradecimientos a:

La Universidad Politécnica Salesiana por ser parte de nuestra formación humana y profesional, por su apoyo incondicional para la culminación del presente trabajo de titulación.

A la carrera de Ingeniería Ambiental y a sus distinguidos docentes, quienes nos han inculcado el sentido de responsabilidad para terminar con éxito nuestra carrera universitaria.

A las instituciones públicas: Ministerio del Ambiente, Secretaría del Ambiente, INEC, Municipio de Quito, INAMHI, Ministerio de Salud por facilitar con la información para la realización de este proyecto.

A nuestro tutor Ing. César Iván Álvarez Mendoza, quien con sus conocimientos, paciencia y motivación han sido fundamentales para nuestra formación como profesionales.

A nuestros padres por ser el apoyo incondicional y fortaleza en el trayecto de esta etapa universitaria.

Elías y Estefanía

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN 1

1.1 Identificación del problema 12

1.2 Justificación 13

1.3 Descripción del área de estudio 13

2. .OBJETIVOS 15

2.1 Objetivo General 15

2.2 Objetivos Específicos 15

3. MARCO TEÓRICO 16

3.1 Sensores remotos 16

3.2 Regresión por usos del suelo *(Land Use Regression (LUR))* 23

4. METODOLOGÍA 27

4.1 Recopilación de la Información 27

4.2 Elaboración del modelo de regresión de usos del suelo. 30

4.3 Hardware y Software utilizados 31

5. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS 32

5.1 Mapas de concentración de O_3 mediante modelos *LUR* para los años 2013 al 2016 32

5.2 Mapas de concentración de NO_2 mediante modelos *LUR* para los años 2013 al 2016 40

5.3 Mapas de concentración de O_3 mediante modelos *LUR* para los años 2013 al 2016 48

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 57

6.1 Conclusiones 57

6.2 Recomendaciones 58

7. BIBLIOGRAFÍA 59

8. ANEXOS 64

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Bandas de Landsat 8. 20

Tabla 2. Información de la ubicación de las estaciones de la REMMAQ. 29

Tabla 3. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2013. 32

Tabla 4. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2014. 34

Tabla 5. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2015. 36

Tabla 6. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2016. 38

Tabla 7. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2013. 40

Tabla 8. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2014. 42

Tabla 9. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2015. 44

Tabla 10. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2016. 46

Tabla 11. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2013. 48

Tabla 12. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2014. 50

Tabla 13. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2015. 52

Tabla 14. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2016. 54

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Provincia de Pichincha 14

Figura 2. Esquema de los sensores, activo y pasivo 17

Figura 3. Representación de la resolución espacial. 18

Figura 4. Metodología utilizada en este proyecto. 27

Figura 5. Comparación entre los datos promedios para 2013 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 33

Figura 6. Comparación entre los datos promedio para 2014 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 35

Figura 7. Comparación entre los datos promedio para 2015 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 37

Figura 8. Comparación entre los datos promedio para 2016 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 39

Figura 9. Comparación entre los datos promedio para 2013 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 41

Figura 10. Comparación entre los datos promedio para 2014 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 43

Figura 11. Comparación entre los datos promedio para 2015 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 45

Figura 12. Comparación entre los datos promedio para 2016 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error. 47

Figura 13. Comparación entre los datos promedio para 2013 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.....49

Figura 14. Comparación entre los datos promedio para 2014 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.....51

Figura 15. Comparación entre los datos promedio para 2015 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.....53

Figura 16. Comparación entre los datos promedio para 2016 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.....55

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2013.....64

Anexo 2. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2014.....65

Anexo 3. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2015.....66

Anexo 4. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2016.....67

Anexo 5. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2013. 68

Anexo 6. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2014. 69

Anexo 7. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2015. 70

Anexo 8. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2016. 71

Anexo 9. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2013. 72

Anexo 10. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2014. 73

Anexo 11. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2015. 74

Anexo 12. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2016. 75

Anexo 13. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2013. 76

Anexo 14. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2014. 81

Anexo 15. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2015. 86

Anexo 16. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2016. 91

Anexo 17. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2013. 96

Anexo 18. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2014. 101

Anexo 19. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2015. 106

Anexo 20. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2016. 111

Anexo 21. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2013. 116

Anexo 22. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2014. 121

Anexo 23. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2015. 126

Anexo 24. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2016. 131

Anexo 25. Datos promediados cada 32 días para la concentración de CO, NO_2 y O_3. 136

Anexo 26. Valores extraídos en la posición de cada estación para los diferentes índices ambientales promediados cada 32 días, las vías, uso del terreno y Elevación Digital del Terreno.....139

RESUMEN

La caracterización de la calidad del aire es un problema que afecta a las grandes urbes y Quito no escapa de este problema, entre los que se destaca los contaminantes que son difícil de analizar en grandes áreas están el monóxido de Carbono (CO), dióxido de Nitrógeno (NO_2) y Ozono (O_3), la dificultad de su análisis radica en que generalmente se tienen pocas estaciones de medición para grandes áreas, en este trabajo se utilizó la metodología de Regresión de Uso de Suelos *(Land Use Regression (LUR))* a partir de la medición obtenidas en pocas estaciones y combinado con datos geoespaciales generando mapas de distribución de contaminantes del aire en la zona urbana del Distrito Metropolitano de Quito. Se realizaron a partir de modelos *LUR*, mapas de promedios anuales de concentración de CO, NO_2 y O_3 comprendido entre los años 2013 a 2016. Los valores del coeficiente de determinación R^2 entre los valores observados y los valores obtenidos de los modelos *LUR* varían desde valores muy bajos de 0,2703 hasta valores de 0,9812 por lo cual tenemos modelos de ajuste malo (R^2<0,5) hasta modelos de muy buen ajuste (R^2>0,8). Se llegó a la conclusión de que a partir de datos geoespaciales e imágenes satelitales se puede obtener valores de contaminantes del aire sin el requisito de disponer de una gran cantidad de datos, así con esta información se pueden realizar en diferentes ciudades del país monitoreos más extensos con solo aplicar el modelo y realizando ciertas mediciones en diferentes puntos.

ABSTRACT

The characterization of air quality is a problem that affects large cities and Quito does not escape this problem, among which the pollutants that are difficult to analyze in large areas are Carbon monoxide (CO), dioxide of Nitrogen (NO_2) and Ozone (O_3), the difficulty of its analysis is that there are usually few measuring stations for large areas, in this work it is proposed to use the Land Use Regression methodology (LUR) to obtain maps of the distribution of air pollutants such as CO, NO_2 and O_3 in the urban area of the Metropolitan District of Quito. Maps of annual averages of concentration of CO, NO_2 and O_3 for the years between 2013 and 2016 were made from LUR models. The values of the coefficient of determination R^2 between the observed values and the values obtained from the LUR models vary from very low values of 0.2703 to values of 0.9812 for which we have models of bad adjustment (R^2<0,5) until models of very good adjustment (R^2>0,8). It was concluded that from geospatial data and satellite images it is possible to obtain values of air pollutants such as CO, NO2 and O3 without the requirement of having a large amount of data, so with this information they can be made in different cities of the country more extensive monitoring by just applying the model and making certain measurements at different points.

1. INTRODUCCIÓN

La contaminación atmosférica es un fenómeno que ha sido analizado y estudiado debido a que está íntimamente ligado con la generación de problemas ambientales y de salud en la población que habita principalmente áreas urbanas que poseen un desarrollo productivo e industrial. Por lo cual en los grandes centros urbanos se han instalado los equipos necesarios para monitorear las concentraciones de diversos contaminantes, de modo que se puedan efectuar estudios para establecer las causas, formas de propagación, las medidas preventivas y de vigilancia necesarias para enfrentar el conflicto de la contaminación atmosférica (Álvarez, 2014).

En la República del Ecuador se concentraron los esfuerzos dentro del ámbito de gestión ambiental dando como resultado el Plan Nacional de Calidad del Aire (PNCA) publicado en el año 2010, el cual está enmarcado dentro del Plan Nacional para el Buen Vivir 2009 – 2013, cuyo objetivo principal es garantizar la calidad de vida de los ecuatorianos y su derecho a tener un ambiente sano (Ministerio del Ambiente, 2010), entre los resultados obtenidos al 2013 se pueden mencionar los siguientes:

- Veinte ciudades del Ecuador han desarrollado y actualizado su inventario de emisiones.
- Se han establecido 16 estaciones de monitoreo de partículas PM_{10} en 16 ciudades del país.
- Norma de Calidad del Aire fue revisada y actualizada y se realizó revisión del Anexo 3 de las Normas de Emisión de fuentes fijas del TULAS.

Pero el PNCA no solo involucra a las diferentes instancias de gobierno sino que las universidades deben realizar su pequeño aporte, por lo cual recientemente se han realizado trabajos de investigación a nivel universitario para caracterizar contaminantes como PM_{10} en la ciudad de Cuenca (Abad, 2016) y Quito (Álvarez, 2014).

La información sobre la calidad del aire son tomados a través de redes de monitoreo que proporcionan datos regulares sobre contaminantes como monóxido de carbono, óxidos de nitrógeno, óxidos de azufre, ozono, material particulado (PM_{10} y $PM_{2.5}$) y datos meteorológicos (velocidad y dirección del viento, humedad, radiación solar, temperatura, presión atmosférica y precipitación)

Las redes de monitoreo terrestres no ofrecen una cobertura espacial de las concentraciones de contaminantes, ya que una estación representa un único punto de observación y su generalización a toda el área podría verse limitada. Conjuntamente, se debe tener en cuenta que las diferentes metodologías y técnicas existentes para la obtención de las concentraciones pueden no ser coherentes entre ellas, requiriendo una validación exhaustiva de los datos obtenidos (Guo, Feng, Christopher, Kang, Zhan, & Hong, 2014); (Gupta, Christopher, Wang, Gehrig, Lee, & Kumar, 2006); (Othman, Jafri, & Lim, 2010).

En la ciudad de Quito las emisiones de monóxido de carbono (CO) son en su gran mayoría provenientes del tráfico vehicular de automotores a gasolina. Las mayores concentraciones se las encuentra en las horas y meses con menores temperaturas, debido a un mayor efecto de los arranques en frío, debido a que durante el mismo no se produce una combustión completa en el motor lo cual se produce una mayor cantidad de CO (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2014, 2015, 2016,2017).

Para los años 2013, 2014, 2015 y 2016, los meses con mayores concentraciones de monóxido de carbono en el aire ambiente en la ciudad de Quito oscila entre los meses de marzo, abril, mayo, octubre y noviembre. Las menores concentraciones de monóxido de carbono, por el contrario, se las reporta en los meses de junio, julio y agosto, correspondiente a las vacaciones de las escuelas y colegios, hecho que disminuye significativamente el tráfico vehicular en la ciudad (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2014, 2015, 2016,2017).

El ozono troposférico (O_3) se origina por reacciones químicas en el aire entre los hidrocarburos y los óxidos de nitrógeno bajo el efecto de la luz solar (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2014, 2015, 2016,2017). Debido a las características geográficas y meteorológicas, propicias para una mayor insolación, que tiene el Distrito Metropolitano de Quito, estas reacciones tienen su medio apropiado. Por esta razón los meses con mayor concentración de ozono troposférico durante los años 2013, 2014, 2015 y 2016 fueron agosto y septiembre. Los meses con menores concentraciones de ozono son los correspondientes a período con mayor intensidad de lluvias y días nublados debido a la disminución de la radiación solar es esencial para la formación de O_3 (abril, mayo), durante el 2015 ocurrió un caso atípico donde se tuvieron que las menores concentraciones fueron en junio y julio. (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2014, 2015, 2016,2017).

Los óxidos de nitrógeno (NOx) es la suma de óxido nítrico (NO) y dióxido de nitrógeno (NO_2). Las emisiones en ciudad provienen principalmente del tráfico vehicular (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2014, 2015, 2016,2017).

Estas emisiones contienen óxidos de nitrógeno donde aproximadamente el 80% es monóxido de nitrógeno (NO). Sin embargo, este se transforma rápidamente a dióxido de

nitrógeno (NO_2). La proporción de NO_2 de NOx aumenta cuando existe mayor ozono en el ambiente. Debido a que este acelera el proceso químico donde el NO se convierte en NO_2. En el Distrito Metropolitano de Quito los mayores valores medios mensuales de los óxidos de nitrógeno, NOx, para los años 2013, 2014, y 2015 se los registraron durante abril, octubre y noviembre, períodos de lluvia y menores temperaturas y durante el 2016 fue durante los meses de febrero, agosto y septiembre. Se registraron los niveles más bajos en junio, julio y agosto debido al menor tráfico (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2014, 2015, 2016,2017).

Los efectos sobre la salud de gases como el CO, O_3 y NO_2 ha sido altamente estudiado y a continuación veremos cuáles son sus efectos sobre la salud del ser humano, comencemos con el CO, el cual ingresa al torrente sanguíneo a través de los pulmones y se combina rápidamente con la hemoglobina, de manera incluso más efectiva que el oxígeno, deprimiendo el abastecimiento de éste último a las células y, consecuentemente a los tejidos y órganos del cuerpo humano. Concentraciones altas de CO pueden ocasionar dolores de cabeza y mareos, hasta el extremo de pérdidas de conocimiento e incluso la muerte (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2017).

Los efectos más comunes causados por el CO son los siguientes (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2017):

• Las personas con enfermedades cardiovasculares, tales como angina, son las más sensibles a los efectos del CO. Estos individuos pueden experimentar dolores de pecho y otros síntomas cardiovasculares, especialmente si se están ejercitando.

• Las personas con afectaciones que comprometen a los sistemas cardiovascular y respiratorio (por ejemplo, fallas congestivas del corazón, enfermedades cerebrovasculares, anemia, obstrucción crónica del pulmón) y las mujeres embarazadas, los bebés en gestación y recién nacidos, pueden también experimentar altos riesgos debido a la contaminación por CO.

• Los individuos sanos expuestos a altos niveles de monóxido de carbono pueden ver afectadas la alerta mental y la visión.

En cuanto al O_3, tenemos a continuación los principales problemas a la salud derivados de la contaminación por ozono (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2017):

• El ozono puede irritar el sistema respiratorio, causando tos, irritación de la garganta y/o una incómoda sensación en el pecho.

• El ozono puede reducir las funciones pulmonares y hacer más difícil una respiración profunda y vigorosa, que puede devenir más rápida y agitada que lo normal. Esta reducción en la función pulmonar puede limitar la capacidad de la persona para realizar ejercicios en lugares abiertos.

• El ozono puede agravar el asma. Cuando los niveles de ozono son altos, más personas con esta enfermedad sufren ataques que requieren atención médica o el uso de medicamentos. Una razón para esto es que el ozono hace a las personas más sensibles a las alergias, que es uno de los detonantes más comunes de los ataques de asma.

• El ozono puede incrementar la susceptibilidad a infecciones respiratorias.

• El ozono puede inflamar y dañar el tapizado interno de los pulmones, lo cual en condiciones normales puede ser renovado por el propio organismo; sin embargo, estudios en

animales sugieren que si esta inflamación ocurre repetidamente, el tejido pulmonar puede lastimarse de manera permanente, resultando en la pérdida de elasticidad de los pulmones, una baja permanente en la función pulmonar y, consiguientemente un debilitamiento crónico de la salud.

Y por último tenemos entre los efectos sobre la salud generados por el NO_2 son los siguientes (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2017):

• En niños y adultos con enfermedades respiratorias como el asma, el NO_2 puede causar síntomas respiratorios como la tos y la dificultad en respirar. Incluso exposiciones cortas pueden afectar la función pulmonar especialmente en individuos muy sensibles.

• En niños, exposiciones de corto plazo pueden incrementar el riesgo de enfermedades respiratorias.

• Estudios con animales sugieren que exposiciones prolongadas al dióxido de nitrógeno pueden incrementar la susceptibilidad a infecciones pulmonares y puede causar cambios estructurales permanentes en los pulmones.

El análisis de estos gases contaminantes puede realizarse aplicando tecnologías como los Sistemas de Información Geográfica (SIG), sensores remotos y teledetección. Los SIG han sido utilizados poco más o menos exclusivamente para planificación del territorio, comprobación de estados actuales y origen de modelos predictivos de contaminación o degradación de ecosistemas principalmente por su sencillez para generar capas temáticas de información (Davidson, 1992). La teledetección consiste en la toma de información de un objeto o fenómeno sin tener contacto con el mismo a través de sensores remotos. Estos detectan la

radiación electromagnética emitida por un cuerpo a largas distancias generalmente a partir aeronaves o satélites (Abad, 2016).

Las imágenes satelitales en la actualmente son fácilmente asequibles para cualquier individuo o institución interesada, dándoles usos académicos, investigativos, administrativos, entre otros. La mayoría de imágenes tienen un precio el cual depende del tamaño del área de interés, su resolución espacial y espectral, el nivel de pre-procesamiento, el porcentaje de nubes y el lapso en el que se requiera. Pero existen imágenes de acceso libre que proporcionan información de calidad y pueden ser fácilmente procesadas como es el caso de aquellas generadas por los satélites Landsat, ASTER, MODIS, SPOT (Abad, 2016).

El PNCA dentro de sus metas plantea el desarrollo de modelos predictivos de la calidad de aire y uno de estos métodos puede ser a través de técnicas matemáticas y numéricas puedan predecir concentraciones de contaminantes (Ministerio del Ambiente, 2010). El uso de imágenes satelitales puede convertirse en una manera factible para realizar estos modelos de predicción. Por tal razón, se busca la investigación respecto a su empleo en la determinación de la calidad del aire (Abad, 2016).

Como se mencionó anteriormente, estudios que combinen el uso de imágenes satelitales y datos de redes de monitoreo para analizar la contaminación del aire en el Ecuador, sólo se han encontrado dos trabajos en la literatura científica, el primero es el realizado por Álvarez (2014) en la ciudad de Quito en el cual analiza el PM_{10} de las estaciones de monitoreo correlacionándolos con la información satelital, de donde se selecciona un modelo de regresión lineal múltiple que involucra tres bandas del espectro y que se ajusta a los tres años analizados. Se determina que el PM_{10} afecta a los valores de radiancia pudiendo de esta manera generar el

modelo que permita encontrar concentraciones de este contaminante en zonas en las que no se pueda emplear el monitoreo terrestre (Álvarez, 2014). El segundo trabajo fue realizado por Abad (2016) quien realizó la estimación del PM_{10} a partir de sensores remotos, específicamente del satélite Landsat 8, en la ciudad de Cuenca, la autora generó un modelo de regresión lineal múltiple aplicando la reflectancia en el tope de la atmósfera (TOA) y niveles digitales (DN), el cual proporciona un coeficiente de determinación múltiple R^2 de 0.55 (Abad, 2016).

Las investigaciones y diferentes estudios realizados demuestran que la obtención de concentraciones de gases como el CO, O_3 y NO_2 pueden ser obtenidos directamente de imágenes satelitales o usando técnicas como Regresión del Uso del Suelo (*Land Use Regression (LUR))* u otras técnicas de interpolación. En Ryan y LeMasters, (2007) resumieron brevemente la historia y la aplicación de los modelos de LUR hasta el 2007, ellos encontraron que las cuatro clases principales de variables utilizadas fueron el tipo de vía, la densidad del tráfico, elevación y cobertura del suelo. De estos cuatro, la densidad del tráfico fue generalmente el más importante (Ryan & LeMasters, 2007).

En Hoek, Beelen, De Hoogh, Vienneau, Gulliver, Fischer & Briggs (2008) también hace una revisión del uso de la metodología LUR, el autor que la principales variables de predicción incluyen varios tipos de representaciones del tráfico, densidad de población, uso del suelo, geografía física (por ejemplo, altitud) y clima. Los métodos LUR generalmente se han aplicado con éxito al modelo anual de concentraciones medias de NO_2, NOx, $PM_{2.5}$, el contenido de hollín de $PM_{2.5}$, Benceno y Tolueno en diferentes ciudades europeas y norteamericanas. El rendimiento del método en las áreas urbanas suelen ser mejor o equivalentes a los métodos geoestadísticos, como kriging, y modelos de dispersión (Hoek, et al., 2008).

En el trabajo de Martin (2008), nos habla que los sensores remotos satelitales han evolucionado dramáticamente en la última década. Las observaciones globales están ahora disponibles para una amplia gama de especies, incluidos los aerosoles, O_3 troposférico, NO_2 troposférico, CO, CH_2O y SO_2, pero estos métodos tienen limitantes como mejor comprensión de los campos geofísicos que afectan la teledetección de trazas de gases y aerosoles, también se debe trabajar en el desarrollo de instrumentos satelitales y algoritmos para lograr una mayor resolución espacial para resolver escalas urbanas, facilitar la validación, y reducir la contaminación de las nubes que aumenta el error de detección remota (Martin, 2008).

En Novotny, Bechle, Millet, & Marshall (2011), presenta la aplicación del modelo LUR para estimar concentraciones de NO_2 en el año 2006 a lo largo de los Estados Unidos, la predicción está basada en sensores remotos satelitales y características geográficas tales como densidad de población, uso de la tierra (basado en datos satelitales) y distancia a las vías principales y caminos menores. Los resultados proporcionan estimaciones confiables de la contaminación del aire ambiental por NO_2 medida por la EPA de EE. UU. Con valores R^2 = 0.78 y sesgo = 22% con una resolución de 30 m (Novotny, Bechle, Millet, & Marshall, 2011).

En Estarlich, Iñiguez, Esplugues, Mantilla, Zurriaga, Nolasco & Ballester (2013) también realizan un estudio de concentración de NO_2 en la ciudad de Valencia, España y su relación con la privación socioeconómica y la edad, para ello utilizaron modelos LUR para relacionar los datos poblacionales y de edad con la exposición a la contaminación de NO_2 y como conclusión obtuvieron que el método permitió obtener mapas de contaminación y describir la relación entre niveles de NO_2 y características sociodemográficas (Estarlich, et al., 2013).

En la investigación de Adam-Poupart *et al*, (2014), realizaron estudio de O_3 en Quebec, Canadá y utilizaron varias metodologías como LUR y modelo bayesiano de máxima entropía (BME, por sus siglas en ingles), un modelo mixto BME – LUR, Kriging con solo los datos O_3 de las estaciones y un modelo mixto BME – Kriging, ellos encontraron que el modelo mixto BME-LUR fue el mejor modelo predictivo (R^2 = 0.653) con el valor más bajo de error de la raíz cuadrada de la media (RMSE=7.06 ppb) (Adam-Poupart, Brand, Fournier, Jerrett, & Smargiassi, 2014).

En Joo Lee y Koutrakis (2014), ellos estimaron la concentración diaria de NO_2 en la región de Nueva Inglaterra, EE. UU., para el período 2005-2010 utilizando datos de teledetección satelital en combinación con la regresión del uso de la tierra. Los autores obtuvieron un modelo de efectos mixtos que mostró una predicción razonablemente alta para las concentraciones diarias de NO_2 (validación cruzada R^2 = 0,79). Los patrones espaciales de las estimaciones del modelo reflejaron las áreas fuente de emisión tales como alta población (Joo Lee & Koutrakis, 2014).

En el trabajo de Islam, Mamun, Rasel & Keramat (2015), realizaron un estudio de los gases monóxido de carbono (CO), dióxido de nitrógeno (NO_2), ozono (O_3) y dióxido de carbono (CO_2) en Bangladesh durante el período 2005-2014, usando los datos de detección remota de la Sonda Infrarroja Atmosférica (AIRS) y el Instrumento de monitorización del ozono (OMI), ellos encontraron una relación de dichos gases con la presencia de grandes centros poblados, la meteorología del área, y fenómenos climáticos como El Niño y La Niña (Islam, Mamun, Rasel, & Keramat, 2015).

En la tesis de maestría de Lee (2016), ella creó modelos bidimensionales de LUR para dióxido de nitrógeno (NO_2), óxido nítrico (NO), materia particulada fina ($PM_{2.5}$) y carbón negro (BC) para Hong Kong. Los mejores modelos que obtuvo tenían los siguientes parámetros: a) NO_2 (R^2 = 0.46, RMSE = 28 μg / m3) b) NO (R^2 = 0.50, RMSE = 62 μg / m3), c) PM2.5 (R^2 = 0.59; RMSE = 4 μg / m3), y d) BC (R^2 = 0.50, RMSE = 4 μg / m3). El éxito de este modelo sugiere que el modelado LUR es apropiado en ciudades de gran densidad de población (Lee, 2016).

En la tesis de maestría de Minet (2016), tenía como objetivo validar los modelos de regresión de uso del suelo desarrollados en base a mediciones fijas y móviles de las concentraciones de dióxido de nitrógeno (NO_2) y ozono (O_3) en la ciudad de Montreal, Canadá. Entre los resultados que obtuvo resalta la sensibilidad de los modelos de LUR basados en campañas de monitoreo móvil al número de visitas por segmento y a la ubicación de los segmentos y enfatiza la importancia de un diseño cuidadoso de campañas de recolección de datos al aire libre (Minet, 2016).

Y por último en la investigación de Sheng Zheng *et al*, (2017), ellos realizan un estudio integrado para obtener las características espacio-temporales de la materia particulada (PM_{10} y $PM_{2.5}$) y gases traza contaminantes (O_3, SO_2, NO_2 y CO) en la ciudad de Hangzhou (China) para los años 2014-2016 usando datos de sensores remotos, uso del terreno, densidad poblacional y geográficos. Entre los resultados obtenidos se tiene que existe una relación entre los contaminantes del aire y el cambio en el uso de la tierra/cobertura de la tierra. La correlación entre $PM_{2.5}$ y PM_{10} y el uso del terreno sugiere que las áreas con bajo NDVI, alta densidad de vías y la temperatura de la superficie terrestre son consistentes con altas concentraciones de

material particulado y SO_2, NO_2 y CO. Entre los gases traza, se encuentra que el NO_2 es el elemento más sensible por los patrones de uso de la tierra, y O_3 muestra una débil correlación con el uso de la tierra. SO_2 muestra una fuerte correlación positiva con la densidad de vías y la temperatura de la superficie terrestre, mientras que CO muestra una correlación positiva con la temperatura de la superficie terrestre y la densidad de población (Zheng, et al., 2017).

1.1 Identificación del problema

En la mayoría de ciudades del Ecuador no existen redes de monitoreo para contaminantes del aire ya que programas de este tipo salen muy caro para el presupuesto de los diferentes municipalidades del país. Solamente se conoce que en ciudades como Cuenca y Quito tienen redes de monitoreo de aire pasivas, semiautomáticas y automáticas que permiten obtener los niveles de concentración de contaminantes como CO, O_3 y NO_2 y llevar un control y una buena gestión ambiental para erradicar la contaminación del aire.

Por su parte la ciudad de Quito cuenta la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito (REMMAQ) que cuenta con nueve estaciones remotas de monitoreo con capacidad para analizar continua y automáticamente los siguientes contaminantes comunes del aire (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2017):

- Monóxido de carbono (CO);
- Dióxido de azufre (SO_2);
- Óxidos de nitrógeno (NO, NO_2 y NO_X);
- Ozono (O_3); y,
- Material particulado fino o de diámetro menor a 2.5 micrómetros ($PM_{2.5}$) y menor a 10 micrómetros (PM_{10}) (Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito, 2017).

Pero solamente la medición de estos contaminantes es en ciertos puntos de grandes áreas y ya que se cuenta además con una base de datos de Sensores Remotos satelitales, vías y uso del terreno que cubren a la ciudad de Quito se propone integrarlos con la información de la estaciones de monitoreo para así generar mapas que nos permitan observar la posible presencia de zonas con contaminación anómala en el Distrito Metropolitano de Quito.

1.2 Justificación

La justificación del proyecto se basa en la existencia de técnicas que pueden resultar más económicas, eficientes y factibles de aplicar en el país para determinar contaminantes en el aire como CO, O_3 y NO_2, las cuales permiten estimar los niveles de contaminación en grandes áreas e identificar las posibles zonas problemáticas y aplicar los correctivos necesarios y a la vez es posible en futuras investigaciones se puedan utilizar los datos obtenidos en este estudio para la relación entre las enfermedades infecciosas y la contaminación en el medio ambiente, también se analiza los datos para el período 2013-2016 para observar cómo ha afectado la contaminación en la ciudad.

1.3 Descripción del área de estudio

El área donde se desarrolla este proyecto es el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ), el cual el centro histórico está ubicado en las coordenadas 0°13′23″S y 78°30′45″W a una altura promedio de 2.800 msnm, pertenece a la provincia de Pichincha en territorio ecuatoriano (Figura 1) (Gobierno de Pichincha, 2017; Hidalgo, 2012)

La ciudad de Quito en el sector urbano limita al Norte con el volcán Casitagua que está ubicado a 10Km del norte de Quito a lado de la Parroquia San Antonio de Pichincha, al Sur limita con el estratovolcán Atacazo que tiene una altura de 4.570msnm y está ubicado a 30km

del centro de Quito. En el extremo Oriental limita con la falla geológica EC-31 o falla de Quito y al extremo Occidental limita con las laderas orientales del volcán Pichincha (Gobierno de Pichincha, 2017; Hidalgo, 2012) .

La provincia de Pichincha tiene una área de 1’358.100 hectáreas, de las cuales el DMQ comprende aproximadamente 290.746 hectáreas incluyendo la ciudad de Quito (zona urbana 37.091 hectáreas) y las 33 parroquias suburbanas y rurales (253.655 hectáreas) (Gobierno de Pichincha, 2017; Hidalgo, 2012).

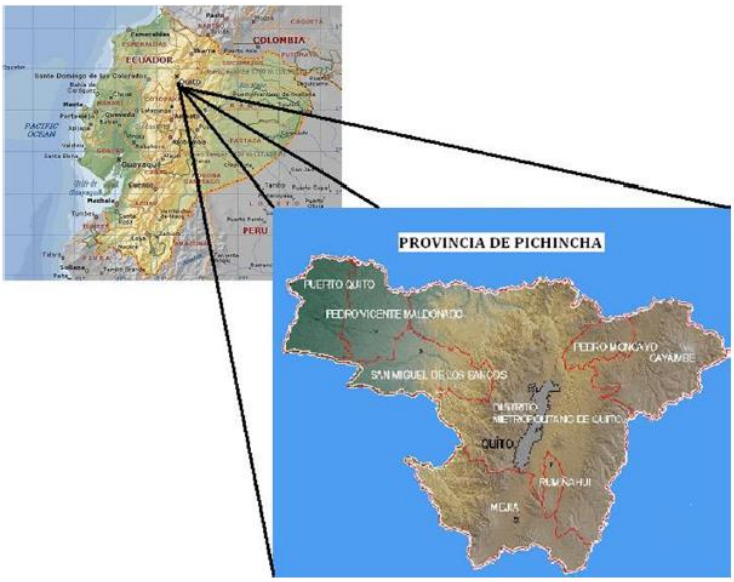


Figura 1. Provincia de Pichincha

Fuente: Hidalgo, 2012.

2. .OBJETIVOS

2.1 Objetivo General

Estimar los niveles de concentración de CO, O_3 y NO_2 en el aire para el Distrito Metropolitano de Quito mediante imágenes sensores remotos, vías, uso del terreno y datos geográficos.

2.2 Objetivos Específicos

- Realizar un inventario de la información geoespacial disponible para obtención de contaminación del aire mediante sensores remotos.
- Determinar las imágenes satelitales, vías, uso del terreno y datos geográficos más óptimas para el análisis de datos geoespaciales de contaminación de aire.
- Estimar y proyectar mediante modelos LUR (*Land Use Regression*) la interrelación entre los datos geoespaciales e imágenes satelitales con los contaminantes del aire.

3. MARCO TEÓRICO

3.1 Sensores remotos

Sensores Remotos o Teledetección es la ciencia y el arte de obtener información de un objeto, área o fenómeno, a través del análisis de datos adquiridos mediante un dispositivo, el cual no está en contacto directo con el objeto, área o fenómeno que se está investigando (Lillesand y Kiefer, 1994 en (Pérez, 2017)). La obtención de los datos involucra el uso de instrumentos llamados sensores, capaces de ver o captar las relaciones espectrales y espaciales de objetos y materiales observables a una considerable distancia de aquellos (Pérez, 2017).

3.1.1 Imágenes Satelitales

Una imagen satelital es producto de uso de sensores remotos aerotransportados sobre satélites, las cuales consisten en imágenes de la faz de la tierra bajo ciertos parámetros dependiendo del satélite y sensor que se utilice para la obtención de la información (Álvarez, 2014).

3.1.2 Tipos de sensores remotos

Según Pérez, (2017) los sensores remotos tienen diferentes tipos de clasificación entre las que tenemos:

- Según el origen/fuente de radiación que reciben, pueden ser, sensores activos o pasivos (Figura 2).
- Según el Principio de Funcionamiento, tenemos entonces que los sensores activos y pasivos se clasifican en dos categorías: de barredura (“scanning”), y de no-barredura (“not scanning”).

- Según el Tipo de Producto: Los sistemas se clasifican en *fotográficos* y *no-fotográficos*. Los sistemas *no-fotográficos* incluyen los *no-generan imágenes* y los *generadores de imágenes*.

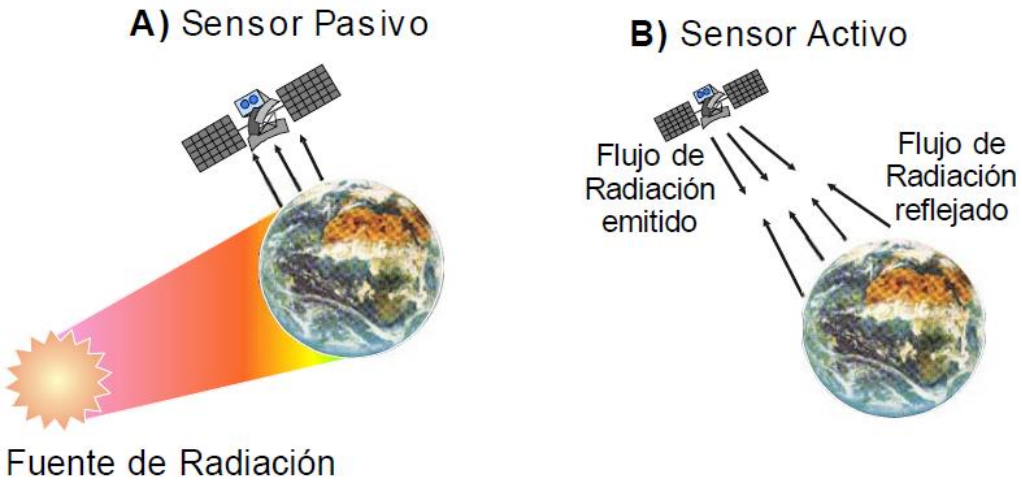


Figura 2. Esquema de los sensores, activo y pasivo

Fuente: Pérez, 2017

3.1.3 Resolución

Los sensores que se tienen en los satélites poseen parámetros o características únicas que dentro de la tecnología de sensores remotos son catalogados como resoluciones, estas son 4, detalladas de la siguiente manera (Álvarez, 2014):

- Resolución espacial: La resolución espacial está relacionada con la capacidad del sensor para observar el mínimo objeto visible en una imagen satelital, como se mencionó está íntimamente relacionada con el sensor y es especificada en metros (Figura 3).

- Resolución temporal: La resolución temporal determina la frecuencia con la que un satélite es capaz de obtener imágenes de una determinada región o sector, adicionalmente también es denominada como intervalo de revisita (Álvarez, 2014).

- Resolución espectral: Es la capacidad que tiene los diferentes sensores satelitales para discriminar diferentes objetivos (albedos) sobre la superficie terrestre. Está directamente relacionado con dos parámetros: 1) el valor que toma los intervalos de longitud de onda, y 2) el número de bandas que el sensor puede grabar en el espectro electromagnético. Cuando un sensor posee detectores operando en más de una banda del EEM, el sistema se llama *multiespectral*, porque registra la radiación electromagnética, en varias longitudes de onda o fajas espectrales. Cuando el sensor posee más de 100 bandas, el sensor es *hiperespectral* (Pérez, 2017).

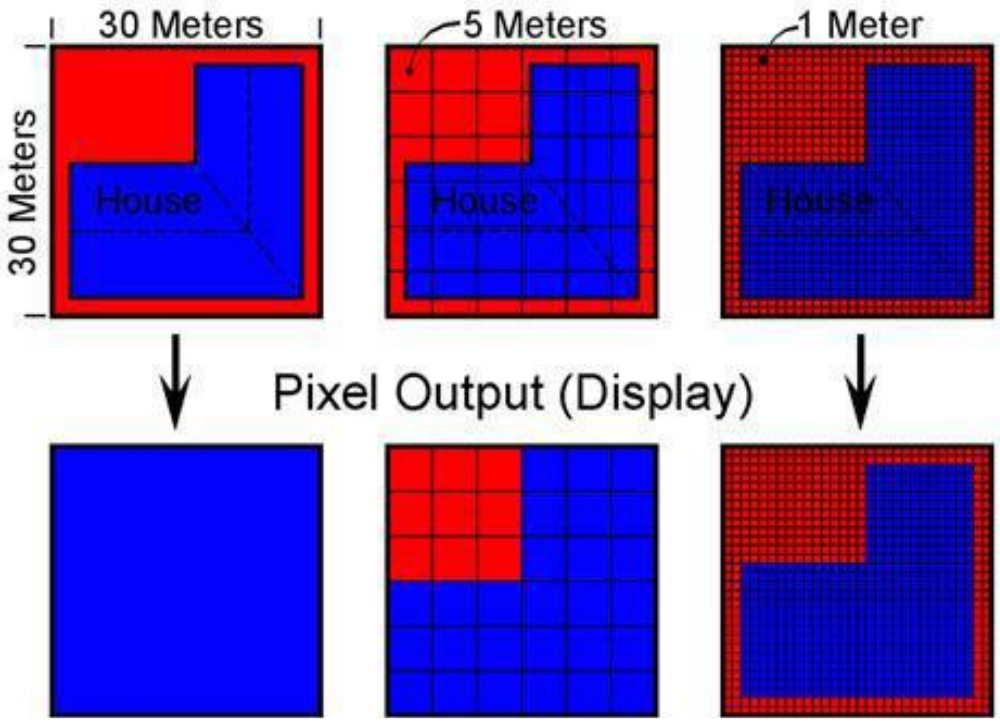


Figura 3. Representación de la resolución espacial.

Fuente: Satimagingcorp, 2017

3.1.4 Correcciones a las imágenes satelitales

Debido a su naturaleza a las imágenes satelitales hay que aplicarle ciertas correcciones entre las cuales tenemos:

- Corrección Topográfica: Este tipo de corrección busca atenuar las posibles variaciones provocadas por influencias correspondientes a la topografía del terreno, esto se corrige mediante la intercepción en el procesamiento de la imagen de un modelo digital de elevación (DTM) que es análogo o tiene mejor resolución que la imagen (Álvarez, 2014).

- Corrección Geométrica: Se realiza para solucionar los errores que se generan del proceso de georeferenciación cuando existen cambios bruscos de altitud dentro de una imagen satelital. Para esto es preferible contar con cartografía base bajo la misma resolución con la que trabaja la imagen que servirá como puntos de control en campo (Álvarez, 2014).

- Corrección Radiométrica: Las distorsiones radiométricas son cambios producidos en los valores de intensidad (nivel de gris) de los píxeles que componen una imagen. Dichas distorsiones son resultado de efectos de la atmósfera sobre el Espectro Electromagnético. La atmósfera actúa de dos maneras: 1) extendiendo selectivamente la energía en relación a las varias longitudes de onda; y 2) absorbiendo la energía en determinadas longitudes de onda, debido a los gases atmosféricos. Además de la atmósfera, otro tipo de la distorsión encontrada en las imágenes, son los efectos de los instrumentos que componen los sensores. Existen varios métodos, para realizar las correcciones por efectos atmosféricos. Desde ajustes de gain/offset, indicados para imágenes multiespectrales, como Landsat, Spot, AVHRR, etc.; hasta métodos más sofisticados como ATRem y EFORT, indicados para imágenes de sensores hiperespectrales, como AVIRIS, Hydice, Hyperión EO-1 (Pérez, 2017).

- Corrección atmosférica: Mediante la corrección atmosférica se busca evaluar y eliminar los errores que se generan por la atmósfera en los valores de radiancia que son grabados por sensor proveniente de la información adquirida en la superficie terrestre. Existen muchos

métodos para realizar correcciones atmosféricas en bandas multiespectrales, pero según la literatura científica con el que se obtiene mejores resultados es con el método de Chávez, el cual se basa en que áreas cubiertas con materiales de fuerte absortividad como agua o zonas de sombra, su valor de radiancia espectral debería ser cero o cercano a él, pero esto no sucede justamente debido a la presencia de dispersión atmosférica o dispersión de Rayleigh y Mie, así estas zonas presentan valores mayores a cero (Álvarez, 2014).

3.1.5 Imágenes del Satelitales de Landsat 8.

El satélite Landsat 8 fue lanzado en febrero de 2013 como continuación del programa Landsat de la NASA, las características principalmente se muestran en las resoluciones que posee el Landsat 8, donde su resolución Espacial es de 30 y 100 metros, posee 9 bandas multiespectrales OLI (de la banda 1 a la banda 9) y 2 bandas espectrales TIRS (banda 10 y 11), su resolución radiométrica es de 12 bits y temporal de 16 días para cada revisita por el mismo lugar, con una órbita heliosincrónica.

A continuación en la tabla 1, se muestra las bandas de Landsat 8:

Numero de Banda	µm	Resolución
1	0.433–0.453	30 m
2	0.450–0.515	30 m
3	0.525–0.600	30 m
4	0.630–0.680	30 m
5	0.845–0.885	30 m
6	1.560–1.660	30 m
7	2.100–2.300	30 m
8	0.500–0.680	15 m
9	1.360–1.390	30 m
10	10.6-11.2	100 m
11	11.5-12.5	100 m

Tabla 1. Bandas de Landsat 8.

Fuente y modificación de: https://landsat.gsfc.nasa.gov/landsat-8/landsat-8-bands/*).*

3.1.5 Índices ambientales

Los índices ambientales son generados realizando del análisis digital de imágenes y la combinación aritmética de sus bandas para la identificación de ciertos parámetros importantes en el territorio. Cada uno de estos índices trata de resaltar alguna característica que está sobre la imagen satelital (Álvarez, 2014). Entre los principales índices que tenemos

- NDVI, denominado Índice de vegetación de diferencia normalizado (NDVI) ha sido ampliamente utilizado como uno de los indicadores más útiles para el estudio de características de la biósfera terrestre y su dinámica, a nivel global, regional y local (Álvarez, 2014). El modelo se indica en la ecuación 1.

$$NDVI = \frac{NIR-R}{NIR+R} \tag{1}$$

Donde NIR es la reflectividad en el infrarrojo cercano y R es la reflectividad en el rojo.

- EVI, El índice de vegetación mejorado (EVI) fue desarrollado para optimizar la señal de vegetación con mejoras en la sensibilidad en regiones con alta biomasa y vegetación, se mejora el monitoreo a través de un desacoplamiento del fondo del dosel señal y una reducción en las influencias de la atmósfera. En la ecuación 2 se muestra como calcular EVI (Huete, Didan, Miura, Rodriguez, Gao, & Ferreira, 2002):

$$EVI = G\frac{\rho_{NIR}-\rho_{red}}{\rho_{NIR}+C_1\times\rho_{red}-C_2\times\rho_{blue}+L} \tag{2}$$

Donde L=1, es un factor de ajuste del suelo, y C_1=6 y C_2=7,5 son los coeficientes utilizados para corregir la dispersión de aerosoles en la banda roja mediante el uso de la banda azul. El ρ_{blue}, ρ_{red} y ρ_{NIR} representan la reflectancia en las longitudes de onda azul (0,45-0,52 µm), roja (0,6-0,7 µm) y Infrarojo - Cercano (NIR) (0,7-1,1 µm), respectivamente.

- NDWI, el índice de agua de diferencia normalizada (NDWI) usa dos canales del Infrarojo - Cercano; uno centrado aproximadamente a 0.86 µm, y el otro a 1.24 µm. Siguiendo la simplicidad de NDVI, el NDWI se define como se muestra en la ecuación 3 (Gao, 1996):

$$NDWI = \frac{\{\rho(0.86\ \mu m) - \rho(1.24\ \mu m)\}}{\{\rho(0.86\ \mu m) + \rho(1.24\ \mu m)\}} \tag{3}$$

Donde ρ(λ) es la reflectancia aparente, y λ es la longitud de onda.

- NBRT, el radio de quemado normalizado térmico, usa una banda térmica para mejorar el NBR (radio de quemado normalizado). Con este método se obtiene una mejor separabilidad entre tierras quemadas y no quemadas, se calcula mediante la ecuación 4 (Holden, Smith, Morgan, Rollins, & Gessler, 2005):

$$NBRT = \frac{(NIR - SWIR\left(\frac{Thermal}{1000}\right))}{(NIR + SWIR\left(\frac{Thermal}{1000}\right))} \tag{4}$$

Donde la banda NIR: 0.76 a 0.9 µm, la banda SWIR: 2.08 a 2.35 µm y la banda Thermal: 10.4 a 12.5 µm. La banda térmica en esta ecuación debe calibrarse a las temperaturas de brillo (en Kelvin). Las bandas NIR y SWIR deben calibrarse para la reflectancia de la parte superior de la atmósfera.

- BAI, el índice de área quemada, este índice se calcula a partir de la distancia espectral de cada píxel a un punto espectral de referencia, donde las áreas quemadas recientemente tienden a converger según la ecuación 5 (Chuvieco, Martín, & Palacios, 2002):

$$BAI = \frac{1}{((\rho c_r - \rho_r)^2 + (\rho c_{nir} - \rho_{nir})^2)} \tag{5}$$

Donde ρc_r y ρc_{nir} son las reflectancias de referencia roja y cercana al infrarrojo, respectivamente, y ρ_r y ρ_{nir} son las reflectancias de píxeles en las mismas bandas.

3.2 Regresión por usos del suelo *(Land Use Regression (LUR))*

El principio subyacente del método de regresión por usos de suelo o LUR, por sus siglas en inglés, es que el valor de la variable de respuesta se asocia empíricamente con características espaciales cuantitativas. Por lo tanto, el valor de la variable de respuesta en una ubicación dada puede predecirse mediante predictores espaciales. En resumen, LUR es una forma de regresión lineal múltiple donde las variables representan un aspecto espacial. Suponiendo que los predictores espaciales están disponibles para toda el área de interés, la ecuación de regresión permite la estimación de concentraciones en sitios no medidos (en puntos individuales o como superficie) y proporciona información sobre los efectos de los predictores espaciales en una variable de respuesta y está representada por la ecuación 6 (Lee, 2016):

$$C_i = a + (bX_1)_{jk} + (bX_2)_{jk} + \cdots + (bX_n)_{jk} + \varepsilon \qquad (6)$$

Donde C_i son los niveles modelados en el punto i; a es el intercepto de y; b_{jk} son los pesos (coeficientes) para el predictor j para el buffer k, estos valores se calculan mediante una regresión paso a paso (*stepwise regression*); X_{ijk} es un valor para las variables j (una función de la métrica espacial para el buffer k alrededor del punto i); y ε es el término de error.

3.2.1 Regresión paso a paso.

La regresión paso a paso es un método de ajuste de modelos de regresión en el que la elección de variables predictivas se lleva a cabo mediante un procedimiento automático. Para utilizar el procedimiento por pasos, necesitamos calcular el coeficiente de correlación simple (en parejas) y el coeficiente de correlación parcial entre Y y cada una de las variables X

consideradas (Wang & Jain, 2003). Antes de proceder al modelado de regresión paso a paso, veamos primero cómo se calculan los coeficientes de correlación simple y parcial.

- Coeficientes de correlación simple y parcial

La correlación entre dos variables sin la influencia de otras variables se denomina correlación simple o correlación en pareja. El coeficiente de correlación simple entre dos variables, *y* y *x*, es simplemente la relación entre su covarianza y el producto de sus respectivas desviaciones estándar, que es según la ecuación 7 (Wang & Jain, 2003):

$$r_{yx} = \frac{\sum yx}{\sqrt{\sum y^2}\sqrt{\sum x^2}} \tag{7}$$

Para simplificar la fórmula, se ha descartado los subíndices t de las variables y se usa solo *x* y *y*, que denotan las desviaciones de Y y X de sus respectivos medios, según la fórmula 8 (Wang & Jain, 2003):

$$y = (Y - \bar{Y}) \tag{8}$$

$$x = (X - \bar{X})$$

Cuando el coeficiente de correlación entre *y* y *x* se calcula eliminando primero el efecto de todas las demás variables, se denomina coeficiente de correlación parcial. Por ejemplo, si tenemos tres variables, y, x_1 y x_2 y queremos calcular el coeficiente de correlación parcial entre y, x_1 y x_2, se calcularía después de que se elimine el impacto de x_2 en y y x_1. Se calcula según la ecuación 9 (Wang & Jain, 2003):

$$r_{yx_1,x_2} = \frac{r_{yx_1} - r_{yx_2} r_{x_1x_2}}{\sqrt{(1-r_{yx_2}^2)(1-r_{x_1x_2}^2)}} \tag{9}$$

- Procedimiento de regresión paso a paso

El procedimiento de regresión paso a paso es un método de selección directa que toma una variable a la vez en función de sus coeficientes de correlación parciales, es decir, primero toma la variable con el coeficiente de correlación parcial más alto para ingresar al modelo, luego la que tiene el segundo coeficiente de correlación parcial más alto, y así sucesivamente. Después de agregar cada variable, realiza la prueba F parcial en la última variable ingresada. El proceso se detiene tan pronto como la prueba F parcial indica que la última variable ingresada es insignificante. Las variables ingresadas anteriormente permanecerán en el modelo. La regresión paso a paso como se describe a continuación (Wang & Jain, 2003):

Paso 1: Calcule los coeficientes de correlación simples entre Y y cada una de las variables X, X_1, X_2, X_3,…, de acuerdo con la ecuación (7), y luego seleccione la más correlacionada con la variable dependiente Y como la primera variable para ingresar al modelo. Esta será X_1

Paso 2: Dado que X_1 ya está en el modelo, calcule los coeficientes de correlación parciales entre Y y las variables X restantes de acuerdo con la ecuación (9). Seleccione el que tenga el coeficiente de correlación parcial más alto como la segunda variable para ingresar al modelo. Esta será X_2.

Paso 3: Ahora el modelo tiene dos variables independientes. El procedimiento usará la F parcial de X_1 para probar la importancia de la primera variable ingresada en el modelo en un nivel de confianza predeterminado. El estadístico F parcial de X_1 es simplemente el t^2 del coeficiente estimado para X_1 después de que X_2 se ingresó en el modelo. La variable

X_1 se eliminará si la prueba F parcial indica que el coeficiente de X_1 es insignificante. Supongamos que X_1 se conserva.

Paso 4: Vuelva a calcular los coeficientes de correlación parciales entre Y y las variables X restantes, dado el hecho de que X_1 y X_2 ya están en el modelo. Nuevamente seleccione la variable con el coeficiente de correlación parcial más alto para ingresar al modelo.

Paso 5: Repita los pasos 3 y 4 para probar todas las variables restantes, incluidas las variables descartadas en etapas anteriores, hasta que se seleccione el mejor subconjunto de variables independientes.

4. METODOLOGÍA

Un esquema de la metodología aplicada es mostrada en la figura 4, donde se especifican cada uno de los pasos seguidos para obtener los mapas finales para el DMQ después de la comparación entre imágenes satelitales, vías, uso del suelo, datos geográficos y la concentración de CO, O_3 y NO_2 obtenidos en campo mediante las estaciones semiautomáticas para el período 2013-2016.

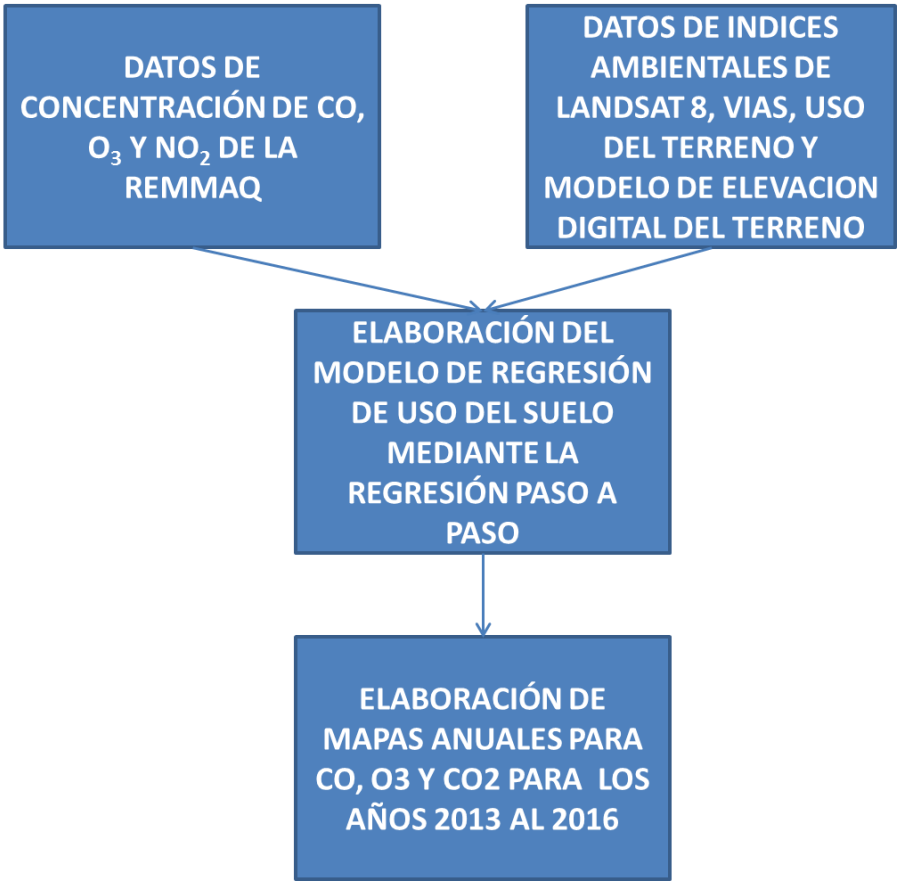


Figura 4. Metodología utilizada en este proyecto.

4.1 Recopilación de la Información

Para este trabajo se obtuvo la información de diferentes fuentes, los datos de concentración de CO, O_3 y NO_2 medidos por la REMMAQ de la Secretaría de Ambiente del

DMQ de la página web: http://www.quitoambiente.gob.ec/ambiente/index.php/datos-horarios-historicos, allí se encuentran los datos históricos para diferentes contaminantes del aire y datos meteorológicos, los cuales se descargaron los contaminantes de interés para este estudio y se extrajo los datos para el período 2013 – 2016.

La base de datos de concentraciones se evaluó en el programa Excel en busca de vacíos de información e incongruencias (Álvarez, 2014). Después se realizó el promedio de cada 32 días partiendo desde el 7 de abril de 2013 hasta 01 de enero de 2017 para que estos datos comprendan la misma escala de tiempo que los datos satelitales de índices ambientales, las estaciones de la REMMAQ que se utilizaron en este estudio son mostradas en la tabla 2.

	NOMBRE DE LA ESTACIÓN	LATITUD	LONGITUD	ALTITUD (m)	DIRECCIÓN
1	Carapungo	0°05'54" S	78°26'50" W	2660	Carapungo, Súper manzana B, el Vergel S/N, edificio Andinatel.
2	Cotocollao	0°06'28" S	78°29'50" W	2739	Cotocollao, Santa Teresa # 70-121 entre Ignacio Loyola y Alfonso del Hierro
4	Belisario	0°10'48" S	78°29'24" W	2835	Terraza del Edificio Administrativo del

					Colegio San Gabriel (Av. América 3541)
5	El Camal	0°15'00" S	78°30'36" W	2840	Terraza del Hosp. Patronato Municipal San José Sur (Adrián Navarro 1660 e Hinostroza)
6	Centro	0°13'12" S	78°30'36" W	2820	Terraza de la Radio Municipal (ex Hogar Javier, García Moreno 751 y Sucre)
7	Guamaní	0°19'51" S	78°33'50" W	3066	Patio de la Escuela Julio Enrique Moreno (Patricio Romero S/N y Lucía Alban)

Tabla 2. Información de la ubicación de las estaciones de la REMMAQ.

Fuente: http://www.quitoambiente.gob.ec/ambiente/index.php/politicas-y-planeacion-ambiental/red-de-monitoreo

Los datos de la vialidad y del uso de suelo fueron obtenidos de la Secretaría del Territorio y Hábitat de la alcaldía del Distrito Metropolitana de Quito.

La información correspondiente al modelo digital de elevación del terreno fue obtenido de la plataforma Google Earth Engine (https://earthengine.google.com/), que es una plataforma online que ofrece un gran cantidad de datos satelitales ya procesados, el modelo de elevación digital del terreno tiene una resolución de 30m y pertenece a los obtenidos por Misión Topográfica Shuttle Radar que fueron adquiridos por un radar especialmente modificado que voló a bordo del transbordador espacial Endeavour durante su misión STS-99 de febrero de 2000.

La información correspondiente a los índices ambientales NDVI, EVI, NDWI, NBRT y BAI calculados de los datos del satélite Landsat 8 también fueron obtenidos de la plataforma Google Earth Engine y se descargaron los datos promedios de cada 32 días para el período del 7 de abril de 2013 hasta 01 de enero de 2017, la resolución espacial de los datos es de 30m, la calidad de los datos es L1T por lo cual ya tienen corrección topográfica, geométrica y radiométrica (USGS, 2017). La corrección atmosférica no se le realizó a los datos ya que cuando se tiene la imagen para 32 días, esta se obtiene del promedio de ese período y ese proceso atenúa los errores producidos por las diferentes variables atmosféricas.

4.2 Elaboración del modelo de regresión de usos del suelo.

Con los datos de concentración CO, O_3, NO_2 promediados cada 32 días que para los modelos será la variable dependiente, se correlacionaron con los datos de los diferentes índices ambientales, las vías, uso del terreno y Elevación Digital del Terreno que serán las variables independientes.

Para la obtención de los datos de los diferentes índices ambientales promediados cada 32 días, las vías, uso del terreno y Elevación Digital del Terreno que requieren los modelos se

utilizó la función *Extract Values to Points* de ArcGIS, donde se requiere el Raster del dato seleccionado y adicional los puntos georeferenciados de las estaciones. El resultado arrojará el valor extraído del raster en la posición de cada estación para el año correspondiente.

Se elaboró una base de datos con los datos de las concentraciones promediados cada 32 días (Anexo 25), y los valores extraídos en la posición de cada estación para los diferentes índices ambientales promediados cada 32 días, las vías, uso del terreno y Elevación Digital del Terreno (Anexo 26), y se escribió un script en MatLab para mediante el método regresión paso a paso obtener el modelo final de regresión de usos del suelo con las variables independientes que tengan mejor valor de R^2 con las variables dependientes.

El modelo regresión de usos del suelo se realizó con los datos promediados cada 32 días para el período 07 de abril de 2013 hasta 01 de enero de 2017, luego se realizó un promedio anual a las variables independientes seleccionadas para generar los mapas anuales de concentración de los contaminantes del aire analizados en este estudio, obteniéndose 12 mapas (anexos 1 al 12), es decir, un mapa de contaminante por año del período 2013 al 2016.

4.3 Hardware y Software utilizados

Dentro del hardware empleado fue utilizado un computador con alto procesador Intel Core 2 Duo E8300 con dos núcleos de 2.83 GHz para poder generar el procesamiento digital de imágenes. En este proyecto se usó el software Excel del paquete Microsoft Office 2010 para el manejo de las bases de datos, se usó MatLab R2014a para generar el modelo de regresión de usos del suelo, así como ArcGIS 10.4.1 para la extracción de los datos en las estaciones y para mostrar los resultados en mapas.

5. ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

5.1 Mapas de concentración de O_3 mediante modelos *LUR* para los años 2013 al 2016

Mediante el script que se elaboró en MatLab se obtuvo las variables dependientes (Elevación Digital del Terreno, vías, usos del suelo e índices ambientales) que mejor tienen relación con la concentración de CO, con los cuales se elaboró el modelo *LUR* para cada año entre 2013 y 2016.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de CO para el 2013 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el CO en dicho año son los índices ambientales BAI, NBRT y NDWI (ver Anexo 13), la ecuación 10 muestra el modelo obtenido:

$$CO_{2013} = -14{,}23 + 0{,}0022 * BAI + 15{,}52 * NBRT - 1{,}2 * NDWI \qquad (10)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo *LUR* de la concentración de CO para el 2013 son mostrados en la tabla 3.

R^2	Correlación	RMSE
0,6617	0,9210	0,0658

Tabla 3. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2013.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores aceptables para el modelo LUR obtenido para predecir la concentración promedio de CO para el año 2013, en la figura 5 se puede observar como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

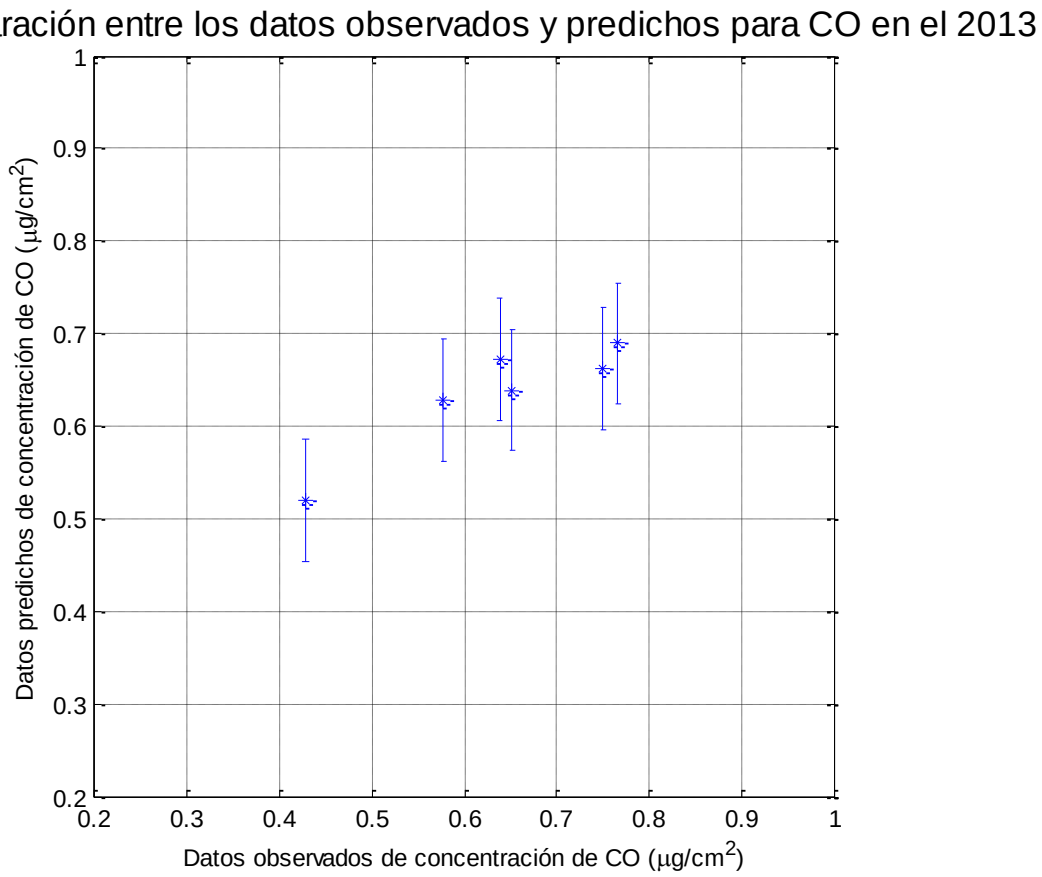


Figura 5. Comparación entre los datos promedios para 2013 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 5 se extrae que el modelo para valores bajos de concentración de CO está ligeramente sobreestimando (estimación por arriba del valor observado) los datos observados en cambio para los valores altos se observa una ligera subestimación (estimación por abajo del valor observado) de los datos observados pero en general existe una buena similitud entre los datos observados y los datos predichos, que está acorde con las estadísticas mostradas en la tabla 3.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se procedió a realizar el mapa de concentración de CO para el año 2013 el cual se muestra en el anexo 1.

El modelo concentración de CO para el año 2013 tiene una buena predicción para las áreas cercanas a las estaciones REMMAQ donde se observan valores entre 0,5 μg/m^3 hasta 0,75 μg/m^3 en cambio en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan valores mayores de 0,75 μg/m^3, lo cual no coincide con lo esperado ya que son zonas mayormente poco pobladas, rurales o bosques donde se esperaría una baja concentración de CO por lo cual el mapa de la figura 6 nos muestra que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a los puntos de control a medida que nos alejamos del punto de control el modelo pierde validez.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de CO para el 2014 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el CO en dicho año son la EDT y los índices ambientales EVI y NBRT (ver anexo 14), la ecuación 11 muestra el modelo obtenido:

$$CO_{2014} = -1{,}43 + 4{,}14e^{-4} * EDT - 0{,}59 * EVI + 1{,}05 * NBRT \qquad (11)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo LUR de la concentración de CO para el 2014 son mostrados en la tabla 4.

R^2	**Correlación**	**RMSE**
0,6667	0,8753	0,0547

Tabla 4. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2014.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores buenos para el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de CO para el año 2014, en la figura 6 se puede observar como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

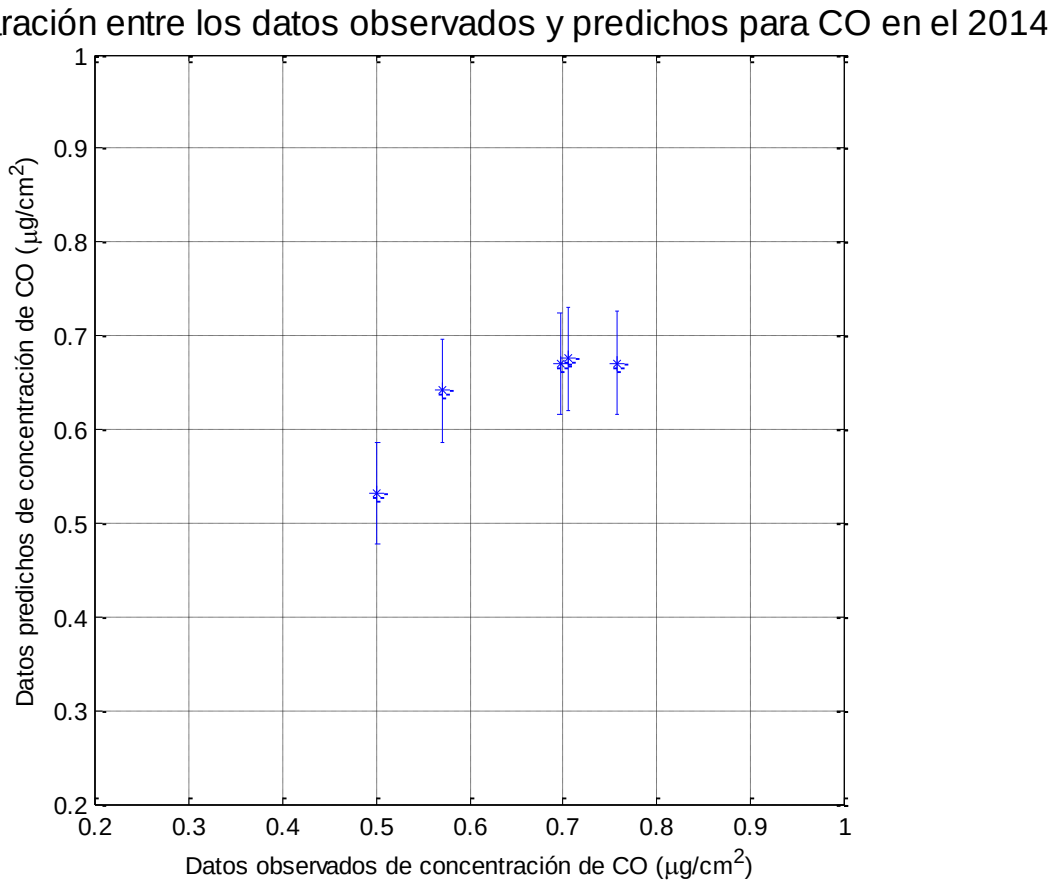


Figura 6. Comparación entre los datos promedio para 2014 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 6 se tiene que, como para el 2014, el modelo para valores bajos de concentración de CO está ligeramente sobreestimando los datos observados en cambio para los valores altos se observa una subestimación de los datos observados pero en general existe una buena similitud entre los datos observados y los datos predichos, lo cual está en concordancia con las estadísticas mostradas en la tabla 4.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se procedió a realizar el mapa de concentración de CO para el año 2014 el cual se muestra en el anexo 2.

El modelo *LUR* para la concentración de CO para el 2014 tiene una buena predicción en las zonas cercanas a las estaciones REMMAQ donde se observan valores entre 0,55 μg/m^3 hasta 0,75 μg/m^3, en cambio en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan valores mayores de 0,75 μg/m^3 hacia el oeste y menores de 0,55 μg/m^3 hacia el este. Se puede concluir que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a los puntos de control a medida que nos alejamos del punto de control el modelo pierde validez que es el mismo comportamiento que se observa para el año 2014.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de CO para el 2015 la regresión paso a paso índica que las variables que tienen mejor relación con el CO en dicho año son la EDT los índices ambientales BAI, EVI, NBRT y NDVI (ver anexo 15), la ecuación 12 muestra el modelo obtenido:

$$CO_{2015} = -1.97 + 3.68e^{-4} * EDT - 0.0014 * BAI - 1.40 * EVI + 1{,}86 * NBRT + 0{,}62 * NDVI \qquad (12)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo *LUR* de la concentración de CO para el 2015 son mostrados en la tabla 5.

R2	**Correlación**	**RMSE**
0,6627	0,8451	0,0386

Tabla 5. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2015.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores que indican que el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de CO para el año 2015 tiene buen ajuste con los datos observados, en la figura 7 se puede observar como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR* para el año 2015.

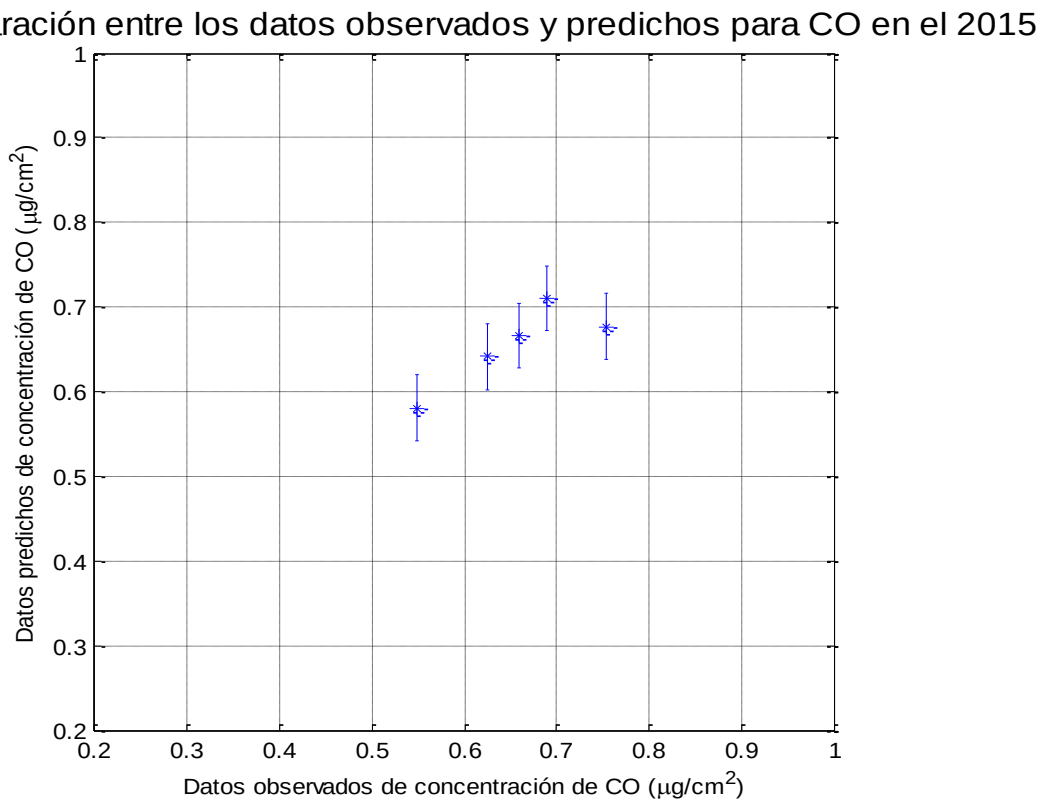


Figura 7. Comparación entre los datos promedio para 2015 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 7 se tiene que existe una buena similitud entre los datos observados y los datos predichos, excepto en la estación donde se tiene el valor más alto, todo esto está en consonancia con las estadísticas mostradas en la tabla 5.

Después de haber validado la calidad del modelo LUR se procedió a realizar el mapa de concentración de CO para el año 2015 el cual se muestra en el anexo 3.

Para el modelo de concentración de CO para el año 2015 se presenta el mismo caso que para el año 2014 y es que el modelo tiene una buena predicción para las áreas cercanas a las estaciones REMMAQ donde se observan valores entre 0,5 $\mu g/m^3$ hasta 0,75 $\mu g/m^3$, en cambio en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan valores mayores de 0,75 $\mu g/m^3$

hacia el oeste y valores menores de 0,5 μg/m^3 hacia el este, por lo cual el mapa de la figura 10 nos muestra que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a los puntos de control a medida que nos alejamos del punto de control el modelo pierde validez por lo cual se observa la misma tendencia que en los años 2013 y 2014.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de CO para el 2016 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el CO en dicho año son la EDT y los índices ambientales EVI y NDVI (ver anexo 16), la ecuación 12 muestra el modelo obtenido:

$$CO_{2016} = 0{,}0769 + 2{,}49e^{-4} * EDT - 0.55 * EVI + 0.24 * NDVI \qquad (12)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo LUR de la concentración de CO para el 2016 son mostrados en la tabla 6.

R2	**Correlación**	**RMSE**
0,5723	0,8206	0,0351

Tabla 6. Estadísticas de validación para el modelo LUR para CO en el 2016.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores aceptables para el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de CO para el año 2016, en la figura 8 se puede observar como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

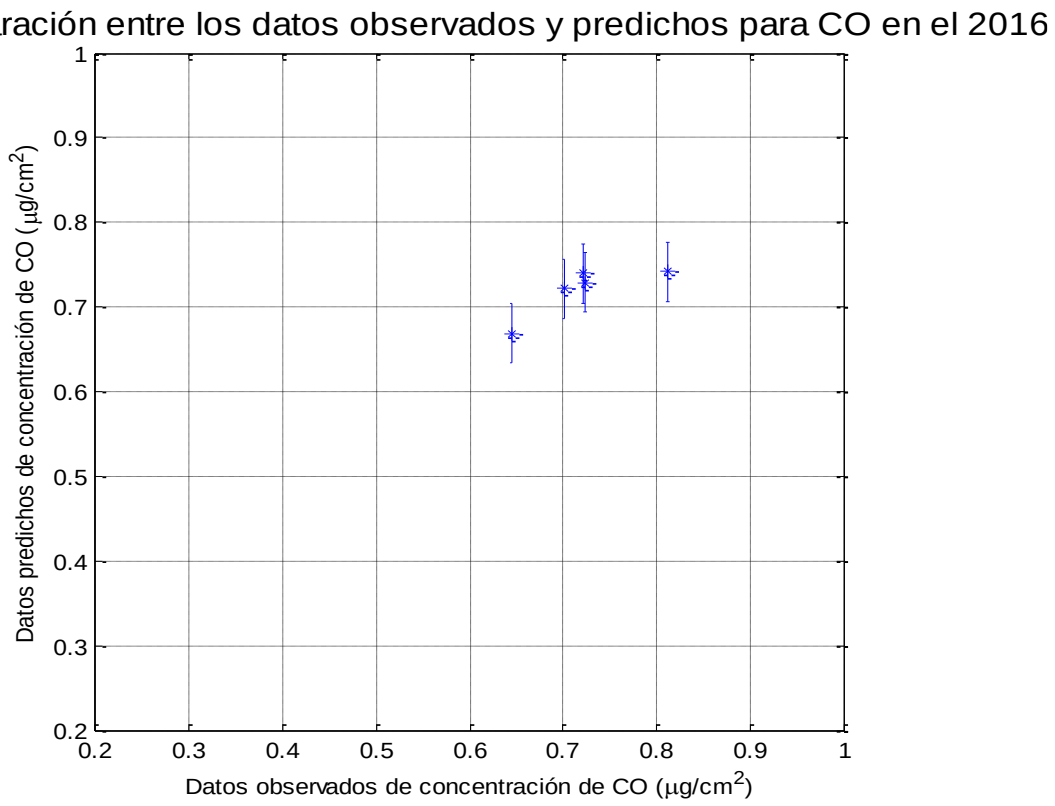


Figura 8. Comparación entre los datos promedio para 2016 observados para la concentración de CO y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 8 se tiene que, como para el 2015, existe una buena similitud entre los datos observados y los datos predichos, excepto para el valor más alto, lo cual está en concordancia con las estadísticas mostradas en la tabla 6.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se procedió a realizar el mapa de concentración de CO para el año 2016 el cual se muestra en el anexo 4.

El modelo *LUR* para el 2016 tiene una buena predicción en las zonas cercanas a las estaciones REMMAQ donde se observan valores entre 0,60 $\mu g/m^3$ hasta 0,75 $\mu g/m^3$, en cambio en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan valores mayores de 0,75 $\mu g/m^3$

hacia el oeste y menores de 0,60 μg/m^3 hacia el este. Se puede concluir que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a los puntos de control a medida que nos alejamos del punto de control el modelo pierde validez que es el mismo comportamiento que se observa en los años anteriores.

5.2 Mapas de concentración de NO_2 mediante modelos *LUR* para los años 2013 al 2016

Se obtuvieron las variables dependientes (Elevación Digital del Terreno, vías, usos del suelo e índices ambientales) que mejor tienen relación con la concentración de NO_2 mediante el script que se realizó en MatLab, con los cuales se elaboró el modelo *LUR* para cada año entre 2013 y 2016.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de NO_2 para el 2013 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el NO_2 en dicho año son los índices ambientales BAI, EVI y NBRT (ver anexo 17), la ecuación 13 muestra el modelo obtenido:

$$NO_{2_{2013}} = -385{,}47 + 0{,}0562 * BAI - 45{,}64 * EVI + 435{,}54 * NBRT \qquad (13)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo LUR de la concentración de NO_2 para el 2013 son mostrados en la tabla 7.

R2	Correlación	RMSE
0,6152	0,9619	3,1855

Tabla 7. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2013.

Como se puede ver de la tabla anterior se tienen valores que indican que el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de NO_2 para el año 2013 es bueno, en la figura

9 se muestra como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

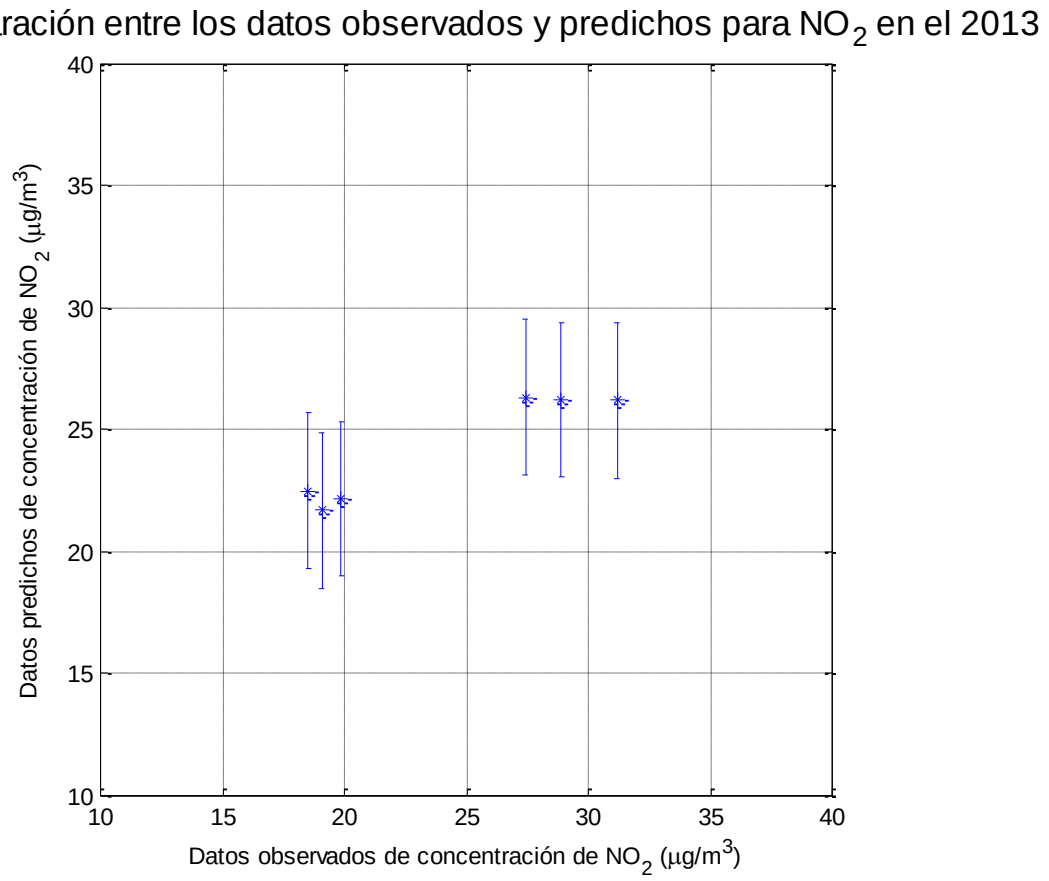


Figura 9. Comparación entre los datos promedio para 2013 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 9 se tiene que el modelo sobrestima ligeramente para los valores bajos de concentración de NO_2 y existe una subestimación del modelo para los valores alto de concentración, pero en general se observa una buena concordancia entre los datos observados y los datos predichos, lo cual está acorde con las estadísticas mostradas en la tabla 7.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* en los pasos anteriores se procedió a realizar el mapa de concentración de NO_2 para el año 2013 el cual se muestra en el anexo 5.

Se tiene que el modelo *LUR* de concentración de NO_2 para el 2013 tiene una buena predicción en las zonas cercanas a las estaciones REMMAQ y en las zonas lejanas a las estaciones se observan valores que están dentro del rango esperado, es decir; en toda la área de estudio los valores se encuentran entre 21 μg/m^3 hasta 35 μg/m^3, concluyendo que el modelo LUR funciona bien en toda la área de estudio.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de NO_2 para el 2014 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el NO_2 en dicho año son la EDT, las VIAS y los índices ambientales EVI y NBRT (ver anexo 18), la ecuación 14 muestra el modelo obtenido:

$$NO_{2_{2014}} = -70.26 + 0{,}0041 * EDT - 27{,}42 * EVI + 90{,}45 * NBRT + 1{,}07e^4 * VIAS \quad (14)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo LUR de la concentración de NO_2 para el 2014 son mostrados en la tabla 8.

R2	**Correlación**	**RMSE**
0,4227	0,7286	2,8360

Tabla 8. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2014.

Como se puede ver de la tabla anterior se tienen valores que indican que el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de NO_2 para el año 2014 es regular ya que aunque la correlación es alta y el error RMSE es bajo, se tiene que el valor de R^2 es menor a 0,5 lo que nos indica que el ajuste entre el modelo y los datos observados no es tan bueno. En la figura 10 se muestra como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

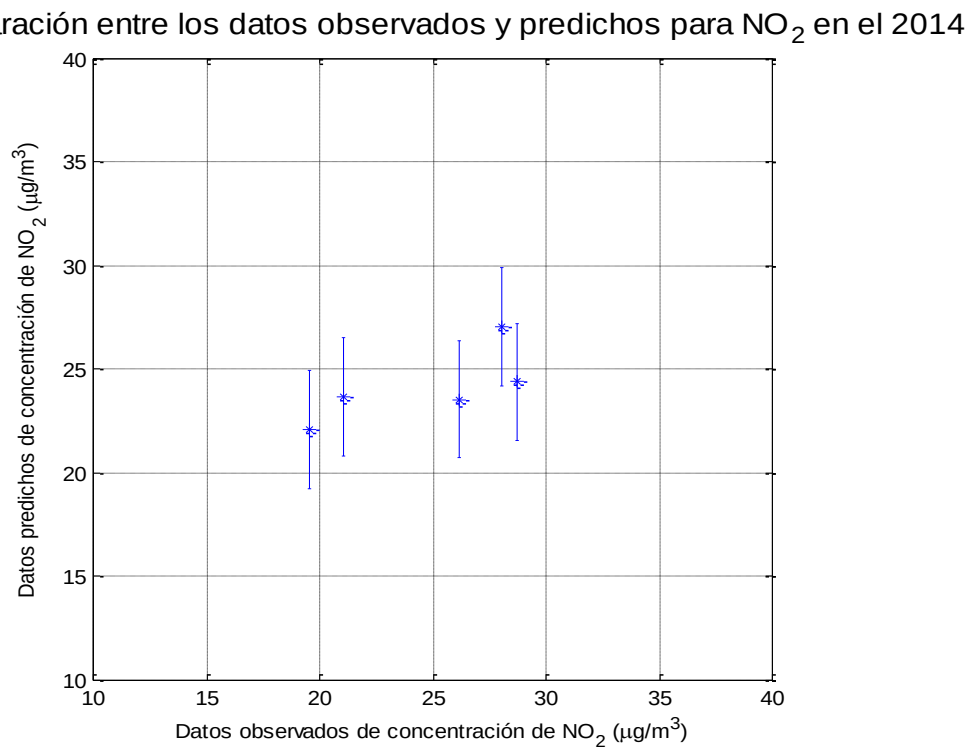


Figura 10. Comparación entre los datos promedio para 2014 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 10 se observa el mismo comportamiento que en el 2013, es decir, el modelo sobrestima ligeramente para los valores bajos de concentración de NO_2 y existe una subestimación del modelo para los valores alto de concentración, pero en general se observa un ajuste regular entre los datos observados y los datos predichos, lo cual está en consonancia con las estadísticas mostradas en la tabla 8.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* en los pasos anteriores se procedió a realizar el mapa de concentración de NO_2 para el año 2014 el cual se muestra en el anexo 6.

Se tiene que el modelo *LUR* de concentración de NO_2 para el 2014 tiene una buena predicción en las zonas cercanas a las estaciones REMMAQ y en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan valores que están dentro del rango esperado, es decir entre

21 μg/m^3 hasta 35 μg/m^3, excepto aquellas zonas que están alejadas de las vías principales donde el modelo no funciona ya que se observan valores mayores a 50 μg/m^3 lo cual no está acorde con lo esperado a que son zonas poco pobladas, rurales, áreas verdes o bosques donde se debería observar niveles bajos de concentración. Se obtuvo que el modelo LUR funciona bien solamente en las áreas cercanas a las vías principales.

Para la elaboración del mapa de concentración promedio de NO_2 para el 2015 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el NO_2 en dicho año son la EDT, las VIAS y los índices ambientales BAI y EVI (ver anexo 19), la ecuación 15 muestra el modelo obtenido:

$$NO_{2_{2015}} = 3{,}73 + 0{,}0085 * EDT - 0{,}0355 * BAI - 32{,}05 * EVI + 1{,}44e^4 * VIAS \quad (15)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo LUR de la concentración de NO_2 para el 2015 son mostrados en la tabla 9.

R2	**Correlación**	**RMSE**
0, 4773	0,7430	2,8693

Tabla 9. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2015.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores que indican que el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de NO_2 para el año 2015, es regular ya que aunque la correlación es alta y el error RMSE es bajo. Se tiene que el valor de R^2 es menor a 0,5 lo que indica que el ajuste entre el modelo y los datos observados no es tan bueno. En la figura 11 se muestra como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

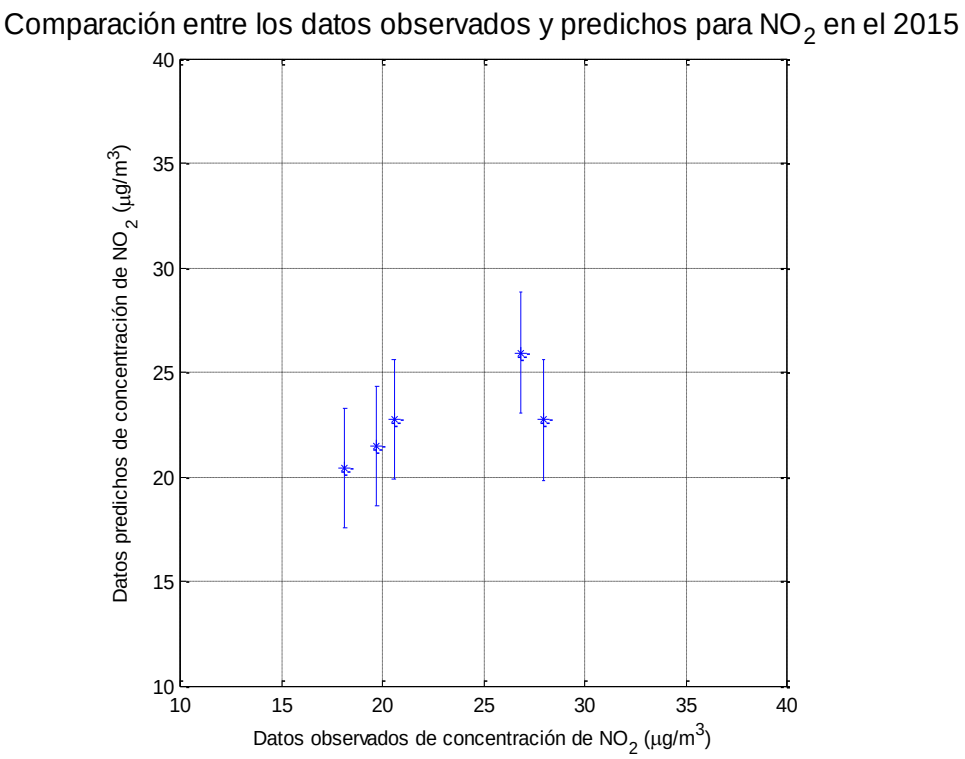


Figura 11. Comparación entre los datos promedio para 2015 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 11 se tiene que el modelo tiene un buen ajuste para casi todos los puntos de control excepto el punto que tiene el valor más alto de concentración donde el modelo subestima significativamente, este valor por lo cual provoca una disminución considerable del valor de R^2 dando como resultado un ajuste final regular como también se observa con las estadísticas mostradas en la tabla 9.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se realizó el mapa de concentración de NO_2 para el año 2015 el cual se muestra en el anexo 7.

Se tiene que el modelo *LUR* concentración de NO_2 para el 2015, como en el caso de 2014, tiene una buena predicción en las zonas cercanas a las estaciones REMMAQ y en las

zonas lejanas a las estaciones se observan valores que están dentro del rango esperado, es decir; entre 21 μg/m^3 hasta 35 μg/m^3, excepto aquellas zonas que están alejadas de las vías principales donde el modelo no funciona ya que se observan valores mayores a 50 μg/m^3 lo cual no está acorde con lo esperado a que son zonas poco pobladas, rurales, áreas verdes o bosques donde se debería observar niveles bajos de concentración. En líneas generales se puede concluir que el modelo LUR funciona bien solamente en las áreas cercanas a las vías principales.

Para el mapa de concentración promedio de NO_2 para el 2015 la regresión paso a paso dio como resultado que las variables que tienen mejor relación con el NO_2 en dicho año son la EDT y las VIAS y los índices ambientales BAI, EVI y NDVI (ver anexo 20), la ecuación 16 muestra el modelo obtenido:

$$NO_{2_{2016}} = 2{,}77 + 0{,}0088 * EDT - 0{,}0145 * BAI - 33{,}63 * EVI + 21{,}37 * NDVI + 9{,}14e^3 * VIAS \quad (15)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo LUR de la concentración de NO_2 para el 2016 son mostrados en la tabla 10.

R2	**Correlación**	**RMSE**
0,2703	0,5854	2,5555

Tabla 10. Estadísticas de validación para el modelo LUR para NO_2 en el 2016.

Como se puede ver de la tabla anterior se tienen valores que indican que el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de NO_2 para el año 2016 va de regular a malo ya que aunque el error RMSE es bajo, la correlación tiene un valor medio y el valor de R^2 es mucho menor a 0,5 lo que nos indica que el ajuste entre el modelo y los datos observados tiende a ser malo. En la figura 12 se muestra como es la cercanía entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

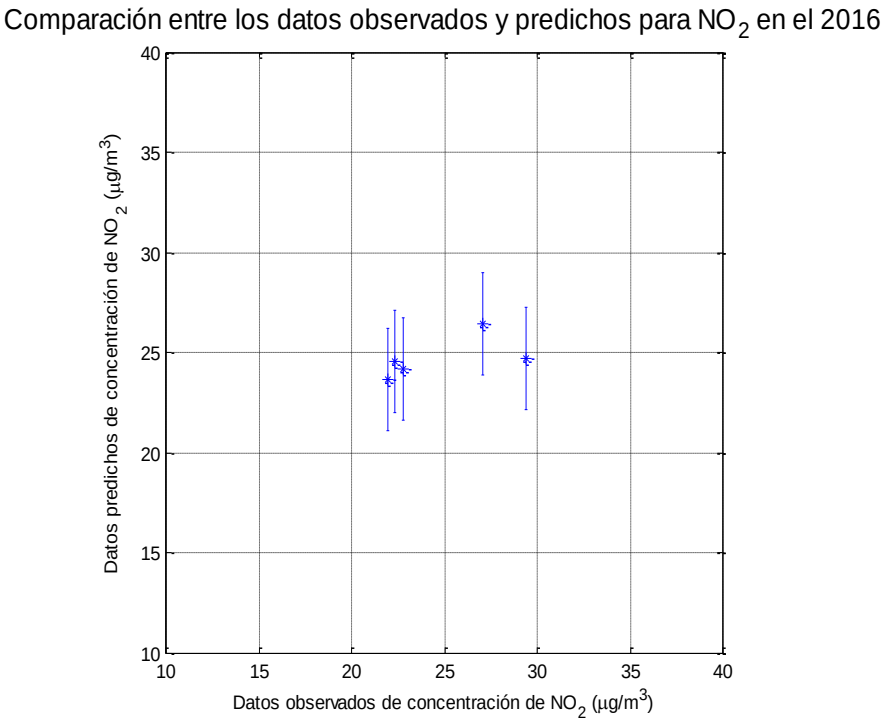


Figura 12. Comparación entre los datos promedio para 2016 observados para la concentración de NO_2 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 12 se tiene que, como en el caso de 2015, el modelo tiene un buen ajuste para casi todos los puntos de control excepto el punto que tiene el valor más alto de concentración donde el modelo subestima significativamente este valor por lo cual provoca una disminución considerable del valor de R^2 por lo cual da como resultado un ajuste final malo como también se observa con las estadísticas mostradas en la tabla 10.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se realizó el mapa de concentración de NO_2 para el año 2016 el cual se muestra en el anexo 8.

El modelo *LUR* de concentración de NO_2 para el 2016, como en el caso de 2014, tiene una predicción regular en las zonas cercanas a las estaciones REMMAQ y en las zonas lejanas a las estaciones se observan valores que están dentro del rango esperado, es decir; entre 21 $\mu g/m^3$

hasta 35 μg/m^3, pero como en el caso de los años 2014 y 2015, aquellas zonas que están alejadas de las vías principales el modelo no funciona ya que se observan valores mayores a 50 μg/m^3 lo cual no está acorde con lo esperado a que son zonas poco pobladas, rurales, áreas verdes o bosques donde se debería observar niveles bajos de concentración. En líneas generales se puede concluir que el modelo LUR para 2016 funciona de regular a malo.

5.3 Mapas de concentración de O_3 mediante modelos *LUR* para los años 2013 al 2016

Mediante el script que se elaboró en MatLab se obtuvo las variables dependientes (Elevación Digital del Terreno, vías, usos del suelo e índices ambientales) que mejor tienen relación con la concentración de O_3, con los cuales se elaboró el modelo *LUR* para cada año entre 2013 y 2016.

Para la obtención del mapa de concentración promedio de O_3 para el 2013 la regresión paso a paso indicó que las variables que tienen mejor relación con el O_3 en dicho año son la EDT y los índices ambientales BAI y NDVI (ver anexo 21), la ecuación 16 muestra el modelo obtenido:

$$O_{3_{2013}} = -24{,}59 + 0{,}0289 * EDT + 0{,}0289 * BAI - 10{,}17 * NDVI \qquad (16)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo *LUR* de la concentración de O_3 para el 2013 son mostrados en la tabla 11.

R2	Correlación	RMSE
0,8379	0,9164	1,5785

Tabla 11. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2013.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores bastantes buenos para el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de O_3 para el año 2013, en la

figura 13 se puede observar como es la similitud entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

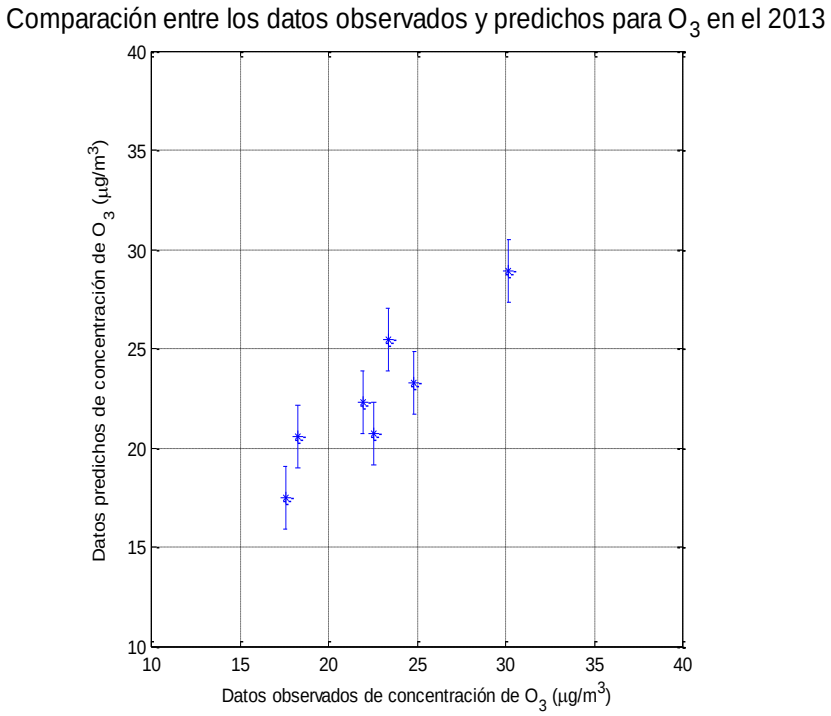


Figura 13. Comparación entre los datos promedio para 2013 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 13 se puede deducir que en general existe una buena similitud entre los datos observados y los datos predichos, que está acorde con las estadísticas mostradas en la tabla 11.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se procedió a realizar el mapa de concentración de O_3 para el año 2013 el cual se muestra en el anexo 9.

El modelo de concentración de O_3 para el año 2013 tiene una buena predicción para las áreas cercanas a las estaciones REMMAQ donde se observan valores entre 21 $\mu g/m^3$ hasta 35$\mu g/m^3$ en cambio en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan en la zona oeste se observan valores mayores de 35 $\mu g/m^3$ y hacia el este se tienen valores menores de 21$\mu g/m^3$.

En general el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a los puntos de control a medida que nos alejamos del punto de control el modelo pierde validez.

Para la elaboración del mapa de concentración promedio de O_3 para el 2014 la regresión paso a paso dio como resultado que las variables que tienen mejor relación con el O_3 en dicho año son la EDT y las VIAS y los índices ambientales BAI, EVI y NDWI (ver anexo 22), la ecuación 17 muestra el modelo obtenido:

$$O_{3_{2014}} = 10{,}10 + 0{,}0028 * EDT + 0{,}0279 * BAI + 23{,}86 * EVI + 6{,}46 * NDVI - 8{,}56e^{3} * VIAS \quad (17)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo *LUR* de la concentración de O_3 para el 2014 son mostrados en la tabla 12.

R^2	**Correlación**	**RMSE**
0,6335	0,8054	2,1628

Tabla 12. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2014.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores buenos para el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de O_3 para el año 2014, en la figura 14 se puede observar como la comparación entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

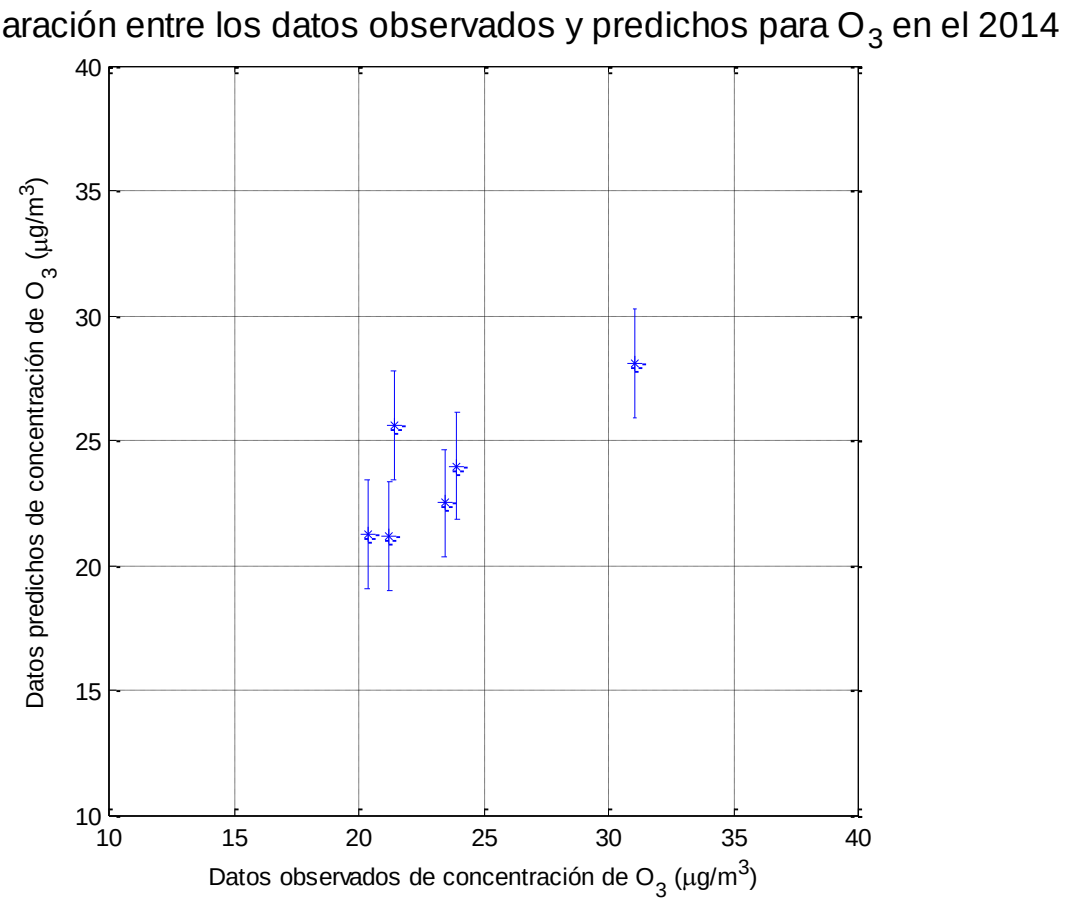


Figura 14. Comparación entre los datos promedio para 2014 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 14 se tiene que en general existe una buena similitud entre los datos observados los datos predichos, excepto en dos puntos, en uno el modelo sobreestima significativamente el valor observado en el otro el modelo subestima ligeramente el valor observado, que está acorde con las estadísticas mostradas en la tabla 12.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* en los pasos anteriores se procedió a realizar el mapa de concentración de O_3 para el año 2014 el cual se muestra en el anexo 10.

El modelo de concentración de O_3 para el año 2014 tiene una buena predicción para las áreas cercanas a las estaciones REMMAQ y en las áreas lejanas a las estaciones REMMAQ se observan valores dentro del rango esperado, es decir; entre 21 $\mu g/m^3$ hasta 35 $\mu g/m^3$, excepto en las zonas lejanas a las vías principales donde se observan valores cercanos o iguales a $0\mu g/m^3$. En general se puede decir que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a las vías principales y a medida que nos alejamos de las vías principales el modelo arroja valores diferentes a los esperados.

Para el mapa de concentración promedio de O_3 para el 2015 la regresión paso a paso indica que las variables que tienen mejor relación con el O_3 en dicho año son la EDT y los índices ambientales EVI, NBRT y NDWI (ver anexo 23), la ecuación 17 muestra el modelo obtenido:

$$O_{3_{2015}} = -315{,}54 + 0{,}0178 * EDT + 47{,}24 * EVI + 301{,}83 * NBRT - 26{,}46 * NDWI \qquad (17)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo *LUR* de la concentración de O_3 para el 2015 son mostrados en la tabla 13.

R2	**Correlación**	**RMSE**
0,6517	0,8242	5,2090

Tabla 13. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2015.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores aceptables para el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de O_3 para el año 2015 excepto en el valor RMSE donde se observa un valor que es el doble de lo observado en años anteriores. En la figura 15 se puede observar el comportamiento entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

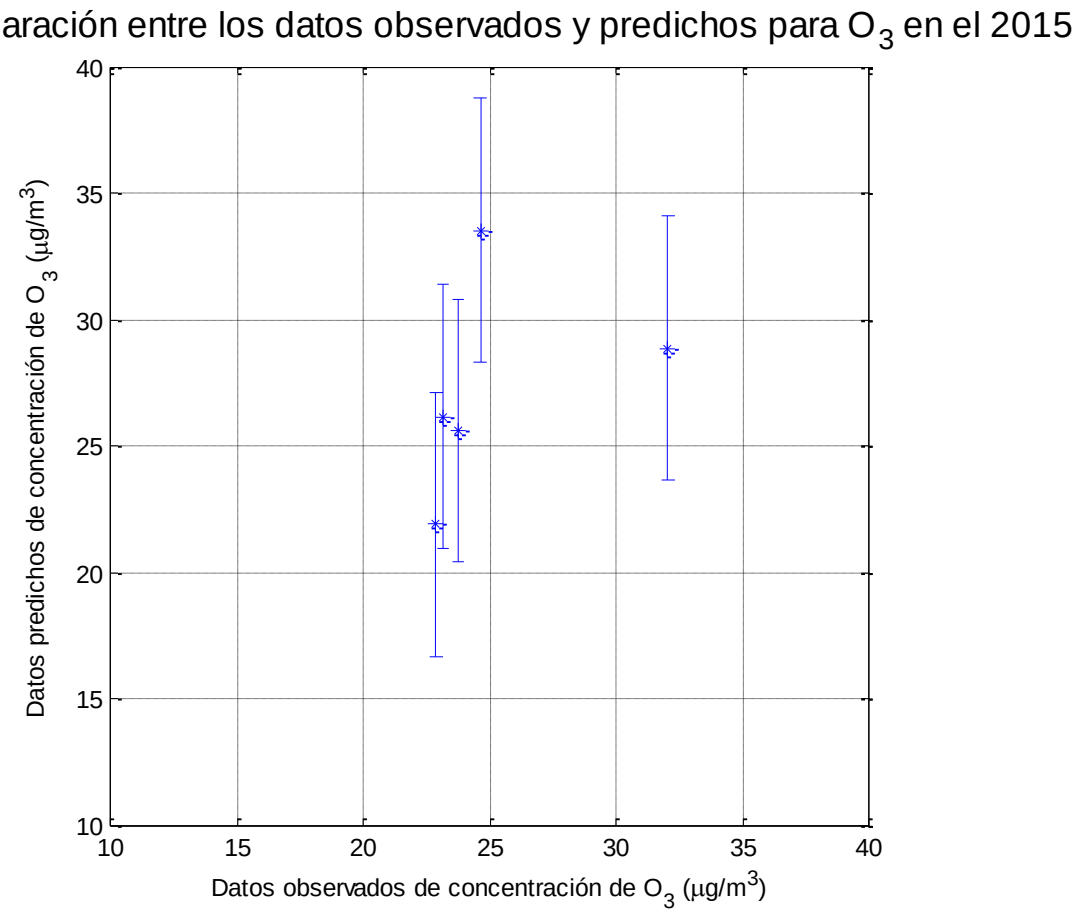


Figura 15. Comparación entre los datos promedio para 2015 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 15 se analiza que el alto valor de RMSE que se tiene es debido a que existen puntos donde el modelo sobreestima o subestima significativamente el valor observado aunque en general existe una buena similitud entre los datos observados y los datos predichos, todo lo anterior está en concordancia con las estadísticas mostradas en la tabla 13.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* en los pasos anteriores se procedió a realizar el mapa de concentración de O_3 para el año 2015 el cual se muestra en el anexo 11.

El modelo de concentración de O_3 para el año 2015 tiene una buena predicción para las áreas cercanas a las estaciones REMMAQ donde se observan valores entre 21 μg/m^3 hasta 35 μg/m^3, en cambio en las zonas lejanas a las estaciones REMMAQ, especialmente donde se tiene valores altos de EDT se observan valores mayores a los 41 μg/m^3, por lo cual se puede decir que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a las estaciones REMMAQ y a medida que nos alejamos de dichas estaciones el modelo pierde validez.

Para la elaboración del mapa de concentración promedio de O_3 para el 2016 la regresión paso a paso dio como resultado que las variables que tienen mejor relación con el O_3 en dicho año son las VIAS y los índices ambientales EVI y NDWI (ver anexo 24), la ecuación 18 muestra el modelo obtenido:

$$O_{3_{2016}} = 24{,}95 + 22{,}01 * EVI + 8{,}07 * NDWI - 3.03e^4 * VIAS \qquad (17)$$

Los valores de R^2, Correlación y RMSE para el modelo *LUR* de la concentración de O_3 para el 2016 son mostrados en la tabla 14.

R^2	**Correlación**	**RMSE**
0,9617	0,9812	0,7272

Tabla 14. Estadísticas de validación para el modelo LUR para O_3 en el 2016.

Como se puede observar en la tabla anterior se tienen valores muy buenos para el modelo *LUR* obtenido para predecir la concentración promedio de O_3 para el año 2016, en la figura 16 se determina la comparación entre los datos observados y los datos predichos por el modelo *LUR*.

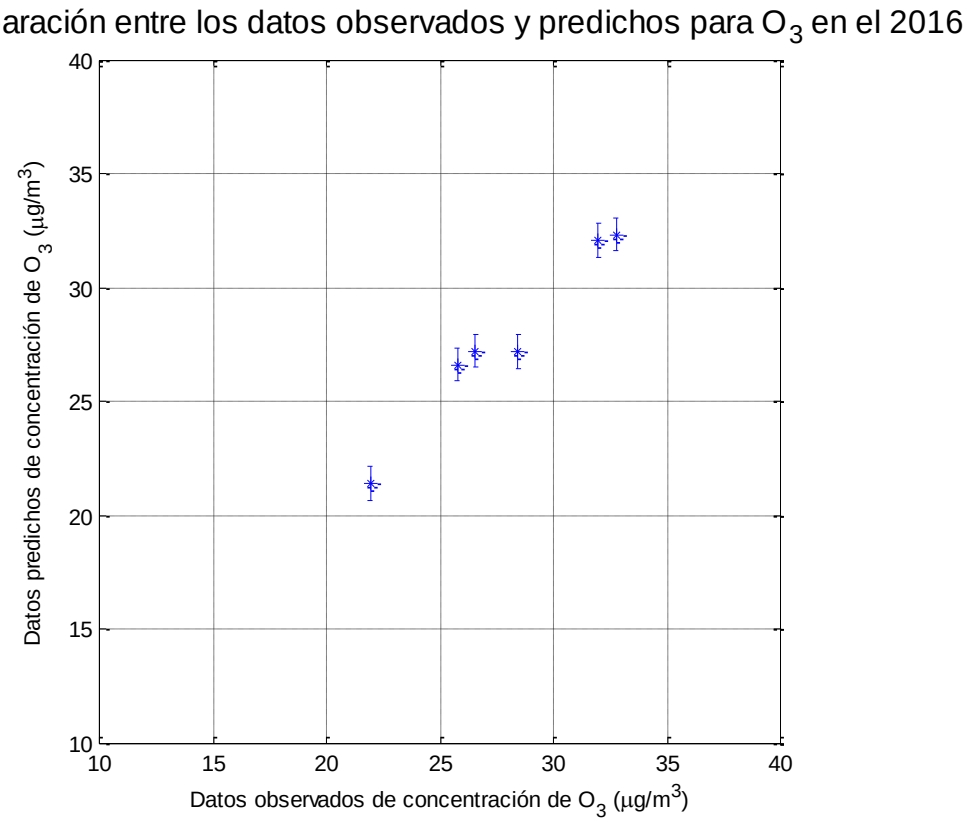


Figura 16. Comparación entre los datos promedio para 2016 observados para la concentración de O_3 y los datos predichos por el modelo LUR con su respectivo error.

De la figura 16 se tiene que existe un alto ajuste entre el modelo los datos observados, lo cual coincide con las estadísticas mostradas en la tabla 14.

Después de haber validado la calidad del modelo *LUR* se procedió a realizar el mapa de concentración de O_3 para el año 2016 el cual se muestra en el anexo 12.

El modelo de concentración de O_3 para el año 2016 tiene una excelente predicción para las áreas cercanas a las vías principales donde se observan valores entre 21 µg/m^3 hasta 35 µg/m^3, mientras que en las zonas lejanas a las vías principales, se observan valores menores a los 21 µg/m^3, por lo cual se puede decir que el modelo *LUR* funciona bien en zonas cercanas a

las vías principales y a medida que nos alejamos de dichas estaciones el modelo arroja valores que están por debajo de lo esperado.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1 Conclusiones

1. Se obtuvieron modelos *LUR* para el cálculo de la concentración promedio anual de CO, NO_2 y O_3 para los años entre 2013 y 2016 para el área urbana del Distrito Metropolitano de Quito. Se muestra como es la variación promedio anual de la concentración de dichos contaminantes a lo largo de los años estudiados donde se observa que dichas concentraciones se encuentran dentro de los valores aceptados por lo entes reguladores.
2. Los valores de R^2 para los modelos *LUR* varían desde valores muy bajos de 0,2703 hasta valores de 0,9812. Tenemos modelos de ajuste malo hasta modelos de muy buen ajuste.
3. Cuando las variables EDT ó VIAS están involucradas en el modelo generan un gran impacto en el mapa obtenido, es decir, en zonas cercanas a las estaciones REMMAQ se tiene un buen ajuste, pero cuando se aleja de las estaciones las variables mencionadas anteriormente generan una variación significativa entre los resultados obtenidos y los resultados esperados.
4. A partir de datos geoespaciales e imágenes satelitales se puede obtener valores de contaminantes del aire como CO, NO_2 y O_3 sin el requisito de disponer de una gran cantidad de datos, así con esta información se pueden realizar en diferentes ciudades del país monitoreos más extensos con sólo aplicar el modelo y realizando ciertas mediciones en diferentes puntos.

6.2 Recomendaciones

1. Se observó que aunque se obtuvieron los datos de índices ambientales con varias correcciones incluidas, todavía los datos se ven afectados por variables atmosféricas como las nubes lo que afecta el resultado final por lo que se recomienda realizar el estudio para un intervalo de tiempo más pequeño que permita obtener los datos crudos y se le realicen todas las correcciones necesarias.
2. Se recomienda para un mejor resultado en un próximo estudio de predicción de concentraciones de CO, NO_2 y O_3 tener de ser posibles más puntos de control (Estaciones de medición) o realizar la estimación hasta cierta distancia de los puntos de control.

7. BIBLIOGRAFÍA

Abad, L. (2016). *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.* Cuenca: Universidad de Cuenca.

Adam-Poupart, A., Brand, A., Fournier, M., Jerrett, M., & Smargiassi, A. (2014). Spatiotemporal Modeling of Ozone Levels in Quebec (Canada): A Comparison of Kriging, Land-Use Regression (LUR), and Combined Bayesian Maximum Entropy–LUR Approaches. *Environmental Health Perspectives* , 50-62.

Álvarez, C. I. (2014). *Estimación de contaminación del aire por PM10 en Quito determinado por índices ambientales obtenidos con imágenes satelitales LANDSAT ETM+*. Sangolquí: Universidad de las Fuerzas Armadas - ESPE.

Chuvieco, E., Martín, M. P., & Palacios, A. (2002). Assessment of different spectral indices in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination. *International Journal of Remote Sensing* , 5103-5110.

Davidson, D. A. (1992). GIS and Environmental Management. *European Environment* , 13–17.

Estarlich, M., Iñiguez, C., Esplugues, A., Mantilla, E., Zurriaga, Ò., Nolasco, A., et al. (2013). Variación espacial de la exposición a contaminación atmosférica en la ciudad de Valencia y su relación con un índice de privación. *Gaceta Sanitaria* , 143–148.

Gao, B.-C. (1996). NDWI - A Normalized Difference Water Index for Remote Sensing of Vegetation Liquid Water From Space. *Remote Sensing of Environment* , 257-266.

Gobierno de Pichincha. (20 de Diciembre de 2017). *Distrito Metropolitano de Quito.* Recuperado el 20 de Diciembre de 2017, de Distrito Metropolitano de Quito: http://www.pichincha.gob.ec/pichincha/cantones/item/23-distrito-metropolitano-de-quito.html

Guo, Y., Feng, N., Christopher, S. A., Kang, P., Zhan, F. B., & Hong, S. (2014). Satellite remote sensing of fine particulate matter (PM2.5) air quality over Beijing using MODIS. *International Journal of Remote Sensing* , 6522–6544.

Gupta, P., Christopher, S., Wang, J., Gehrig, R., Lee, Y., & Kumar, N. (2006). Satellite remote sensing of particulate matter and air quality assessment over global cities. *Atmospheric Environment* , 5880–5892.

Hidalgo, O. (2012). *Identificación de patrones de circulación atmosférica para el ecuador y su influencia para la ciudad de Quito.* Bogota: Universidad Nacional de Colombia.

Hoek, G., Beelen, R., De Hoogh, K., Vienneau, D., Gulliver, J., Fischer, P., et al. (2008). A review of land-use regression models to assess spatial variation of outdoor air pollution. *Atmospheric Environment* , 7561–7578.

Holden, Z. A., Smith, A. M., Morgan, P., Rollins, M. G., & Gessler, P. (2005). Evaluation of novel thermally enhanced spectral indices for mapping fire perimeters and comparisons with fire atlas data. *International Journal of Remote Sensing* , 21-25.

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., & Ferreira, L. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* , 195–213.

Islam, M. M., Islam Mamun, M. M., Rasel, A. H., & Keramat, M. (2015). Pattern analysis of trace gases over Bangladesh using satellite remote sensing. *International Journal of Remote Sensing* , 3979–3996.

Joo Lee, H., & Koutrakis, P. (2014). Daily Ambient NO2 Concentration Predictions Using Satellite Ozone Monitoring Instrument NO2 Data and Land Use Regression. . *Environment Science Technology* , 2305−2311.

Lee, M. (2016). *Land Use Regression Modelling of NO2, NO, PM2.5 and Black Carbon in Hong Kong.* Vancouver: The University of British Columbia.

Martin, R. V. (2008). Satellite remote sensing of surface air quality. *Atmospheric Environment* , 7823–7843.

Minet, L. (2016). *Testing the Robustness of Land-Use Regression Models for Atmospheric Nitrogen Dioxide and Ozone Using Data from Fixed and Mobile Monitoring Campaigns.* Toronto: McGill University.

Ministerio del Ambiente. (2010). *Plan Nacional de la Calidad de Aire.* Quito: Publicaciones del Ministerio del Ambiente.

Novotny, E. V., Bechle, M. J., Millet, D. B., & Marshall, J. D. (2011). National Satellite-Based Land-Use Regression: NO^2 in the United States. *Environment Science Technology* , 4407–4414.

Othman, N., Jafri, M. Z., & Lim, H. S. (2010). Estimating Particulate Matter Concentration over Arid Region Using Satellite Remote Sensing : A Case Study in Makkah, Saudi Arabia. *Mordern Applied Science* , 131–142.

Pérez, D. J. (20 de Diciembre de 2017). *Introducción a los Sensores Remotos – Aplicaciones en Geología. 2007.* Recuperado el 20 de Diciembre de 2017, de Introducción a los Sensores Remotos – Aplicaciones en Geología. 2007: http://aviris.gl.fcen.uba.ar/Curso_SR/Guia_Curso_sr_2007.pdf

Ryan, P. H., & LeMasters, G. K. (2007). A Review of Land-use Regression Models for Characterizing Intraurban Air Pollution Exposure. *Inhalation Toxicology* , 127–133.

Satimagingcorp. (20 de Diciembre de 2017). *Characterization of Satellite Remote Sensing Systems.* Recuperado el 20 de Diciembre de 2017, de Characterization of Satellite Remote Sensing Systems: http://www.satimagingcorp.com/characterization-of-satellite-remote-sensingsystems.html

Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito. (2014). *Informe de la calidad del aire de Quito 2013.* Quito: Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito.

Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito. (2015). *Informe de la calidad del aire de Quito 2014.* Quito: Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito.

Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito. (2016). *Informe de la calidad del aire de Quito 2015.* Quito: Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito.

Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito. (2017). *Informe de la calidad del aire de Quito 2016.* Quito: Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito.

Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito. (17 de 12 de 2017). *Los contaminantes del aire y sus efectos sobre la salud humana.* Recuperado el 17 de 12 de 2017, de Los contaminantes del aire y sus efectos sobre la salud humana: http://www.quitoambiente.gob.ec/ambiente/images/Secretaria_Ambiente/red_monitoreo/informacion/contaminantes_aire_efec_salud.pdf

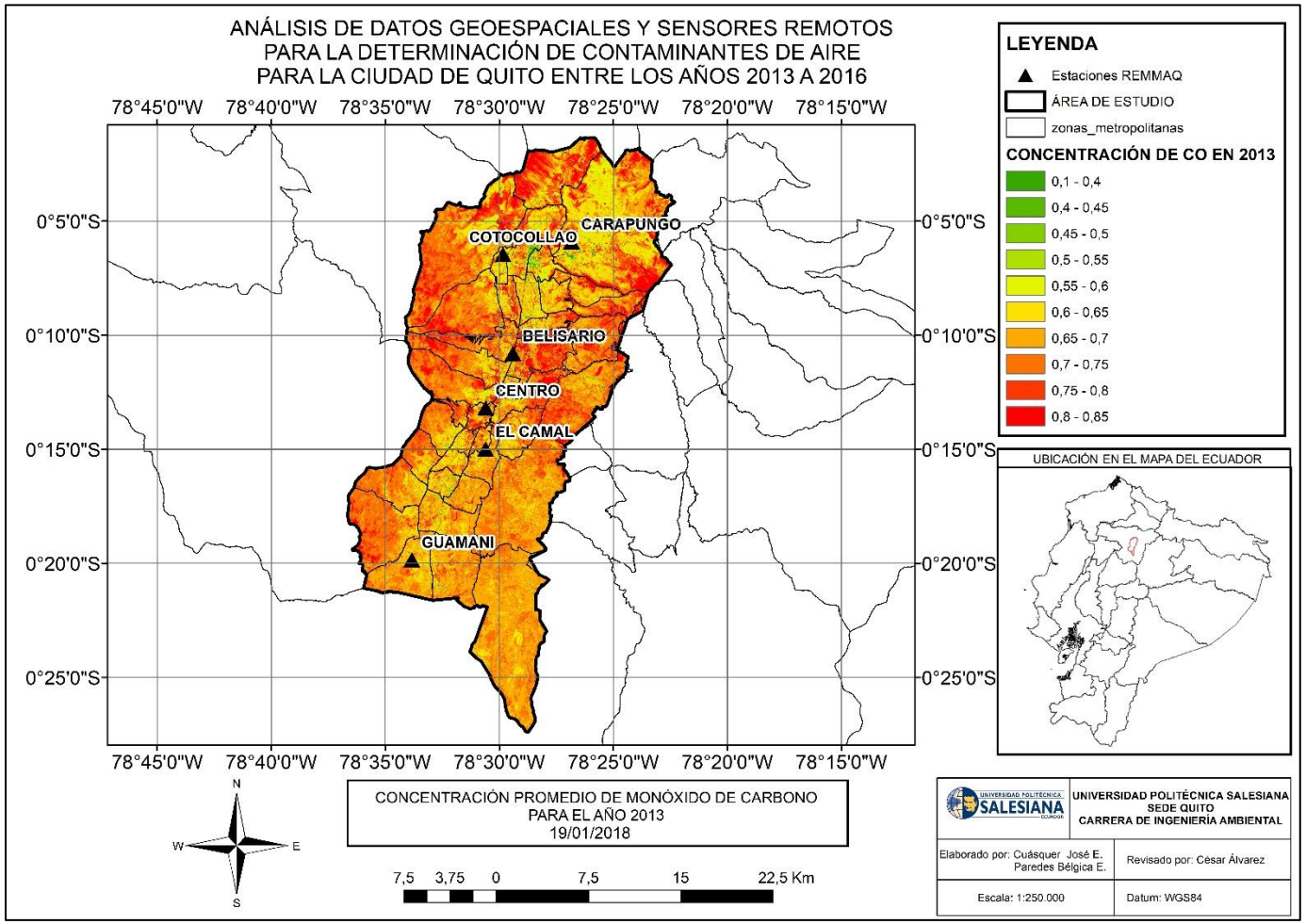
Secretaría de Ambiente del Distrito Metropolitano de Quito. (20 de Diciembre de 2017). *Red de Monitoreo Atmosférico.* Recuperado el 20 de Diciembre de 2017, de Red de Monitoreo Atmosférico: http://www.quitoambiente.gob.ec/ambiente/index.php/politicas-y-planeacion-ambiental/red-de-monitoreo

USGS. (21 de Diciembre de 2017). *Landsat Processing Details.* Recuperado el 21 de Diciembre de 2017, de Landsat Processing Details: https://landsat.usgs.gov/landsat-processing-details

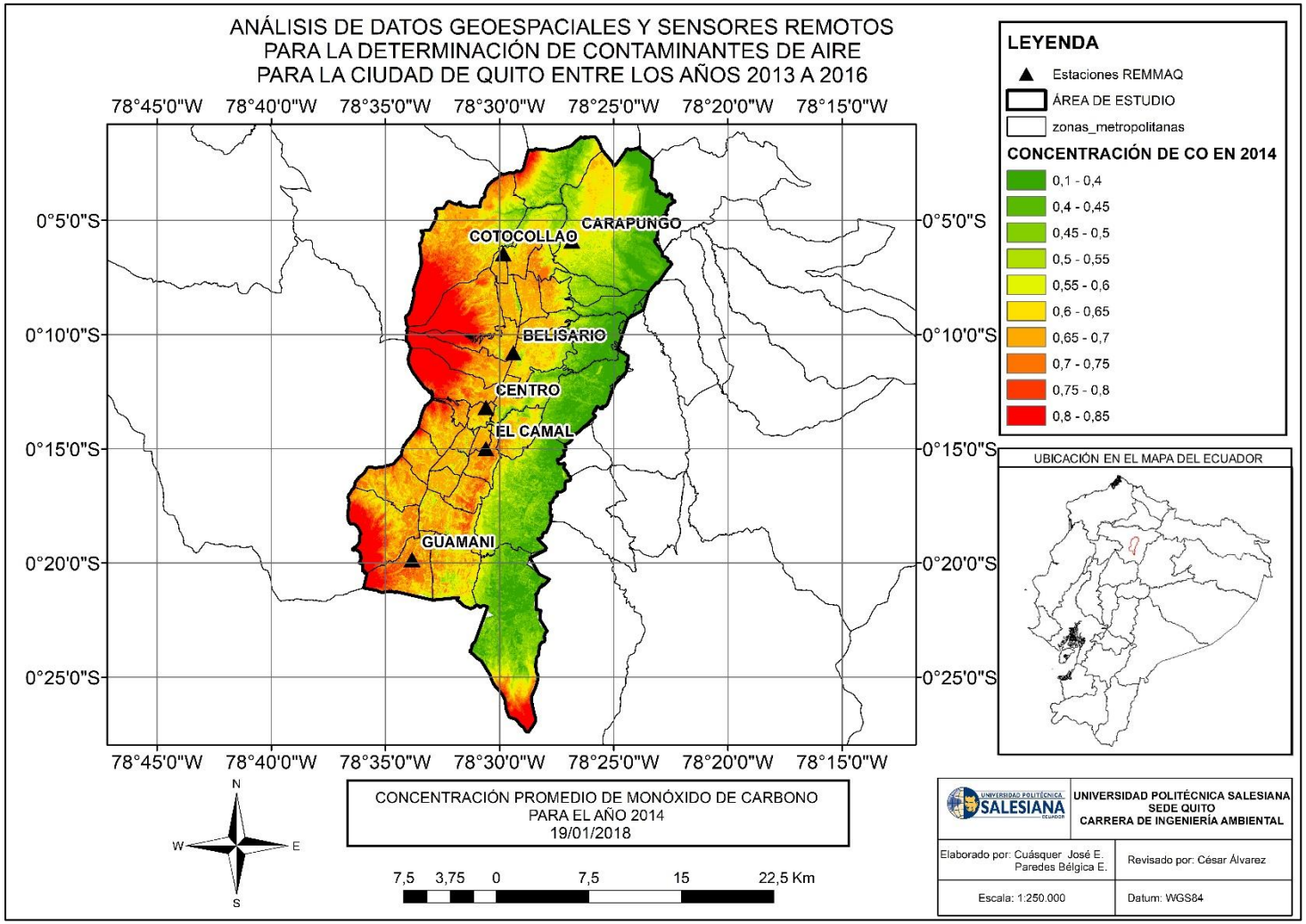
Wang, G. C., & Jain, C. L. (2003). *Regression Analysis: Modeling & Forecasting.* Nueva York: Graceway Publishing Company, Inc.

Zheng, S., Zhou, X., Singh, R. P., Wu, Y., Ye, Yanmei, et al. (2017). The Spatiotemporal Distribution of Air Pollutants and Their Relationship with Land-Use Patterns in Hangzhou City, China. *Atmosphere* , 110-117.

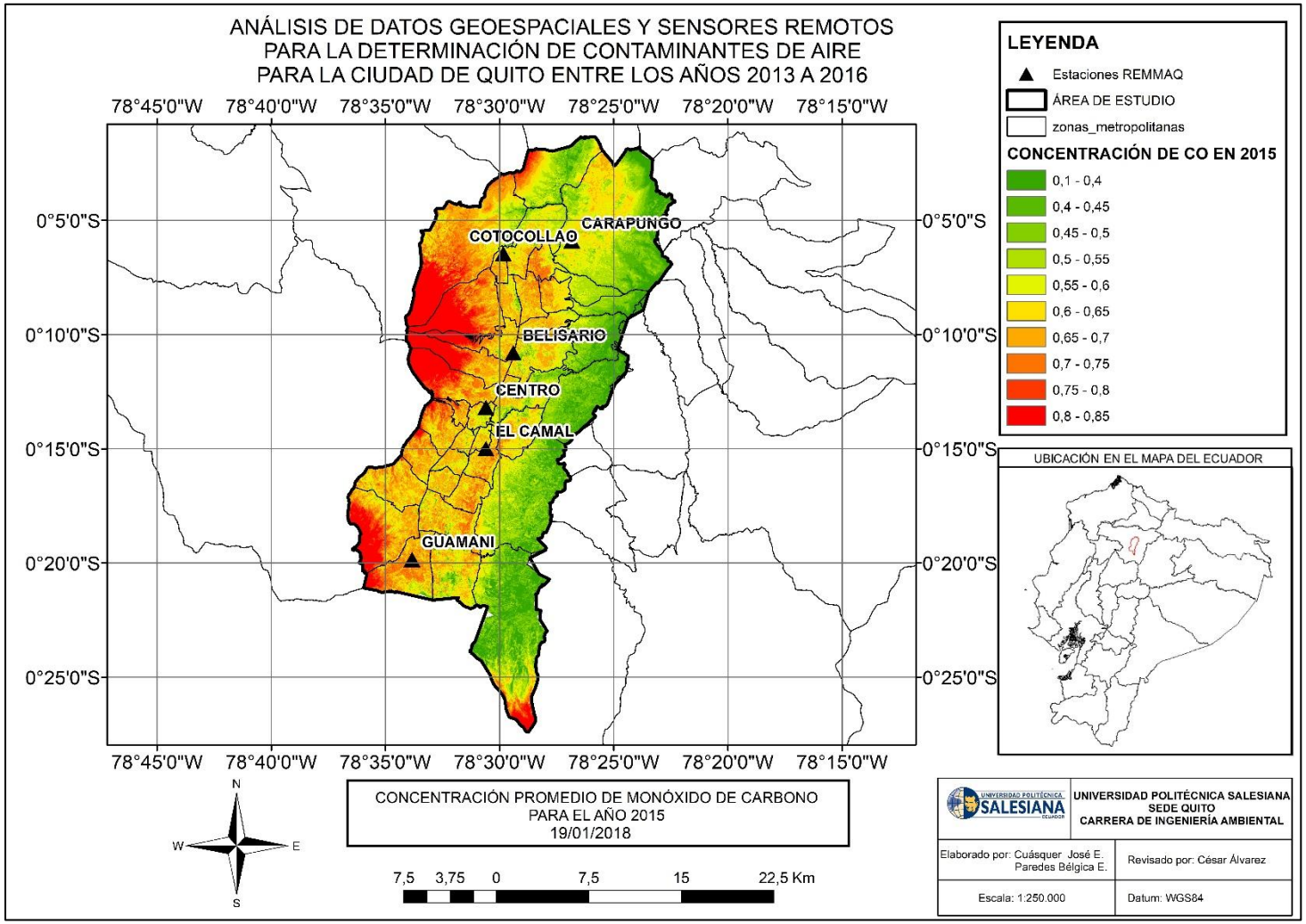
8. ANEXOS



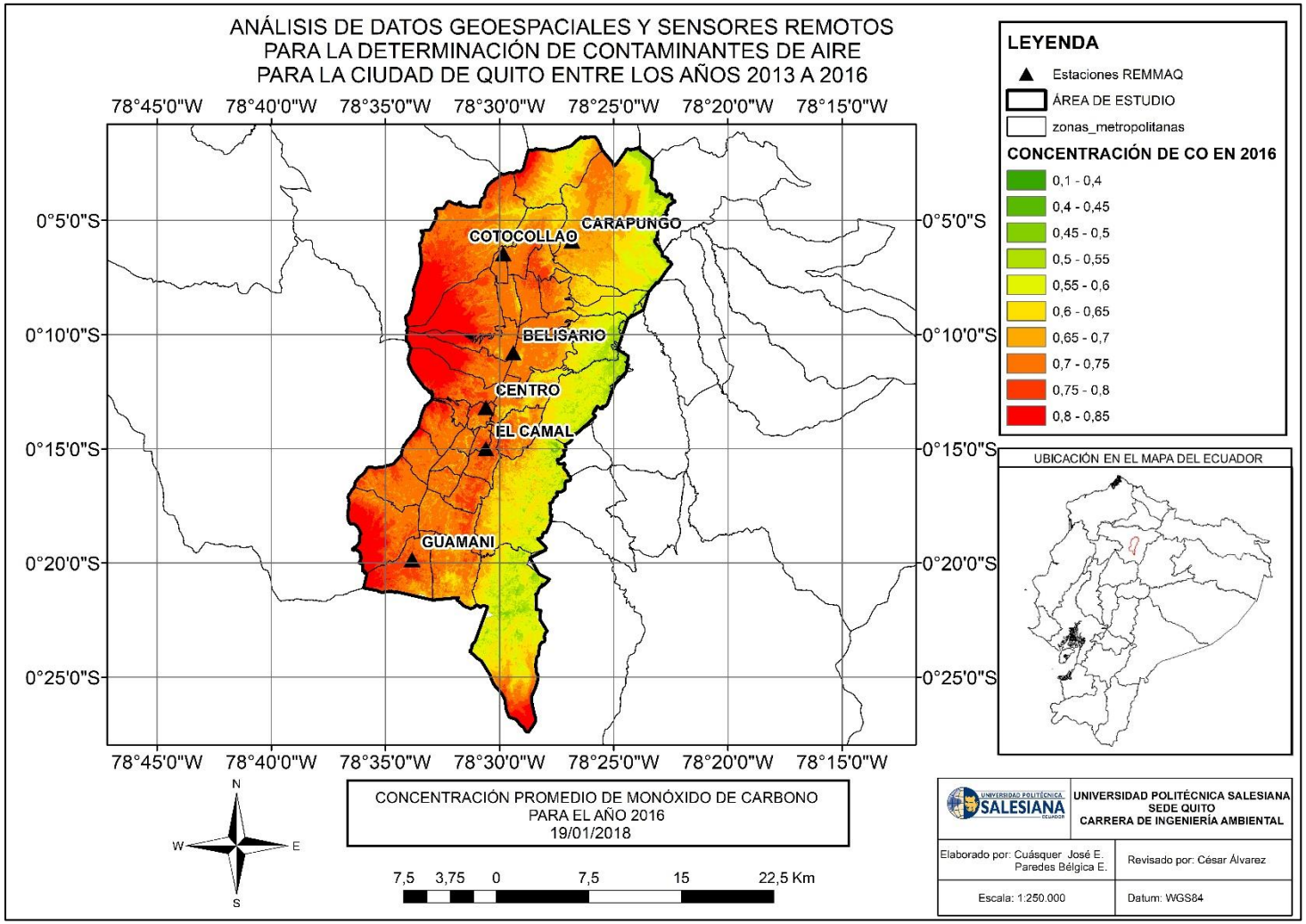
Anexo 1. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2013.



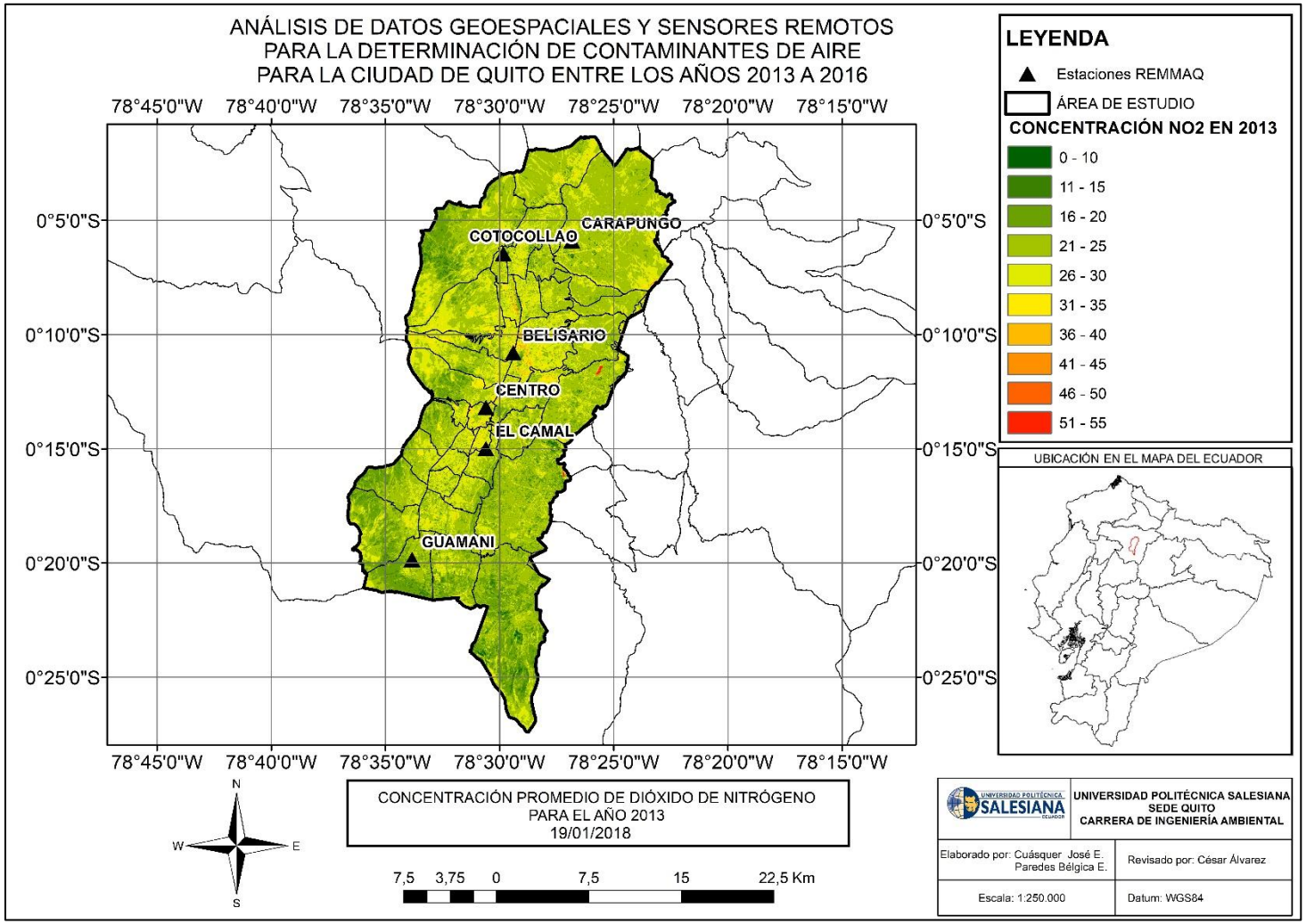
Anexo 2. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2014.



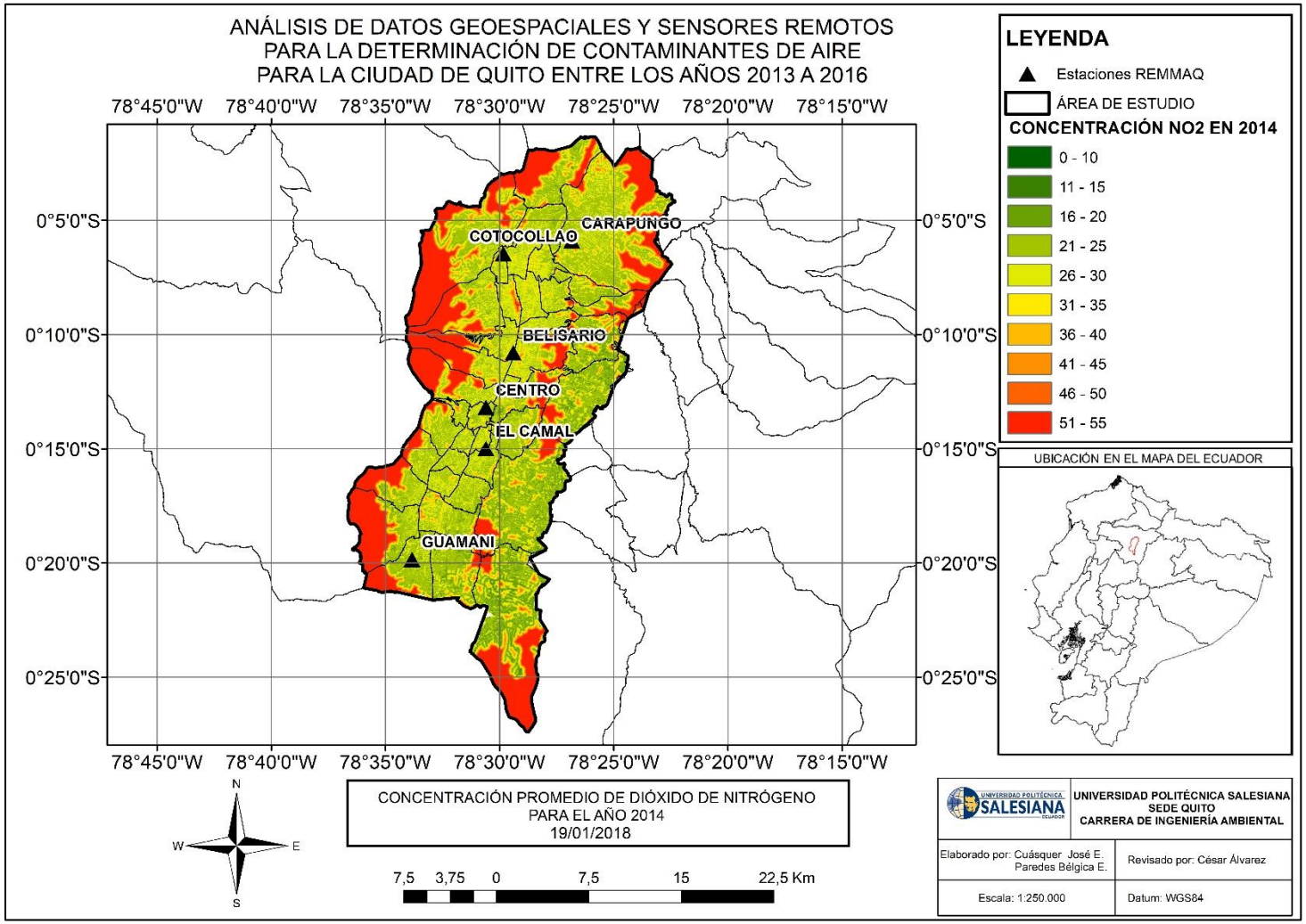
Anexo 3. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2015.



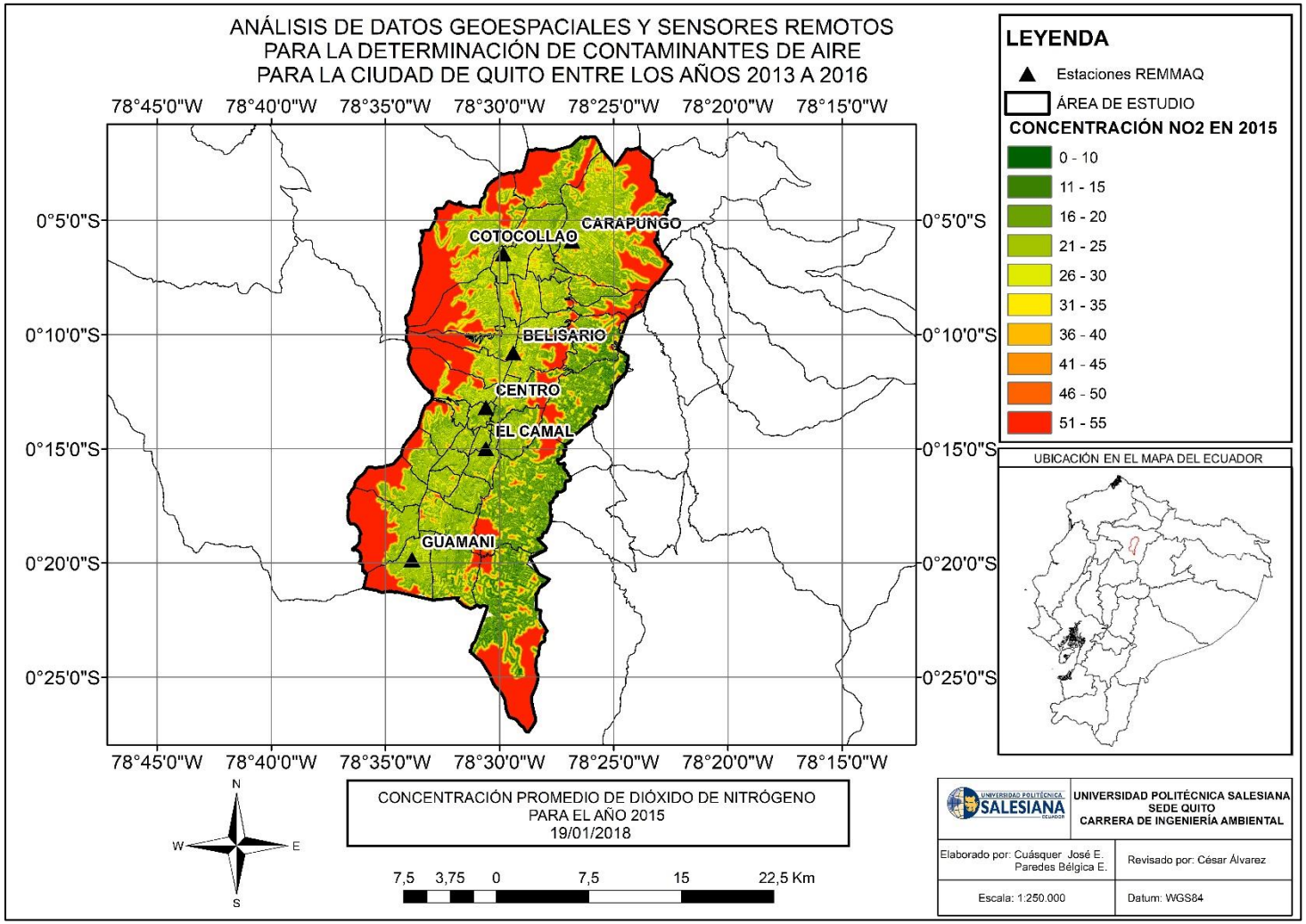
Anexo 4. Mapa de concentración promedio de monóxido de Carbono para el año 2016



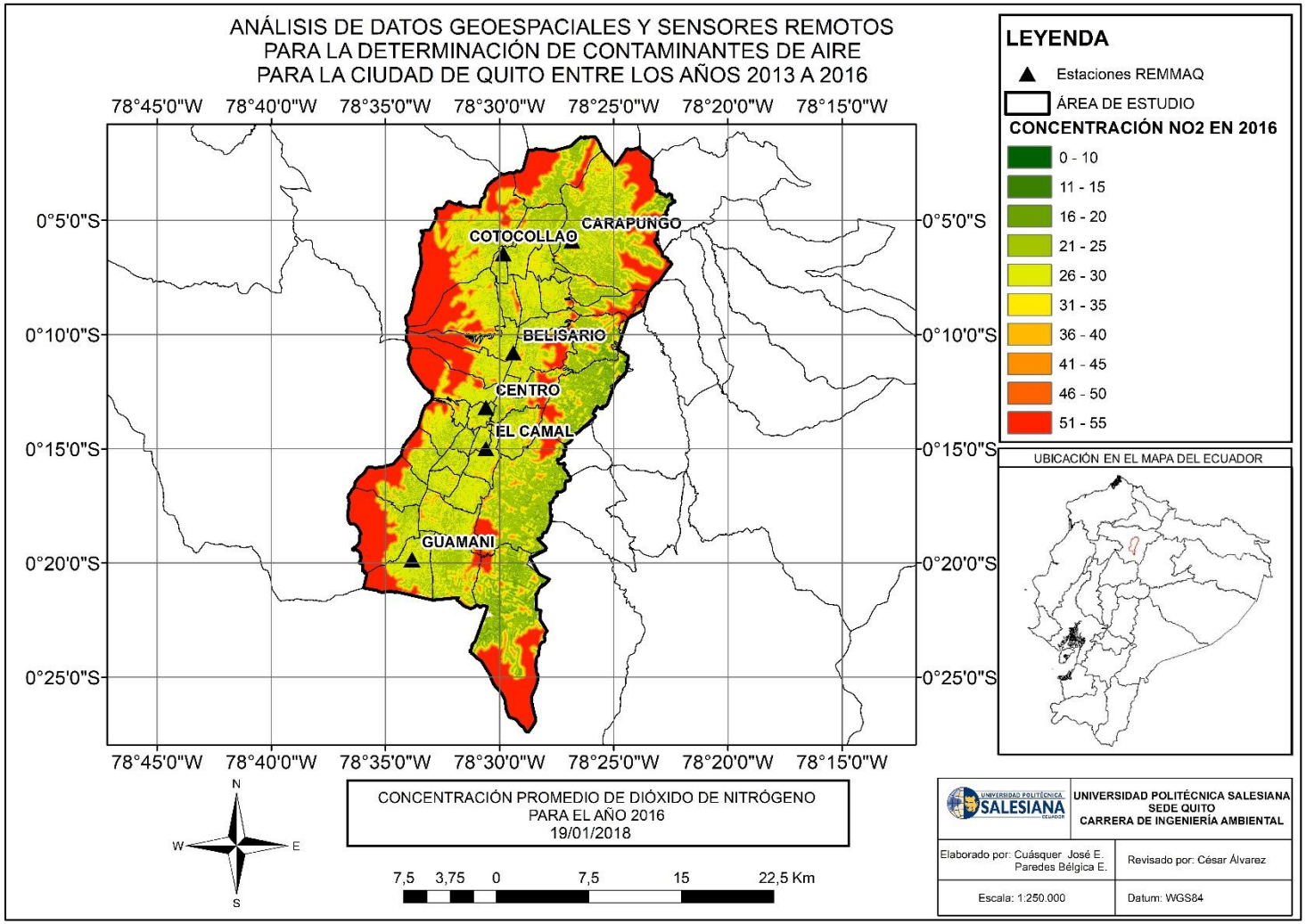
Anexo 5. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2013.



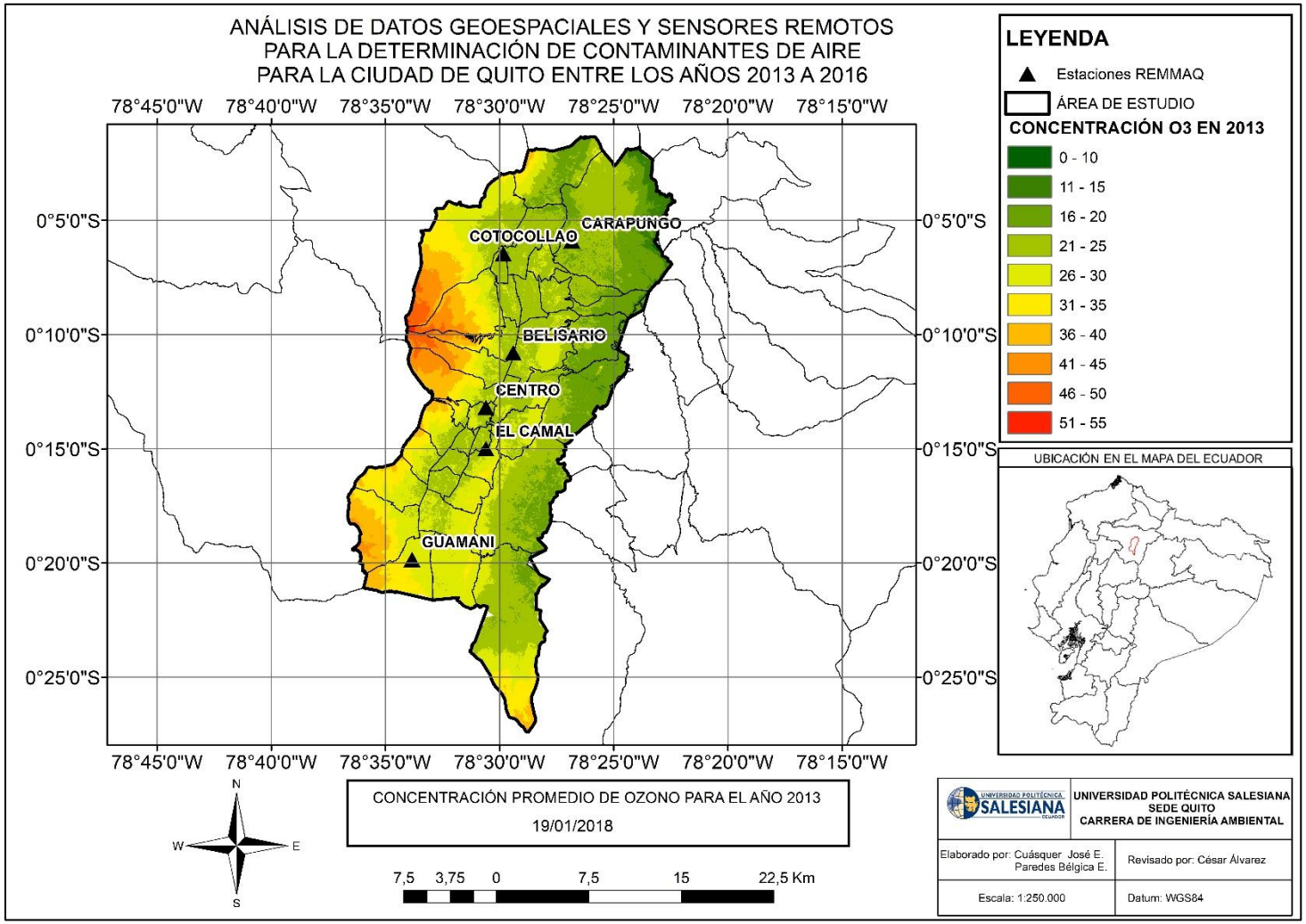
Anexo 6. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2014.



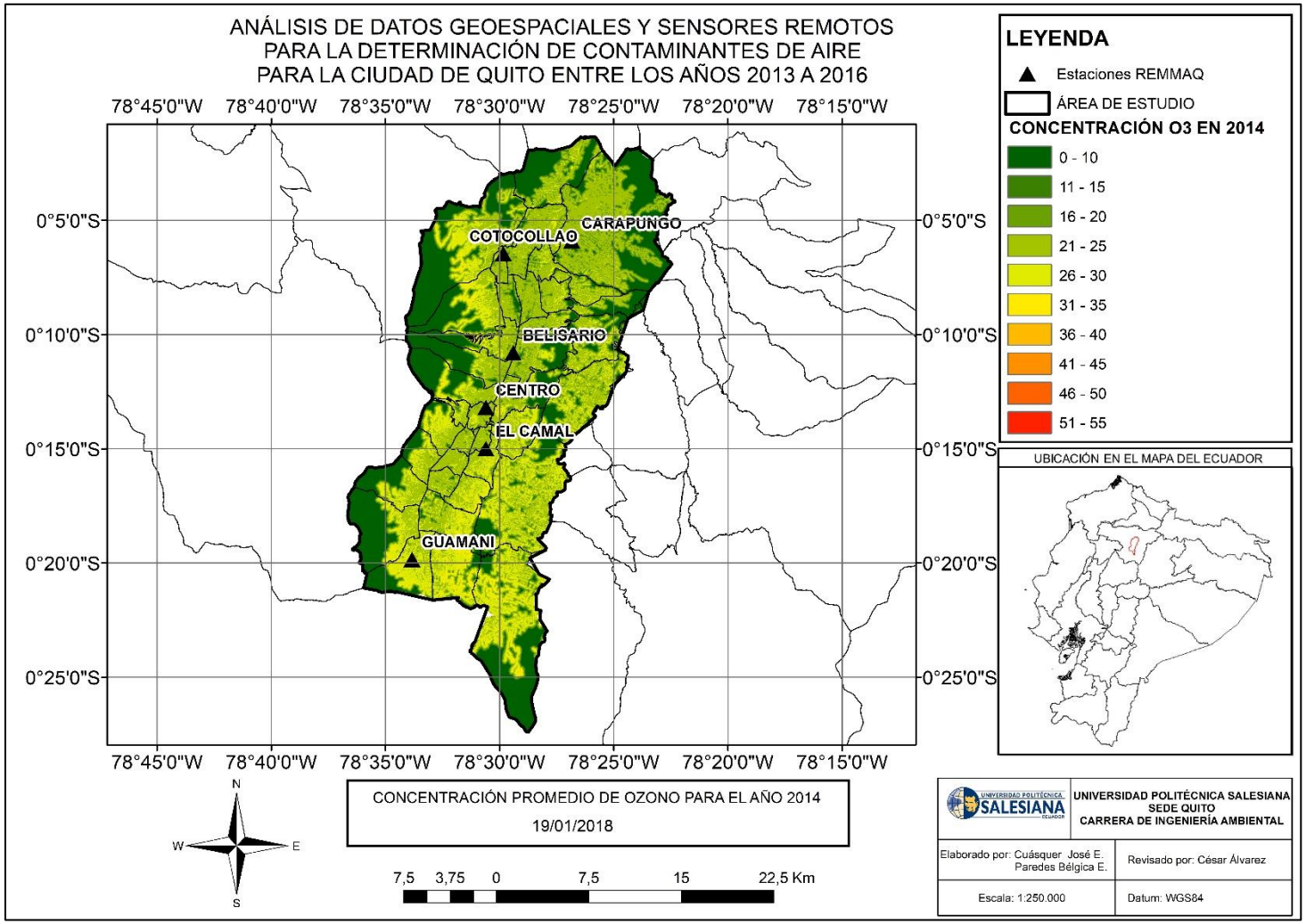
Anexo 7. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2015.



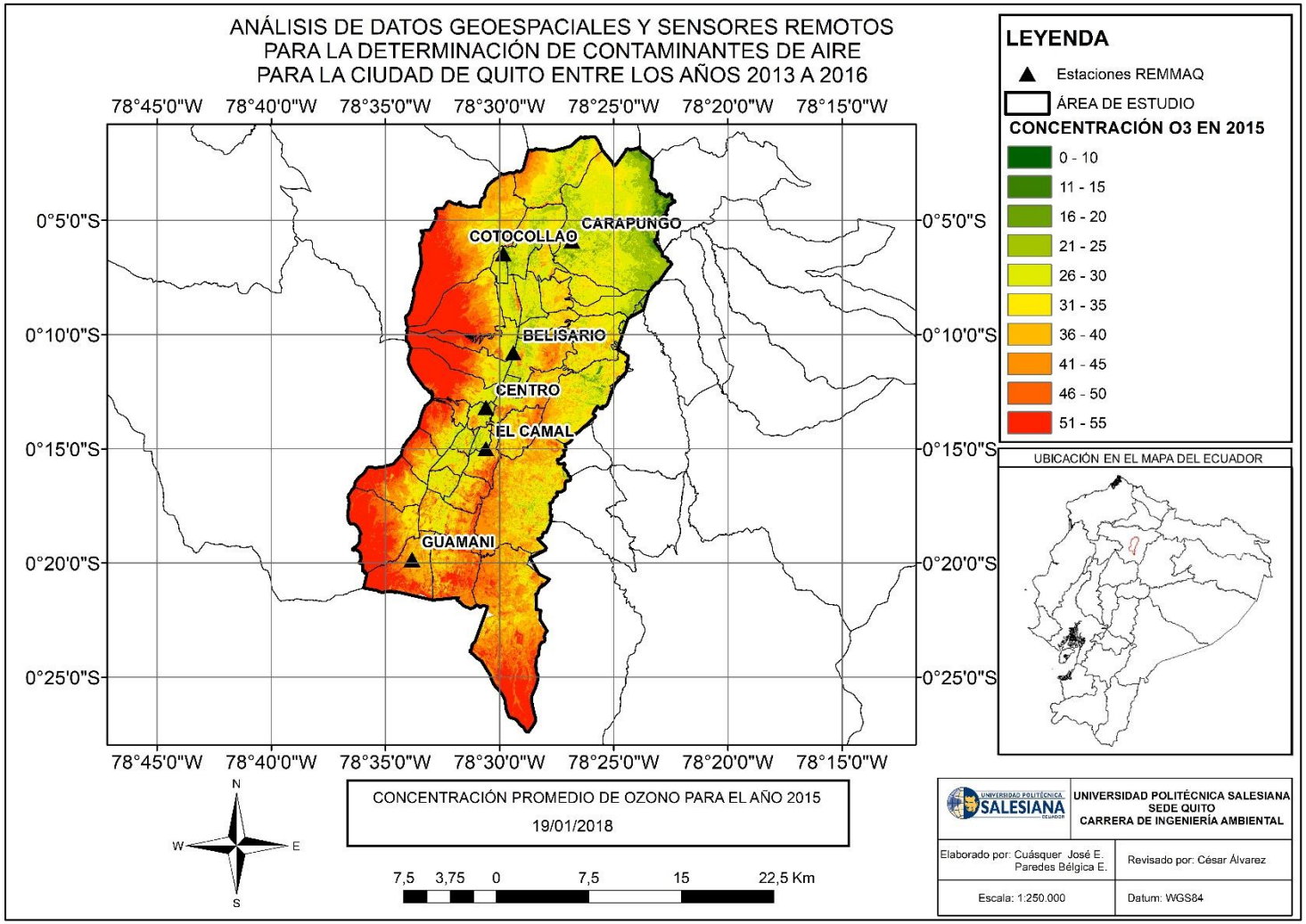
Anexo 8. Mapa de concentración promedio de dióxido de Nitrógeno para el año 2016.



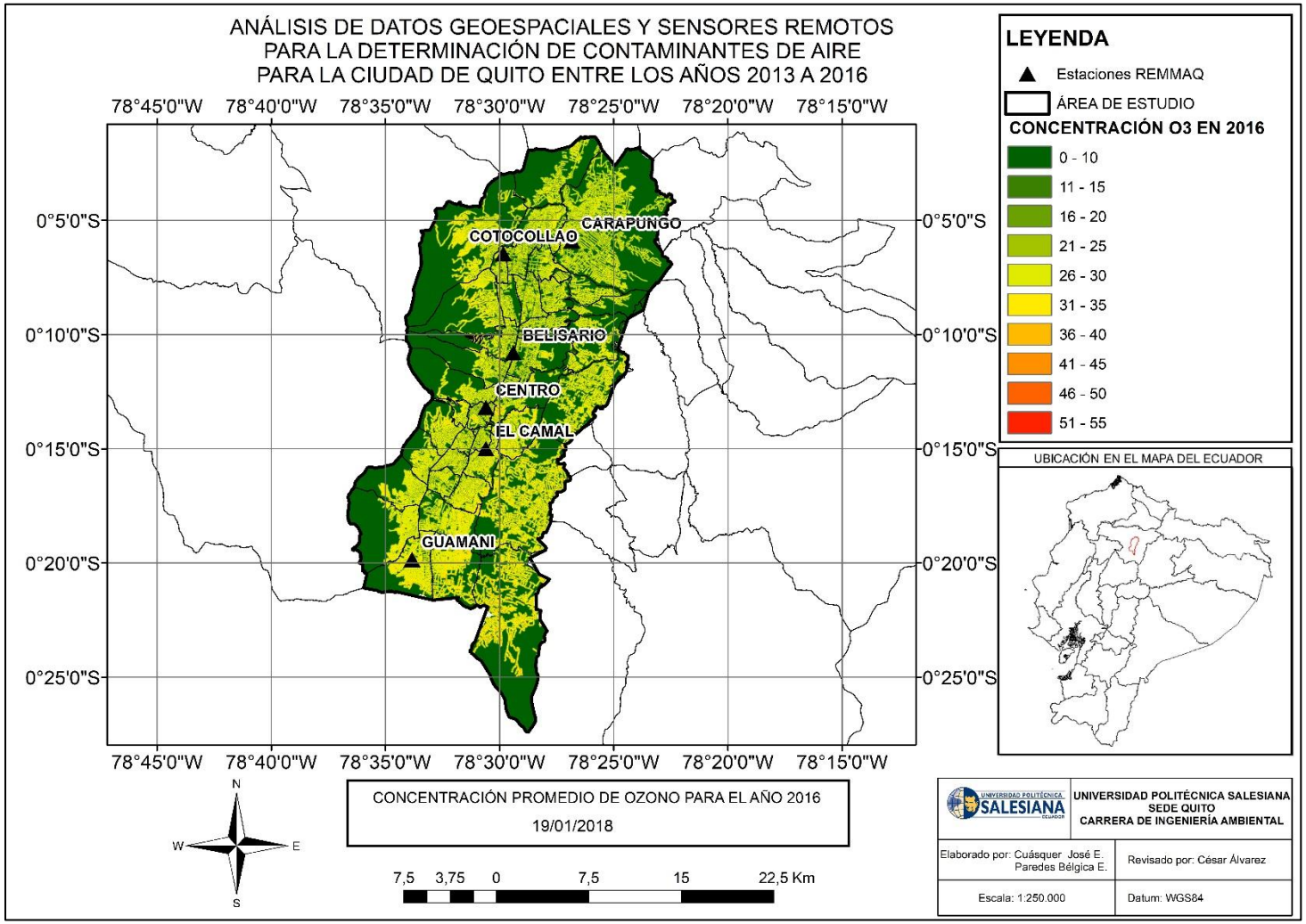
Anexo 9. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2013.



Anexo 10. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2014.



Anexo 11. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2015.



Anexo 12. Mapa de concentración promedio de Ozono para el año 2016.

Anexo 13. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2013.

```
clc
clear all

load CO2013.txt;
load EDT2013.txt;
load BAI2013.txt;
load EVI2013.txt;
load NBRT2013.txt;
load NDVI2013.txt;
load NDWI2013.txt;
load VIAS2013.txt;
load R250m2013.txt;
load R500m2013.txt;
load M500m2013.txt;

BAI2013=BAI2013';
EVI2013=EVI2013';
NBRT2013=NBRT2013';
NDVI2013=NDVI2013';
NDWI2013=NDWI2013';
```

```
CO2013=CO2013(:,1:7);
EDT2013=EDT2013(:,1:7);
BAI2013=BAI2013(:,1:7);
EVI2013=EVI2013(:,1:7);
NBRT2013=NBRT2013(:,1:7);
NDVI2013=NDVI2013(:,1:7);
NDWI2013=NDWI2013(:,1:7);
VIAS2013=VIAS2013(:,1:7);
R250m2013=R250m2013(:,1:7);
R500m2013=R500m2013(:,1:7);
M500m2013=M500m2013(:,1:7);

CO2013=[CO2013(:,2);CO2013(:,3);CO2013(:,4);CO2013(:,5);CO2013(:,6);CO2013(:,7)];
EDT2013=[EDT2013(:,2);EDT2013(:,3);EDT2013(:,4);EDT2013(:,5);EDT2013(:,6);EDT201
3(:,7)];
BAI2013=[BAI2013(:,2);BAI2013(:,3);BAI2013(:,4);BAI2013(:,5);BAI2013(:,6);BAI2013(:,
7)];
EVI2013=[EVI2013(:,2);EVI2013(:,3);EVI2013(:,4);EVI2013(:,5);EVI2013(:,6);EVI2013(:,7
)];
NBRT2013=[NBRT2013(:,2);NBRT2013(:,3);NBRT2013(:,4);NBRT2013(:,5);NBRT2013(:,
6);NBRT2013(:,7)];
```

```
NDVI2013=[NDVI2013(:,2);NDVI2013(:,3);NDVI2013(:,4);NDVI2013(:,5);NDVI2013(:,6);
NDVI2013(:,7)];
NDWI2013=[NDWI2013(:,2);NDWI2013(:,3);NDWI2013(:,4);NDWI2013(:,5);NDWI2013(:,
6);NDWI2013(:,7)];
VIAS2013=[VIAS2013(:,2);VIAS2013(:,3);VIAS2013(:,4);VIAS2013(:,5);VIAS2013(:,6);VI
AS2013(:,7)];
R250m2013=[R250m2013(:,2);R250m2013(:,3);R250m2013(:,4);R250m2013(:,5);R250m201
3(:,6);R250m2013(:,7)];
R500m2013=[R500m2013(:,2);R500m2013(:,3);R500m2013(:,4);R500m2013(:,5);R500m201
3(:,6);R500m2013(:,7)];
M500m2013=[M500m2013(:,2);M500m2013(:,3);M500m2013(:,4);M500m2013(:,5);M500m
2013(:,6);M500m2013(:,7)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2013 BAI2013 EVI2013 NBRT2013
NDVI2013 NDWI2013 VIAS2013 R250m2013 R500m2013 M500m2013],CO2013, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2013 BAI2013 EVI2013 NBRT2013
NDVI2013 NDWI2013 VIAS2013],CO2013, 'penter', 0.2, 'premove',  0.3)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2013+X_use(2)*r(2)*BAI2013+X_use(3)*r(3)*EVI
2013+X_use(4)*r(4)*NBRT2013+X_use(5)*r(5)*NDVI2013+X_use(6)*r(6)*NDWI2013+X
_use(7)*r(7)*VIAS2013+X_use(8)*r(8)*R250m2013+X_use(9)*r(9)*R500m2013+X_use(10
)*r(10)*M500m2013;
```

```
sint=rint.intercept+X_use(2)*r(2)*BAI2013+X_use(4)*r(4)*NBRT2013+X_use(6)*r(6)*ND
WI2013;
rr=corr2(CO2013,sint)
plot(CO2013);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(CO2013,sint,'.'); axis equal; axis([0 1 0 1]);

promedio_obs=[mean(CO2013(1:9));mean(CO2013(10:18));mean(CO2013(19:27));mean(CO
2013(28:36));mean(CO2013(37:45));mean(CO2013(46:54))];
promedio_BAI=[mean(BAI2013(1:9));mean(BAI2013(10:18));mean(BAI2013(19:27));mean(
BAI2013(28:36));mean(BAI2013(37:45));mean(BAI2013(46:54))];
promedio_NDWI=[mean(NDWI2013(1:9));mean(NDWI2013(10:18));mean(NDWI2013(19:2
7));mean(NDWI2013(28:36));mean(NDWI2013(37:45));mean(NDWI2013(46:54))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2013(1:9));mean(NBRT2013(10:18));mean(NBRT2013(19:2
7));mean(NBRT2013(28:36));mean(NBRT2013(37:45));mean(NBRT2013(46:54))];

sint_a=rint.intercept+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(4)*promedio_NBRT+X_use(6)*prom
edio_NDWI;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)

figure
```

```
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([0.2 1 0.2 1]);grid on;
xlabel('Datos observados de concentración de CO (\mug/cm^2)');
ylabel('Datos predichos de concentración de CO (\mug/cm^2)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para CO en el 2013}');
```

Anexo 14. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2014.

```
clc
clear all

load CO2014.txt;
load EDT2014.txt;
load BAI2014.txt;
load EVI2014.txt;
load NBRT2014.txt;
load NDVI2014.txt;
load NDWI2014.txt;
load VIAS2014.txt;
load R250m2014.txt;
load R500m2014.txt;
load M500m2014.txt;

BAI2014=BAI2014';
EVI2014=EVI2014';
NBRT2014=NBRT2014';
NDVI2014=NDVI2014';
NDWI2014=NDWI2014';
```

```
% CO2014=[CO2014(:,1:7) CO2014(:,9)];
% EDT2014=[EDT2014(:,1:7) EDT2014(:,9)];
% BAI2014=[BAI2014(:,1:7) BAI2014(:,9)];
% EVI2014=[EVI2014(:,1:7) EVI2014(:,9)];
% NBRT2014=[NBRT2014(:,1:7) NBRT2014(:,9)];
% NDVI2014=[NDVI2014(:,1:7) NDVI2014(:,9)];
% NDWI2014=[NDWI2014(:,1:7) NDWI2014(:,9)];
% VIAS2014=[VIAS2014(:,1:7) VIAS2014(:,9)];
% R250m2014=[R250m2014(:,1:7) R250m2014(:,9)];
% R500m2014=[R500m2014(:,1:7) R500m2014(:,9)];
% M500m2014=[M500m2014(:,1:7) M500m2014(:,9)];

CO2014=[CO2014(:,2);CO2014(:,3);CO2014(:,4);CO2014(:,5);CO2014(:,6);CO2014(:,7)];
EDT2014=[EDT2014(:,2);EDT2014(:,3);EDT2014(:,4);EDT2014(:,5);EDT2014(:,6);EDT201
4(:,7)];
BAI2014=[BAI2014(:,2);BAI2014(:,3);BAI2014(:,4);BAI2014(:,5);BAI2014(:,6);BAI2014(:,
7)];
EVI2014=[EVI2014(:,2);EVI2014(:,3);EVI2014(:,4);EVI2014(:,5);EVI2014(:,6);EVI2014(:,7
)];
NBRT2014=[NBRT2014(:,2);NBRT2014(:,3);NBRT2014(:,4);NBRT2014(:,5);NBRT2014(:,
6);NBRT2014(:,7)];
```

```
NDVI2014=[NDVI2014(:,2);NDVI2014(:,3);NDVI2014(:,4);NDVI2014(:,5);NDVI2014(:,6);
NDVI2014(:,7)];
NDWI2014=[NDWI2014(:,2);NDWI2014(:,3);NDWI2014(:,4);NDWI2014(:,5);NDWI2014(:,
6);NDWI2014(:,7)];
VIAS2014=[VIAS2014(:,2);VIAS2014(:,3);VIAS2014(:,4);VIAS2014(:,5);VIAS2014(:,6);VI
AS2014(:,7)];
R250m2014=[R250m2014(:,2);R250m2014(:,3);R250m2014(:,4);R250m2014(:,5);R250m201
4(:,6);R250m2014(:,7)];
R500m2014=[R500m2014(:,2);R500m2014(:,3);R500m2014(:,4);R500m2014(:,5);R500m201
4(:,6);R500m2014(:,7)];
M500m2014=[M500m2014(:,2);M500m2014(:,3);M500m2014(:,4);M500m2014(:,5);M500m
2014(:,6);M500m2014(:,7)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2014 BAI2014 EVI2014 NBRT2014
NDVI2014 NDWI2014 VIAS2014 R250m2014 R500m2014 M500m2014],CO2014, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2014 BAI2014 EVI2014 NBRT2014
NDWI2014 VIAS2014],CO2014, 'penter', 0.4, 'premove',  0.5)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2014+X_use(2)*r(2)*BAI2014+X_use(3)*r(3)*EVI
2014+X_use(4)*r(4)*NBRT2014+X_use(5)*r(5)*NDVI2014+X_use(6)*r(6)*NDWI2014+X
_use(7)*r(7)*VIAS2014+X_use(8)*r(8)*R250m2014+X_use(9)*r(9)*R500m2014+X_use(10
)*r(10)*M500m2014;
```

```
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2014+X_use(2)*r(2)*BAI2014+X_use(3)*r(3)*EVI20
14+X_use(4)*r(4)*NBRT2014+X_use(5)*r(5)*NDWI2014+X_use(6)*r(6)*VIAS2014;
rr=corr2(CO2014,sint)
plot(CO2014);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(CO2014,sint,'.'); axis equal; axis([0.4 1 0.4 1]);

promedio_obs=[mean(CO2014(1:12));mean(CO2014(13:24));mean(CO2014(25:36));mean(C
O2014(37:48));mean(CO2014(49:60))];
promedio_EDT=[mean(EDT2014(1:12));mean(EDT2014(13:24));mean(EDT2014(25:36));me
an(EDT2014(37:48));mean(EDT2014(49:60))];
promedio_BAI=[mean(BAI2014(1:12));mean(BAI2014(13:24));mean(BAI2014(25:36));mean
(BAI2014(37:48));mean(BAI2014(49:60))];
promedio_EVI=[mean(EVI2014(1:12));mean(EVI2014(13:24));mean(EVI2014(25:36));mean
(EVI2014(37:48));mean(EVI2014(49:60))];
promedio_NDVI=[mean(NDVI2014(1:12));mean(NDVI2014(13:24));mean(NDVI2014(25:36
));mean(NDVI2014(37:48));mean(NDVI2014(49:60))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2014(1:12));mean(VIAS2014(13:24));mean(VIAS2014(25:36))
;mean(VIAS2014(37:48));mean(VIAS2014(49:60))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2014(1:12));mean(NBRT2014(13:24));mean(NBRT2014(25:
36));mean(NBRT2014(37:48));mean(NBRT2014(49:60))];
```

```
sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(4)*promed
io_NBRT;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([0.2 1 0.2 1]);grid
on;
xlabel('Datos observados de concentración de CO (\mug/cm^2)');
ylabel('Datos predichos de concentración de CO (\mug/cm^2)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para CO en el 2014}');
```

Anexo 15. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2015.

```
clc
clear all

load CO2015.txt;
load EDT2015.txt;
load BAI2015.txt;
load EVI2015.txt;
load NBRT2015.txt;
load NDVI2015.txt;
load NDWI2015.txt;
load VIAS2015.txt;
load R250m2015.txt;
load R500m2015.txt;
load M500m2015.txt;

BAI2015=BAI2015';
EVI2015=EVI2015';
NBRT2015=NBRT2015';
NDVI2015=NDVI2015';
NDWI2015=NDWI2015';
```

```
CO2015=[CO2015(:,1:7) CO2015(:,9)];
EDT2015=[EDT2015(:,1:7) EDT2015(:,9)];
BAI2015=[BAI2015(:,1:7) BAI2015(:,9)];
EVI2015=[EVI2015(:,1:7) EVI2015(:,9)];
NBRT2015=[NBRT2015(:,1:7) NBRT2015(:,9)];
NDVI2015=[NDVI2015(:,1:7) NDVI2015(:,9)];
NDWI2015=[NDWI2015(:,1:7) NDWI2015(:,9)];
VIAS2015=[VIAS2015(:,1:7) VIAS2015(:,9)];
R250m2015=[R250m2015(:,1:7) R250m2015(:,9)];
R500m2015=[R500m2015(:,1:7) R500m2015(:,9)];
M500m2015=[M500m2015(:,1:7) M500m2015(:,9)];

CO2015=[CO2015(:,2);CO2015(:,3);CO2015(:,4);CO2015(:,5);CO2015(:,7)];
EDT2015=[EDT2015(:,2);EDT2015(:,3);EDT2015(:,4);EDT2015(:,5);EDT2015(:,7)];
BAI2015=[BAI2015(:,2);BAI2015(:,3);BAI2015(:,4);BAI2015(:,5);BAI2015(:,7)];
EVI2015=[EVI2015(:,2);EVI2015(:,3);EVI2015(:,4);EVI2015(:,5);EVI2015(:,7)];
NBRT2015=[NBRT2015(:,2);NBRT2015(:,3);NBRT2015(:,4);NBRT2015(:,5);NBRT2015(:,
7)];
NDVI2015=[NDVI2015(:,2);NDVI2015(:,3);NDVI2015(:,4);NDVI2015(:,5);NDVI2015(:,7)]
;
```

```
NDWI2015=[NDWI2015(:,2);NDWI2015(:,3);NDWI2015(:,4);NDWI2015(:,5);NDWI2015(:,
7)];
VIAS2015=[VIAS2015(:,2);VIAS2015(:,3);VIAS2015(:,4);VIAS2015(:,5);VIAS2015(:,7)];
R250m2015=[R250m2015(:,2);R250m2015(:,3);R250m2015(:,4);R250m2015(:,5);R250m201
5(:,7)];
R500m2015=[R500m2015(:,2);R500m2015(:,3);R500m2015(:,4);R500m2015(:,5);R500m201
5(:,7)];
M500m2015=[M500m2015(:,2);M500m2015(:,3);M500m2015(:,4);M500m2015(:,5);M500m
2015(:,7)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2015 BAI2015 EVI2015 NBRT2015
NDVI2015 NDWI2015 VIAS2015 R250m2015 R500m2015 M500m2015],CO2015, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2015 BAI2015 EVI2015 NBRT2015
NDVI2015 NDWI2015 VIAS2015],CO2015, 'penter', 0.4, 'premove',  0.5)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2015+X_use(2)*r(2)*BAI2015+X_use(3)*r(3)*EVI
2015+X_use(4)*r(4)*NBRT2015+X_use(5)*r(5)*NDVI2015+X_use(6)*r(6)*NDWI2015+X
_use(7)*r(7)*VIAS2015+X_use(8)*r(8)*R250m2015+X_use(9)*r(9)*R500m2015+X_use(10
)*r(10)*M500m2015;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2015+X_use(2)*r(2)*BAI2015+X_use(3)*r(3)*EVI20
15+X_use(4)*r(4)*NBRT2015+X_use(5)*r(5)*NDVI2015+X_use(6)*r(6)*NDWI2015+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2015;
```

```
rr=corr2(CO2015,sint)
plot(CO2015);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(CO2015,sint,'.'); axis equal; axis([0.4 1 0.4 1]);

promedio_obs=[mean(CO2015(1:12));mean(CO2015(13:24));mean(CO2015(25:36));mean(CO2015(37:48));mean(CO2015(49:60))];
promedio_EDT=[mean(EDT2015(1:12));mean(EDT2015(13:24));mean(EDT2015(25:36));mean(EDT2015(37:48));mean(EDT2015(49:60))];
promedio_BAI=[mean(BAI2015(1:12));mean(BAI2015(13:24));mean(BAI2015(25:36));mean(BAI2015(37:48));mean(BAI2015(49:60))];
promedio_EVI=[mean(EVI2015(1:12));mean(EVI2015(13:24));mean(EVI2015(25:36));mean(EVI2015(37:48));mean(EVI2015(49:60))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2015(1:12));mean(NBRT2015(13:24));mean(NBRT2015(25:36));mean(NBRT2015(37:48));mean(NBRT2015(49:60))];
promedio_NDVI=[mean(NDVI2015(1:12));mean(NDVI2015(13:24));mean(NDVI2015(25:36));mean(NDVI2015(37:48));mean(NDVI2015(49:60))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2015(1:12));mean(VIAS2015(13:24));mean(VIAS2015(25:36));mean(VIAS2015(37:48));mean(VIAS2015(49:60))];

sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(4)*promedio_NBRT+X_use(5)*promedio_NDVI;
```

```
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([0.2 1 0.2 1]);grid on;
xlabel('Datos observados de concentración de CO (\mug/cm^2)');
ylabel('Datos predichos de concentración de CO (\mug/cm^2)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para CO en el 2015}');
```

Anexo 16. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de CO para 2016.

```
clc
clear all

load CO2016.txt;
load EDT2016.txt;
load BAI2016.txt;
load EVI2016.txt;
load NBRT2016.txt;
load NDVI2016.txt;
load NDWI2016.txt;
load VIAS2016.txt;
load R250m2016.txt;
load R500m2016.txt;
load M500m2016.txt;

BAI2016=BAI2016';
EVI2016=EVI2016';
NBRT2016=NBRT2016';
NDVI2016=NDVI2016';
NDWI2016=NDWI2016';
```

```
CO2016=[CO2016(:,1:7) CO2016(:,9)];
EDT2016=[EDT2016(:,1:7) EDT2016(:,9)];
BAI2016=[BAI2016(:,1:7) BAI2016(:,9)];
EVI2016=[EVI2016(:,1:7) EVI2016(:,9)];
NBRT2016=[NBRT2016(:,1:7) NBRT2016(:,9)];
NDVI2016=[NDVI2016(:,1:7) NDVI2016(:,9)];
NDWI2016=[NDWI2016(:,1:7) NDWI2016(:,9)];
VIAS2016=[VIAS2016(:,1:7) VIAS2016(:,9)];
R250m2016=[R250m2016(:,1:7) R250m2016(:,9)];
R500m2016=[R500m2016(:,1:7) R500m2016(:,9)];
M500m2016=[M500m2016(:,1:7) M500m2016(:,9)];

CO2016=[CO2016(:,2);CO2016(:,3);CO2016(:,4);CO2016(:,5);CO2016(:,7)];
EDT2016=[EDT2016(:,2);EDT2016(:,3);EDT2016(:,4);EDT2016(:,5);EDT2016(:,7)];
BAI2016=[BAI2016(:,2);BAI2016(:,3);BAI2016(:,4);BAI2016(:,5);BAI2016(:,7)];
EVI2016=[EVI2016(:,2);EVI2016(:,3);EVI2016(:,4);EVI2016(:,5);EVI2016(:,7)];
NBRT2016=[NBRT2016(:,2);NBRT2016(:,3);NBRT2016(:,4);NBRT2016(:,5);NBRT2016(:,
7)];
NDVI2016=[NDVI2016(:,2);NDVI2016(:,3);NDVI2016(:,4);NDVI2016(:,5);NDVI2016(:,7)]
;
```

```
NDWI2016=[NDWI2016(:,2);NDWI2016(:,3);NDWI2016(:,4);NDWI2016(:,5);NDWI2016(:,
7)];
VIAS2016=[VIAS2016(:,2);VIAS2016(:,3);VIAS2016(:,4);VIAS2016(:,5);VIAS2016(:,7)];
R250m2016=[R250m2016(:,2);R250m2016(:,3);R250m2016(:,4);R250m2016(:,5);R250m201
6(:,7)];
R500m2016=[R500m2016(:,2);R500m2016(:,3);R500m2016(:,4);R500m2016(:,5);R500m201
6(:,7)];
M500m2016=[M500m2016(:,2);M500m2016(:,3);M500m2016(:,4);M500m2016(:,5);M500m
2016(:,7)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2016 BAI2016 EVI2016 NBRT2016
NDVI2016 NDWI2016 VIAS2016 R250m2016 R500m2016 M500m2016],CO2016, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2016 BAI2016 EVI2016 NBRT2016
NDVI2016 NDWI2016 VIAS2016],CO2016, 'penter', 0.5, 'premove',  0.6)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2016+X_use(2)*r(2)*BAI2016+X_use(3)*r(3)*EVI
2016+X_use(4)*r(4)*NBRT2016+X_use(5)*r(5)*NDVI2016+X_use(6)*r(6)*NDWI2016+X
_use(7)*r(7)*VIAS2016+X_use(8)*r(8)*R250m2016+X_use(9)*r(9)*R500m2016+X_use(10
)*r(10)*M500m2016;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2016+X_use(2)*r(2)*BAI2016+X_use(3)*r(3)*EVI20
16+X_use(4)*r(4)*NBRT2016+X_use(5)*r(5)*NDVI2016+X_use(6)*r(6)*NDWI2016+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2016;
```

```
rr=corr2(CO2016,sint)
plot(CO2016);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(CO2016,sint,'.'); axis equal; axis([0.4 1 0.4 1]);

promedio_obs=[mean(CO2016(1:12));mean(CO2016(13:24));mean(CO2016(25:36));mean(CO2016(37:48));mean(CO2016(49:60))];
promedio_EDT=[mean(EDT2016(1:12));mean(EDT2016(13:24));mean(EDT2016(25:36));mean(EDT2016(37:48));mean(EDT2016(49:60))];
promedio_BAI=[mean(BAI2016(1:12));mean(BAI2016(13:24));mean(BAI2016(25:36));mean(BAI2016(37:48));mean(BAI2016(49:60))];
promedio_EVI=[mean(EVI2016(1:12));mean(EVI2016(13:24));mean(EVI2016(25:36));mean(EVI2016(37:48));mean(EVI2016(49:60))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2016(1:12));mean(NBRT2016(13:24));mean(NBRT2016(25:36));mean(NBRT2016(37:48));mean(NBRT2016(49:60))];
promedio_NDVI=[mean(NDVI2016(1:12));mean(NDVI2016(13:24));mean(NDVI2016(25:36));mean(NDVI2016(37:48));mean(NDVI2016(49:60))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2016(1:12));mean(VIAS2016(13:24));mean(VIAS2016(25:36));mean(VIAS2016(37:48));mean(VIAS2016(49:60))];

sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(5)*promedio_NDVI;
```

```
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([0.2 1 0.2 1]);grid on;
xlabel('Datos observados de concentración de CO (\mug/cm^2)');
ylabel('Datos predichos de concentración de CO (\mug/cm^2)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para CO en el 2016}');
```

Anexo 17. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2013.

```
clc
clear all

load NO22013.txt;
load EDT2013.txt;
load BAI2013.txt;
load EVI2013.txt;
load NBRT2013.txt;
load NDVI2013.txt;
load NDWI2013.txt;
load VIAS2013.txt;
load R250m2013.txt;
load R500m2013.txt;
load M500m2013.txt;

BAI2013=BAI2013';
EVI2013=EVI2013';
NBRT2013=NBRT2013';
NDVI2013=NDVI2013';
NDWI2013=NDWI2013';
```

```
% NO22013=NO22013(:,1:7);
% EDT2013=EDT2013(:,1:7);
% BAI2013=BAI2013(:,1:7);
% EVI2013=EVI2013(:,1:7);
% NBRT2013=NBRT2013(:,1:7);
% NDVI2013=NDVI2013(:,1:7);
% NDWI2013=NDWI2013(:,1:7);
% VIAS2013=VIAS2013(:,1:7);
% R250m2013=R250m2013(:,1:7);
% R500m2013=R500m2013(:,1:7);
% M500m2013=M500m2013(:,1:7);

NO22013=[NO22013(:,2);NO22013(:,3);NO22013(:,4);NO22013(:,5);NO22013(:,6);NO2201
3(:,7)];
EDT2013=[EDT2013(:,2);EDT2013(:,3);EDT2013(:,4);EDT2013(:,5);EDT2013(:,6);EDT201
3(:,7)];
BAI2013=[BAI2013(:,2);BAI2013(:,3);BAI2013(:,4);BAI2013(:,5);BAI2013(:,6);BAI2013(:,
7)];
EVI2013=[EVI2013(:,2);EVI2013(:,3);EVI2013(:,4);EVI2013(:,5);EVI2013(:,6);EVI2013(:,7
)];
```

```
NBRT2013=[NBRT2013(:,2);NBRT2013(:,3);NBRT2013(:,4);NBRT2013(:,5);NBRT2013(:,
6);NBRT2013(:,7)];
NDVI2013=[NDVI2013(:,2);NDVI2013(:,3);NDVI2013(:,4);NDVI2013(:,5);NDVI2013(:,6);
NDVI2013(:,7)];
NDWI2013=[NDWI2013(:,2);NDWI2013(:,3);NDWI2013(:,4);NDWI2013(:,5);NDWI2013(:,
6);NDWI2013(:,7)];
VIAS2013=[VIAS2013(:,2);VIAS2013(:,3);VIAS2013(:,4);VIAS2013(:,5);VIAS2013(:,6);VI
AS2013(:,7)];
R250m2013=[R250m2013(:,2);R250m2013(:,3);R250m2013(:,4);R250m2013(:,5);R250m201
3(:,6);R250m2013(:,7);R250m2013(:,9)];
R500m2013=[R500m2013(:,2);R500m2013(:,3);R500m2013(:,4);R500m2013(:,5);R500m201
3(:,6);R500m2013(:,7);R500m2013(:,9)];
M500m2013=[M500m2013(:,2);M500m2013(:,3);M500m2013(:,4);M500m2013(:,5);M500m
2013(:,6);M500m2013(:,7);M500m2013(:,9)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2013 BAI2013 EVI2013 NBRT2013
NDVI2013 NDWI2013 VIAS2013 R250m2013 R500m2013 M500m2013],NO22013, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2013 BAI2013 EVI2013 NBRT2013
NDVI2013 NDWI2013 VIAS2013],NO22013, 'penter', 0.4, 'premove',  0.5)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2013+X_use(2)*r(2)*BAI2013+X_use(3)*r(3)*EVI
2013+X_use(4)*r(4)*NBRT2013+X_use(5)*r(5)*NDVI2013+X_use(6)*r(6)*NDWI2013+X
```

```
_use(7)*r(7)*VIAS2013+X_use(8)*r(8)*R250m2013+X_use(9)*r(9)*R500m2013+X_use(10
)*r(10)*M500m2013;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2013+X_use(2)*r(2)*BAI2013+X_use(3)*r(3)*EVI20
13+X_use(4)*r(4)*NBRT2013+X_use(5)*r(5)*NDVI2013+X_use(6)*r(6)*NDWI2013+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2013;
rr=corr2(NO22013,sint)
plot(NO22013);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(NO22013,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(NO22013(1:9));mean(NO22013(10:18));mean(NO22013(19:27));mean
(NO22013(28:36));mean(NO22013(37:45));mean(NO22013(46:54))];
promedio_BAI=[mean(BAI2013(1:9));mean(BAI2013(10:18));mean(BAI2013(19:27));mean(
BAI2013(28:36));mean(BAI2013(37:45));mean(BAI2013(46:54))];
promedio_EVI=[mean(EVI2013(1:9));mean(EVI2013(10:18));mean(EVI2013(19:27));mean(
EVI2013(28:36));mean(EVI2013(37:45));mean(EVI2013(46:54))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2013(1:9));mean(NBRT2013(10:18));mean(NBRT2013(19:2
7));mean(NBRT2013(28:36));mean(NBRT2013(37:45));mean(NBRT2013(46:54))];

sint_a=rint.intercept+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(4)*promedi
o_NBRT;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
```

```
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid on;
xlabel('Datos observados de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para NO_2 en el 2013}');
```

Anexo 18. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2014.

```
clc
clear all

load NO22014.txt;
load EDT2014.txt;
load BAI2014.txt;
load EVI2014.txt;
load NBRT2014.txt;
load NDVI2014.txt;
load NDWI2014.txt;
load VIAS2014.txt;
load R250m2014.txt;
load R500m2014.txt;
load M500m2014.txt;

BAI2014=BAI2014';
EVI2014=EVI2014';
NBRT2014=NBRT2014';
NDVI2014=NDVI2014';
NDWI2014=NDWI2014';
```

```
% NO22014=NO22014(:,1:7);
% EDT2014=EDT2014(:,1:7);
% BAI2014=BAI2014(:,1:7);
% EVI2014=EVI2014(:,1:7);
% NBRT2014=NBRT2014(:,1:7);
% NDVI2014=NDVI2014(:,1:7);
% NDWI2014=NDWI2014(:,1:7);
% VIAS2014=VIAS2014(:,1:7);
% R250m2014=R250m2014(:,1:7);
% R500m2014=R500m2014(:,1:7);
% M500m2014=M500m2014(:,1:7);

NO22014=[NO22014(:,1);NO22014(:,2);NO22014(:,3);NO22014(:,4);NO22014(:,5);NO2201
4(:,6)];
EDT2014=[EDT2014(:,2);EDT2014(:,3);EDT2014(:,4);EDT2014(:,5);EDT2014(:,6);EDT201
4(:,7)];
BAI2014=[BAI2014(:,2);BAI2014(:,3);BAI2014(:,4);BAI2014(:,5);BAI2014(:,6);BAI2014(:,
7)];
EVI2014=[EVI2014(:,2);EVI2014(:,3);EVI2014(:,4);EVI2014(:,5);EVI2014(:,6);EVI2014(:,7
)];
```

```
NBRT2014=[NBRT2014(:,2);NBRT2014(:,3);NBRT2014(:,4);NBRT2014(:,5);NBRT2014(:,
6);NBRT2014(:,7)];
NDVI2014=[NDVI2014(:,2);NDVI2014(:,3);NDVI2014(:,4);NDVI2014(:,5);NDVI2014(:,6);
NDVI2014(:,7)];
NDWI2014=[NDWI2014(:,2);NDWI2014(:,3);NDWI2014(:,4);NDWI2014(:,5);NDWI2014(:,
6);NDWI2014(:,7)];
VIAS2014=[VIAS2014(:,2);VIAS2014(:,3);VIAS2014(:,4);VIAS2014(:,5);VIAS2014(:,6);VI
AS2014(:,7)];
R250m2014=[R250m2014(:,2);R250m2014(:,3);R250m2014(:,4);R250m2014(:,5);R250m201
4(:,6);R250m2014(:,7);R250m2014(:,9)];
R500m2014=[R500m2014(:,2);R500m2014(:,3);R500m2014(:,4);R500m2014(:,5);R500m201
4(:,6);R500m2014(:,7);R500m2014(:,9)];
M500m2014=[M500m2014(:,2);M500m2014(:,3);M500m2014(:,4);M500m2014(:,5);M500m
2014(:,6);M500m2014(:,7);M500m2014(:,9)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2014 BAI2014 EVI2014 NBRT2014
NDVI2014 NDWI2014 VIAS2014 R250m2014 R500m2014 M500m2014],NO22014, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2014 BAI2014 EVI2014 NBRT2014
NDWI2014 VIAS2014],NO22014, 'penter', 0.5, 'premove',  0.6)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2014+X_use(2)*r(2)*BAI2014+X_use(3)*r(3)*EVI
2014+X_use(4)*r(4)*NBRT2014+X_use(5)*r(5)*NDVI2014+X_use(6)*r(6)*NDWI2014+X
```

```
_use(7)*r(7)*VIAS2014+X_use(8)*r(8)*R250m2014+X_use(9)*r(9)*R500m2014+X_use(10
)*r(10)*M500m2014;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2014+X_use(2)*r(2)*BAI2014+X_use(3)*r(3)*EVI20
14+X_use(4)*r(4)*NBRT2014+X_use(5)*r(5)*NDWI2014+X_use(6)*r(6)*VIAS2014;
rr=corr2(NO22014,sint)
plot(NO22014);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(NO22014,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(NO22014(1:12));mean(NO22014(13:24));mean(NO22014(25:36));mea
n(NO22014(37:48));mean(NO22014(49:60))];
promedio_EDT=[mean(EDT2014(1:12));mean(EDT2014(13:24));mean(EDT2014(25:36));me
an(EDT2014(37:48));mean(EDT2014(49:60))];
promedio_BAI=[mean(BAI2014(1:12));mean(BAI2014(13:24));mean(BAI2014(25:36));mean
(BAI2014(37:48));mean(BAI2014(49:60))];
promedio_EVI=[mean(EVI2014(1:12));mean(EVI2014(13:24));mean(EVI2014(25:36));mean
(EVI2014(37:48));mean(EVI2014(49:60))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2014(1:12));mean(NBRT2014(13:24));mean(NBRT2014(25:
36));mean(NBRT2014(37:48));mean(NBRT2014(49:60))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2014(1:12));mean(VIAS2014(13:24));mean(VIAS2014(25:36))
;mean(VIAS2014(37:48));mean(VIAS2014(49:60))];
```

```
sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(4)*promed
io_NBRT+X_use(6)*promedio_VIAS;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid
on;
xlabel('Datos observados de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para NO_2 en el
2014}');
```

Anexo 19. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2015.

```
clc
clear all

load NO22015.txt;
load EDT2015.txt;
load BAI2015.txt;
load EVI2015.txt;
load NBRT2015.txt;
load NDVI2015.txt;
load NDWI2015.txt;
load VIAS2015.txt;
load R250m2015.txt;
load R500m2015.txt;
load M500m2015.txt;

BAI2015=BAI2015';
EVI2015=EVI2015';
NBRT2015=NBRT2015';
NDVI2015=NDVI2015';
NDWI2015=NDWI2015';
```

```
% NO22015=NO22015(:,1:7);
% EDT2015=EDT2015(:,1:7);
% BAI2015=BAI2015(:,1:7);
% EVI2015=EVI2015(:,1:7);
% NBRT2015=NBRT2015(:,1:7);
% NDVI2015=NDVI2015(:,1:7);
% NDWI2015=NDWI2015(:,1:7);
% VIAS2015=VIAS2015(:,1:7);
% R250m2015=R250m2015(:,1:7);
% R500m2015=R500m2015(:,1:7);
% M500m2015=M500m2015(:,1:7);

NO22015=[NO22015(:,1);NO22015(:,2);NO22015(:,3);NO22015(:,4);NO22015(:,6)];
EDT2015=[EDT2015(:,2);EDT2015(:,3);EDT2015(:,4);EDT2015(:,5);EDT2015(:,7)];
BAI2015=[BAI2015(:,2);BAI2015(:,3);BAI2015(:,4);BAI2015(:,5);BAI2015(:,7)];
EVI2015=[EVI2015(:,2);EVI2015(:,3);EVI2015(:,4);EVI2015(:,5);EVI2015(:,7)];
NBRT2015=[NBRT2015(:,2);NBRT2015(:,3);NBRT2015(:,4);NBRT2015(:,5);NBRT2015(:,
7)];
NDVI2015=[NDVI2015(:,2);NDVI2015(:,3);NDVI2015(:,4);NDVI2015(:,5);NDVI2015(:,7)]
;
```

```
NDWI2015=[NDWI2015(:,2);NDWI2015(:,3);NDWI2015(:,4);NDWI2015(:,5);NDWI2015(:,
7)];
VIAS2015=[VIAS2015(:,2);VIAS2015(:,3);VIAS2015(:,4);VIAS2015(:,5);VIAS2015(:,7)];
R250m2015=[R250m2015(:,2);R250m2015(:,3);R250m2015(:,4);R250m2015(:,5);R250m201
5(:,6);R250m2015(:,7);R250m2015(:,9)];
R500m2015=[R500m2015(:,2);R500m2015(:,3);R500m2015(:,4);R500m2015(:,5);R500m201
5(:,6);R500m2015(:,7);R500m2015(:,9)];
M500m2015=[M500m2015(:,2);M500m2015(:,3);M500m2015(:,4);M500m2015(:,5);M500m
2015(:,6);M500m2015(:,7);M500m2015(:,9)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2015 BAI2015 EVI2015 NBRT2015
NDVI2015 NDWI2015 VIAS2015 R250m2015 R500m2015 M500m2015],NO22015, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2015 BAI2015 EVI2015 NBRT2015
NDVI2015 NDWI2015 VIAS2015],NO22015, 'penter', 0.4, 'premove',  0.5)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2015+X_use(2)*r(2)*BAI2015+X_use(3)*r(3)*EVI
2015+X_use(4)*r(4)*NBRT2015+X_use(5)*r(5)*NDVI2015+X_use(6)*r(6)*NDWI2015+X
_use(7)*r(7)*VIAS2015+X_use(8)*r(8)*R250m2015+X_use(9)*r(9)*R500m2015+X_use(10
)*r(10)*M500m2015;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2015+X_use(2)*r(2)*BAI2015+X_use(3)*r(3)*EVI20
15+X_use(4)*r(4)*NBRT2015+X_use(5)*r(5)*NDVI2015+X_use(6)*r(6)*NDWI2015+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2015;
```

```
rr=corr2(NO22015,sint)
plot(NO22015);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(NO22015,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(NO22015(1:12));mean(NO22015(13:24));mean(NO22015(25:36));mea
n(NO22015(37:48));mean(NO22015(49:60))];
promedio_EDT=[mean(EDT2015(1:12));mean(EDT2015(13:24));mean(EDT2015(25:36));me
an(EDT2015(37:48));mean(EDT2015(49:60))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2015(1:12));mean(VIAS2015(13:24));mean(VIAS2015(25:36))
;mean(VIAS2015(37:48));mean(VIAS2015(49:60))];
promedio_BAI=[mean(BAI2015(1:12));mean(BAI2015(13:24));mean(BAI2015(25:36));mean
(BAI2015(37:48));mean(BAI2015(49:60))];
promedio_EVI=[mean(EVI2015(1:12));mean(EVI2015(13:24));mean(EVI2015(25:36));mean
(EVI2015(37:48));mean(EVI2015(49:60))];

sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(3)*promed
io_EVI+X_use(7)*promedio_VIAS;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
```

```
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid on;
xlabel('Datos observados de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para NO_2 en el 2015}');
```

Anexo 20. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de NO_2 para 2016.

```
clc
clear all

load NO22016.txt;
load EDT2016.txt;
load BAI2016.txt;
load EVI2016.txt;
load NBRT2016.txt;
load NDVI2016.txt;
load NDWI2016.txt;
load VIAS2016.txt;
load R250m2016.txt;
load R500m2016.txt;
load M500m2016.txt;

BAI2016=BAI2016';
EVI2016=EVI2016';
NBRT2016=NBRT2016';
NDVI2016=NDVI2016';
NDWI2016=NDWI2016';
```

```
% NO22016=NO22016(:,1:7);
% EDT2016=EDT2016(:,1:7);
% BAI2016=BAI2016(:,1:7);
% EVI2016=EVI2016(:,1:7);
% NBRT2016=NBRT2016(:,1:7);
% NDVI2016=NDVI2016(:,1:7);
% NDWI2016=NDWI2016(:,1:7);
% VIAS2016=VIAS2016(:,1:7);
% R250m2016=R250m2016(:,1:7);
% R500m2016=R500m2016(:,1:7);
% M500m2016=M500m2016(:,1:7);

NO22016=[NO22016(:,1);NO22016(:,2);NO22016(:,3);NO22016(:,4);NO22016(:,6)];
EDT2016=[EDT2016(:,2);EDT2016(:,3);EDT2016(:,4);EDT2016(:,5);EDT2016(:,7)];
BAI2016=[BAI2016(:,2);BAI2016(:,3);BAI2016(:,4);BAI2016(:,5);BAI2016(:,7)];
EVI2016=[EVI2016(:,2);EVI2016(:,3);EVI2016(:,4);EVI2016(:,5);EVI2016(:,7)];
NBRT2016=[NBRT2016(:,2);NBRT2016(:,3);NBRT2016(:,4);NBRT2016(:,5);NBRT2016(:,
7)];
NDVI2016=[NDVI2016(:,2);NDVI2016(:,3);NDVI2016(:,4);NDVI2016(:,5);NDVI2016(:,7)]
;
```

```
NDWI2016=[NDWI2016(:,2);NDWI2016(:,3);NDWI2016(:,4);NDWI2016(:,5);NDWI2016(:,
7)];
VIAS2016=[VIAS2016(:,2);VIAS2016(:,3);VIAS2016(:,4);VIAS2016(:,5);VIAS2016(:,7)];
R250m2016=[R250m2016(:,2);R250m2016(:,3);R250m2016(:,4);R250m2016(:,5);R250m201
6(:,6);R250m2016(:,7);R250m2016(:,9)];
R500m2016=[R500m2016(:,2);R500m2016(:,3);R500m2016(:,4);R500m2016(:,5);R500m201
6(:,6);R500m2016(:,7);R500m2016(:,9)];
M500m2016=[M500m2016(:,2);M500m2016(:,3);M500m2016(:,4);M500m2016(:,5);M500m
2016(:,6);M500m2016(:,7);M500m2016(:,9)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2016 BAI2016 EVI2016 NBRT2016
NDVI2016 NDWI2016 VIAS2016 R250m2016 R500m2016 M500m2016],NO22016, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2016 BAI2016 EVI2016 NBRT2016
NDVI2016 NDWI2016 VIAS2016],NO22016, 'penter', 0.5, 'premove',  0.6)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2016+X_use(2)*r(2)*BAI2016+X_use(3)*r(3)*EVI
2016+X_use(4)*r(4)*NBRT2016+X_use(5)*r(5)*NDVI2016+X_use(6)*r(6)*NDWI2016+X
_use(7)*r(7)*VIAS2016+X_use(8)*r(8)*R250m2016+X_use(9)*r(9)*R500m2016+X_use(10
)*r(10)*M500m2016;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2016+X_use(2)*r(2)*BAI2016+X_use(3)*r(3)*EVI20
16+X_use(4)*r(4)*NBRT2016+X_use(5)*r(5)*NDVI2016+X_use(6)*r(6)*NDWI2016+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2016;
```

```
rr=corr2(NO22016,sint)
plot(NO22016);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(NO22016,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(NO22016(1:12));mean(NO22016(13:24));mean(NO22016(25:36));mea
n(NO22016(37:48));mean(NO22016(49:60))];
promedio_EDT=[mean(EDT2016(1:12));mean(EDT2016(13:24));mean(EDT2016(25:36));me
an(EDT2016(37:48));mean(EDT2016(49:60))];
promedio_BAI=[mean(BAI2016(1:12));mean(BAI2016(13:24));mean(BAI2016(25:36));mean
(BAI2016(37:48));mean(BAI2016(49:60))];
promedio_EVI=[mean(EVI2016(1:12));mean(EVI2016(13:24));mean(EVI2016(25:36));mean
(EVI2016(37:48));mean(EVI2016(49:60))];
promedio_NDVI=[mean(NDVI2016(1:12));mean(NDVI2016(13:24));mean(NDVI2016(25:36
));mean(NDVI2016(37:48));mean(NDVI2016(49:60))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2016(1:12));mean(VIAS2016(13:24));mean(VIAS2016(25:36))
;mean(VIAS2016(37:48));mean(VIAS2016(49:60))];

sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(3)*promed
io_EVI+X_use(5)*promedio_NDVI+X_use(7)*promedio_VIAS;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
```

```
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid on;
xlabel('Datos observados de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de NO_2 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para NO_2 en el 2016}');
```

Anexo 21. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2013.

```
clc
clear all

load O32013.txt;
load EDT2013.txt;
load BAI2013.txt;
load EVI2013.txt;
load NBRT2013.txt;
load NDVI2013.txt;
load NDWI2013.txt;
load VIAS2013.txt;
load R250m2013.txt;
load R500m2013.txt;
load M500m2013.txt;

BAI2013=BAI2013';
EVI2013=EVI2013';
NBRT2013=NBRT2013';
NDVI2013=NDVI2013';
NDWI2013=NDWI2013';
```

```
% O32013=O32013(:,1:7);
% EDT2013=EDT2013(:,1:7);
% BAI2013=BAI2013(:,1:7);
% EVI2013=EVI2013(:,1:7);
% NBRT2013=NBRT2013(:,1:7);
% NDVI2013=NDVI2013(:,1:7);
% NDWI2013=NDWI2013(:,1:7);
% VIAS2013=VIAS2013(:,1:7);
% R250m2013=R250m2013(:,1:7);
% R500m2013=R500m2013(:,1:7);
% M500m2013=M500m2013(:,1:7);

O32013=[O32013(:,1);O32013(:,2);O32013(:,3);O32013(:,4);O32013(:,5);O32013(:,6);O320
13(:,9)];
EDT2013=[EDT2013(:,2);EDT2013(:,3);EDT2013(:,4);EDT2013(:,5);EDT2013(:,6);EDT201
3(:,7);EDT2013(:,10)];
BAI2013=[BAI2013(:,2);BAI2013(:,3);BAI2013(:,4);BAI2013(:,5);BAI2013(:,6);BAI2013(:,
7);BAI2013(:,10)];
EVI2013=[EVI2013(:,2);EVI2013(:,3);EVI2013(:,4);EVI2013(:,5);EVI2013(:,6);EVI2013(:,7
);EVI2013(:,10)];
```

```
NBRT2013=[NBRT2013(:,2);NBRT2013(:,3);NBRT2013(:,4);NBRT2013(:,5);NBRT2013(:,
6);NBRT2013(:,7);NBRT2013(:,10)];
NDVI2013=[NDVI2013(:,2);NDVI2013(:,3);NDVI2013(:,4);NDVI2013(:,5);NDVI2013(:,6);
NDVI2013(:,7);NDVI2013(:,10)];
NDWI2013=[NDWI2013(:,2);NDWI2013(:,3);NDWI2013(:,4);NDWI2013(:,5);NDWI2013(:,
6);NDWI2013(:,7);NDWI2013(:,10)];
VIAS2013=[VIAS2013(:,2);VIAS2013(:,3);VIAS2013(:,4);VIAS2013(:,5);VIAS2013(:,6);VI
AS2013(:,7);VIAS2013(:,10)];
R250m2013=[R250m2013(:,2);R250m2013(:,3);R250m2013(:,4);R250m2013(:,5);R250m201
3(:,6);R250m2013(:,7);R250m2013(:,10)];
R500m2013=[R500m2013(:,2);R500m2013(:,3);R500m2013(:,4);R500m2013(:,5);R500m201
3(:,6);R500m2013(:,7);R500m2013(:,10)];
M500m2013=[M500m2013(:,2);M500m2013(:,3);M500m2013(:,4);M500m2013(:,5);M500m
2013(:,6);M500m2013(:,7);M500m2013(:,10)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2013 BAI2013 EVI2013 NBRT2013
NDVI2013 NDWI2013 VIAS2013 R250m2013 R500m2013 M500m2013],O32013, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2013 BAI2013 EVI2013 NBRT2013
NDVI2013 NDWI2013 VIAS2013],O32013, 'penter', 0.4, 'premove',  0.5)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2013+X_use(2)*r(2)*BAI2013+X_use(3)*r(3)*EVI
2013+X_use(4)*r(4)*NBRT2013+X_use(5)*r(5)*NDVI2013+X_use(6)*r(6)*NDWI2013+X
```

```
_use(7)*r(7)*VIAS2013+X_use(8)*r(8)*R250m2013+X_use(9)*r(9)*R500m2013+X_use(10
)*r(10)*M500m2013;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2013+X_use(2)*r(2)*BAI2013+X_use(3)*r(3)*EVI20
13+X_use(4)*r(4)*NBRT2013+X_use(5)*r(5)*NDVI2013+X_use(6)*r(6)*NDWI2013+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2013;
rr=corr2(O32013,sint)
plot(O32013);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(O32013,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(O32013(1:9));mean(O32013(10:18));mean(O32013(19:27));mean(O32
013(28:36));mean(O32013(37:45));mean(O32013(46:54));mean(O32013(55:63))];
promedio_BAI=[mean(BAI2013(1:9));mean(BAI2013(10:18));mean(BAI2013(19:27));mean(
BAI2013(28:36));mean(BAI2013(37:45));mean(BAI2013(46:54));mean(BAI2013(55:63))];
promedio_EDT=[mean(EDT2013(1:9));mean(EDT2013(10:18));mean(EDT2013(19:27));mea
n(EDT2013(28:36));mean(EDT2013(37:45));mean(EDT2013(46:54));mean(EDT2013(55:63)
)];
promedio_NDVI=[mean(NDVI2013(1:9));mean(NDVI2013(10:18));mean(NDVI2013(19:27)
);mean(NDVI2013(28:36));mean(NDVI2013(37:45));mean(NDVI2013(46:54));mean(NDVI2
013(55:63))];
```

```
sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(5)*promed
io_NDVI;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid
on;
xlabel('Datos observados de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para O_3 en el 2013}');
```

Anexo 22. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2014.

```
clc
clear all

load O32014.txt;
load EDT2014.txt;
load BAI2014.txt;
load EVI2014.txt;
load NBRT2014.txt;
load NDVI2014.txt;
load NDWI2014.txt;
load VIAS2014.txt;
load R250m2014.txt;
load R500m2014.txt;
load M500m2014.txt;

BAI2014=BAI2014';
EVI2014=EVI2014';
NBRT2014=NBRT2014';
NDVI2014=NDVI2014';
NDWI2014=NDWI2014';
```

```
% O32014=O32014(:,1:7);
% EDT2014=EDT2014(:,1:7);
% BAI2014=BAI2014(:,1:7);
% EVI2014=EVI2014(:,1:7);
% NBRT2014=NBRT2014(:,1:7);
% NDVI2014=NDVI2014(:,1:7);
% NDWI2014=NDWI2014(:,1:7);
% VIAS2014=VIAS2014(:,1:7);
% R250m2014=R250m2014(:,1:7);
% R500m2014=R500m2014(:,1:7);
% M500m2014=M500m2014(:,1:7);

O32014=[O32014(:,1);O32014(:,2);O32014(:,3);O32014(:,4);O32014(:,5);O32014(:,6);O320
14(:,9)];
EDT2014=[EDT2014(:,2);EDT2014(:,3);EDT2014(:,4);EDT2014(:,5);EDT2014(:,6);EDT201
4(:,7);EDT2014(:,10)];
BAI2014=[BAI2014(:,2);BAI2014(:,3);BAI2014(:,4);BAI2014(:,5);BAI2014(:,6);BAI2014(:,
7);BAI2014(:,10)];
EVI2014=[EVI2014(:,2);EVI2014(:,3);EVI2014(:,4);EVI2014(:,5);EVI2014(:,6);EVI2014(:,7
);EVI2014(:,10)];
```

```
NBRT2014=[NBRT2014(:,2);NBRT2014(:,3);NBRT2014(:,4);NBRT2014(:,5);NBRT2014(:,
6);NBRT2014(:,7);NBRT2014(:,10)];
NDVI2014=[NDVI2014(:,2);NDVI2014(:,3);NDVI2014(:,4);NDVI2014(:,5);NDVI2014(:,6);
NDVI2014(:,7);NDVI2014(:,10)];
NDWI2014=[NDWI2014(:,2);NDWI2014(:,3);NDWI2014(:,4);NDWI2014(:,5);NDWI2014(:,
6);NDWI2014(:,7);NDWI2014(:,10)];
VIAS2014=[VIAS2014(:,2);VIAS2014(:,3);VIAS2014(:,4);VIAS2014(:,5);VIAS2014(:,6);VI
AS2014(:,7);VIAS2014(:,10)];
R250m2014=[R250m2014(:,2);R250m2014(:,3);R250m2014(:,4);R250m2014(:,5);R250m201
4(:,6);R250m2014(:,7);R250m2014(:,10)];
R500m2014=[R500m2014(:,2);R500m2014(:,3);R500m2014(:,4);R500m2014(:,5);R500m201
4(:,6);R500m2014(:,7);R500m2014(:,10)];
M500m2014=[M500m2014(:,2);M500m2014(:,3);M500m2014(:,4);M500m2014(:,5);M500m
2014(:,6);M500m2014(:,7);M500m2014(:,10)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2014 BAI2014 EVI2014 NBRT2014
NDVI2014 NDWI2014 VIAS2014 R250m2014 R500m2014 M500m2014],O32014, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2014 BAI2014 EVI2014 NBRT2014
NDWI2014 VIAS2014],O32014, 'penter', 0.5, 'premove',  0.6)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2014+X_use(2)*r(2)*BAI2014+X_use(3)*r(3)*EVI
2014+X_use(4)*r(4)*NBRT2014+X_use(5)*r(5)*NDVI2014+X_use(6)*r(6)*NDWI2014+X
```

```
_use(7)*r(7)*VIAS2014+X_use(8)*r(8)*R250m2014+X_use(9)*r(9)*R500m2014+X_use(10
)*r(10)*M500m2014;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2014+X_use(2)*r(2)*BAI2014+X_use(3)*r(3)*EVI20
14+X_use(4)*r(4)*NBRT2014+X_use(5)*r(5)*NDWI2014+X_use(6)*r(6)*VIAS2014;
rr=corr2(O32014,sint)
plot(O32014);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(O32014,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(O32014(1:12));mean(O32014(13:24));mean(O32014(25:36));mean(O3
2014(37:48));mean(O32014(49:60));mean(O32014(61:72))];
promedio_EDT=[mean(EDT2014(1:12));mean(EDT2014(13:24));mean(EDT2014(25:36));me
an(EDT2014(37:48));mean(EDT2014(49:60));mean(EDT2014(61:72))];
promedio_BAI=[mean(BAI2014(1:12));mean(BAI2014(13:24));mean(BAI2014(25:36));mean
(BAI2014(37:48));mean(BAI2014(49:60));mean(BAI2014(61:72))];
promedio_EVI=[mean(EVI2014(1:12));mean(EVI2014(13:24));mean(EVI2014(25:36));mean
(EVI2014(37:48));mean(EVI2014(49:60));mean(EVI2014(61:72))];
promedio_NDWI=[mean(NDWI2014(1:12));mean(NDWI2014(13:24));mean(NDWI2014(25:
36));mean(NDWI2014(37:48));mean(NDWI2014(49:60));mean(NDWI2014(61:72))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2014(1:12));mean(VIAS2014(13:24));mean(VIAS2014(25:36))
;mean(VIAS2014(37:48));mean(VIAS2014(49:60));mean(VIAS2014(61:72))];
```

```
sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(2)*promedio_BAI+X_use(3)*promed
io_EVI+X_use(5)*promedio_NDWI+X_use(6)*promedio_VIAS;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid
on;
xlabel('Datos observados de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para O_3 en el 2014}');
```

Anexo 23. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2015.

```
clc
clear all

load O32015.txt;
load EDT2015.txt;
load BAI2015.txt;
load EVI2015.txt;
load NBRT2015.txt;
load NDVI2015.txt;
load NDWI2015.txt;
load VIAS2015.txt;
load R250m2015.txt;
load R500m2015.txt;
load M500m2015.txt;

BAI2015=BAI2015';
EVI2015=EVI2015';
NBRT2015=NBRT2015';
NDVI2015=NDVI2015';
NDWI2015=NDWI2015';
```

```
% O32015=O32015(:,1:7);
% EDT2015=EDT2015(:,1:7);
% BAI2015=BAI2015(:,1:7);
% EVI2015=EVI2015(:,1:7);
% NBRT2015=NBRT2015(:,1:7);
% NDVI2015=NDVI2015(:,1:7);
% NDWI2015=NDWI2015(:,1:7);
% VIAS2015=VIAS2015(:,1:7);
% R250m2015=R250m2015(:,1:7);
% R500m2015=R500m2015(:,1:7);
% M500m2015=M500m2015(:,1:7);

O32015=[O32015(:,1);O32015(:,2);O32015(:,3);O32015(:,4);O32015(:,5);O32015(:,6);O320
15(:,9)];
EDT2015=[EDT2015(:,2);EDT2015(:,3);EDT2015(:,4);EDT2015(:,5);EDT2015(:,6);EDT201
5(:,7);EDT2015(:,10)];
BAI2015=[BAI2015(:,2);BAI2015(:,3);BAI2015(:,4);BAI2015(:,5);BAI2015(:,6);BAI2015(:,
7);BAI2015(:,10)];
EVI2015=[EVI2015(:,2);EVI2015(:,3);EVI2015(:,4);EVI2015(:,5);EVI2015(:,6);EVI2015(:,7
);EVI2015(:,10)];
```

```
NBRT2015=[NBRT2015(:,2);NBRT2015(:,3);NBRT2015(:,4);NBRT2015(:,5);NBRT2015(:,
6);NBRT2015(:,7);NBRT2015(:,10)];
NDVI2015=[NDVI2015(:,2);NDVI2015(:,3);NDVI2015(:,4);NDVI2015(:,5);NDVI2015(:,6);
NDVI2015(:,7);NDVI2015(:,10)];
NDWI2015=[NDWI2015(:,2);NDWI2015(:,3);NDWI2015(:,4);NDWI2015(:,5);NDWI2015(:,
6);NDWI2015(:,7);NDWI2015(:,10)];
VIAS2015=[VIAS2015(:,2);VIAS2015(:,3);VIAS2015(:,4);VIAS2015(:,5);VIAS2015(:,6);VI
AS2015(:,7);VIAS2015(:,10)];
R250m2015=[R250m2015(:,2);R250m2015(:,3);R250m2015(:,4);R250m2015(:,5);R250m201
5(:,6);R250m2015(:,7);R250m2015(:,10)];
R500m2015=[R500m2015(:,2);R500m2015(:,3);R500m2015(:,4);R500m2015(:,5);R500m201
5(:,6);R500m2015(:,7);R500m2015(:,10)];
M500m2015=[M500m2015(:,2);M500m2015(:,3);M500m2015(:,4);M500m2015(:,5);M500m
2015(:,6);M500m2015(:,7);M500m2015(:,10)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2015 BAI2015 EVI2015 NBRT2015
NDVI2015 NDWI2015 VIAS2015 R250m2015 R500m2015 M500m2015],O32015, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2015 BAI2015 EVI2015 NBRT2015
NDVI2015 NDWI2015 VIAS2015],O32015, 'penter', 0.5, 'premove',  0.6)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2015+X_use(2)*r(2)*BAI2015+X_use(3)*r(3)*EVI
2015+X_use(4)*r(4)*NBRT2015+X_use(5)*r(5)*NDVI2015+X_use(6)*r(6)*NDWI2015+X
```

```
_use(7)*r(7)*VIAS2015+X_use(8)*r(8)*R250m2015+X_use(9)*r(9)*R500m2015+X_use(10
)*r(10)*M500m2015;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2015+X_use(2)*r(2)*BAI2015+X_use(3)*r(3)*EVI20
15+X_use(4)*r(4)*NBRT2015+X_use(5)*r(5)*NDVI2015+X_use(6)*r(6)*NDWI2015+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2015;
rr=corr2(O32015,sint)
plot(O32015);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(O32015,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(O32015(1:12));mean(O32015(13:24));mean(O32015(25:36));mean(O3
2015(37:48));mean(O32015(49:60));mean(O32015(61:72))];
promedio_EDT=[mean(EDT2015(1:12));mean(EDT2015(13:24));mean(EDT2015(25:36));me
an(EDT2015(37:48));mean(EDT2015(49:60));mean(EDT2015(61:72))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2015(1:12));mean(NBRT2015(13:24));mean(NBRT2015(25:
36));mean(NBRT2015(37:48));mean(NBRT2015(49:60));mean(NBRT2015(61:72))];
promedio_EVI=[mean(EVI2015(1:12));mean(EVI2015(13:24));mean(EVI2015(25:36));mean
(EVI2015(37:48));mean(EVI2015(49:60));mean(EVI2015(61:72))];
promedio_NDWI=[mean(NDWI2015(1:12));mean(NDWI2015(13:24));mean(NDWI2015(25:
36));mean(NDWI2015(37:48));mean(NDWI2015(49:60));mean(NDWI2015(61:72))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2015(1:12));mean(VIAS2015(13:24));mean(VIAS2015(25:36))
;mean(VIAS2015(37:48));mean(VIAS2015(49:60));mean(VIAS2015(61:72))];
```

```
sint_a=rint.intercept+X_use(1)*promedio_EDT+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(4)*promed
io_NBRT+X_use(6)*promedio_NDWI;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid
on;
xlabel('Datos observados de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para O_3 en el 2015}');
```

Anexo 24. Script de Matlab para la elaboración del modelo LUR de concentración de O_3 para 2016.

```
clc
clear all

load O32016.txt;
load EDT2016.txt;
load BAI2016.txt;
load EVI2016.txt;
load NBRT2016.txt;
load NDVI2016.txt;
load NDWI2016.txt;
load VIAS2016.txt;
load R250m2016.txt;
load R500m2016.txt;
load M500m2016.txt;

BAI2016=BAI2016';
EVI2016=EVI2016';
NBRT2016=NBRT2016';
NDVI2016=NDVI2016';
NDWI2016=NDWI2016';
```

```
% O32016=O32016(:,1:7);
% EDT2016=EDT2016(:,1:7);
% BAI2016=BAI2016(:,1:7);
% EVI2016=EVI2016(:,1:7);
% NBRT2016=NBRT2016(:,1:7);
% NDVI2016=NDVI2016(:,1:7);
% NDWI2016=NDWI2016(:,1:7);
% VIAS2016=VIAS2016(:,1:7);
% R250m2016=R250m2016(:,1:7);
% R500m2016=R500m2016(:,1:7);
% M500m2016=M500m2016(:,1:7);

O32016=[O32016(:,1);O32016(:,2);O32016(:,3);O32016(:,4);O32016(:,5);O32016(:,6);O320
16(:,9)];
EDT2016=[EDT2016(:,2);EDT2016(:,3);EDT2016(:,4);EDT2016(:,5);EDT2016(:,6);EDT201
6(:,7);EDT2016(:,10)];
BAI2016=[BAI2016(:,2);BAI2016(:,3);BAI2016(:,4);BAI2016(:,5);BAI2016(:,6);BAI2016(:,
7);BAI2016(:,10)];
EVI2016=[EVI2016(:,2);EVI2016(:,3);EVI2016(:,4);EVI2016(:,5);EVI2016(:,6);EVI2016(:,7
);EVI2016(:,10)];
```

```
NBRT2016=[NBRT2016(:,2);NBRT2016(:,3);NBRT2016(:,4);NBRT2016(:,5);NBRT2016(:,
6);NBRT2016(:,7);NBRT2016(:,10)];
NDVI2016=[NDVI2016(:,2);NDVI2016(:,3);NDVI2016(:,4);NDVI2016(:,5);NDVI2016(:,6);
NDVI2016(:,7);NDVI2016(:,10)];
NDWI2016=[NDWI2016(:,2);NDWI2016(:,3);NDWI2016(:,4);NDWI2016(:,5);NDWI2016(:,
6);NDWI2016(:,7);NDWI2016(:,10)];
VIAS2016=[VIAS2016(:,2);VIAS2016(:,3);VIAS2016(:,4);VIAS2016(:,5);VIAS2016(:,6);VI
AS2016(:,7);VIAS2016(:,10)];
R250m2016=[R250m2016(:,2);R250m2016(:,3);R250m2016(:,4);R250m2016(:,5);R250m201
6(:,6);R250m2016(:,7);R250m2016(:,10)];
R500m2016=[R500m2016(:,2);R500m2016(:,3);R500m2016(:,4);R500m2016(:,5);R500m201
6(:,6);R500m2016(:,7);R500m2016(:,10)];
M500m2016=[M500m2016(:,2);M500m2016(:,3);M500m2016(:,4);M500m2016(:,5);M500m
2016(:,6);M500m2016(:,7);M500m2016(:,10)];

%[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2016 BAI2016 EVI2016 NBRT2016
NDVI2016 NDWI2016 VIAS2016 R250m2016 R500m2016 M500m2016],O32016, 'penter',
0.2, 'premove',  0.3)
[X_use, b, bint, r, rint, stats] = stepwisefit ([EDT2016 BAI2016 EVI2016 NBRT2016
NDVI2016 NDWI2016 VIAS2016],O32016, 'penter', 0.5, 'premove',  0.6)
%sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2016+X_use(2)*r(2)*BAI2016+X_use(3)*r(3)*EVI
2016+X_use(4)*r(4)*NBRT2016+X_use(5)*r(5)*NDVI2016+X_use(6)*r(6)*NDWI2016+X
```

```
_use(7)*r(7)*VIAS2016+X_use(8)*r(8)*R250m2016+X_use(9)*r(9)*R500m2016+X_use(10
)*r(10)*M500m2016;
sint=rint.intercept+X_use(1)*r(1)*EDT2016+X_use(2)*r(2)*BAI2016+X_use(3)*r(3)*EVI20
16+X_use(4)*r(4)*NBRT2016+X_use(5)*r(5)*NDVI2016+X_use(6)*r(6)*NDWI2016+X_us
e(7)*r(7)*VIAS2016;
rr=corr2(O32016,sint)
plot(O32016);hold on;plot(sint,'r')
figure
plot(O32016,sint,'.'); axis equal; axis([10 40 10 40]);

promedio_obs=[mean(O32016(1:12));mean(O32016(13:24));mean(O32016(25:36));mean(O3
2016(37:48));mean(O32016(49:60));mean(O32016(61:72))];
promedio_EDT=[mean(EDT2016(1:12));mean(EDT2016(13:24));mean(EDT2016(25:36));me
an(EDT2016(37:48));mean(EDT2016(49:60));mean(EDT2016(61:72))];
promedio_NBRT=[mean(NBRT2016(1:12));mean(NBRT2016(13:24));mean(NBRT2016(25:
36));mean(NBRT2016(37:48));mean(NBRT2016(49:60));mean(NBRT2016(61:72))];
promedio_EVI=[mean(EVI2016(1:12));mean(EVI2016(13:24));mean(EVI2016(25:36));mean
(EVI2016(37:48));mean(EVI2016(49:60));mean(EVI2016(61:72))];
promedio_NDWI=[mean(NDWI2016(1:12));mean(NDWI2016(13:24));mean(NDWI2016(25:
36));mean(NDWI2016(37:48));mean(NDWI2016(49:60));mean(NDWI2016(61:72))];
promedio_VIAS=[mean(VIAS2016(1:12));mean(VIAS2016(13:24));mean(VIAS2016(25:36))
;mean(VIAS2016(37:48));mean(VIAS2016(49:60));mean(VIAS2016(61:72))];
```

```
sint_a=rint.intercept+X_use(3)*promedio_EVI+X_use(6)*promedio_NDWI+X_use(7)*prom
edio_VIAS;
rrr=corr2(promedio_obs,sint_a)
[r2 rmse] = rsquare(promedio_obs,sint_a)
figure
errorbar(promedio_obs,sint_a,rmse*ones(size(sint_a)),'*');axis equal; axis([10 40 10 40]);grid
on;
xlabel('Datos observados de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
ylabel('Datos predichos de concentración de O_3 (\mug/m^3)');
title('{\fontsize{14}Comparación entre los datos observados y predichos para O_3 en el 2016}');
```

Anexo 25. Datos promediados cada 32 días para la concentración de CO, NO_2 y O_3.

Monóxido de Carbono (CO)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	0,69109	0,61390	0,93384	0,55239	0,83858	0,62992	NaN	NaN	NaN
May9_2013_Jun10_2013	0,67284	0,48461	0,72029	0,44203	0,78203	0,62203	NaN	NaN	NaN
Junio10_2013_Julio12_2013	0,63391	0,66069	0,64405	0,42848	0,76534	0,53715	NaN	NaN	NaN
Julio12_2013_Agost13_2013	0,54840	0,52818	0,61805	0,43525	0,63991	0,51288	NaN	NaN	NaN
Agost13_2013_Sept14_2013	0,64238	0,62050	0,75497	0,51575	0,73117	0,55992	NaN	NaN	NaN
Sept14_2013_Oct16_2013	0,62552	0,62565	0,71945	0,35763	0,74947	0,63307	NaN	NaN	NaN
Oct16_2013_Nov17_2013	0,70193	0,55547	0,83387	0,44745	0,86694	0,77211	NaN	NaN	NaN
Nov17_2013_Dic19_2013	0,75158	0,57670	0,82841	0,41225	0,82426	0,78995	NaN	NaN	NaN
Dic19_2013_Enero1_2014	0,60119	0,52942	0,69711	0,26533	0,69629	0,68714	NaN	NaN	NaN
Enero1_2014_Feb2_2014	0,73725	0,36658	0,78632	0,43674	0,79572	0,72976	NaN	0,28585	NaN
Feb2_2014_Marzo6_2014	0,70675	0,33209	0,78720	0,44053	0,83424	0,67665	NaN	0,28856	NaN
Marzo6_2014_Abril7_2014	0,78477	0,45592	0,90441	0,43984	0,93287	0,77878	NaN	0,45292	NaN
Abril7_2014_Mayo9_2014	0,70741	0,51974	0,87377	0,58940	0,86188	0,67456	NaN	0,46565	NaN
Mayo9_2014_Junio10_2014	0,80811	0,48452	0,85742	0,65582	0,89432	0,63961	NaN	0,38050	NaN
Junio10_2014_Julio12_2014	0,66429	0,59251	0,61473	0,60332	0,57593	0,48856	NaN	0,42671	NaN
Julio12_2014_Agost13_2014	0,57436	0,53053	0,55002	0,53542	0,60337	0,38343	NaN	0,38028	NaN
Agost13_2014_Sept14_2014	0,59737	0,50478	0,63982	0,55356	0,68508	0,57074	NaN	0,36152	NaN
Sept14_2014_Oct16_2014	0,73443	0,66396	0,72689	0,64017	0,67622	0,70732	NaN	0,50923	NaN
Oct16_2014_Nov17_2014	0,64384	0,58090	0,77551	0,64130	0,48396	0,73269	NaN	0,47160	NaN
Nov17_2014_Dic19_2014	0,73886	0,48099	0,81895	0,69236	0,53271	0,78350	NaN	0,47284	NaN
Dic19_2014_Enero1_2015	0,66452	0,50415	0,75249	0,62211	0,58642	0,82208	NaN	0,51632	NaN
Enero1_2015_Feb2_2015	0,63962	0,49997	0,74371	0,59962	NaN	0,75076	NaN	0,50785	NaN
Feb2_2015_Marzo6_2015	0,66664	0,44883	0,70917	0,50576	NaN	0,67495	NaN	0,40973	NaN
Marzo6_2015_Abril7_2015	0,71111	0,45755	0,82989	0,63860	NaN	0,73703	NaN	0,45319	NaN
Abril7_2015_Mayo9_2015	0,67624	0,65795	0,91870	0,78466	NaN	0,75167	NaN	0,58882	NaN
Mayo9_2015_Junio10_2015	0,67157	0,46145	0,83753	0,63387	NaN	0,66375	NaN	0,57376	NaN
Junio10_2015_Julio12_2015	0,55634	0,50128	0,62563	0,51316	NaN	0,50263	NaN	0,48524	NaN
Julio12_2015_Agost13_2015	0,49340	0,46913	0,63957	0,40594	NaN	0,55192	NaN	0,49774	NaN
Agost13_2015_Sept14_2015	0,53466	0,53424	0,61778	0,50346	NaN	0,59716	NaN	0,48957	NaN
Sept14_2015_Oct16_2015	0,72851	0,66732	0,79812	0,62218	NaN	0,74746	NaN	0,59107	NaN
Oct16_2015_Nov17_2015	0,78080	0,57810	0,86826	0,77281	NaN	0,79426	NaN	0,55188	NaN
Nov17_2015_Dic19_2015	0,86143	0,60606	0,85738	0,77091	NaN	0,79052	NaN	0,52618	NaN
Dic19_2015_Enero1_2016	0,59610	0,70605	0,58208	0,75422	NaN	0,70003	NaN	0,57972	NaN
Enero1_2016_Feb2_2016	0,80417	0,46222	0,68584	0,57035	NaN	0,84021	NaN	0,52032	NaN
Feb2_2016_Marzo5_2016	0,74931	0,49510	0,82120	0,61700	NaN	0,82297	NaN	0,53083	NaN
Marzo5_2016_Abril6_2016	0,92402	0,60940	0,96782	0,84049	NaN	0,85928	NaN	0,70020	NaN
Abril6_2016_Mayo8_2016	0,84229	0,55970	0,94235	0,72534	NaN	0,73928	NaN	0,66156	NaN
Mayo8_2016_Junio9_2016	0,80252	0,72345	0,79320	0,76042	NaN	0,75920	NaN	0,62001	NaN
Junio9_2016_Julio11_2016	0,62910	0,78235	0,74121	0,70249	NaN	0,59178	NaN	0,64111	NaN
Julio11_2016_Agost12_2016	0,50669	0,76364	0,69694	0,67855	NaN	0,56482	NaN	0,61297	NaN
Agost12_2016_Sep13_2016	0,58990	0,62940	0,69935	0,71615	NaN	0,62602	NaN	0,58878	NaN
Sep13_2016_Oct15_2016	0,81649	0,73001	0,88884	0,70962	NaN	0,62497	NaN	0,25000	NaN
Oct15_2016_Nov16_2016	0,75054	0,71899	0,82885	0,71214	NaN	0,67889	NaN	0,51000	NaN
Nov16_2016_Dic18_2016	0,77568	0,63943	0,96025	0,81048	0,99318	0,85076	NaN	0,68000	NaN
Dic18_2016_Enero1_2017	0,49645	0,62106	0,70989	0,56557	0,72131	0,69990	NaN	0,55000	NaN

Dióxido de Nitrógeno (NO_2)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	29,01461	19,38923	32,22694	21,45201	32,58461	19,09034	NaN	31,36333	NaN
May9_2013_Jun10_2013	25,49839	18,00944	26,43555	17,10245	28,22888	17,73370	NaN	22,88096	NaN
Junio10_2013_Julio12_2013	24,53415	18,75469	26,49354	18,52687	29,46942	17,21973	NaN	22,99317	NaN
Julio12_2013_Agost13_2013	21,71673	16,52494	23,54415	15,93024	25,73852	15,37091	NaN	20,57949	NaN
Agost13_2013_Sept14_2013	27,14779	21,53893	28,78845	20,29798	30,91419	16,72460	NaN	25,50011	NaN
Sept14_2013_Oct16_2013	31,24548	22,86556	30,82572	22,11577	33,34111	20,55204	NaN	25,33279	NaN
Oct16_2013_Nov17_2013	33,56149	21,39526	35,49385	20,18918	37,53831	22,25460	NaN	27,04898	NaN
Nov17_2013_Dic19_2013	30,39309	18,57193	31,89960	17,23970	34,31989	25,69879	NaN	24,66389	NaN
Dic19_2013_Enero1_2014	23,75648	21,78780	24,32258	13,89872	28,36476	16,95603	NaN	18,83628	NaN
Enero1_2014_Feb2_2014	25,56197	16,28168	28,38096	14,49035	31,45520	16,76633	NaN	21,48949	NaN
Feb2_2014_Marzo6_2014	27,83687	15,81367	29,23956	14,14694	32,79505	21,74324	NaN	24,45989	NaN
Marzo6_2014_Abril7_2014	31,12475	19,24103	32,69136	15,54812	36,94304	21,30885	NaN	27,44580	NaN
Abril7_2014_Mayo9_2014	24,51548	20,79713	29,66228	23,41215	28,92872	21,45853	NaN	23,22648	NaN
Mayo9_2014_Junio10_2014	24,38103	17,73493	28,35666	21,60543	30,20738	20,65896	NaN	20,09991	NaN
Junio10_2014_Julio12_2014	23,06872	20,65418	21,54418	19,59551	22,00689	13,53173	NaN	17,49494	NaN
Julio12_2014_Agost13_2014	22,33154	20,27616	21,34199	19,78264	22,96572	13,62774	NaN	18,29530	NaN
Agost13_2014_Sept14_2014	26,08682	20,12358	25,12595	22,43848	27,72486	13,25223	NaN	21,29704	NaN
Sept14_2014_Oct16_2014	33,67164	24,84643	32,26641	27,89256	21,85415	19,66472	NaN	27,96025	NaN
Oct16_2014_Nov17_2014	35,84585	22,29360	34,24958	25,49757	17,77674	22,96133	NaN	25,23239	NaN
Nov17_2014_Dic19_2014	34,72866	19,38065	32,79589	25,40203	21,39915	20,15397	NaN	24,27227	NaN
Dic19_2014_Enero1_2015	27,47512	17,04725	29,14317	22,65198	19,88891	26,15147	NaN	21,87777	NaN
Enero1_2015_Feb2_2015	26,02841	12,01790	25,85836	20,86725	NaN	22,45383	NaN	21,48642	NaN
Feb2_2015_Marzo6_2015	26,85227	13,34240	27,42016	19,03683	NaN	18,85896	NaN	20,50213	NaN
Marzo6_2015_Abril7_2015	28,47917	15,35014	29,27963	20,55227	NaN	21,73710	NaN	22,91428	NaN
Abril7_2015_Mayo9_2015	28,56580	21,72514	29,97216	24,18028	NaN	20,97788	NaN	23,43007	NaN
Mayo9_2015_Junio10_2015	24,07396	16,51128	26,67153	18,67616	NaN	18,64497	NaN	17,85337	NaN
Junio10_2015_Julio12_2015	20,26394	14,81893	21,11661	14,95857	NaN	11,91100	NaN	16,70177	NaN
Julio12_2015_Agost13_2015	22,72684	16,62501	23,59219	17,30604	NaN	14,89022	NaN	17,99125	NaN
Agost13_2015_Sept14_2015	20,89860	20,42830	25,33534	20,14422	NaN	15,50434	NaN	21,54324	NaN
Sept14_2015_Oct16_2015	32,66153	23,79258	32,37306	24,63930	NaN	26,80780	NaN	26,81458	NaN
Oct16_2015_Nov17_2015	37,87207	22,66769	36,23762	24,86116	NaN	24,40049	NaN	25,98251	NaN
Nov17_2015_Dic19_2015	34,84008	22,01778	35,18833	24,06711	NaN	25,84311	NaN	24,45720	NaN
Dic19_2015_Enero1_2016	18,72840	18,58182	22,51870	17,62619	NaN	14,72521	NaN	19,23195	NaN
Enero1_2016_Feb2_2016	29,25882	22,46972	26,30316	17,00883	NaN	24,54884	NaN	21,20348	NaN
Feb2_2016_Marzo5_2016	28,60483	18,28419	29,27864	16,28733	NaN	24,43844	NaN	24,98540	NaN
Marzo5_2016_Abril6_2016	30,32861	20,96552	31,29734	19,92406	NaN	25,27913	NaN	24,70103	NaN
Abril6_2016_Mayo8_2016	23,53153	18,88978	30,84300	20,28462	NaN	21,61219	NaN	19,71738	NaN
Mayo8_2016_Junio9_2016	22,30735	20,77271	29,64701	20,49364	NaN	21,05618	NaN	17,70856	NaN
Junio9_2016_Julio11_2016	19,68344	21,97230	20,58284	19,90249	NaN	15,31743	NaN	17,12035	NaN
Julio11_2016_Agost12_2016	23,28735	23,70488	24,09375	23,91375	NaN	17,36148	NaN	19,77263	NaN
Agost12_2016_Sep13_2016	24,66989	24,76554	27,09613	24,29750	NaN	17,51819	NaN	22,89102	NaN
Sep13_2016_Oct15_2016	29,50789	22,96256	35,85085	28,00108	NaN	24,35678	NaN	27,39000	NaN
Oct15_2016_Nov16_2016	28,42021	24,54883	31,41791	24,77077	NaN	24,89788	NaN	39,56000	NaN
Nov16_2016_Dic18_2016	34,25268	23,18243	35,60468	28,56841	NaN	28,91668	NaN	31,07000	NaN
Dic18_2016_Enero1_2017	30,76419	21,11732	30,96968	24,27371	35,39348	27,64217	NaN	29,09000	NaN

Ozono (O_3)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	20,16779	28,43667	19,76083	16,65913	22,77667	31,40565	NaN	33,95250	23,77625
May9_2013_Jun10_2013	14,93475	28,43478	22,29435	16,92625	24,72174	25,69583	NaN	31,24565	23,37391
Junio10_2013_Julio12_2013	20,70763	22,20652	28,44667	16,01565	19,25833	19,00048	NaN	29,45708	19,58750
Julio12_2013_Agost13_2013	25,30222	21,89417	31,00870	17,64292	29,33739	26,54458	NaN	37,91087	19,49043
Agost13_2013_Sept14_2013	26,57019	22,40304	23,62167	16,80391	22,89792	30,10000	NaN	30,44500	17,62208
Sept14_2013_Oct16_2013	29,51191	21,36583	27,49913	20,95087	16,47348	33,60100	NaN	34,83913	13,88435
Oct16_2013_Nov17_2013	21,31214	24,56696	19,72375	16,49174	25,59042	34,31917	NaN	22,18368	10,32952
Nov17_2013_Dic19_2013	18,52091	15,94000	18,94391	21,93292	27,62130	39,34826	NaN	31,46957	13,07435
Dic19_2013_Enero1_2014	20,29152	17,66565	32,15417	21,03913	21,48583	31,64750	NaN	31,99833	16,88583
Enero1_2014_Feb2_2014	16,24923	18,96833	25,10957	24,51208	19,42261	29,15583	NaN	35,26571	25,67304
Feb2_2014_Marzo6_2014	19,20944	17,21688	22,03833	24,58348	16,29208	36,16304	NaN	34,98043	29,24833
Marzo6_2014_Abril7_2014	18,02513	24,03625	21,41217	17,81125	16,62087	32,86458	NaN	36,45333	32,47571
Abril7_2014_Mayo9_2014	15,48625	25,00565	14,44625	20,64391	17,20810	33,48087	NaN	39,25087	27,65875
Mayo9_2014_Junio10_2014	12,45952	25,54792	26,94583	11,70000	17,59478	34,42333	NaN	29,43042	25,31957
Junio10_2014_Julio12_2014	19,92773	26,77913	27,06696	13,07826	24,19833	33,95478	NaN	16,83174	21,23875
Julio12_2014_Agost13_2014	28,63435	24,59500	28,35750	14,35150	25,85652	22,51696	NaN	27,37250	22,32304
Agost13_2014_Sept14_2014	34,63183	28,29950	19,60652	21,60875	23,13375	23,89545	NaN	21,60174	18,36619
Sept14_2014_Oct16_2014	32,63250	26,12167	16,99667	22,48739	31,47261	24,72478	NaN	29,76375	19,49696
Oct16_2014_Nov17_2014	20,76762	22,39870	32,91826	21,62250	25,33625	25,67542	NaN	28,82435	32,62458
Nov17_2014_Dic19_2014	17,81140	21,41083	25,16333	22,78391	21,66435	35,64304	NaN	25,71583	37,59913
Dic19_2014_Enero1_2015	18,90640	26,78261	21,10783	29,05042	18,24000	40,12083	NaN	24,62826	32,22208
Enero1_2015_Feb2_2015	17,89917	33,29833	28,62174	26,62958	22,02478	32,28652	NaN	17,13208	20,25609
Feb2_2015_Marzo6_2015	19,64926	27,76435	23,91292	29,17652	18,16143	28,90417	NaN	16,33435	24,31542
Marzo6_2015_Abril7_2015	15,92927	31,50000	22,37714	25,48136	27,50870	42,18174	NaN	18,13261	37,89870
Abril7_2015_Mayo9_2015	18,02634	36,48783	30,30583	24,84043	28,72458	41,64292	NaN	17,17333	32,58250
Mayo9_2015_Junio10_2015	16,07728	35,64087	31,00435	28,80750	23,20522	43,42435	NaN	22,58348	23,13750
Junio10_2015_Julio12_2015	22,07852	23,43150	18,24250	26,87435	20,48000	27,86500	NaN	26,17958	38,99750
Julio12_2015_Agost13_2015	25,07320	39,36167	17,09625	20,68583	20,59652	25,99565	NaN	17,42174	38,95304
Agost13_2015_Sept14_2015	41,85460	37,13478	24,36304	17,11500	23,35895	46,30958	NaN	17,08957	33,14125
Sept14_2015_Oct16_2015	34,79702	30,51043	22,47417	16,94348	19,62739	70,87870	NaN	17,50417	26,55609
Oct16_2015_Nov17_2015	25,43383	25,92250	21,81696	18,10333	35,79875	85,00292	NaN	15,61696	31,71870
Nov17_2015_Dic19_2015	22,59969	32,33957	15,39042	21,79087	29,19583	71,43000	NaN	14,59125	27,32917
Dic19_2015_Enero1_2016	25,53203	31,41000	22,32000	18,22042	26,95522	53,33917	NaN	15,64913	30,00087
Enero1_2016_Feb2_2016	19,17798	22,70042	28,06542	19,66696	18,54583	52,58957	NaN	23,76792	37,38375
Feb2_2016_Marzo5_2016	20,56245	24,70130	28,82261	31,72444	30,02652	31,21042	NaN	31,23130	33,58143
Marzo5_2016_Abril6_2016	18,06501	21,51583	27,42500	24,75043	39,99792	36,66522	NaN	28,13750	30,50458
Abril6_2016_Mayo8_2016	15,72179	22,05609	22,81391	33,66167	44,59565	34,51417	NaN	22,84167	37,78958
Mayo8_2016_Junio9_2016	14,06584	24,01875	29,09958	18,78609	42,61042	34,15565	NaN	26,16167	36,20125
Junio9_2016_Julio11_2016	20,44608	25,55913	24,45957	18,92542	38,14500	31,33391	NaN	26,04696	24,54292
Julio11_2016_Agost12_2016	26,27911	28,10391	18,44667	31,24792	31,05417	33,49333	NaN	24,04792	34,16652
Agost12_2016_Sep13_2016	35,06681	22,95304	26,47783	31,97458	25,13261	24,95333	NaN	26,22458	25,38625
Sep13_2016_Oct15_2016	23,39635	26,33708	29,73261	33,30917	24,75750	23,87522	NaN	20,21667	26,76542
Oct15_2016_Nov16_2016	21,00268	22,98913	24,26000	34,76565	26,44826	23,26833	NaN	17,49130	33,68625
Nov16_2016_Dic18_2016	15,50341	41,35696	22,22087	29,96125	33,18708	32,83417	NaN	18,29750	31,23870
Dic18_2016_Enero1_2017	33,73421	27,07208	36,86542	32,35458	29,29478	34,41042	NaN	22,09542	28,08833

Anexo 26. Valores extraídos en la posición de cada estación para los diferentes índices ambientales promediados cada 32 días, las vías, uso del terreno y Elevación Digital del Terreno

Índice de área quemada (BAI)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	84,15386	29,43457	130,72256	27,25774	64,93861	26,01300	71,63452	24,19084	38,57656
May9_2013_Jun10_2013	22,13373	34,75725	7,03819	18,01097	20,16880	5,77138	10,44800	134,59444	249,09523
Junio10_2013_Julio12_2013	100,41467	28,49118	130,50134	37,10263	58,86829	14,09426	69,25776	42,78943	36,42117
Julio12_2013_Agost13_2013	87,41283	26,53555	91,95660	31,73358	55,44921	28,16880	56,23440	27,77742	38,17549
Agost13_2013_Sept14_2013	2,93889	21,26807	5,22409	1,12557	13,23864	16,91453	3,09300	6,68224	20,17680
Sept14_2013_Oct16_2013	27,63762	23,74815	52,93805	36,63367	33,31326	31,23301	36,65162	10,07724	24,84435
Oct16_2013_Nov17_2013	24,57401	2,64940	81,02475	8,20739	2,35968	34,73888	3,45616	2,52047	11,96222
Nov17_2013_Dic19_2013	39,34949	29,21248	44,64675	43,30356	63,50172	35,24671	37,35451	0,86551	26,89490
Dic19_2013_Enero1_2014	55,20713	34,11380	63,48797	51,02327	55,38327	41,37996	78,12292	1,37141	35,17038
Enero1_2014_Feb2_2014	47,75998	32,70082	61,12414	47,29124	180,72705	39,37455	51,24264	1,80457	33,51576
Feb2_2014_Marzo6_2014	118,44257	37,14580	57,88219	45,84428	59,77253	42,34200	6,77186	8,31273	36,16561
Marzo6_2014_Abril7_2014	48,36909	25,12100	71,02351	34,79757	58,57760	35,21234	71,02418	29,15184	35,03062
Abril7_2014_Mayo9_2014	29,57193	20,80930	3,22279	29,38979	1,84161	24,89611	52,36810	20,90407	24,85868
Mayo9_2014_Junio10_2014	83,26354	23,18854	69,35710	42,66049	12,20911	27,45689	48,88913	44,59265	35,63020
Junio10_2014_Julio12_2014	62,29160	28,51028	116,34669	45,73280	64,69138	26,08974	47,42056	55,27791	26,95789
Julio12_2014_Agost13_2014	2,65567	1,09195	90,52435	18,69969	54,02874	39,16495	3,19434	1208,63660	3,11163
Agost13_2014_Sept14_2014	293,81812	30,60312	22,66219	14,01954	176,95194	96,77125	33,61445	11,08110	1,35258
Sept14_2014_Oct16_2014	20,93709	29,94416	78,27992	22,24923	10,81278	6,00224	278,98084	11,76269	19,07556
Oct16_2014_Nov17_2014	8,98726	11,00093	7,96395	11,22802	9,40891	9,94504	10,42764	8,13689	9,27370
Nov17_2014_Dic19_2014	6,73036	11,06268	28,63147	27,03654	37,42152	49,08805	11,27230	8,49599	3,64016
Dic19_2014_Enero1_2015	1,35691	1,62214	1,22759	1,49641	1,68637	1,18030	1,50372	4,49276	9,18550
Enero1_2015_Feb2_2015	1,35691	1,62214	1,22759	1,49641	1,68637	1,18030	1,50372	4,49276	9,18550
Feb2_2015_Marzo6_2015	35,19135	25,86309	39,59652	30,84896	68,22389	8,71429	26,17250	1,24072	26,97899
Marzo6_2015_Abril7_2015	55,36968	216,96960	53,34937	71,83817	65,47505	31,22226	46,30988	11,39834	29,96739
Abril7_2015_Mayo9_2015	44,20297	25,77318	14,67476	19,46166	8,14871	150,75839	42,39899	8,54778	3,56620
Mayo9_2015_Junio10_2015	18,81374	23,67262	97,43318	41,62380	326,17130	19,72194	55,92731	22,64504	11,37316
Junio10_2015_Julio12_2015	112,41728	25,18254	20,54957	45,93926	50,48273	25,98083	68,65028	70,08777	33,65686
Julio12_2015_Agost13_2015	127,62932	19,89879	35,22304	275,42246	64,96577	1,33933	68,58408	42,82814	30,93058
Agost13_2015_Sept14_2015	50,79731	22,29562	1,94972	25,64575	434,73355	1,43039	54,74691	21,89460	31,15879
Sept14_2015_Oct16_2015	1,83856	6,14035	21,94320	45,77973	31,81398	10,44758	3,52804	11,52720	18,81136
Oct16_2015_Nov17_2015	41,64847	37,51692	69,86865	34,16985	74,90029	30,60293	25,65110	11,64455	26,03138
Nov17_2015_Dic19_2015	46,66716	29,78367	43,42553	64,47191	70,89967	32,75747	50,83364	2,99258	29,33721
Dic19_2015_Enero1_2016	28,19295	5,23759	128,17194	44,21897	69,85062	93,18178	47,51233	1,05583	32,23430
Enero1_2016_Feb2_2016	157,86830	30,47952	108,99509	49,54910	36,26708	6,66979	419,39734	54,76851	1,18236
Feb2_2016_Marzo5_2016	17,61709	6,90659	73,46358	48,56303	24,40925	3,30349	19,29374	7,62292	9,75563
Marzo5_2016_Abril6_2016	42,72748	132,23024	2,52752	29,51394	32,11769	22,54410	22,45918	25,24061	32,17255
Abril6_2016_Mayo8_2016	15,29050	15,12950	55,84316	54,96495	23,06806	19,37356	19,31590	20,02322	20,46831
Mayo8_2016_Junio9_2016	129,20062	210,65111	23,80456	8,22316	24,72716	4,78012	11,66795	20,91893	19,00950
Junio9_2016_Julio11_2016	2,60010	9,31251	496,23578	22,29349	1,92818	1,97209	6,63355	5,57896	24,35041
Julio11_2016_Agost12_2016	24,06782	35,99444	52,56908	14,14082	37,52314	4,12905	29,83945	841,42908	2,46400
Agost12_2016_Sep13_2016	8,08068	11,21986	28,11206	7,90731	9,51302	6,59312	4,44283	22,38651	1,57231
Sep13_2016_Oct15_2016	11,88898	29,51252	26,07362	24,66815	68,24696	21,60937	25,77981	13,13964	10,45863
Oct15_2016_Nov16_2016	22,22500	16,99498	46,89750	26,51623	30,80383	19,19327	1,06085	0,96616	87,67844
Nov16_2016_Dic18_2016	57,24693	40,06474	141,95007	39,02206	38,82333	40,77861	1,46007	3,84871	25,92324
Dic18_2016_Enero1_2017	9,16622	25,51787	21,98654	33,95060	11,85514	13,26163	23,58767	12,80443	3,68231

Índice de vegetación mejorado (EVI)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	0,04957	0,32445	0,04575	0,05737	0,23048	0,40601	0,06450	0,07840	0,33785
May9_2013_Jun10_2013	0,16100	0,18721	0,24823	0,15287	0,26175	0,38503	0,20687	0,02901	0,16424
Junio10_2013_Julio12_2013	0,03471	0,18662	0,06168	0,01476	0,22683	0,36270	0,09868	0,06690	0,33191
Julio12_2013_Agost13_2013	0,08169	0,17954	0,08575	0,05539	0,20514	0,26946	0,11610	0,02331	0,23688
Agost13_2013_Sept14_2013	0,25072	0,16832	0,20118	0,19269	0,21352	0,29443	0,19311	0,22704	0,24612
Sept14_2013_Oct16_2013	0,10681	0,17999	0,13327	0,06183	0,23797	0,25872	0,11158	0,22078	0,26544
Oct16_2013_Nov17_2013	0,11438	0,14392	0,09080	0,17191	0,19458	0,24733	0,15842	0,17326	0,18536
Nov17_2013_Dic19_2013	0,08543	0,30304	0,09741	0,04144	0,21601	0,28071	0,14144	0,16730	0,34552
Dic19_2013_Enero1_2014	0,05913	0,28942	0,08558	0,07730	0,24842	0,26837	0,07347	0,57864	0,37363
Enero1_2014_Feb2_2014	0,09796	0,30994	0,11599	0,08551	0,18621	0,32783	0,11812	0,31334	0,33343
Feb2_2014_Marzo6_2014	0,09493	0,28960	0,09698	0,05129	0,18450	0,33674	0,13931	-0,01570	0,37811
Marzo6_2014_Abril7_2014	0,04664	0,35477	0,05855	0,09881	0,25181	0,34764	0,09032	0,09472	0,41128
Abril7_2014_Mayo9_2014	0,14747	0,35085	0,18456	0,13017	0,21609	0,37544	0,08596	0,22827	0,41304
Mayo9_2014_Junio10_2014	0,05350	0,38648	0,09550	0,03487	0,24506	0,39113	0,10205	0,07734	0,30313
Junio10_2014_Julio12_2014	0,08438	0,23476	0,10577	0,04930	0,22354	0,36446	0,09169	0,05668	0,35907
Julio12_2014_Agost13_2014	0,12850	0,20079	0,09149	0,11096	0,21074	0,28376	0,18488	0,00144	0,24872
Agost13_2014_Sept14_2014	0,04427	0,14592	0,11458	0,14511	0,12500	0,19896	0,10099	0,26097	0,15792
Sept14_2014_Oct16_2014	0,17486	0,23025	0,04394	0,09472	0,20513	0,28216	0,05590	0,24762	0,42823
Oct16_2014_Nov17_2014	0,19270	0,22867	0,20742	0,19732	0,22825	0,28358	0,18990	0,26495	0,31750
Nov17_2014_Dic19_2014	0,20112	0,19249	0,10737	0,12651	0,15051	0,19364	0,15193	0,21535	0,27156
Dic19_2014_Enero1_2015	0,19505	0,16480	0,23176	0,18158	0,24133	0,21645	0,19369	0,28459	0,28785
Enero1_2015_Feb2_2015	0,19505	0,16480	0,23176	0,18159	0,24133	0,21645	0,19369	0,28459	0,28785
Feb2_2015_Marzo6_2015	0,07511	0,30591	0,12343	0,03422	0,19457	0,28152	0,13768	0,37466	0,30711
Marzo6_2015_Abril7_2015	0,08809	0,02279	0,07837	0,06231	0,22252	0,26163	0,10373	-0,00689	0,33413
Abril7_2015_Mayo9_2015	0,11210	0,35617	0,07615	0,14439	0,25027	0,14348	0,10278	0,31152	0,28951
Mayo9_2015_Junio10_2015	0,16253	0,30331	0,07885	0,07765	0,12199	0,33672	0,08775	0,06924	0,25952
Junio10_2015_Julio12_2015	0,05192	0,20809	0,13549	0,04869	0,27189	0,25864	0,07948	0,03635	0,35550
Julio12_2015_Agost13_2015	0,02733	0,19884	0,13374	-0,01398	0,20028	0,23149	0,08230	0,07457	0,30450
Agost13_2015_Sept14_2015	0,06272	0,17845	0,15288	0,06124	0,07458	0,21577	0,08113	0,09051	0,24399
Sept14_2015_Oct16_2015	0,18805	0,15500	0,11523	0,02669	0,17489	0,20358	0,11346	0,14647	0,29262
Oct16_2015_Nov17_2015	0,09802	0,22182	0,09451	0,09572	0,15166	0,25535	0,13849	0,14170	0,33184
Nov17_2015_Dic19_2015	0,06488	0,24192	0,07940	0,08952	0,19666	0,28161	0,11690	0,00414	0,41460
Dic19_2015_Enero1_2016	0,11833	0,07510	0,11755	0,08892	0,22506	0,22389	0,12219	-0,00535	0,30574
Enero1_2016_Feb2_2016	0,04619	0,24086	0,07198	0,06868	0,19477	0,31627	0,04992	0,13964	0,21506
Feb2_2016_Marzo5_2016	0,14549	0,18224	0,09207	0,04371	0,37242	0,27770	0,13827	0,29713	0,23568
Marzo5_2016_Abril6_2016	0,06003	0,18688	0,28475	0,07559	0,30001	0,34609	0,10559	0,23403	0,28760
Abril6_2016_Mayo8_2016	0,16627	0,37121	0,11956	0,10845	0,33448	0,34178	0,17064	0,16829	0,36071
Mayo8_2016_Junio9_2016	0,03612	0,17745	0,10106	0,20993	0,41346	0,31179	0,20128	0,19371	0,48027
Junio9_2016_Julio11_2016	0,20966	0,18527	0,01696	0,03817	0,26522	0,25045	0,17489	0,39333	0,38130
Julio11_2016_Agost12_2016	0,12939	0,15075	0,08465	0,18678	0,26996	0,24823	0,12552	0,02171	0,28393
Agost12_2016_Sep13_2016	0,14088	0,15170	0,09541	0,16049	0,18460	0,26606	0,15331	0,14919	0,22432
Sep13_2016_Oct15_2016	0,14944	0,16734	0,13096	0,10356	0,14243	0,24545	0,12904	0,19461	0,23735
Oct15_2016_Nov16_2016	0,10359	0,38218	0,11068	0,10582	0,34361	0,29504	0,16258	-0,07566	0,21107
Nov16_2016_Dic18_2016	0,04893	0,23676	0,06885	0,08576	0,32947	0,26837	0,22477	0,36696	0,39660
Dic18_2016_Enero1_2017	0,23247	0,24239	0,17693	0,15276	0,26789	0,36322	0,16740	0,27321	0,29556

Radio de quemado normalizado térmico (NBRT)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	0,94129	0,96258	0,94039	0,93126	0,96264	0,97588	0,94304	0,93845	0,97153
May9_2013_Jun10_2013	0,95924	0,96537	0,95982	0,95434	0,96572	0,96495	0,96051	0,95477	0,97783
Junio10_2013_Julio12_2013	0,94445	0,94645	0,93659	0,92478	0,96029	0,96424	0,94318	0,93959	0,96182
Julio12_2013_Agost13_2013	0,94666	0,94520	0,94323	0,93782	0,95816	0,95949	0,94417	0,93566	0,95773
Agost13_2013_Sept14_2013	0,96614	0,94748	0,96038	0,97814	0,96861	0,96085	0,96357	0,95681	0,95984
Sept14_2013_Oct16_2013	0,95271	0,94696	0,95474	0,93500	0,96580	0,96474	0,94631	0,95982	0,96573
Oct16_2013_Nov17_2013	0,94884	0,96335	0,95749	0,95500	0,96334	0,96112	0,96073	0,96730	0,95667
Nov17_2013_Dic19_2013	0,94761	0,96230	0,94359	0,93059	0,96148	0,96023	0,94685	0,92252	0,96442
Dic19_2013_Enero1_2014	0,94352	0,95911	0,94223	0,93624	0,96586	0,96207	0,93774	0,94565	0,96956
Enero1_2014_Feb2_2014	0,94618	0,96326	0,94520	0,93724	0,97301	0,97149	0,93859	0,94464	0,96566
Feb2_2014_Marzo6_2014	0,96349	0,96245	0,94573	0,93401	0,95500	0,96971	0,95259	0,91647	0,97128
Marzo6_2014_Abril7_2014	0,94237	0,96594	0,93719	0,93168	0,96368	0,96913	0,94052	0,93942	0,97336
Abril7_2014_Mayo9_2014	0,95280	0,96303	0,95769	0,93888	0,96628	0,97307	0,93951	0,96593	0,96690
Mayo9_2014_Junio10_2014	0,94867	0,96759	0,94168	0,93808	0,95850	0,97308	0,94705	0,93867	0,96203
Junio10_2014_Julio12_2014	0,94740	0,95334	0,93952	0,92775	0,96040	0,96590	0,94412	0,94192	0,96455
Julio12_2014_Agost13_2014	0,96499	0,96522	0,94120	0,95584	0,95889	0,96944	0,96397	0,96162	0,95811
Agost13_2014_Sept14_2014	0,95415	0,95210	0,95788	0,93749	0,96200	0,97144	0,95385	0,96186	0,97309
Sept14_2014_Oct16_2014	0,95977	0,95000	0,94777	0,93207	0,95950	0,96805	0,95335	0,96053	0,96559
Oct16_2014_Nov17_2014	0,97823	0,97554	0,97852	0,97537	0,97819	0,97920	0,97706	0,97671	0,97868
Nov17_2014_Dic19_2014	0,97063	0,96880	0,96595	0,96672	0,97219	0,97573	0,97276	0,97688	0,97372
Dic19_2014_Enero1_2015	0,98690	0,98725	0,98769	0,98835	0,98602	0,97179	0,98800	0,98512	0,98338
Enero1_2015_Feb2_2015	0,98690	0,98725	0,98769	0,98835	0,98602	0,97179	0,98800	0,98512	0,98338
Feb2_2015_Marzo6_2015	0,94527	0,96039	0,94645	0,93286	0,95885	0,96325	0,95305	0,92726	0,96421
Marzo6_2015_Abril7_2015	0,94535	0,98004	0,94076	0,93683	0,96210	0,96762	0,94631	0,93210	0,96563
Abril7_2015_Mayo9_2015	0,94588	0,97070	0,94819	0,93930	0,96228	0,96360	0,94756	0,96315	0,96585
Mayo9_2015_Junio10_2015	0,95178	0,96191	0,95767	0,93393	0,97140	0,96862	0,94455	0,94197	0,95786
Junio10_2015_Julio12_2015	0,93781	0,94999	0,94830	0,92444	0,96567	0,95799	0,94144	0,94452	0,96458
Julio12_2015_Agost13_2015	0,93955	0,94984	0,94587	0,95642	0,95795	0,96509	0,94438	0,93524	0,96239
Agost13_2015_Sept14_2015	0,94135	0,94316	0,95889	0,93045	0,96347	0,96409	0,94345	0,93747	0,95790
Sept14_2015_Oct16_2015	0,96670	0,95608	0,94993	0,96186	0,95979	0,96444	0,95956	0,94522	0,95922
Oct16_2015_Nov17_2015	0,95082	0,95412	0,95565	0,93704	0,96090	0,95790	0,95309	0,93262	0,96602
Nov17_2015_Dic19_2015	0,94084	0,95621	0,93852	0,93065	0,95747	0,96181	0,94448	0,90272	0,96735
Dic19_2015_Enero1_2016	0,95245	0,95492	0,95478	0,93651	0,96614	0,97272	0,94585	0,92570	0,96354
Enero1_2016_Feb2_2016	0,95188	0,95330	0,93966	0,93068	0,96315	0,96264	0,95895	0,96181	0,96913
Feb2_2016_Marzo5_2016	0,96477	0,96158	0,95500	0,94656	0,97174	0,96879	0,95703	0,96014	0,96562
Marzo5_2016_Abril6_2016	0,93994	0,96262	0,95656	0,92703	0,96468	0,96435	0,94739	0,95435	0,96167
Abril6_2016_Mayo8_2016	0,96976	0,96652	0,96052	0,95940	0,97156	0,97334	0,96327	0,95826	0,97500
Mayo8_2016_Junio9_2016	0,94327	0,97175	0,95110	0,95111	0,97190	0,95928	0,95279	0,95835	0,96726
Junio9_2016_Julio11_2016	0,96254	0,96148	0,96415	0,92789	0,95926	0,97912	0,95728	0,96234	0,96769
Julio11_2016_Agost12_2016	0,95020	0,95558	0,94767	0,95701	0,96116	0,96580	0,95681	0,95311	0,97073
Agost12_2016_Sep13_2016	0,98309	0,95868	0,97032	0,97742	0,97139	0,96742	0,98111	0,95758	0,97881
Sep13_2016_Oct15_2016	0,97512	0,96145	0,96456	0,93774	0,97036	0,96735	0,96860	0,95921	0,97508
Oct15_2016_Nov16_2016	0,94307	0,96434	0,95436	0,94057	0,96533	0,96268	0,96644	0,91936	0,96924
Nov16_2016_Dic18_2016	0,94247	0,96462	0,95192	0,92442	0,97294	0,96567	0,96381	0,95381	0,96637
Dic18_2016_Enero1_2017	0,96288	0,96217	0,95933	0,95629	0,96195	0,96736	0,95206	0,96180	0,96024

Índice de vegetación de diferencia normalizado (NDVI)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	0,06441	0,37355	0,06796	0,06056	0,31399	0,48072	0,08065	0,07424	0,44078
May9_2013_Jun10_2013	0,12237	0,16689	0,11548	0,11116	0,20971	0,16156	0,11382	0,03177	0,27939
Junio10_2013_Julio12_2013	0,04506	0,22301	0,09228	0,01672	0,30501	0,32821	0,11913	0,06855	0,39182
Julio12_2013_Agost13_2013	0,10154	0,20585	0,11425	0,05654	0,26435	0,31091	0,13442	0,02192	0,31019
Agost13_2013_Sept14_2013	0,07336	0,16474	0,09031	0,04463	0,11945	0,24784	0,06317	0,12790	0,24400
Sept14_2013_Oct16_2013	0,09993	0,18898	0,14572	0,06233	0,24794	0,26954	0,12046	0,14031	0,25360
Oct16_2013_Nov17_2013	0,10505	0,05023	0,10657	0,09060	0,05532	0,27330	0,06083	0,05746	0,13731
Nov17_2013_Dic19_2013	0,08811	0,34652	0,10524	0,04421	0,27592	0,32035	0,15015	0,07315	0,40923
Dic19_2013_Enero1_2014	0,06876	0,34836	0,10974	0,07824	0,32041	0,34332	0,09740	0,19370	0,48646
Enero1_2014_Feb2_2014	0,10427	0,35613	0,13725	0,08763	0,29389	0,39817	0,14038	0,16040	0,40967
Feb2_2014_Marzo6_2014	0,10825	0,33647	0,11175	0,05256	0,23419	0,40835	0,07747	-0,01276	0,44306
Marzo6_2014_Abril7_2014	0,05199	0,39663	0,07595	0,09228	0,32990	0,42382	0,10834	0,08966	0,47963
Abril7_2014_Mayo9_2014	0,12419	0,36179	0,07576	0,10536	0,05637	0,38003	0,09772	0,18119	0,42827
Mayo9_2014_Junio10_2014	0,06432	0,42548	0,11901	0,03821	0,15100	0,43326	0,11234	0,07733	0,36814
Junio10_2014_Julio12_2014	0,10004	0,28340	0,14707	0,05596	0,30667	0,42208	0,10280	0,06128	0,39202
Julio12_2014_Agost13_2014	0,05239	0,04839	0,11681	0,08196	0,27053	0,32120	0,05651	0,00257	0,10172
Agost13_2014_Sept14_2014	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
Sept14_2014_Oct16_2014	0,12578	0,25547	0,05254	0,07668	0,10724	0,13397	0,08477	0,17066	0,43703
Oct16_2014_Nov17_2014	0,09478	0,13190	0,09784	0,10977	0,11658	0,15542	0,10029	0,13767	0,17119
Nov17_2014_Dic19_2014	0,08907	0,11368	0,08687	0,09254	0,11649	0,17603	0,08397	0,10301	0,09205
Dic19_2014_Enero1_2015	0,03389	0,03122	0,04146	0,03348	0,05208	0,04229	0,03609	0,10296	0,14247
Enero1_2015_Feb2_2015	0,03389	0,03122	0,04146	0,03348	0,05208	0,04229	0,03609	0,10296	0,14247
Feb2_2015_Marzo6_2015	0,08028	0,33608	0,13620	0,03495	0,26131	0,17470	0,12860	0,15496	0,35680
Marzo6_2015_Abril7_2015	0,09990	0,08321	0,09932	0,06779	0,29329	0,30135	0,11435	-0,00514	0,38823
Abril7_2015_Mayo9_2015	0,11616	0,37936	0,07747	0,11646	0,13481	0,19538	0,11076	0,16978	0,10178
Mayo9_2015_Junio10_2015	0,13265	0,33658	0,10072	0,08257	0,23493	0,31548	0,10289	0,06018	0,17646
Junio10_2015_Julio12_2015	0,07036	0,23519	0,14356	0,05432	0,35124	0,29109	0,09664	0,03887	0,41200
Julio12_2015_Agost13_2015	0,03847	0,19943	0,16326	-0,04675	0,27726	0,06034	0,10091	0,07472	0,38038
Agost13_2015_Sept14_2015	0,07221	0,19743	0,04974	0,05115	0,13049	0,05367	0,09271	0,07890	0,28210
Sept14_2015_Oct16_2015	0,04234	0,07690	0,10133	0,02062	0,15579	0,10955	0,04668	0,11131	0,27521
Oct16_2015_Nov17_2015	0,09627	0,22906	0,10849	0,09216	0,16585	0,25954	0,11443	0,11363	0,33612
Nov17_2015_Dic19_2015	0,07212	0,27745	0,09884	0,10600	0,25613	0,30992	0,13567	0,00277	0,43576
Dic19_2015_Enero1_2016	0,10759	0,04098	0,16768	0,08409	0,29219	0,32231	0,13705	-0,00359	0,35644
Enero1_2016_Feb2_2016	0,06108	0,26973	0,09847	0,07206	0,15206	0,14876	0,08033	0,12900	0,04841
Feb2_2016_Marzo5_2016	0,09951	0,08597	0,10475	0,03952	0,36194	0,09314	0,09966	0,16533	0,13698
Marzo5_2016_Abril6_2016	0,06548	0,25264	0,08165	0,07167	0,33484	0,33845	0,10291	0,21586	0,32734
Abril6_2016_Mayo8_2016	0,11086	0,31265	0,12567	0,09996	0,31013	0,28228	0,13007	0,13691	0,28036
Mayo8_2016_Junio9_2016	0,04497	0,33564	0,09398	0,13308	0,44823	0,15162	0,13278	0,18554	0,42645
Junio9_2016_Julio11_2016	0,06593	0,11194	0,04355	0,03526	0,07528	0,06456	0,09095	0,17607	0,40432
Julio11_2016_Agost12_2016	0,11191	0,15844	0,09761	0,13064	0,29621	0,09986	0,11262	0,03590	0,08046
Agost12_2016_Sep13_2016	0,06095	0,09930	0,07454	0,07805	0,09999	0,13078	0,05118	0,11975	0,05491
Sep13_2016_Oct15_2016	0,08121	0,15266	0,11026	0,08472	0,15341	0,19024	0,10139	0,13407	0,12619
Oct15_2016_Nov16_2016	0,09655	0,37146	0,12190	0,08749	0,36264	0,23723	0,03156	-0,04381	0,27363
Nov16_2016_Dic18_2016	0,05854	0,27282	0,09955	0,08590	0,40021	0,29070	0,04520	0,19242	0,40459
Dic18_2016_Enero1_2017	0,12127	0,17823	0,14368	0,12528	0,16336	0,27422	0,16300	0,18838	0,10821

Índice de diferencia agua normalizada (NDWI)

FECHAS	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Abril7_2013_May9_2013	-0,07558	0,06383	-0,09988	-0,16253	0,09954	0,23466	-0,10150	-0,05677	0,15652
May9_2013_Jun10_2013	0,06549	0,12944	0,09462	0,04381	0,12140	0,11373	0,09555	0,04540	0,26343
Junio10_2013_Julio12_2013	-0,06876	-0,06751	-0,11890	-0,16135	0,08772	0,07054	-0,03649	-0,04276	0,07260
Julio12_2013_Agost13_2013	-0,02006	-0,05905	-0,02770	-0,08077	0,00722	0,04870	-0,02604	-0,12655	0,02269
Agost13_2013_Sept14_2013	0,10224	-0,04032	0,03562	0,24383	0,16988	0,07772	0,09298	0,05325	0,06040
Sept14_2013_Oct16_2013	0,00024	-0,04205	0,02533	-0,10511	0,14742	0,10654	-0,01062	0,10575	0,11061
Oct16_2013_Nov17_2013	-0,03307	0,06981	0,05378	0,02165	0,07983	0,05218	0,06619	0,10478	0,00440
Nov17_2013_Dic19_2013	-0,01528	0,07072	-0,02770	-0,16781	0,06549	0,06139	0,00946	-0,08522	0,09406
Dic19_2013_Enero1_2014	-0,07012	0,06655	-0,07739	-0,07803	0,15393	0,06861	-0,07748	0,09614	0,14150
Enero1_2014_Feb2_2014	-0,05748	0,07974	-0,05093	-0,08003	0,27595	0,17552	-0,05583	0,08940	0,10453
Feb2_2014_Marzo6_2014	0,05980	0,04545	-0,03208	-0,15231	-0,01918	0,14820	-0,01848	-0,21739	0,16432
Marzo6_2014_Abril7_2014	-0,03897	0,11760	-0,09363	-0,12196	0,10926	0,16217	-0,07562	-0,09403	0,18368
Abril7_2014_Mayo9_2014	0,00364	0,08460	0,02866	-0,07336	0,11769	0,18304	-0,08452	0,10507	0,12069
Mayo9_2014_Junio10_2014	-0,06391	0,13860	-0,07940	-0,11518	0,07703	0,18353	-0,01792	-0,06331	0,06246
Junio10_2014_Julio12_2014	-0,04277	-0,01740	-0,08912	-0,18450	0,06870	0,12379	-0,01326	-0,04879	0,08725
Julio12_2014_Agost13_2014	0,07103	0,10834	-0,08509	0,00979	0,05554	0,12945	0,08441	0,12796	0,05363
Agost13_2014_Sept14_2014	0,01025	-0,02469	0,06264	-0,09774	0,03318	0,20460	0,01313	0,06422	0,14417
Sept14_2014_Oct16_2014	0,05462	-0,02118	-0,05048	-0,07495	0,05845	0,11133	0,00424	0,05451	0,08661
Oct16_2014_Nov17_2014	0,36690	0,30920	0,37719	0,31467	0,36987	0,37373	0,34425	0,32057	0,34789
Nov17_2014_Dic19_2014	0,21131	0,17665	0,15476	0,18545	0,23793	0,29820	0,25493	0,32894	0,25872
Dic19_2014_Enero1_2015	0,57911	0,58846	0,60071	0,64332	0,55280	0,24271	0,61257	0,53468	0,47139
Enero1_2015_Feb2_2015	0,57911	0,58846	0,60071	0,64332	0,55280	0,24271	0,61257	0,53468	0,47139
Feb2_2015_Marzo6_2015	-0,04726	0,06030	-0,01804	-0,11612	0,06823	0,07909	0,02649	0,00254	0,11348
Marzo6_2015_Abril7_2015	-0,04177	0,32525	-0,04061	-0,10983	0,05001	0,11775	-0,01586	-0,13100	0,13321
Abril7_2015_Mayo9_2015	-0,00196	0,14538	0,01093	-0,06593	0,07015	0,06811	-0,01932	0,09969	0,10776
Mayo9_2015_Junio10_2015	-0,02791	0,06654	0,10545	-0,16345	0,18110	0,15197	-0,03118	-0,05484	0,06444
Junio10_2015_Julio12_2015	-0,12831	-0,03031	0,04868	-0,19767	0,11606	0,05802	-0,03972	-0,02984	0,11545
Julio12_2015_Agost13_2015	-0,11041	-0,05431	-0,01551	0,07436	0,06187	0,10640	-0,05326	-0,06353	0,06979
Agost13_2015_Sept14_2015	-0,05488	-0,08512	0,05019	-0,09786	0,05933	0,09545	-0,06626	-0,09096	0,04079
Sept14_2015_Oct16_2015	0,10897	0,00554	-0,01608	0,12806	0,07907	0,10362	0,05224	-0,07379	0,03379
Oct16_2015_Nov17_2015	0,01378	0,00036	0,04046	-0,09665	0,06231	0,06549	0,02149	-0,10481	0,12671
Nov17_2015_Dic19_2015	-0,04502	0,02740	-0,05159	-0,14197	0,04324	0,10756	-0,03459	-0,25968	0,14317
Dic19_2015_Enero1_2016	0,00221	-0,01928	0,03237	-0,08936	0,09140	0,17514	-0,05189	-0,22970	0,08934
Enero1_2016_Feb2_2016	-0,01525	0,01048	-0,08851	-0,12108	0,11532	0,09902	0,06291	0,16383	0,13905
Feb2_2016_Marzo5_2016	0,09568	0,06902	0,03446	-0,02101	0,23835	0,13687	0,04962	0,13143	0,10861
Marzo5_2016_Abril6_2016	-0,04802	0,10335	0,02861	-0,11591	0,14677	0,11441	-0,05688	0,02876	0,07867
Abril6_2016_Mayo8_2016	0,19258	0,12931	0,09468	0,09770	0,20432	0,21915	0,11601	0,07565	0,22266
Mayo8_2016_Junio9_2016	-0,04096	0,17166	-0,01285	0,00598	0,22574	0,07282	0,03904	0,02206	0,11251
Junio9_2016_Julio11_2016	0,08158	0,05728	0,09966	-0,14548	0,07668	0,23116	0,04496	0,11135	0,13958
Julio11_2016_Agost12_2016	0,00174	0,00100	-0,01908	0,03739	0,08176	0,11103	0,05110	0,03294	0,13595
Agost12_2016_Sep13_2016	0,48456	0,05063	0,22264	0,35391	0,22236	0,14189	0,44037	0,06732	0,37782
Sep13_2016_Oct15_2016	0,29566	0,10363	0,15817	-0,03536	0,21946	0,16546	0,20806	0,09345	0,27938
Oct15_2016_Nov16_2016	-0,03086	0,08427	0,03392	-0,06447	0,11194	0,07342	0,12445	-0,19750	0,10898
Nov16_2016_Dic18_2016	-0,08378	0,07603	-0,01249	-0,12365	0,23714	0,13039	0,11509	0,04800	0,13069
Dic18_2016_Enero1_2017	0,07401	0,08439	0,04491	0,03966	0,09314	0,12479	-0,00626	0,08640	0,06909

Elevación Digital del Terreno (EDT)

ESTACIÓN	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Elevación (m)	2806	2655	2822	2751	2924	3123	2794	2463	2340

Área de zona comercial dentro de radio de 500 m (M500)

ESTACIÓN	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Area dentro de radio de 500 metros (m^2)	525780,355	0	179638,9	165159,063	102011,064	54950,4483	296318,292	20397,5132	76772,4603

Área de zona residencial dentro de radio de 250 m (R250)

ESTACIÓN	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Area dentro de radio de 250 metros (m^2)	24077,6174	190982,8748	98844,9501	178561,2453	155155,329	149138,611	162647,321	0	189580,117

Área de zona residencial dentro de radio de 500 m (R500)

ESTACIÓN	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Area dentro de radio de 500 metros (m^2)	142355,632	645287,161	421586,048	597521,386	659057,547	666008,596	451656,835	98084,2511	665093,193

Distancia de las estaciones a vías principales (VIAS)

ESTACIÓN	BELISARIO	CARAPUNGO	CENTRO	COTOCOLLAO	EL CAMAL	GUAMANI	JIPIJAPA	LOS CHILLOS	TUMBACO
Distancia a vias principales (m)	25,42069	14,27578	2,28100	0,64660	1,72602	0,74963	6,38389	NaN	1,97908