UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA SEDE QUITO

CARRERA: INGENIERÍA AMBIENTAL

Trabajo de titulación previo a la obtención del título de: INGENIERAS AMBIENTALES

TEMA: RELACIÓN ENTRE DATOS METEOROLÓGICOS Y DE SENSORES REMOTOS ENTRE LOS AÑOS 2000 Y 2018 EN QUITO, ECUADOR

AUTORAS: IVONNE ALEXANDRA GAVILANES HARO JENNIFER ALEJANDRA VELÁSQUEZ RODRÍGUEZ

TUTOR: CÉSAR IVÁN ÁLVAREZ MENDOZA

Quito, febrero 2020

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Nosotras, Ivonne Alexandra Gavilanes Haro, con documento de identificación N.º 1725743197, y Jennifer Alejandra Velásquez Rodríguez con documento de identificación N.º 1722228119, manifestamos nuestra voluntad y cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autoras **RELACIÓN** del titulación intitulado: ENTRE trabajo de DATOS METEOROLÓGICOS Y DE SENSORES REMOTOS ENTRE LOS AÑOS 2000 Y 2018 EN QUITO, ECUADOR, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de INGENIERAS 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 autoras nos reservamos los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

havilanes

And the .

Ivonne Alexandra Gavilanes Haro 1725743197

Jennifer Alejandra Velásquez Rodríguez 1722228119

Febrero, 2020

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL TUTOR

Yo declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el Trabajo Experimental, **RELACIÓN ENTRE DATOS METEOROLÓGICOS Y DE SENSORES REMOTOS ENTRE LOS AÑOS 2000 Y 2018 EN QUITO, ECUADOR**, realizado por Ivonne Alexandra Gavilanes Haro y Jennifer Velásquez Rodríguez, 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 2020

J.J.

CÉSAR IVÁN ÁLVAREZ MENDOZA 1720100922

DEDICATORIA

Este logro tan importante se lo dedico a Dios por ser mi guía y refugio durante toda mi vida y permitirme cumplir una meta más.

A mis padres Carlos y Mirian por su apoyo incondicional en los momentos más difíciles y darme palabras de aliento y superación.

A mis hermanas Karla y Xiomara por siempre estar presentes y brindarme su tiempo.

A toda mi familia por siempre mostrar interés en mi superación.

A mis amigas por permitirme aprender más de la vida a su lado durante esta etapa de mi vida.

Ivonne

Mi más profundo sentido de gratitud:

A Dios por guiarme durante este camino.

A la mujer que me apoya todos los días con su infinito amor, mi madre.

Para el hombre que pacientemente me prepara para la vida, mi padre.

A esas dos mujeres que me desafían y no me dejan renunciar, mi hermana y mi abuelita.

A la persona que le da alegría a mi vida y por la que quiero ser mejor cada día, mi sobrino

Leandro.

Y a mi familia que con humor y amor siempre me ha apoyado.

¡Simplemente muchas gracias!

Jennifer

AGRADECIMENTOS

Nuestro más sincero agradecimiento a Dios por ser el ente creador que guía a cada uno de los seres humanos y proporciona fortaleza y sabiduría para la consecución de cada meta propuesta.

A nuestros padres por acompañarnos durante todo este trayecto universitario, con su paciencia y amor incondicional.

A nuestras familias que con su apoyo lograron que lleguemos a culminar este camino tan importante.

Agradecemos también a nuestros docentes de la Universidad Politécnica Salesiana de la Carrera de Ingeniería Ambiental por la preparación académica brindada, y de manera especial al PhD César Álvarez Mendoza, tutor de nuestro proyecto de investigación, por su valiosa tutoría en la realización y culminación de este trabajo, que sin su prescindible apoyo no se habría logrado finalizarlo.

Ivonne y Jennifer

ÍNDICE

1.	INT	ΓRO	DUCCIÓN1
2.	OB	JET	IVOS
1	2.1.	Obj	etivo General
/	2.2.	Obj	etivos Específicos3
3.	MA	RC	O TEÓRICO4
	3.1.	Sen	sores Remotos4
	3.1.	1.	Espectro Electromagnético5
	3.1.	2.	Elementos de percepción remota6
,	3.2.	Prir	ncipio de la captura de información a distancia y bases físicas6
	3.2.	1.	Píxel7
	3.2.	2.	Creación de Pirámides7
	3.2.	3.	Bit7
,	3.3.	Res	olución7
	3.3.	1.	Resolución Radiométrica
	3.3.	2.	Resolución Espectral
	3.3.	3.	Resolución Espacial9
	3.3.	4.	Resolución Temporal10
	3.4.	Sate	élites Landsat10
	3.4.	1.	Landsat 7

3.4.2	Problema SLC-OFF
3.4.3	Landsat 8
3.5.	Corrección de las imágenes13
3.5.1	. Corrección topográfica14
3.5.2	Corrección radiométrica14
3.5.3	Corrección geométrica14
3.5.4	Corrección atmosférica14
3.6.	Localización de puntos de control15
3.7.	Transformación de coordenadas15
3.8.	Índices espectrales15
3.8.1	. Índices de vegetación16
3.8.2	Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)16
3.9.	LST16
3.10.	Estaciones Meteorológicas17
3.11.	Modelamiento Numérico18
4. MAT	FERIALES Y MÉTODOS20
4.1.	Área de Estudio20
4.2.	Imágenes Satelitales23
4.2.1	Landsat 723

4.2.2.	Landsat 8	23
4.3. Ha	rdware empleado	26
4.4. Sof	ftware empleado	26
4.5. Ree	copilación de información	26
4.6. Pre	e procesamiento de imágenes Satelitales	27
4.6.1.	Corrección Radiométrica	28
4.6.2.	Corrección Atmosférica	28
4.7. Cá	lculo de Índices Ambientales	29
4.7.1.	Índice diferencial de vegetación normalizado (NDVI)	29
4.7.2.	Temperatura	29
4.7.3.	Proporción de vegetación	31
4.7.4.	Emisividad de superficie terrestre	31
4.7.5.	Temperatura de brillo	32
4.7.6.	Temperatura de superficie	32
4.8. Cái	lculo de la matriz con los indicadores medioambientales	33
4.10. Mod	lelos de estimación de LST	33
5. RESUI	LTADOS Y DISCUCIÓN	35
5.1. Sat	élite Landsat 7	35
5.1.1.	Análisis de información captada de LST	35

	5.1.	2. Análisis de datos en los sensores Landsat 7 y Landsat 8
	5.1.	3. Estudio de los modelos obtenidos ;Error! Marcador no definido
	5.1.	4. Modelo 1: Regresión Lineal por años data completa Landsat 7 y 846
	5.1.	5. Modelo 2 Regresión Lineal por década sensores Landsat 7 y Landsat 849
	5.1.	.6. Modelo 3: Regresión Lineal año 2014 sensor Landsat 7
	5.1.	7. Modelo 3: Regresión Lineal año 2014 sensor Landsat 8
5	5.2.	Análisis estadístico de los modelos planteados para los sensores Landsat 7 y
Ι	Lands	52 sat 8
5	5.3.	Modelos elegidos para los sensores Landsat 7 y Landsat 853
5	5.4.	Validación para el Modelo 3 sensor Landsat757
5	5.5.	Validación para el Modelo 3 sensor "Landsat 8"60
5	5.6.	Discusión
6.	CO	NCLUSIONES Y RECOMENDACIONES67
6	5.1.	Conclusiones
6	5.2.	Recomendaciones
7.	BI	BLIOGRAFIA70
8.	AN	EXOS77

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características del sensor Landsat 7 12
Tabla 2. Características del sensor Landsat 8 13
Tabla 3. Elementos de una Estación Meteorológica
Tabla 4. Principales Características de Imágenes Satelitales
Tabla 5. Resumen de imágenes procesadas previo a proceso de modelación
Tabla 6. Cálculo de la Mediana para Estaciones Meteorológicas Automáticas en los
sensores Landsat 7 y Landsat 8
Tabla 7. Datos de estudio sensor "Landsat 7" año 201440
Tabla 8. Datos de estudio sensor Landsat 8 año 201440
Tabla 9. Coeficiente de correlación de Pearson para el sensor "Landsat 7"
Tabla 10. Coeficiente de correlación de Pearson para el sensor Landsat 8
Tabla 11. Resumen de imágenes procesadas durante la modelación
Tabla 12. Criterios estadísticos por año para el sensor "Landsat 7"
Tabla 13. Criterios estadísticos por año para el sensor Landsat 8
Tabla 14. Criterios estadísticos por década para el sensor Landsat 7
Tabla 15. Criterios estadísticos por década para el sensor Landsat 8
Tabla 16. Criterios estadísticos año 2014 teniendo en cuenta dos variables explicativas
para el sensor Landsat 7
Tabla 17. Resumen del Modelo Lineal año 2014 sensor Landsat 7
Tabla 18. Criterios estadísticos año 2014 teniendo en cuenta dos variables explicativas
para el sensor Landsat 851
Tabla 19. Resumen del Modelo Lineal año 2014 sensor Landsat 8

Tabla 20. Comparación de los modelos generados para el sensor Landsat 7
Tabla 21. Análisis estadístico de los modelos estudiados Landsat 8
Tabla 22. Comparación del valor de LST observado vs el predicho por el Modelo 3
sensor L 7
Tabla 23. Comparación del valor de LST observado vs el predicho por el Modelo 3
sensor L861
Tabla 24. Coordenadas Geográficas de las Estaciones Meteorológicas Automáticas del
DMQ77
Tabla 25. Matriz del año 2004 al 2018 con R2 y R2 Ajustado para el sensor Landsat 7.
Tabla 26. Matriz del año 2013 al 2018 con R2y R2 Ajustado para el sensor Landsat 8 88

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Elementos de un Sensor Remoto
Figura 2. Espectro Electromagnético
Figura 3. Resolución Radiométrica
Figura 4. Resolución Espectral9
Figura 5. Resolución Espacial9
Figura 6. Resolución Temporal10
Figura 10. Organización de una imagen digital
Figura 11. Metodología aplicada para la obtención de temperatura de superficie30
Figura 12. Matriz con parámetros medioambientales ;Error! Marcador no definido.
Figura 13. Diagrama de cajas a) LST VS TEM MAX, b) LST vs TEM MIN, c) LST vs
TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor "Landsat 7"35
Figura 14. Diagrama de cajas a) LST vs TEM MAX, b) LST vs TEM MIN, c) LST vs
TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor Landsat 837
Figura 15. Diagrama de dispersión entre a) LST vs TEM MAX, b) LST vs TEM MIN,
c) LST vs TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor
Landsat 741
Figura 16. Diagrama de dispersión entre a) LST vs TEM MAX, b) LST vs TEM MIN,
c) LST vs TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor
Landsat 8
Figura 17. Diagrama de verificación de supuestos a) Residual vs Fitted Plot, b) Normal
QQ, c) Scale-Location d) Residual vs Laverage Plot en el sensor Landsat 754

Figura 18. Diagrama de verificación de supuestos a) Residual vs Fitted Plot, b) Normal
QQ, c) Scale-Location d) Residual vs Laverage Plot en el sensor Landsat 856
Figura 19. Dispersión de residuos Modelo 3 para el sensor "Landsat 7"
Figura 20. Breve descripción de las figuras de izquierda a derecha se observa la LST en
las que se considera temporada lluviosa y seca donde: el tono rojo representa las zonas
con altas temperaturas y a medida que la temperatura disminuye cambia a color azul59
Figura 21. Dispersión de residuos Modelo 3 para el sensor "Landsat 7"60
Figura 22. Breve descripción de las figuras de izquierda a derecha se observa la LST en
las que se considera temporada lluviosa y seca donde: el tono rojo representa las zonas
con altas temperaturas y a medida que la temperatura disminuye cambia a color azul62
Figura 23. Pasos para cargar la imagen satelital en el programa ENVI 5.3
Figura 24. Selección del archivo MTL
Figura 25. Calibración Radiométrica
Figura 26. Selección de la Banda Thermal80
Figura 27. Selección de la herramienta Spectral Índices
Figura 28. Selección de la herramienta "Green Normalized Difference Vegetation
Index"
Figura 29. Imagen con Corrección Radiométrica t Atmosférica
Figura 30. Descarga de la Banda 4 y 5
Figura 31. Ecuación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada
Figura 32. Descarga de la Banda 10 y 1183
Figura 33. Ecuación de la Proporción de Vegetación
Figura 34. Ecuación de Temperatura de Superficie de Emisividad

Figura 35.	Ecuación de	Temperatura de S	uperficie	84
------------	-------------	------------------	-----------	----

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO A. Coordenadas Geográficas de las Estaciones Meteorológicas Automáticas
del DMQ73
ANEXO B. Pasos para la Corrección Radiométrica y Atmosférica para el
sensor74
ANEXO C. Pasos para la determinación de la Temperatura de Superficie en el programa
ArcGIS 10.5 en el sensor "Landsat 8"78
ANEXO D. Matriz de todos los años en estudio para los sensores "Landsat 7" y
"Landsat 8"

RESUMEN

El análisis de la Temperatura Superficial también conocida como (LST), es una de las variables más relevantes para estudios ambientales puesto que nos permiten conocer factores como balance de energías, evapotranspiración y humedad del suelo.

Para la presente investigación se emplearon datos de dos fuentes, la primera de imágenes satelitales de los sensores Landsat 7, en los años del 2003 al 2018, y Landsat 8 entre 2013 a 2018 respectivamente y en la segunda datos meteorológicos, de las estaciones automáticas de la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito.

Una vez descargadas las imágenes satelitales fueron sometidas a correcciones radiométricas y atmosféricas en el programa ENVI 5.0 para reducir al máximo los errores que estas presentaron. Posteriormente, las imágenes corregidas son cargadas en un Sistema de Información Geográfica, específicamente ArcGIS 10.6 de donde se obtuvo una serie de indicadores ambientales, con los cuales se calculó una matriz multivariable.

En la fase de modelado los datos fueron tratados por años, décadas y combinación de variables generando 3 modelos lineales para cada sensor, los modelos más relevantes que pasaron a la etapa de validación obtuvieron un coeficiente de correlación o también llamado R² de 0.8329, R² Ajustado de 0.7661 para Landsat 7, mientras que para Landsat 8 se obtuvo un R² de 0.8117 y un R² Ajustado de 0.7363 para el año 2014 en los dos sensores, concluyendo así que la Temperatura Máxima, Media y Mínima son las variables más relacionadas con el LST.

Palabras claves: LST, Sensores Remotos, Temperatura, Quito.

ABSTRACT

The surface temperature analysis is also known as (LST), it is one of the most relevant variables for established environmental studies that allow us to know the factors such as energy balance, evapotranspiration and soil moisture.

For the present investigation, data from two sources were used, the first of satellite images of the Landsat 7 sensors, in the years from 2003 to 2018, and Landsat 8 between 2013 to 2018 respectively and in the second meteorological data, of the automatic stations of the Metropolitan Network of Atmospheric Monitoring of Quito.

Once the satellite images were downloaded, they sometimes went to radiometric and atmospheric corrections in the ENVI 5.0 program to minimize errors that these losses. Subsequently, the corrected images are loaded into a Geographic Information System, specifically ArcGIS 10.6 from which a series of environmental indicators are obtained, with which a multivariable matrix is calculated.

In the modeling phase the data were treated for years, decades and combination of variables generating 3 linear models for each sensor, the most relevant models that passed to the validation stage obtained a correlation coefficient or also called R^2 of 0.8329, R^2 Adjusted 0.7661 for Landsat 7, while Landsat 8 obtained an R^2 of 0.8117 and an Adjusted R^2 of 0.7363 for the year 2014 in the two sensors, thus concluding that the Maximum, Average and Minimum Temperature they are the variables most related to the LST. **Keywords:** LST, Remote Sensors, Temperature, Quito.

ABREVIATURAS

° C:	Grado Centígrado		
DMQ:	Distrito Metropolitano de Quito		
HUM:	Humedad		
LST:	Temperatura de Superficie		
L7	Landsat 7		
L8"	Landsat 8		
REEMAQ:	Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito		
R ² :	R cuadrado		
R ² Adj:	R cuadrado ajustado		
RMSE:	Error cuadrático medio		
RAD SOLAR:	Radiación solar		
TEM MAX:	Temperatura máxima		
TEM MED:	Temperatura media		
TEM MIN:	Temperatura mínima		

1. INTRODUCCIÓN

Durante los últimos años las emisiones a la atmósfera, se han visto directamente relacionadas con el cambio climático, lo que conlleva a presentar efectos de contaminación del aire, produciendo daños en la salud de los habitantes, y a la vez han generado un impacto negativo en los fenómenos meteorológicos, generando desastres naturales que amenazan la estabilidad mundial (Gibson, 2015).

La importancia de la teledetección espacial es que se pueden adquirir imágenes de la superficie terrestre, mediante los diferentes sensores que se encuentran en las plataformas espaciales, los satélites meteorológicos, que se encuentran operando hace varios años y a través de los datos proporcionados por ellos, es posible realizar un análisis del clima a corto y largo plazo (Francisco, 2013).

Las imágenes transmitidas por los satélites se han convertido de uso habitual, puesto que permite identificar el brillo de las nubes y temperatura y de esta manera, tener mayor comprensión de los movimientos nubosos (Francisco, 2013).

Con la recopilación de todas las imágenes se puede realizar mapas climáticos de temperaturas y de los diferentes tipos de nubes, con la finalidad de predecir el tiempo mediante métodos estadísticos (Francisco, 2013).

Los sensores remotos son dispositivos que contienen la más alta tecnología de exploración, detección y monitoreo desarrollada en los últimos años, dando a conocer información del espectro electromagnético de los diferentes lugares estudiados y ayudando a identificar objetos mediante variables biofísicas en este caso la temperatura que emite la superficie terrestre (Tamayo , 2016).

1

Los sensores analizados son Landsat 7 y Landsat 8 enfocándose en la información que se almacena en las bandas de infrarrojo térmico las cuales nos permiten conocer la emisividad producida en los cuerpos para su posterior análisis a través de la estimación de temperatura de la tierra (Tamayo , 2016).

Se tomó en cuenta la estimación de índices de vegetación adquiridas por las imágenes descargadas de los dos sensores y su relación con datos meteorológicos presentes en el área de estudio como: temperatura (máxima, media y mínima), radiación solar y humedad (Gonzaga Aguilar, 2014).

El propósito del estudio se enfoca en tomar ventaja de las múltiples características tecnológicas de los sensores remotos y su dominio en el infrarrojo térmico usándolas en investigaciones de cambio climático y su nivel de relevancia en el medio ambiente (Gonzaga Aguilar, 2014).

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo General

Determinar la relación para obtención de modelos entre datos meteorológicos de campo y de sensores remotos entre los años 2000-2018 en Quito-Ecuador.

2.2. Objetivos Específicos

- Determinar la temperatura de superficie (LST) de los satélites Landsat 7 y Landsat
 8 entre los años 2000 y 2018 en la ciudad de Quito.
- Establecer mediante gráficos estadísticos las series de datos de temperatura con los satélites Landsat 7 y Landsat 8 entre los años 2000 y 2018 en la ciudad de Quito.
- Generar un modelo en base al análisis de datos anuales y por década para la ciudad de Quito.

3. MARCO TEÓRICO

3.1. Sensores Remotos

Es una práctica la cual consiste en obtener imágenes por medio de sensores que se conectan con la superficie terrestre proporcionando de esta manera una señal misma que pueda ser almacenada e interpretada para su continua aplicación, emitida de dos formas por reflexión del sol o un haz energético artificial que se localizan en plataformas espaciales las cuales se encuentran entre la superficie terrestre y el satélite produciendo una interacción energética (Chuvieco, 2008).

Este tipo de sistemas consta de varios elementos entre los cuales están: la fuente de energía que se enfoca tanto en la teledetección activa y pasiva subministrada por el sol, cubierta terrestre que recoge la señal energética y la refleja, sistema de comercialización para recolectar la información de la plataforma y estudiar la superficie terrestre (Chuvieco, 2008).

Figura 1.

Elementos de un Sensor Remoto



Nota: El gráfico representa satélites de teledetección para la gestión del territorio. (2012) [Online] Principios básicos de teledetección. Adaptado de: http://www.gmrcanarias.com/wp-content/uploads/2016/01/20_catalogo_satelites_es.pdf

3.1.1. Espectro Electromagnético

Se refiere a una serie de frecuencias medidas en ciclos de onda por unidad de tiempo mediante las cuales se produce una radiación electromagnética (Bernardo, 2005).

La mayoría de objetos cuentan con su propia energía la cual se refleja en una serie de valores de forma continua transfiriendo un flujo de energía con el fin de distinguir unas fuentes de otras, el espectro electromagnético es medido en micrómetros para las ondas cortas y en centímetros para las ondas largas (Bernardo, 2005).

Figura 2.

Espectro Electromagnético



Nota: El gráfico representa una serie de frecuencias medidas en ciclos de onda por unidad de tiempo. (2012) [Online] Principios básicos de teledetección. Adaptado de: http://www.gmrcanarias.com/wp-content/uploads/2016/01/20_catalogo_satelites_es.pdf

3.1.2. Elementos de percepción remota

En los últimos años con el avance acelerado de la tecnología se han incluido varios dispositivos y métodos para la obtención de datos a diferentes distancias, con la ayuda de la percepción remota encontramos un amplio estudio de una gran variedad de fenómenos desde una perspectiva micro como macroscópica (Zamorano, Ortiz Pérez, & Ramírez, 2000).

Entre los elementos de percepción remota se encuentran los siguientes:

• Fuente de Iluminación

En este elemento se usa una fuente extra llamada también pasiva la cual usa una estrella lejana o el sol como suministro de energía.

Por otra parte los sistemas activos son una forma distinta de percepción remota la cual no necesita ninguna fuente de energía sino que se abastecen por si solo con su propia iluminación teniendo un control sobre la misma, extendiendo así su campo de percepción remota donde su origen ya no emite luz visible (Marra, van de Grint, Alberti, & Karssenberg, 2017).

Elemento Físico

El paisaje es uno de los elementos físicos que más dificultad generan en la investigación, durante la percepción remota, puesto que intervienen varios factores que muchas de las veces son lejanas al investigador, que conlleva a situaciones adversas que no se pueden controlar (Marra et al., 2017).

3.2. Principio de la captura de información a distancia y bases físicas

Entre los elementos esenciales que se emplean para la obtención de información a distancia contamos principalmente con leyes físicas y radiación electromagnética, las

cuales realizan procesos de reflexión, dispersión y absorción con el objetivo de detectar una superficie y sus propiedades mismas que establecen el tipo de información requerida y el sensor utilizado (Salazar-Centeno, Niño-Niño, & Díaz-Suárez, 2017).

3.2.1. Píxel

Es el elemento más pequeño que constituye una imagen digital, la cual se encuentra en un lugar determinado del ordenador y proporciona un número para la asignación del color y brillo de un fragmento de la imagen (Kreis, 2008).

3.2.2. Creación de Pirámides

La creación de pirámides proporciona velocidad en la percepción de documentos ráster aumentando el número de píxeles de la imagen (Pérez & Muñoz, 2006).

3.2.3. Bit

Puede asimilar valores de 0 a 1 siendo un método de numeración binario con el cual se puede medir el sistema de almacenamiento en una memoria digital que se representan dos valores al estado de apagado y otro al estado de encendido (Ambrosio, González, & Arévalo, 2002).

3.3. Resolución

La resolución espacial hace referencia a los detalles visibles que se puede apreciar en una imagen mientas más pequeña sea el área en estudio tiene más porcentaje de detalles a ser captados y aumenta la resolución espacial, hay varios elementos que intervienen en la resolución de esta, entre ellos se encuentran: poder resolutivo del sistema óptico, humo, influencia atmosférica, disminución de la iluminación, neblina entre otros (Landsat et al., 2014).

3.3.1. Resolución Radiométrica

Es el número de niveles digitales utilizados para proporcionar los datos acumulados por el sensor mientras la imagen tenga más niveles aumenta su porcentaje de resolución, se expresa en distintas unidades ($W/m^2 / \mu m/sr$) (Marra et al., 2017).

Figura 3.

Resolución Radiométrica



Nota: El gráfico representa la resolución radiométrica para proporcionar los datos acumulados por el sensor. "Guide to Satellite Remote Sensing of the Marine Environment" Intergovernmental Oceanographic Commission, UNESCO. (1992) Remote sensing of ocean colour. [Online]. Adaptado de: https://www.oceanbestpractices.net/handle/11329/98

3.3.2. Resolución Espectral

Esta resolución indica el ancho y la cantidad de bandas que absorbe la radiación electromagnética a través del sensor ya que si tiene un mayor número de bandas cuenta con más variables para caracterizar mejor la superficie (Correia, 2018).

El sensor cuenta con un número determinado de bandas dependiendo de la imagen, si esta es de diferentes colores cuenta con tres bandas (rojo, verde y azul) mientras para las imágenes a blanco y negro tiene una sola banda (Correia, 2018). Figura 4. Resolución Espectral



Nota: El gráfico representa la resolución espectral, indica el ancho y la cantidad de bandas que absorbe la radiación electromagnética a través del sensor. "Guide to Satellite Remote Sensing of the Marine Environment" Intergovernmental Oceanographic Commission, UNESCO. (1992) Remote sensing of ocean colour. [Online]. Adaptado de: https://www.oceanbestpractices.net/handle/11329/98

3.3.3. Resolución Espacial

Es la parte más pequeña distinguible en la imagen, está compuesta por la dimensión del píxel que es medido en metros sobre la superficie del terreno, la ubicación del sensor dependiendo su altura y su ángulo de enfoque diciendo así que entre más pequeño es el píxel tiene una mayor resolución (Paz Pellat, 2018).

Figura 5.

Resolución Espacial



Nota: El gráfico representa la resolución espacial, es la parte más pequeña distinguible en la imagen "Guide to Satellite Remote Sensing of the Marine Environment" Intergovernmental Oceanographic Commission, UNESCO. (1992) Remote sensing of ocean colour. [Online]. Adaptado de: https://www.oceanbestpractices.net/handle/11329/98

3.3.4. Resolución Temporal

Esta resolución hace referencia a la periodicidad con la que pasa un satélite por un punto establecido en la superficie terrestre, registrando cambios temporales en la imagen cada que pasa el sensor. La resolución de la imagen depende de variables como: velocidad, diseño, inclinación y altura a la que el sensor se encuentra (Paz Pellat, 2018).

Figura 6.

Resolución Temporal



Nota: El gráfico representa la resolución temporal, hace referencia a la periodicidad con la que pasa un satélite por un punto establecido en la superficie. "Guide to Satellite Remote Sensing of the Marine Environment" Intergovernmental Oceanographic Commission, UNESCO. (1992) Remote sensing of ocean colour. [Online]. Adaptado de: https://www.oceanbestpractices.net/handle/11329/98

3.4. Satélites Landsat

Estados Unidos en combinación con la NASA crean una serie de sensores remotos llamados Landsat, que están dotados con una serie de instrumentos y equipos aptos para la detección multiespectral y tienen como objetivo un programa de observación terrestre, que se han ido desarrollando desde 1970 (Cortes, 2014).

Estos satélites orbitan alrededor de la Tierra, en un período de 99 minutos, estos satélites se encuentran a 705 km de altura, con una inclinación de 98. 2º respecto del Ecuador (Fernández, 2015).

El primer satélite fue enviado a orbita en 1972 y se denominó en principio ERTS-1, que luego cambió su nombre a Landsat 1, a continuación se detalla una lista de satélites Landsat y su año de lanzamiento: Landsat 2 en el año 1975, Landsat 3 en 1978, Landsat 4 en 1982, Landsat 5 en 1985, Landsat 6 en 1993 con un lanzamiento fallido, después Landsat 7 en 1999, y por último Landsat 8 en 2013 (Cortes, 2014).

3.4.1. Landsat 7

Es un satélite enviado desde la NASA con el objetivo de recaudar datos diarios multiespectrales sin nubes desde la superficie de la tierra desde 1972 hasta el presente año, cuenta con una capacidad de almacenamiento y trasferencia máxima de hasta 532 imágenes al día (Günlü & Kadıoğulları, 2018).

El satélite está ubicado en una órbita heliosincrónica lo que quiere decir que pasa por un lugar específico a la misma hora, es decir entre las 10:00 y 10:15 de la hora local, teniendo una visibilidad total de la superficie terrestre en un periodo de 15 días, cuenta con una memoria de 378 GB, resolución multiespectral de 30m, resolución pancromática de 15m y 8 bandas (Günlü & Kadıoğulları, 2018).

3.4.2. Problema SLC-OFF

Este satélite presenta un problema en el sistema corrector de exploración de línea SLC el cual produce daños en el sensor Enhaced Thematic Mapper Plus (ETM+), debido a que las imágenes presentan franjas de datos inválidos o también llamados gaps provocando un efecto zigzag, a este problema se lo conoce como SLC-off el cual genera una pérdida de información en un 22% de la imagen, lo que produce inconvenientes al momento de realizar estudios topográficos (Ramos , 2009).

Tabla 1.

			Longitud de	Resolución
Sensor	Banda	Descripción	Onda (µm)	Espacial(m)
ETM+	Banda 1	Azul	0,45 - 0,515	30
ETM+	Banda 2	Verde	0,52 - 0,60	30
ETM+	Banda 3	Rojo	0,63 - 0,69	30
ETM+	Banda 4	NIR	0,76 - 0,90	30
ETM+	Banda 5	SWIR 1	1,55 - 1,75	30
ETM+	Banda 6	TIR	10,40 - 12,5	60
ETM+	Banda 7	SWIR 2	2,08 - 2,35	30
ETM+	Banda 8	Pancromática	0,52 - 0,90	15

Características del sensor Landsat 7

Nota: Esta tabla muestra las características del sensor Landsat 7. Elaborado por: Modificado por el autor Fuente: Manual de ArcGIS 10 NIVEL INTERMEDIO. 2013

3.4.3. Landsat 8

Es el satélite más actual de la familia Landsat, lanzado desde Estados Unidos el 11 de febrero de 2013 vigente hasta la actualidad, cuenta con 11 bandas espectrales (Costera-Aerosoles, azul, verde, rojo, infrarrojo cercano "NIR", infrarrojo de onda corta 1 "SWIR1", TIR1, TIR2, infrarrojo de onda corta 2 "SWIR2", pancromática y cirrus) 2 de ellas con el sensor TIRS y 9 con el sensor OLI, el satélite pasa cada 16 días a las 10:00 am hora de Ecuador (da Silva, Mercante, Boas, Wrublack, & Oldoni, 2018).

Tabla 2.

Sensor	Banda	Descripción	Longitud de Onda(µm)	Resolución Espacial(m)
OLI	Banda 1	Aerosol Costero	0,43 - 0,45	30
OLI	Banda 2	Azul	0,45 - 0,51	30
OLI	Banda 3	Verde	0,53 - 0,59	30
OLI	Banda 4	Rojo	0,64 - 0,67	30
OLI	Banda 5	Infrarrojo Cercano (NIR)	0,85 - 0,88	30
OLI	Banda 6	SWIR 1	1,57 - 1,65	30
OLI	Banda 7	SWIR 2	2,11 - 2,29	30
OLI	Banda 8	Pancromático	0,50 - 0,68	15
OLI	Banda 9	Cirrus	1,36 - 1,38	30
TIRS	Banda 10	Infrarrojo térmico (TIRS) 1	10,60 - 11,19	100
TIRS	Banda 11	Infrarrojo térmico (TIRS) 2	11,50 - 12,51	100

Características del sensor Landsat 8

Nota: Esta tabla muestra las características del sensor Landsat 8. Elaborado por: Modificado por el autor Fuente: Manual de ArcGis 10 NIVEL INTERMEDIO. 2013

3.5. Corrección de las imágenes

La corrección de las imágenes satelitales nos permiten optimizar su resolución y modificar errores por defecto, como se da en el caso de la corrección atmosférica y radiométrica (Ambrosio et al., 2002).

3.5.1. Corrección topográfica

Esta corrección genera la eliminación de las irregularidades presentes en un terreno cercano o lejano a la estación de medición, con la utilización de los valores geofísicos observados (Arias, Zamora, Bolaños, & Nacional, 2014).

3.5.2. Corrección radiométrica

Con esta técnica se accede a cambiar los niveles digitales iniciales, con la finalidad de acercarlos a los que existen en la imagen original, ajustándose a una recepción ideal, reduciendo factores como: el relieve, la dispersión de la energía reflejada, la curvatura terrestre, la atenuación atmosférica, la corrección puede ser aplicado a una parte de la imagen, o a toda la imagen (Ambrosio et al., 2002).

3.5.3. Corrección geométrica

Esta corrección permite la generación de una segunda imagen, en la cual se lleva a cabo el cambio de las coordenadas en los píxeles, con la finalidad de que coincida de manera con las coordenadas de la primera imagen (imagen de referencia)(Ambrosio et al., 2002).

3.5.4. Corrección atmosférica

Esta corrección permite extraer el efecto de los aerosoles que se crean en las imágenes satelitales digitales, como es la radiancia intrínseca, la cual entra en el sensor, y como resultado de ello se puede visualizar en la imagen, que se genera por la interacción de la atmósfera con el sensor, y con ello se elimina el elemento intrusivo de esta (Torres, Vivanco, Ramirez-Cando, Alvarez-Mendoza, & Teodoro, 2018).

3.6. Localización de puntos de control

Para la localización de los puntos de control se realiza una troceada de la imagen en cuadros (como podría ser de 128 x 128 píxeles), y con esto se establecen nuevos centros de píxeles encontrando los valores actuales de estos, se los obtiene mediante los valores originales, mismos que se asocian con los nuevos puntos encontrados y así se genera una nueva imagen (Ambrosio et al., 2002).

3.7. Transformación de coordenadas

Una vez obtenidos los valores calculados para los puntos de control, estos son utilizados para encontrar los coeficientes del sistema polinomial, para ello se efectúa el cambio de coordenadas a la imagen corregida (Ambrosio et al., 2002).

En donde se utilizará, la aplicación de un polinomio con Z, con las siguientes expresiones (Emilio, 2008):

$$x' = A + Bx + Cy + Dz + Ezx + Fzy \qquad \text{Ec. 4}$$
$$y' = A' + B'x + C'y + D'z \qquad \text{Ec. 5}$$

Donde (x', y') y (x, y) son las coordenadas de los píxeles de la imagen corregida y sin corregir respectivamente.

3.8. Índices espectrales

Son variables generadas a partir de combinaciones matemáticas, de bandas espectrales que se eligen con la finalidad de que el índice nuevo, describa de forma más clara los parámetros biofísicos (Pérez & Muñoz, 2006).

3.8.1. Índices de vegetación

Con este índice se puede mostrar la vegetación verde existente, que se da a partir de las derivadas de datos radiométricos, en donde se utilizan varias longitudes de onda, poniendo énfasis en la propiedad particular de la vegetación (Gutiérrez, n.d.).

Para las bandas del infrarrojo cercano que puede apreciar una alta reflectividad, mientras que para las bandas del visible la vegetación, presenta una reflectividad reducida, estas características corresponden a la acción de agua almacenada y pigmentos fotosintéticos (Carlos, Ojeda, & Bogotá, 2018).

3.8.2. Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)

Se utiliza para indicar los cambios que han existido en la vegetación, este índice se deriva de la combinación de las reflectacias captadas en el rango espectral de rojo e infrarrojo cercano (Carlos et al., 2018)

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad Ec.6$$

Donde:

NIR = Reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al infrarrojo cercano.

R = Reflectancia corregida atmosféricamente correspondiente al rojo

(Carlos et al., 2018)

3.9. LST

La temperatura de la superficie terrestre (LST) es un componente de gran importancia en los estudios de cambio global, en la estimación de radiación solar, en estudios de balance de calor y como control para los modelos climáticos, principalmente en la reducción de la vulnerabilidad, haciendo énfasis en la capacidad de respuesta frente a amenazas, e impactos de cambio climático (Javed Mallick & B.D.Bharath, 2008).

El conocimiento de la temperatura de la superficie es importante para una variedad de temas en las ciencias de la tierra, principalmente para la climatología urbana, el cambio ambiental global, el crecimiento de la vegetación y también el control de clima urbano, la comprensión de las condiciones ambientales necesarias para sostener la vida humana (Javed Mallick & B.D.Bharath, 2008).

En esta investigación se pretende estimar la temperatura de superficie terrestre, sobre el Distrito Metropolitano de Quito, utilizando datos satelitales de los sensores Landsat 7 y Landsat 8.

3.10. Estaciones Meteorológicas

A las estaciones meteorológicas se las considera como centros de acopio donde se puede captar información, realizar observaciones y mediciones precisas de la mayoría de indicadores medioambientales por medio de una serie de equipos que se detallan a continuación (Ureña, 2011).

Tabla 3.

Equipo	Función	Unidades de Medida
Anemómetro	Mide la velocidad del viento.	(m/s) o (kn)

Elementos de una Estación Meteorológica
	Captura el tiempo (horas)		
Heliógrafo	que se presenta radiación	(W/m ²)	
	directa del sol.		
	Mide la temperatura a		
Termómetro	distintas horas durante el	(C°)	
	día		
Pluviómetro	Mide la cantidad de lluvia	$1(mm) = 1 L/m^2$	
Parámatra	Mide la presión	(hDa)	
Barometro	atmosférica	(nra)	
Deignámetro o Higrámetro	Mide la humedad relativa	(\mathbf{C}^{0})	
r siciometro o Higrometro	del aire		

Nota: Esta tabla muestra los elementos de una estación meteorológica. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

3.11. Modelamiento Numérico

Los métodos de regresión lineal analizan la elaboración de modelos que permitan representar y explicar la dependencia entre una variable dependiente o variable de interés, y una variable independiente o variable explicativa, por lo que la regresión lineal tiene por objeto construir una función matemática que se ajuste más a una serie de datos observados (Almazán & Arribas, 2011).

Para la estimación de un modelo lineal se necesita varias observaciones, además de información de variables dependientes que se consideran consecuencia de variables independientes. Las variables involucradas no deberán contener datos faltantes, puesto que el modelo de regresión lineal sólo emplea las variables que contengan los datos completos (Montoro , 2012).

La ecuación del modelo de regresión lineal general se establece como (Díaz, 2015)

$$y_1 = Y_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + \epsilon_i$$
 Ec.7

Donde:

 $X_{1i}, X_{2l} =$ Constantes conocidas

 $\beta_0, \beta_1 =$ Parámetros del modelo

 y_i = Variable aleatoria observable

 ϵ_i = Variable aleatoria no correlacionada, con media cero y varianza común

En forma matricial:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & X_{11} \dots & X_{k1} \\ 1 & X_{12} \dots & X_{k2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & X_{1n\dots} & X_{kn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}$$

 $y = x\beta + \epsilon$ Ec.8

Siendo x = Matriz del diseño.

Las hipótesis comunes en este tipo de regresión son (Díaz, 2015):

Normalidad: $\epsilon_1 \epsilon N(0, \sigma^2)$

Linealidad: $E(\epsilon_i) = 0$

Homocedasticidad: Var (ϵ_i) = 0

Independencia: ϵ_1 son independientes i = 1,2,...,

4. MATERIALES Y MÉTODOS

En la presente metodología se desglosa los pasos, materiales y métodos que fueron utilizados para procesar y extraer información en el trascurso de la investigación. Como ya se explicó anteriormente la energía captada por los sensores remotos es la electromagnética la cual detecta señales analógicas para transformarse finalmente en un valor digital, se presenta algunas variaciones en la imagen digital comparándola con la imagen real esto se puede dar al momento de analizar los píxeles o en la localización de puntos al captar la imagen, para lo cual se usó la corrección de las mismas siendo estas radiométrica o geométrica para reducir alteraciones que se puede dar en las mismas (Salvia, 2010).

4.1.Área de Estudio

La investigación fue desarrollada en la provincia de Pichincha específicamente en el "DMQ" Distrito Metropolitano de Quito que colinda con dos provincias, al norte con Imbabura y al sur con Santo Domingo de los Tsáchilas su extensión territorial es de 4232 km^2 y su altura de 500-4750 mm (Territorial P. M., 2015).

Los sectores estudiados están ubicados en lugares aledaños a estaciones meteorológicas automáticas entre las cuales se encuentran: San Antonio, Carapungo, Cotocollao, Belisario, Tumbaco, El Camal, Los chillos y Guamaní de donde se obtuvieron datos meteorológicos de Temperatura (promedio, máxima y mínima), Humedad y Radiación Solar los mismos que fueron entregados por la Secretaría de Ambiente mediante correo electrónico (Territorial P. M., 2015).

Figura 7.





Nota: El gráfico representa la ubicación de las parroquias del DMQ en el área de estudio. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (ArcGIS 10.6)

Figura 8.

Ubicación geográfica de las estaciones meteorológicas automáticas de Quito, mediante el uso de imagen satelital



Nota: El gráfico representa la ubicación de las estaciones meteorológicas automáticas del DMQ, en el área de estudio *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J.,* 2019 (ArcGIS 10.6)

4.2. Imágenes Satelitales

4.2.1 Landsat 7

En el caso de Landsat 7 se usaron imágenes satelitales del año 2003 al 2018 las mismas que fueron descargadas en la página web del Servicio Geológico de los Estados Unidos USGS http://earthexplorer.usgs.gov las cuales se utilizó para determinar índices espectrales, conformada por ocho bandas multiespectrales con una resolución espacial de 30 m, resolución radiométrica de 8 bits, resolución temporal de 16 días y un tamaño de escena de 185 km (Pesántez Cobos, 2015).

Las imágenes de Landsat 7 están compuestas por una parte pancromática que se encarga de combinar las bandas que son visibles a la luz y así obtener una banda con una mejor resolución espacial, este sensor cuanta con otra banda que se encarga de estimar la reflectancia a través del infrarrojo dando a conocer el porcentaje de nubes presentes en la imagen (Aviña Hernández, 2018).

4.2.2. Landsat 8

En el caso de Landsat 8 las imágenes utilizadas fueron del año 2013 al 2018 las mismas que se descargaron de la página oficial de la NASA antes mencionada, este satélite consta de dos sensores principalmente OLI "Reproductor de Imágenes de Tierra Operacional" que consta de nueve bandas (B1-B9) con resolución espectral de 0.435 a 1.38µm dos de las mismas miden reflectancia adicional a las anteriores versiones y TIRS "Sensor de Infrarrojo Térmico" que se constituye de dos bandas (B10-B11) con una resolución espectral de 10.60-12.51 µm (Corrales Andino & Ochoa López, 2016).

Tabla 4.

Procesamiento	Nivel 1: Imagen Satelital			
	Bandas OLI multiespectral 1,7,9: 30-metros			
	Banda OLI pancromática 8:15-metros			
Dimensiones del pixel	Bandas TIRS 10,11: Tomadas en 100 metros, pero			
	muestreadas a 30 metros para que coincida con las bandas			
	multiespectrales de OLI.			
	Formato de datos Geo TIFF.			
	Datum al Sistema Geodésico Mundial (WGS) 84.			
	12 metros de error circular, 90% de confianza exactitud			
Características de los	global para OLI.			
datos	41 metros de error circular, 90% de confianza exactitud			
	global para TIRS.			
	Los valores de pixel en 16 bits.			
Traducer de deder	Archivo comprimido. Tar.gz y de descarga a través de			
Entrega de datos	НТТР			
Tomoão do onstino	Aproximadamente 1 GB comprimido. Aproximadamente			
i amano de archivo	2 GB sin comprimir			

Principales Características de Imágenes Satelitales

Nota: El gráfico representa las principales características de imágenes satelitales. Elaborado por: Modificado por el autor. *Fuente: Manual de ArcGis 10 NIVEL INTERMEDIO. 2013*

Figura 9.

Metodología aplicada para Landsat 7 y 8



Nota: El gráfico representa la Metodología aplicada para los satélites Landsat 7 y 8. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J.

4.3. Hardware empleado

Para procesar las imágenes digitales adquiridas de los sensores "Landsat 7 y 8" se utilizó un computador Core i5 el cual cuenta con la capacidad de desarrollo y almacenamiento necesario para la ejecución de los diferentes programas utilizados (Burgos Tatés & Copo Pazmiño, 2017).

4.4. Software empleado

En el caso del software se utilizaron programas como ENVI 5.0.3 el cual se enfoca en el procesamiento y corrección de imágenes satelitales tanto para "Landsat 7" como "Landsat 8"(OLI y TIRS), para la obtención de valores de variables e índices ambientales se usó el software ArcGIS 10.6, por ultimo para el análisis estadístico de datos meteorológicos, validación y creación del modelo se empleó el programa R versión 3.6.1, las licencias para la ejecución de dichos programas fueron dispuestas por la Universidad Politécnica Salesiana (Burgos Tatés & Copo Pazmiño, 2017).

4.5. Recopilación de información

La información y datos para la investigación fueron tomadas de páginas oficiales tanto de la NASA como de la Secretaría del Ambiente respectivamente la descarga de imágenes satelitales de "Landsat 7" fueron del año 2003 al 2018 y para "Landsat 8" del año 2013 al 2018 las mismas que fueron revisadas minuciosamente de manera diaria fijándose principalmente en que el porcentaje de nubosidad no excediera el 20 por ciento de las mismas, las cuales fueron sometidas a correcciones geométricas para posteriormente ser usadas en escala de 1:50000 en el programa ArcGIS. Los datos de las estaciones meteorológicas fueron tomados en cuenta del año 2004 al 2018 ya que no se encontró información de fechas anteriores a estos años, las estaciones escogidas fueron las automáticas en base a que cubren en mayor proporción el área de estudio, en el caso de las estaciones de Guamaní y San Antonio los registros de datos van desde el año 2017, la estación del Centro no fue tomada en cuanta debido que no se encuentra ningún dato de la misma (Torres Saquinga & Vivanco Pérez, 2018).

4.6. Pre procesamiento de imágenes Satelitales

El uso adecuado de imágenes satelitales debe cumplir con ciertos estándares tanto para "Landsat 7" y "Landsat 8" empezando por una resolución espacial mínima 20-60m, nubosidad menor al 20% y un valor de 0-9 en el indicador de calidad técnica que hace referencia a efectos nocivos o errores radiométricos, sugerido para este valores mayores o iguales a 7.

Una vez tomados en cuenta estos valores al momento de descargar las imágenes se procede a realizar correcciones en este caso radiométricas para los dos sensores puesto que las imágenes presentaron algunas alteraciones como: distorsión de píxeles, mala georreferenciación, incorrecta ubicación del satélite al momento de captar la imagen entre otros, esta corrección se hace en el programa ENVI 5.0.3 (Montenegro Cabrera, Vargas Galvis, Galindo Garcia, García Dávila , & Ordóñes Castro, 2015).

Figura 7.

Organización de una imagen digital



Nota: El gráfico representa el pre procesamiento de una imagen satelital. Chuvieco E. (1990) [Online] Fundamentos de Teledetección Espacial' Adaptado de: https://es.slideshare.net/noldinn/fundamentosdeteledeteccionemiliochuvieco

4.6.1. Corrección Radiométrica

La corrección Radiométrica se basa en pasar la imagen satelital en bruto a niveles de reflectancia o digitales, disminuyendo al mínimo la absorción y dispersión que se emite por las partículas que se encuentran en la atmosfera, para lo cual se sigue una serie de pasos, el primero es cargar todos los metadatos de las fechas mencionadas en la Tabla con la herramienta Geo TIFF el cual nos ayuda a visualizar la imagen de forma natural, en el segundo paso convertimos los valores digitales a radiancia dando como resultado valores aditivos y multiplicativos la cual se encuentra en el Anexo que se calculó con la herramienta Radiometric Correction, en el caso de la reflectancia se usó la herramienta Radiometric Calibration para calibrar cada imagen (Montenegro Cabrera, Vargas Galvis, Galindo Garcia, García Dávila , & Ordóñes Castro, 2015).

4.6.2. Corrección Atmosférica

La corrección atmosférica permite reducir al máximo el efecto de los aerosoles y radiancia intrínseca que se presenta en la imagen satelital a través del sensor, mejorando así la calidad de la imagen con la ayuda del programa ENVI con la herramienta statistics misma que proporciona el número digital transformado en valores de radiancia de cada una de las bandas multiespectrales reflejada en un histograma (Arias Aguilar & Mora Zamora, 2014).

4.7. Cálculo de Índices Ambientales

Para determinar el cálculo de índices ambientales usamos el programa ArcMap 10.6 mediante una serie de pasos para determinar el NDVI y Temperatura de Superficie tanto para "Landsat 7" y "Landsat 8", estos valores sirven para crear la matriz que posteriormente usaremos para crear el modelo matemático (Arias Aguilar & Mora Zamora, 2014).

4.7.1. Índice diferencial de vegetación normalizado (NDVI)

Se utilizó el programa ArcMap, con la herramienta Map Algebra, para lo cual se utilizó las bandas de rojo e infrarrojo cercano, cabe recalcar que el número de banda difiere según el sensor, los valores obtenidos de NDVI se hallaron en un rango de 1 y -1. Así se tiene:

NDVI =
$$\frac{R_{IRC} - R_R}{R_{IRC} - R_R} = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3}$$
 Ec.8

Donde:

 $R_{IRC} - R_R =$ Valores de reflectancia bidireccional de la superficie para las bandas de infrarrojo cercano y rojo que pertenecen a las bandas B₃ y B₄ (Su, 2007).

4.7.2. Temperatura

Para estimar la temperatura de superficie de las imágenes de los satélites Landsat 7 y Landsat 8 (OLI Y TIRS) se muestra en el siguiente esquema.

Figura 8.





Nota: El gráfico representa la metodología aplicada para la obtención de temperatura de superficie para Landsat 7 y 8. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J.*

Tanto para los satélites Landsat 7 y Landsat 8 el tratamiento de las imágenes se genera las mismas fases, en la obtención de la temperatura de superficie, mientras que para la estimación de la temperatura de brillo, se realizó varios procedimientos en ambos sensores, por lo tanto se puede tratar al mismo tiempo las imágenes de estos.

4.7.3. Proporción de vegetación

Se emplea este indicador, para calcular la proporción de superficie cubierta por vegetación, en donde se utilizó la siguiente fórmula (Aithal, Chandan, & Nimish, 2019):

$$P_{V} = \left(\frac{NDVI - NDVI_{S}}{NDVI_{V} - NDVI_{S}}\right)^{2} \text{ Ec. 9}$$

Donde:

 $NDVI_S = 0,2$

 $NDVI_V = 1,5$

4.7.4. Emisividad de superficie terrestre

Se propuso un método empírico para la obtención de emisividad (LSE), que se basa en una modificación del NDVI^{THM}, denominado también como SNDVI^{THM}, donde se empleó umbrales de NDVI, (Aithal *et al.*, 2019) a partir de los diferentes píxeles que se encuentran en las imágenes, dentro de los tipos de píxeles existen: píxeles desnudos, cubiertos por vegetación y mixtos, para lo cual se empleó la siguiente fórmula:

$$LSE = P_V * E_V + (1 - P_V) * E_S Ec.10$$

Donde:

 P_V = Proporción de vegetación

 $E_V = Emisividad$ promedio de la vegetación (0,98)

 E_{S} = Emisividad promedio del suelo (0,93)

4.7.5. Temperatura de brillo

La herramienta ENVI se utilizó para la obtención de la temperatura de brillo, en el caso de Landsat 7 y Landsat 8, se cargó respectivamente el metadato de bandas termales, a continuación, se efectuó la corrección radiométrica en las imágenes provistas por ambos sensores con la finalidad de disminuir distorsiones provocadas por el ambiente (Aithal et al., 2019). Las imágenes obtenidas por el sensor Landsat 7 de nivel uno se desglosa información de temperaturas de superficie negativas razón por la cual fue necesaria su previa corrección radiométrica y geométrica.

4.7.6. Temperatura de superficie

Para el sensor Landsat 7 se utilizaron las imágenes, que anteriormente se encontró la temperatura de brillo, a partir de estos valores se obtuvo la temperatura de superficie (LST) (Javed Mallick & B.D.Bharath, 2008), y para Landsat 8 se utilizó las bandas térmicas del sensor OLI y TIRS (Banda 10 y 11) mediante la siguiente ecuación:

$$LST = \frac{T_B}{1 + \left(\lambda * \frac{T_B}{\rho}\right) * \ln(LSE)} Ec.11$$

Donde (Javed Mallick & B.D.Bharath, 2008):

 T_B = Temperatura de brillo aparente en K

λ = Banda emitida B6C1en Landsat 7; banda emitida B10 y B11 en "Landsat 8" sin conversión a valores de radiancia

LSE = Emisividad de la superficie terrestre

 $\rho = 14380 \ \mu m * K$

Este último valor se obtiene de la siguiente ecuación:

$$P = h * \frac{c}{s} (14380 * 10^{-2} \text{mK}) \text{ Ec.12}$$

Donde:

- h = Constante de Plank ($6,626 * 10^{-34}$ Js)
- c = Velocidad de la luz (2,298 *10⁸ m/s)
- s = Constante de Boltzman $(1,38 * 10^{-23} \text{J/K})$

4.8. Cálculo de la matriz con los indicadores medioambientales

Es necesario la creación de una matriz multivariable para modelar en R Studio que contenga los promedios anuales, para cada sensor, que incluya los parámetros calculados como: LST, TEMPERATURA MÁXIMA, TEMPERATURA, MÍNIMA, TEMPERATURA MEDIA, RADIACIÓN SOLAR Y HUMEDAD proporcionados por las estaciones automáticas de la Red Metropolitana de Monitoreo de Quito entre los años 2000-2018 en las que se consideró la ubicación de cada una de ellas.

Figura 9.

М	atriz	con	parámetros	med	ioam	biental	es
---	-------	-----	------------	-----	------	---------	----

<u>*</u>]								
	FECHA	ESTACIÓN	LST	TEM MAX	TEM MIN	TEM MEDIA	RAD SOLAR	HUMEDAD
	2013	San Antonio	29,77	22,849	10,944	16,355	250,804	66,928
	2013	Carapungo	25,234	21,797	9,704	15,162	249,733	68,3212
	2013	Cotocollao	25,312	20,357	8,823	14,073	270,888	72,5285
	2013	Belisario	25,715	19,875	9,328	14,075	241,234	65,8228
	2013	Tumbaco	19,855	23,102	8,620	15,343	232,686	94,0626
	2013	El Camal	25,562	19,618	9,516	14,128	249,455	68,9057
	2013	Los Chillos	26,937	22,240	7,519	14,600	221,469	70,1864
	2013	Guaraní	22,929	17,597	8,429	12,596	193,159	51,5455

Nota: Esta figura representa la matriz de parámetros medioambientales para modelar en RStudio. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

4.10. Modelos de estimación de LST

En la fase de modelación de LST se empleó un modelo de regresión lineal, para su tratamiento se utilizó R Studio, además de la matriz multivariable correspondiente a cada sensor denotando como variable dependiente LST y como variables independientes TEMPERATURA MÁXIMA, TEMPERATURA MÍNIMA, TEMPERATURA MEDIA Y RADIACIÓN SOLAR. En la parte de validación de dicho modelo se tomó en cuenta criterios estadísticos tales como "R²", "R² Aj." y "RMSE" con la finalidad de establecer un buen criterio predictivo para el modelo.

Tabla 5.

Resumen de imágenes	procesadas previo	o a proceso de	modelación
---------------------	-------------------	----------------	------------

Sensor	Numero de imágenes procesadas	Período de	Nivel
	previo a modelación	estudio	
Landsat 7	62	2000 - 2018	LIT
Landsat 8	27	2000 - 2018	L2T

Nota: Esta tabla muestra el resumen de imágenes procesadas previo a proceso de modelación. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)*

5. RESULTADOS Y DISCUCIÓN

5.1. Satélite Landsat 7

5.1.1. Análisis de información captada de LST

Los datos que se obtuvieron a partir de la REMMAQ en el Distrito Metropolitano de Quito de temperaturas de superficie consideradas en las estaciones: San Antonio, Carapungo, Cotocollao, Belisario, Tumbaco, El Camal, Los Chillos y Guamaní durante el periodo 2003 – 2018.

Tanto en la Figura 13 y 14 para los sensores en estudio se visualiza diagramas de bigote y cajas con la finalidad de poder establecer la relación existente entre LST (temperatura de superficie) vs las variables explicativas antes mencionadas con cuartiles de 0.25, 0.50 y 0.75 % y en los que se observa que la mediana se encuentra equilibrada entre los cuartiles 1 y 3 mientras los valores de LST tienen un rango entre 25°C -30°C en todas las variables en los sensores Landsat 7 y Landsat 8 y en los que se tomó en cuenta promedios anuales.

En el caso de Landsat 7 en la Figura 13 se observa que la temperatura máxima oscila entre los valores de 18°C -25°C, temperatura mínima de 7-13°C, temperatura media 11-19°C, radiación solar 90-330 (W/m²) y humedad 39-90%.

Figura 10.

Diagrama de cajas a) LST VS TEM MAX, b) LST vs TEM MIN, c) LST vs TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor Landsat 7









Nota: Los gráficos representan los diagramas de cajas para las variables meteorológicas en estudio de Landsat 7. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)*

A la figura 14 se le atribuyen valores de: temperatura máxima 14°C-26°C, temperatura mínima 7°C-13°C, temperatura media 12°C-18°C, radiación solar 130-320(W/m²), humedad 38-90%.

Figura 11.

Diagrama de cajas a) LST vs TEM MAX, b) LST vs TEM MIN, c) LST vs TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor Landsat 8.















Nota: Los gráficos representan los diagramas de cajas para las variables meteorológicas en estudio de Landsat 8. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1).*

En la Tabla 6 se visualiza los valores de medianas en cada estación para los sensores

Landsat 7 y Landsat 8.

Tabla 6.

	LST (°C)	LST(°C)
ESTACIÓN	Mediana	Mediana
	"Landsat 7"	"Landsat 8"
San Antonio	29,35	29,89
Carapungo	25,62	27,14
Cotocollao	25,13	28,41
Belisario	27,28	30,5
Fumbaco	25,07	28,39
El Camal	25,36	27,9
Loa Chillos	26,6	29,63
Guamaní	23,29	25,83

Cálculo de la Mediana para Estaciones Meteorológicas Automáticas en los sensores Landsat 7 y Landsat 8

Nota: Esta tabla muestra Cálculo de la Mediana para Estaciones Meteorológicas Automáticas en los sensores Landsat 7 y Landsat 8 Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Tabla 6 se presentan los valores de las medianas para cada sensor en el caso de Landsat 7, se puede observar que la temperatura de superficie más elevada se encuentra en la estación de San Antonio 29,35°C seguida de Belisario con 27,28°C mientras que la estación con el menor valor registrado de LST es Guamaní con valor de 23,29°C.

En el caso del sensor Landsat 8 las estaciones con índices más elevados de temperatura son: Belisario, San Antonio, Los Chillos con 30,50°C, 29,89°C y 29,63°C respectivamente a diferencia de Guamaní con un valor de 25,83°C.

5.1.2. Análisis de datos en los sensores Landsat 7 y Landsat 8

Para obtener una estimación estadística de las variables se procedió a calcular el máximo, mínimo, media y desviación estándar, puesto que aportan información importante para establecer un comportamiento de dispersión y significancia además de sus principales características en la fase de modelación (Camargo, 2005).

En la tabla 7 y 8 se presentan los valores de SD (Distribución Estándar) para la variable dependiente LST con valores de 2.63 para Landsat 7 mismo que indica una mayor dispersión de datos, mientras que para el sensor Landsat8 el valor es de 1.46 que la existe denotando con ello un menor margen de error y por tanto una menor distribución de datos respecto al valor de la media se empleó como técnica esta medida de variabilidad puesto que posee la característica de que en el intervalo ($\bar{x} - 2\sigma$; $\bar{x} + 2\sigma$) se ubiquen por lo menos el 75% de los datos observados (Camargo, 2005).

Tabla 7.

Variable	Mín	Máx	Med	SD
LST	21,76	30,84	26,77	2,63
TEM MIN	8,17	11,93	10,75	1,13
TEM MAX	18,17	25,75	21,92	2,76
TEM MEDIA	12,67	17,95	15,57	1,72
HUMEDAD	50,89	83,31	59,96	9,8
RAD SOLAR	208,3	300,23	249,41	34,13

Datos de estudio sensor "Landsat 7" año 2014

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

Tabla 8.

Datos de estudio sensor Landsat 8 año 2014

Variable	Mín	Máx	Med	SD
LST	25,22	30,03	27,16	1,46
TEM MIN	9,24	11,04	9,9	0,59
TEM MAX	19,36	23,68	21,17	1,89
TEM MEDIA	13,86	16,53	15,18	1,04
HUMEDAD	56,71	67,5	61,28	3,4
RAD SOLAR	194,13	251,87	222,46	19,9

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

Para complementar la selección de variables significativas para la modelación numérica se empleó la herramienta diagramas de dispersión para Landsat 7 y Landsat 8, con el propósito de identificar una posible relación entre LST (variable independiente) y cada variable meteorológica (variable dependiente).

La temperatura media y la humedad son las dos variables independientes cuyas distribuciones siguen un patrón lineal y cuentan con un porcentaje pequeño de datos atípicos como se puede ver en la Figura 15.

En la Figura 15 se visualiza que la temperatura mínima y media son las variables que tienden a seguir un patrón lineal y en el caso de la humedad los puntos tienden a agruparse en un extremo del diagrama.

Se puede observar que en la Figura 15 y 16 el mayor porcentaje de diagramas tienden a un modelo lineal lo cual nos indica que las variables dependientes como independientes están correlacionadas.

Figura 12.

Diagrama de dispersión entre a) LST vs TEM MAX, b) LST vs TEM MIN, c) LST vs TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor Landsat 7.





Nota: Los gráficos representan los diagramas de dispersión para las variables meteorológicas en estudio de Landsat 7. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

Figura 13.

Diagrama de dispersión entre a) LST vs TEM MAX, b) LST vs TEM MIN, c) LST vs TEM MEDIA, d) LST vs RAD SOLAR, e) LST vs HUMEDAD sensor Landsat 8.





Nota: Los gráficos representan los diagramas de dispersión para las variables meteorológicas en estudio de Landsat 8. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Tabla 9 se visualiza la correlación existente entre la variable en estudio y

las variables independientes con la finalidad de establecer su grado de asociación entre estas y se encuentra definido de la siguiente forma:

$$\rho = \frac{cov(x,y)}{\sigma_{x},\sigma_{y}} - 1 \le \rho \le 1 \text{ Ec.13}$$

Cuando:

 ρ = Positiva existe relación directa entre las variables, ρ = negativa relación inversa y si ρ = 0 existe independencia entre las variables (Pearson to Spearman Luis, 2007). De la Tabla 9 se desprende que las variables con mayor grado de asociación con la variable LST para el sensor L7 son: Tem Máx 0,7997 y Tem Med 0,8758.

Tabla 9.

Coeficiente de correlación de Pearson para el sensor Landsat 7

Correlación de Pearson	
LST- TEM MÁX	0,799
LST- TEM MIN	0,798
LST-TEM MED	0,875
LST- RAD SOLAR	0,150
LST-HUMEDAD	0,534

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

Los coeficientes de correlación de Pearson con mayor relación existente son: Tem Min con valor de 0,860 y Tem Max cuyo valor fue 0,624 con la temperatura de superficie.

Tabla 10.

Coeficiente de correlación de Pearson para el sensor Landsat 8

Variables	Correlación
v artables	de Pearson
LST con TEM MAX	0,624
LST con TEM MIN	0,860
LST con TEM MED	0,488
LST con RAD SOLAR	0,159
LST con HUMEDAD	0,319

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

5.1.3. Estudio de los modelos obtenidos

En la fase de modelación se tomó en cuenta tres datas en las que se consideró:

- Periodo 2003 2018 "data completa"
- Promedios anuales (2003-2018) para Landsat 7, (2013-2018) en Landsat 8
- Promedios por década (2011-2018) (2013-2018) de los satélites Landsat 7 y Landsat 8 respectivamente

Para el año 2014 se elaboró el promedio de todas las fechas para ambos sensores, posterior a esto se empleó herramientas tales como: diagramas de caja y bigote, a más de diagramas de dispersión.

Al elaborar estas herramientas se observó que los datos completos que se emitieron tanto por el sensor Landsat 7 y Landsat 8, en la etapa de modelación no se mostraba una tendencia clara de las variables en estudio; razón por la cual fue necesario que se realice un promedio por años de las variables: temperatura máxima, temperatura mínima, temperatura media, radiación solar y humedad con ello se redujo el tamaño de la muestra.

En esta etapa se evaluó la base de datos meteorológicos: temperatura máxima, temperatura mínima, temperatura media, radiación solar y humedad diaria, que se efectuó en las estaciones automáticas del Distrito Metropolitano de Quito, para el procesamiento de la data se retiraron los valores atípicos y nulos, posteriormente se agruparon de manera anual y por década para el sensor Landsat 7 entre los años (2003-2018) y el sensor Landsat 8 del (2013-2018) respectivamente.

Para la selección de los modelos detallados a continuación se tomaron en cuenta los criterios anteriormente mencionados:

Landsat 7

Modelo 1: Regresión lineal anual (2014) Landsat 7

Modelo 2: Regresión lineal año 2014 con dos variables (TEM MED + TEM MAX)

Modelo 3: Regresión lineal por década (2011-2018)

Landsat 8

Modelo 1: Regresión lineal anual (2014) Landsat 8

Modelo 2: Regresión lineal año 2014 con dos variables (TEM MAX + TEM MIN)

Modelo 3: Regresión lineal por década (2013-2018)

5.1.4. Modelo 1: Regresión Lineal por años data completa Landsat 7 y 8

Para la generación de los modelos lineales en ambos sensores, a partir de las imágenes satelitales se empleó para el caso del sensor Landsat 7 un total de 47 imágenes, mientras que en el sensor Landsat 8 26 imágenes, mismas en las que se realizó promedios por décadas y anuales de: TEM MÁXIMA, TEM MIN, TEM MEDIA, RADIACIÓN SOLAR Y HUMEDAD como se detalla en la Tabla 9.

Tabla 11.

Sensor	Numero de imágenes durante la	Período de	Nivel
	modelación	estudio	
Landsat 7	47	2000 - 2018	LIT
Landsat 8	26	2013 - 2018	L2T

Resumen de imágenes procesadas durante la modelación.

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019

En la fase de elección del modelo matemático para la estimación de temperatura de superficie (LST) se tomó en cuenta ciertos criterios estadísticos y con ello se permitió establecer una mejor comparación, además de medición de la bondad de ajuste de los modelos generados, entre ellos estuvieron: R² que explica como la variación de las respuestas logra ser interpretada por el modelo ajustado (Ochoa, 2016), R² Aj. que se emplea para fines de predicción y es recomendable que sea mayor a 0,7 (Gutiérrez, 2012) y RMSE mismo que se efectúa para medir la precisión de la simulación, además penaliza la varianza ya que da más peso, a errores con valores absolutos mayores, en comparación con los valores absolutos menores, sumado a ello proporciona una imagen completa de la distribución de los errores (Chai & Draxler, 2014).

En la generación de modelos planteados en la presente investigación se empleó el método de regresión lineal en todos los casos con el objetivo de poder determinar el modelo que estime de mejor manera la temperatura de superficie.

En las Tabla 12 se seleccionó el año 2014 para los dos sensores, previo a un análisis del conjunto de la muestra, teniendo en cuenta que los años que fueron descartados no cumplían con los criterios de bondad de ajuste, estadísticamente poco representativos.

En el año 2014 se evidenció valores estadísticamente más representativos en cuanto a la creación del modelo, para el sensor Landsat 7 fueron: TEM MEDIA con $R^2 = 0.767$, R^2 Ajustado = 0.7282 R^2 y RMSE = 1,186.

Tabla 12.

Década	Variable	R ²	R ² Ajustado	RMSE
2014	TEM MAX	0,639	0,579	1,476
2014	TEM MIN	0,637	0,577	1,479
2014	TEM MEDIA	0,767	0,728	1,186
2014	RAD SOLAR	0,022	0,140	2,431
2014	HUMEDAD	0,286	0,166	2,078

Criterios estadísticos por año para el sensor Landsat 7.

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En cuanto al sensor Landsat 8 en la Tabla 13 se detalla los criterios de bondad ajuste más representativo, la variable más significativa para la creación del modelo fue: TEM MIN con $R^2 = 0.7403R^2$, R^2 Ajustado.=0.7697 y RMSE = 0,696.

Tabla 13.

Criterios estadísticos por año para el sensor Landsat 8

Década	Variable	R ²	R ² Ajustado	RMSE	
2014	TEM MAX	0,102	-0,047	1,295	
2014	TEM MIN	0,740	0,697	0,696	
2014	TEM MEDIA	0,238	0,112	1,193	
2014	RAD SOLAR	0,025	-0,137	1,349	
2014	HUMEDAD	0,389	0,288	1,067	

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

5.1.5. Modelo 2 Regresión Lineal por década sensores Landsat 7 y Landsat 8

En la siguiente tabla se muestra los promedios por décadas de los datos obtenidos para el sensor Landsat 7 para ello se empleó criterios de bondad de ajuste, teniendo en cuenta que se adapten de mejor manera a la predicción del modelo, es por ello que la variable estadísticamente más significativa es la humedad con $R^2 = 0,6246$ y R^2 Aj. = 0,562 y RMSE= 0,8863.

Tabla 14.

Década	Variables	R ²	R ² Ajustado	RMSE
2011-2018	LST - TEM MAX	0,442	0,349	1,080
2011-2018	LST - TEM MIN	0,371	0,265	1,147
2011-2018	LST – TEM MEDIA	0,514	0,433	1,007
2011-2018	LST – RAD SOLAR	0,225	0,096	1,272
2011-2018	LST - HUMEDAD	0,624	0,562	0,886

Criterios estadísticos por década para el sensor Landsat 7

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Tabla 15 teniendo en cuenta promedios por décadas en el sensor Landsat 8 la variable más representativa estadísticamente es la TEM MIN y sus criterios de bondad de ajuste fueron: $R^2 = 0,3739$, $R^2 = Aj = 0,2695$ y RMSE= 1,198.

Tabla 15.

Criterios estadísticos por década para el sensor Landsat 8

Década	Variable	R ²	R ² Ajustado	RMSE
2013-2018	LST - TEM MAX	0,137	-0,005	1,406

2013-2018	LST - TEM MIN	0,373	0,269	1,198
2013-2018	LST - TEM MEDIA	0,209	0,077	1,347
2013-2018	LST - RAD SOLAR	0,260	0,137	1,302
2013-2018	LST - HUMEDAD	0,075	-0,078	1,456

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

5.1.6. Modelo 3: Regresión Lineal año 2014 sensor Landsat 7

En líneas anteriores se detalló criterios por el cual el año 2014 fue seleccionado, a partir de ello fue de gran importancia, puesto que guio asertivamente en la elección de decisiones para la creación del modelo final para ambos sensores, por lo que se realizó promedios de todas las fechas en el año 2014 para las variables: TEM MAX, TEM MIN, TEM MEDIA, RADIACIÓN SOLAR, y HUMEDAD.

Para optimizar los valores de ajuste de bondad de los criterios estadísticos se realizó una combinación de variables tales como: Tem Max y Tem Med mismas que fueron consideradas teniendo en cuenta sus valores de coeficiente de determinación y dando como resultado $R^2 = 0.8329$ y R^2 Aj.= 0.7661, y RMSE= 1.005.

Tabla 16.

Criterios estadísticos año 2014 teniendo en cuenta dos variables explicativas para el sensor Landsat 7

Sensor	Variables	R ²	R ² Ajustado	RMSE
Landsat 7	TEM MAX+ TEM MED	0,8329	0,7661	1,005

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la siguiente tabla se muestra el resumen del modelo generado

Tabla 17.

	Estimate Std.	Error	T value	Pr (> <i>t</i>)
INTERCEPTO	3,064	4,824	0,635	0,553
TEM MAX	-1,131	0,806	-1,404	0,219
TEM MIN	3,114	0,295	2,405	0,061

Resumen del Modelo Lineal año 2014 sensor Landsat 7

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

5.1.7. Modelo 3: Regresión Lineal año 2014 sensor Landsat 8

La Tabla 18 muestra el coeficiente de determinación $R^2 = 0,8157$, R^2 Aj= 0,742, RMSE= 0,587 teniendo en cuenta, variables estadísticamente significativas en base a la correlación TEM MAX y TEM MIN indicando que cuenta con el mayor grado de ajuste para el sensor Landsat 8 en comparación con los modelos anteriormente analizados.

Tabla 18.

Criterios estadísticos año 2014 teniendo en cuenta dos variables explicativas para el sensor Landsat 8.

Sensor	Variables	R ²	R ² Ajustado	RMSE
Landsat 8	TEM MAX+ TEM MIN	0,8157	0,742	0,587

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

A continuación, en la tabla 19 se muestra el resumen del modelo generado

Tabla 19.

	Estimate Std.	Error	T value	Pr (> <i>t</i>)
INTERCEPT	1,8984	5,5378	0,343	0,74596
TEM MAX	0,2127	0,1486	1,431	0,21188
TEM MIN	2,0979	0,4767	4,400	0,00702

Resumen del Modelo Lineal año 2014 sensor Landsat 8

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

5.2. Análisis estadístico de los modelos planteados para los sensores Landsat 7 y Landsat 8

Después de analizar los posibles modelos teniendo en cuenta: década, año y combinación de variables, se generaron las Tablas 20 y 21, las cuales detallan los modelos que se describen a continuación permitiendo con ello, establecer una mejor comparación del modelo que predice de mejor manera la Temperatura de superficie para el sensor Landsat 7 y Landsat 8 respectivamente.

Tabla 20.

Comparación de los modelos generados para el sensor Landsat 7.

Modelo	Ecuación	R ²	R ² Aj.	
1	LST = 1,3393 TEM MED + 5,9138	0,767	0,7282	
2	LST = 0,20683 HUMEDAD + 12,34099	0,624	0,562	
3	LST = 3,1145 TEM MAX – 1,1311TEM MED	0,832	0,766	
	+ 3,0644			

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

Como se puede observar en la Tabla 20 en el caso del sensor L7, se decide elegir el Modelo 3 para la estimación de Temperatura de Superficie por cuanto cumple con los más altos criterios estadísticos $R^2 = 0,832$ demostrando con ello que es capaz de explicar el 83.02% de la variabilidad observada en la Temperatura de Superficie, R^2 Aj. = 0,766 y RMSE = 1,005 proporcionando con ello un mejor ajuste del indicador ambiental en estudio "LST", además de analizar el valor de p-valor= 0,01457 corroborándose con ello que el modelo no fue al azar.

Tabla 21.

Análisis	estadístico	de l	os	modelos	estudiados	Landsat	8

Modelo	Ecuación	R ²	R ² Ajustado
1	LST = 2,134 TEM MIN + 6,044	0,7403	0,697
2	LST = 1,6869 TEM MIN + 10,6689	0,3739	0,2695
2	LST = 2,0979 TEM MIN + 0,2127 TEM MAX	0.04	
3	+ 1,8984	0,8157	0,742

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Tabla 21 para el sensor L8 se optó por elegir el Modelo 3 ya que brinda un mayor grado de ajuste para LST en base a criterios estadísticos $R^2 = 0.8157$, R^2 Aj. = 0.742 y RMSE = 0.587 sumado a ello el p-valor = 0,01457 siendo este significativo.

5.3.Modelos elegidos para los sensores Landsat 7 y Landsat 8

A continuación, se detalla las ecuaciones de los modelos seleccionados:

LST = 3,1145 TEM MAX – 1,1311TEM MED + 3,0644 Landsat 7 Ec.15

LST = 2,0979 TEM MIN + 0,2127 TEM MAX + 1,8984 Landsat 8

Ec.16
LST= Temperatura de Superficie (°C)

TEM MAX= Temperatura Máxima (°C)

TEM MED= Temperatura Media (°C)

TEM MIN= Temperatura Mínima (°C)

Las siguientes gráficas fueron empleadas con el objetivo de la verificación de supuestos, que garanticen que el modelo empleado sea el adecuado para el análisis, estas se elaboraron en RStudio.

Entre ellas se encuentran: Residual vs Fitted, nos permite conocer si la varianza es constante, Normal QQ que permite establecer una distribución de los puntos analizados en la gráfica, Scale-Location, indica si el modelo es válido con la ubicación de puntos, y en la gráfica, Residual vs Leverage establece la cantidad, y que puntos son los de mayor influencia.

Figura 14.







Nota: Los gráficos representan los diagramas de verificación de supuestos en estudio de Landsat 7. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)*

En la Figura 17 literal a) se puede apreciar que la mayoría de puntos, presentan falta de homocedasticidad, que se considera como un error en la medición de datos, en el literal b) se determina que los puntos siguen una distribución normal ya que un 80% se ubica en una recta diagonal y tienen asimetría a la línea de tendencia, el literal c) indica que los puntos son aleatorios a excepción de 2 de ellos lo que indica que el modelo es relativamente aceptable, por último en el literal d) podemos establecer la cantidad de puntos, que tienen una influencia directa con el modelo, con la finalidad de observar la dependencia entre valores atípicos, y si es factible la eliminación de estos para perfeccionar el modelo.

Figura 15.

Diagrama de verificación de supuestos a) Residual vs Fitted Plot, b) Normal QQ, c) Scale-Location d) Residual vs Laverage Plot en el sensor Landsat 8.



Nota: Los gráficos representan los diagramas de verificación de supuestos en estudio de Landsat 7. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)*

En la Figura 18 En el literal a) existe correlación entre los residuos y las observaciones ajustadas presentando puntos atípicos que se generan a partir de errores en la medición de las variables, en el literal b) se aprecian residuos estandarizados que se encuentran fuera de la línea Normal, por lo cual no todos los residuos siguen una distribución normal, en el literal c) los valores se dispersan a medida que la línea se hace curva; sin embargo, la varianza se mantiene fija entre los residuos estandarizados y los valores ajustados y en el literal d) se presentan anomalías en los puntos, no son estadísticamente explicativos (Torres Saquinga & Vivanco Pérez, 2018).

5.4. Validación para el Modelo 3 sensor Landsat7

En la Figura 19 se empleó con la finalidad de mostrar que los Residuos vs. Ajustados en el Modelo 3 no presentan correlación alguna, además de la existencia de varianza constante, no presentan patrones detectables y se encuentran distribuidos en forma aleatoria alrededor de cero.

Figura 16.





Nota: Esta grafico representa dispersión de residuos modelo 3 para el sensor Landsat 7. Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la tabla 22 se puede verificar que el Modelo 3, estima con alto grado de fiabilidad, por cuanto los valores estimados varían con $\pm 2^{\circ}$ C, frente al valor observado.

Tabla 22.

			LST	LST Predicho
Década	Estación	Variable	Observado	por el modelo
2014	Sam Antonio	TEM MAX + TEM MED	30,842	28,124
2014	Carapungo	TEM MAX + TEM MED	27,246	26,761
2014	Cotocollao	TEM MAX + TEM MED	25,272	26,204
2014	Belisario	TEM MAX + TEM MED	25,766	26,596
2014	Tumbaco	TEM MAX + TEM MED	27,391	25,966
2014	El Camal	TEM MAX + TEM MED	27,766	27,322
2014	Los Chillos	TEM MAX + TEM MED	28,128	29,854
2014	Guamaní	TEM MAX + TEM MED	21,761	29,344

Comparación del valor de LST observado vs el predicho por el Modelo 3 sensor L 7

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Figura 20 se muestran los mapas generados a partir del Modelo 3, para estimación de Temperatura de Superficie, en las que se tomó en cuenta la temporada lluviosa que representa los meses de octubre a mayo y la temporada seca que corresponde a los meses de: Junio, Julio, agosto y septiembre

La estación automática de San Antonio, que se encuentra localizada en la parroquia de San Antonio de Pichincha se evidencia las temperaturas más altas, con un pico de 30°C, a diferencia de la estación automática de Guamaní que presenta valores inferiores a 21°C.



Estimación de Temperatura de Superficie para Landsat 7.



Nota: Breve descripción de las figuras de izquierda a derecha se observa la LST en las que se considera temporada lluviosa y seca donde: el tono rojo representa las zonas con altas temperaturas y a medida que la temperatura disminuye cambia a color azul. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (ArcGIS 10.6)*

5.5. Validación para el Modelo 3 sensor Landsat 8

En la Figura 21 se muestra los Residuos vs. Ajustados en el Modelo 3 y se visualiza que no presentan correlación alguna, además se evidencia varianza constante, ausencia de patrones detectables mismos que se encuentran distribuidos al azar alrededor de cero.

Figura 18.

Dispersión de residuos Modelo 3 para el sensor Landsat 7



Nota: Esta grafico representa dispersión de residuos modelo 3 para el sensor Landsat 8. *Elaborado por:* Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Tabla 23 se observa que el Modelo 3, presenta mayor bondad de ajuste en la estimación de Temperatura de superficie puesto que los valores estimados varían con \pm 3°C, frente al valor observado.

Tabla 23.

			LST	LST Predicho
Década	Estación	Variable	Observado	por el modelo
2014	Sam Antonio	TEM MAX + TEM MIN	30,027	27,342
2014	Carapungo	TEM MAX + TEM MIN	26,823	27,730
2014	Cotocollao	TEM MAX + TEM MIN	26,658	26,674
2014	Belisario	TEM MAX + TEM MIN	28,544	26,809
2014	Tumbaco	TEM MAX + TEM MIN	26,635	25,469
2014	El Camal	TEM MAX + TEM MIN	26,658	26,276
2014	Los Chillos	TEM MAX + TEM MIN	26,746	29,958
2014	Guamaní	TEM MAX + TEM MIN	25,224	27,056

Comparación del valor de LST observado vs el predicho por el Modelo 3 sensor L8

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

En la Figura 22 se observa los mapas generados a partir del Modelo 3, para estimación de Temperatura de Superficie, en las que se tomó en cuenta la temporada lluviosa y la temporada seca.

La estación automática con mayor grado de temperatura de superficie es San Antonio, que se encuentra localizada en la parroquia de San Antonio de Pichincha con un pico de 31,43°C, a diferencia de la estación automática de Guamaní que presenta valores inferiores a 22,84°C.

Figura 19.

Estimación de Temperatura de Superficie para Landsat 8.



Nota: Breve descripción de las figuras de izquierda a derecha se observa la LST en las que se considera temporada lluviosa y seca donde: el tono rojo representa las zonas con altas temperaturas y a medida que la temperatura disminuye cambia a color azul. *Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (ArcGIS 10.6)*

5.6. Discusión

En base a los resultados obtenidos, las variables que explican de mejor manera el comportamiento del indicador ambiental en estudio LST, para el caso del sensor Landsat 7 son Temperatura máxima y temperatura media, previo al análisis de correlación de Pearson (Pearson to Spearman Luis, 2007), puesto que este muestra el grado de relación existente, dichos valores fueron: 0,799 para temperatura máxima y 0,875 para temperatura média, mientras que para el sensor Landsat 8 fue de 0,624 para temperatura máxima y 0,860 en temperatura mínima, además se evidenció mediante diagramas de dispersión que dichas variables mostraban un comportamiento lineal, razón por la cual fueron modeladas en base a una regresión lineal.

Una vez generado el modelo y teniendo en cuenta diferentes criterios estadísticos para evaluar su calidad de predicción para LST en ambos sensores, se determina que las temperaturas más altas registradas se localizan en la parroquia de San Antonio de Pichincha, misma que se encuentra a una altitud de 2439 msnm, mientras que la parroquia de Guamaní está a 3036 msnm, esta variable de altitud influye de manera directa en el comportamiento de la Temperaturas de Superficie, puesto que a mayores alturas las temperaturas registradas serán menores, y esto se debe a que el peso del aire influye sobre una superficie, así como los componentes del aire atmosférico, como el aire seco y vapor de agua (Zalakeviciute, 2010).

Si bien es cierto existen variables explicativas que describen el comportamiento del indicador ambiental en estudio, tales como: Índice Normalizado de Vegetación, Temperatura de brillo, hay otros que se convierten en elementos de mayor utilidad al momento de evaluar la Temperatura de Superficie entre ellos tenemos: cantidad de vegetación, Humedad disponible en la superficie, puesto que al no existir evaporación para disminuir la temperatura de la superficie, esta aumenta (Granja, 2005). Un ejemplo claro de esto se produce en la zona de san Antonio de Pichincha presenta un clima cálido seco, y con escasas precipitaciones entre 250mm y 500mm (NEOPLAN, 2015).

Entre estudios similares en los que se determina LST en diferentes lugares alrededor del mundo, mediante uso de imágenes satelitales, dotadas por sensores remotos, se encuentran:

La estimación de Temperatura diaria mínima del aire en la Península Ibérica usando el sensor MODIS y variables espaciotemporales, tales como: vapor de agua, Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, que permitieron la generación del modelo, el cual arrojó valores de criterios estadísticos significativamente representativos de R^2 = 0,82-0,81 y RMSE= 2,80-2,90, estableciendo así, que este modelo puede ser empleado en tiempo real (Peón García, 2013).

Otro estudio realizado en las zonas alto andinas de Cundinamarca y Boyacá en Colombia, donde se estableció el análisis de la cuantificación e interpolación de tendencias locales de temperatura y precipitación, tomando como variables significativas la temperatura máxima, temperatura mínima y precipitación, donde se denotó valores de R^2 = 0,170 y RMSE= 0,370 y que además estudios previos a este concluyeron que las temperaturas mínimas detectan aumentos significativos además de reducciones notables, demostrando con ello que el impacto en el cuanto al cambio climático se presenta de manera local (Rojas, Arce, Peña, Boshell, & Ayarza, 2010).

Si bien es cierto en líneas anteriores se trató de temas similares al estudio de temperatura de superficie, a continuación nos centraremos en los modelos generados en

la presente investigación a partir de los sensores satelitales "L7" y "L8" en donde para el caso del primer sensor se obtuvo $R^2 = 0.8329$, R^2 Aj.= 0.7661 y RMSE= 1.005 para el año 2014 además de p-valor = 0.011 considerando un total de dos variables explicativas temperatura máxima y temperatura mínima mientras que para el segundo se obtuvieron valores de criterios estadísticos $R^2 = 0.8117$, R^2 Aj= 0.7363, RMSE= 0.587 y p-valor= 0.01457teniendo en cuenta las variables temperatura máxima y temperatura mínima, mismas que fueron estadísticamente significativas en base al coeficiente de determinación puesto que si se encuentran más próximos a uno pueden ajustarse de manera más óptima a la regresión (Valiente & Herranz, 2010), además en estos modelos generados se verificó previamente la existencia de un menor número de datos atípicos y con el objetivo de disminuir el sesgo drástico de los resultados (Orman, 2019).

Dentro de los posibles usos y aplicaciones de sensores remotos y teledetección en la estimación de la temperatura de superficie se encuentra la variabilidad climatológica y sus efectos ambientales en las coberturas posiblemente estudiadas y entre sus usos de mayor relevancia se encuentran: balance de materia y energía con la finalidad de evaluar sostenibilidad en los procesos productivos además de la determinación de impactos ambientales (Galvis, S. y Prada, 2017).

Uno de los trabajos a partir de la aplicación de la teledetección para la obtención de LST puede ser la determinación de islas de calor y sus localizaciones basándose en uso de cobertura de suelo por cuanto, estas se constituyen en entes claves al momento de la evaluación del cambio climático además de análisis meteorológicos, proporcionando una noción de la realidad urbana, de los procesos de urbanización implantados en la ciudad, y como estos han influido en la calidad térmica del aire y en base a los resultados, identificar las zonas más vulnerables que requieran estrategias que permitan el mejoramiento de la calidad de vida de sus habitantes.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.1. Conclusiones

Se determinó que existe una estrecha relación entre los datos obtenidos en campo por la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito en las que se consideró variables tales como: temperatura máxima, temperatura mínima, humedad y radiación solar en las diferentes estaciones automáticas localizadas en el DMQ, puesto que al momento de generar el modelo se tomó en cuenta la bondad de ajuste además de coeficientes de determinación en los cuales se mostró una gran dependencia con las variables obtenidas por medio de los sensores remotos.

Se determinó las temperaturas de superficie en ambos sensores de ello se estableció que el sensor que mejor predice la temperatura de superficie es el sensor L7 puesto que al visualizar los valores observados frente a los valores predichos varían entre \pm 2°C, como se puede apreciar en la estación automática de San Antonio, que se encuentra localizada en la parroquia de San Antonio de Pichincha que evidencia las temperaturas más altas, con un pico de 30°C, a diferencia de la estación automática de Guamaní que presenta valores inferiores a 21°C.

Se estableció que mediante el uso de gráficos estadísticos durante el período en estudio se pudo analizar el comportamiento de cada una de las variables, así como tendencias de linealidad de: temperatura máxima, temperatura mínima, humedad y radiación solar, además que se observó datos atípicos que fueron retirados para optimizar los criterios estadísticos.

El modelo que se generó y que mejor describe el comportamiento de la Temperatura de Superficie es el Modelo 3 de "L7" y en el que se tomó en cuenta promedio de las fechas

del año 2014, en los que se obtuvo valores de criterios representativos estadísticamente dando como resultado: $R^2 = 0.8329$ y R^2 Aj.= 0.7661, RMSE= 1.005 y p-valor: 0,011.

El modelo que se generó, si bien es cierto cuenta con una gran estimación de valor de temperatura de superficie, considerando la topografía del DMQ cuenta con una limitación, en cuanto a que se debería considerar temperaturas tanto máximas y mínimas que me permitan una mejor estimación del valor de temperatura de superficie, además de la estacionalidad, ya que este factor pudo considerarse una fuente de error importante al momento de realizar un estudio.

6.2. Recomendaciones

Se recomienda el uso de imágenes satelitales provistas por sensores tales como MODIS que cuenta con un producto denominado "MODIS Land Surface Temperature and Emissivity (MOD11) de modo que se pueda establecer una comparación de acuerdo al tipo de sensor y con ello la obtención de datos más fiables al momento de estimar el indicador ambiental denominado temperatura de superficie.

Se podría considerar a más de las variables establecidas la temperatura del aire misma que incide de manera directa en la temperatura de superficie además debería ser tomado en cuenta y a partir de estas temperaturas obtenidas, determinar posibles islas de calor y con ello el establecimiento de políticas que mejoren el ordenamiento territorial.

En el caso de estimación de superficie sería también necesario la clasificación en zonas urbanizadas y no urbanizadas con el objetivo de establecer cuál de estas presenta mayor valor de temperatura además que no solo implique las estaciones automáticas de la REMMAQ por cuanto limitan el área de estudio a determinado sector, cuando lo óptimo sería cubrir todo el Distrito Metropolitano de Quito.

A partir de este estudio se recomienda la creación de un nuevo modelo, para los satélites Landsat 7 y Landsat 8 considerando horas tales como: 10 y 10:15 de la hora local, con la finalidad de captar la imagen en el momento exacto, en el que el satélite está pasando por la órbita heliosincrónica, para poder realizar una estimación con los resultados ya obtenidos.

En cuanto a las variables independientes radiación solar y humedad, que utilizamos en nuestra investigación, se recomienda, que los datos proporcionados por la REEMAQ, o por cualquier entidad de servicio meteorológico, proporcione los datos solicitados, puesto que estas variables, no contaban con todos los datos, para las fechas de los años en estudio, razón por la cuál del valor de R^2 y R^2 Ajustado, tuvieron valores bajos en la generación de este modelo.

Se puede generar nuevos modelos de estimación de temperatura de superficie sobre toda la región con gran resolución debido a que los datos observados fueron estimados con gran eficacia además estudios encaminados en el ámbito ambiental como: afectaciones de la vegetación endémica de un determinado lugar y los efectos que estas sufren por las consecuencias provocadas por islas de calor, centros donde se concentran islas de calor y con ello la creación de medidas estratégicas que permitan su mitigación.

A partir del conocimiento de la temperatura de superficie, se puede realizar nuevas investigaciones que me permitan identificar islas de calor urbano, a través de la percepción remota, proporcionando un conocimiento de la realidad urbana.

7. BIBLIOGRAFIA

- Aldas, J., & Uriel, E. (2017). Análisis multivariante aplicado con R. Madrid: Paraninto,S.A.
- Almazán , A., Camarero , L., & Mañas , B. (2015). *Análisis estadístico para la investigación*. Madrid : Carceta.
- Almazán , A., Camarero , L., & Vallejos, A. (2011). *Análisis estadístico para la investigación social* . Madrid: Carceta .
- Álvarez, C. I., & Padilla Almeida, O. (2016). Estimación de la contaminación del aire por PM10 en Quito a través de índices ambientales con imágenes LANDSAT ETM+. *Revista Cartográfica*, 92.
- Alvarez Mendoza, C., Teodoro, A., & Ramirez, L. (2019). Improving NDVI by removing cirrus with optical remote sensing data from Landsat8 case study in Quito, Ecuador
 . Remote Sensing Applications Society and Environment, 274.
- Ambrosio, G., González, J., & Arévalo, V. (2002). *Corrección radiométrica y geométrica de imágenes para la detección de cambios en una serie temporal*. (September).
- Arias, H. A., Zamora, R. M., Bolaños, C. V., & Nacional. (2014). ATMOSPHERIC CORRECTION METHODOLOGY FOR ASTER, RAPIDEYE, SPOT 2 AND LANDSAT 8 IMAGES WITH ENVI FLAASH MODULE SOFTWARE. 39–59.
- Aviña Hernández, R. J. (2018). Estimación de parámetros ambientales a partir de imágenes Landsat 8 y mediciones in situ, en Bahía de La Paz, BCS. La Paz.
- Bayala , M. (2011). Generación de mapas de Temperatura Radiativa de superficie utilizando datos de baja resolución espacial mediante Técnicas de Remuestreo. Córdoba: CONAE.

- Bernardo, F. (2005). *El Espectro Electromagnetico y sus Aplicaciones*. Caracas: Playco Editores.
- Burgos Tatés, M. E., & Copo Pazmiño, K. M. (2017). Estimación de la concentración de ozono troposferico, mediante análisis geoespacial de imágenes satelitales y minimos cuadrados parciales, para las parroquias urbanas del cantón Quito. Quito.
- Camargo, A. (2005). Matemáticas III (Estadística descriptiva). Retrieved from http://fcasua.contad.unam.mx/apuntes/interiores/docs/2005/informatica/3/1368.pdf
- Carlos, R., Ojeda, M., & Bogotá, D. C. (2018). Uso De Imágenes Proporcionadas Por Los Satélites Sentinel-2 Y Landsat 8 Para La Generación De Cartografía Temática En La Prevención Del Riesgo De Incendio Forestal.
- Corrales Andino , R. E., & Ochoa López, V. L. (2016). Cálculo de reflectancia en imágenes Landsat OLI-8, sobre la región central de Honduras, mediante software libre SEXTANTE. Tegucigalpa.
- Correia, R. L. A. C. A. (2018). Processing Image to Geographical Information Systems (PI2GIS)--A Learning Tool for QGIS. *Education Sciences*, 8.

da Silva, B. B., Mercante, E., Boas, M. A. V., Wrublack, S. C., & Oldoni, L. V. (2018). Satellite-based ET estimation using Landsat 8 images and SEBAL model. *Revista Ciencia Agronomica*, 49(2), 221–227. https://doi.org/10.5935/1806-6690.20180025

Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? -Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250. https://doi.org/10.5194/gmd-7-1247-2014

Chuvieco, E. (2008). Teledetección Ambiental. Barcelona: Ariel, S.A.

- Díaz, A., & Hurtado, J. (2013). Estadística aplicada a la administración y la economía.D.F. Mexico : Mc Graw Hill.
- Francisco, A. R. L. (2013). APLICACIÓN DE LA TELEDETECCIÓN EN LA METEOROLOGÍA. Journal of Chemical Information and Modeling, 53(9), 1689– 1699. https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004
- Galvis, S. y Prada, R. (2017). Uso De Imágenes Satelitales Landsat 8 Para La Estimación De Temperatura Superficial De La Tierra, Caso De Estudio: Ibagué – Tolima.
- García, J., & Berlanga, A. (2018). *Ciencias de Datos Técnicas Analíticas y Aprendizaje Estadístico en un Anfoque Práctico*. Bogota: Alfaomega.
- Gibson, J. (2015). Air pollution, climate change, and health. *The Lancet. Oncology*, 16(6), e269. https://doi.org/10.1016/S1470-2045(15)70238-X
- Gonzaga Aguilar, C. (2014). Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM+ y ASTER para la Caracterización de la Cobertura Vegetal en la Zona Centro de la Provincia De Loja, Ecuador. Loja.
- Gonzáles, F., & Chávez, J. (2017). Estadística aplicada en Psicología y Ciencias de la salud. Monterrey : El Manual Moderno.
- Granja, O. (2005). Protocolo de Temperatura Superficial. 1–18.
- Günlü, A., & Kadıoğulları, A. I. (2018). Modeling forest stand attributes using landsat ETM+ and quickbird satellite images in western turkey. *Bosque*, *39*(1), 49–59. https://doi.org/10.4067/S0717-92002018000100049
- Gutiérrez, J. (n.d.). Monitorización de emisiones de CO2 en análogos naturales de almacenamientos geológicos a través de la vegetación mediante técnicas de teledetección multiespectral.

- Husson, F., Le, S., & Pages, J. (2012). *Análisis de datos con R*. Bogota : ESCUELA COLOMBIANA DE INGENIERÍA JULIO GARAVITO.
- Javed Mallick, Y. K., & B.D.Bharath. (2008). Estimation of land surface temperature over Delhi using Landsat-7 ETM+. J. Ind. Geophys. Union, 12(3), 131–140. Retrieved from http://www.igu.in/12-3/5javed.pdf
- Jiménez Pérez, L. (2018). Estimación de la concentración del contaminante gaseoso NOX en el Distrito Metropolitano de Quito a partir de imágenes de satélite Landsat 7 ETM / Landsat 8 OLI de los años 2010,2013 y 2015, considerando modelos estadísticos a partir de correlación . 97.
- Kreis, S. (2008). Megapixels and Human Recognition of Resolution. *The Physics Teacher*, 46(5), 304–305. https://doi.org/10.1119/1.2909752
- Landsat, S. Y., El, C. O. N., Flaash, M., Arias, H. A., Zamora, R. M., Bolaños, C. V., ...
 Rica, C. (2014). ATMOSFÉRICA DE IMÁGENES ASTER , RAPIDEYE , DEL
 SOFTWARE ENVI ATMOSPHERIC CORRECTION METHODOLOGY FOR ASTER
 , RAPIDEYE , SPOT 2 AND LANDSAT 8 IMAGES WITH ENVI FLAASH MODULE
 SOFTWARE. 39–59.
- Maria, M. (2010). Aporte de la teledetección al estudio del funcionamiento del macrosistema Delta del Paraná: análisis de series de tiempo y eventos extremos.
 Buenos Aires : FCEN-UBA.
- Marra, W. A., van de Grint, L., Alberti, K., & Karssenberg, D. (2017). Using GIS in an Earth Sciences field course for quantitative exploration, data management and digital mapping. *Journal of Geography in Higher Education*, 41(2), 213–229. https://doi.org/10.1080/03098265.2017.1291587

- Martínez Vega, J., & Pilar Martín , I. (2010). Guía Didáctica de Teledetección y Medio Ambiente . *CSIC*, 208.
- Montenegro Cabrera, E., Vargas Galvis, D. M., Galindo Garcia, G., García Dávila, M.
 C., & Ordóñes Castro, M. F. (2015). Protocolo de Procesamiento Digital de Imágenes para la Cuantificación de la Deforestación en ColombiaNivel Nacional Escala Gruesa y Fina. Bogota.
- Montgomery, D., & Peck, E. (2011). *Introducción al Análisis de Regresión Lineal* . D.F. Mexico: PATRIA.

Navarro, J. (3003). Estadística Aplicada . Madrid : Díaz de Santos S.A.

NEOPLAN, G. S. A.-E. C. (2015). *Plan De Desarrollo Y Ordenamiento Territorial De San Antonio de Pichincha*. 177.

Ochoa, J. O. (2016). Modelos de Regresión. Retrieved from https://campusvirtual.univalle.edu.co/moodle/pluginfile.php/938562/mod_resource/cont ent/1/QuintaSesionMdeR.pdf

- Paz Pellat, F. (2018). Correcciones atmosféricas relativas de imágenes de satélite: patrones invariantes múltiples e inversiones. *REVISTA TERRA LATINOAMERICANA*, 36(3). https://doi.org/10.28940/terra.v36i3.229
- Pearson to Spearman Luis, F. (2007). SELECCIONES De Pearson a Spearman. *Rev Col Cienc Pec*, 20, 183–192.
- Peón García, J. J. (2013). Mejora del modelo empírico para la estimación de la temperatura diaria mínima del aire en la Península Ibérica usando MODIS y variables espaciotemporales.

- Pesántez Cobos, P. W. (2015). IMPLEMENTACIÓN EN GRASS-GIS DE TÉCNICAS DE FUSIÓN DE IMÁGENES DIGITALES. Cuenca.
- Pérez, C., & Muñoz, Á. (2006). *Teledetección Nociones y Aplicaciones*. Retrieved from file:///C:/Users/Pc/Documents/TESIS/teledeteccion-nocionesaplicaciones-2006publico.pdf
- Picone , N. (2017). Comparación de imágenes satelitales sentinel 2 y Landsat 8 en el estudio de áreas urbanas . *ResearchGate*, 60.

Rica, C. (2014). ATMOSFÉRICA DE IMÁGENES ASTER, RAPIDEYE, DEL SOFTWARE ENVI ATMOSPHERIC CORRECTION METHODOLOGY FOR ASTER, RAPIDEYE, SPOT 2 AND LANDSAT 8 IMAGES WITH ENVI FLAASH MODULE SOFTWARE. 39–59.

Román, S. (2012). Análisis y diseño de experimentos. Guanajuato : McGrawHill.

- Rojas, E., Arce, B., Peña, A., Boshell, F., & Ayarza, M. (2010). Cuantificación e interpolación de tendencias locales de temperatura y precipitación en zonas alto andinas de Cundinamarca y Boyacá (Colombia). *Corpoica Ciencia y Tecnología Agropecuaria*, 11(2), 173. https://doi.org/10.21930/rcta.vol11_num2_art:209
- Salazar-Centeno, C. A., Niño-Niño, C. A., & Díaz-Suárez, R. A. (2017). Detección de bandas en color en una imagen de electroforesis en gel de una dimensión usando un algoritmo de localización basado en máximos y mínimos. *ITECKNE Innovación e Investigación En Ingeniería*, 14(2), 122. https://doi.org/10.15332/iteckne.v14i2.1766
- Salvia, M. M. (2010). Aporte de la teledetección al estudio del funcionamiento del macrosistema Delta del Paraná: análisis de series de tiempo y eventos extremos.
 Buenos Aires : FCEN-UBA.

- Su, Z. B. (2007). Introduction to thermal infrared remote sensing. (September), 1–55.Retrieved from https://earth.esa.int/landtraining09/D1Lb3_Su_SEBBasics.pdf
- Tamayo , J. (2016). Aplicación de Percepción Remota para el Estudio de Áreas con un Potencial Geotérmico. Ciudad de México.
- Tierra , A. (2011). Implementación de mediciones GNSS para la realización de correcciones diferenciales en tiempo real mediante el uso de NTRIP . *Revista Geoespacial N*° 8, 61.
- Torres, N., Vivanco, V., Ramirez-Cando, L., Alvarez-Mendoza, C., & Teodoro, A. (2018). Comparison of satellite remote sensing data in the retrieve of PM10 air pollutant over Quito, Ecuador. (May), 21. https://doi.org/10.1117/12.2325324
- Walpole, R., & Myers, S. (2009). Probabilidad y estadística. Juárez : PEARSON.

Zalakeviciute, R. (2010). El clima como característica de la vivienda. 31-48.

Zamorano, J. J., Ortiz Pérez, M. A., & Ramírez, M. T. (2000). Meseta de Boniato y graben de Santiago de Cuba: un enfoque geomorfológico de su desarrollo morfoestructural. *Investigaciones Geográficas*, 1(41). https://doi.org/10.14350/rig.59102

8. ANEXOS

ANEXO A. Coordenadas Geográficas de las Estaciones Meteorológicas Automáticas del DMQ.

 Tabla 24. Coordenadas Geográficas de las Estaciones Meteorológicas Automáticas del

 DMQ

Estación	Coordenadas Geográficas
San Antonio	78°26'42" O, 0°00'30" S
Carapungo	78°26'50" W, 0°5'54" S
Cotocollao	78°29'50''W, 0°6'28'' S
Belisario	78°29'24" W, 0°10'48" S
Tumbaco	78°24'00" W, 0°12'36" S
El Camal	78°30'36" W, 0°15'00" S
Los Chillos	78°27'36" W, 0°18'00" S
Guamaní	78°33'5" W, 0°19'51" S

Fuente: Secretaria del Ambiente (2010). Estaciones automáticas y pasivas de la Red Metropolitana de Calidad de Aire. Disponible en http://www.quitoambiente.gob.ec/ambiente/index.php/los-chillos

ANEXO B. Pasos para la Corrección Radiométrica y Atmosférica para el sensor Landsat 8 en el software ENVI 5.3

1. Se carga la imagen desde el programa ENVI.



Figura 20. Pasos para cargar la imagen satelital en el programa ENVI 5.3 Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

En la barra de herramientas se eligió la opción Radiometric Correction



Figura 21. Selección del archivo MTL Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Se procede hacer la Calibración Radiométrica.

😒 Radiometric Calibration 💌				
Calibration Type Radiance V				
Output Interleave BSQ V				
Output Data Type Float 🗸				
Scale Factor 1.00				
Apply FLAASH Settings				
Output Filename:				
F:\LANDSAT 8\AÑO 2014\06-15\CR.dat				
☑ Display result				
OK Cancel				

Figura 22. Calibración Radiométrica Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Para la temperatura de brillo se sigue los mismos pasos, pero se cambia la banda por la

opción Thermal y se calibra nuevamente.

8	File Selection	×
Select Input File	e:	
20140115_20 20140115_20 20140115_20 20140115_20 20140115_20	170426_01_T1_MTL_MultiSpectral 170426_01_T1_MTL_Panchromatic 170426_01_T1_MTL_Cimus 170426_01_T1_MTL_Thermal 170426_01_T1_MTL_Quality	
٢.	>	•
File Inform	ation	
Spatial Subse	t Full Extent	
Spectral Subs	et 2 of 2 Bands	
😗 🚔 🕀	OK Cancel	

Figura 23. Selección de la Banda Thermal Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Para finalizar la corrección atmosférica se selecciona la herramienta Band Algebra seguido de Spectral Índices y se guarda dentro de la carpeta.



Figura 24. Selección de la herramienta Spectral Índices Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Por último, en el ítem Index se escoge "Green Normalized Difference Vegetation Index" y se guarda.

😒 Sp	ectral Indices 🛛 🗕 🗖 🗙
Input Raster	CR.dat
Index	Enhanced Vegetation Index Ferrous Minerals Global Environmental Monito Green Atmospherically Resis Green Difference Vegetation Green Normalized Difference Green Ratio Vegetation Inde Green Vegetation Index Infrared Percentage Vegetat Iron Oxide Leaf Area Index <
Output Raster	\AÑO 2014\06-15\SpectralIndices.dat
😧 📄 Previe	w 🗹 Display result OK Cancel

Figura 25. Selección de la herramienta "Green Normalized Difference Vegetation Index" Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Una vez que la imagen ya está con la corrección radiométrica y atmosférica se visualiza

de la siguiente manera.



Figura 26. Imagen con Corrección Radiométrica t Atmosférica Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

ANEXO C. Pasos para la determinación de la Temperatura de Superficie en el programa

ArcGIS 10.5 en el sensor "Landsat 8".

Se procede a cargar la imagen por bandas para la determinación de indicadores ambientales en este caso particular B4 y B5.



Figura 27. Descarga de la Banda 4 y 5 Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada se define como:



Figura 28. Ecuación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

A continuación se cargan las bandas 10 y 11



Figura 29. Descarga de la Banda 10 y 11 Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Proporción de Vegetación: PROPVEG = Square $\left(\frac{\text{NDVI+1}}{1-1}\right)$

NDVI 2013-05-20 - ArcMap			- 0 ×
File Edit View Bookmarks	Insert Selection Geoprocessing Customize Windows Hel	p	
	(🔊 () 📥 - 1262.783		
		S Batter Calculator	- D X
व्यवस्य 🖉 झा झा 🖛	* # • • • • • • • • • • • • • • • • • •	(
ArcToolbox 4 ×	Table Of Contents # X	Map Algebra expression	Output raster
Geocoding Tools	1		
Geostatistical Analyst Too		SAND1IRADIANCE ^ Log2 ^	The output raster resulting
Unear Referencing Tools	Low : 0.1	♦ BAND 10RADIANCE 7 8 9 / == 1= 8. Mod	from the Map Algebra
Naturals Arabat Taola		♦ LC08_L1TP_010060_2013050	expression.
Parcel Eabric Tools	BANDIORADIANCE	CO8_L1TP_010060_2013050 4 5 6 * > >= RoundDown	
Schematics Tools	Value	◆NDVI RoundUp	
Server Tools	High: 11.0922	◆LC08_L1TP_010060_2013050	
Space Time Pattern Minin	■	O COR LITP 0100K0 2013050 ⁺ 0 . + () ~ SquareRoot	
Spatial Analyst Tools	Low : U.I	Timmentin	
Conditional		Square(NDVI"+1 / 1-1)	
🗉 🗞 Density	EC08_ET1P_010060_20130504_20170504_01_11_811.11F		
🗉 🇞 Distance	High - 27995		
Sy Extraction		Output raster	
Generalization	Low:0	C: (Users \CLIENTE\Documents\ArcGIS\Default.gdb\PROPVEG	
🗉 🇞 Groundwater			
🗉 🇞 Hydrology	I LC08 L1TP 010050 20130504 20170504 01 T1 B10 TIE	Y Y	v
Interpolation	Value		
🛞 🇞 Local	High: 32748	OK Cancel Environments << Hide Help	Tool Help
🖃 🇞 Map Algebra			
Raster Calculator	Low:0	LCO8_LITP_0	10060_20130504_2 Text File
🗉 👟 Math		Shapefile Ub	cacion Estaciones Folder
Sy Multivanate	B V NDVI		
Strengebornood	Value	and the second	
Bo Paster Creation	High: 1	Contraction of the second s	
A Reclary		and the second	
Segmentation and Cla	Low: -1		
🕫 🌭 Solar Radiation		A CONTRACT STATE OF A CONTRACT OF	
🗉 🇞 Surface	B M LC08_L11P_010060_20130504_20170504_01_T1_B4.TIF	AND AND A THE SHOW AND	
🗉 🇞 Zonal	Value High (52028		
n Caratial Chatistics Taula	right seles		
	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·		

Figura 30. Ecuación de la Proporción de Vegetación Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Temperatura de Superficie de Emisividad LSE = 0.004 * PROPVEG + 0.986



Figura 31. Ecuación de Temperatura de Superficie de Emisividad Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

Temperatura de Superficie:	$\frac{\text{BAND10SATEM}}{1} + \text{B10.TIP} *$	$\left(\frac{\text{BAND10SATTEM}}{14380}\right)$	* In (LSE)
----------------------------	---	--	------------



Figura 32. Ecuación de Temperatura de Superficie Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J. 2019

AÑO	SENSOR	VARIABLE	R ²	R ² Ajustado
2004	L7	TEM MAX	0.04319	-0.1163
	L7	TEM MIN	0.07461	-0.07962
	L7	TEM MEDIA	0.06464	-0.09126
	L7	RAD SOLAR	0.3467	0.2379
	L7	HUMEDAD	0.1589	0.01874
2005	L7	TEM MAX	0.5533	0.4789
	L7	TEM MIN	0.09705	-0.05344
	L7	TEM MEDIA	0.4962	0.4122
	L7	RAD SOLAR	0.4553	0.3645
	L7	HUMEDAD	0.2493	0.1242
2006	L7	TEM MAX	0.2957	0.1784
	L7	TEM MIN	0.06364	-0.09243
	L7	TEM MEDIA	0.3312	0.2197
	L7	RAD SOLAR	0.2661	0.1438
	L7	HUMEDAD	0.1674	0.02867
2007	L7	TEM MAX	0.03983	-0.1202
	L7	TEM MIN	0.4157	0.3183
	L7	TEM MEDIA	0.278	0.1577
	L7	RAD SOLAR	0.05775	-0.09929

ANEXO D. Matriz de todos los años en estudio para los sensores Landsat 7 y Landsat 8 **Tabla 25.** Matriz del año 2004 al 2018 con R^2 y R^2 Ajustado para el sensor Landsat 7.

	L7	HUMEDAD	0.3399	0.2299
2010	L7	TEM MAX	0.1004	-0.04959
	L7	TEM MIN	0.02775	-0.1343
	L7	TEM MEDIA	0.09507	-0.05575
	L7	RAD SOLAR	0.6466	0.5877
	L7	HUMEDAD	0.1682	0.02961
2011	L7	TEM MAX	0.02214	-0.1408
	L7	TEM MIN	0.01468	-0.1495
	L7	TEM MEDIA	0.03093	-0.1306
	L7	RAD SOLAR	2.541e-05	-0.1666
	L7	HUMEDAD	0.1062	-0.04273
2012	L7	TEM MAX	0.4044	0.3051
	L7	TEM MIN	0.2206	0.09069
	L7	TEM MEDIA	0.4065	0.3075
	L7	RAD SOLAR	0.1379	-0.005784
	L7	HUMEDAD	0.09405	-0.05694
2013	L7	TEM MAX	0.1859	0.05025
	L7	TEM MIN	0.1779	0.04088
	L7	TEM MEDIA	0.2297	0.2297
	L7	RAD SOLAR	0.064	-0.092
	L7	HUMEDAD	0.3926	0.2913
2014	L7	TEM MAX	0.6396	0.5795

	L7	TEM MIN	0.6379	0.5776
	L7	TEM MEDIA	0.767	0.7282
	L7	RAD SOLAR	0.02259	-0.1403
	L7	HUMEDAD	0.2856	0.1666
2015	L7	TEM MAX	0.3143	0.2
	L7	TEM MIN	0.7014	0.6516
	L7	TEM MEDIA	0.417	0.3198
	L7	RAD SOLAR	0.1075	-0.04131
	L7	HUMEDAD	0.22	0.08996
2017	L7	TEM MAX	0.1896	0.05449
	L7	TEM MIN	0.3764	0.2724
	L7	TEM MEDIA	0.3016	0.1851
	L7	RAD SOLAR	0.2977	0.1806
	L7	HUMEDAD	0.01591	-0.1481
2018	L7	TEM MAX	0.3119	0.1972
	L7	TEM MIN	0.1014	-0.04836
	L7	TEM MEDIA	0.2907	0.1725
	L7	RAD SOLAR	0.6687	0.6135
	L7	HUMEDAD	0.005483	-0.1603

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)

AÑO	SENSOR	VARIABLE	R2 COMPLETO	R AJUSTADO
2013	L8	TEM MAX	0.02429	-0.1383
	L8	TEM MIN	0.2394	0.1126
	L8	TEM MEDIA	0.13	-0.01501
	L8	RAD SOLAR	0.1301	-0.01486
	L8	HUMEDAD	0.1904	0.05541
2014	L8	TEM MAX	0.1022	-0.04745
	L8	TEM MIN	0.7403	0.697
	L8	TEM MEDIA	0.2388	0.1119
	L8	RAD SOLAR	0.02531	-0.1371
	L8	HUMEDAD	0.3899	0.2882
2015	L8	TEM MAX	0.3204	0.2071
	L8	TEM MIN	0.5895	0.5211
	L8	TEM MEDIA	0.343	0.2335
	L8	RAD SOLAR	0.6784	0.6248
	L8	HUMEDAD	0.1668	0.02788
2016	L8	TEM MAX	0.1346	-0.009669
	L8	TEM MIN	0.1179	-0.02911
	L8	TEM MEDIA	0.1558	0.01506
	L8	RAD SOLAR	0.05072	-0.1075
	L8	HUMEDAD	6.566e-05	-0.1666

Tabla 26. Matriz del año 2013 al 2018 con R^2 y R^2 Ajustado para el sensor Landsat 8

2017	L8	TEM MAX	0.4105	0.3122
	L8	TEM MIN	0.5545	0.4803
	L8	TEM MEDIA	0.4348	0.3406
	L8	RAD SOLAR	0.1842	0.04823
	L8	HUMEDAD	0.1296	-0.01543
2018	L8	TEM MAX	0.1342	-0.0101
	L8	TEM MIN	0.1442	0.00154
	L8	TEM MEDIA	0.1809	0.04436
	L8	RAD SOLAR	0.1701	0.03173
	L8	HUMEDAD	0.003471	-0.1626

Elaborado por: Gavilanes I., Velásquez J., 2019 (R Studio 3.6.1)
