

**UNIVERSIDAD PERUANA UNIÓN**  
FACULTAD DE INGENIERIA Y ARQUITECTURA  
Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental



*Una Institución Adventista*

**Metodología propuesta para evaluar la relación del  
comportamiento de LST respecto al NDVI basado en la  
evaluación multitemporal de sus varianzas 2013 - 2020**

Tesis para obtener el Título Profesional de Ingeniería Ambiental

**Autor:**

Bach. Maycol Owen Echevarria Mendoza  
Bach. Derek Enrique Lazo Chávez

**Asesor:**

Ing. Orlando Poma Porras

Lima, abril del 2021

# DECLARACIÓN JURADA DE AUTORÍA DE TESIS

Orlando Poma Porras, de la Facultad de Ingeniería y Arquitectura, Escuela Profesional de Ingeniería Ambiental, de la Universidad Peruana Unión.

DECLARO:

Que la presente investigación titulada: **“Metodología propuesta para evaluar la relación del comportamiento de LST respecto al NDVI basado en la evaluación multitemporal de sus varianzas 2013 - 2020”** constituye la memoria que presenta el (la) / los Bachiller(es) Maycol Owen Echevarria Mendoza y Derek Enrique Lazo Chávez para obtener el título de Profesional de Ingeniería Ambiental, cuya tesis ha sido realizada en la Universidad Peruana Unión bajo mi dirección.

Las opiniones y declaraciones en este informe son de entera responsabilidad del autor, sin comprometer a la institución.

Y estando de acuerdo, firmo la presente declaración en la ciudad de Lima, a los 15 días del mes de Abril del año 2021



A handwritten signature in black ink, appearing to be "Orlando Poma Porras".

---

Ing. Orlando Poma Porras

### ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS

En Lima, Ñaña, Villa Unión, a los **12 días** día(s) del mes de **abril** del año 2021 siendo **las 18:50 horas**, se reunieron en modalidad virtual u online sincrónica, bajo la dirección del Señor Presidente del jurado: **Mg. Iliana Del Carmen Gutiérrez Rodríguez**, el secretario: **Mg. Milda Amparo Cruz Huaranga**, y los demás miembros: **Mg. Jackson Edgardo Pérez Carpio** y el **Mg. Joel Hugo Fernández Rojas** y el asesor: **Ing Orlando Alan Poma Porras**, con el propósito de administrar el acto académico de sustentación de la tesis titulada: "Metodología propuesta para evaluar la relación del comportamiento de LST respecto al NDVI basado en la evaluación multitemporal de sus varianzas 2013-2020" de el(los)/la(las) bachiller/es: a) **MAYCOL OWEN ECHEVARRIA MENDOZA** .....

.....b) **DEREK ENRIQUE LAZO CHAVEZ**.....

.conducente a la obtención del título profesional de **INGENIERO AMBIENTAL** con mención en.....  
(Nombre del Título profesional)

El Presidente inició el acto académico de sustentación invitando al (los)/a(la)(las) candidato(a)/s hacer uso del tiempo determinado para su exposición. Concluida la exposición, el Presidente invitó a los demás miembros del jurado a efectuar las preguntas, y aclaraciones pertinentes, las cuales fueron absueltas por el(los)/la(las) candidato(a)/s. Luego, se produjo un receso para las deliberaciones y la emisión del dictamen del jurado.

Posteriormente, el jurado procedió a dejar constancia escrita sobre la evaluación en la presente acta, con el dictamen siguiente:

Candidato (a): ..... **MAYCOL OWEN ECHEVARRIA MENDOZA** .....

CALIFICACIÓN	ESCALAS			Mérito
	Vigesimal	Literal	Cualitativa	
<b>APROBADO</b>	<b>19</b>	<b>A</b>	<b>Excelente</b>	<b>Excelencia</b>

Candidato (b): ..... **DEREK ENRIQUE LAZO CHAVEZ** .....

CALIFICACIÓN	ESCALAS			Mérito
	Vigesimal	Literal	Cualitativa	
<b>APROBADO</b>	<b>19</b>	<b>A</b>	<b>Excelente</b>	<b>Excelencia</b>

(\*) Ver parte posterior

Finalmente, el Presidente del jurado invitó al(los)/a(la)(las) candidato(a)/s a ponerse de pie, para recibir la evaluación final y concluir el acto académico de sustentación procediéndose a registrar las firmas respectivas.

\_\_\_\_\_  
Presidente  
Mg. Iliana Del Carmen  
Gutiérrez Rodríguez

  
\_\_\_\_\_  
Secretario  
Mg. Milda Amparo  
Cruz Huaranga

\_\_\_\_\_  
Asesor  
Ing. Orlando Alan  
poma Porras

\_\_\_\_\_  
Miembro  
Mg. Jackson Edgardo  
Perez Carpio

\_\_\_\_\_  
Miembro  
Mg. Joel Hugo  
Fernandez Rojas

\_\_\_\_\_  
Candidato/a (a)  
Maycol Owen  
Echevarria Mendoza

\_\_\_\_\_  
Candidato/a (b)  
Derek Enrique Lazo  
Chavez

1 **Metodología propuesta para evaluar la relación del**  
2 **comportamiento de LST respecto al NDVI basado en la**  
3 **evaluación multitemporal de sus varianzas 2013 - 2020**

4  
5 Maycol O. Echevarria Mendoza\*<sup>1</sup>; Derek E. Lazo Chavez<sup>2</sup>, Orlando Poma Porras<sup>3</sup>

6 \* [maycolechevarria@upeu.edu.pe](mailto:maycolechevarria@upeu.edu.pe)

7 <sup>1</sup> Centro de Investigación y Recursos en Geociencia, E.P. de Ingeniería Ambiental,  
8 Universidad Peruana Unión, Carretera Central Km 19.5, Lima, Perú

9 <sup>2</sup> E.P. de Ingeniería Ambiental, Universidad Peruana Unión, Carretera Central Km 19.5,  
10 Lima, Perú

11 <sup>3</sup>Centro de de Investigación y Recursos en Geociencia, E.P. de Ingeniería Ambiental,  
12 Universidad Peruana Unión, Carretera Central Km 19.5, Lima, Perú

13  
14 **Resumen**

15 Debido a los impactos potenciales negativos del cambio climático en la humanidad  
16 durante los últimos años, teniendo como consecuencia la alteración de estaciones  
17 climáticas, aumento de la temperatura global y fenómenos inesperados en lugares  
18 estacionales, se origina la importancia de desarrollar mecanismos que ayuden a  
19 monitorear y hacer un seguimiento, por ello el objetivo de este trabajo es proponer una  
20 metodología para evaluar el comportamiento de la Temperatura de Superficie Terrestre  
21 (LST) respecto al Índice Diferencial de Vegetación Normalizada (NDVI) basado en la  
22 evaluación multitemporal de sus varianzas 2013-2020. Se procesaron imágenes del  
23 satélite landsat 8 obteniendo valores de NDVI y LST, se realizó la corrección  
24 radiométrica y atmosférica de los valores, posterior a esto se aplicó la banda  
25 pancromática para mejorar la resolución de las imágenes a 15x15 metros pixel, se hizo

26 el Análisis de Componente Principal (PCA) para reducir la dimensión de los valores y  
27 mejorar la correlación entre la varianzas de NDVI y LST del año 2020 en relación al  
28 2013. Se obtuvo el coeficiente de correlación de Spearman (Rho) de 0.0267 que indica  
29 una correlación casi nula entre los datos de LST y NDVI, después se aplicó el PCA para  
30 generar los diagramas de dispersión, siendo el modelo matemático de la regresión  
31 polinomial de grado 14 la que se ajusta a la regresión no lineal por defecto, con un R  
32 cuadrado ajustado de 0.1421 indicando que la variabilidad de los datos de varianza de  
33 LST es explicada por la variabilidad de los datos de NDVI en un 14.21%.

34 ***Palabras clave: LST, NDVI, modelo matemático, regresión no lineal por defecto.***

35 **Abstract**

36 Due to the significant potential impacts of climate change on humanity in recent years,  
37 having as a consequence the alteration of climatic seasons, an increase in global  
38 temperature and unexpected phenomena in seasonal places, the importance of  
39 developing mechanisms that help to monitor and follow-up, therefore the objective of  
40 this work is to propose a methodology to evaluate the behavior of the Land Surface  
41 Temperature (LST) with respect to the Differential Index of Normalized Vegetation  
42 (NDVI) based on the multitemporal evaluation of its 2013-2020 variances. Images of  
43 the landsat 8 satellite were processed obtaining NDVI and LST values, the radiometric  
44 and atmospheric correction of the values was carried out, after this the panchromatic  
45 band was applied to improve the resolution of the images at 15x15 meters pixel, the  
46 Analysis of Principal Component (PCA) to reduce the dimension of the values and  
47 improve the correlation between the variances of NDVI and LST of the year 2020 in  
48 relation to 2013. The Spearman correlation coefficient (Rho) of 0.0267 was obtained,  
49 which indicates an almost zero correlation between the LST and NDVI data, then the  
50 PCA was applied to generate the scatter diagrams, being the mathematical model of the

51 polynomial regression of degree 14 the one that fits the non-linear regression by default,  
52 with an adjusted R squared of 0.1421 indicating that the variability of the LST variance  
53 data is explained by the variability of the NDVI data in 14.21%.

54 ***Keywords: LST, NDVI, mathematical model, default non-linear regression.***

## 55 **1. Introducción**

56 Las actividades humanas son los principales factores que aceleran los efectos negativos  
57 del cambio climático por ello la importancia de comprender dichos efectos (Safari &  
58 Sohrabi, 2019). El desarrollo de mecanismos es de vital importancia para tener un  
59 monitoreo y seguimiento a los efectos del calentamiento global a fin de proteger el  
60 medio ambiente y lograr objetivos de desarrollo sostenible (Safari & Sohrabi, 2019).  
61 Uno de los problemas más frecuentes a nivel mundial es la relación hombre-naturaleza,  
62 debido a la modificación inapropiada de uso de suelo generado por el excesivo  
63 desarrollo urbanístico de grandes ciudades, estos cambios están relacionados con  
64 procesos adversos que se dan en los ecosistemas tales como la pérdida de biodiversidad,  
65 desertificación, transporte de sedimentos (Alatorre et al., 2010; Gonzaga, 2015) los  
66 cuales tienen efectos directos en la degradación del suelo, calentamiento global y la  
67 salud pública (Brun et al., 2012; Jaramillo & Antunes, 2018; Leija et al., 2020; Shi et  
68 al., 2018), gran parte de la responsabilidad se debe a la poca claridad legislativa de las  
69 autoridades respecto al uso de suelo y sus efectos en la degradación del suelo (Condori  
70 et al., 2018).

71 Desde 1998 la población del distrito de Lurigancho – Chosica mostraba la  
72 inconformidad por la falta de normas que regulen el cuidado del medio ambiente, siendo  
73 las consecuencias que más resaltaron el desabastecimiento de agua, la aglomeración  
74 excesiva de basura, ríos contaminados, disminución de áreas verdes, contaminación del  
75 aire u otros (MINSA, 1998).

76 Un adecuado manejo de la cobertura vegetal consiste en identificar, planificar, ordenar,  
77 usar y gestionar de manera sostenible la cobertura del suelo ( Speranza & Zerda, 2005;  
78 Silva et al., 2013). La teledetección es una herramienta muy valiosa que nos permite  
79 evaluar cambios sobre el uso de suelo y la identificación de características de la  
80 cobertura vegetal (García et al., 2015; Silvério et al., 2010; Speranza & Zerda, 2005),  
81 mediante el geoprocesamiento de imágenes multiespectrales generado por sensores de  
82 instalados en diversos satélites (Brun et al, 2012) Ante los diversos problemas y  
83 conflictos medioambientales se requiere un seguimiento de la vegetación mediante la  
84 teledetección (Ávila et al., 2020), para ser valorados y evaluados, por consiguiente se  
85 pueda tener una gestión ambiental eficiente (Flores et al., 2020).  
86 Debido a esto el objetivo de este trabajo de investigación es proponer una metodología  
87 para evaluar el comportamiento de Temperatura de Superficie Terrestre (LST) respecto  
88 al Índice Diferencial de Vegetación Normalizada (NDVI) basado en la evaluación  
89 multitemporal de sus varianzas 2013-2020.

## 90 **2. Material y Métodos**

### 91 **2.1. Área de estudio y datos usados**

92 La figura 1 muestra el área de estudio abarca el distrito de Lurigancho Chosica el cual  
93 se ubica en la zona este de la provincia de Lima, departamento de Lima, Perú. Tiene una  
94 superficie de 236.47 km<sup>2</sup> y está situada mediante las coordenadas WGS 84 en la Zona  
95 18, siendo el norte (311823.73 m E y 8686899.87 m S), el sur (289820.12 m E y  
96 8670269.89 m S), el este (320704.37 m E y 8677566.72 m S) y el oeste (285464.64 m E  
97 y 8672928.42 m S). Se encuentra a orillas del río Rímac compartiéndolo con los  
98 distritos de Ate y Chaclacayo, también presenta un clima soleado gran parte del año,  
99 debido a ello existen muchos centros recreacionales en la zona este, sin embargo su  
100 proximidad a la región sierra provoca que durante los meses de diciembre a marzo se

101 presenten precipitaciones esporádicas y en ocasiones suelen escucharse truenos, con una  
102 gradiente altitudinal media de 850 m.s.n.m.

103 Se usaron imágenes geoespaciales del Satélite Landsat 8 de los años 2013 al 2020 las  
104 cuales están libres de nubosidad dentro del área de estudio, se escogió una imagen por  
105 cada año, de preferencia las época de primavera, la información descargada corresponde  
106 a la escena Path 007 y Row 068 del portal de geoservidor de visualización global United  
107 States Geological Survey (USGS), debido a que se puede usar las 7 primeras bandas  
108 espectrales para diversos análisis de clasificación y las bandas restantes para análisis  
109 térmicos (Delegido et al., 2018).

110 Se realizó la corrección radiométrica para mejorar la iluminación de las imágenes  
111 Landsat (Ji et al., 2020), posterior a esto se aplicó el algoritmo de Atmospheric  
112 Analysis of Spectral Hypercubes (FLAASH) para la corrección atmosférica del sensor  
113 OLI mediante el software de ENVI 5.3 (Pan et al., 2018; Rajendran et al., 2020) y se  
114 usó el algoritmo de Pan-Sharpening para aumentar la resolución de las imágenes  
115 geoespaciales a 15x15 metros-pixeles (Borodinov et al., 2019).

116 Para el cálculo del Índice de Vegetación de diferencia Normalizada (NDVI) se usó los  
117 valores de reflectancia de las bandas de infrarrojo y rojo (Zheng et al., 2021) para  
118 estimar la cantidad entre la biomasa que realiza el proceso de fotosíntesis y el estado de  
119 salud de las plantas (Guo et al., 2021).

120 Los valores de NDVI se evalúan está dentro del rango de -1 a +1, cuando los valores se  
121 acercan a +1 representa una vegetación densa de buena calidad, en contraste que cuando  
122 los valores se acercan al 0 o son valores negativos la superficie no presenta vegetación y  
123 es casi nula la presencia de estas (Al-Saadi et al., 2020).

$$NDVI = \frac{\text{Infrarojo} - \text{Rojo}}{\text{Infrarojo} + \text{Rojo}}$$

124 Para el cálculo de Temperatura de la Superficie Terrestre (LST) primero se realizó  
 125 correcciones atmosféricas en las radiancias térmicas de la banda 10 de cada imagen  
 126 Landsat 8 usando el algoritmo de LANDsat Automatic Retrieval of Ts (LANDARTs)  
 127 (Ait Hssaine et al., 2021), además se ajustaron los pixeles a la misma resolución de los  
 128 valores de NDVI y se hizo la conversión de los valores DN (número digital) en valores  
 129 de radiancia espectral de la atmosfera (TOA) usando los factores específicos que se  
 130 encuentran en los metadatos de la banda (Guerri et al., 2021).

$$TOA = M_L Q_{cal} + A_L$$

131 Donde  $M_L$  ( $3.342 \times 10^{-4}$ ) es el factor de cambio de escala multiplicativo específico  
 132 de la banda térmica;  $Q_{cal}$  son los valores en pixeles del producto de calibración y  
 133 cuantificación de la banda;  $A_L$  (0.1) es un factor específico de cambio de escala que se  
 134 ubica en los metadatos. Los valores obtenidos de la radiancia espectral de la atmosfera  
 135 son usados para estimar la temperatura máxima de brillo en la atmosfera (TB).

$$TB = K_2 / \ln [(K_1 / TOA) + 1]$$

136 donde  $K_1$  (774.8853) y  $K_2$  (1321.0789) son constantes de conversión térmica de la  
 137 banda. Para calcular la Proporción de Vegetación ( $P_v$ ) se usaron los valores del  
 138 producto de NDVI previamente procesados mediante las bandas 5 y 4.

$$139 \quad P_v = \sqrt{(NDVI_{pix} - NDVI_{min}) / (NDVI_{max} - NDVI_{min})}$$

140 donde  $NDVI_{pix}$  son los valores de pixeles producto de NDVI calculado;  $NDVI_{min}$  es el  
 141 valor mínimo del rango de NDVI calculado;  $NDVI_{max}$  es el máximo valor del rango de  
 142 NDVI calculado previamente. Para obtener un mejor recuperación de los valores de  
 143 LST es necesario aplicar el modelo de emisividad ( $\epsilon$ ) de la superficie terrestre  
 144 (Sekertekin & Bonafoni, 2020). Finalmente se obtuvo el LST de la siguiente manera:

$$145 \quad LST = TB / [1 + (\lambda TB / c_2) \ln(\epsilon)]$$

146 donde  $\lambda$  (0.00115) es la longitud de onda de la radiancia emitida; y  $c_2$  se obtiene de la  
147 siguiente ecuación:

$$148 \quad c_2 = h \times c / s = 14.388 \text{ } \mu\text{m K}$$

149 donde h es la constante de Planck ( $6,626\ 070\ 15 \times 10^{-34}$  J s); c es la velocidad de la luz  
150 ( $2.998 \times 10^8$  m / s); y s es la constante de Boltzmann ( $1,38 \times 10^{-23}$  JK<sup>-1</sup>). Asimismo los  
151 resultados de LST se calculó usando imágenes geoespaciales convertidas de grados  
152 Kelvin a grados Celsius (° C).

153 En este estudio se usó un PCA estandarizado para disminuir la multidimensionalidad y  
154 mostrar las correlaciones entre las variables de estudio (Balázs et al., 2018) lo cual  
155 permite representar la variación de las series de tiempo de cada conjunto de datos  
156 (Granato et al., 2018), se basa en la medición de promedio de los pixeles mediante el  
157 método no paramétrico del PCA (Pesaresi et al., 2020) , implementado en el ArcGIS  
158 para mejorar la vista de los resultados obtenidos en mapas temáticos y uso del software  
159 de Rstudio para los análisis estadísticos correspondientes. Se usaron como variables de  
160 entrada del estudio la varianza de los datos NDVI y LST, siendo el componente  
161 principal la varianza de los datos del año 2013, mostrando la variación de los valores  
162 pixeles del año 2020 en contraste PCA , esto se obtuvo analizado el eje X que  
163 representa al año 2013 (Maćkiewicz & Ratajczak, 1993).

### 164 **3. Resultados y discusión**

#### 165 **3.1. Análisis multitemporal de NDVI**

166 Los mapas anuales de NDVI se muestran en la Figura 2, en el cual se puede identificar  
167 el NDVI<sub>(v)</sub> para vegetación densa y el NDVI<sub>(s)</sub> para suelo desnudo, esto debido a que  
168 se tiene una resolución considerablemente alta de 15 x 15 m, estos parámetros son  
169 claves cuando se desea estimar valores respecto a la cobertura vegetal, por ello Song et  
170 al., (2017) recomienda hacer estimaciones cuando tengamos una buena resolución de la

171 imagen para evitar errores o incertidumbres sustanciales cuando se procesa diferentes  
172 métodos de cálculo al NDVI.

173 Se puede apreciar que gran parte del área del distrito presenta un NDVI<sub>s</sub>, esto debido a  
174 la cantidad significativa de presencia de cerros desnudos, lugares donde no hay  
175 urbanización y la falta del recurso hídrico en zonas altas (Wang et al., 2019). Los años  
176 2013, 2015 y 2017 presentan un nivel de rango máximo NDVI que superan el valor de  
177 0.7, esto es debido a que en el año 2013 las áreas próximas al valle del río Rímac  
178 contemplaban una vegetación saludable con una influencia antrópica baja, asimismo el  
179 año 2015 y el 2017 fueron años atípicos debido a que la vegetación aumento en la zona  
180 noreste del distrito, donde hay presencia de vegetación cardonal característica de suelos  
181 desnudos, los cuales se originan y enverdecen considerablemente debido a las  
182 precipitaciones que ocurren en las zonas altas (Wingate et al., 2019) provocando  
183 inundaciones y huaycos.

184 El fenómeno del niño costero es una época donde la precipitación aumenta debido al  
185 calentamiento anómalo del océano pacífico localizado, Domingo (2020) menciona que  
186 el año 2015 y 2017 fueron años con impactos significativos en el distrito de Lurigacho  
187 Chosica, aumentando la precipitación en zonas altas y provocando huaycos que se  
188 movilizaban por las quebradas de Quirio y Pedregal. La figura 3 muestra la distribución  
189 de los valores de NDVI en los años de estudio.

190 Se aplicó la prueba de lilliefors para determinar la normalidad de los valores obtenidos  
191 de cada año de estudio debido a la gran cantidad de datos, Sulewski (2019) menciona  
192 que la prueba de lilliefors corregida tiene como base a la prueba de Kolmogorov-  
193 Smirnov, con la diferencia que es más potente cuando no se conoce la varianza y el  
194 promedio de los valores.

$$L_{\alpha,\beta} = \sup \left| F_{\alpha,\beta}(X_i) - \Phi\left(\frac{X_i - \bar{X}}{S}, 0, 1\right) \right|$$

195 donde  $F_{\alpha,\beta}$  es la función de la distribución empírica (EDF) de la ecuación; el  $\bar{X}$  es la  
196 muestra promedio y el S es la desviación estándar de la muestra con denominador (n-1).  
197 Se identificó los valores del P-value para cada año de estudio, obteniendo un valor de  
198  $2.2e-16$  respecto a cada año, debido a que este valor es menor al alpha de 0.05 se  
199 determinó que las variables no presentan distribución normal por ello son catalogados  
200 como variables no paramétricas (Burchett et al., 2017), teniendo como nivel de  
201 confianza al 95%.

### 202 **3.2. Análisis multitemporal de LST**

203 Los mapas de LST se muestran en la figura 4, en el cual se puede observar los valores  
204 en grados Celsius ( $^{\circ}$  C), estos juegan un papel muy importante para analizar diversos  
205 procesos biogeoquímicos que interactuaron en la superficie terrestre, y su  
206 comportamiento se debe principalmente por la variación de la reflectancia y rugosidad  
207 del terreno de la superficie (Guha et al., 2020).

208 En la figura 5 se muestra la evaluación multitemporal donde se puede observar que  
209 durante los años de estudio hay un promedio de valores dentro de 17 a 41  $^{\circ}$ C, además se  
210 identificó el año 2020 como atípico considerando que su rango de temperatura de  
211 superficie varía entre 7.87  $^{\circ}$ C a 24.21  $^{\circ}$ C, estos valores son muy bajos en comparación  
212 al años 2013 al 2019 de estudio, Wingate et al. (2019) menciona que el COVID 19  
213 provocó el cierre y restricciones de las actividades antropogénicas en todo el mundo,  
214 revelando que hubo un mejoramiento de la calidad del aire, calidad de agua y  
215 disminución de contaminantes, debido a ello se observó un enfriamiento evidente de la  
216 temperatura de superficie en un 80% en unidades industriales.

217 Se aplicó la prueba de lilliefors para determinar la normalidad de los valores de LST  
218 obtenidos de cada año de estudio, se usó esta prueba debido a la gran cantidad de datos.

219 De igual manera se identificó los valores del P-value de cada año siendo de  $2.2e-16$ ,  
220 debido a que es menor al  $\alpha$  de 0.05 finalmente se determinó que las variables de  
221 LST no presentan distribución normal por ello son catalogados como variables no  
222 paramétricas (Burchett et al., 2017), teniendo como nivel de confianza al 95% y valor.

### 223 **3.2. Análisis de componente principal entre NDVI y LST**

224 En la figura 6 se muestra el resultado del PCA de cada año de estudio, siendo el 2013 el  
225 componente principal y los años restantes factores de análisis de varianza; se puede  
226 observar que los años 2015 y 2017 tienen valores altos que varían en relación al 2013,  
227 siendo la zona noreste del distrito con más variabilidad de NDVI, esto se debe al  
228 aumento de evapotranspiración y humedad del suelo que ocurre en estas áreas, lo cual  
229 contribuye al crecimiento de la vegetación en las zonas más impactadas por estas  
230 variables climatológicas (Lian et al., 2021). Los años restantes conservan los valores de  
231 variabilidad secuenciales promedio siendo el 2020 el año con el rango más bajo de  
232 varianza de 0.966486, esto muestra una mejora en el estado ecológico de la superficie  
233 debido a la reducción de actividades antropogénicas en el entorno (Firozjaei et al.,  
234 2021) durante el año 2020 y su semejanza al año 2013.

235 Jansen et al. (2019) recomienda usar el test de fligner-killeen para datos que no  
236 presentan una distribución normal y tengan una cantidad robusta de valores en pixeles,  
237 por ello se realizó el test de Flinger-Killeen de homogeneidad de varianzas para los  
238 valores de NDVI del año 2020 y 2013, obteniendo un p-value de  $2.2e-16$ , considerando  
239 que este valor es mucho menor al valor del  $\alpha$  (0.05) se rechaza la hipótesis nula de  
240 homogeneidad de varianzas, y se concluye la existencia de varianza en los valores de  
241 NDVI.

242 El análisis de PCA de la variable LST se muestra en la figura 7, siendo el año 2013 el  
243 componente principal y los años restantes son variables que interactúan únicamente con

244 el componente principal, se puede diferenciar que el año 2017 tiene el rango con mayor  
245 varianza de datos de LST, y el año 2020 conserva un rango muy bajo de varianza de los  
246 valores obtenidos, esto muestra una mayor similitud en los datos 2020-2013. El estudio  
247 de la variabilidad de energía en la superficie terrestre es muy importante para evaluar  
248 los cambios significativos en el espacio-tiempo, siendo un factor importante el  
249 comportamiento multitemporal del LST (Wang et al., 2021) .

250 Se realizó el test de Fligner-Killeen para determinar la homogeneidad de varianzas de  
251 las variables de LST del año 2020 y 2013, se obtuvo un p-value de  $2.2e-16$  el cual es  
252 menor al valor alpha (0.05), se rechaza la hipótesis nula de homogeneidad de varianza y  
253 se determina que hay diferencia entre las varianzas de los valores de LST del año 2013  
254 y 2020.

255 Las variables de NDVI y LST son parámetros ambientales muy importantes para la  
256 evaluación de la cobertura terrestre y posibles implicaciones en relación al  
257 calentamiento global (Nse et al., 2020), por ello se realizó diferentes enfoques  
258 estadísticos para así poder determinar la relación existente entre ambas variables de  
259 estudio, Shah et al. (2021) recomienda hacer evaluaciones estadísticas para identificar  
260 anomalías en la relación de las variables ambientales, asimismo de expresar las  
261 relaciones existentes mediante modelos matemáticos para una mejor precisión de los  
262 resultados.

263 Se calculó el coeficiente de correlación de Spearman para determinar la similitud de los  
264 valores de NDVI 2020 y LST 2020, obteniendo un p-value de  $2.2e-16$ , siendo un valor  
265 bajo al valor alpha 0.05 se rechaza la hipótesis nula que el Rho es igual a 0, asimismo el  
266 valor de Rho de 0.0267 que indica una correlación casi nula entre las variables de  
267 estudio.

268 En la figura 8 se muestra la correlación con pendiente negativa debido a que los valores  
269 de LST y NDVI son específicos e independientes, sin embargo el software logra  
270 detectar una pequeña relación negativa casi nula, lo cual muestra que algunos valores de  
271 LST suben cuando sus contravalores de NDVI bajan.

272 En primera instancia se observa una correlación nula entre los valores de NDVI y LST,  
273 debido a ello se reduce la dimensión y se agrupa los valores de cada variable mediante  
274 el PCA, siendo el año 2013 el componente principal y el 2020 el factor de variación  
275 para cada variable, de modo que se obtengan valores de varianza entre los años de  
276 estudio, considerando la importancia en las últimas décadas de saber el comportamiento  
277 de estas variables para mitigar impactos a la cobertura del suelo y evaluar mejor el  
278 calentamiento global (Bento et al., 2020).

### 279 **3.3. Regresión polinomial de “n” grados**

280 En la figura 9 se muestra la regresión lineal simple y regresión no lineal por defecto de  
281 los valores de la varianza del LST y NDVI del 2020 en relación al 2013.

282 Se observó que existen una relación altamente no lineal entre los valores, Gupta et al.  
283 (2000) obtuvo resultados parecidos al relacionar el índice de área foliar (LAI) y el  
284 índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), por lo tanto ajustó polinomios  
285 de orden 1 hasta el 4 obteniendo como resultado que la curva polinomial a mayor orden  
286 se ajusta mejor a los datos con un nivel de confianza del 99%.

287 Se visualizó que en el gráfico "Comparison between default nonlinear regression and  
288 simple linear regression", el modelo que aparentemente se ajusta mejor a nuestra data es  
289 la regresión polinomial de “n” grados, por tal motivo se realizó 14 pruebas para  
290 encontrar el más adecuado. En la figura 10 se muestran la comparación de la regresión  
291 no lineal por defecto con la regresión polinomial desde el grado 2 hasta el 13.

292 Las comparaciones entre la regresión no lineal por defecto y las regresiones  
293 polinomiales muestran que a mayor grado polinomial existe mayor ajuste al lineal por  
294 defecto, dando como resultado que el polinomio de grado 13 es el que presenta el mayor  
295 R cuadrado ajustado (siendo 0.1421). No se comparó con regresiones polinomiales de  
296 grado 14 o superior ya que su variación es muy baja, siendo r cuadrado ajustado <  
297 0.0001.

298 El R cuadrado ajustado indica que el 14.21% de la variabilidad de la variable “Variance  
299 of LST” es explicada por la variabilidad de la variable “Variance of NDVI”, el  
300 porcentaje bajo se debe a la baja correlación que existen entre ambas.

301 El modelo matemático predictivo para este polinomio es:

$$\begin{aligned} Y = & 3.421e^{+01} + (-3.624e^{+02}) * X + 4.014e^{+03} * X^2 + 2.478e^{+04} * X^3 \\ & + (-8.657e^{+05}) * X^4 + 8.497e^{+06} * X^5 + (-4.657e^{+07}) * X^6 \\ & + 1.619e^{+08} * X^7 + (-3.738e^{+08}) * X^8 + 5.816e^{+08} * X^9 \\ & + (-6.032e^{+08}) * X^{10} + 3.999e^{+08} * X^{11} + (-1.533e^{+08}) * X^{12} \\ & + 2.587e^{+07} * X^{13} \end{aligned}$$

302 Siendo “Y” el valor por predecir (variance of LST) y “X” el valor predictor (variance of  
303 NDVI).

### 304 **Conclusiones**

305 Los valores pixel de las variables de LST y NDVI muestran una distribución no normal  
306 de su datos, debido al valor del p-value de 2.2e-16 resultado del test de lilliefors, lo cual  
307 determina que son variables no paramétricas.

308 El coeficiente de correlación de Spearman (Rho) fue de 0.0267, lo cual indica una  
309 correlación casi nula entre los valores de las variables de LST y NDVI, debido a que  
310 son datos específicos.

311 Después de aplicar el PCA a los valores de LST y NDVI, se obtuvo una mejora en la  
312 correlación de las varianzas de ambas variables de -0.3023, siendo el año 2013 el  
313 componente principal en relación al año 2020.  
314 Se aplicó el diagrama de dispersión y se visualizó que la regresión no línea por defecto  
315 se ajusta a la regresión polinómica, por ello se realizó tal regresión con los grados 2 al  
316 13 siendo este último el que presenta el mayor R cuadrado ajustado (de 0.1421), este  
317 valor indica que el 14.21% de la variabilidad de la variable “Variance of LST” es  
318 explicada por la variabilidad de la variable “Variance of NDVI”, el porcentaje bajo se  
319 debe a la baja correlación que existen entre ambas.

## 320 **References**

- 321 Ait Hssaine, B., Chehbouni, A., Er-Raki, S., Khabba, S., Ezzahar, J., Ouaadi, N., Ojha,  
322 N., Rivalland, V., & Merlin, O. (2021). On the Utility of High-Resolution Soil  
323 Moisture Data for Better Constraining Thermal-Based Energy Balance over Three  
324 Semi-Arid Agricultural Areas. *Remote Sensing*, *13*(4), 727.  
325 <https://doi.org/10.3390/rs13040727>
- 326 Al-Saadi, L., Jaber, S., & Al-Jiboori, M. (2020). Variation of urban vegetation cover  
327 and its impact on minimum and maximum heat islands. *Urban Climate*,  
328 *34*(August), 100707. <https://doi.org/10.1016/j.uclim.2020.100707>
- 329 Alatorre, L., Beguería, S., & Vicente, S. (2010). Análisis de la evolución espacio-  
330 temporal del NDVI sobre áreas vegetadas y zonas de riesgo de erosión en el  
331 Pirineo central. *Pirineos*, *165*(165), 7–27.  
332 <https://doi.org/10.3989/Pirineos.2010.165001>
- 333 Balázs, B., Bíró, T., Dyke, G., Singh, S. K., & Szabó, S. (2018). Extracting water-  
334 related features using reflectance data and principal component analysis of Landsat  
335 images. *Hydrological Sciences Journal*, *63*(2), 269–284.

336 <https://doi.org/10.1080/02626667.2018.1425802>

337 Bento, V., Gouveia, C., DaCamara, C., Libonati, R., & Trigo, I. (2020). The roles of  
338 NDVI and Land Surface Temperature when using the Vegetation Health Index  
339 over dry regions. *Global and Planetary Change, 190*(April), 103198.  
340 <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2020.103198>

341 Borodinov, N., Bilkey, N., Foston, M., Ievlev, A., Belianinov, A., Jesse, S., Vasudevan,  
342 R., Kalinin, S., & Ovchinnikova, O. (2019). Application of pan-sharpening  
343 algorithm for correlative multimodal imaging using AFM-IR. *Computational*  
344 *Materials, 5*(1), 1–9. <https://doi.org/10.1038/s41524-019-0186-z>

345 Brun, A. A., Campanella, O. R., Oggero, A. J., & Suárez, S. A. (2012). Cambios en el  
346 IVN y su relación con disturbios antrópicos en la vegetación serrana de córdoba,  
347 Argentina. *Revista de Teledeteccion, 37*, 34–41.

348 Brun, A., Campanella, O., Oggero, A., & Suárez, S. (2012). Cambios en el IVN y su  
349 relación con disturbios antrópicos en la vegetación serrana de córdoba, Argentina.  
350 *Revista de Teledeteccion, 37*, 34–41.  
351 [http://www.aet.org.es/revistas/revista37/Numero37\\_04.pdf](http://www.aet.org.es/revistas/revista37/Numero37_04.pdf)

352 Burchett, W., Ellis, A., Harrar, S., & Bathke, A. (2017). Nonparametric Inference for  
353 Multivariate Data: The R Package nrmv. *Journal of Statistical Software, 76*(4).  
354 <https://doi.org/10.18637/jss.v076.i04>

355 Condori, I., Loza, M., Mamani, F., & Solíz, H. (2018). Análisis multitemporal de la  
356 cobertura boscosa empleando la metodología de teledetección espacial y SIG en la  
357 sub-cuenca del río Coroico - provincia Caranavi en los años 1989 - 2014. *Journal*  
358 *of the Selva Andina Research Society, 9*(1), 25–44.  
359 <https://doi.org/10.36610/j.jsars.2018.090100025>

360 Delegido, J., Pezzola, A., Casella, A., Winschel, C., Urrego, E., Jimenez, J., Sobrino, J.,

361 Soria, G., & Moreno, J. (2018). Estimación del grado de severidad de incendios en  
362 el sur de la provincia de Buenos Aires, Argentina, usando Sentinel-2 y su  
363 comparación con Landsat-8. *Revista de Teledetección*, 51(5), 47–60.  
364 <https://doi.org/10.4995/raet.2018.8934>

365 Domingo, P. (2020). Huaycos en el distrito limeño de Lurigancho-Chosica:  
366 urbanización, vulnerabilidad social, cultura y resiliencia comunitaria. *REVISTA*  
367 *CONCIENCIA EPG*, 4(1), 78–91. <https://doi.org/10.32654/CONCIENCIAEPG.4->  
368 1.5

369 Firozjaei, M., Fathololomi, S., Kiavarz, M., Arsanjani, J., Homae, M., & Alavipanah,  
370 S. (2021). Modeling the impact of the COVID-19 lockdowns on urban surface  
371 ecological status: A Case Study of Milan and Wuhan cities. *Journal of*  
372 *Environmental Management*, 112236.  
373 <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2021.112236>

374 Flores, N., Castro, I., & Aponte, H. (2020). Evaluación de las unidades de vegetación en  
375 Los Pantanos de Villa (Lima, Perú) mediante sistemas de información geográfica y  
376 teledetección. *Arnaldoa*, 27(1), 303–321.  
377 <https://doi.org/10.22497/arnaldoa.271.27119>

378 García, J., Bernabe, V., Gardezi, A., Riesco, J., Giménez, M., & García, F. (2015). La  
379 aplicación de la Teledetección en los cambios de la cobertura vegetal. Aplicación al  
380 tramo medio del río Jarama (Guadalajara). *Cuadernos de La Sociedad Española de*  
381 *Ciencias Forestales*, 354(41), 343–354. <https://doi.org/10.31167/csef.v0i41.17397>

382 Gonzaga, C. (2015). Aplicación de índices de vegetación derivados de imágenes  
383 satelitales para análisis de coberturas vegetales en la provincia de Loja , Ecuador.  
384 *Cedamaz*, 5(1), 30–41.  
385 <http://revistas.unl.edu.ec/index.php/cedamaz/article/view/43/41>

386 Granato, D., Santos, J., Escher, G., Ferreira, B., & Maggio, R. (2018). Use of principal  
387 component analysis (PCA) and hierarchical cluster analysis (HCA) for multivariate  
388 association between bioactive compounds and functional properties in foods: A  
389 critical perspective. *Trends in Food Science and Technology*, 72(2018), 83–90.  
390 <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2017.12.006>

391 Guerri, G., Crisci, A., Messeri, A., Congedo, L., Munafò, M., & Morabito, M. (2021).  
392 Thermal Summer Diurnal Hot-Spot Analysis: The Role of Local Urban Features  
393 Layers. *Remote Sensing*, 13(3), 538. <https://doi.org/10.3390/rs13030538>

394 Guha, S., Govil, H., Gill, N., & Dey, A. (2020). A long-term seasonal analysis on the  
395 relationship between LST and NDBI using Landsat data. *Quaternary International*,  
396 *June*. <https://doi.org/10.1016/j.quaint.2020.06.041>

397 Guo, E., Wang, Y., Wang, C., Sun, Z., Bao, Y., Mandula, N., Jirigala, B., Bao, Y., & Li,  
398 H. (2021). NDVI Indicates Long-Term Dynamics of Vegetation and Its Driving  
399 Forces from Climatic and Anthropogenic Factors in Mongolian Plateau. *Remote*  
400 *Sensing*, 13(4), 688. <https://doi.org/10.3390/rs13040688>

401 Gupta, R., Prasad, T., & Vijayan, D. (2000). Relationship between LAI and NDVI for  
402 IRS LISS and Landsat TM bands. *Advances in Space Research*, 26(7), 1047–1050.  
403 [https://doi.org/10.1016/S0273-1177\(99\)01115-1](https://doi.org/10.1016/S0273-1177(99)01115-1)

404 Jansen, V., Kolden, C., Greaves, H., & Eitel, J. (2019). Remote Sensing of Environment  
405 Lidar provides novel insights into the effect of pixel size and grazing intensity on  
406 measures of spatial heterogeneity in a native bunchgrass ecosystem. *Remote*  
407 *Sensing of Environment*, 235(September), 111432.  
408 <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111432>

409 Jaramillo, L. V., & Antunes, A. F. (2018). Detección de cambios en la cobertura vegetal  
410 mediante interpretación de imágenes Landsat por redes neuronales artificiales

411 (RNA). Caso de estudio: Región Amazónica Ecuatoriana. *Revista de*  
412 *Teledetección*, 51, 33. <https://doi.org/10.4995/raet.2018.8995>

413 Ji, S., Bai, X., Qiao, R., Wang, L., & Chang, X. (2020). Width identification of  
414 transition zone between desert and oasis based on NDVI and TCI. *Scientific*  
415 *Reports*, 10(1), 1–8. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-65286-5>

416 Leija, E. G., Valenzuela-Ceballos, S. I., Valencia-Castro, M., Jiménez-González, G.,  
417 Castañeda-Gaytán, G., Reyes-Hernández, H., & Mendoza, M. E. (2020). Análisis  
418 de cambio en la cobertura vegetal y uso del suelo en la región centro-norte de  
419 México. El caso de la cuenca baja del río Nazas. *Ecosistemas*, 29(1), 1–11.  
420 <https://doi.org/10.7818/ECOS.1826>

421 Lian, X., Piao, S., Chen, A., Wang, K., Li, X., Buermann, W., Huntingford, C.,  
422 Peñuelas, J., Xu, H., & Myneni, R. B. (2021). Seasonal biological carryover  
423 dominates northern vegetation growth. *Nature Communications*, 12(1), 983.  
424 <https://doi.org/10.1038/s41467-021-21223-2>

425 Maćkiewicz, A., & Ratajczak, W. (1993). Principal components analysis (PCA).  
426 *Computers & Geosciences*, 19(3), 303–342. [https://doi.org/10.1016/0098-](https://doi.org/10.1016/0098-3004(93)90090-R)  
427 [3004\(93\)90090-R](https://doi.org/10.1016/0098-3004(93)90090-R)

428 MINSA. (1998). *Problemas ambientales y comunidad*.  
429 <http://bvs.minsa.gob.pe/local/minsa/2466.PDF>

430 Nse, O., Okolie, C., & Nse, V. (2020). Dynamics of land cover, land surface  
431 temperature and NDVI in Uyo City, Nigeria. *Scientific African*, 10, e00599.  
432 <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00599>

433 Pan, X., Zhu, X., Yang, Y., Cao, C., Zhang, X., & Shan, L. (2018). Applicability of  
434 Downscaling Land Surface Temperature by Using Normalized Difference Sand  
435 Index. *Scientific Reports*, 8(1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-27905-0>

436 Pesaresi, S., Mancini, A., Quattrini, G., & Casavecchia, S. (2020). Mapping  
437 Mediterranean Forest Plant Associations and Habitats with Functional Principal  
438 Component Analysis Using Landsat 8 NDVI Time Series. *Remote Sensing*, *12*(7),  
439 1132. <https://doi.org/10.3390/rs12071132>

440 Rajendran, S., Nasir, S., & Jabri, K. (2020). Mapping and accuracy assessment of  
441 siltation of recharge dams using remote sensing technique. *Scientific Reports*,  
442 *10*(1), 1–19. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-67137-9>

443 Safari, A., & Sohrabi, H. (2019). Effect of climate change and local management on  
444 aboveground carbon dynamics (1987–2015) in Zagros oak forests using Landsat  
445 time-series imagery. *Applied Geography*, *110*(July), 102048.  
446 <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.102048>

447 Sekertekin, A., & Bonafoni, S. (2020). Sensitivity Analysis and Validation of Daytime  
448 and Nighttime Land Surface Temperature Retrievals from Landsat 8 Using  
449 Different Algorithms and Emissivity Models. *Remote Sensing*, *12*(17), 2776.  
450 <https://doi.org/10.3390/rs12172776>

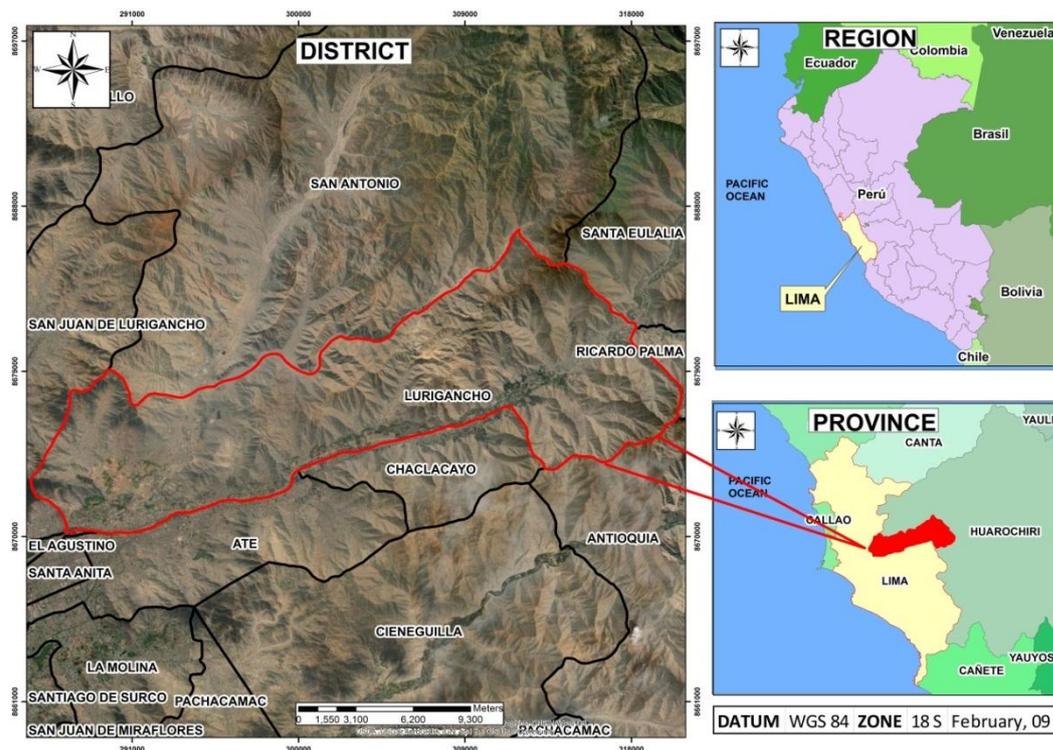
451 Shah, M., Qureshi, R., Khan, N., Ehsan, M., & Yan, J. (2021). Artificial Neural  
452 Network based thermal anomalies associated with earthquakes in Pakistan from  
453 MODIS LST. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, *186*(June  
454 2019), 105568. <https://doi.org/10.1016/j.jastp.2021.105568>

455 Shi, G., Jiang, N., & Yao, L. (2018). Land Use and Cover Change during the Rapid  
456 Economic Growth Period from 1990 to 2010: A Case Study of Shanghai.  
457 *Sustainability*, *10*(2), 426. <https://doi.org/10.3390/su10020426>

458 Silva, H., Maciel, M., Campos, S., Pereira, B., & Campos, M. (2013). Analysis of  
459 vegetation cover and land use of the river basin Peixe - Boi - Pará through Landsat  
460 5 satellite images. *Revista Brasileira de Tecnologia Aplicada Nas Ciências*

- 461 *Agrárias*, 6(3), 69–75. <https://doi.org/10.5935/PAeT.V6.N3.08>
- 462 Silvério, G., Souza, A. De, Conrado, V. N., Martins, B. F., & Mauri, V. (2010).  
463 *ARTIGO CIENTÍFICO Análise temporal da cobertura vegetal no Parque Estadual*  
464 *Cachoeira da Fumaça , ES , por meio de técnicas de sensoriamento remoto*  
465 *Temporal analysis of vegetation cover in the Waterfall Smoke State Park , ES ,*  
466 *through remote sensing techni.* 103–107.
- 467 Song, W., Mu, X., Ruan, G., Gao, Z., Li, L., & Yan, G. (2017). Estimating fractional  
468 vegetation cover and the vegetation index of bare soil and highly dense vegetation  
469 with a physically based method. *International Journal of Applied Earth*  
470 *Observation and Geoinformation*, 58, 168–176.  
471 <https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.01.015>
- 472 Speranza, F., & Zerda, H. (2005). Potencialidad de los índices de vegetación para la  
473 discriminación de coberturas forestales. *ResearchGate*, 1, 1–10.  
474 [https://www.researchgate.net/publication/337907941\\_Potencialidad\\_de\\_los\\_indice](https://www.researchgate.net/publication/337907941_Potencialidad_de_los_indice_s_de_vegetacion_para_la_discriminacion_de_coberturas_forestales)  
475 [s\\_de\\_vegetacion\\_para\\_la\\_discriminacion\\_de\\_coberturas\\_forestales](https://www.researchgate.net/publication/337907941_Potencialidad_de_los_indice_s_de_vegetacion_para_la_discriminacion_de_coberturas_forestales)
- 476 Sulewski, P. (2019). Modified Lilliefors goodness-of-fit test for normality.  
477 *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 0(0), 1–21.  
478 <https://doi.org/10.1080/03610918.2019.1664580>
- 479 Wang, G., Wang, J., Zou, X., Chai, G., Wu, M., & Wang, Z. (2019). Estimating the  
480 fractional cover of photosynthetic vegetation, non-photosynthetic vegetation and  
481 bare soil from MODIS data: Assessing the applicability of the NDVI-DFI model in  
482 the typical Xilingol grasslands. *International Journal of Applied Earth*  
483 *Observation and Geoinformation*, 76, 154–166.  
484 <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.11.006>
- 485 Wingate, V., Phinn, S., & Kuhn, N. (2019). Mapping precipitation-corrected NDVI

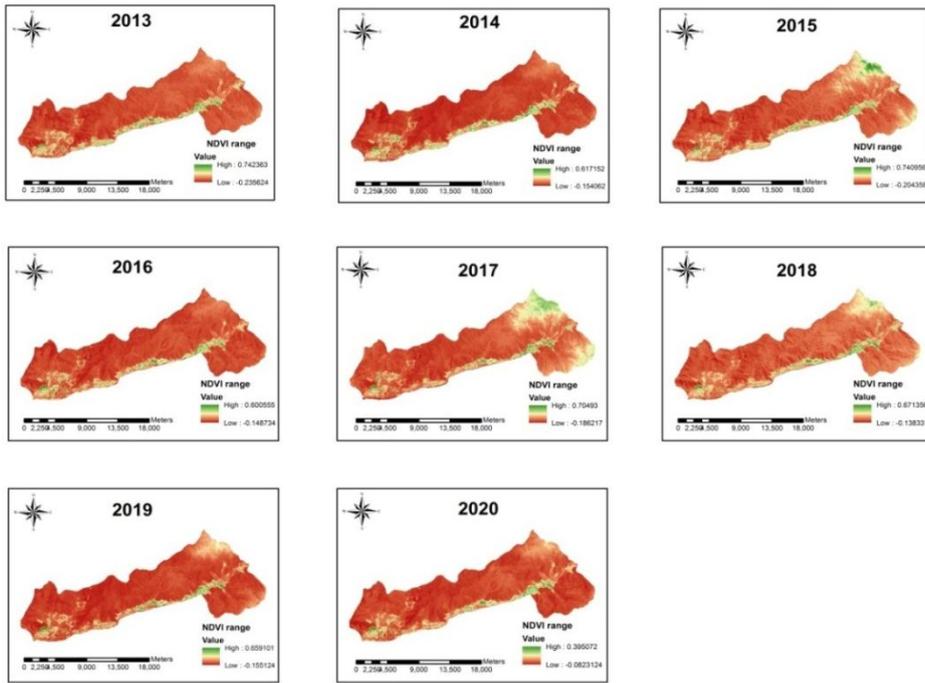
486 trends across Namibia. *Science of The Total Environment*, 684, 96–112.  
487 <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.05.158>  
488 Zheng, Y., Zhou, Q., He, Y., Wang, C., Wang, X., & Wang, H. (2021). An Optimized  
489 Approach for Extracting Urban Land Based on Log-Transformed DMSP-OLS  
490 Nighttime Light, NDVI, and NDWI. *Remote Sensing*, 13(4), 766.  
491 <https://doi.org/10.3390/rs13040766>



492

493

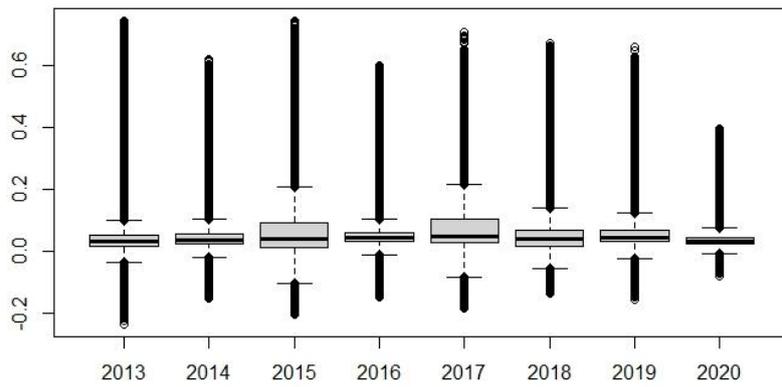
Figura 1 Mapa de Ubicación del distrito de Lurigancho-Chosica



494

495

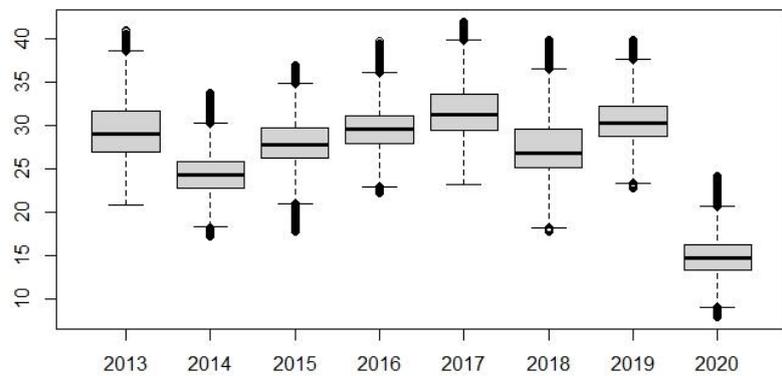
Figura 2 Rangos de valores de NDVI desde el año 2013 al 2020



496

497

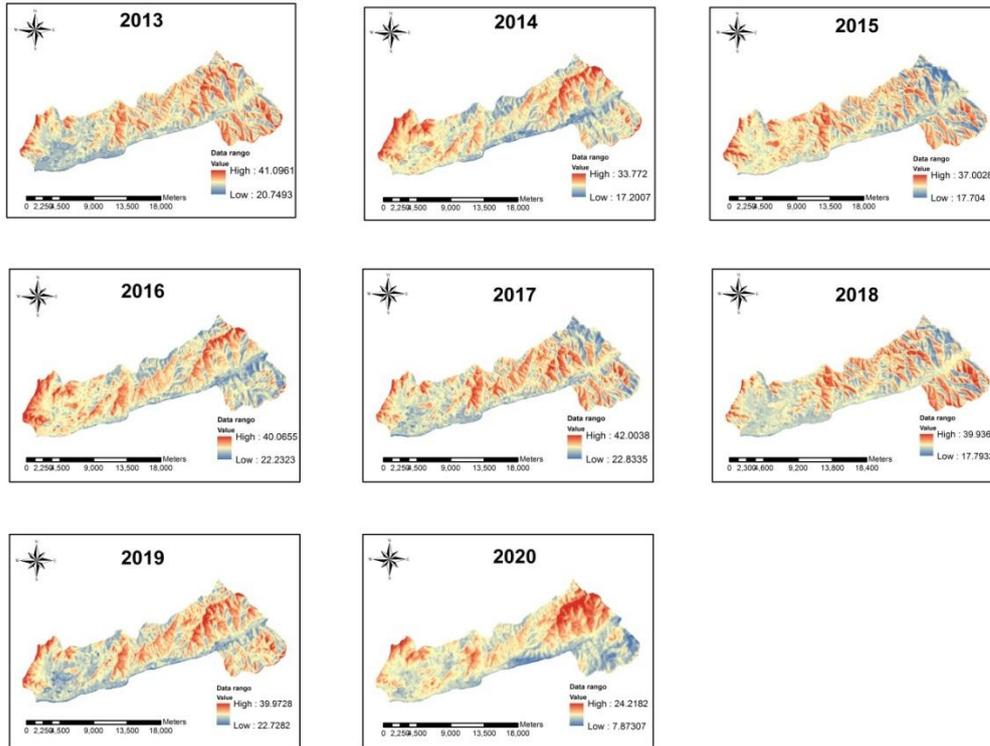
Figura 3 BoxPlot de los valores de NDVI de cada año de estudio.



498

499

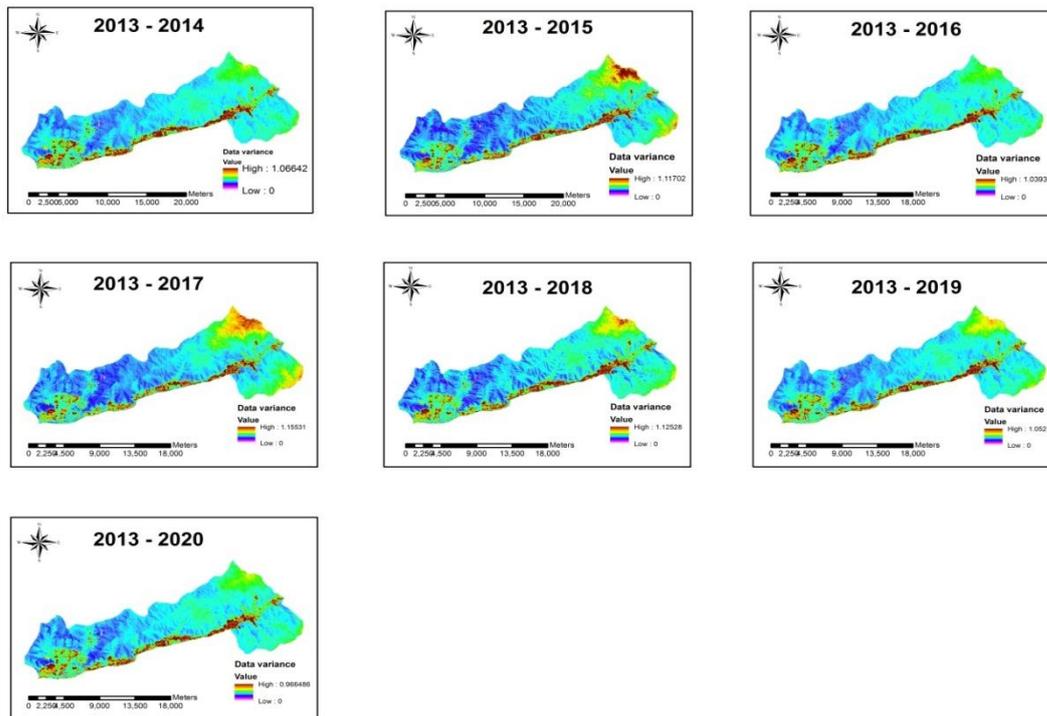
Figura 4 BoxPlot de los valores de LST de cada año de estudio.



500

501

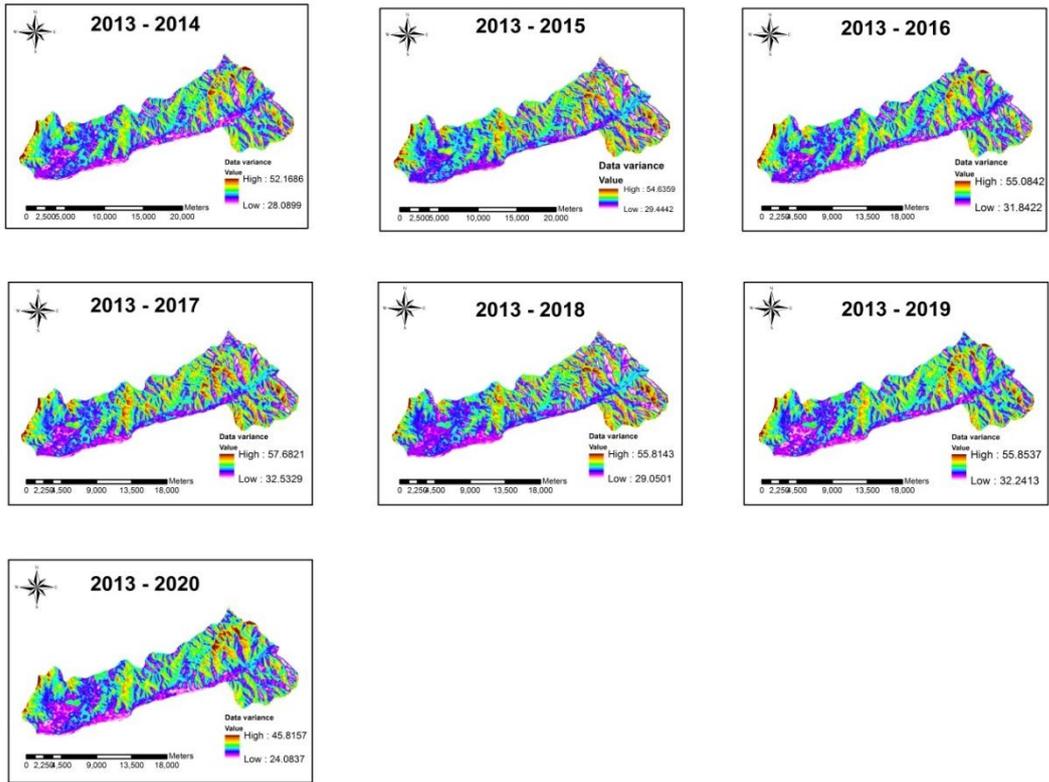
Figura 5 Rangos de valores de LST desde el año 2013 al 2020



502

503

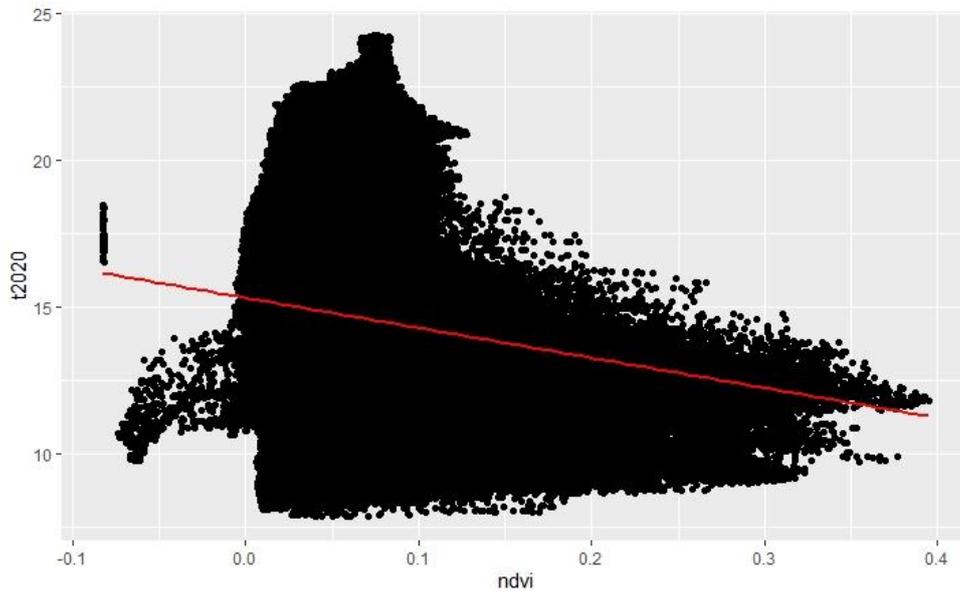
Figura 6 Análisis de Componente Principal (PCA) de NDVI



504

505

Figura 7 Análisis de Componente Principal (PCA) de LCT



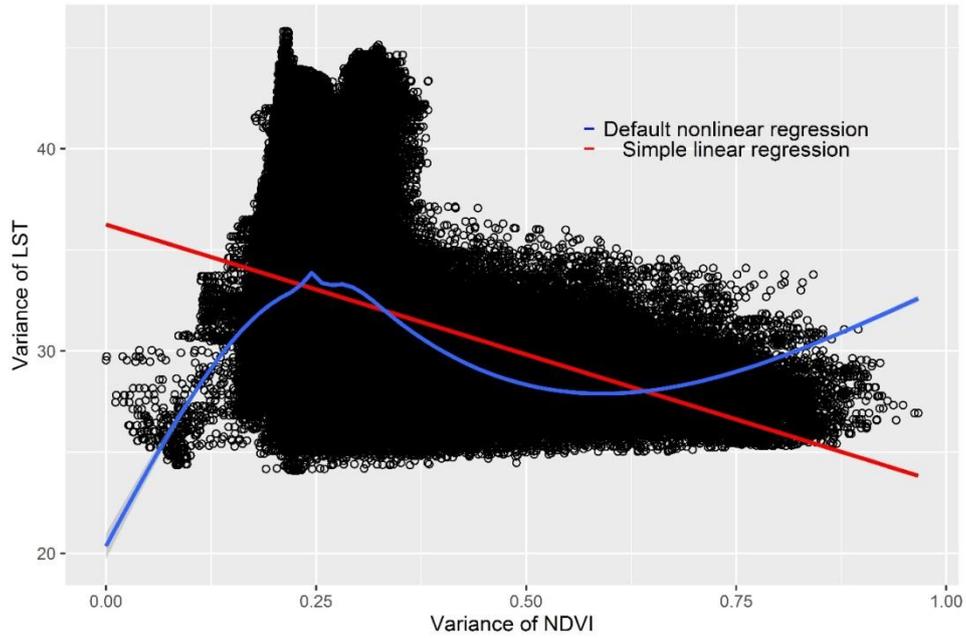
506

507

Figura 8 Correlación de NDVI y LST 2020 casi nula con una pendiente negativa

508

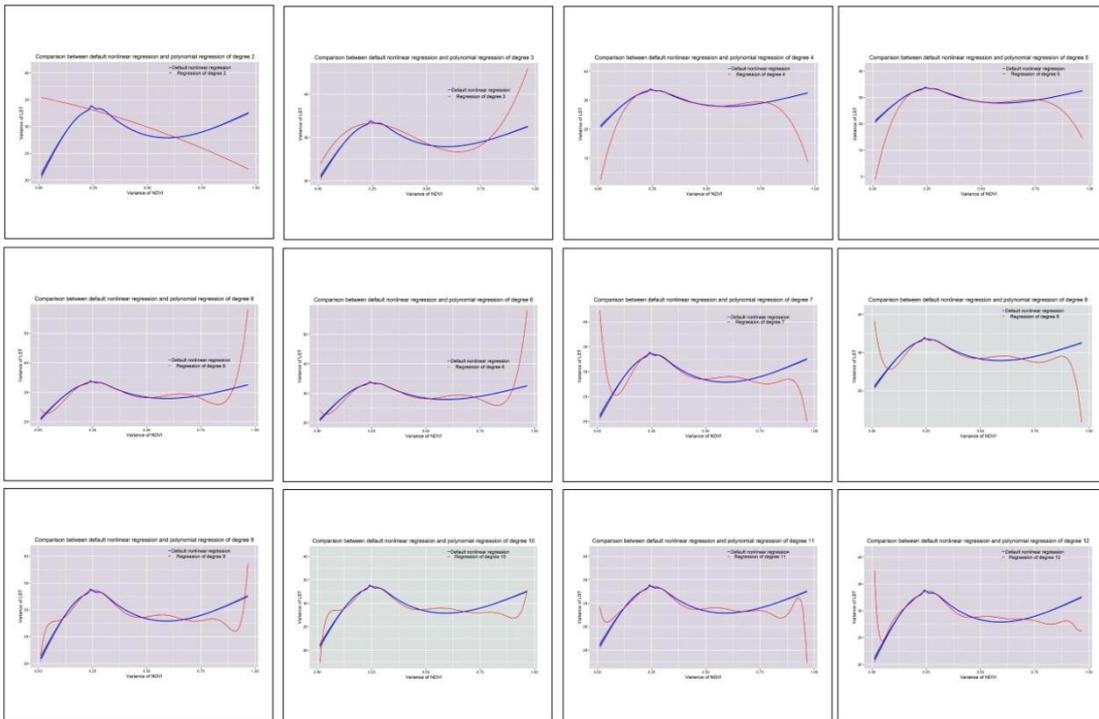
Comparison between default nonlinear regression and simple linear regression



509

510

Figura 9 Comparación estadística entre la regresión no lineal y lineal simple.



511

512

513

Figura 10 Comparación de la regresión no lineal por defecto con la regresión polinomial desde el grado 2 hasta el 13.

514