



Universidad Veracruzana

Región Xalapa

Especialidad en Métodos Estadísticos

**Análisis multivariado espacial de la cobertura vegetal como
termorregulador para islas de calor en la mancha
urbana de Xalapa, Veracruz**

Reporte de Aplicación para obtener el grado de Especialista en Métodos
Estadísticos

Presenta:
Marisol Carmona Ortega

Director: Dr. Juan Andrés Sánchez García

Co-Director: Dr. Ángel Fernando Argüello Ortiz
Asesora: Dra. Julia Aurora Montano Rivas

Septiembre de 2025

“Lis de Veracruz: Arte, Ciencia, Luz”



Universidad Veracruzana

**Facultad de Estadística e Informática
Región Xalapa**

Especialidad en Métodos Estadísticos

Análisis multivariado espacial de la cobertura vegetal como termorregulador para islas de calor en la mancha urbana de Xalapa, Veracruz.

**Reporte de Aplicación para obtener el grado de Especialista
en Métodos Estadísticos**

Presenta:
Marisol Carmona Ortega

Director:
Dr. Juan Andrés Sánchez García

Co-Director:
Dr. Angel Fernando Argüello Ortiz
Asesora:
Dra. Julia Aurora Montano Rivas

GENERACIÓN: 2024-2025

SEDE: Xalapa

TÍTULO: Análisis multivariado espacial de la cobertura vegetal como termorregulador para islas de calor en la mancha urbana de Xalapa, Veracruz.

AUTOR: Marisol Carmona Ortega

DIRECTOR: Dr. Juan Andrés Sánchez García

CO-DIRECTOR: Dr. Ángel Fernando Argüello Ortiz

TIPO DE TRABAJO:

Reporte de aplicación	<input checked="" type="checkbox"/>	Trabajo Practico-Educativo	<input type="checkbox"/>	Desarrollo estadístico	<input type="checkbox"/>	Monografía	<input type="checkbox"/>
-----------------------	-------------------------------------	----------------------------	--------------------------	------------------------	--------------------------	------------	--------------------------

TIPO DE ESTUDIO:

Exploratorio	<input checked="" type="checkbox"/>	Retrospectivo	<input type="checkbox"/>
Descriptivo	<input type="checkbox"/>	Prospectivo	<input type="checkbox"/>
Expostfaco o cuasiexperimental	<input type="checkbox"/>	Transversal	<input checked="" type="checkbox"/>
Experimental	<input type="checkbox"/>	Longitudinal	<input type="checkbox"/>

METODOLOGÍA ESTADÍSTICA:

A) Diseño:

Muestreo	<input type="checkbox"/>
Experimento	<input type="checkbox"/>
Estudio observacional	<input checked="" type="checkbox"/>

B) Análisis

Exploratorio	<input type="checkbox"/>
Descriptivo básico	<input type="checkbox"/>
Inferencia básica	<input type="checkbox"/>
Métodos multivariados	<input checked="" type="checkbox"/>
Regresión	<input type="checkbox"/>
ANOVA y ANCOVA	<input type="checkbox"/>
Control de calidad	<input type="checkbox"/>
Métodos no paramétricos	<input type="checkbox"/>
Modelos especiales	<input type="checkbox"/>
Técnicas avanzadas	<input type="checkbox"/>
Series de tiempo	<input type="checkbox"/>

UNIVERSIDAD VERACRUZANA

Facultad de Estadística e Informática

El Comité Académico de la Especialización en Métodos Estadísticos y el director de este trabajo recepcional intitulado: **Análisis multivariado espacial de la cobertura vegetal como termorregulador para islas de calor en la mancha urbana de Xalapa, Veracruz**, autorizan la impresión y la constitución del jurado para la defensa.

COMITÉ ACADÉMICO



Dra. Cecilia Cruz López

Coordinadora

Especialización en Métodos Estadísticos



Dr. Luis Gerardo Montané Jiménez
Director
Facultad de Estadística e Informática



Mtra. María Yesenia Zavaleta
Sánchez

Secretaria



Mtro. Jesús Hernández Suárez
Vocal

Dr. José Juan Muñoz León

Presidente



Índice

Introducción	5
Planteamiento del Problema	6
Justificación.....	7
Objetivos	8
Objetivo General	8
Objetivos específicos	9
Hipótesis.....	9
I. Marco Teórico.....	10
1.1 Cambio climático y aumento de temperatura	10
1.2 Temperatura Superficial Terrestre LST	11
1.3 Capacidad de Indice de Vegetación Normalizada NVDI y su impacto en la temperatura	12
1.4 Coordenadas geográficas detonantes de la variación de temperatura	13
II. Marco conceptual	15
2.1 Definición de islas de calor urbanas	15
2.2 Cobertura vegetal y su efecto en la temperatura.....	15
2.3 Herramientas estadísticas para análisis espacial.....	16
III. Metodología	17
2.1 Análisis Geoestadístico	17
Análisis de Regresión Lineal	18
Coeficiente de determinación (R^2) y R^2 ajustado.....	20
2.2 Caso de estudio: Mancha urbana de Xalapa.....	21
Población, muestra y unidad de estudio.....	22
2.3 Construcción de la base de datos	25
IV. Resultados	28
4.1 Análisis descriptivo de NDVI y Temperatura	28
4.2 Variabilidad de temperatura a través del estudio del NDVI.....	36
4.3 Modelo de Regresión Lineal Simple para evaluar el gradiente de temperatura de la ciudad de Xalapa Veracruz.....	46
4.3.1 Criterio de segmentación por cortes de misma amplitud de msnm	58
Modelo de regresión de estrato bajo de MSNM vs LST	61

Modelo de regresión de estrato medio de MSNM vs LST	62
Modelo de regresión de estrato alto de MSNM vs LST	64
4.4 Correlación Múltiple de Temperatura con Coordenadas Geográficas Latitud y Longitud	67
4.5 Regresión Lineal Múltiple de Temperatura con Coordenadas Geográficas Altitud, Longitud y Latitud	76
Análisis de regresión 1: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.....	76
Análisis de regresión 2: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.....	79
Análisis de regresión 3: LST vs. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.....	81
Análisis de regresión 4: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.....	84
4.6 Correlación Múltiple de Temperatura con NDVI, Coordenadas Geográficas Latitud y Longitud, MSNM.	88
Análisis de regresión 2: LST VS. NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM....	92
Análisis de regresión 3: LST VS. NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM....	96
Análisis de regresión 4: LST VS. NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM....	99
4.7 Análisis de componentes principales.....	103
4.7.1 Componentes Principales.....	103
4.8 Análisis de conglomerados por variables	107
Conclusiones	109
Bibliografía	112
Anexos.....	118

Introducción

El fenómeno ambiental que ha sido el cambio climático se ha convertido en uno de los con mayores desafíos dentro de las sociedades urbanas. Sus apariciones, que van desde el incremento intenso de la temperatura global hasta la intensificación de eventos climáticos extremos, han impactado de forma directa en la calidad de vida de las poblaciones y en el equilibrio de los ecosistemas que de igual forma se han visto afectados (Romero, Salgado y Smith, 2010).

Bajo este contexto, las ciudades tienen un papel importante: por un lado, son áreas que mantienen una alta emisión de contaminantes y agentes activos en la modificación del entorno; por otro, concentran a gran parte de la población mundial, haciéndolas sumamente vulnerables a los efectos hostiles del clima (Salazar-Ceballo y Alvarez-Piño, 2019). Uno de los efectos más notorios y perjudiciales del cambio climático en manchas urbanas es el aumento de la temperatura superficial terrestre (LST), fenómeno conocido como isla de calor urbana.

Las islas de calor urbanas son creadas debido a la consecuencia de una serie de transformaciones físicas en el paisaje como lo es, la sustitución de áreas naturales por superficies impermeables, el crecimiento desordenado de la mancha urbana, la escasa planificación ambiental y la reducción progresiva de la cobertura vegetal (Fuentes, et al., 2014). Estas circunstancias provocan un desequilibrio entre las zonas urbanas y sus alrededores, generando microclimas donde las temperaturas pueden elevarse varios grados por encima de lo normal (Moreira Galván y Ortega, 2023). Esta situación no solo recalca el efecto térmico, sino que empeora problemas de salud pública, incrementa la demanda energética y también altera el funcionamiento de los sistemas ecológicos urbanos.

La ciudad de Xalapa, siendo capital del estado de Veracruz, es un área urbana para el estudio de este tipo de fenómenos. Su ubicación geográfica, en una región de topografía irregular y clima templado-húmedo, le da una riqueza ambiental que contrasta con los procesos recientes de urbanización acelerada y desorganizada.

La altitud, que varía considerablemente dentro del municipio, incrementa un elemento complejo en la distribución espacial de las temperaturas, haciendo necesario un análisis detallado que combine variables físicas y espaciales (Lemoine Rodriguez y MacGregor Fors, 2024). Bajo este criterio, Xalapa presenta un crecimiento urbano acelerado

y un déficit de cobertura vegetal, lo que incrementa las islas de calor urbanas. Sin embargo, no se ha cuantificado la relación estadística entre la cobertura vegetal y el efecto termorregulador. Se parte de la hipótesis de que las colonias con menor densidad de vegetación presentan temperaturas más elevadas, mientras que aquellas ubicadas a mayor altitud o con mayor presencia de áreas verdes tienden a registrar menores valores térmicos. Así, en Xalapa es indispensable evaluar estadísticamente la relación que hay entre cobertura vegetal, altitud y temperatura superficial, con el objetivo de identificar zonas vulnerables y aportar estrategias para la planeación urbana y la mitigación del efecto de isla de calor.

Planteamiento del Problema

El calentamiento global, o aumento de la temperatura media de la Tierra, a nivel mundial ha sido un tema de relevancia desde la última década del siglo XX, ya que es un fenómeno causado por la emisión de gases de efecto invernadero, este atrapa el calor y hace que el planeta sea más caliente de lo que debería. Con esto se entiende que existen algunas causas como las emisiones de gases de efecto invernadero, deforestación y actividades industriales que desencadenan cambios en el clima, aumento de la temperatura y alteración de los ecosistemas.

Ante este planteamiento hay que reconocer que

conforme las ciudades crecen, reemplazan áreas de cultivos y vegetación por edificaciones, calles y otros tipos de infraestructura. Dichos elementos alcanzan temperaturas altas debido a sus materiales, lo que resulta en mayor calor dentro de las ciudades en comparación con sus alrededores (donde comúnmente hay vegetación) (Lemoine Rodríguez y MacGregor Fors, 2024), párr. 1).

Las islas de calor urbana, ha sido identificado en diferentes regiones del país y también se ha presentado este efecto en la ciudad de Xalapa, que registra hasta 5 °C más que localidades cercanas debido a la reducción de su cobertura vegetal y al incremento del área construida. Estudios sugieren que, con una mayor presencia de cobertura vegetal planeada, la temperatura podría disminuir al menos 2 °C con ayuda de la sombra y el efecto de la evapotranspiración.

En Xalapa, la cantidad de cobertura vegetal es un factor importante para explicar las variaciones térmicas. Sin embargo, también hay un gradiente altitudinal que influye en la distribución espacial de la temperatura: al estar situada entre los 1250 y 1560 metros sobre

el nivel del mar, la ciudad presenta un relieve heterogéneo que hace necesario ser analizado con la altitud como una variable que incide en las diferencias térmicas entre colonias. Con lo anterior, aunque se reconoce la influencia de factores como la estacionalidad, la humedad y los vientos, la falta de información radica en que no se ha cuantificado en qué medida la cobertura vegetal actúa como regulador de las islas de calor urbanas en Xalapa, ni cómo esta relación varía espacialmente al considerar la altitud y la localización geográfica.

De esta manera, la pregunta de investigación es: ¿En qué medida la cobertura vegetal de Xalapa funciona como termorregulador de las islas de calor urbanas y cómo varía espacialmente dicha relación en función de la altitud y las condiciones territoriales de la ciudad?

El problema planteado no busca resolver el fenómeno climático en su totalidad, sino desarrollar una aproximación metodológica y estadística que permita evaluar la relación entre cobertura vegetal, altitud y temperatura superficial, aportando evidencia científica para la planificación urbana y ambiental en Xalapa.

Justificación

En el siguiente estudio se permite demostrar la necesidad de una adaptación climática dentro de las ciudades, en particular en Xalapa, donde se encontró impacto del cambio climático y la expansión de la urbanización de forma descontrolada que han generado nuevas áreas de riesgo para los habitantes. La Organización de las Naciones Unidas (ONU) indica que las ciudades desempeñan un papel importante en la lucha contra el cambio climático, y que una de las estrategias para disminuir los efectos del calentamiento es el incremento de áreas verdes (Climate Promise, 2024).

Diversos estudios han demostrado que la vegetación urbana actúa como un termorregulador natural, al reducir la temperatura superficial a través de mecanismo de enfriamiento como lo son la sombra, la evapotranspiración permitiendo el enfriamiento del entorno (Grover y Singh, 2015). En este caso, analizar como la cobertura vegetal como termo regulador sobre la ciudad de Xalapa tiene una importancia técnica y ambiental.

No obstante, el análisis de la relación entre cobertura vegetal y temperatura no puede limitarse a métodos descriptivos simples, ya que estos únicamente muestran correlaciones generales sin capturar la complejidad de los patrones espaciales. Así que, el presente estudio

se justifica en la función de un enfoque multivariado espacial, que integra técnicas estadísticas avanzadas capaces de identificar relaciones entre las variables de interés.

A nivel técnico, este análisis permite implementar metodologías donde se combinan técnicas estadísticas y geoespaciales para entender fenómenos urbanos. A nivel ambiental, permite mantener de forma óptima los ecosistemas y mejorar el microclima dentro de la ciudad, también, promueve condiciones de vida más saludables, especialmente en colonias con baja infraestructura verde y mayor vulnerabilidad. Además, la identificación de zonas prioritarias para una atención rápida y optima o la creación de corredores verdes, puede apoyar a la autoridad correspondiente en la elaboración de políticas públicas y acciones más efectivas.

El uso de herramientas como el Análisis de Varianza (ANVA) para comparar diferencias de temperatura en función de categorías de cobertura vegetal o altitud, así como modelos de regresión espacial aplicada que incorporan coordenadas geográficas y NDVI como predictores, permiten detectar patrones que no serían visibles en un análisis clásico de correlación (Gutiérrez Pulido y De la Vara Salazar, 2008; Anselin, 1988). En cuanto al diseño, este trabajo corresponde a un estudio observacional, transversal y multivariado espacial, ya que utiliza información satelital y georreferenciada para un momento específico en el tiempo, con el fin de explorar relaciones entre variables ambientales y geográficas en el territorio urbano de Xalapa.

Esta investigación deja una aportación concreta a los esfuerzos locales de sostenibilidad y resiliencia urbana, alineada con los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) y las estrategias nacionales de adaptación. Este trabajo de igual forma busca generar evidencia científica de calidad para mejorar el diseño urbano, reducir el impacto de las islas de calor y contribuir al bienestar de la población xalapeña.

Objetivos

Objetivo General

Evaluar la influencia de la cobertura vegetal como factor termorregulador en la intensidad de las islas de calor en la mancha urbana de Xalapa, Veracruz, mediante técnicas de análisis multivariado espacial.

Objetivos específicos

- Describir la variabilidad espacial de la cobertura vegetal (NDVI) y la temperatura superficial terrestre (LST) por colonia en la mancha urbana de Xalapa.
- Evaluar la relación estadística entre la cobertura vegetal, altitud y temperatura superficial mediante modelos de regresión lineal simple y múltiple.
- Reducir la dimensionalidad de los datos y detectar patrones estructurales entre NDVI, coordenadas, altitud y LST aplicando análisis de componentes principales (ACP).
- Identificar grupos de colonias con características térmicas similares mediante un análisis de conglomerados (clúster), con el fin de mostrar la cobertura vegetal como factor termorregulador en las islas de calor urbanas.

Hipótesis

Existe una relación negativa entre la cobertura vegetal y la temperatura superficial terrestre en la ciudad de Xalapa, de manera que las colonias con menor vegetación presentan mayores temperaturas, contribuyendo al efecto de isla de calor urbana. Este planteamiento permite identificar patrones espaciales y delimitar zonas geográficamente vulnerables.

Se formulan las siguientes hipótesis estadísticas:

- Hipótesis nula (H_0): $\beta_1 = 0 \rightarrow$ No existe relación entre NDVI y LST.
- Hipótesis alterna (H_1): $\beta_1 < 0 \rightarrow$ A mayor NDVI, menor LST (con una relación negativa).

I. Marco Teórico

1.1 Cambio climático y aumento de temperatura

En la actualidad, los desafíos que muestran las investigaciones en torno al cambio climático contienen una relevancia a tal grado que representan una problemática a nivel mundial por lo que los aumentos de temperaturas repercuten en el hábitat de todas las ciudades debido a una serie de condicionantes que merecen su atención.

Es importante destacar que es un problema que presenta la mayoría de las ciudades latinoamericanas ya que el capital natural como lo es la cobertura vegetal no se encuentra potenciado y mucho menos se encuentra en aumento. "Uno de los graves inconvenientes del verde urbano es su estado en deterioro, ya sea por abandono, contaminación o explotación del recurso" (Avid Nava y Winfield Reyes, 2023, pág. 101).

El cambio climático es un proceso sobre el cual se establecen varios fenómenos que repercuten dentro de las ciudades, como procesos meteorológicos extremos más frecuentes, aumento del nivel del mar con riesgo de inundaciones, olas de calor, amenazas de alimentos y el agua y aumento de desigualdades que establecen la necesidad imperante de gestionar algunas acciones para el cambio climático (Climate Promise, 2024). Una de las preocupaciones más grandes es la aparición de las olas de calor en las zonas urbanas aumentando la carga de temperatura que, combinado con el aumento del proceso de urbanización, esa situación hace que desencadene que las ciudades comiencen a concentrar demasiado calor en su interior.

Dentro de las ciudades, el clima urbano se ha caracterizado por el aumento de la temperatura, cuyo efecto se conoce como isla de calor, en otras palabras se refiere a un ambiente más cálido dentro de la ciudad en comparación con los alrededores de la propia ciudad, y esto ha liberado algunos fenómenos como lluvias torrenciales o fallas en el suministro eléctrico, por lo que el estudio del clima urbano es una prioridad para mejorar la calidad de vida humana (Conde Álvarez y Luyando López, 2021).

Por ende, la temperatura se vuelve un concepto interesante de estudiar ante el desafío de los procesos de calentamiento global. La temperatura, como una capacidad que indica el

grado térmico del ambiente, es una variable que permite medir el calor de un objeto o ambiente en las ciudades. La variación que se concentra en la temperatura varía conforme algunos factores dentro del territorio que hacen que se conforme el efecto invernadero como lo es el dióxido de carbono, el metano, el óxido nitroso y los gases fluorados.

1.2 Temperatura Superficial Terrestre LST

La temperatura superficial terrestre (por sus siglas en inglés Land Surface Temperature, LST) es la temperatura que es emitida por la superficie de la Tierra, considerando para su obtención de elementos como lo es el suelo, la vegetación y las estructuras construidas en dentro de las ciudades (Li, et al., 2013). A diferencia de la temperatura del aire, que esta es medida normalmente a 1.5 m sobre el nivel del suelo, la LST es como la piel térmica de la superficie y se cuantifica mediante sensores remotos en el espectro infrarrojo térmico (Weng, 2009). Así indicándonos qué tan caliente puede estar una superficie en un lugar y momento determinado, generalmente se refleja mostrando valores más altos que la temperatura del aire en áreas expuestas al sol, especialmente zonas urbanas pavimentadas o con material gris tipo construcción (Oke, 1987).

Las herramientas que nos permite la obtención de los valores de LST son los satélites de observación terrestre, como Landsat 8 o MODIS, posibilitan estimar la LST utilizando calibración radiativa y correcciones por emisividad a partir de la radiancia registrada en las bandas infrarrojas (Weng, 2009). Esto facilita la generación de mapas de temperatura con alta resolución espacial y precisión, también de detectar variaciones térmicas significativas y sus distribuciones en el territorio.

La LST funciona de forma óptima para la investigación de fenómenos como las islas de calor urbano, ya que facilitan comparar temperaturas urbanas y rurales, identificando áreas vulnerables de alta acumulación térmica. De ahí que, analizar la LST ayudan a evaluar cómo distintos materiales y vegetación afectan la temperatura dentro de las ciudades, gestionando acciones para mitigar el calentamiento de la superficie (Li, et al., 2013).

1.3 Capacidad de Indice de Vegetación Normalizada NVDI y su impacto en la temperatura

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) es la herramienta que permite calcular la densidad y el vigor de la vegetación mediante imágenes satelitales. Se mide con la fórmula:

Ecuación I Ecuación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$$

donde:

- NIR (Near Infrared o Infrarrojo cercano): es la reflectancia de la superficie en la banda del infrarrojo cercano.
- R (Red o Rojo): es la reflectancia de la superficie en la banda del rojo visible.

Usando la reflectancia en las bandas roja e infrarrojo cercano (Rouse, Haas, Schell, y Deering, 1974).

Sus valores van de -1 a 1, indicando así la alta vegetación saludable con valores cercanos a 1, escasa vegetación o áreas desnudas (también cultivos) cerca de 0, y superficies sin vegetación, como el agua, con valores negativos (Chuvieco, 2008). Estudios previos han revelado que existe una fuerte correlación negativa entre NDVI y LST: ya que las áreas con mayor NDVI suelen tener temperaturas más bajas, sin embargo, en áreas que muestran una escasa o con poca vegetación cuentan con temperaturas más altas (Grover y Singh, 2015). Esto se debe porque la vegetación funciona como mecanismo de enfriamiento permitiendo que enfríe el ambiente a través de la evapotranspiración y brinda sombra, esto, reduciendo la absorción de radiación solar que se produce sobre las superficies urbanas (Bowler, Buyung-Ali, Knight, y Pullin, 2010). Entonces, en un alto NDVI generalmente encontramos menor temperatura superficial, mitigando el efecto de isla de calor urbana. Al Identificar áreas con bajo NDVI y alta LST permite detectar zonas vulnerables al calor dentro de las ciudades, proporcionando información relevante ante autoridades municipales para estrategias urbanas orientadas a aumentar la vegetación como medio de enfriamiento o darles mantenimiento con las que ya se cuentan. (Grover y Singh, 2015).

1.4 Coordenadas geográficas detonantes de la variación de temperatura

Existen otros factores que se atribuye el cambio de temperatura como lo son los vientos predominantes, las corrientes marinas, la distancia al mar, la latitud, el relieve y una muy importante que se refiere a la altitud geográfica, que no es más que una distancia vertical entre un punto de la superficie y el nivel del mar y que influye en la a razón de que a mayor altitud, menor temperatura.

Esta relación es la que, en teoría debe o puede explicar las zonas de calor en una ciudad, basado en un fenómeno llamado gradiente de temperatura que se le denomina a la “razón del cambio de la temperatura del aire por unidad de distancia, normalmente referido con respecto a la altura” (eltiempo, 2025), con lo que cabe hacer mención que existe también un gradiente térmico negativo que se conoce como inversión térmica.

Desde el enfoque matemático, la temperatura también es una magnitud intensiva que adopta valores distintos por cada punto en el espacio y puede ser descrito como un campo escalar (que representa la distribución espacial de una magnitud escalar, asociando un valor a cada punto en el espacio) de la siguiente ecuación.

Ecuación 2 Temperatura por magnitudes escalares.
$$T = T(x, y, z)$$

Donde x,y,z son las coordenadas de punto considerado.

Cabe reconocer que este gradiente térmico se calcula dividiendo la temperatura entre la distancia entre los dos puntos cuya fórmula es:

Ecuación 3 Gradiente Térmico
$$GT = \frac{(TB - TA)}{DX}$$

Donde:

TB: Es la temperatura en el punto B

TA: Es la temperatura en el punto A

DX: Es la distancia entre los puntos A y B

Desde el punto de vista de la geometría, este gradiente de temperatura es una tasa de incremento de temperatura por unidad de profundidad por lo que, en la teoría, la relación entre altura y temperatura forman un vínculo adecuado para predecir las islas de calor en las ciudades. No se debe obviar que la altitud es un parámetro que, junto a la latitud y longitud, forman parte de las coordenadas geográficas para ubicar los puntos en la tierra y con ellos pueden determinar las condicionantes de la evaluación de temperatura en una ciudad.

Por tal motivo se considera a la coordenada geográfica de la altitud como un elemento indispensable para evaluar o predecir los comportamientos de la temperatura en la ciudad bajo un procedimiento estadístico que ayude a determinar la magnitud de relación entre ambas variables.

Algunos trabajos como el de Moreira en el 2023 han desarrollado modelos y simulaciones para la interpretación del comportamiento de la temperatura, en este ejemplo bajo la ley de enfriamiento de Newton. Otros estudios han referido a la medición de modelos para minimizar el error (Wang, Kochan, y Su, 2019) y otros destinados a la termorregulación con impactos ecológicos (Rezende y Bacigalupe, 2015).

Lo cierto es que el modelado permite evaluar procedimientos relaciones con la temperatura bajo ciertos fenómenos por lo que, para validar la teoría no solo depende realizar un procedimiento de relación pareada si no de validar los modelos que ayuden a determinar relaciones y patrones espaciales que determinen el nivel de relación entre la temperatura basado en la altitud de la ciudad, por lo que se procede a trabajar la siguiente metodología.

II. Marco conceptual

2.1 Definición de islas de calor urbanas

Las islas de calor urbanas (ICU) son zonas en las que las temperaturas superficiales o del aire en áreas urbanas son significativamente más elevadas que en sus alrededores o las áreas rurales contiguas (Oke, 1987). Este fenómeno se origina por el reemplazo de la cobertura vegetal por superficies impermeables, así que la disminución de vegetación y la acumulación de materiales que retienen calor, han intensificado así la temperatura local (Stewart y Oke, 2012).

Las ICU representan un elemento central del clima urbano, con complicaciones en la salud pública, el consumo energético y la planeación territorial (Santamouris, 2015). En este estudio, se hace referencia por isla de calor urbana a la manifestación espacial de temperaturas elevadas detectadas mediante la temperatura superficial terrestre (LST) en contraste con áreas circundantes.

2.2 Cobertura vegetal y su efecto en la temperatura

La cobertura vegetal urbana compone un regulador térmico esencial en las ciudades, ya que mediante mecanismos como la evapotranspiración y la generación de sombra contribuye a disminuir las temperaturas superficiales (Bowler, Buyung-Ali, Knight, y Pullin, 2010).

Para su cuantificación, se utiliza el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el cual permite estimar densidad y vigor de la vegetación a partir de imágenes satelitales. El NDVI adopta valores entre -1 y 1, donde valores cercanos a 1 reflejan vegetación densa y saludable, mientras que valores cercanos a 0 o negativos corresponden a superficies áridas o construidas (Rouse, Haas, Schell, y Deering, 1974). En este trabajo se considera que una mayor cobertura vegetal (NDVI alto) está asociada a una disminución significativa en la temperatura superficial terrestre (LST), función que convierte a la vegetación en un termorregulador natural del entorno urbano ayudando a la disminución de la temperatura (Grover y Singh, 2015).

2.3 Herramientas estadísticas para análisis espacial

El análisis espacial permite explorar y modelar la relación entre variables ambientales y su distribución geográfica (Bailey y Gatrell, 1995). Para este estudio, los conceptos metodológicos son los siguientes:

- **Análisis de Varianza (ANVA):** permite verificar si existen diferencias significativas en la temperatura superficial entre grupos de colonias con distintos niveles de cobertura vegetal o altitud (Gutiérrez Pulido y De la Vara Salazar, 2008).
- **Análisis espacial aplicado:** este estudio no emplea modelos de econometría espacial estricta (SAR o SEM), pero sí incorpora variables geográficas (latitud, longitud y altitud), junto con NDVI, como predictores en modelos de regresión. Esto compone un enfoque de análisis espacial en sentido aplicado, en el cual la dimensión geográfica se integra a la modelación estadística (Anselin, 1988).
- **Análisis multivariado:** técnicas como el análisis de componentes principales (ACP) y el análisis de conglomerados permiten reducir la dimensionalidad de los datos y clasificar colonias según características térmicas y vegetativas similares, facilitando la identificación de patrones de islas de calor (Hair, Black, Babin, y Anderson, 2010).

Estas herramientas ayudan para detectar y explicar relaciones espaciales entre cobertura vegetal y temperatura en Xalapa entre otras variables, formando la base metodológica del presente trabajo.

III. Metodología

3.1 Análisis Geoestadístico

Diseño del estudio

Se respaldó en la verificación de los supuestos fundamentales de la regresión lineal, incluyendo la normalidad de los residuos, homocedasticidad, independencia de errores y ausencia de multicolinealidad en los modelos múltiples, empleando un nivel de significancia $\alpha = 0.05$. Así, los resultados obtenidos mantienen validez estadística y confiabilidad para su interpretación.

El diseño de investigación fue transversal, espacial y multivariado, ya que se analizaron datos obtenidos en un único periodo de tiempo, considerando la distribución territorial de las variables en la ciudad de Xalapa, y uniendo múltiples predictores (NDVI, altitud y coordenadas geográficas) para explicar la variabilidad en la temperatura superficial terrestre (LST).

Técnicas de análisis multivariado

El análisis multivariado facilita estudiar a la par diversas variables relacionadas con fenómenos como lo es el clima urbano. Estas técnicas examinan múltiples variables en conjunto, identificando patrones complejos y relaciones subyacentes (Johnson y Wicherm, 2002).

El análisis multivariado se divide en métodos de dependencia, como la regresión lineal múltiple, y métodos de interdependencia, como el análisis de componentes principales y análisis de conglomerados (Hair, Black, Babin, y Anderson, 2010). Particularmente, el análisis de conglomerados es útil para clasificar unidades espaciales en grupos homogéneos según variables comunes como LST, NDVI, coordenadas geográficas y altitud (Everitt, Landau, Leese, y Stahl, 2011). En Xalapa, esta técnica permite identificar grupos de colonias con características similares, ayudando a entender la formación y distribución que se encuentra sobre las islas de calor.

Análisis de Varianza (ANVA)

Se incluye el Análisis de Varianza (ANVA), que permite comparar medias entre diferentes grupos categóricos para determinar si es que existen diferencias estadísticamente significativas en la temperatura superficial terrestre (LST) en función de niveles de cobertura vegetal (NDVI) o altitud. Ayuda a descomponer la variabilidad total en componentes atribuibles a la variación entre grupos y dentro de ellos, utilizando para ello la distribución F (Gutiérrez Pulido y De la Vara Salazar, 2008). Esta técnica permite identificar si ciertos rangos de vegetación o altitud están asociados con comportamientos térmicos distintivos dentro de la ciudad de Xalapa.

Análisis de Regresión Lineal

Para analizar la relación entre dos variables cuantitativas, se utilizó la técnica estadística de regresión lineal simple, la cual permite predecir el comportamiento de una variable dependiente Y a partir de una variable independiente X . Esta técnica es útil cuando se busca explicar cómo cambia una variable en función de otra, bajo el supuesto de una relación lineal entre ambas (Molina Arias, Ochoa Sangrador, y Ortega Páez, 2021).

La ecuación general del modelo de regresión lineal simple es la siguiente:

Ecuación 4 Ecuación de Regresión Lineal

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X$$

donde:

\hat{Y} representa el valor estimado o predicho de la variable dependiente,

β_0 es el intercepto (valor de \hat{Y} cuando $X = 0$),

β_1 es el coeficiente de regresión (pendiente), que indica cuánto cambia \hat{Y} por cada unidad de cambio en X .

X es la variable independiente.

El proceso de ajuste del modelo incluye los siguientes pasos:

1. Plantear el modelo, identificando las variables involucradas.
2. Calcular los coeficientes de la recta de regresión mediante mínimos cuadrados ordinarios.

3. Evaluar la calidad del modelo mediante indicadores de ajuste y análisis de los residuos (Montgomery, Peck, y Vining, 2012).

Se interpreta el valor de \hat{Y} también conocido como el valor predicho, el cual indica el resultado estimado de la variable dependiente para un valor específico de la variable independiente.

Análisis de Regresión Lineal Múltiple

La regresión lineal múltiple es una extensión de la regresión simple que ayuda a analizar la relación entre una variable dependiente (Y) y dos o más variables independientes (X_1, X_2, \dots, X_k). Este método resulta útil cuando se busca explicar el comportamiento de la variable respuesta en función de varios predictores, considerando el efecto simultáneo de todos ellos (Montgomery, Peck, y Vining, 2012).

La ecuación general del modelo de regresión lineal múltiple es la siguiente:

Ecuación 5 Ecuación de Regresión Lineal Múltiple

$$\hat{Y} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K$$

donde:

\hat{Y} representa el valor estimado o predicho de la variable dependiente.

β_0 es el intercepto.

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K$ son los coeficientes de regresión, indican el cambio esperado en \hat{Y} por cada unidad de cambio en la variable independiente correspondiente, manteniendo las demás constantes.

X_1, X_2, \dots, X_K son las variables independientes.

El proceso de ajuste del modelo incluye las siguientes etapas (Molina Arias, Ochoa Sangrador, y Ortega Páez, 2021):

1. Plantear el modelo, identificando la variable dependiente y las independientes.
2. Calcular los coeficientes mediante el método de mínimos cuadrados ordinarios (OLS).
3. Evaluar la calidad del modelo, utilizando indicadores de bondad de ajuste (R^2 , R^2 ajustado, error estándar de la estimación) y pruebas de significancia (ANOVA y p-valores de los coeficientes).
4. Verificar los supuestos estadísticos: normalidad de los residuos, homocedasticidad, independencia y ausencia de multicolinealidad entre las variables explicativas.

La interpretación de los coeficientes permite identificar la magnitud y dirección del efecto de cada predictor sobre la variable dependiente. Además, al considerar varias variables de manera simultánea, la regresión múltiple ofrece un análisis más completo y realista de fenómenos complejos, como la variación espacial de la temperatura en función de factores ambientales y geográficos (Hair, Black, Babin, y Anderson, 2019).

Coeficiente de determinación (R^2) y R^2 ajustado

El coeficiente de determinación R^2 , el cual refleja la proporción de la variabilidad total de la variable dependiente que es explicada por la variable independiente. Su valor oscila entre 0 y 1: mientras más cercano esté a 1, mayor será la capacidad explicativa del modelo (Rodríguez, 2005). Por ejemplo, un $R^2=0.85$ indica que el 85 % de la variación en Y se explica por la variación en X .

El R^2 ajustado es una versión modificada del coeficiente de determinación que penaliza la inclusión de variables irrelevantes. Esto lo hace más apropiado cuando se trabaja con modelos de regresión múltiple, ya que considera el número de predictores en el modelo (Gujarati, 2021).

Análisis espacial

El análisis espacial compone una herramienta importante para entender la distribución de fenómenos ambientales y urbanos, permitiendo identificar la relación que no son evidentes bajo un análisis estadístico tradicional. El enfoque que maneja el siguiente estudio, consistió en integrar explícitamente variables geográficas como predictores dentro de los modelos de regresión, con el objetivo de obtener la influencia de la localización espacial sobre la variabilidad térmica en la mancha urbana de Xalapa.

Las variables espaciales fueron las coordenadas geográficas (X, Y), la altitud (MSNM) y el índice de vegetación (NDVI). Estas se incorporaron como covariables dentro de modelos de regresión lineal simple y múltiple, permitiendo evaluar cómo la posición y la topografía inciden en la temperatura superficial terrestre (LST). Este tipo de enfoque se clasifica como un análisis espacial en sentido aplicado, ya que los modelos estadísticos se enriquecen al incluir predictores que representan directamente el espacio geográfico (Anselin, 1988).

3.2 Caso de estudio: Mancha urbana de Xalapa

En la ciudad de Xalapa-Enríquez, que es capital del estado de Veracruz, se localiza en la región montañosa central del estado, sobre las coordenadas aproximadas 19°32'N de latitud y 96°55'O de longitud. El municipio mantiene una superficie total de 118.45 km² (INEGI, 2024), y su mancha urbana se extiende sobre un terreno topográficamente irregular que se ha modificado con el tiempo para el asentamiento de la ciudad. El rango altitudinal dentro del área urbana oscila entre los 1,240 y 1,580 metros sobre el nivel del mar, con una altitud promedio cercana a los 1,428 m.s.n.m., lo que genera diferencias térmicas y microclimáticas entre zonas altas y bajas.

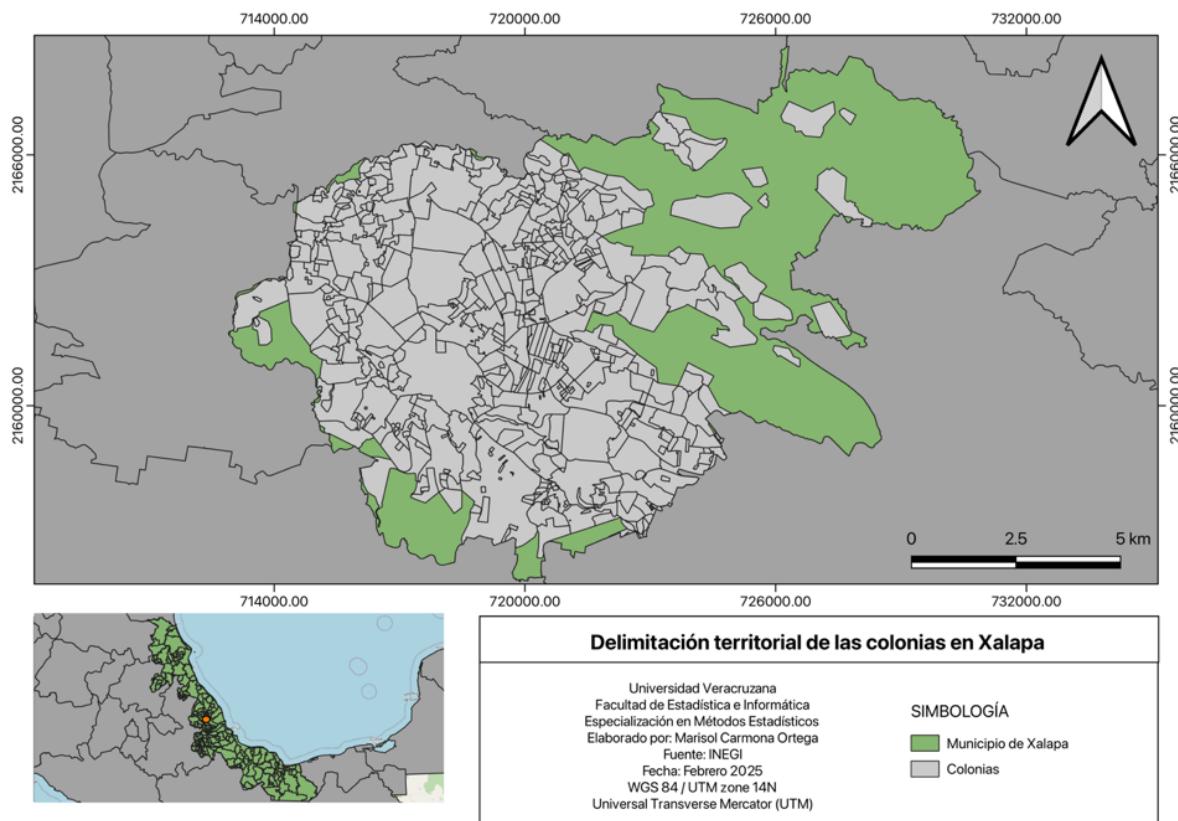
El clima predominante es templado húmedo con lluvias abundantes en verano (clasificación Köppen Cfb), caracterizado por temperaturas medias anuales entre 17 y 19 °C y una precipitación pluvial superior a los 1,300 mm anuales. A pesar de estas condiciones son favorables, la expansión de la mancha urbana ha contribuido a un aumento en las temperaturas superficiales locales, generando microclimas y micro-islas de calor en sectores

con baja cobertura vegetal. Estos fenómenos han incitado a estudios recientes para entender cómo las características físicas del mismo territorio urbano afectan su comportamiento térmico (Conde Álvarez y Luyando López, 2021).

Población, muestra y unidad de estudio

La población de estudio está constituida por la totalidad de colonias urbanas que forman parte de la mancha urbana de Xalapa que se muestran la Figura 1, según la delimitación cartográfica del Instituto Nacional Electoral (INE, 2020). Esta delimitación se obtuvo a partir del shapefile oficial de colonias actualizado al año 2020. En total, se incluyeron 478 colonias, seleccionadas bajo el criterio de pertenencia geográfica continua a la mancha urbana. Se optó por utilizar las colonias como unidad de análisis, en lugar de las Áreas Geoestadísticas Básicas (AGEB), porque las AGEB presentan tamaños heterogéneos, lo que podría tener variaciones en la escala espacial y, por ende, sesgar los resultados. El uso de colonias permitió mantener una mayor homogeneidad espacial y una mejor representación de los patrones urbanos consolidados.

Figura 1 Mapa de Delimitación territorial de las colonias del municipio de Xalapa.

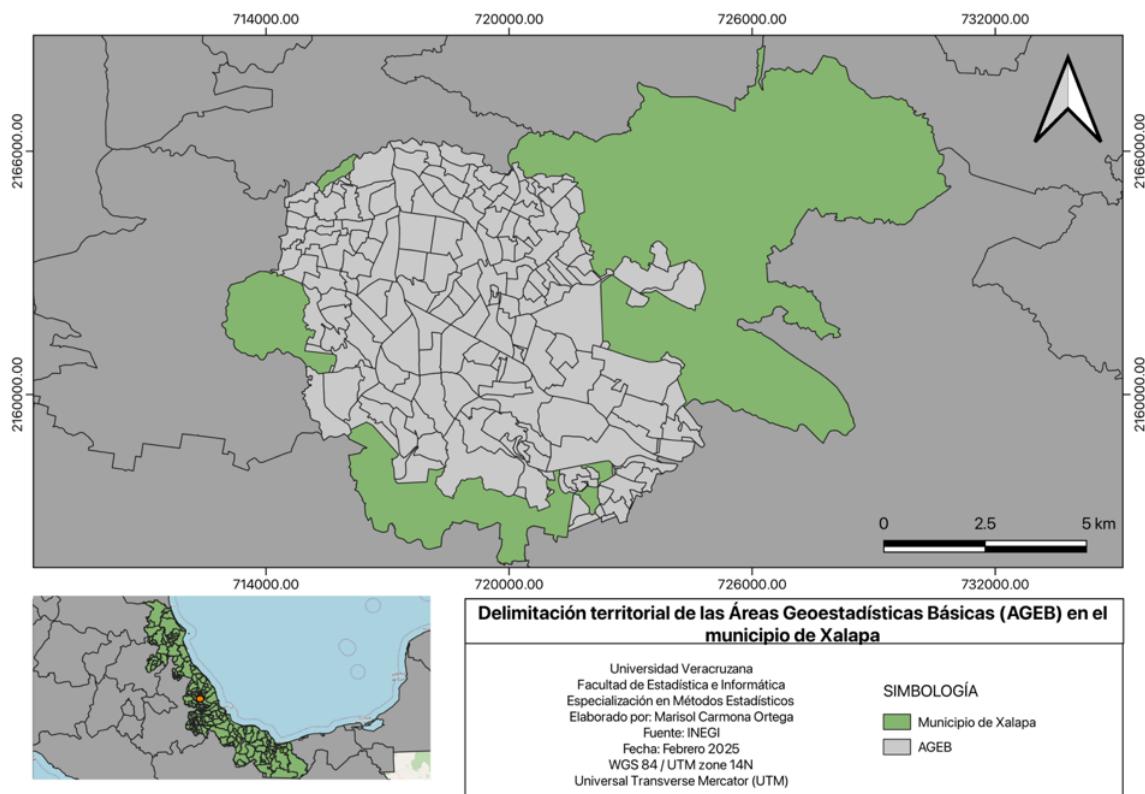


Fuente: INEGI (2024), elaboración propia.

Quedaron excluidas aquellas colonias o asentamientos que, a pesar de estar dentro del municipio, se encuentran aisladas espacialmente y rodeadas por zonas agrícolas o naturales. Estas áreas representaban un riesgo de sesgo en el análisis de NDVI, ya que los valores elevados de vegetación no correspondían a infraestructura verde urbana, sino a cultivos colindantes, por lo que no reflejaban adecuadamente la dinámica térmica urbana que se pretende analizar, asumiendo que el nivel de temperatura se encuentra de forma dispersa a lo largo de la mancha urbana detectando ciertos patrones espaciales como se muestra en la figura 4.

En este estudio se optó por utilizar colonias como unidad de análisis en lugar de Áreas Geoestadísticas Básicas (AGEB), ya que las colonias representan una división territorial de mayor familiaridad y reconocimiento para la población y las autoridades locales, lo que posibilita la interpretación y aplicación de los resultados en la planeación urbana y gestión ambiental. Además, las colonias cuentan con límites administrativos consolidados que coinciden con la organización territorial del municipal, permitiendo integrar datos ambientales y geográficos de forma coherente con la escala de toma de decisiones.

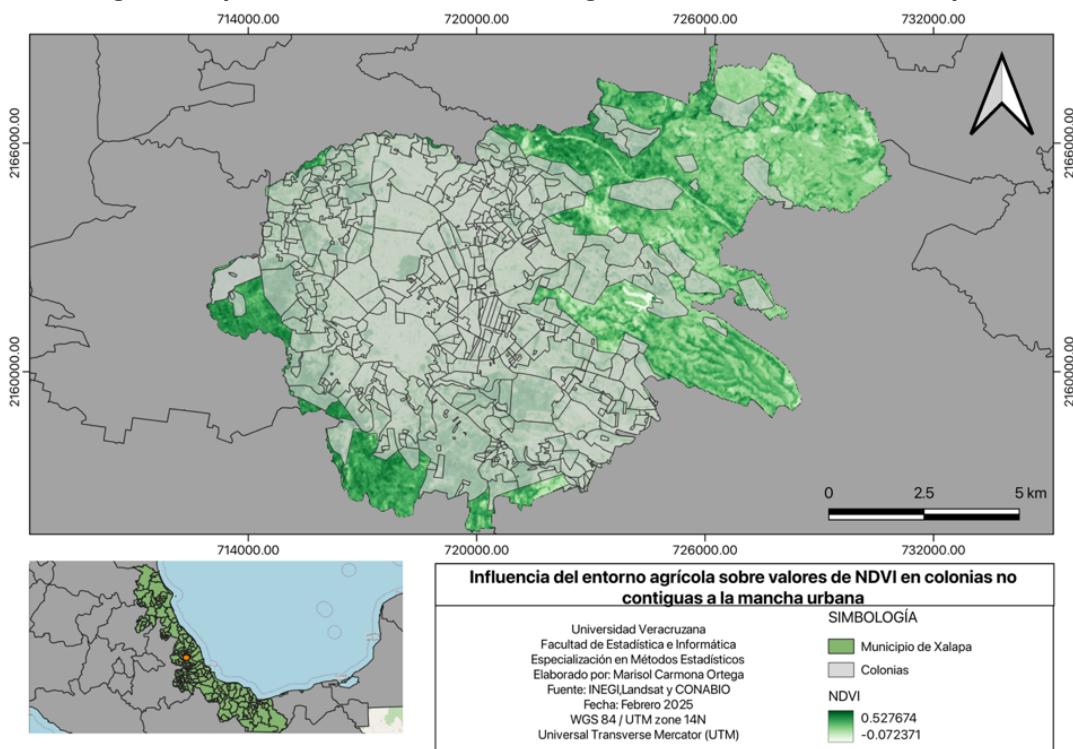
Figura 2 Delimitación de las Áreas Geoestadísticas Básicas (AGEB) en el municipio de Xalapa.



Fuente: INEGI (2024), elaboración propia.

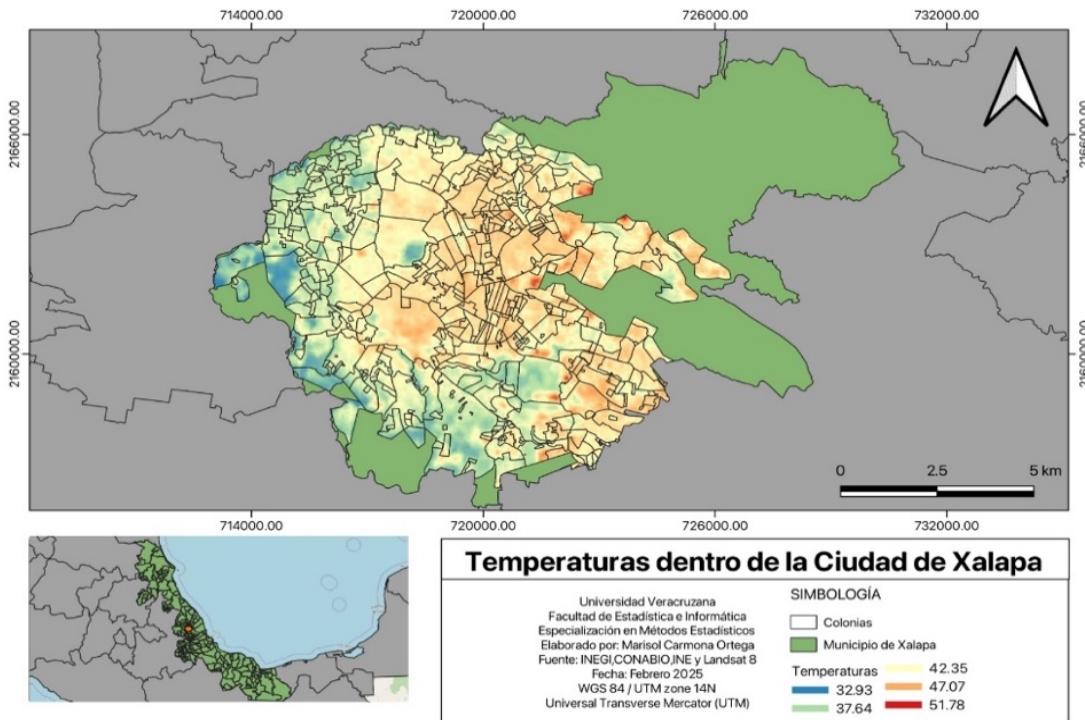
En el siguiente mapa (figura 4) muestra la distribución espacial de la temperatura superficial terrestre (LST) únicamente de las colonias que conforman la mancha urbana. Se observa un patrón térmico heterogéneo, donde las zonas con temperaturas más elevadas (representadas en tonos rojizos) tienden a concentrarse en el centro y sur del área urbana, coincidiendo generalmente con zonas de mayor densidad urbana y menor cobertura vegetal. En contraste, los sectores con temperaturas más bajas (en tonos azules) se localizan principalmente en el noroeste y este de la ciudad, lo cual podría estar asociado a una mayor altitud y presencia de vegetación urbana. Esta distribución demuestra la existencia de microclimas urbanos y posibles efectos de isla de calor, resaltando la importancia de integrar criterios ambientales en la planificación urbana. Asimismo, la delimitación de la mancha urbana permite dirigir el análisis en las dinámicas térmicas propias del entorno urbano, sin que se vean alteradas por áreas rurales o de uso agrícola.

Figura 3 Mapa de NDVI en colonias no contiguas a la mancha urbana de Xalapa.



Fuente: Landsat e INEGI (2024), elaboración propia.

Figura 4 Mapa de Temperaturas en la ciudad de Xalapa.



Fuente: *Elaboración propia (2025)*.

3.3 Construcción de la base de datos

La base de datos construida para esta investigación integra información de carácter satelital y geoespacial sobre las 478 colonias urbanas de Xalapa, y fue conformada a partir de diversas fuentes oficiales. La principal fuente de información fue la imagen satelital Landsat 9 (ID: LC09_L2SP_025046_20240604_20240605_02_T1) tomada el 4 de junio de 2024, que corresponde al Path 025 y Row 046 del sistema Landsat. Esta imagen fue procesada en el software QGIS para obtener dos variables clave: el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y la Temperatura Superficial Terrestre (LST).

Para el cálculo del NDVI, se empleó la siguiente fórmula en la Calculadora Raster de QGIS:

Ecuación 6 Procedimiento para calcular NDVI a través de bandas geográficas.

$$(NIR - RED) / (NIR + RED)$$

Donde:

NIR corresponde a la Banda 5 (Infrarrojo cercano)

RED corresponde a la Banda 4 (Rojo)

Para el cálculo de la LST, se aplicó la metodología estandarizada a partir de la radiancia y temperatura espectral, usando las bandas termales. Se siguieron los siguientes pasos:

Conversión de la Banda 10 a radiancia espectral:

Ecuación 7 Conversión de la Banda 10 a radiancia espectral

$$Radiance = ML * Band10 + AL$$

Donde:

ML es la multiplicación de ganancia radiométrica

AL es el valor de adición (offset) de la imagen Landsat

Cálculo de la temperatura en kelvins:

Ecuación 8 Cálculo de la temperatura en kelvins

$$BT = K2 / \ln((K1 / Radiance) + 1)$$

Donde:

K1 y K2 son constantes del sensor termal

ln es el logaritmo natural

Corrección para la emisividad y conversión a Celsius:

Ecuación 9 Corrección para la emisividad y conversión a Celsius

$$LST = BT / (1 + (\lambda * BT / \rho) * \ln(\varepsilon))$$

$$LST_{Celsius} = LST - 273.15$$

Donde:

λ es la longitud de onda del sensor ($\sim 10.8 \mu\text{m}$)

ε es la emisividad estimada con base en el NDVI

ρ es la constante de Planck * velocidad de la luz / constante de Boltzmann

Para la altitud, se utilizó la capa de curvas de nivel cada 5 metros, proporcionada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), a partir de la cual se realizó una interpolación a una superficie continua de elevación para cada polígono de colonia. Las coordenadas X y Y corresponden al centroide geométrico de cada colonia, calculado también en QGIS a partir del shapefile del INE. Todos los datos fueron agregados a nivel de colonia para facilitar el análisis estadístico posterior.

IV. Resultados

4.1 Análisis descriptivo de NDVI y Temperatura

Tabla I Resumen de Estadísticos descriptivos de Temperatura vs NDVI

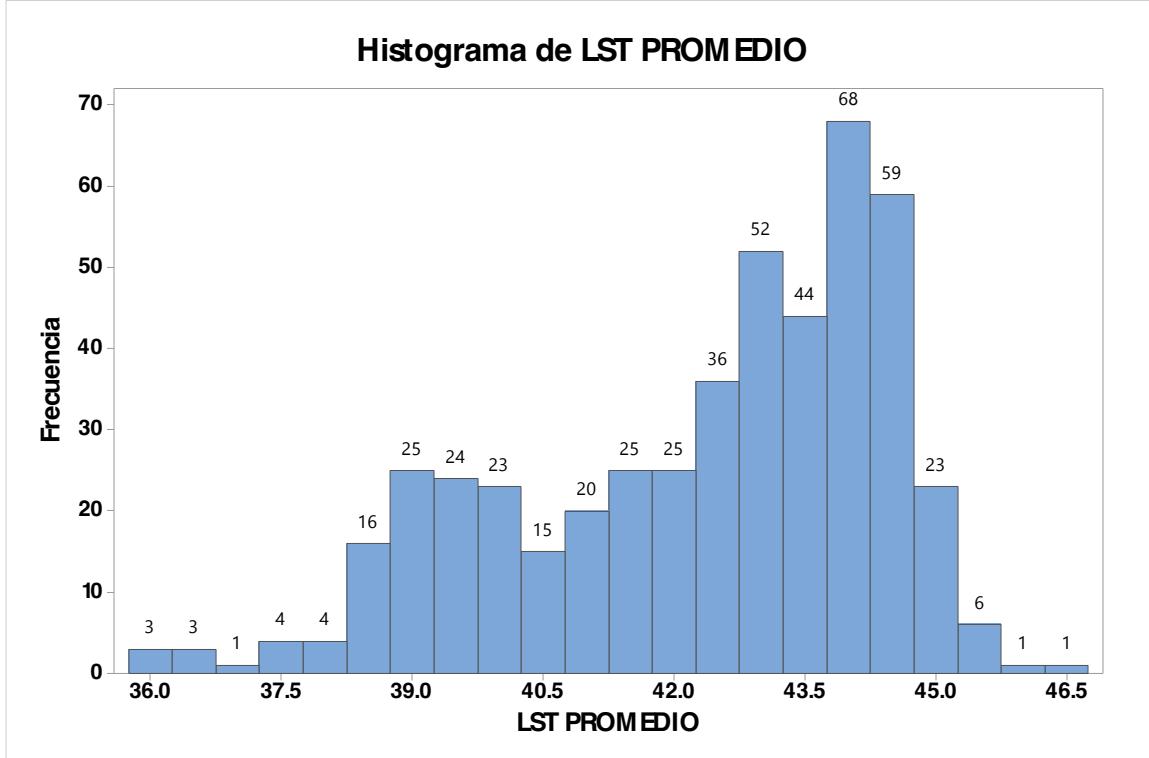
Variable	Media	Desv.Est.	Varianza	Mínimo	Máximo
LST	42.325	2.116	4.477	36.100	46.400
NDVI	0.16790	0.06008	0.00361	0.07300	0.35600

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El análisis estadístico descriptivo de las variables principales (Tabla 1) muestra que la temperatura superficial terrestre (LST) en la mancha urbana de Xalapa presenta una media de 42.32 °C (DE = 2.12, IC 95% [41.85, 42.79]), con un rango que va entre 36.10 °C a 46.40 °C, lo que refleja una variabilidad térmica considerable entre colonias.

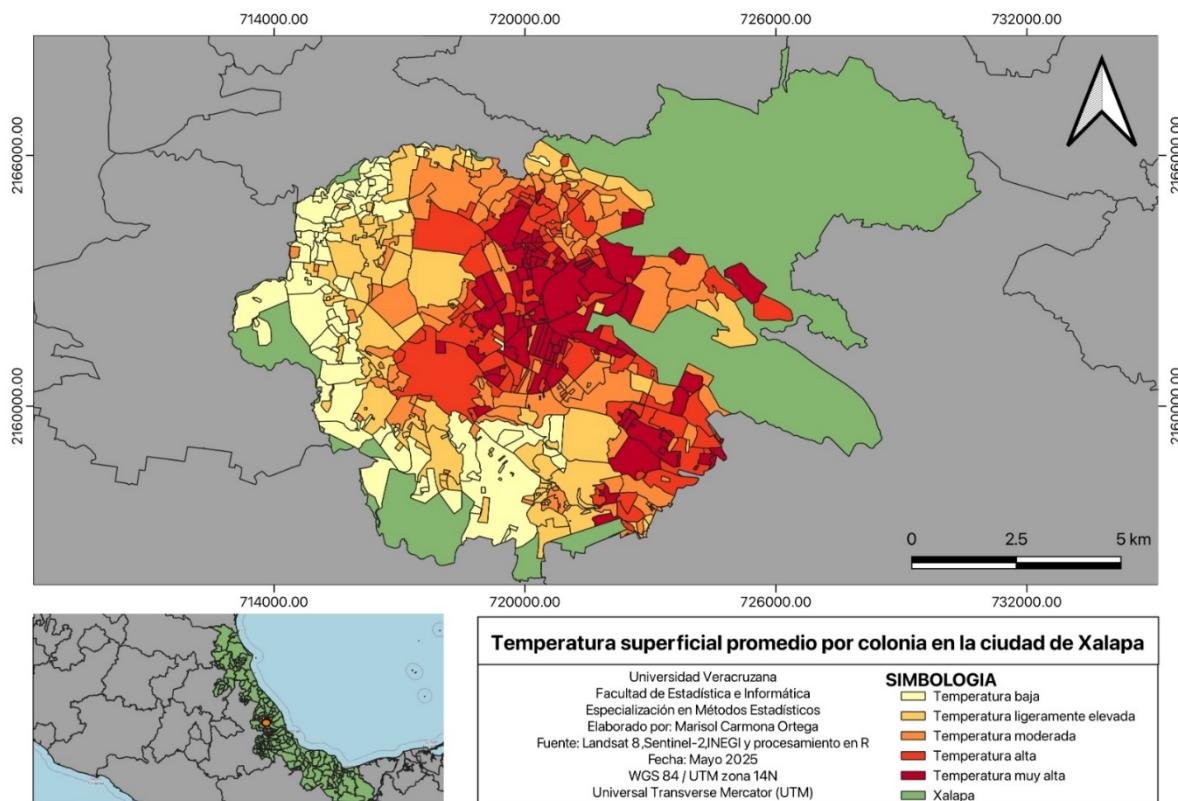
En el histograma de la Figura 5, se visualiza donde se hay una concentración significativa de colonias con temperaturas promedio entre 43 y 45 °C, lo cual coincide espacialmente con las zonas del centro urbano, caracterizadas por una alta densidad de infraestructura y escasa vegetación (figura 6).

Figura 5 Histograma de LST PROMEDIO



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Figura 6 Temperatura superficial promedio por colonia en la ciudad de Xalapa.

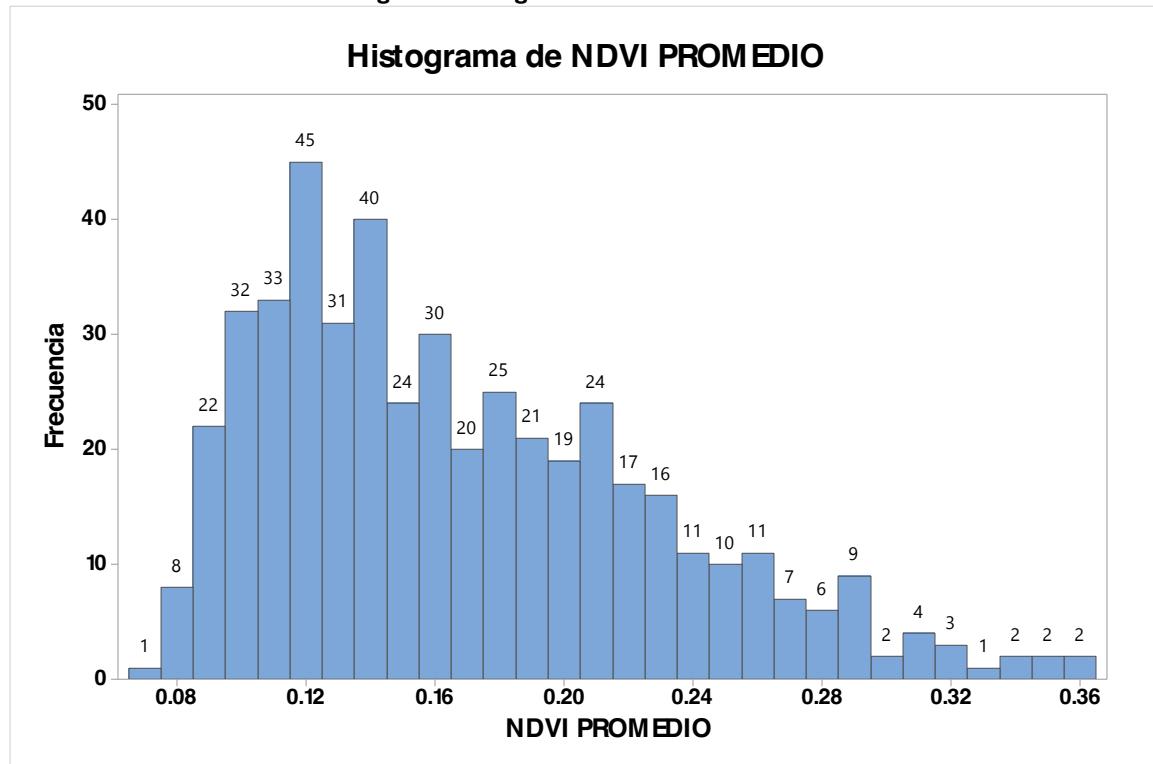


Fuente: Landsat e INEGI (2024), elaboración propia.

En el histograma de la Figura 7, se observa que la mayoría de las colonias presentan valores de NDVI entre 0.10 y 0.16, lo que confirma la predominancia de áreas con baja cobertura vegetal en la ciudad.

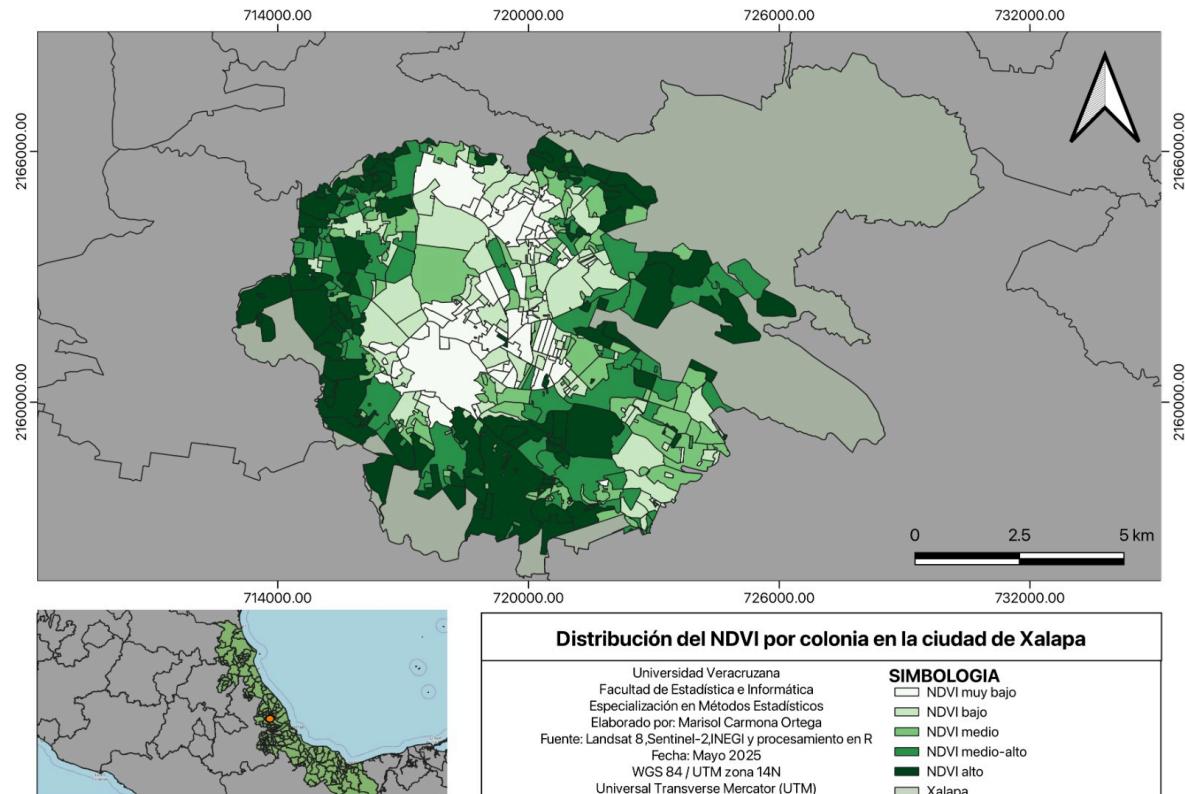
El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) mostró un valor promedio de 0.17 (DE = 0.06, IC 95% [0.16, 0.17]), con un rango de 0.073 a 0.356, lo cual evidencia una distribución asimétrica hacia valores bajos de vegetación (Figura 8). Se corrobora espacialmente en la Figura 8, donde se muestra una mayor proporción de colonias clasificadas con vegetación muy baja o baja distribuidas en el centro y sur de la ciudad.

Figura 7 Histograma de NDVI PROMEDIO



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Figura 8 Distribución del NDVI por colonia en la ciudad de Xalapa.



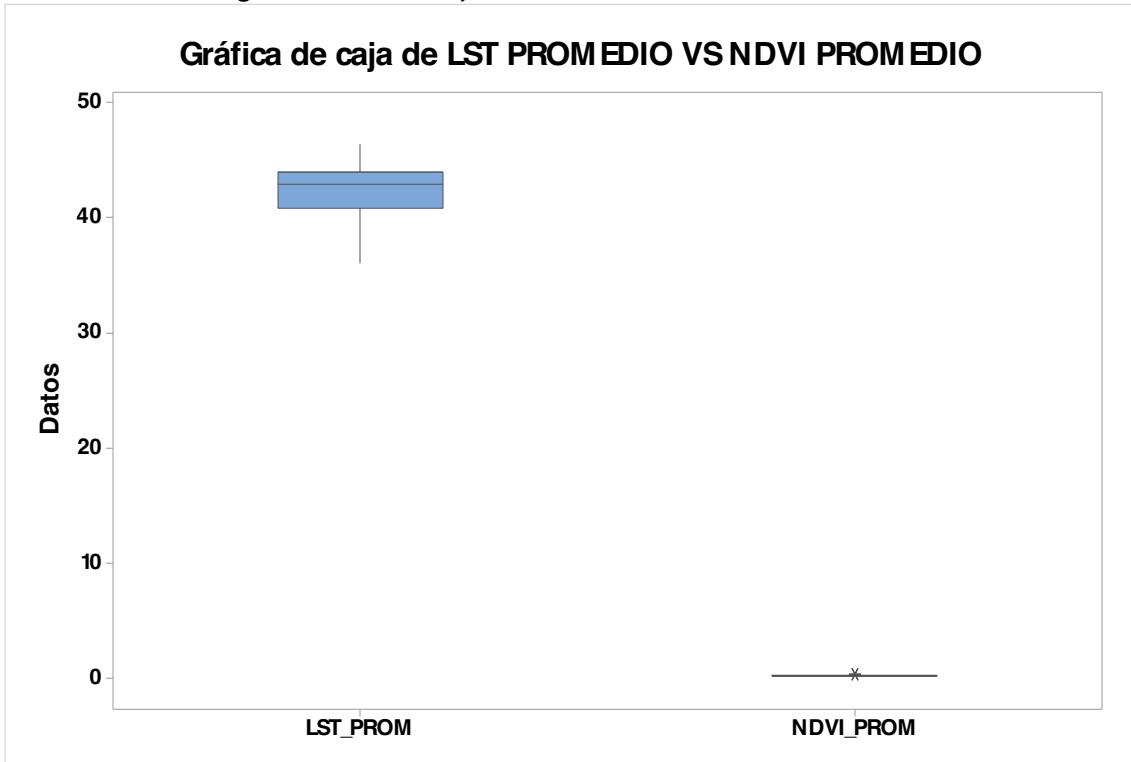
Fuente: Landsat e INEGI (2024), elaboración propia.

Esta distribución asimétrica en ambas variables sugiere una correlación inversa entre las dos, prediciendo la relación entre la escasa cobertura vegetal y el incremento de la temperatura urbana. En este sentido, se plantea que, en Xalapa, a mayor cantidad de colonias con bajo NDVI, mayor será la proporción de temperaturas elevadas, lo que podría reflejar el efecto de las islas de calor dentro de la ciudad. Este planteamiento concuerda con hallazgos previos que repiten el efecto termorregulador de la vegetación, la cual, mediante procesos de evapotranspiración y sombreado, contribuye a mitigar la temperatura superficial.

Para comparar las variables con escalas diferentes como la Temperatura Superficial de la Tierra (LST) y el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) se utilizó una normalización porcentual, que consiste en transformar los valores al rango de 0 % a 100 %. Esta técnica permite la distribución original dentro de cada variable, pero las hace comparables independientemente de sus unidades originales (Silverstein, 2017).

En la Gráfica de caja de LST PROMEDIO VS NDVI PROMEDIO (Figura 9), se observa que ambas variables están en su escala inicial. Donde, el comportamiento del NDVI parece estar delgado visualmente, ya que sus valores van entre 0.09 a 0.44, mientras que la LST presenta un rango mucho mayor, entre 36 a 48 °C. Por esta diferencia de dimensión, la variabilidad de NDVI no se aprecia visualmente, lo cual dificulta el análisis comparativo entre ambas variables.

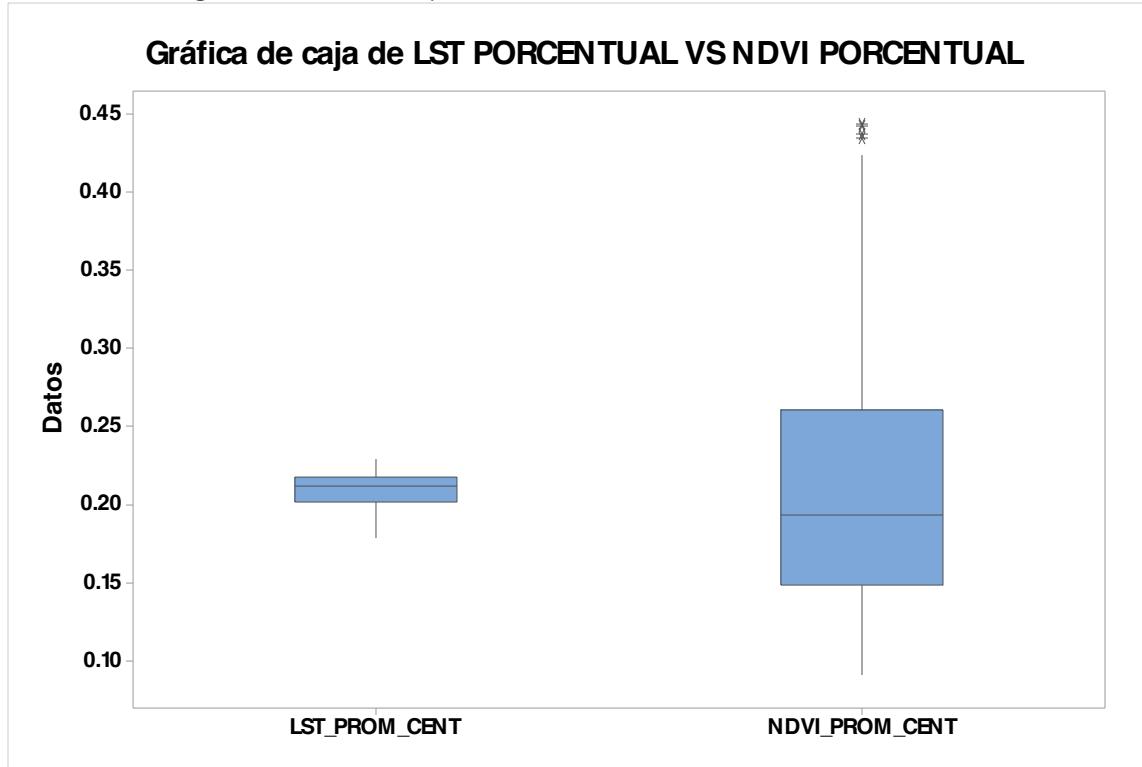
Figura 9 Gráfica de caja de LST PROMEDIO VS NDVI PROMEDIO



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Al aplicar la estandarización como se muestra en la figura 10, se evidencia un cambio notable en la distribución de las observaciones dentro de la gráfica, ya que ahora, ambas variables se presentan en una escala comparable. Aquí se muestra que el NDVI presenta una mayor dispersión en el territorio, con una mediana cercana a 0.20, un rango amplio, y varios valores atípicos; mientras que, la LST se mantiene más concentrada, con una variación menor en las colonias.

Figura 10 Gráfica de caja de LST PORCENTUAL VS NDVI PORCENTUAL



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En la gráfica de caja comparativa entre los valores estandarizados de LST y NDVI se identificaron dos observaciones atípicas en la variable NDVI, correspondientes a colonias que presentan una proporción significativamente mayor de cobertura vegetal en relación con el resto de las observaciones. Estas colonias son “Las Américas” y “Loma de Sedeño”, ambas localizadas en la periferia de la ciudad y caracterizadas por su cercanía a áreas de conservación y vegetación natural densa. Su comportamiento extremo puede deberse a su ubicación limítrofe con zonas forestales o agrícolas, lo que incrementa de forma destacada los valores de NDVI promedio.

La presencia de estos outliers resalta la heterogeneidad ecológica de la ciudad de Xalapa y la necesidad de considerar el contexto espacial al interpretar los indicadores ambientales. No se detectaron valores atípicos visibles en la variable LST estandarizada, lo que sugiere una distribución más homogénea de las temperaturas dentro de la mancha urbana.

Tabla 2 Resumen de Estadísticos descriptivos de LST CENT VS. NDVI CENT

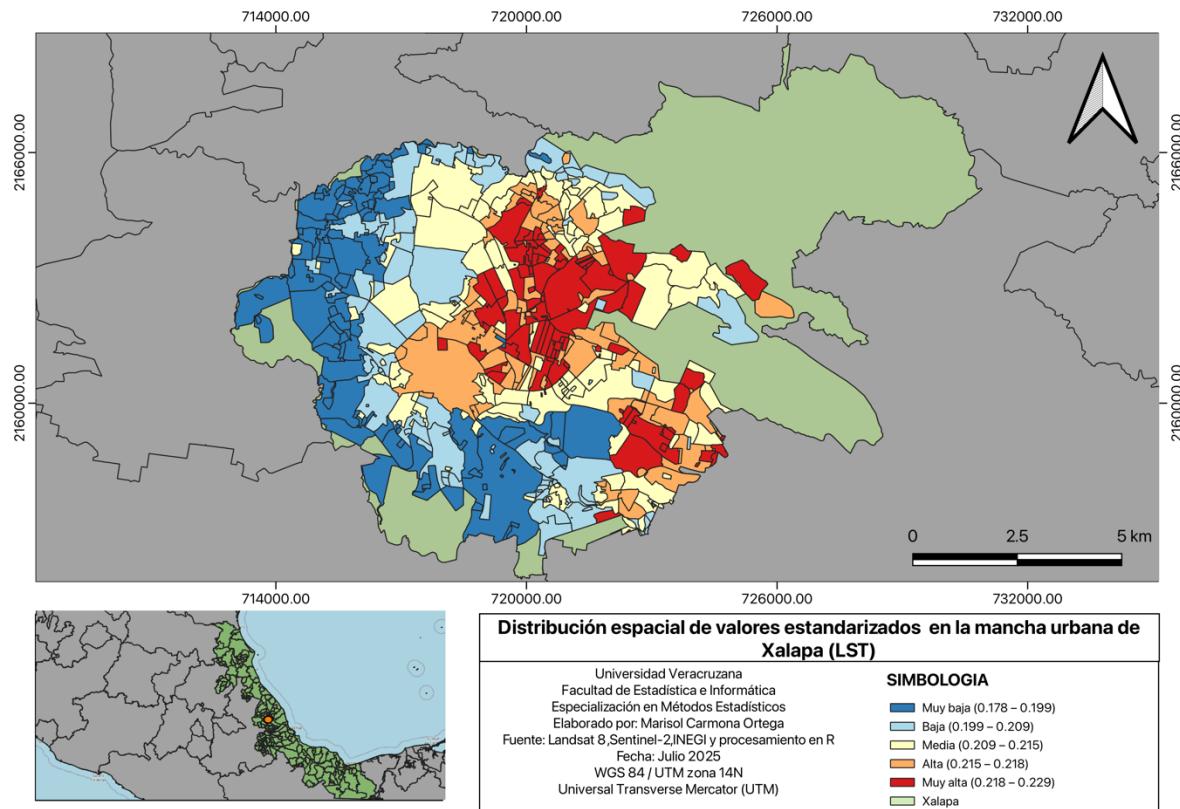
Variable	Media	Desv.Est.	Varianza	Mínimo	Máximo
LST	0.20921	0.01046	0.000109	0.17844	0.22935
NDVI	0.20921	0.07486	0.00560	0.09096	0.44359

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Según los estadísticos descriptivos obtenidos (Tabla 2), tanto la LST como el NDVI presentan la misma media (0.21). Sin embargo, la dispersión es diferente: el NDVI mostró una media de 0.21 (DE = 0.07, IC 95% [0.16, 0.17]), con un rango de 0.09 a 0.44, lo que indica alta variabilidad en la cobertura vegetal entre colonias. En contraste, la LST presentó una media de 0.21 (DE = 0.01, IC 95% [0.208, 0.210]), con un rango más reducido (0.18 a 0.23), lo que refleja un comportamiento más homogéneo en la distribución de las temperaturas superficiales.

Este análisis permite ver que, aunque ambas variables tienen el mismo promedio, el NDVI presenta una variabilidad espacial mayor que la temperatura. Este patrón es consistente con lo observado en la gráfica de caja de los valores normalizados, donde la dispersión del NDVI es visualmente mayor y se identifican incluso valores atípicos, a diferencia del LST, que mantiene una distribución más compacta.

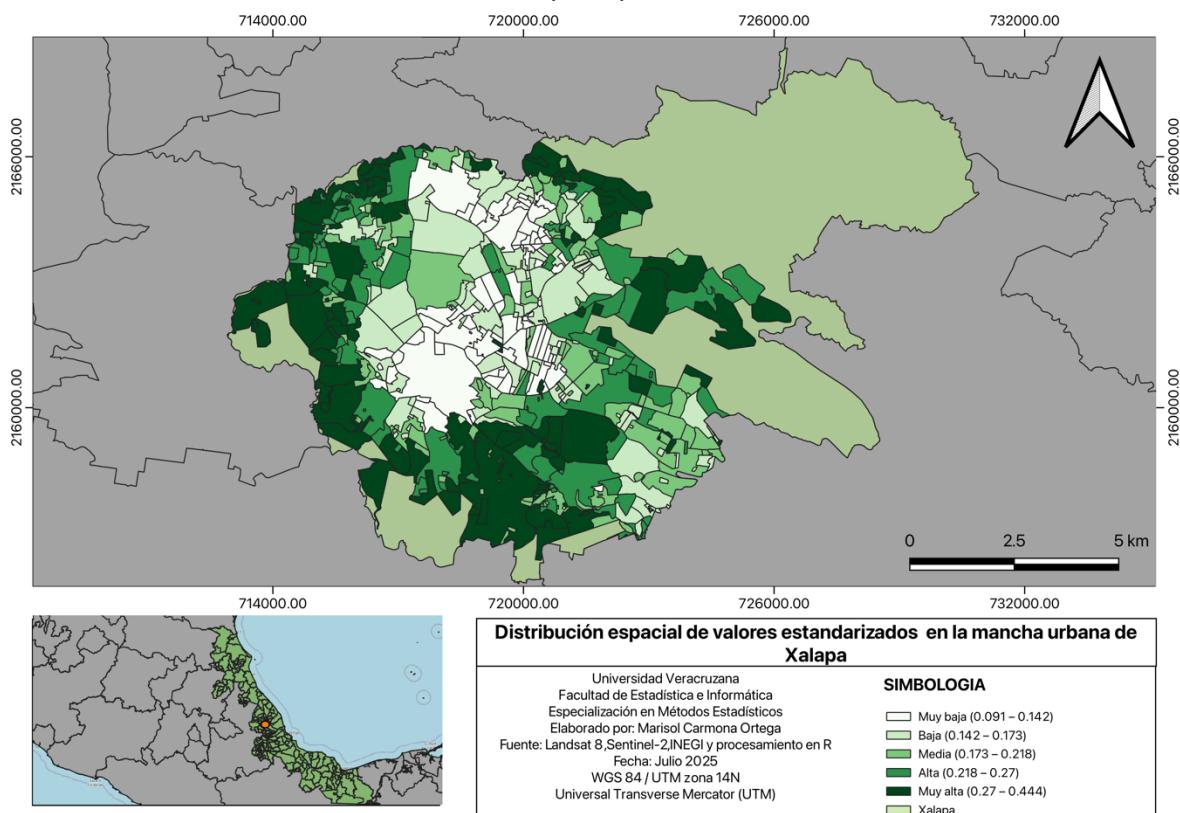
Figura 11 Mapa de Distribución espacial de valores estandarizados en la mancha urbana de Xalapa (LST).



Fuente: Landsat e INEGI (2024), elaboración propia.

En la figura 11 muestra la variabilidad espacial de la temperatura superficial terrestre (LST) en la ciudad de Xalapa, a partir de valores estandarizados en porcentaje. La simbología utiliza una escala de colores que va del azul al rojo, representando desde zonas con menor temperatura (azul) hasta zonas con temperaturas más elevadas. Se observa que los valores más altos (rojo) se concentran en sectores específicos del sur y este de la ciudad, lo cual podría estar relacionado con la escasa presencia de cobertura vegetal, menor altitud o mayor densificación urbana. En contraste, las áreas representadas en tonos azules tienden a mostrar una menor temperatura superficial relativa, probablemente asociada a zonas más elevadas o con mayor vegetación. Esta representación facilita la identificación de microclimas urbanos y zonas potenciales de islas de calor.

Figura 12 Mapa de Distribución espacial de valores estandarizados en la mancha urbana de Xalapa (NDVI).



Fuente: Landsat e INEGI (2024), elaboración propia.

El mapa muestra la distribución espacial del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) en las colonias que conforman la mancha urbana de Xalapa, con base en valores estandarizados que permiten una comparación entre zonas. La simbología emplea una escala de cinco clases que varía del color blanco al verde oscuro, representando desde valores muy bajos hasta muy altos de cobertura vegetal.

Se observa que las colonias del suroeste y noreste de la ciudad presentan los valores más altos de NDVI (0.27 – 0.444), lo que indica una mayor densidad de vegetación, posiblemente vinculada a la presencia de parques, áreas verdes residenciales o zonas con menor grado de urbanización. En contraste, las colonias centrales muestran valores muy bajos a medios (0.091 – 0.218), reflejando una menor proporción de vegetación, con su carácter altamente urbanizado y mayor densidad de edificaciones.

Este patrón espacial revela una clara heterogeneidad en la distribución de la vegetación urbana, y resalta la necesidad de estrategias de planificación ecológica que favorezcan la integración de infraestructura verde en zonas con déficit de vegetación.

La estandarización de los valores permite identificar de forma precisa los contrastes intraurbanos, independientemente de la unidad original de medida del NDVI.

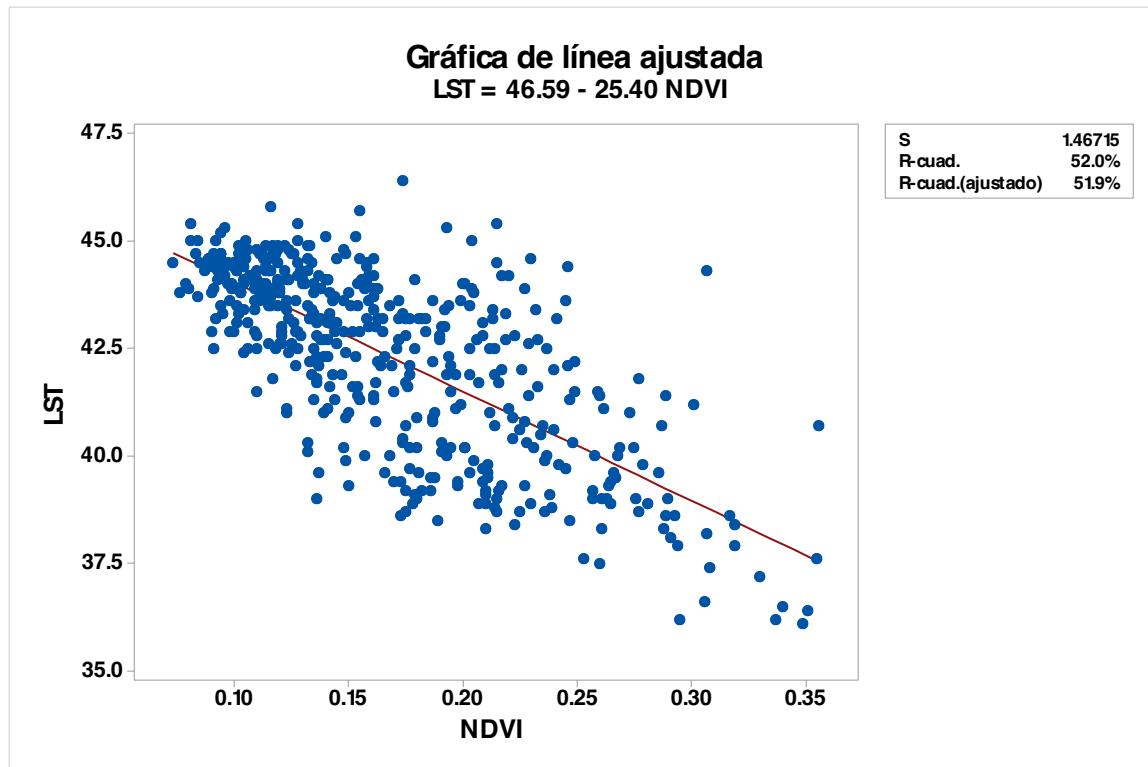
La comparación espacial entre los mapas de NDVI y LST estandarizados en la mancha urbana de Xalapa demuestran una relación inversamente proporcional entre la cobertura vegetal y la temperatura superficial terrestre. Las zonas que presentan valores altos de NDVI (coloreadas en verde oscuro), localizadas principalmente en el suroeste y noreste del área urbana, coinciden con sectores donde se registran valores bajos de LST (tonos azulados en el mapa térmico), lo cual sugiere un efecto de regulación térmica atribuido a la vegetación. Por el contrario, las colonias del centro y este, caracterizadas por valores bajos de NDVI, muestran también valores altos de temperatura superficial, indicando áreas de mayor estrés térmico y posibles islas de calor urbano. Este patrón reafirma el papel fundamental de la cobertura vegetal como modulador térmico dentro del entorno urbano, al reducir la absorción de calor y favorecer procesos como la evapotranspiración. La estandarización de ambas variables permitió comparar su comportamiento relativo en un mismo rango porcentual, facilitando la identificación de zonas críticas donde se concentran condiciones desfavorables tanto en vegetación como en temperatura.

4.2 Variabilidad de temperatura a través del estudio del NDVI

Con el objetivo de examinar la relación entre la temperatura superficial terrestre (LST) y la cobertura vegetal (NDVI) en las colonias de la ciudad de Xalapa, se realiza un modelo de regresión lineal simple. En este análisis, la variable independiente es el NDVI promedio por colonia, y la dependiente es LST promedio.

Se pretende identificar cómo varía la temperatura en función de la cobertura vegetal, es necesario analizar la relación estadística entre ambas variables. Para ello, se requiere aplicar un análisis bi variable que permita explorar el comportamiento conjunto del NDVI y la LST, y establecer si existe una asociación lineal significativa.

Figura 13 Regresión lineal entre NDVI y Temperatura Superficial (LST).



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 3 Resumen del MRLS Temperatura vs NDVI

Resumen del Modelo			
S	R-cuad.	R-cuad. ajustado	R-cuad. pred.
1.46715	52.02%	51.92%	51.62%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El 52 % de la variabilidad en la temperatura superficial puede explicarse por el NDVI, lo cual representa un ajuste moderado pero relevante, considerando que se trata de un solo predictor.

Tabla 4 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Error estándar	Valor T	Valor P	VIF
Constante	46.589	0.199	233.70	< .001	
NDVI	-25.40	1.12	-22.72	< .001	1.00

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 5 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Simple.

Ecuación de regresión	
$LST = 46.589 - 25.40 \times NDVI$	

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 6 Análisis de Varianza LST vs NDVI

Análisis de Varianza					
Fuente	G L	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	1	1110.8	1110.84	516.06	< .001
NDVI	1	1110.8	1110.84	516.06	< .001
Error	476	1024.6	2.15		
Falta de ajuste	197	463.7	2.35	1.17	0.114
Error puro	279	560.9	2.01		
Total	477	2135.5			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión lineal simple con NDVI como predictor de la temperatura superficial (LST) fue estadísticamente significativo,

$$R^2 = .52, F(1, 476) = 516.06, p < .001.$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 46.59 - 25.40 \times NDVI.$$

El coeficiente de NDVI fue negativo y significativo,

$$B = -25.40, EE = 1.12, t(476) = -22.72, p < .001, IC 95\% [-27.60, -23.20],$$

Indicando que un incremento de 0.1 en NDVI reduce aproximadamente en 2.54 °C la temperatura superficial promedio. Esto confirma la relación inversa entre vegetación y temperatura, respaldando la hipótesis de que la cobertura vegetal actúa como un regulador térmico en la ciudad de Xalapa.

Tabla 7 Análisis de residuos por observaciones atípicas en el Modelo de Regresión Lineal.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R ¹ X ²
13	38.600	38.538	0.062	0.04	X
17	44.500	41.128	3.372	2.30	R
21	39.300	42.779	-3.479	-2.37	R

¹ R= Residuo grande

² X= Residuo poco Común

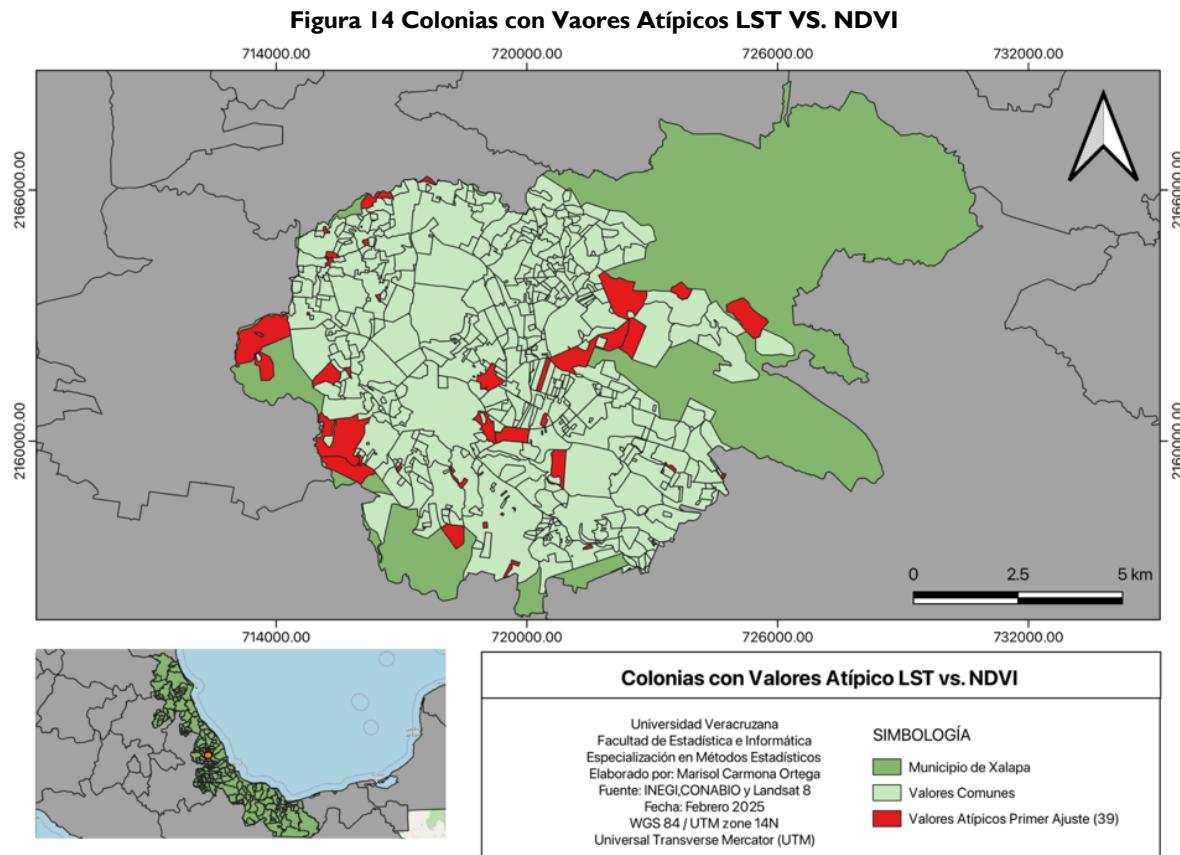
38	37.600	37.573	0.027	0.02	X
49	44.300	38.792	5.508	3.78	R X
62	39.000	43.135	-4.135	-2.82	R
64	38.600	42.195	-3.595	-2.45	R
73	46.400	42.170	4.230	2.89	R
75	39.200	42.144	-2.944	-2.01	R
79	40.700	37.547	3.153	2.17	R X
104	37.400	38.766	-1.366	-0.94	X
106	36.100	37.725	-1.625	-1.12	X
115	45.700	42.652	3.048	2.08	R
118	45.400	41.128	4.272	2.92	R
166	44.400	40.341	4.059	2.77	R
167	39.000	42.017	-3.017	-2.06	R
176	38.200	38.792	-0.592	-0.41	X
183	36.400	37.674	-1.274	-0.88	X
209	37.900	38.487	-0.587	-0.40	X
221	38.300	41.255	-2.955	-2.02	R
231	45.300	41.687	3.613	2.47	R
233	44.200	41.001	3.199	2.18	R
266	40.300	43.237	-2.937	-2.00	R
272	45.000	41.408	3.592	2.45	R
273	38.700	42.144	-3.444	-2.35	R
300	43.900	40.824	3.076	2.10	R
314	43.600	40.366	3.234	2.21	R
317	44.200	41.078	3.122	2.13	R
322	36.500	37.954	-1.454	-1.00	X
331	38.900	42.068	-3.168	-2.16	R
334	44.600	40.747	3.853	2.63	R
350	38.400	38.487	-0.087	-0.06	X
353	39.600	43.110	-3.510	-2.40	R
361	37.200	38.208	-1.008	-0.69	X
378	40.100	43.237	-3.137	-2.14	R
396	36.200	38.030	-1.830	-1.26	X
425	38.500	41.789	-3.289	-2.24	R
455	36.600	38.817	-2.217	-1.52	X
469	39.100	42.043	-2.943	-2.01	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Al ver las observaciones permitió detectar algunas atípicas mediante residuos estandarizados superiores a ± 2 . Entre ellas destacan las observaciones 49, 62, 73 y 118, con residuos superiores a ± 2.8 . Estos valores indican colonias donde el comportamiento térmico difiere considerablemente de lo predicho por el modelo.

En total, se identificaron varios casos con residuos tipo R (residuo grande), tipo X (alto apalancamiento), y combinados RX. Este hallazgo resalta que, si bien el modelo general se ajusta bien, existen colonias con variaciones térmicas diferentes que podrían estar

influenciadas por factores adicionales (como altitud, densidad de construcción o condiciones micro climáticas).

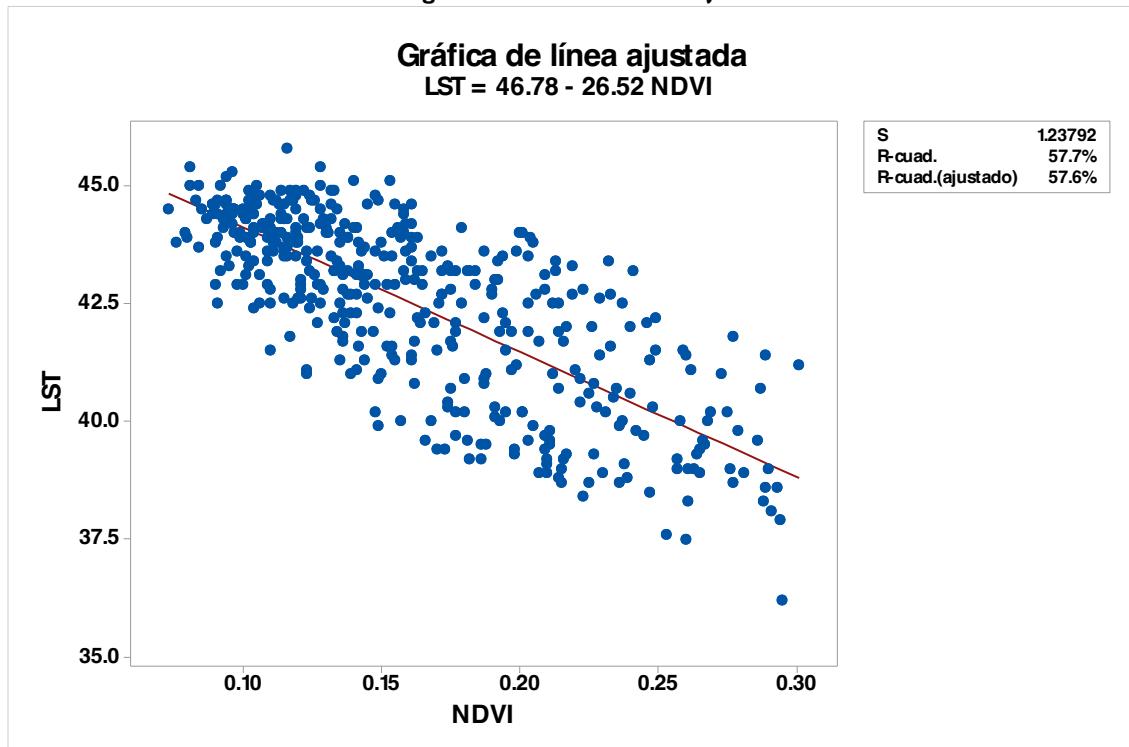


Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

El mapa que se muestra en la figura 14 permite observar la ubicación geográfica de las colonias con valores atípicos, identificadas en rojo. Estas se observa una concentración de outliers en zonas periféricas y elevadas de la mancha urbana, particularmente cerca del centro. Este patrón sugiere que la altitud y la ubicación relativa dentro de la mancha urbana pueden influir en la relación LST - NDVI.

Con el fin de evaluar si la presencia de valores atípicos afectaba el desempeño del modelo de regresión lineal entre NDVI y LST, se procedió a reajustar el modelo excluyendo 39 observaciones identificadas previamente como outliers, lo que dejó un total de 439 colonias válidas para el análisis.

Figura 15 Gráfica de línea ajustada



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 8 Resumen del MRLS Temperatura vs MSNM

S	R-cuad.	R-cuad. ajustado	R-cuad. pred.
1.23792	57.72%	57.62%	57.34%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 9 Tabla de valores de Coeficientes.

Término	Coef.	EE del coef.	Valor T	Valor p	VIF
Constante	46.778	0.185	252.56	< .001	
NDVI	-26.52	1.09	-24.42	< .001	1.00

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 10 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Simple.

Ecuación de regresión
LST = 46.778 - 26.52 × NDVI

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 11 Análisis de Varianza LST vs NDVI

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	1	914.1	914.097	596.50	< .001
NDVI	1	914.1	914.097	596.50	< .001
Error	437	669.7	1.532		
Falta de ajuste	183	327.2	1.788	1.33	0.019
Error puro	254	342.5	1.348		
Total	438	1583.8			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión lineal simple ajustado, en el que se eliminaron valores extremos, mostró un mejor ajuste que el modelo original,

$$R^2 = .58, F(1, 437) = 596.50, p < .001$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 46.78 - 26.52 \times NDVI$$

El coeficiente de NDVI fue negativo y estadísticamente significativo,

$$B = -26.52, EE = 1.09, t(437) = -24.42, p < .001, IC\ 95\% [-28.66, -24.38]$$

lo que indica que un incremento de 0.1 en NDVI se asocia con una disminución de aproximadamente $2.65\ ^\circ C$ en la temperatura superficial. Esto reafirma que la cobertura vegetal actúa como un factor de regulación térmica en la ciudad de Xalapa, incluso después de controlar por valores atípicos.

Tabla 12 Análisis de residuos por observaciones atípicas en el Modelo de Regresión Lineal.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R ³ X ⁴
37	41.000	43.516	-2.516	-2.04	R
74	41.400	39.113	2.287	1.86	X
117	38.100	39.060	-0.960	-0.78	X
128	37.900	38.981	-1.081	-0.88	X
132	38.300	39.140	-0.840	-0.68	X
139	44.000	41.447	2.553	2.07	R
172	39.600	39.193	0.407	0.33	X
227	37.600	40.068	-2.468	-2.00	R
240	41.200	38.795	2.405	1.96	X
251	39.600	42.375	-2.775	-2.24	R
254	36.200	38.954	-2.754	-2.24	R X
255	39.900	42.826	-2.926	-2.37	R
257	38.600	39.113	-0.513	-0.42	X
282	39.400	42.269	-2.869	-2.32	R
298	39.000	39.087	-0.087	-0.07	X
323	40.700	39.166	1.534	1.25	X
344	43.200	40.386	2.814	2.28	R
348	39.200	41.951	-2.751	-2.23	R
366	44.000	41.474	2.526	2.04	R
392	40.000	42.614	-2.614	-2.11	R
424	43.900	41.368	2.532	2.05	R
429	38.600	39.007	-0.407	-0.33	X
436	39.200	41.845	-2.645	-2.14	R
441	43.400	40.625	2.775	2.25	R
447	39.400	42.190	-2.790	-2.26	R
457	40.200	42.853	-2.653	-2.15	R

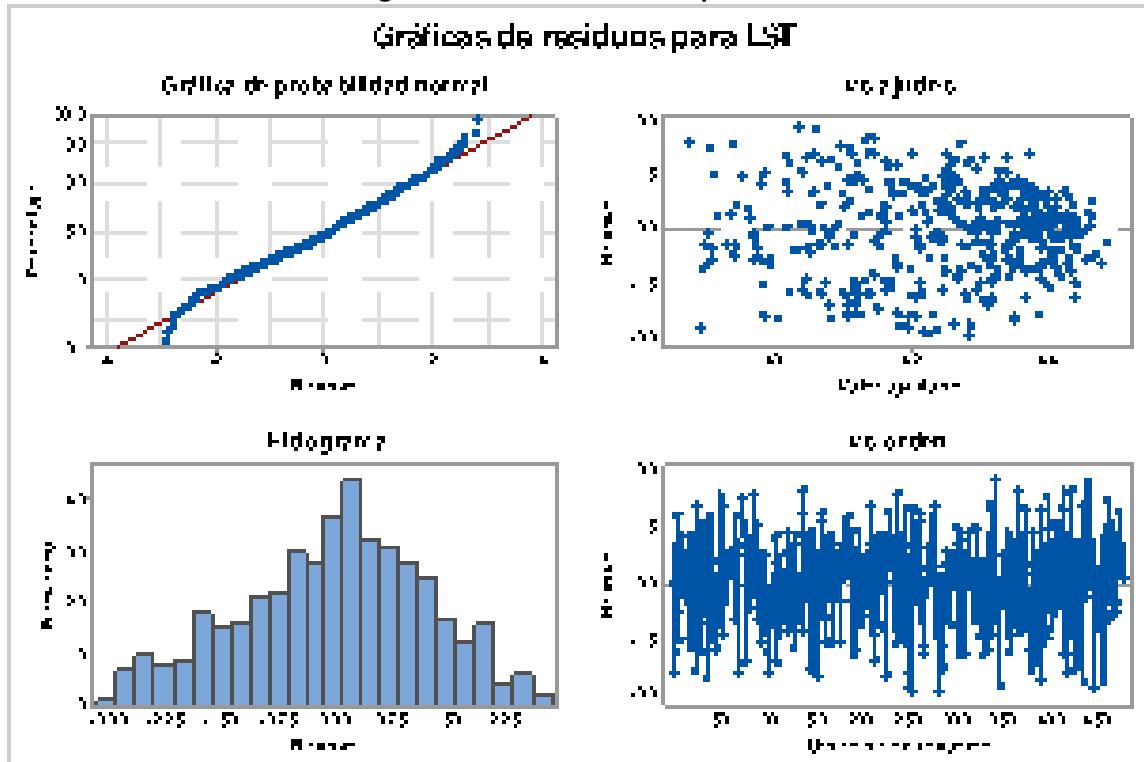
³ R= Residuo grande

⁴ X= Residuo poco Común

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El análisis de residuos (Tabla 12) muestra colonias con residuos estandarizados mayores a ± 2 , aunque en menor número. Algunas observaciones (344, 348, 392, 424 y 447) presentan residuos superiores a ± 2.2 , lo que indica que persisten patrones térmicos no explicados completamente por el NDVI, incluso después de depurar los datos.

Figura 16 Gráficas de residuos para LST



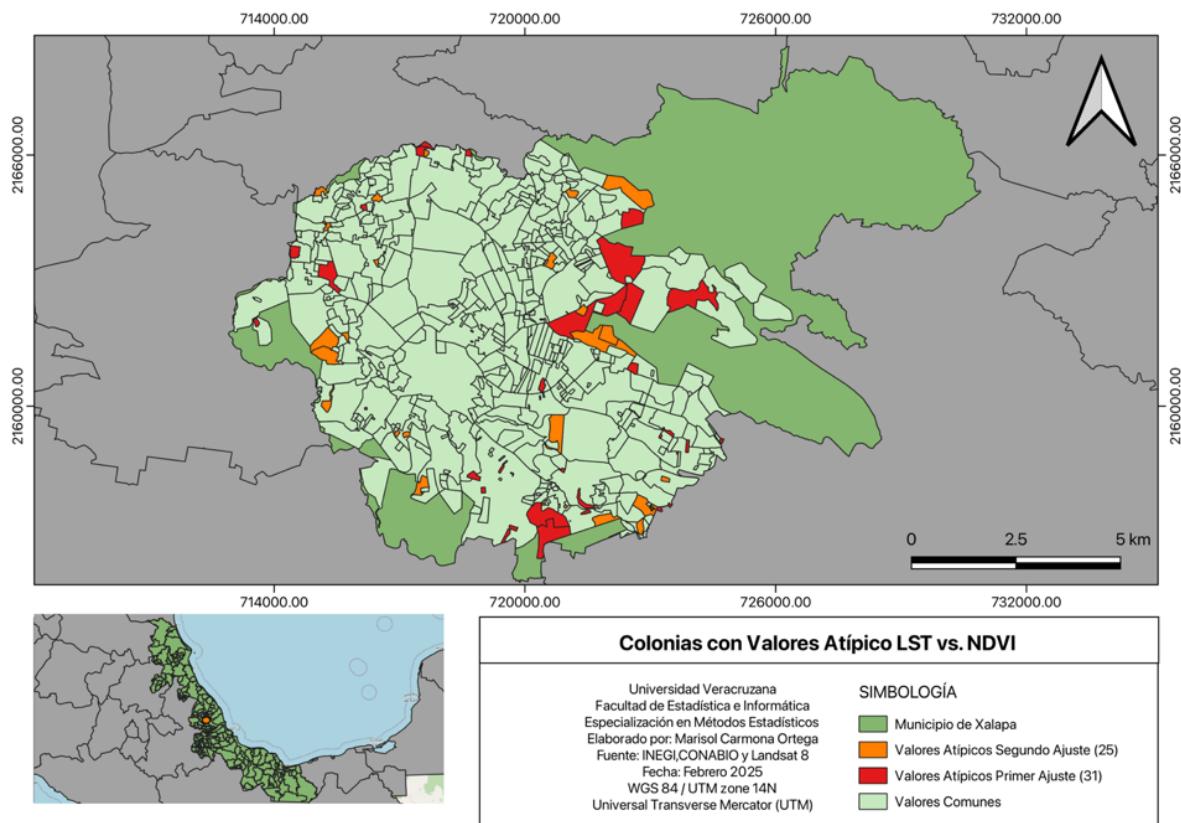
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En el gráfico de residuos, se observa que los residuos no siguen completamente la línea recta teórica, especialmente en los extremos. Esto sugiere una desviación del supuesto de normalidad, lo cual puede deberse a la presencia de valores atípicos.

En el gráfico de residuos vs valores ajustados no se identifica un patrón definido, lo cual podría ser favorable. Sin embargo, la dispersión irregular de los puntos revela que el modelo no captura adecuadamente la variabilidad de los datos, lo que sugiere la existencia de heterocedasticidad o un problema de especificación en el modelo. Esto implica que la relación entre LST y NDVI podría no ser estrictamente lineal o que existe influencia de otras variables no incluidas. El histograma de residuos muestra una distribución aproximadamente

simétrica, aunque no completamente ajustada a una distribución normal. Esta observación refuerza la evidencia de que los residuos no son estrictamente normales, aunque no se presentan indicios graves de asimetría. Por otro lado, en el gráfico de residuos vs orden de observación, los puntos parecen estar distribuidos aleatoriamente, lo que indica que no existe autocorrelación aparente entre los errores.

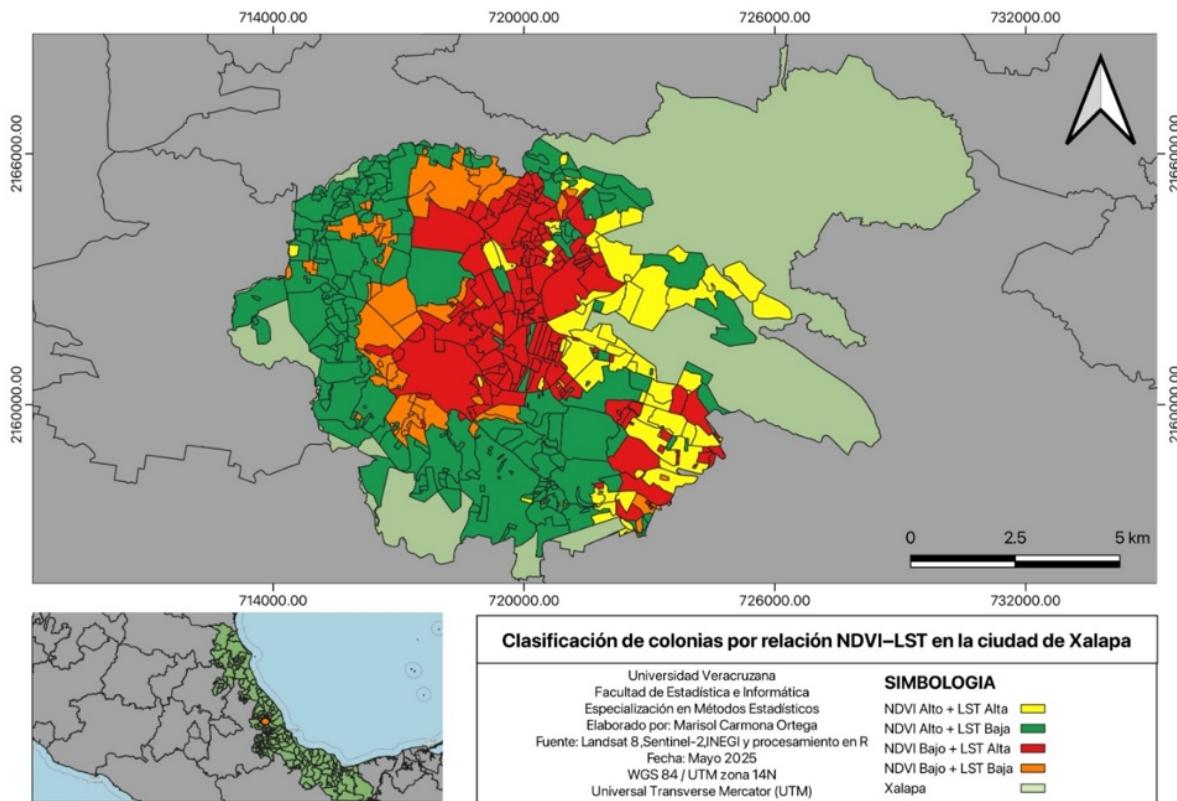
Figura 17 Mapa de colonias con Valores Atípicos LST vs. NDVI



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

El mapa (Figura 17) muestra la distribución espacial de colonias con valores atípicos en la relación entre la temperatura superficial terrestre (LST) y el índice de vegetación (NDVI) en el municipio de Xalapa, Veracruz. Las colonias resaltadas en rojo representan valores atípicos, es decir, los valores que se corrieron en el primer ajuste. En contraste, las colonias en color naranja indican valores atípicos, donde se corrieron los valores del segundo ajuste. Este patrón espacial evidencia que, aunque el modelo estadístico no muestra una relación lineal fuerte, sí existen correlaciones significativas desde el análisis geográfico que reflejan la influencia del entorno urbano sobre la temperatura.

Figura 18 Clasificación de colonias por relación NDVI-LST en la ciudad de Xalapa.



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

El mapa (Figura 18) muestra la clasificación de colonias en la ciudad de Xalapa según la relación entre el índice de vegetación NDVI y la temperatura superficial del suelo (LST), dividiendo el territorio en cuatro categorías: NDVI alto con LST bajo, NDVI bajo con LST bajo, NDVI alto con LST alto y NDVI bajo con LST alto. Se observa que las colonias con NDVI bajo y LST alto (en rojo), es decir, aquellas con escasa vegetación y altas temperaturas, se concentran predominantemente en la zona céntrica de la ciudad, lo cual evidencia un patrón espacial claro asociado al efecto de isla de calor urbana.

Aunque el análisis estadístico no permitió establecer un modelo lineal significativo entre LST y NDVI, los resultados espaciales sí muestran correlaciones significativas en el territorio, especialmente en áreas donde la urbanización ha reducido drásticamente la cobertura vegetal. Esto permite concluir que, no se puede afirmar que exista una relación estadísticamente fuerte entre las variables, espacialmente sí se identifican zonas con

comportamientos relacionados, como el centro urbano que presenta las mayores temperaturas debido a la baja presencia de vegetación.

Tabla 13 Tabla comparativa

Modelo	N (colonias)	R ²	R ² ajustado	F (ANOVA)	p (ANOVA)
1	478	0.5202	0.5192	516.06	< 0.001
2	439	0.5772	0.5762	596.50	< 0.001

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

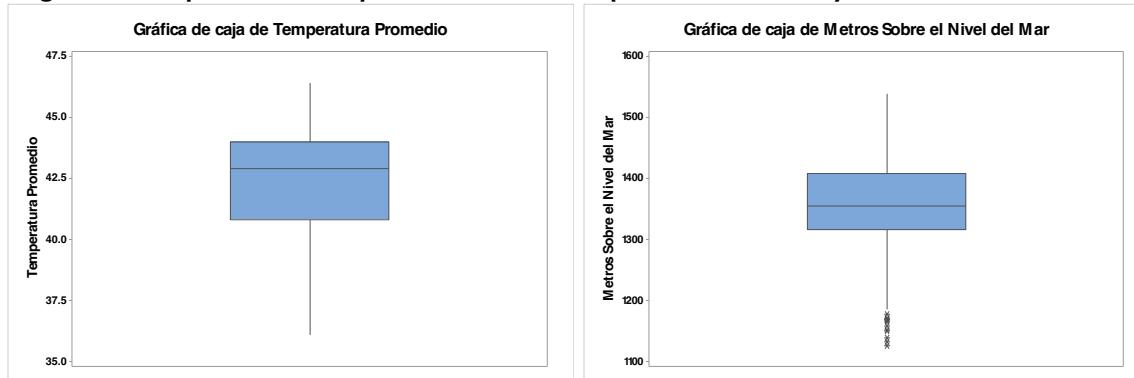
La tabla 13 muestra que ambos modelos son significativos ($p < 0.001$); al depurar outliers, el Modelo 2 mejora el ajuste respecto al Modelo 1 (R^2 : 0.5772 vs. 0.5202; F: 596.50 vs. 516.06), por lo que ofrece mayor capacidad explicativa de la LST y es el más adecuado para la interpretación.

4.3 Modelo de Regresión Lineal Simple para evaluar el gradiente de temperatura de la ciudad de Xalapa Veracruz.

Bajo este contexto, este capítulo tiene el objetivo de determinar un Modelo de Regresión que explique la relación del gradiente de temperatura y que pueda ser validado para generar una ecuación de Regresión definida y evaluada. Este tema mantiene la vigencia al poder generar modelos predictorios que ayuden a contrastar ciertas áreas donde la temperatura media ha subido de forma alarmante y cuyo resultado arroja que es poco probable poder determinar un solo modelo ante la heterogeneidad de cualidades de la ciudad de Xalapa, por lo que se cuestiona ¿Cuáles son las variables que ayudan o contribuyen al estudio de las temperaturas en una ciudad como Xalapa? Por lo que parte del análisis de residuos ayuda a obtener información espacial sobre las condicionantes que determinan la variabilidad en las temperaturas.

La localidad de Xalapa, dividida en colonias, asume una distribución heterogénea en el parámetro de la altitud y de la temperatura media debido a su topografía peculiar, lo que representa en un primer estudio que la dispersión de datos como se muestra en las siguientes figuras.

Figura 19 Comparación de Dispersión de datos. Temperatura Promedio y Metros Sobre Nivel del Mar.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

La figura 19 demuestra que, al haber datos atípicos en una de las dos variables, no puede crecer en la misma proporción cuando se somete una relación pareada, sin embargo se presenta la siguiente tabla 13 donde se muestra que, aunque las desviaciones estándar son heterogéneas, el coeficiente de variación se mantiene estable como una medida estadística que compara la variabilidad de un conjunto de datos, se expresa en porcentaje y se calcula dividiendo la desviación estándar entre la media aritmética y se utiliza generalmente para comparar la dispersión de conjuntos de datos con poblaciones distintas.

Tabla 14 Estadísticos descriptivos de MSNM y Temperatura Promedio.

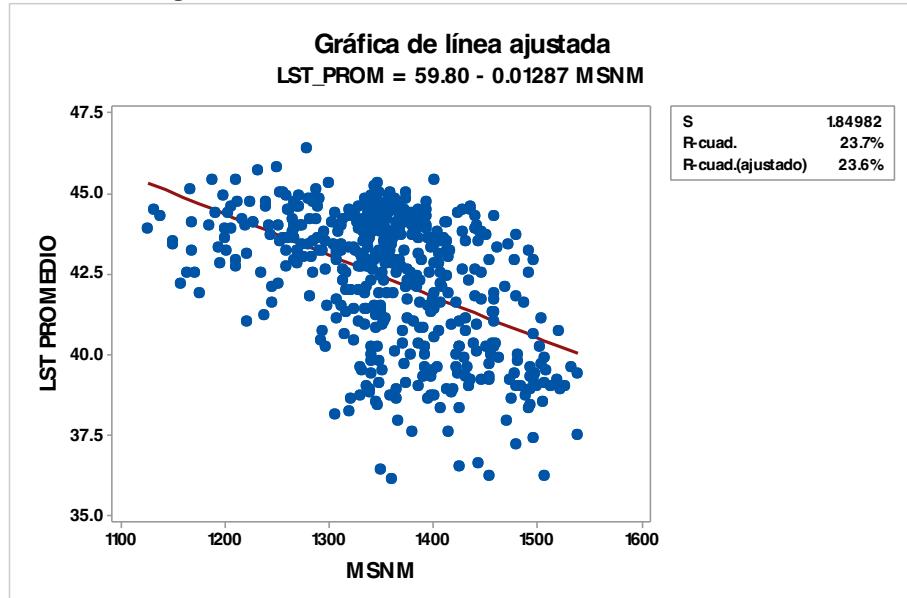
Variable	N	Media	Desviación Estándar	Varianza	Coef. Variación	Mínimo	Máximo	Rango
MSNM	478	1357.8	80.1	6413.0	5.90	1126.1	1538	412.2
Temp. Prom.	478	42.325	2.116	4.477	5.00	36.1	46.4	10.3

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Por ello se reconoce que la correlación de causalidad que expresa la teoría de gradiente térmico no se puede determinar por un análisis descriptivo, dado que el gráfico de cajas presenta datos atípicos en la variable de MSNM y contrasta con la estadística descriptiva que muestra un Coeficiente de Variación similar entre ambas variables.

Una vez realizado el Modelo de Regresión Lineal Simple, se obtienen los resultados siguientes:

Figura 20 Gráfica de MRLS de LST Promedio vs MSNM



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 15 Resumen del MRLS Temperatura vs MSNM

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.84982	23.73%	23.57%	23.15%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 16 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	59.80	1.44	41.57	< .001	
MSNM	-0.01287	0.00106	-12.17	< .001	1.00

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 17 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Simple.

Ecuación de regresión	
$LST = 59.80 - 0.01287 MSNM$	

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 18 Análisis de Varianza del LST Promedio VS MSNM

Fuente	Análisis de Varianza				
	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	1	506.66	506.66	148.07	< .001
MSNM	1	506.66	506.66	148.07	< .001
Error	476	1628.00	3.422		
Falta de ajuste	470	1614.52	3.435	1.44	0.344
Error puro	6	14.27	2.378		
Total	477	2135.45			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión lineal simple que explica la LST promedio a partir de la altitud (MSNM) fue estadísticamente significativo,

$$R^2 = .24, F(1, 476) = 148.07, p < .001$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 59.80 - 0.01287 \times MSNM$$

El coeficiente de MSNM fue negativo y significativo,

$$B = -0.0129, EE = 0.0011, t(476) = -12.17, p < .001, IC\ 95\% [-0.0150, -0.0107]$$

Esto significa que, por cada aumento de 100 metros sobre el nivel del mar, la temperatura superficial promedio disminuye aproximadamente $1.29\text{ }^{\circ}\text{C}$. Este resultado es consistente con el gradiente térmico esperado en zonas urbanas, aunque el modelo solo explicó el 24 % de la variabilidad total, lo que indica que existen otros factores relevantes además de la altitud.

Tabla 19 Análisis de residuos por observaciones atípicas en el Modelo de Regresión Lineal.
Fuente: Elaboración propia (2025)

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R ⁵ X ⁶
17	44.50	45.222	-0.722	-0.39	X
38	37.60	41.593	-3.993	-2.16	R
49	44.30	45.1453	-0.853	-0.47	X
106	36.10	42.290	-6.190	-3.35	R
117	38.10	42.997	-4.897	-2.65	R
146	42.50	44.821	-2.321	-1.26	X
154	38.40	42.466	-4.066	-2.20	R
176	38.20	42.820	-4.620	-2.50	R
183	36.40	42.428	-6.028	-3.26	R
186	43.20	44.754	-1.554	-0.85	X
209	37.90	42.206	-4.306	-2.33	R
212	38.70	42.688	-3.988	-2.16	R
227	37.60	42.045	-4.445	-2.41	R
247	42.20	44.888	-2.688	-1.46	X
248	44.10	44.756	-0.656	-0.36	X
249	43.50	44.993	-1.493	-0.81	X
254	36.20	40.405	-4.205	-2.28	R
286	38.80	42.570	-3.770	-2.04	R
300	43.90	45.308	-1.408	-0.77	X
322	36.50	41.450	-4.950	-2.68	R
357	39.400	40.003	-0.603	-0.33	X
374	45.10	44.772	0.328	0.18	X
380	41.90	44.654	-2.754	-1.50	X
396	36.20	41.087	-4.887	-2.65	R
414	42.50	44.726	-2.226	-1.21	X
420	37.50	40.004	-2.504	-1.36	X
425	38.50	42.491	-3.991	-2.16	R

⁵ R= Residuo grande

⁶ X= Residuo poco Común

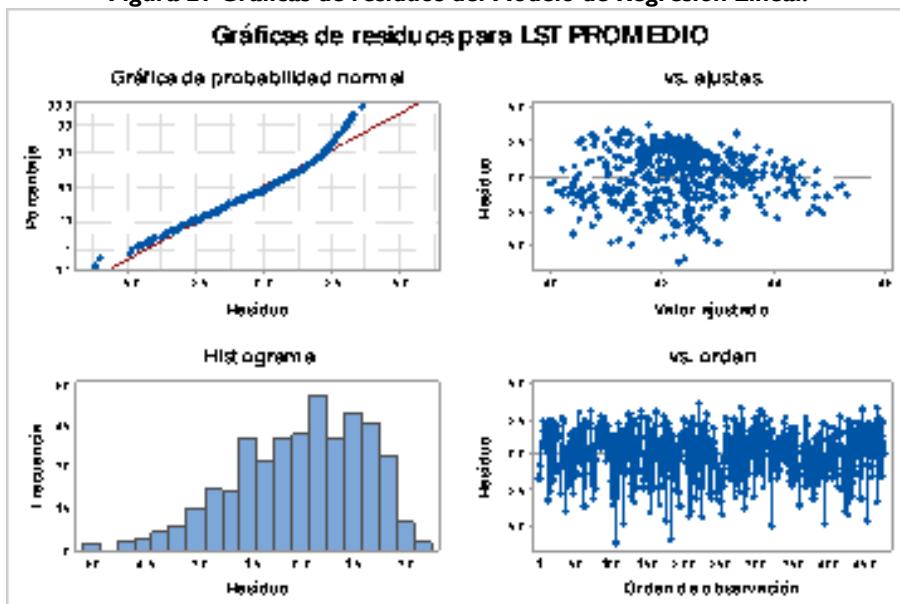
429	38.60	42.790	-4.190	-2.27	R
455	36.60	41.226	-4.626	-2.51	R
461	43.40	44.982	-1.582	-0.86	X

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Dentro del análisis de la Regresión se determinaron 30 observaciones que se consideran atípicas dentro del modelo LST Promedio Vs MSNM, basado en el tipo de residuos que se clasifican en Residuos Grandes (R) y Residuos Poco Común (X) como se muestra en la tabla 18.

Estos mismos residuos se observan en las gráficas de análisis de residuos del Modelo de Regresión bajo los principios de normalidad, homocedasticidad e independencia, donde se observan también los valores que no se ajustan a la normalidad del modelo y hacen que la predicción no se adecue a un valor significante.

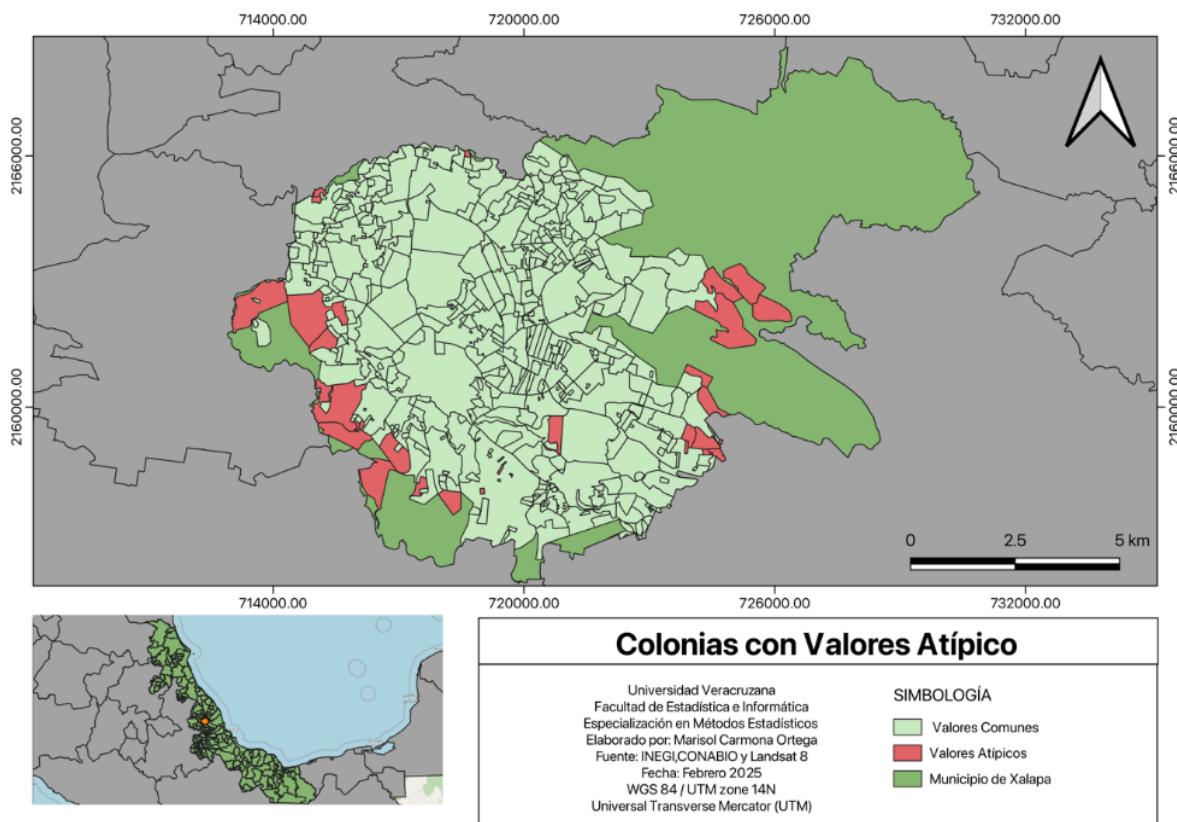
Figura 21 Gráficas de residuos del Modelo de Regresión Lineal.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Con este análisis de residuos se establece un mapa donde se evidencian las 30 observaciones que distan de la normalidad. Espacialmente se observa que se encuentran regidos en las zonas periurbanas de la mancha urbana, consideración geográfica que son áreas con características diferentes a las centrales por la cantidad de vegetación que puede influir en dicha disposición, aun cuando la altitud responda a la teoría de gradientes de temperatura.

Figura 22 Mapa de Colonias con Valores Atípicos



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Al observar estas características espaciales se vuelve a correr el MRLS extrayendo las 30 observaciones atípicas obteniendo la siguiente ecuación de Regresión y un valor del Coeficiente de Determinación que subió a 27.33%

Tabla 20 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Simple.

Ecuación de regresión

$$LST \text{ Promedio} = 61.17 - 0.01372 \text{ MSNM}$$

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 21 Resumen del MRLS Temperatura vs MSNM

Resumen del Modelo

S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.65574	27.33%	27.17%	26.74%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 22 Análisis de Varianza del LST Promedio VS MSNM

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	1	459.88	459.884	167.75	< .001
MSNM	1	459.88	459.884	167.75	< .001
Error	446	1222.69	2.741		
Falta de ajuste	441	1208.83	2.741	0.99	0.590
Error puro	5	13.87	2.773		
Total	448	1682.58			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 23 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	61.17	1.44	42.33	< .001	
MSNM	-0.01372	0.00106	-12.95	< .001	1.00

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión lineal simple con 448 observaciones fue significativo,

$$R^2 = .27, F(1, 446) = 167.75, p < .001$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 61.17 - 0.01372 \times MSNM$$

El coeficiente de altitud fue negativo y estadísticamente significativo,

$$B = -0.0137, EE = 0.0011, t(446) = -12.95, p < .001, IC 95\% [-0.0159, -0.0116]$$

Indica que un aumento de 100 metros sobre el nivel del mar se asocia con una disminución aproximada de 1.37 °C en la temperatura superficial promedio.

Si bien el ajuste fue mayor que en el modelo previo ($R^2 = .27$ vs .24), la altitud explica únicamente una fracción limitada de la variabilidad en LST, lo que reafirma la necesidad de considerar conjuntamente factores como la cobertura vegetal (NDVI).

Finalmente se observa en los residuos la aparición de 21 datos atípicos nuevos basados en el segundo Modelo de Regresión Lineal.

Tabla 24 Análisis de observaciones atípicas basadas en el segundo Modelo de Regresión.

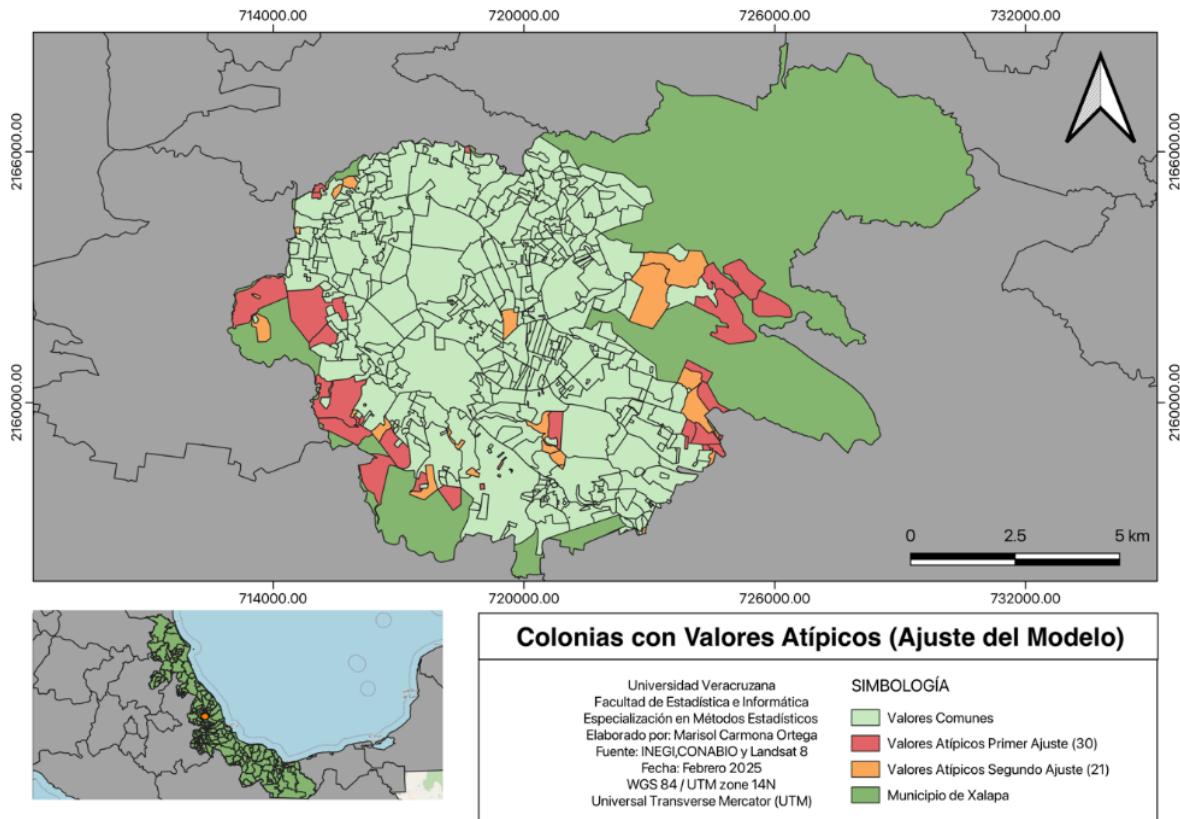
Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R X
13	38.600	42.034	-3.434	-2.08	R
59	44.000	44.906	-0.906	-0.55	X
64	38.600	42.441	-3.841	-2.32	R
94	39.600	40.137	-0.537	-0.33	X
102	38.700	42.523	-3.823	-2.31	R
103	39.000	40.215	-1.215	-0.74	X
132	38.300	41.867	-3.567	-2.16	R
167	39.000	42.827	-3.827	-2.31	R
195	38.900	42.790	-3.890	-2.35	R

218	39.600	42.925	-3.325	-2.01	R
222	45.400	41.949	3.451	2.09	R
239	41.000	44.408	-3.408	-2.07	R
252	38.900	42.449	-3.549	-2.15	R
276	44.400	44.818	-0.418	-0.25	X
361	37.200	40.873	-3.673	-2.23	R
381	39.500	42.894	-3.394	-2.05	R
391	45.400	44.866	0.534	0.32	X
398	43.300	44.779	-1.479	-0.90	X
447	39.400	42.764	-3.361	-2.03	R
469	39.100	42.664	-3.564	-2.15	R
474	42.800	44.768	-1.968	-1.20	X

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En la tabla 24 de muestra que los valores atípicos son representados por residuos grandes que son negativos por lo que se infiere que son observaciones de gran distancia por debajo de la media del grupo analizado. Este resultado se vuelve a mapear en la localidad de Xalapa y se observa que, en su mayoría mantienen el patrón espacial de zonas periféricas y 7 valores se encuentran inmersos en la mancha urbana que corresponden a parques y zonas arboladas, como se presenta en la figura 23.

Figura 23 Mapa de Identificación de Valores Atípicos en Colonias de Xalapa (Ajuste del Modelo)



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Ante estos resultados se vuelve a correr una vez más el MRLS extrayendo los 51 datos atípicos que se obtuvieron los dos modelos anteriores, mostrando que el Coeficiente de Determinación subió a un 29.91% pero ya no en la misma cantidad que el anterior obteniendo la siguiente ecuación de la regresión.

Tabla 25 Resumen del MRLS Temperatura vs MSNM.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.55504	29.91%	29.74%	29.27%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

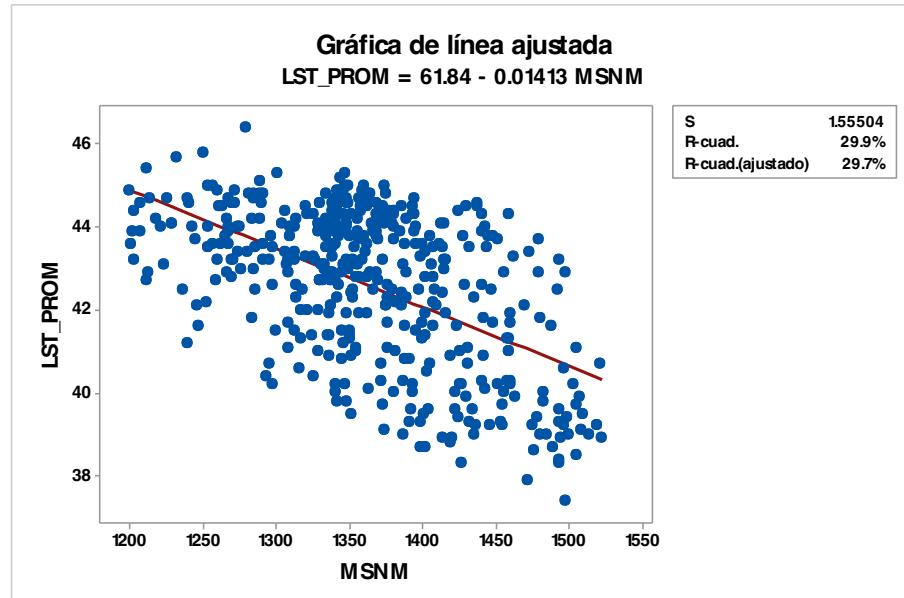
Tabla 26 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Simple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = 61.84 - 0.01413 MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Como se observa en la figura 24, la línea de normalidad se mantiene negativa y en este tercer modelo van desapareciendo los datos atípicos que se encontraban por debajo de la media aritmética, específicamente en zonas altas cuyos valores de temperaturas no se ajustaba al gradiente esperado en el modelo.

Figura 24 Gráfica de línea ajustada de LST Promedio vs MSNM



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Se realiza nuevamente el Análisis de ANOVA de los 427 datos en el Modelo y se observa también que aparecen 15 observaciones atípicas basadas en los residuos del modelo cuya indicación sigue mostrando distancias grandes con respecto a la media.

Tabla 27 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	61.84	1.43	43.18	< .001	
MSNM	-0.01413	0.00105	-13.47	< .001	1.00

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 28 Análisis de Varianza de LST Promedio VS MSNM.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	1	438.50	438.503	181.34	< .001
MSNM	1	438.50	438.503	181.34	< .001
Error	425	1027.71	2.418		
Falta de ajuste	420	1013.84	2.414	0.87	0.666
Error puro	5	13.87	2.773		
Total	427	1466.21			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión lineal simple ($n = 427$) entre la altitud (MSNM) y la temperatura superficial (LST) resultó significativo,

$$R^2 = .30, F(1, 425) = 181.34, p < .001$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 61.84 - 0.01413 \times MSNM$$

El coeficiente de MSNM fue negativo y estadísticamente significativo

$$B = -0.0141, EE = 0.0011, t(425) = -13.47, p < .001, IC 95\% [-0.0163, -0.0120]$$

Esto significa que, por cada incremento de 100 metros sobre el nivel del mar, la temperatura superficial promedio disminuye aproximadamente 1.41 °C. Aunque el modelo mostró un mejor ajuste que los anteriores ($R^2 = .30$), la altitud explica menos de un tercio de la variabilidad en LST, lo que indica que su influencia es relevante pero no suficiente por sí sola.

Tabla 29 Análisis de Residuos del 3er Modelo de Regresión Lineal Simple.

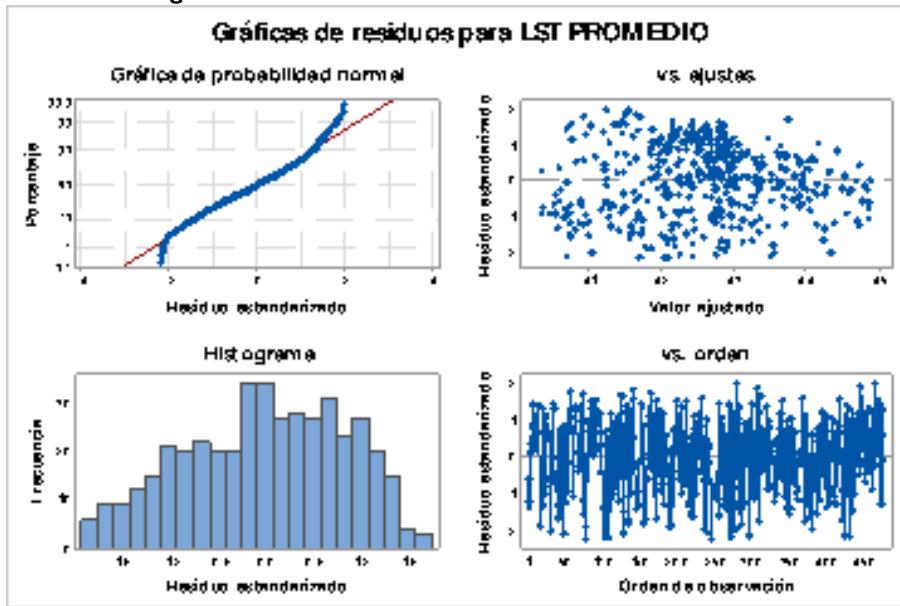
Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R X
48	40.400	43.570	-3.170	-2.04	R
76	44.900	44.898	0.002	0.00	X
77	38.700	42.087	-3.387	-2.18	R
104	37.400	40.693	-3.293	-2.13	R
110	40.200	43.516	-3.316	-2.14	R
128	37.900	41.051	-3.151	-2.03	R
240	41.200	44.336	-3.136	-2.03	R
246	38.300	41.694	-3.394	-2.19	R
259	43.900	44.870	-0.970	-0.63	X

273	38.700	32.040	-3.340	-2.15	R
298	39.000	42.255	-3.255	-2.10	R
304	43.200	44.858	-1.658	-1.07	X
384	43.600	44.877	-1.277	-2.83	X
426	39.500	42.754	-3.254	-2.10	R
433	39.100	42.436	-3.336	-2.15	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Finalmente se presenta la gráfica de normalidad, independencia y homocedasticidad de los residuos con lo que se observa que se mantienen los patrones atípicos en el modelo.

Figura 25 Gráfica de MRLS de LST Promedio vs MSNM



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El Modelo de Regresión Lineal Simple solo se corrió 3 ocasiones ya que se observa un patrón en el análisis donde la exclusión de datos no mejora significativamente el modelo presentado. En el tercer modelo se omitieron 51 datos de los 478, lo que equivale al 10.61% de las observaciones y el Coeficiente de Determinación subió de un 23% a un 29%, lo que aún muestra poca correlación en MRLS.

Se observa que se puede continuar excluyendo las 15 observaciones del tercer modelo que aparecieron en los residuos, lo cual representaría el 13.8% de los datos observados. Esto pudiera aumentar el valor del Coeficiente de Determinación, pero se asume que no subiría de forma exponencial y que, al continuar excluyendo datos atípicos comienza a perder significancia del modelo por cantidad de sujetos estadísticos excluidos.

Se asume que el modelo puede mejorar si se segmenta los estratos en áreas determinadas que cuenten con características semejantes y tal vez cada modelo, por estrato

de altitud, pueda demostrar mayor significancia dentro de cada intervalo de metros sobre el nivel del mar. No obstante, se considera que el valor del modelo es bajo por la dispersión de los datos bajo la media aritmética pero las características espaciales dentro de la ciudad pueden formar parte de la mejora del modelo si se consideran las medidas geográficas de longitud y latitud para centrar las colonias dentro de la ciudad de Xalapa. Aunque el Coeficiente de Determinación es bajo, lo cual no explica un lo cierto es que la hipótesis nula se rechaza por lo que se asume correlación, pero no se puede explicar detalladamente con una ecuación de Regresión Lineal Simple, lo que puede determinar ciertos patrones dentro de la gráfica de dispersión para ser analizados de forma independiente.

Tabla 30 Tabla comparativa

Modelo	N (colonias)	R ²	R ² ajustado	F (ANOVA)	p (ANOVA)
1	478	0.2375	0.2357	148.07	< 0.001
2	457	0.2733	0.2720	171.6	< 0.001
3	427	0.2991	0.2980	181.34	< 0.001

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

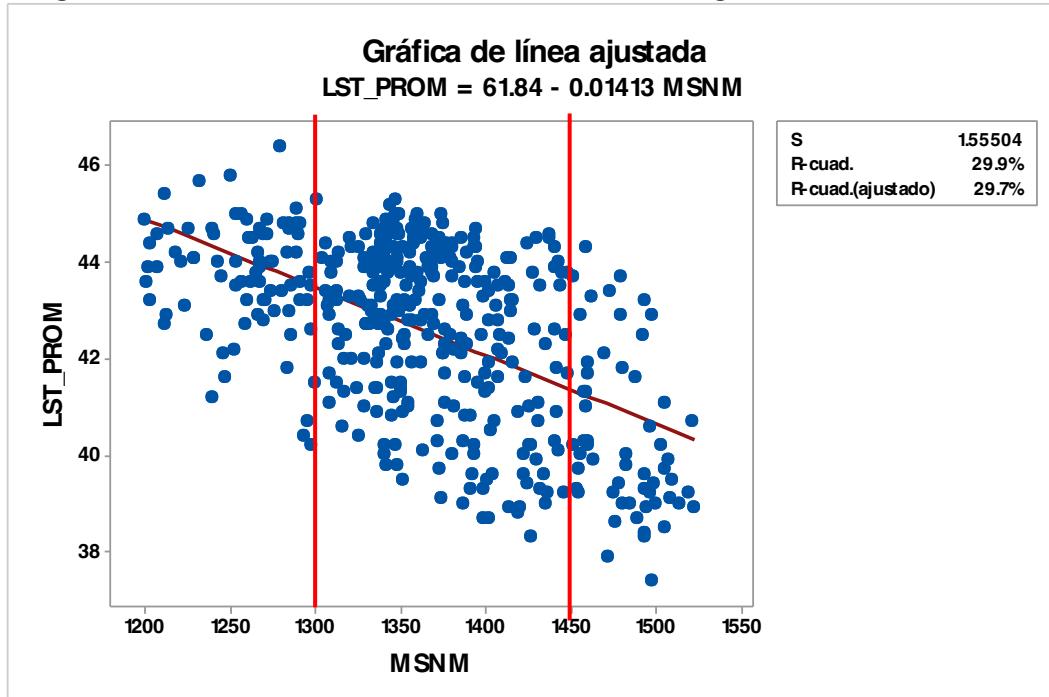
En la tabla 30 muestra que todos los modelos son significativos ($p < 0.001$) y muestran mejora progresiva tras depurar datos: el R^2 aumenta de 0.2375 (Modelo 1, N=478) a 0.2991 (Modelo 3, N=427) y el F sube de 148.07 a 181.34, por lo que el Modelo 3 presenta el mejor ajuste para el gradiente MSNM–LST, aunque el efecto es moderado y sugiere añadir otros predictores.

4.3.1 Criterio de segmentación por cortes de misma amplitud de msnm

Con el objetivo de evaluar la influencia que tiene de la altitud sobre la temperatura superficial media, se llevó a cabo una segmentación de las colonias de Xalapa en tres categorías según su altitud en metros sobre el nivel del mar (MSNM), utilizando un criterio de cortes. Este procedimiento fue en dividir el rango de altitudes (~1200 a ~1550 msnm) en tres categorías con rangos aproximados, creando las siguientes categorías:

- Altura Baja: colonias entre 1200 y 1299 msnm
- Altura Media: colonias entre 1300 y 1449 msnm
- Altura Alta: colonias de 1450 msnm en adelante.

Figura 26 Gráfica de residuos de LST Promedio vs MSNM Segmentados en tres sectores.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En la figura 27 presenta la distribución espacial que existe en las altitudes dentro de la ciudad de Xalapa, clasificadas en tres clases: bajo, medio y alto, con base en un criterio de segmentación, que es el siguiente:

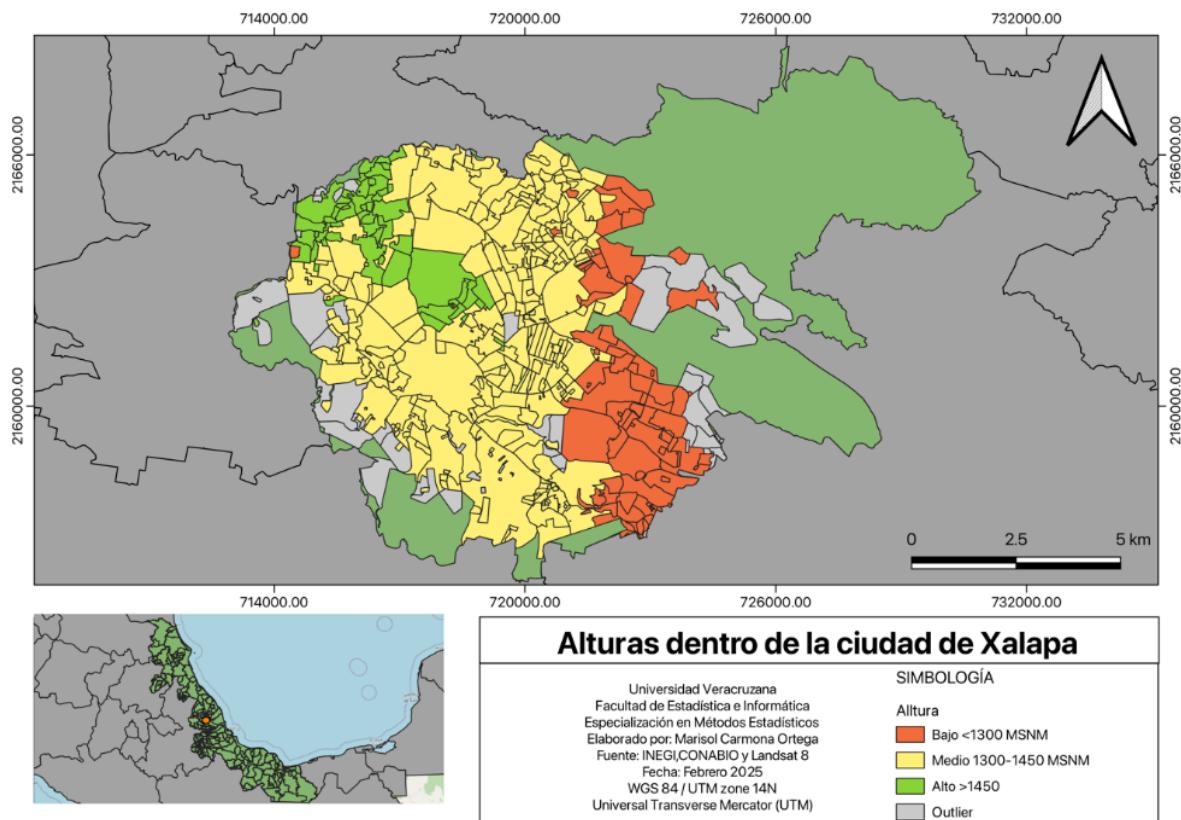
- Altitud baja (<1300 msnm) se representa en naranja
- Altitud media (1300–1450 msnm) en amarillo
- Altitud alta (>1450 msnm) en verde

La clasificación se aplicó a nivel de colonia, permitiendo visualizar cómo es la distribución de las zonas más elevadas y las más bajas dentro de la mancha urbana.

El gradiente altitudinal urbano que maneja la ciudad de Xalapa a nivel colonia indica que las más elevadas se ubican predominantemente al norte y noroeste del municipio, las zonas de altitud media se concentran en el centro urbano y las zonas más bajas se sitúan hacia el sur y sureste.

Las áreas representadas en gris corresponden a colonias clasificadas como outliers. Estos fueron excluidos del análisis estadístico debido a valores extremos que podrían distorsionar la estimación de tendencias generales. Su exclusión se basó en criterios de detección de valores atípicos, con el fin de asegurar el ajuste del modelo.

Figura 27 Mapa de alturas dentro de Xalapa.

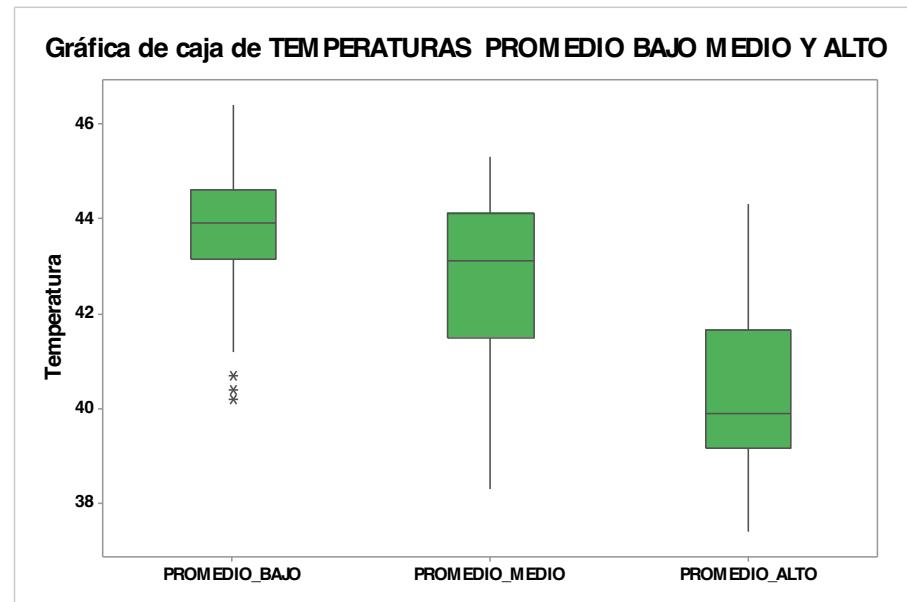


Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

En la Figura 28 se presenta una gráfica de cajas que muestra la distribución de la temperatura superficial promedio en función de tres categorías de altitud: bajo, medio y alto. Esta distribución permite identificar patrones generales y diferencias entre los grupos.

Se observa una tendencia clara y consistente: a medida que aumenta la altitud, la temperatura promedio disminuye. Las colonias clasificadas como de altitud baja presentan las temperaturas más altas, mientras que aquellas de altitud alta registran los valores más bajos.

Figura 28 Gráfica de cajas de LST Promedio vs MSNM Segmentados en Bajo, Medio y Alto.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 31 Resumen Estadístico de LST Promedio Por Categorías.

Variable	N	N*	Media	Desv. Est.	Varianza	Mínimo	Máximo	Rango
LST Promedio Bajo	81	0	43.717	1.190	1.416	40.200	46.400	6.200
LST Promedio Medio	289	0	42.696	1.678	2.815	38.300	45.300	7.000
LST Promedio Alto	57	0	40.388	1.688	2.850	37.400	44.300	6.900

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En la tabla anterior (Tabla 31) donde se encuentra el resumen de la estadística descriptiva por categorías muestra que la temperatura superficial disminuye en promedio con el aumento de la altitud, así como las zonas bajas presentan temperaturas más altas y variables, mientras que las más altas presentan temperaturas más bajas y homogéneas.

Modelo de regresión de estrato bajo de MSNM vs LST

Para evaluar el efecto de la altitud sobre la temperatura superficial promedio en las colonias clasificadas de baja altitud, se aplicó un modelo de regresión lineal simple. Este análisis busca determinar si existe una relación estadísticamente significativa entre ambas variables

Tabla 32 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Simple.

Ecuación de regresión
LST Promedio I = 54.06 – 0.008220 MSNM(Bajo)

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 33 Resumen del MRLS LSTI vs MSNMI (Bajo)

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.17323	4.0%	2.8%	29.27%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 34 Análisis de Varianza del LST I VS MSNM I (Bajo)

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	1	4.575	4.57547	3.32	0.072
Error	79	108.740	1.37646		
Total	80	113.316			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión lineal simple aplicado únicamente a las zonas de baja altitud ($n = 81$) no alcanzó significancia estadística,

$$R^2 = .04, F(1, 79) = 3.32, p = .072$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 54.06 - 0.00822 \times MSNM$$

El coeficiente de altitud fue negativo,

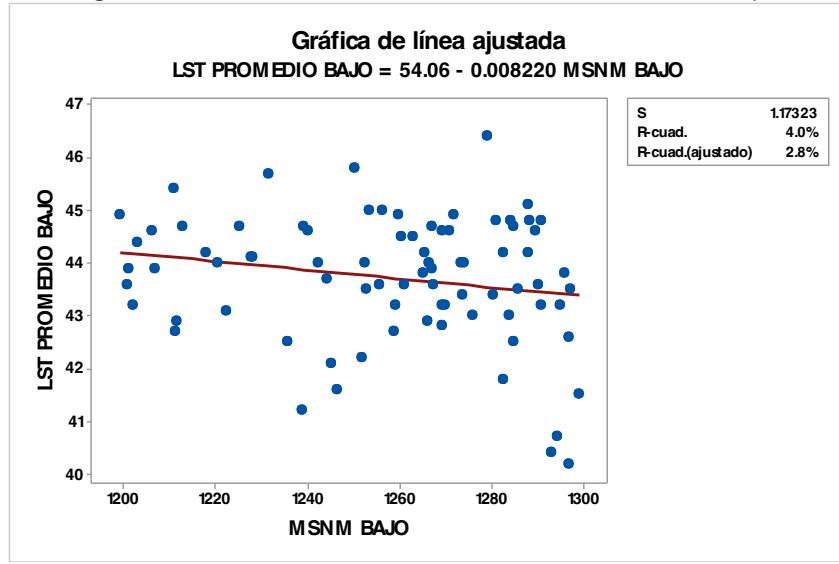
$$B = -0.0082, EE = 0.0045, t(79) = -1.82, p = .072, IC 95\% [-0.0170, 0.0007]$$

pero no significativo a un nivel $\alpha = .05$, lo que indica que en zonas bajas la altitud no es un predictor confiable de la temperatura superficial. Visualmente, la dispersión (Figura 29) muestra una tendencia negativa débil, pero con gran variabilidad térmica.

La figura 29 muestra la dispersión con línea de regresión representando la relación entre la temperatura superficial promedio y la altitud exclusivamente en las colonias clasificadas dentro del rango de baja altitud para la ciudad de Xalapa. La pendiente negativa

indica que existe una tendencia a que la temperatura disminuya ligeramente a medida que aumenta la altitud, aunque el efecto es muy poco. Visualmente, los datos están muy dispersos, lo cual sugiere gran variabilidad térmica con un $R^2 = 4.0\%$ de la variación en la temperatura promedio se explica por la altitud en este grupo.

Figura 29 Gráfica de residuos de LST Promedio vs MSNM Bajo.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Modelo de regresión de estrato medio de MSNM vs LST

En la Tabla 35 indica una pendiente negativa, lo cual implica que, al aumentar la altitud dentro de este rango, la temperatura superficial promedio disminuye.

Tabla 35 Valor de la Ecuación de RLS LST 2 VS MSNM 2 (Medio).

Ecuación de regresión	
$LST \text{ Promedio}2 = 61.46 - 0.01371 \text{ MSNM}(\text{Medio})$	

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 36 Resumen del MRLS LST 2 vs MSNM 2 (Medio)

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.60075	9.3%	9.0%	29.27%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 37 Análisis de Varianza del LST2 VS MSNM 2 (Medio)

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	1	75.337	75.3373	29.40	< .001
Error	287	735.407	2.5624		
Total	288	810.744			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En las colonias clasificadas como de altitud media ($n = 289$), el modelo de regresión lineal simple resultó estadísticamente significativo,

$$R^2 = .09, F(1, 287) = 29.40, p < .001$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 61.46 - 0.01371 \times MSNM$$

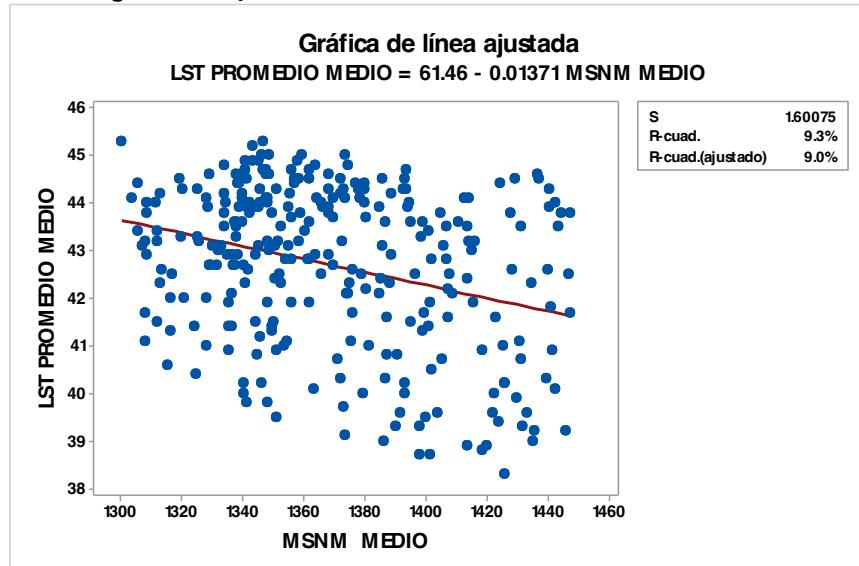
El coeficiente de MSNM fue negativo y significativo,

$$B = -0.0137, EE = 0.0025, t(287) = -5.42, p < .001, IC\ 95\% [-0.0186, -0.0088]$$

lo que indica que, por cada aumento de 100 metros sobre el nivel del mar, la temperatura superficial promedio disminuye en aproximadamente $1.37\text{ }^{\circ}\text{C}$. Aunque el modelo explicó solo el 9 % de la variación térmica, su significancia estadística confirma que la altitud es un factor determinante en estas zonas medias, aunque insuficiente para explicar la totalidad de la variabilidad observada.

La figura 30 muestra claramente una tendencia descendente, representada por una línea de regresión con pendiente negativa, que atraviesa un conjunto disperso pero organizado de datos. A mayor altitud, la temperatura promedio disminuye. La relación es más definida que en el grupo de altitud baja y la dispersión de puntos es moderada.

Figura 30 Gráfica de residuos de LST Promedio vs MSNM Medio.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Modelo de regresión de estrato alto de MSNM vs LST

Esta ecuación muestra que una pendiente más pronunciada que la observada en los grupos de altitud media y baja. Esto sugiere que el efecto termorregulador de la altitud se intensifica a medida que se asciende a zonas más elevadas.

Tabla 38 Valor de la Ecuación de MRLS LST 3 VS MSNM 3 (Alto)

Ecuación de regresión	
LST Promedio3 = 84.06 – 0.02947MSNM (Alto)	
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).	

Tabla 39 Resumen del MRLS LST 3 vs MSNM 3 (Alto)

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.58963	12.9%	11.3%	29.27%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 40 Análisis de Varianza del LST 3 VS MSNM 3 (Alto)

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	1	20.601	20.6010	8.15	0.006
Error	55	138.980	2.5269		
Total	56	159.581			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En las colonias de mayor altitud ($n = 57$), el modelo de regresión lineal simple fue estadísticamente significativo,

$$R^2 = .13, F(1, 55) = 8.15, p = .006$$

La ecuación estimada fue:

$$LST = 84.06 - 0.02947 \times MSNM$$

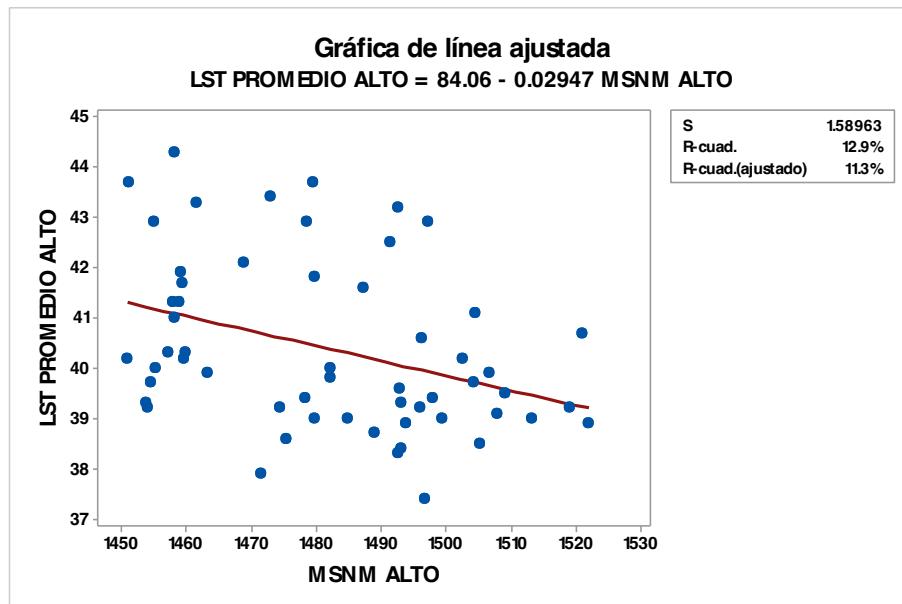
El coeficiente de MSNM fue negativo y significativo,

$$B = -0.0295, EE = 0.0103, t(55) = -2.86, p = .006, IC\ 95\% [-0.0501, -0.0089]$$

Esto significa que, en zonas altas, por cada 100 metros de incremento en altitud, la temperatura superficial promedio disminuye aproximadamente 2.95°C , lo que representa un gradiente térmico más pronunciado que en las zonas bajas y medias. Aunque el modelo explicó solo un 13 % de la variabilidad térmica, fue el más explicativo entre los submodelos por categoría de altitud, lo que sugiere que en áreas elevadas la influencia de la altitud es más clara en la regulación de la temperatura urbana.

La figura 31 ilustra una tendencia descendente más clara que en las categorías anteriores, con una línea de regresión negativa que refleja la ecuación del modelo. Aunque los puntos aún presentan dispersión, se observa una congruencia visual con la pendiente negativa y una distribución que respalda la hipótesis anteriormente mencionada.

Figura 31 Gráfica de residuos de LST Promedio vs MSNM Alto



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Los modelos de regresión lineal simple por clases altitudinales (bajo, medio y alto) mostraron una tendencia negativa entre la altitud (MSNM) y la temperatura superficial promedio, los resultados también prueban que esta relación no es determinante. A pesar de la clasificación de las colonias en intervalos altitudinales más homogéneos, persisten micro comportamientos térmicos que no son explicados por solo por la altitud. La baja capacidad explicativa de los modelos (con R^2 ajustados que oscilan entre el 2.8 % y el 11.3 %) sugiere que, aunque la altitud influye un poco, la temperatura no depende exclusivamente de la altitud. Factores como la cobertura vegetal, el uso del suelo, la densidad urbana, el tipo de relieve y los microclimas tienen un peso igual o mayor en la distribución térmica del entorno urbano.

A pesar de que el modelo de regresión lineal simple que se realizó a la temperatura superficial promedio (LST) en función de la altitud (MSNM) mostró una tendencia negativa, los resultados estadísticos revelan una baja capacidad explicativa. El modelo en conjunto obtuvo un R^2 ajustado del 27 %, valor que sugiere cierto grado de relación, no alcanza a explicar toda la variabilidad térmica dentro de la mancha urbana en Xalapa. Al deshacer el análisis por categorías altitudinales (bajo, medio y alto) los valores de R^2 ajustado disminuyen considerablemente a 2.8 %, 9 % y 11.3 % respectivamente, lo que indica que, individualmente, ninguno de los modelos por categoría logra captar patrones térmicos definidos de manera estadísticamente significativa.

Aunque visualmente se observa una disminución de temperatura con la altitud, esta relación no es suficiente para explicar los micro comportamientos térmicos urbanos, pero no se encuentra evidencia estadística significativa que permita afirmar que la altitud determina la temperatura superficial en Xalapa. Por este comportamiento débil, se espera que variables espaciales como las coordenadas geográficas (latitud y longitud) puedan mostrar una mayor capacidad explicativa, ya que podrían reflejar mejor las variaciones térmicas relacionadas con la topografía, orientación del relieve, cobertura vegetal y disposición urbana dentro del territorio.

Tabla 41 Tabla comparativa

Estrato altitudinal	N (colonias)	R ²	R ² ajustado	F (ANOVA)	p (ANOVA)
Bajo	81	0.040 (4.0%)	0.028	3.32	0.072 (ns)
Medio	289	0.093 (9.3%)	0.090	29.40	< 0.001
Alto	57	0.129 (12.9%)	0.113	8.15	0.006

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

La relación MSNM–LST no es significativa en el estrato bajo ($p=0.072$), pero sí lo es en los estratos medio y alto ($p<0.001$ y $p=0.006$), donde explica 9.3% y 12.9% de la variabilidad, respectivamente. Esto indica que el gradiente térmico se manifiesta sobre todo en altitudes medias y altas, aunque con valor explicativo bajo, por lo que conviene incorporar otros predictores para mejorar el ajuste.

4.4 Correlación Múltiple de Temperatura con Coordenadas Geográficas Latitud y Longitud

Análisis de regresión 1: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y

Con base en la figura 4, se observa que las temperaturas superficiales terrestres (LST) tienen un patrón de distribución influido por su ubicación espacial, lo cual sugiere que las coordenadas geográficas podrían tener un papel significativo en la variabilidad térmica del territorio. Esta relación espacial, evidenciada por la concentración y dispersión de los valores de temperatura en distintas zonas, defiende la hipótesis de que variables como la latitud (coordenada Y) y la longitud (coordenada X) pueden estar asociadas con los niveles de temperatura registrados en las colonias de la ciudad de Xalapa. Con esta observación, el presente capítulo indaga el análisis de regresión lineal entre la LST promedio y las coordenadas geográficas, con el fin de comprobar la existencia de una relación estadísticamente significativa.

Las coordenadas geográficas y la altitud impactan en la distribución de la temperatura superficial terrestre (LST) debido a su estrecha relación con factores ambientales y geofísicos (Yuvaraj, 2020). La altitud, por ejemplo, influye directamente en la temperatura debido al gradiente térmico vertical: a mayor altitud, menor temperatura. Por otro lado, la distribución espacial de las coordenadas X e Y permite identificar patrones geográficos que no son evidentes a simple vista, como gradientes latitudinales o longitudinales que responden a características topográficas, cobertura vegetal, uso del suelo o proximidad al entorno rural o agrícola (Peng, et al., 2020). Durante el análisis espacial y estadístico, fue posible detectar valores atípicos en distintas zonas del municipio, los cuales se alejan significativamente de la tendencia general. Estos outliers podrían deberse a microclimas locales, diferencias en la cobertura vegetal o áreas con fuerte urbanización.

Al analizar la influencia de la ubicación geográfica sobre la distribución espacial de la temperatura superficial promedio en las colonias de Xalapa, se realizó un modelo de regresión lineal múltiple incorporando las variables Coordenadas X (longitud) y Coordenadas Y (latitud) como predictores.

Tabla 42 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	2	1030.60	515.30	221.54	< .001
Coordenadas X	1	1029.17	1029.17	442.46	< .001
Coordenadas Y	1	69.51	69.51	29.88	< .001
Error	475	1104.85	2.33		
Total	477	2135.45			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 43 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.52512	48.26%	48.04%	47.58%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 44 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-744.7	73.1	-10.18	< .001	
Coordenadas X	0.000605	0.000029	21.03	< .001	1.10
Coordenadas Y	0.000163	0.000030	5.47	< .001	1.10

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 45 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = -744.7 + 0.000605 coordenadas X + 0.000163 coordenadas Y

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión múltiple con coordenadas geográficas (X = este-oeste, Y = norte-sur) explicó casi la mitad de la variabilidad térmica en la ciudad,

$$R^2 = .48, F(2, 475) = 221.54, p < .001$$

Ambas variables fueron significativas, aunque con distinto peso. La coordenada X fue el predictor más fuerte,

$$B = 0.00060, EE = 0.00002, t(475) = 21.03, p < .001, IC 95\% [0.00055, 0.00066]$$

mientras que la coordenada Y mostró un efecto menor pero también significativo,

$$B = 0.00016, EE = 0.00003, t(475) = 5.47, p < .001, IC 95\% [0.00010, 0.00022]$$

La constante fue negativa ($B = -744.7$, $p < .001$), reflejando el punto de referencia del modelo al extrapolar hacia el origen de coordenadas.

En términos aplicados, el análisis sugiere que existe un gradiente térmico este-oeste más pronunciado que el norte-sur, posiblemente asociado a patrones de urbanización y relieve en la mancha urbana de Xalapa.

Tabla 46 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R7 X8
38	37.600	41.950	-4.350	-2.87	R
104	37.400	41.029	-3.629	-2.39	R
106	36.100	39.695	-3.595	-2.37	R
128	37.900	41.203	-3.303	-2.17	R
154	38.400	41.797	-3.397	-2.23	R
176	38.200	42.744	-4.544	-2.99	R
183	36.400	40.973	-4.573	-3.01	R
218	39.600	42.667	-3.067	-2.02	R
240	41.200	44.734	-3.574	-2.33	R
247	42.200	45.649	-3.449	-2.28	R
254	36.200	40.249	-4.049	-2.67	R
287	39.300	42.548	-3.248	-2.14	R
322	36.500	39.678	-3.178	-2.09	R
381	39.500	42.639	-3.179	-2.09	R
429	38.600	42.559	-3.959	-2.60	R
467	44.66	41.392	3.208	2.11	R

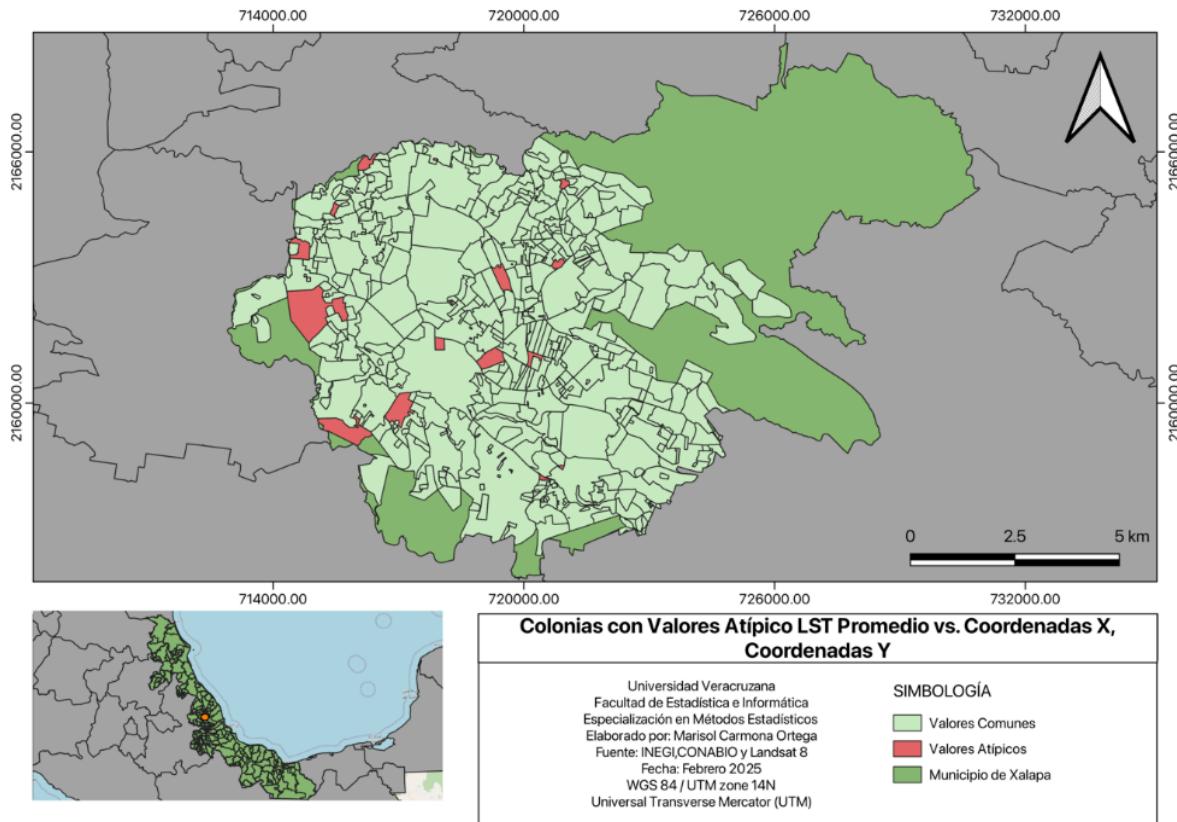
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En el mapa que se muestra en la figura 32, las colonias que están en color rojo corresponden a aquellas que sus valores de temperatura difieren significativamente de los valores predichos por el modelo.

La distribución espacial que tienen los valores de los outliers no se agrupa en una sola área de la ciudad, sino que están dispersos en diversas zonas, tanto en periferia como en áreas más consolidadas.

⁷ R= Residuo grande

Figura 32 Mapa de Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Análisis de regresión 2: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y

Para mejorar la precisión del modelo espacial y reducir el sesgo producido por valores outliers, se repitió el análisis de regresión lineal múltiple eliminando los 16 outliers previamente detectados mediante residuos estandarizados superiores a ± 2 . Esta depuración permitió ajustar una nueva ecuación y mejorar el poder explicativo del modelo.

Tabla 47 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	2	956.72	478.361	248.71	< .001
Coordenadas X	1	955.48	955.481	496.78	< .001
Coordenadas Y	1	65.69	65.688	34.15	< .001
Error	459	882.81	1.923		
Total	461	1839.53			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 48 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.38685	52.01%	51.80%	51.36%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 49 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-737.1	68.3	-10.80	< .001	
Coordenadas X	0.000596	0.000027	22.29	< .001	1.10
Coordenadas Y	0.000162	0.000028	5.84	< .001	1.10

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 50 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = -737.1 + 0.000596 coordenadas X + 0.000162 coordenadas Y

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión múltiple ajustado tras la eliminación de outliers mejoró su capacidad explicativa,

$$R^2 = .52, F(2, 459) = 248.71, p < .001$$

Esto significa que las coordenadas geográficas explican el 52 % de la variabilidad de la temperatura superficial promedio en Xalapa.

La coordenada X continuó siendo el predictor más fuerte,

$$B = 0.00060, EE = 0.00003, t(459) = 22.29, p < .001, IC 95\% [0.00054, 0.00065]$$

mientras que la coordenada Y mostró un efecto menor pero igualmente significativo,

$$B = 0.00016, EE = 0.00003, t(459) = 5.84, p < .001, IC 95\% [0.00011, 0.00021]$$

En conjunto, el modelo evidencia un gradiente espacial este-oeste más marcado que norte-sur, y la depuración de valores atípicos permitió aumentar la capacidad predictiva del modelo en un 4 % respecto al análisis inicial.

Tabla 51 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R ⁹ X ¹⁰
19	38.500	41.366	-2.866	-2.07	R
64	38.600	41.571	-2.971	-2.15	R
95	44.000	41.104	2.896	2.09	R
110	40.200	43.270	-3.70	-2.22	R
184	41.500	44.355	-2.855	-2.07	R
220	41.100	43.179	-2.779	-2.01	R
222	45.400	42.596	2.804	2.02	R
298	39.00	41.804	-2.804	-2.03	R
350	38.400	41.426	-3.026	-2.19	R
396	36.200	39.104	-2.904	-2.11	R
420	37.500	40.340	-2.840	-2.06	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

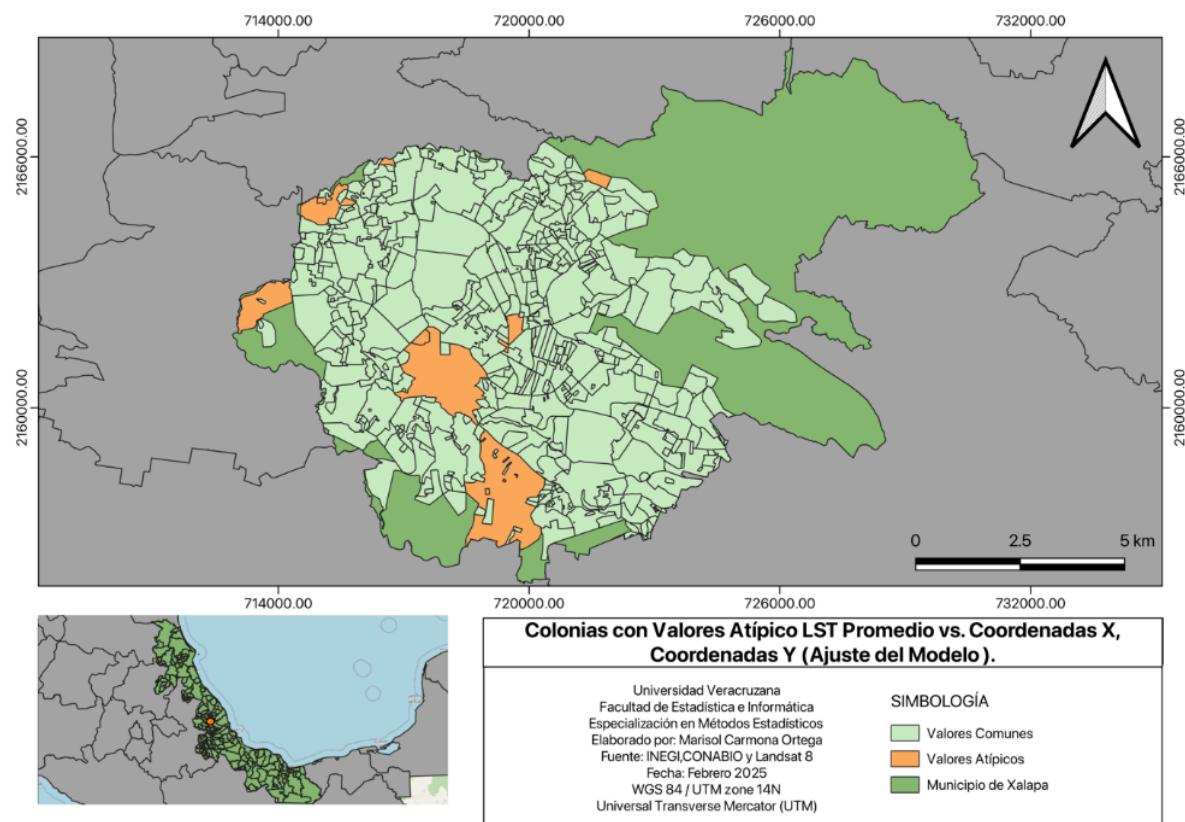
⁹ R= Residuo grande

¹⁰ X= Residuo grande R

En el mapa de la figura 33 muestra el comportamiento de las colonias en color naranja representan estos nuevos outliers térmicos, los cuales tienen valores de temperatura notablemente diferentes de los valores predichos por el modelo, incluso después de mejorar la capacidad explicativa ($R^2 \approx 52\%$). Las colonias verdes son las que mantienen un ajuste aceptable, donde el modelo predice de forma correcta la temperatura.

Se observa una dispersión moderada de los outliers, sin una concentración clara en una sola región, aunque hay cierta recurrencia hacia el sur y oeste de Xalapa.

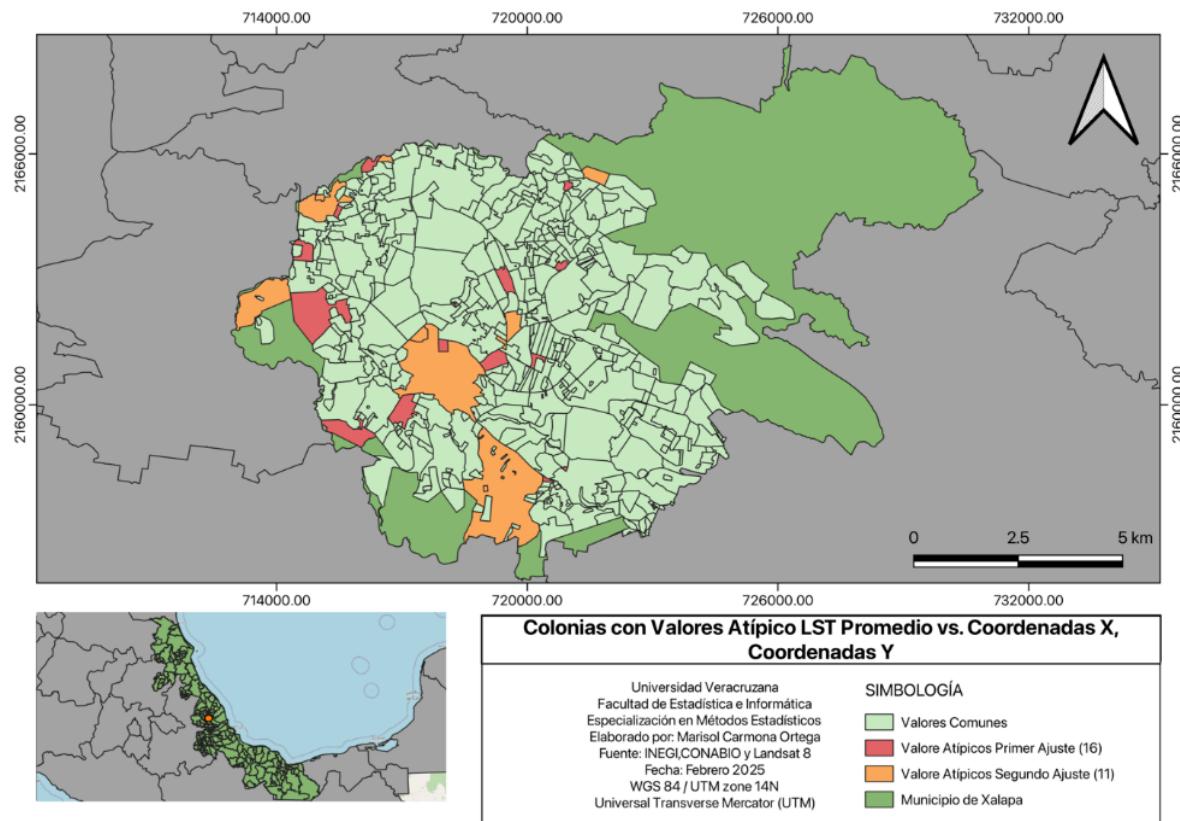
Figura 33 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y (Ajuste del Modelo).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

El color rojo indica los primeros 16 outliers iniciales del primer modelo y en color naranja los 11 nuevos outliers del modelo mejorado. La superposición de ambos grupos permite identificar zonas persistentes con anomalías térmicas, lo que señala colonias con condiciones únicas o extremos locales. Complementar el análisis con un modelo multivariado que integre ciertas variables para capturar con mayor fidelidad los factores que regulan la temperatura en el entorno urbano de Xalapa.

Figura 34 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y (Ajuste del Modelo).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Análisis de regresión 3: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y

Para mejorar el modelo y reducir la distorsión causada por observaciones de los outliers, se procedió a eliminar un total de 27 outliers identificados en los modelos anteriores.

En la tabla 49 se muestran las coordenadas son altamente significativas, con la coordenada X como principal predictor térmico.

Tabla 52 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	2	907.33	453.667	257.44	< .001
Coordenadas X	1	906.74	906.742	514.54	< .001
Coordenadas Y	1	68.06	68.060	38.62	< .001
Error	448	789.49	1.762		
Total	450	1696.82			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 53 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.32750	53.47%	53.26%	52.82%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025)

Tabla 54 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-744.9	66.5	-11.19	< .001	
Coordenadas X	0.000589	0.000026	22.68	< .001	1.10
Coordenadas Y	0.000168	0.000027	6.21	< .001	1.10

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 55 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = -744.9 + 0.000589 coordenadas X + 0.000168 coordenadas Y

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión múltiple con coordenadas geográficas (X = este-oeste; Y = norte-sur) alcanzó su mejor ajuste tras la depuración final de datos,

$$R^2 = .53, F(2, 448) = 257.44, p < .001$$

Esto significa que más de la mitad de la variabilidad térmica superficial en Xalapa puede explicarse únicamente a partir de la localización espacial de las colonias.

La coordenada X fue el predictor más determinante,

$$B = 0.00059, EE = 0.00003, t(448) = 22.68, p < .001, IC 95\% [0.00054, 0.00065]$$

mientras que la coordenada Y mostró un efecto menor pero significativo,

$$B = 0.00017, EE = 0.00003, t(448) = 6.21, p < .001, IC 95\% [0.00011, 0.00022]$$

En conjunto, el modelo sugiere un gradiente térmico este-oeste más pronunciado que norte-sur, lo que coincide con la distribución urbana y topográfica de la ciudad. La eliminación de outliers permitió elevar la capacidad explicativa hasta un R² ajustado del 53.3 %, convirtiendo a este en el modelo espacial más sólido de la investigación.

Tabla 56 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo RII X12
101	38.700	41.407	-2.707	-2.05	R
146	42.500	45.148	-2.648	-2.01	R
239	41.000	43.733	-2.733	-2.07	R
257	38.600	41.381	-2.781	-2.10	R
312	44.000	41.296	2.704	2.04	R
380	41.900	44.650	-2.750	-2.08	R
401	43.600	40.950	2.650	2.00	R

¹¹ R= Residuo grande

447	39.400	42.070	-2.670	-2.02	R
469	39.100	41.879	-2.779	-2.10	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Con base a los modelos anteriormente corridos, se concluye que el modelo de regresión múltiple ha alcanzado su capacidad máxima de ajuste. La exclusión de los outliers permitió mejorar su precisión hasta alcanzar un R^2 ajustado del 53.26%, se asume que, por más que se sigan quitando outliers, el modelo ya no va a crecer más en términos de porcentaje explicativo.

Este resultado indica que las coordenadas geográficas sí tiene un efecto importante sobre la temperatura superficial promedio en Xalapa, pero no es el único factor significativo.

La idea de explorar escenarios en los que se combinen las tres variables principales o, en su caso, se agrupen de dos aquellos modelos cuyo valor de significancia individual no es elevado, con el fin de evaluar si, al correrlo en conjunto, logran explicar de mejor manera la variabilidad de la temperatura superficial en función de las coordenadas geográficas. Este planteamiento permitiría determinar si la relación entre los elementos espaciales y las condiciones ambientales incrementa la capacidad de predecir el modelo.

Tabla 57 Tabla comparativa

Modelo	N (colonias)	R ²	R ² ajustado	F (ANOVA)	p (ANOVA)
1	478	0.4826 (48.26%)	0.4804	221.54	< 0.001
2	462	0.5201 (52.01%)	0.5180	248.71	< 0.001
3	451	0.5347 (53.47%)	0.5326	257.44	< 0.001

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

La tabla 57 muestra que los tres modelos son significativos ($p < 0.001$) y la depuración mejora el ajuste: el R^2 sube de 48.26% (Modelo 1) a 53.47% (Modelo 3) y el F de 221.54 a 257.44; así, el Modelo 3 (R^2 ajustado = 0.5326) es el más estable para predecir LST con coordenadas, aunque el efecto es intermedio.

4.5 Regresión Lineal Múltiple de Temperatura con Coordenadas Geográficas Altitud, Longitud y Latitud

En la tabla 58 donde muestra el análisis de varianza aplicado al modelo de regresión lineal múltiple entre la temperatura superficial promedio y las variables espaciales coordenadas X, Y y la altitud (MSNM), dejan ver resultados estadísticamente significativos para cada uno de las variables.

Análisis de regresión 1: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM

Tabla 58 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	3	1059.98	353.327	155.72	< .001
Coordenadas X	1	468.63	468.633	206.54	< .001
Coordenadas Y	1	35.31	35.313	15.56	
MSNM	1	29.38	29.380	12.95	< .001
Error	474	1075.47	2.269		< .001
Total	477	2135.45			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 59 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.50630	49.64%	49.32%	48.73%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 60 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-786.2	73.1	-10.75	< .001	
Coordenadas X	0.000768	0.000053	14.37	< .001	3.88
Coordenadas Y	0.000124	0.000031	3.95	< .001	1.25
MSNM	0.00643	0.00179	3.60	< .001	4.31

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 61 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Multiple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = -786.2 + 0.000768 coordenadas X + 0.000124 coordenadas Y + 0.00643 MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo que incorpora simultáneamente coordenadas espaciales y altitud presentó un ajuste significativo,

$$R^2 = .49, F(3, 474) = 155.72, p < .001$$

Explicando el 49.3 % de la variabilidad de la temperatura superficial promedio. Todos los predictores fueron estadísticamente significativos:

Coordenada X:

$$B = 0.00077, EE = 0.00005, t(474) = 14.37, p < .001, IC 95\% [0.00066, 0.00087]$$

Coordenada Y:

$$B = 0.00012, EE = 0.00003, t(474) = 3.95, p < .001, IC 95\% [0.00006, 0.00019]$$

MSNM:

$$B = 0.00643, EE = 0.00179, t(474) = 3.60, p < .001, IC 95\% [0.00291, 0.00995]$$

En conjunto, el modelo indica que la altitud y la ubicación espacial contribuyen significativamente a la distribución térmica en Xalapa; sin embargo, la multicolinealidad limita la robustez predictiva respecto a los modelos que emplean coordenadas geográficas de manera independiente.

Tabla 62 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R ¹³ X ¹⁴
17	44.500	45.520	-1.020	-0.69	X
19	38.500	41.574	-3.274	-2.19	R
38	37.600	41.846	-4.246	-2.83	R
75	39.200	42.379	-3.179	-2.14	RX
95	44.000	40.913	3.087	2.05	R
104	37.400	41.246	-3.846	-2.57	R
106	36.100	39.204	-3.104	-2.08	R
110	40.200	43.220	-3.020	-2.01	R
117	38.100	39.279	1.79	-0.79	X
128	37.900	41.389	-3.489	-2.32	R
154	38.400	41.855	-3.455	-2.30	R
176	38.200	42.805	-4.605	-3.06	R
183	36.400	40.889	-4.489	-2.99	R
218	39.600	42.834	-3.234	-2.15	R
240	41.200	44.339	-3.139	-2.10	R
247	42.200	45.243	-3.043	-2.04	R
254	36.200	40.373	-4.173	-2.78	R
287	39.300	42.512	-3.219	-2.14	R
298	39.000	42.025	-3.025	-2.02	R
304	43.200	41.339	1.861	1.26	X
323	40.700	42.932	-2.232	1.50	X
350	38.400	41.536	-3.136	-2.09	R
381	39.500	42.881	-3.381	-2.25	R
420	37.500	40.506	-3.006	-2.01	R
429	38.600	42.594	-3.994	-2.66	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

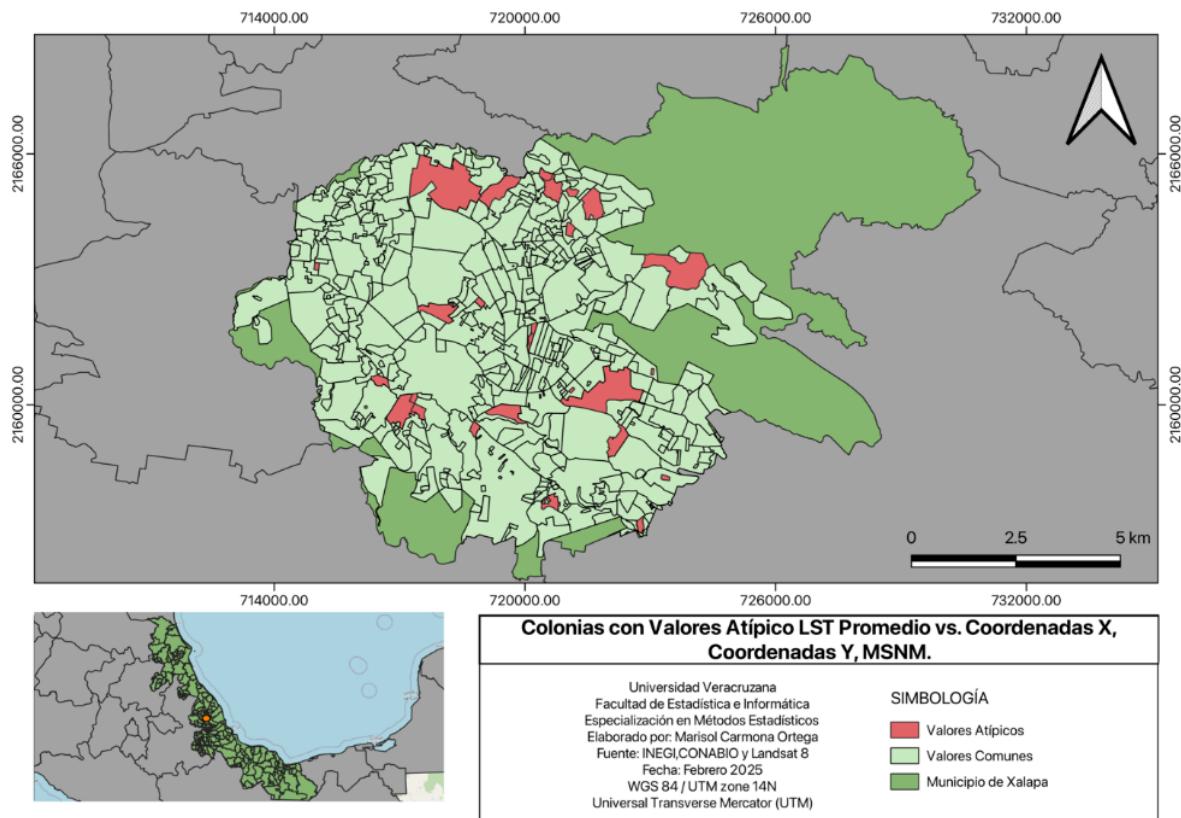
¹³ R= Residuo grande

¹⁴ X= Residuo poco Común

En la figura 35 muestra la distribución espacial de las colonias que presentan valores atípicos (que se encuentran en la tabla 58) en el modelo de regresión lineal múltiple que incorpora coordenadas geográficas (X, Y) y altitud (MSNM) como predictores de la temperatura superficial promedio (LST).

Las zonas resaltadas en rojo corresponden a aquellas observaciones cuyos residuos indican que sus temperaturas difieren significativamente de las estimaciones generadas por el modelo. La dispersión de estos outliers es amplia y no se limita a un sector específico del municipio. A pesar de incorporar una variable topográfica adicional como la altitud, el número y la ubicación de estas anomalías térmicas evidencian que el modelo no logra capturar toda la complejidad del microclima urbano de Xalapa. Esta limitación confirma la necesidad de incluir variables ambientales y urbanas adicionales en futuros modelos para comprender con mayor precisión la distribución espacial de la temperatura.

Figura 35 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y, MSNM.



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Análisis de regresión 2: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM

Con el objetivo de evaluar si existe una mejora en la explicación del comportamiento espacial de la temperatura superficial en la ciudad de Xalapa, se realizó un Modelo de Regresión Lineal Múltiple (MRLM) incorporando no solo la variable altitudinal (MSNM), sino también las coordenadas geográficas X (longitud) y Y (latitud). La integración de estas variables busca captar el efecto del espacio geográfico sobre las variaciones térmicas y determinar si su inclusión mejora la capacidad explicativa del modelo.

El análisis se llevó a cabo en tres momentos, excluyendo gradualmente observaciones atípicas detectadas por el análisis de residuos, lo que permitió comparar la eficiencia y precisión del modelo.

Tabla 63 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Resumen del Modelo				
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)	
1.24488	58.85%	58.56%	58.03%	

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 64 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-729.0	64.8	-11.25	< .001	
Coordenadas X	0.000830	0.000048	17.43	< .001	4.05
Coordenadas Y	0.000075	0.000029	2.62	0.009	1.29
MSNM	0.00937	0.00164	5.71	< .001	4.61

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 65 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Multiple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = -729.0 + 0.000830 coordenadas X + 0.000075 coordenadas Y + 0.00937 MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 66 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	3	959.66	319.885	206.41	< .001
Coordenadas X	1	471.07	471.072	303.97	< .001
Coordenadas Y	1	10.64	10.637	6.86	0.009
MSNM	1	50.50	50.501	32.59	< .001
Error	433	671.03	1.550		
Total	436	1630.69			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo de regresión múltiple que incorpora simultáneamente coordenadas geográficas y altitud mostró un ajuste robusto,

$$R^2 = .59, F(3, 433) = 206.41, p < .001$$

explicando el 58.6 % de la variabilidad térmica en Xalapa.

Todos los predictores fueron estadísticamente significativos, con la coordenada X como el factor más influyente ($B = 0.00083, t = 17.43, p < .001$), seguida de la altitud ($B = 0.00937, t = 5.71, p < .001$) y, en menor medida, la coordenada Y ($B = 0.00008, t = 2.62, p = .009$).

En conjunto, este resultado sugiere que la ubicación espacial (este-oeste y norte-sur) y la altitud contribuyen de manera conjunta y significativa en la distribución térmica urbana. El hallazgo es particularmente relevante porque mejora la capacidad explicativa respecto a los modelos univariados (NDVI o MSNM) y bivariados (coordenadas), confirmando la necesidad de un enfoque multivariado espacial para comprender el fenómeno de las islas de calor en Xalapa.

Tabla 67 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R15 X16
41	39.500	42.092	-2.592	-2.10	R
79	40.700	43.290	-2.590	-2.09	R
119	39.200	41.726	-2.526	-2.04	R
147	38.900	41.482	-2.582	-2.09	R
157	40.400	43.026	-2.626	-2.12	R
184	41.500	44.076	-2.576	-2.08	R
278	39.800	42.392	-2.592	-2.09	R
360	39.000	41.488	-2.488	-2.01	R
406	39.000	41.4126	-2.526	-2.04	R
423	41.600	44.157	-2.557	-2.06	R
437	42.000	44.521	-2.521	-2.04	R
460	43.100	40.536	2.564	2.07	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

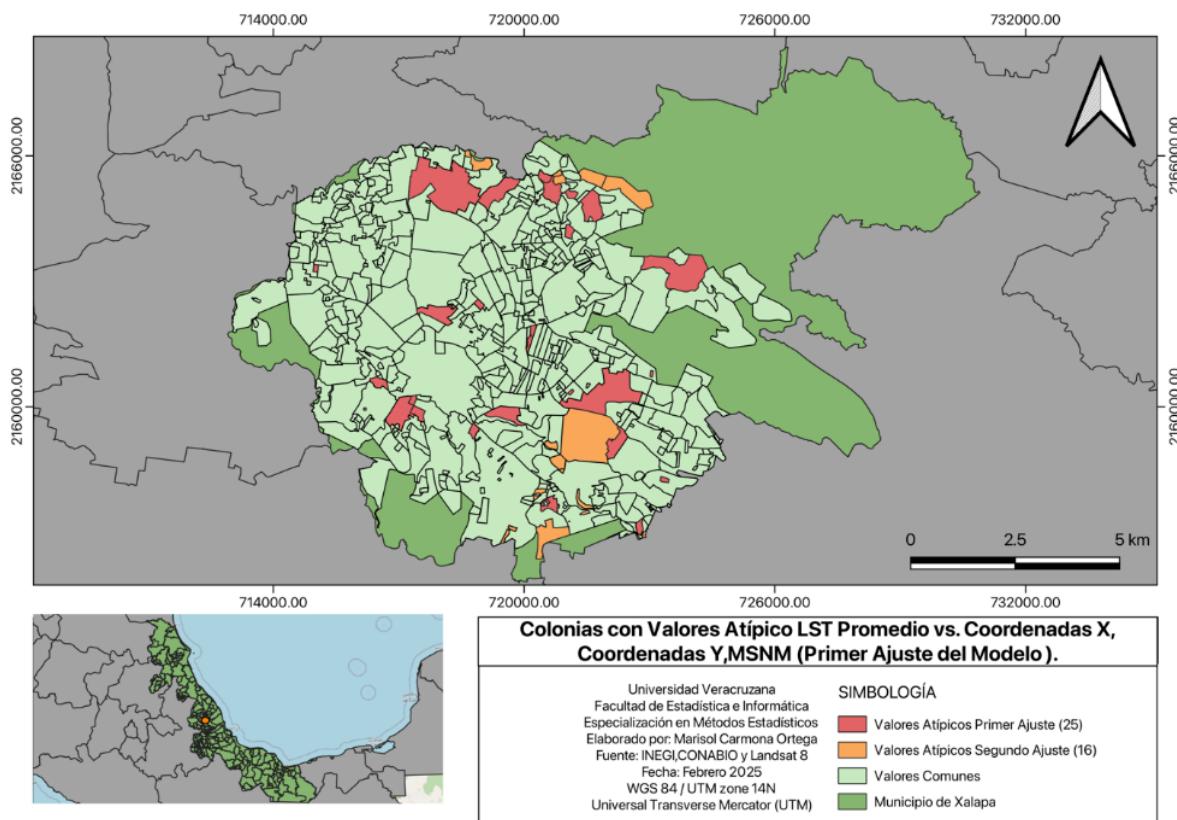
En la tabla 67 se identifican 12 observaciones cuyo residuo estandarizado supera el umbral de ± 2 , lo que indica que estas colonias presentan valores de temperatura superficial que se alejan significativamente de los valores predichos por el modelo. Once de estas observaciones tienen residuos negativos, lo que implica que la temperatura observada fue menor a la predicha. Por el contrario, la observación 460 fue mayor a lo esperado, mostrando un comportamiento térmico anómalo.

La aparición de estos valores atípicos sugiere la existencia de factores no considerados en el modelo, como diferencias en el tipo de cobertura del suelo, humedad local, o microclimas generados por la infraestructura urbana o la vegetación.

¹⁵ R= Residuo grande

Estas observaciones fueron georreferenciadas en la figura 36, donde se observa una concentración espacial en zonas periféricas de la ciudad, especialmente en colonias con mayor presencia de áreas verdes o topografía irregular, lo que refuerza la idea de que la altitud y las coordenadas geográficas por sí solas no logran capturar toda la complejidad espacial del fenómeno térmico urbano.

Figura 36 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y, MSNM(Primer Ajuste).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Análisis de regresión 3: LST vs. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Tras identificar y excluir 53 observaciones atípicas en el tercer modelo, se construyó un cuarto ajuste del MRLM utilizando una base ya depurada. Este nuevo modelo incorpora las coordenadas geográficas (X y Y) y la altitud (MSNM) como predictores de la temperatura superficial promedio (LST), y permitiendo observar si la eliminación de valores extremos puede mejorar la capacidad explicativa del modelo.

Tabla 68 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.18356	62.00%	61.73%	61.21%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 69 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-752.1	63.0	-11.94	< .001	
Coordenadas X	0.000864	0.000046	18.95	< .001	3.99
Coordenadas Y	0.000074	0.000028	2.65	0.008	1.28
MSNM	0.01062	0.00158	6.71	< .001	4.52

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 70 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Multiple.

Ecuación de regresión
LST Promedio = 752.1 + 0.000864 coordenadas X + 0.000074 coordenadas Y + 0.01062 MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 71 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	3	962.24	320.745	228.97	< .001
Coordenadas X	1	503.29	503.289	359.28	< .001
Coordenadas Y	1	9.85	9.846	7.03	0.008
MSNM	1	63.16	63.157	45.09	< .001
Error	421	589.75	1.401		
Total	424	1551.98			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El tercer ajuste del modelo de regresión múltiple confirmó que las variables espaciales contribuyen de manera significativa a la explicación de la variabilidad térmica en Xalapa,

$$R^2 \text{ ajustado} = .617, F(3, 421) = 228.97, p < .001$$

La coordenada X mantuvo el mayor peso explicativo ($B = 0.000864, t = 18.95, p < .001$) , seguida de la altitud ($B = 0.01062, t = 6.71, p < .001$) , mientras que la coordenada Y mostró una influencia menor pero significativa ($B = 0.000074, t = 2.65, p = .008$).

Este modelo representa un avance respecto a los anteriores, al aumentar la capacidad explicativa (de 58.6 % a 61.7 %) y reducir el error estándar de predicción. Si bien aún se detectaron algunos valores atípicos en los residuos, el modelo se considera sólido y confiable para explicar el comportamiento espacial de las islas de calor en Xalapa.

Tabla 72 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

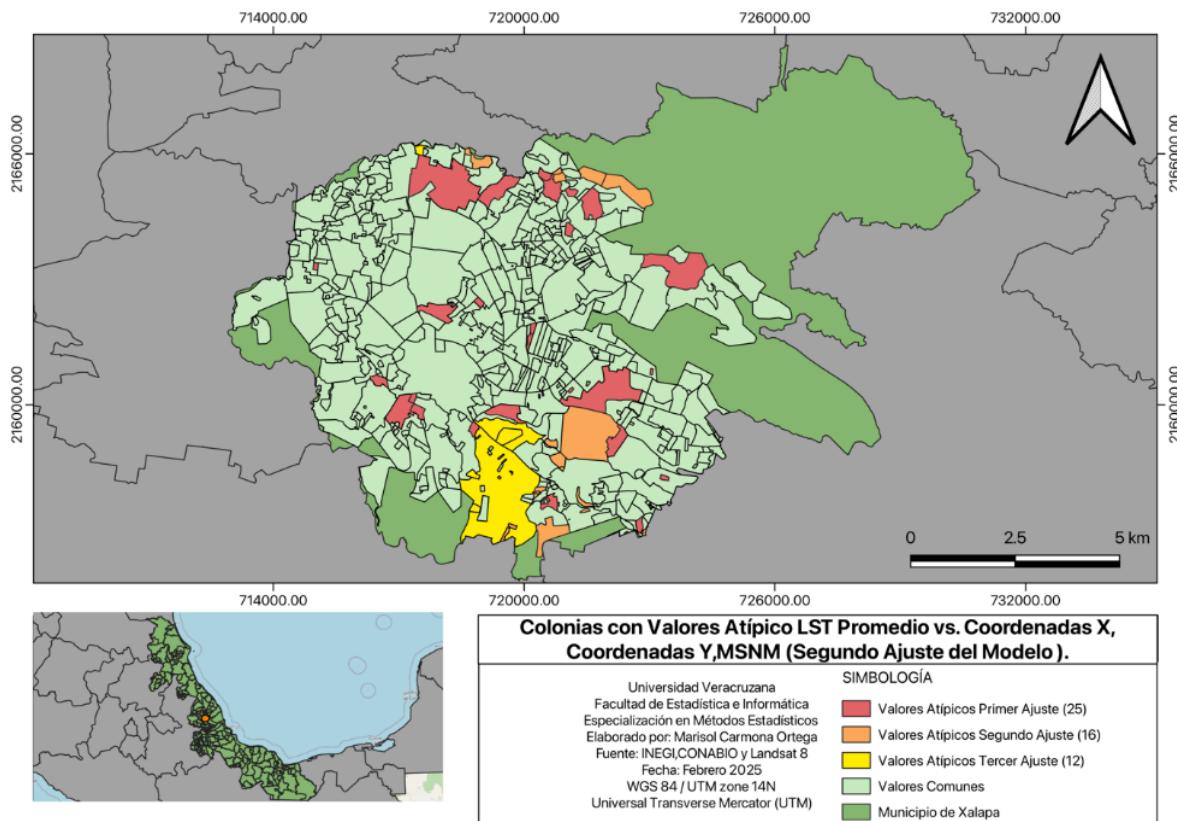
Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R17 X18
5	42.800	40.416	2.384	2.03	R
53	39.100	41.583	-2.483	-2.11	R
62	39.000	41.464	-2.464	-2.09	R
103	39.000	41.534	-2.534	-2.16	R
150	39.600	42.038	-2.438	-2.07	R
189	40.000	42.396	-2.396	-2.03	R
220	41.100	43.525	-2.425	-2.06	R
331	38.900	41.336	-2.4336	-2.07	R
362	40.700	43.232	-2.532	-2.16	R
380	41.900	44.306	-2.406	-2.05	R
396	36.200	38.649	-2.449	-2.09	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El mapa que muestra la figura 37 permite observar que estas observaciones tienden a concentrarse nuevamente en las zonas periféricas de la ciudad de Xalapa, lo cual refuerza la hipótesis de que existen factores micro climáticos o de cobertura vegetal que no están completamente explicados por las variables espaciales y altitudinales del modelo. También se observa una ligera dispersión de valores extremos hacia el centro urbano, posiblemente relacionados con condiciones particulares de urbanización o sombra vegetal.

Este comportamiento reafirma que, si bien el modelo ha mejorado respecto al otro ajuste, aún persisten casos que no pueden ser explicados por el modelo actual, y que requieren análisis más detallado o la incorporación de nuevas variables, como índice de vegetación (NDVI).

Figura 37 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y, MSNM (Segundo Ajuste).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Análisis de regresión 4: LST VS. Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM

Con el objetivo de seguir depurando el modelo e incrementar su precisión, se aplicó un siguiente ajuste excluyendo un total de 64 observaciones atípicas acumuladas en los últimos modelos previos. Esta nueva ejecución del MRLM conserva las mismas variables predictoras que son coordenadas X, coordenadas Y y MSNM, pero sobre un conjunto más homogéneo de observaciones.

Tabla 73 Resumen del MRLM Temperatura vs Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Resumen del Modelo			
S	R-Cuadrado	R-Cuadrado (ajustado)	R-Cuadrado (Predicho)
1.12779	63.64%	63.38%	62.87%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 74 Tabla de valores de Coeficientes.

Coeficientes					
Término	Coeficiente	Coeficiente	Valor T	Valor P	VIF
Constante	-778.4	61.0	-12.76	< .001	
Coordenadas X	0.000872	0.000044	19.79	< .001	3.93
Coordenadas Y	0.000083	0.000027	3.07	0.002	1.27
MSNM	0.01131	0.00154	7.36	< .001	4.43

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 75 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Multiple.

Ecuación de regresión	
LST Promedio= 778.4 + 0.000872 coordenadas X + 0.000083 coordenadas Y + 0.01131 MSNM	
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).	

Tabla 76 Análisis de Varianza del LST Promedio VS Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Análisis de Varianza					
Fuente	GL	SC Ajustado	MC Ajustado	Valor F	Valor P
Regresión	3	912.80	304.266	239.22	< .001
Coordenadas X	1	498.21	498.212	391.70	< .001
Coordenadas Y	1	12.00	12.004	9.44	0.002
MSNM	1	68.99	68.989	54.24	< .001
Error	410	521.48	1.272		
Total	413	1434.28			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El ultimo ajuste del modelo mostró el mejor desempeño hasta ahora:

$$R^2 \text{ ajustado} = .634, F(3, 410) = 239.22, p < .001, S = 1.13 ^\circ C$$

Esto significa que el modelo logra explicar más del 63 % de la variabilidad térmica en la ciudad, reduciendo el error estándar de predicción. La coordenada X mantiene la mayor influencia ($B = 0.000872, t = 19.79, p < .001$), lo que sugiere un claro gradiente térmico en el eje este-oeste. La altitud (MSNM) también adquiere un papel relevante ($B = 0.01131, t = 7.36, p < .001$), confirmando que la topografía condiciona los patrones de calor urbano.

Finalmente, aunque en menor medida, la coordenada Y también contribuye de manera significativa ($B = 0.000083, t = 3.07, p = .002$).

En conjunto, este modelo es el más sólido y estable, lo que lo convierte en la mejor representación del comportamiento espacial de la temperatura en Xalapa.

Tabla 77 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

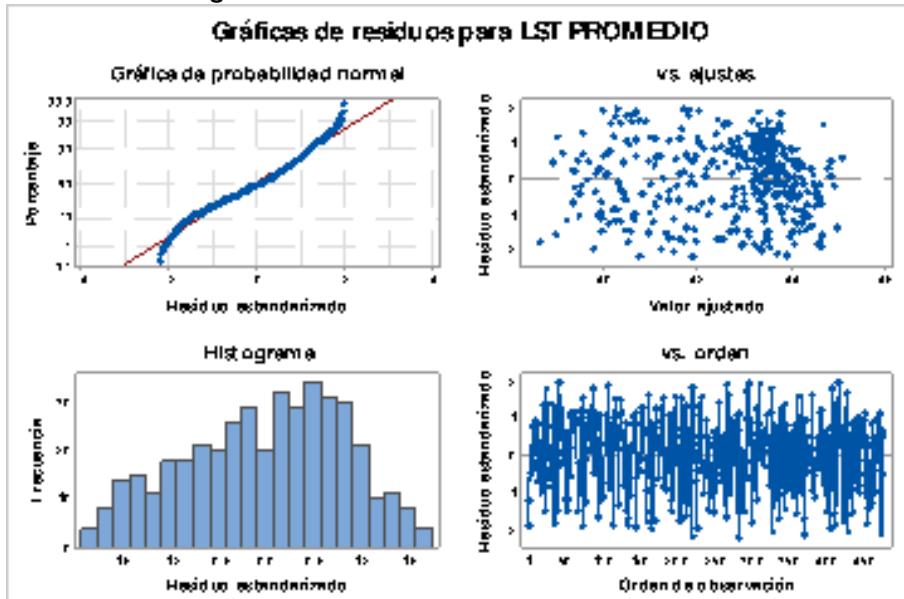
Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R ¹⁹ X ²⁰
221	38.300	40.762	-2.462	-2.20	R
282	39.400	41.894	-2.494	-2.23	R
330	41.100	43.368	-2.268	-2.04	R
372	41.500	43.910	-2.410	-2.15	R
430	39.200	41.511	-2.311	-2.06	R
461	43.400	44.978	-1.578	-1.42	X
475	41.300	43.699	-2.399	-2.14	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

¹⁹ R= Residuo grande²⁰ X= Residuo poco Común

Después de aplicar el quinto ajuste al modelo, excluyendo 64 observaciones atípicas acumuladas en los ajustes anteriores, se identificaron 7 nuevas observaciones con residuos estandarizados fuera del rango de ± 2 , lo que indica que aún existen valores que no se ajustan adecuadamente a la predicción del modelo.

Figura 38 Gráfica de Residuos de LST Promedio



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Con el fin de validar el Modelo de Regresión Lineal Múltiple aplicado a la Temperatura Superficial Terrestre, se analizaron las gráficas de residuos generadas tras el último ajuste del modelo. En conjunto, las gráficas de residuos del último ajuste muestran un cumplimiento aceptable de los supuestos clásicos del modelo lineal. Aunque persisten ligeras desviaciones en los extremos de la normalidad, no son lo suficientemente pronunciadas como para invalidar los resultados del modelo. En este sentido, el MRLM ajustado puede considerarse estadísticamente significativo para explicar el comportamiento de la temperatura superficial Terrestre en función de las coordenadas geográficas y la altitud.

Tras cinco ajustes al Modelo de Regresión Lineal Múltiple y la exclusión de un total de 64 observaciones atípicas, se observa que el valor del coeficiente de determinación ajustado alcanzó un 63.38%, y el R-cuadrado predicho llegó a 62.87%. Estos valores representan una mejora respecto al modelo inicial (R^2 ajustado: 58.56%), los incrementos entre ajustes ya no son suficientemente grandes como para justificar nuevas eliminaciones de datos.

Se concluye que, aunque existen aún algunos valores atípicos, la mejora del modelo ha alcanzado un buen valor. Por tanto, se asume que, aunque se sigan eliminando outliers, el modelo ya no crecerá significativamente.

Esto sugiere que la siguiente etapa metodológica debe enfocarse en la incorporación de una nueva variable explicativa como índice de vegetación para atender la heterogeneidad urbana de la ciudad de Xalapa.

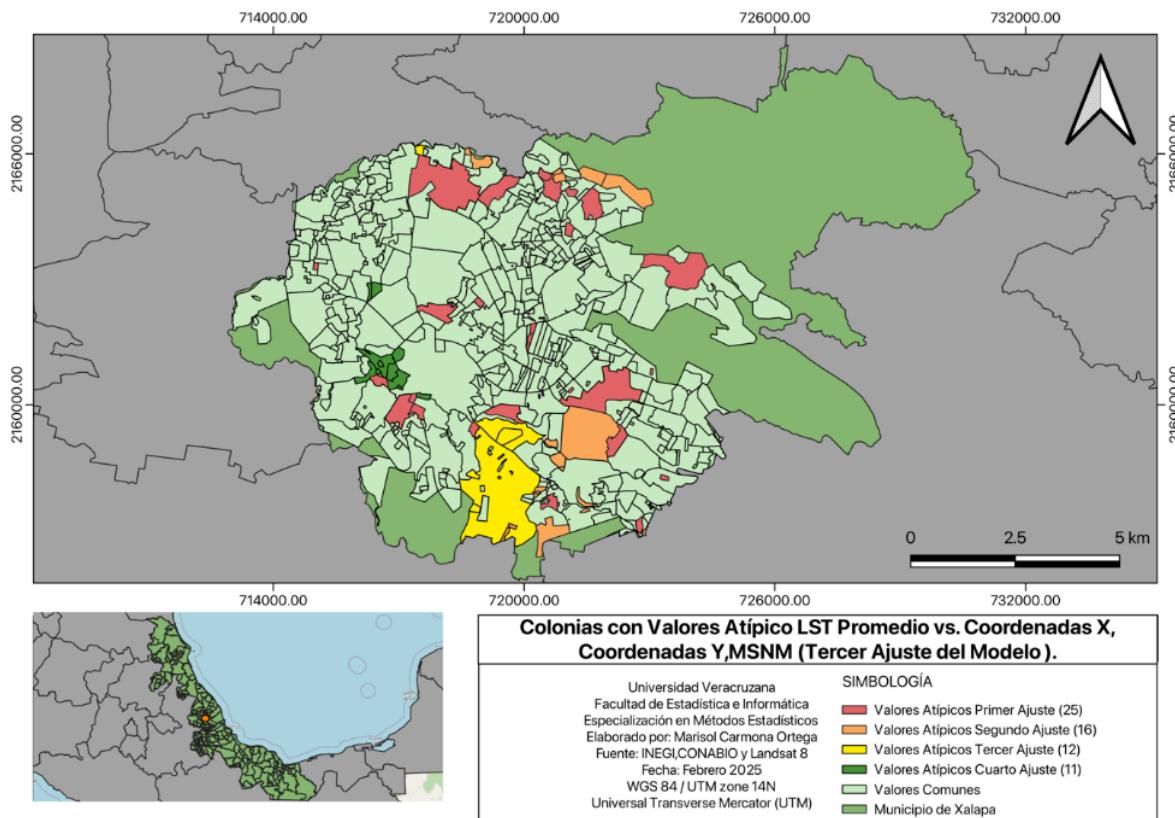
Tabla 78 Tabla comparativa

Modelo	N (colonias)	R ²	R ² ajustado	F (ANOVA)	p (ANOVA)
1	478	0.4964	0.4932	155.72	< 0.001
2	437	0.5885	0.5856	206.41	< 0.001
3	425	0.6200	0.6173	228.97	< 0.001
4	414	0.6364	0.6338	239.22	< 0.001

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Los cuatro modelos son significativos ($p < 0.001$) y mejoran progresivamente con la depuración: el R^2 sube de 0.4964 a 0.6364 y el R^2 ajustado de 0.4932 a 0.6338, mientras el F aumenta de 155.72 a 239.22; por ello, el Modelo 4 ($N = 414$) ofrece el mejor ajuste y mayor capacidad explicativa para la LST con las variables consideradas.

Figura 39 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs Coordenadas X, Coordenadas Y, MSNM (Tercer Ajuste).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

4.6 Correlación Múltiple de Temperatura con NDVI, Coordenadas Geográficas Latitud y Longitud, MSNM.

Con el objetivo de mejorar la capacidad explicativa del modelo respecto a la temperatura superficial Terrestre (LST), se agregó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) como una variable predictora extra. Este indicador representa el promedio del índice de vegetación en una zona determinada, lo cual tiene un efecto directo sobre la regulación térmica del entorno. Se aplicó un Modelo de Regresión Lineal Múltiple incorporando NDVI, las coordenadas espaciales (X y Y) y la altitud (MSNM) como variables independientes.

Tabla 79 Resumen del MRLS Temperatura vs MSNM.

S	R-cuad.	R-cuad. ajustado	R-cuad. pred.
0.92602	81.01%	80.85%	80.57%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 80 Tabla de valores de Coeficientes.

Término	Coef.	EE del coef.	Valor T	Valor p	VIF
Constante	-469.2	46.4	-10.12	< .001	
NDVI	-21.021	0.752	-27.95	< .001	1.14
Coordenadas X	0.000450	0.000035	12.93	< .001	4.34
Coordenadas Y	0.000089	0.000019	4.63	< .001	1.25
MSNM	-0.00108	0.00113	-0.96	0.339	4.57

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 81 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión
LST = -469.2 - 21.021 NDVI + 0.000450 COORDENADAS X + 0.000089 COORDENADAS Y - 0.00108 MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 82 Tabla de Análisis de Varianza.

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	4	1729.85	432.463	504.33	< .001
NDVI	1	669.87	669.873	781.19	< .001
Coordenadas X	1	143.43	143.428	167.26	< .001
Coordenadas Y	1	18.34	18.343	21.39	< .001
MSNM	1	0.79	0.785	0.92	0.339
Error	473	405.60	0.858		
Total	477	2135.45			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El modelo final integrador explicó un 81% de la variabilidad en la temperatura superficial terrestre (LST)

$$(R^2 \text{ ajustado} = .809, F(4, 473) = 504.33, p < .001, S = 0.93 ^\circ C)$$

Entre los predictores, el NDVI fue el más influyente ($B = -21.02, t = -27.95, p < .001$), lo que confirma que la cobertura vegetal actúa como un factor termorregulador clave en la ciudad de Xalapa.

Las coordenadas espaciales también resultaron significativas: la coordenada X ($B = 0.00045, t = 12.93, p < .001$) mantuvo un fuerte gradiente térmico longitudinal, mientras que la coordenada Y ($B = 0.000089, t = 4.63, p < .001$) mostró un efecto secundario, pero significativo.

En contraste, la altitud (MSNM) no fue significativa ($B = -0.00108, p = .339$), lo que sugiere que su efecto sobre la temperatura queda absorbido por las demás variables, en particular por el NDVI y la posición geográfica.

En conjunto, este modelo es el más robusto de todo el análisis, permitiendo estimar con alta precisión la temperatura superficial a escala de colonia y evidenciando que la cobertura vegetal es el predictor principal del comportamiento térmico urbano, en interacción con la localización espacial.

Tabla 83 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

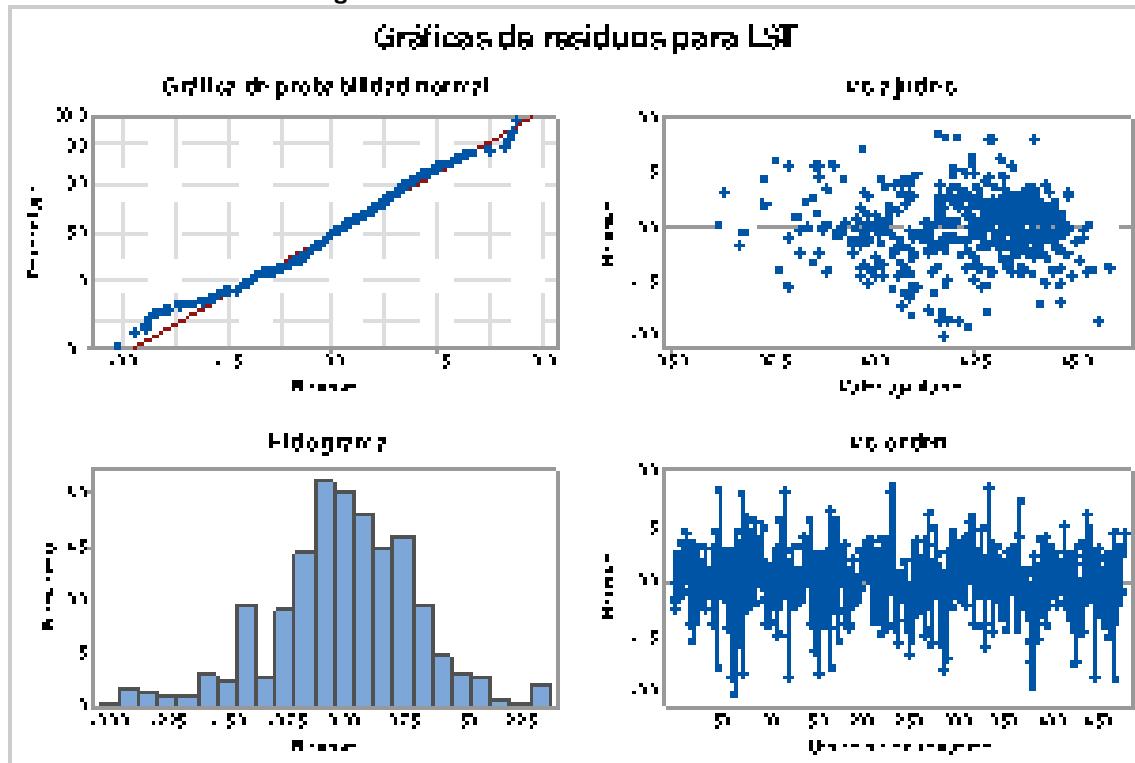
Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R X
38	37.600	37.911	-0.311	-0.34	X
48	40.400	42.790	-2.390	-2.59	R
49	44.300	41.756	2.544	2.79	R
62	39.000	41.632	-2.632	-2.86	R
64	38.600	41.682	-3.082	-3.34	R
68	42.100	40.715	1.385	1.52	X
73	46.400	43.934	2.466	2.68	R
75	39.200	41.749	-2.549	-2.79	R
79	40.700	38.971	1.729	1.90	X
118	45.400	42.956	2.444	2.66	R
123	42.900	45.552	-2.652	-2.88	R
150	39.600	41.490	-1.890	-2.05	R
154	38.400	40.890	-2.490	-2.70	R
166	44.400	42.423	1.977	2.15	R
167	39.000	41.371	-2.371	-2.57	R
231	45.300	42.829	2.471	2.68	R
233	44.200	41.577	2.623	2.84	R
252	38.900	40.896	-1.996	-2.16	R
272	45.000	43.114	1.886	2.05	R
287	39.300	41.680	-2.380	-2.58	R
292	42.500	44.607	-2.107	-2.29	R
304	43.200	42.188	1.012	1.12	X

323	40.700	39.865	0.835	0.92	X
334	44.600	42.041	2.559	2.78	R
368	41.900	39.689	2.211	2.40	R
380	41.900	44.093	-2.193	-2.38	R
381	39.500	42.340	-2.840	-3.08	R
425	38.500	40.705	-2.205	-2.40	R
439	39.400	37.540	1.860	2.03	R
447	39.400	42.053	-2.653	-2.87	R
469	39.100	41.778	-2.678	-2.90	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Se identificaron múltiples observaciones con residuos estandarizados superiores a ± 2 , considerados valores atípicos. En total, se detectaron 31 observaciones con residuo entre tipo R y X.

Figura 40 Gráfica de Residuos de LST Promedio

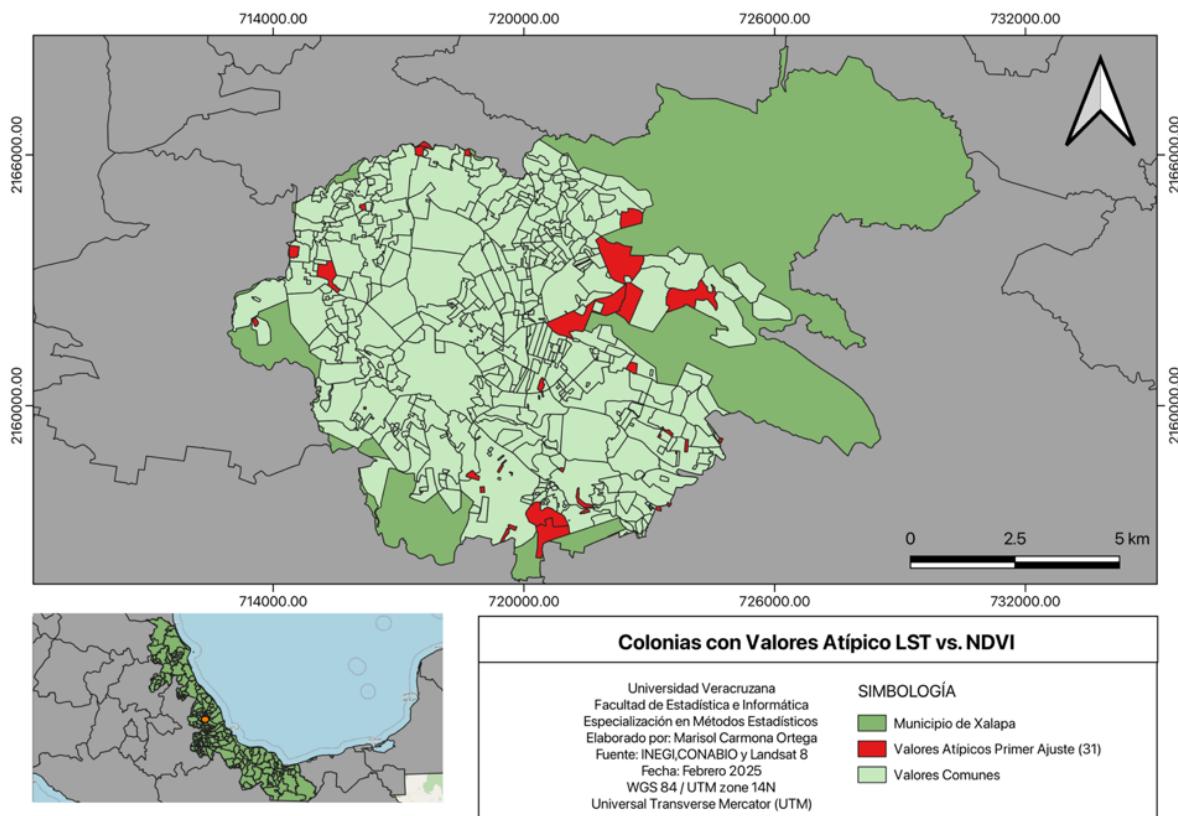


Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Las gráficas de residuos permiten evaluar si el modelo de regresión lineal múltiple cumple con los supuestos clásicos. En la gráfica de probabilidad normal, los residuos se alinean parcialmente con la línea diagonal, lo cual sugiere una distribución aproximadamente normal, aunque con ligeras desviaciones en los extremos, en el histograma refuerza esta observación al mostrar una distribución simétrica con ligera concentración en los residuos negativos. En la gráfica de residuos estandarizados vs. valores ajustados, no se observa una forma definida ni patrones sistemáticos, lo cual indica que la varianza de los errores es constante y hay homocedasticidad. Finalmente, la gráfica de residuos estandarizados vs. al

orden de observación muestra una dispersión aleatoria, lo que sugiere que no hay autocorrelación en los errores. En conjunto, estas gráficas indican que el modelo es estadísticamente válido y cumple los supuestos.

Figura 41 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs NDVI, coordenadas X, coordenadas Y y MSNM.



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

El mapa muestra la distribución espacial de los valores atípicos del LST con base en el modelo de regresión lineal múltiple ajustado con NDVI, coordenadas X, coordenadas Y y MSNM. Las colonias marcadas en rojo representan los outliers anteriormente mostrados en la tabla 78, es decir, son observaciones con residuos estandarizados fuera del rango aceptado de mayores a ± 2 . Estas colonias atípicas tienden a localizarse en distintas zonas de la mancha urbana, con un patrón geográfico sobre la periferia.

Análisis de regresión 2: LST VS. NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Tabla 84 Resumen del MRLS Temperatura vs MSNM.

S	R-cuad.	R-cuad. ajustado	R-cuad. pred.
0.74061	87.25%	87.14%	86.94%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 85 Tabla de valores de Coeficientes.

Término	Coef.	EE del coef.	Valor T	Valor p	VIF
Constante	-388.7	38.8	-10.01	< .001	
NDVI	-22.230	0.637	-34.89	< .001	1.16
COORDENADAS X	0.000448	0.000029	15.22	< .001	4.52
COORDENADAS Y	0.000052	0.000017	3.12	0.002	1.28
MSNM	-0.000126	0.000974	-0.13	0.897	4.80

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 86 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión
LST = -388.7 - 22.230 * NDVI + 0.000448 COORDENADAS X + 0.000052 COORDENADAS Y - 0.000126 MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 87 Análisis de Varianza del LST VS NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	4	1659.51	414.878	756.37	< .001
NDVI	1	667.73	667.735	1217.36	< .001
COORDENADAS X	1	127.01	127.009	231.55	< .001
COORDENADAS Y	1	5.34	5.336	9.73	0.002
MSNM	1	0.01	0.009	0.02	0.897
Error	442	242.44	0.549		
Total	446	1901.95			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El segundo modelo ajustado presentó un desempeño notablemente superior al primero, explicando el 87.1 % de la variabilidad en la temperatura superficial (R^2 ajustado = .871, $F(4, 442) = 756.37, p < .001, S = 0.74 ^\circ C$).

El NDVI se mantuvo como el predictor más influyente ($B = -22.23, t = -34.89, p < .001$), lo que refuerza la evidencia de que la cobertura vegetal es el principal regulador térmico en la ciudad de Xalapa.

Las coordenadas X también fueron significativas ($B = 0.000448, t = 15.22, p < .001$), lo que indica un gradiente térmico longitudinal marcado (este-oeste), mientras que las coordenadas Y mostraron un efecto secundario, aunque igualmente significativo ($B = 0.000052, t = 3.12, p = .002$).

En contraste, la altitud (MSNM) no presentó significancia estadística ($B = -0.00013, p = .897$), lo cual sugiere que su efecto sobre la temperatura queda absorbido por la vegetación y la localización espacial.

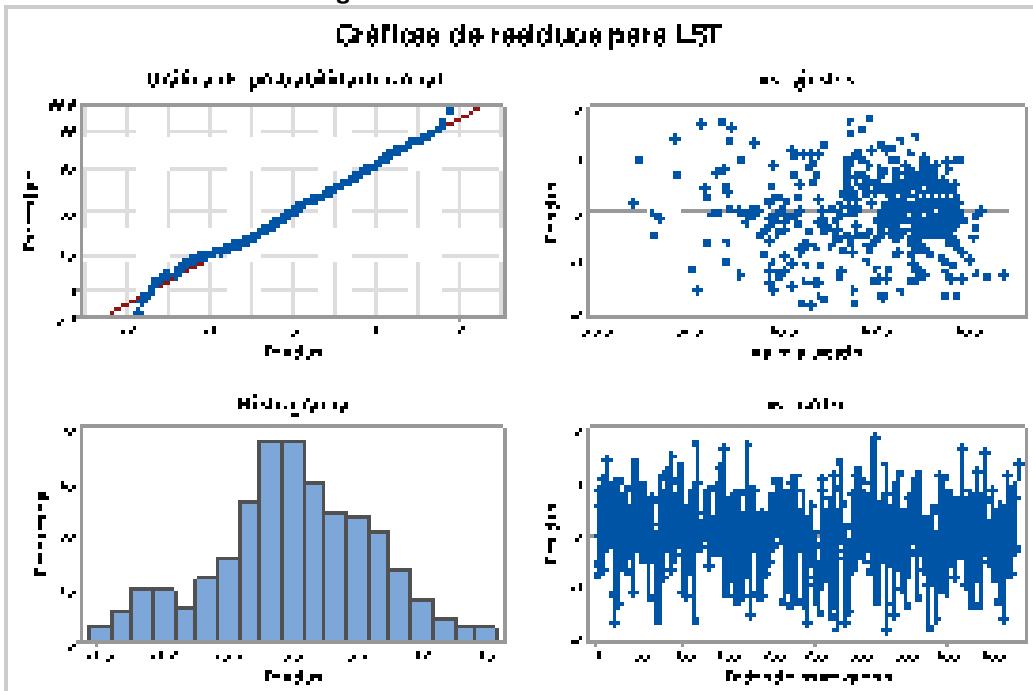
Este segundo ajuste, tras eliminar observaciones atípicas, se consolida como un modelo más preciso y estable que el primero, evidenciando que la cobertura vegetal y la posición espacial explican de manera robusta el comportamiento térmico urbano.

Tabla 88 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R X
13	38.6000	37.1361	1.4639	2.00	R
21	39.3000	40.9974	-1.6974	-2.31	R
70	41.1000	42.7552	-1.6552	-2.25	R
86	45.1000	43.5631	1.5369	2.09	R
112	41.0000	42.6570	-1.6570	-2.25	R
113	40.2000	38.3953	1.8047	2.45	R
145	40.3000	38.6183	1.6817	2.30	R
172	39.6000	37.8189	1.7811	2.43	R
176	38.2000	39.7330	-1.5330	-2.09	R
239	41.0000	42.7001	-1.7001	-2.31	R
240	41.2000	40.9591	0.2409	0.33	X
254	36.2000	37.7380	-1.5380	-2.10	R
266	40.3000	41.8884	-1.5884	-2.15	R
273	38.7000	40.5200	-1.8200	-2.47	R
282	39.4000	41.1206	-1.7206	-2.34	R
286	38.8000	40.2809	-1.4809	-2.01	R
314	43.6000	41.7936	1.8064	2.45	R
317	44.2000	42.3153	1.8847	2.55	R
331	38.9000	40.7606	-1.8606	-2.52	R
338	41.6000	43.1629	-1.5629	-2.13	R
378	40.1000	41.9028	-1.8028	-2.45	R
386	43.0000	44.6554	-1.6554	-2.24	R
416	43.8000	42.1463	1.6537	2.24	R
441	43.4000	41.8260	1.5740	2.13	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

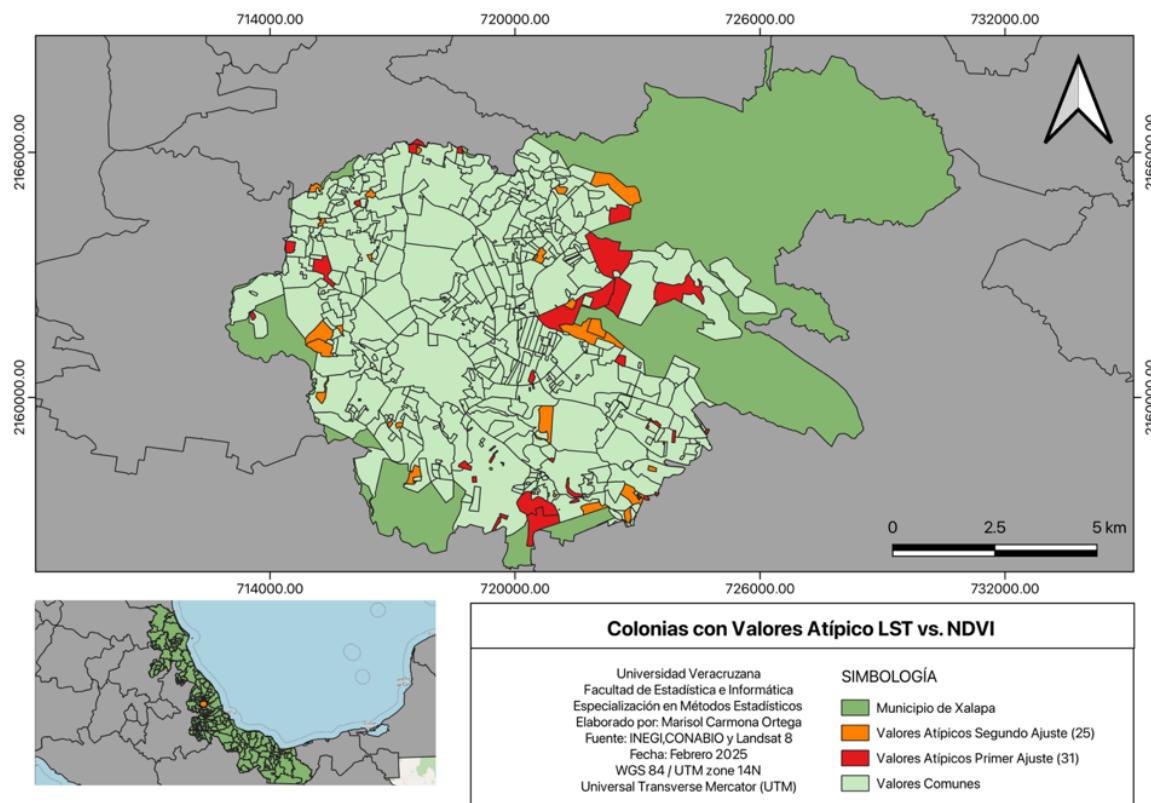
Figura 42 Gráfica de Residuos de LST



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Las gráficas de residuos muestran un comportamiento general adecuado para los supuestos del modelo de regresión lineal. La gráfica de probabilidad normal sugiere que los residuos se aproximan a una distribución normal, aunque se observan ligeras desviaciones en los extremos. El diagrama de dispersión de residuos estandarizados vs valores ajustados muestra una nube sin forma definida, lo que indica homocedasticidad y ausencia de patrones sistemáticos. El histograma de residuos estandarizados tiene forma aproximadamente simétrica, lo que refuerza la suposición de normalidad y por último, la gráfica de residuos estandarizados vs orden de observación no evidencia patrones temporales ni autocorrelación evidente, lo cual también es favorable. En conjunto, las gráficas indican que el modelo presenta un buen ajuste general.

Figura 43 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs NDVI, coordenadas X, coordenadas Y y MSNM (Segundo Ajuste).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

El mapa muestra la distribución espacial de los valores atípicos del modelo ajustado de LST en función de NDVI, coordenadas geográficas y altitud (MSNM). Las colonias destacadas en rojo corresponden a observaciones atípicas en el primer ajuste, mientras que las en color naranja representan nuevas observaciones detectadas como outliers en este segundo modelo. Se observa una mayor concentración de valores atípicos en los márgenes de la mancha urbana, especialmente al norte y zonas periféricas, lo cual puede relacionarse con condiciones micro climáticas locales, diferencias en el tipo de vegetación o interferencias por usos de suelo no homogéneos.

Análisis de regresión 3: LST VS. NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Tabla 89 Resumen del MRLM Temperatura vs NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

S	R-cuad.	R-cuad. ajustado	R-cuad. pred.
0.64479	89.93%	89.83%	89.67%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 90 Tabla de valores de Coeficientes.

Término	Coef.	EE del coef.	Valor T	Valor p	VIF
Constante	-361.5	35.2	-10.27	< .001	
NDVI	-22.981	0.580	-39.63	< .001	1.15
Coordenadas X	0.000452	0.000027	16.89	< .001	4.52
Coordenadas Y	0.000038	0.000015	2.52	0.012	1.27
MSNM	0.000548	0.000873	0.63	0.530	4.78

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 91 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión
LST = -361.5 - 22.981 * NDVI + 0.000452 * COORDENADAS X + 0.000038 * COORDENADAS Y + 0.000548 * MSNM

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 92 Análisis de Varianza del LST VS NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	4	1547.50	386.875	930.54	< .001
NDVI	1	652.91	652.909	1570.42	< .001
Coordenadas X	1	118.63	118.629	285.33	< .001
Coordenadas Y	1	2.64	2.644	6.36	0.012
MSNM	1	0.16	0.164	0.39	0.530
Error	417	173.37	0.416		
Total	421	1720.87			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El tercer modelo de regresión múltiple alcanzó el mejor desempeño observado hasta ahora, con un R^2 ajustado = .898, $F(4, 417) = 930.54, p < .001, S = 0.64 ^\circ C$, lo que indica que cerca del 90 % de la variabilidad en la temperatura superficial terrestre (LST) puede explicarse por el NDVI, las coordenadas geográficas y la altitud.

El NDVI fue nuevamente el predictor más influyente ($B = -22.98, t = -39.63, p < .001$), confirmando que la cobertura vegetal es el factor más determinante en la regulación térmica urbana. Las coordenadas X también resultaron altamente significativas ($B = 0.000452, t = 16.89, p < .001$), lo que refleja un gradiente espacial longitudinal marcado, mientras que las coordenadas Y presentaron un efecto secundario pero significativo ($B = 0.000038, t = 2.52, p = .012$).

En contraste, la altitud (MSNM) no fue estadísticamente significativa ($p = .530$), lo que sugiere que su efecto sobre la temperatura queda minimizado al considerar simultáneamente la vegetación y la ubicación espacial.

En conjunto, este tercer ajuste representa el modelo más robusto y confiable, consolidando la evidencia de que la temperatura superficial en Xalapa responde principalmente a la cobertura vegetal y a la localización espacial de las colonias, mientras que la altitud tiene un rol marginal en presencia de estas variables.

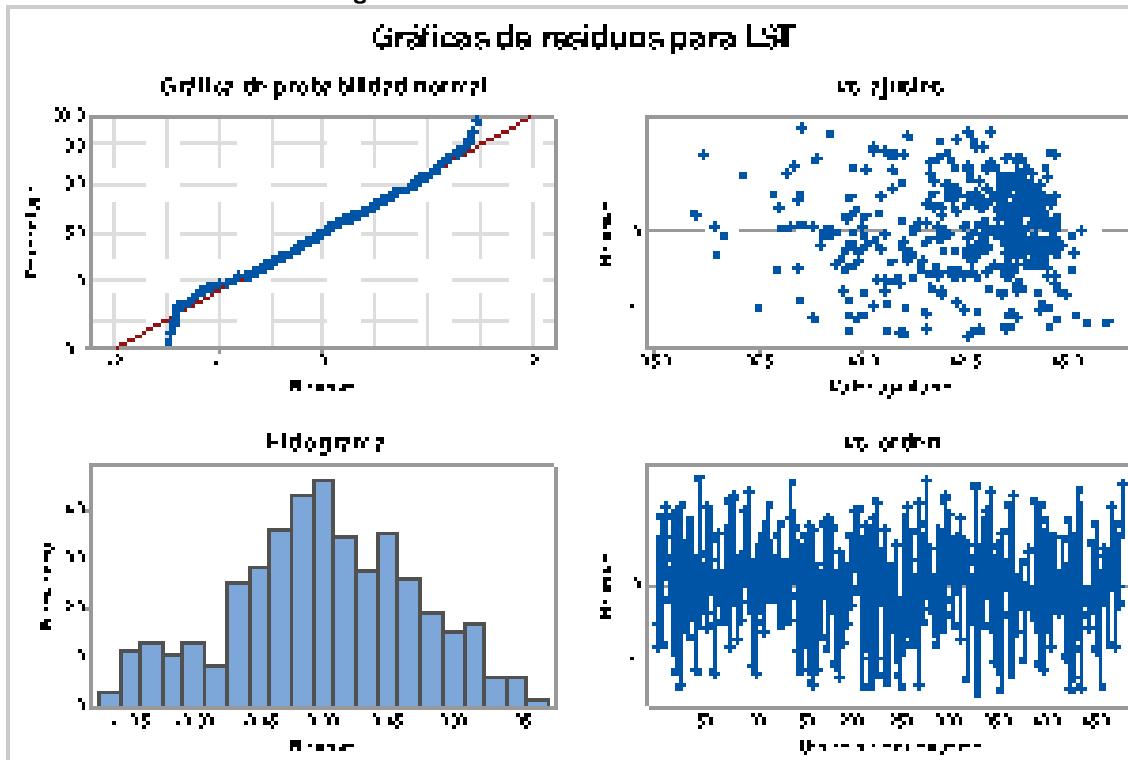
Tabla 93 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R X
24	41.5000	42.8925	-1.3925	-2.18	R
44	40.0000	38.5442	1.4558	2.28	R
106	36.1000	36.4465	-0.3465	-0.55	X
117	38.1000	38.0392	0.0608	0.10	X
139	44.0000	42.6096	1.3904	2.17	R
161	43.2000	44.5551	-1.3551	-2.11	R
213	41.3000	42.7140	-1.4140	-2.21	R
221	38.3000	39.7016	-1.4016	-2.19	R
236	42.3000	43.6562	-1.3562	-2.11	R
251	39.6000	41.0054	-1.4054	-2.19	R
268	42.1000	43.4801	-1.3801	-2.16	R
277	44.6000	43.1804	1.4196	2.21	R
319	44.2000	45.4969	-1.2969	-2.02	R
328	42.5000	41.1549	1.3451	2.10	R
330	41.1000	42.5854	-1.4854	-2.33	R
344	43.2000	41.9200	1.2800	2.00	R
353	39.6000	41.0566	-1.4566	-2.28	R
426	39.5000	40.9360	-1.4360	-2.24	R
434	43.6000	42.3112	1.2888	2.01	R
436	39.2000	40.6092	-1.4092	-2.19	R
457	40.2000	41.5975	-1.3975	-2.18	R
478	40.6000	39.2233	1.3767	2.15	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En las gráficas de residuos se observa que los residuos presentan una distribución aproximadamente normal, como se muestra en la gráfica de probabilidad normal y el histograma, lo cual respalda el cumplimiento del supuesto de normalidad. El gráfico de residuos vs valores ajustados revela una dispersión homogénea con homocedasticidad, sin evidencias claras de patrones sistemáticos. Finalmente, el gráfico de residuos vs el orden de observación no muestra tendencias marcadas, lo que sugiere independencia de los residuos. En conjunto, estas gráficas respaldan la validez del modelo ajustado, aunque persisten algunos valores atípicos. El modelo explica el 89.83 % de la variabilidad de la temperatura superficial promedio, utilizando el 88 % de los datos totales disponibles.

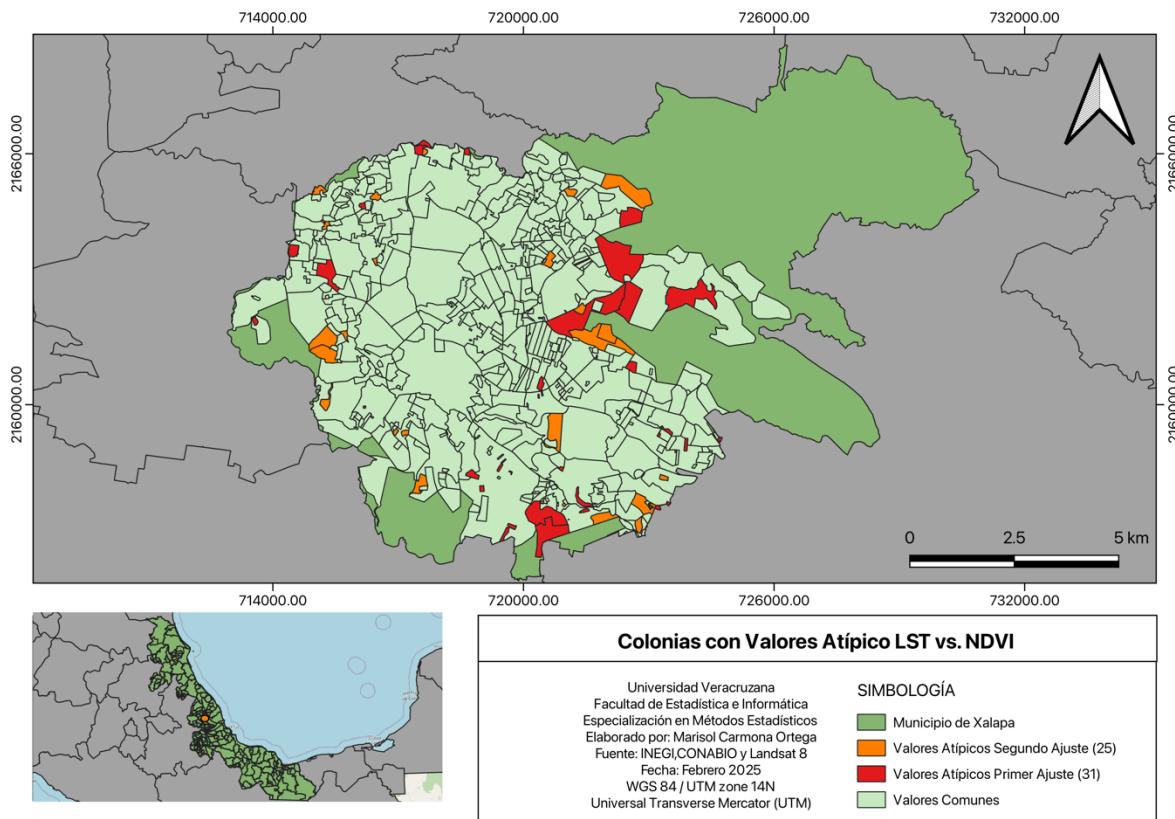
Figura 44 Gráfica de Residuos de LST



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El mapa permite observar la distribución espacial de las colonias de Xalapa con valores atípicos en la relación entre temperatura superficial promedio (LST), vegetación (NDVI), altitud (MSNM) y coordenadas geográficas (X, Y), resultado del segundo ajuste del modelo de regresión lineal múltiple. Las colonias marcadas en rojo y naranja presentan valores atípicos, es decir, registran temperaturas anormalmente considerando su nivel de vegetación y altitud, lo cual podría indicar áreas con alteraciones térmicas significativas. Las colonias en verde representan valores comunes, es decir, sin desviaciones significativas del modelo.

Figura 45 Mapa de Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs NDVI, coordenadas X, coordenadas Y y MSNM (Segundo Ajuste).



Fuente: Landsat e INEGI (2025), elaboración propia.

Análisis de regresión 4: LST VS. NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Tabla 94 Resumen del MRLM Temperatura vs NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

S	R-cuad.	R-cuad. ajustado	R-cuad. pred.
0.58150	91.51%	91.42%	91.28%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 95 Tabla de valores de Coeficientes.

Término	Coef.	EE del coef.	Valor T	Valor p	VIF
Constante	-323.3	33.0	-9.79	< .001	
NDVI	-23.484	0.536	-43.82	< .001	1.13
Coordenadas X	0.000452	0.000025	17.78	< .001	4.65
Coordenadas Y	0.000020	0.000014	1.43	0.154	1.25
MSNM	0.001027	0.000824	1.25	0.213	4.89

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 96 Valor de la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple.

Ecuación de regresión

$$\text{LST} = -323.3 - 23.484 \times \text{NDVI} + 0.000452 \times \text{COORDENADAS X} + 0.000020 \times \text{COORDENADAS Y} + 0.001027 \times \text{MSNM}$$

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tabla 97 Análisis de Varianza del LST VS NDVI, Coordenadas X, coordenadas Y, MSNM.

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	4	1439.68	359.919	1064.40	< .001
NDVI	1	652.91	652.909	1920.25	< .001
Coordenadas X	1	106.91	106.908	316.16	< .001
Coordenadas Y	1	0.69	0.690	2.04	0.154
MSNM	1	0.53	0.526	1.56	0.213
Error	395	133.57	0.338		
Total	399	1573.24			

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El cuarto modelo de regresión múltiple representó la versión más ajustada y precisa obtenida en este estudio. Tras eliminar 77 observaciones atípicas, se logró un incremento notable en la capacidad explicativa (R^2 ajustado = .914, $F(4, 395) = 1064.40, p < .001, S = 0.58 ^\circ C$), lo que significa que más del 91 % de la variabilidad en la temperatura superficial (LST) se explica por la cobertura vegetal (NDVI), la ubicación espacial (coordenadas X y Y) y la altitud.

El NDVI fue nuevamente el predictor más influyente ($B = -23.48, t = -43.82, p < .001$), confirmando que la vegetación es el factor clave en la reducción de la temperatura superficial. La coordenada X también mostró un efecto fuerte y estadísticamente significativo ($B = 0.000452, t = 17.78, p < .001$), evidenciando un gradiente espacial este-oeste en la distribución térmica. En contraste, las coordenadas Y ($p = .154$) y la altitud (MSNM, $p = .213$) no resultaron significativas, aunque se mantuvieron en el modelo por su valor contextual y su aporte en el control espacial.

Este ajuste mostró además la menor media cuadrática del error ($MCE = 0.34$) de todos los modelos, lo que indica una alta precisión en las predicciones. En conjunto, los resultados consolidan la hipótesis de que la cobertura vegetal es el regulador principal de la temperatura urbana, mientras que las variables espaciales longitudinales refuerzan los patrones térmicos a escala urbana, y la altitud pierde significancia estadística en presencia de estas.

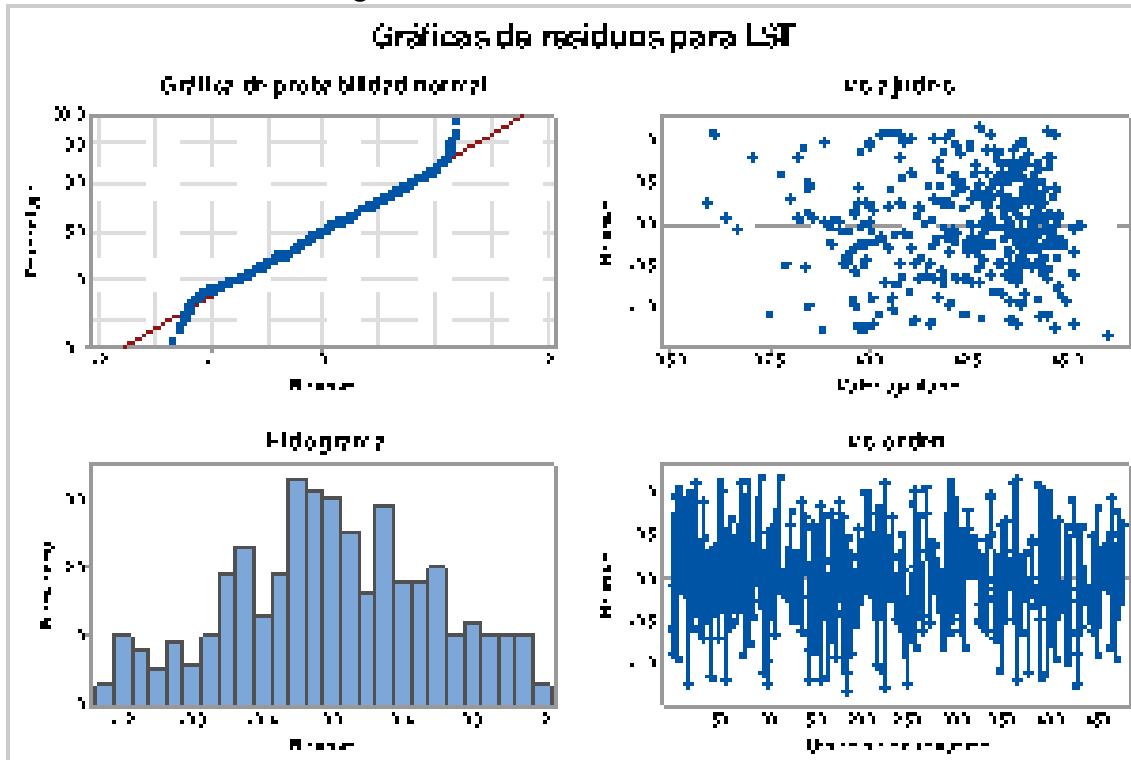
Tabla 98 Análisis de Residuos del Modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Observación	LST Promedio	Ajuste	Residuo	Residuo Estandarizado	Tipo de residuo R X
19	38.5000	39.7283	-1.2283	-2.14	R
42	42.5000	43.6679	-1.1679	-2.02	R
59	44.0000	45.1939	-1.1939	-2.07	R
95	44.0000	42.8151	1.1849	2.05	R
102	38.7000	39.9539	-1.2539	-2.18	R
115	45.7000	44.5289	1.1711	2.03	R
147	38.9000	40.0956	-1.1956	-2.08	R
157	40.4000	41.5872	-1.1872	-2.05	R
187	44.7000	46.0316	-1.3316	-2.31	R

227	37.6000	38.8708	-1.2708	-2.21	R
249	43.5000	44.7295	-1.2295	-2.14	R
365	42.6000	43.7889	-1.1889	-2.06	R
366	44.0000	42.8325	1.1675	2.02	R
392	40.0000	41.1645	-1.1645	-2.01	R
429	38.6000	39.8403	-1.2403	-2.15	R

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

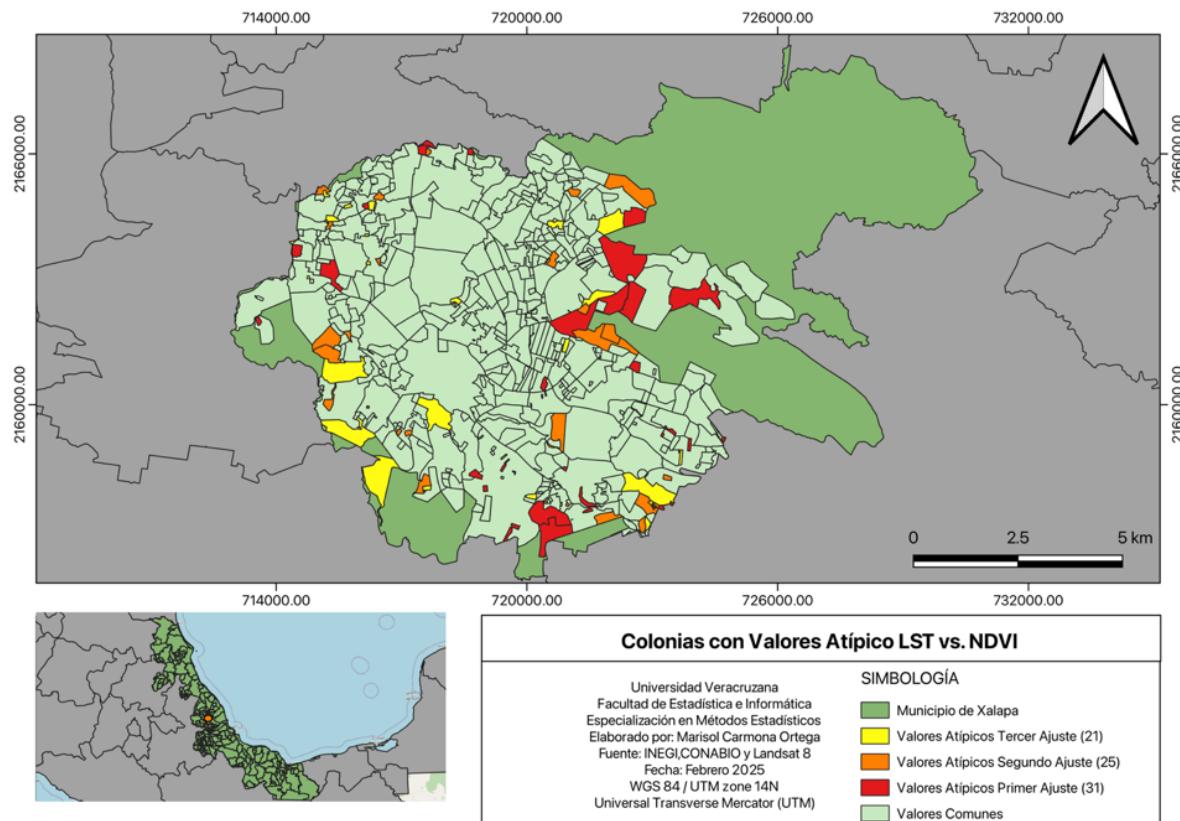
Figura 46 Gráfica de Residuos de LST



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Las gráficas de residuos permiten evaluar el cumplimiento de los supuestos del modelo de regresión. En conjunto, las gráficas respaldan la validez del modelo ajustado, aunque podrían mejorarse algunos leves desvíos en los residuos extremos.

Figura 47 Mapa Colonias con Valores Atípicos LST Promedio Vs NDVI, coordenadas X, coordenadas Y y MSNM (Tercer Ajuste).



Fuente: *Elaboración propia (2025)*.

El mapa identifica espacialmente las colonias con valores atípicos de temperatura superficial (LST) respecto a los tres ajustes ya realizado. Se observa que los valores atípicos positivos, donde la temperatura es mayor a la esperada según la cobertura vegetal, se concentran principalmente en la periferia de la ciudad. Estas áreas podrían estar influenciadas por baja vegetación o una alta densidad de infraestructura urbana. Esta representación cartográfica permite evidenciar zonas que podrían requerir atención específica en términos de planificación urbana y mitigación de islas de calor, al tiempo que valida visualmente la pertinencia del modelo estadístico al detectar patrones espaciales coherentes con la configuración del territorio.

Tabla 99 Tabla comparativa

Modelo	N (colonias)	R ²	R ² ajustado	F (ANOVA)	p (ANOVA)
1	478	0.8101	0.8085	504.33	< 0.001
2	447	0.8725	0.8714	756.37	< 0.001
3	422	0.8993	0.8983	930.54	< 0.001
4	400	0.9151	0.9142	1064.40	< 0.001

Fuente: *Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025)*.

Los cuatro modelos son significativos ($p < 0.001$) y mejoran con cada depuración: el R^2 pasa de 0.8101 a 0.9151 y el R^2 ajustado de 0.8085 a 0.9142, mientras el F aumenta de 504.33 a 1064.40; así, el Modelo 4 ($N=400$) presenta el mejor ajuste y mayor capacidad explicativa para predecir la LST con NDVI, coordenadas y MSNM.

Tabla 100 Relación entre los ajustes del modelo de regresión lineal múltiple en las colonias de Xalapa.

Datos muestrales	Datos faltantes	Porcentaje de población	R cuadrado del modelo
478	0	100%	81.01%
478	31	93.5%	87.25%
478	56	88.2%	89.93%
478	77	83.8%	91.51%

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Tras realizar múltiples ajustes del modelo de regresión lineal múltiple para estimar la Temperatura Superficial Terrestre (LST), se eligió el modelo que conserva el 83.8% de las colonias urbanas (Modelo 4), dado que presenta el mayor coeficiente de determinación ($R^2 = 91.51\%$). Esta elección prioriza la calidad estadística del ajuste y permite explicar con alta precisión la variabilidad espacial de la temperatura en función del NDVI, la altitud y la ubicación geográfica, incluso si implica eliminar el 16.2% de los datos que presentaban comportamientos atípicos. Si bien se reduce la cobertura espacial, el modelo resultante optimiza la validez de los resultados y fortalece la interpretación de los patrones de temperatura que hay en la mancha urbana.

4.7 Análisis de componentes principales

4.7.1 Componentes Principales

El Análisis de Componentes Principales (PCA, por sus siglas en inglés) es una técnica estadística multivariada que permite reducir la dimensionalidad de un conjunto de datos con múltiples variables correlacionadas, mediante la creación de nuevas variables no correlacionadas llamadas componentes principales. Estas componentes se construyen como combinaciones lineales de las variables originales, ordenadas de forma decreciente según la cantidad de varianza que explican en el conjunto de datos (Vitelleschi, 2010). Esta técnica facilita la visualización de patrones estructurales, relaciones entre variables y agrupamientos dentro de la base de datos.

En este estudio se aplicó el análisis de componentes principales sobre las 478 colonias de la ciudad de Xalapa, empleando variables como: índice de vegetación NDVI, temperatura superficial LST, altitud (MSNM) y coordenadas geográficas (X, Y). La aplicación de PCA permitió identificar los ejes latentes de mayor variabilidad en el fenómeno de estudio, así como reconocer posibles agrupamientos espaciales de colonias con comportamientos similares.

Tabla 101 Componentes.

Componente	Eigenvalue	% de varianza explicada	% acumulado
PC1	2.111	52.78%	52.78%
PC2	1.176	29.41%	82.20%
PC3	0.604	15.10%	97.30%
PC4	0.108	2.70%	100.00%

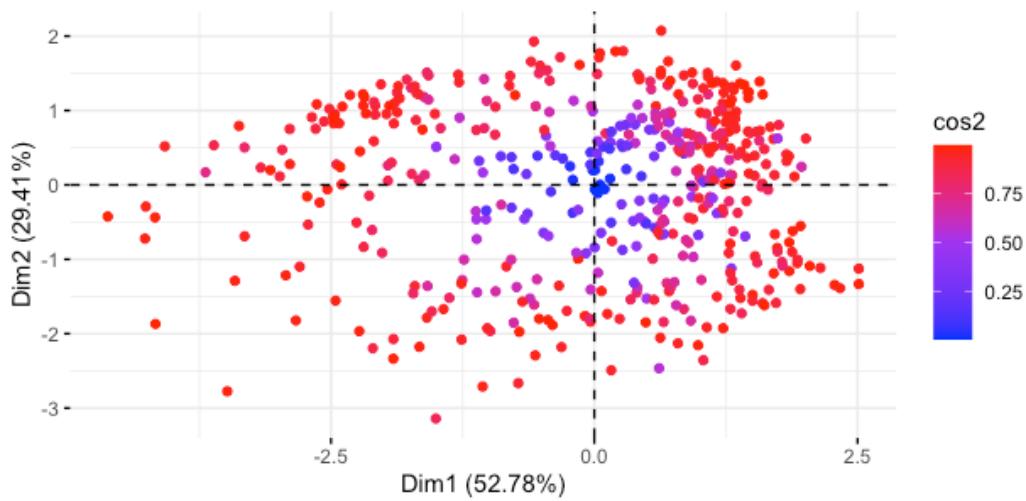
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

La tabla 101 de importancia de los componentes muestra además que, al incorporar la tercera componente (PC3), se alcanza un 95.25% del total de varianza explicada, lo que refuerza la utilidad de este análisis como herramienta de síntesis estadística. A partir del resultado obtenido, se considera que las dos primeras componentes son suficientes para describir con alta precisión la estructura espacial y ambiental de los datos, permitiendo identificar patrones de agrupamiento, variabilidad o posibles outliers que no eran evidentes a partir de la observación directa de las variables originales.

En el gráfico (Figura 48) de dispersión muestra la proyección de las observaciones sobre los dos primeros componentes principales (PC1 y PC2), que explican en conjunto el 82.20% de la variabilidad total de los datos. Específicamente, la primera componente (PC1) explica el 52.78%, mientras que la segunda componente (PC2) aporta un 29.41% adicional, lo cual evidencia que gran parte de la estructura de los datos puede ser representada en este plano bidimensional sin una pérdida significativa de información.

Los puntos se encuentran coloreados de acuerdo con el valor de \cos^2 , que indica la calidad de representación de cada observación dentro del plano formado por las dos primeras dimensiones. Las tonalidades más intensas son las colonias que están mejor representadas, aquellas que en posición en el gráfico refleja con mayor fidelidad su comportamiento multivariado y los puntos más cercanos al centro del gráfico, estos representados en tonos azulados y púrpuras, indican colonias que dan variabilidad no queda completamente capturada por las dos primeras componentes, lo cual podría deberse a características atípicas.

Figura 48 PCA de Variables Ambientales y Espaciales.
PCA de Variables Ambientales y Espaciales



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

En la tabla 102 se muestra el resumen de los cuatro clústeres obtenidos mediante el análisis de componentes principales (PCA) y k-means clustering aplicado a variables ambientales y espaciales de las colonias de Xalapa. El clúster 3 agrupa al mayor número de colonias (41.21%) y se caracteriza por tener el NDVI más bajo (0.121) y una de las temperaturas más altas (43.72 °C), lo que indica un predominio de condiciones urbanas densas y poca vegetación. En contraste, el clúster 4, con 19.25% de las colonias, presenta el NDVI más alto (0.214) y la temperatura superficial promedio más baja (39.57 °C), lo que sugiere condiciones ambientales más favorables y presencia significativa de cobertura vegetal. El clúster 2, también con NDVI elevado (0.221), agrupa colonias con vegetación moderada y temperaturas intermedias. Finalmente, el clúster 1 combina un NDVI bajo (0.169) con temperaturas altas (43.72 °C), lo cual muestra la influencia del entorno urbano sobre el microclima.

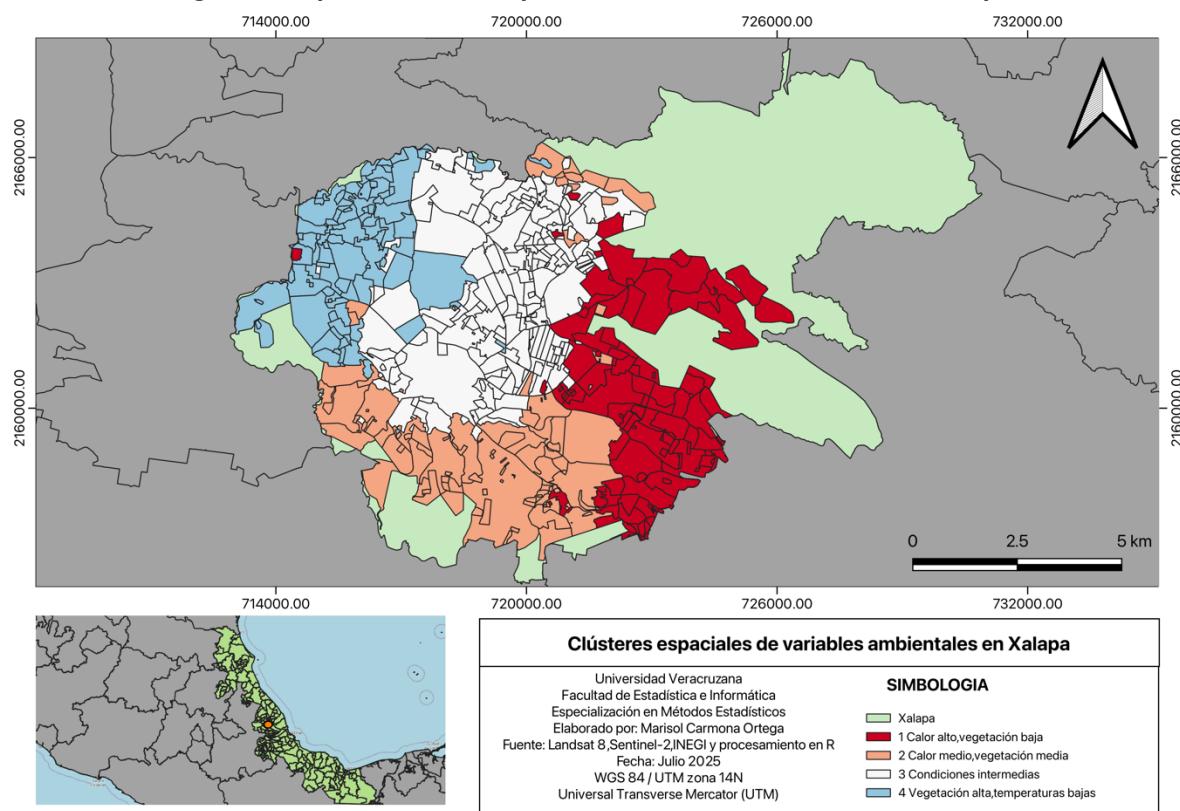
Tabla 102 Resumen de clústeres espaciales con número de colonias y promedios ambientales
Fuente: Elaboración Propia (2025).

Clúster	Número de colonias	% del total	NDVI promedio	LST promedio (°C)
1	99	20.71%	0.169	43.72
2	90	18.83%	0.221	40.55
3	197	41.21%	0.121	43.72
4	92	19.25%	0.214	39.57

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

El análisis de componentes principales (PCA) combinado con k-means permitió identificar cuatro clústeres con características diferenciadas en la ciudad de Xalapa. El clúster 1, se encuentra principalmente al sureste de la ciudad, agrupa colonias con altas temperaturas superficiales (LST) y baja vegetación (NDVI), lo que sugiere una mayor exposición al efecto de isla de calor. El clúster 2 representa zonas con temperatura moderadamente alta y vegetación intermedia, actuando como áreas de transición. El clúster 3 son colonias con condiciones térmicas y vegetativas equilibradas, mientras que el clúster 4, localizado en el noroeste y suroeste, corresponde a zonas con menor temperatura y alta cobertura vegetal, funcionando como reguladores térmicos naturales. Esta clasificación evidencia una relación espacial clara entre la cobertura vegetal y la regulación de la temperatura en la mancha urbana de Xalapa.

Figura 49 Mapa de Clústeres espaciales de variables ambientales en Xalapa.



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

4.8 Análisis de conglomerados por variables

El análisis de conglomerados por variables, también conocido como análisis de agrupamiento de variables, es una técnica estadística que busca agrupar variables en grupos (conglomerados) basados en la similitud de sus patrones de correlación o covariación. El objetivo es identificar conjuntos de variables que tienden a variar juntas, lo que puede ayudar a simplificar conjuntos de datos complejos y revelar estructuras subyacentes.

El análisis de conglomerados implica agrupar objetos, sujetos o variables con características similares en grupos. La semejanza de los objetos se mide por un índice particular de asociación. En este estudio, se utilizó el coeficiente de disimilitud 1 - |correlación de Pearson| y el método de enlace completo (complete linkage) como criterio de amalgamación.

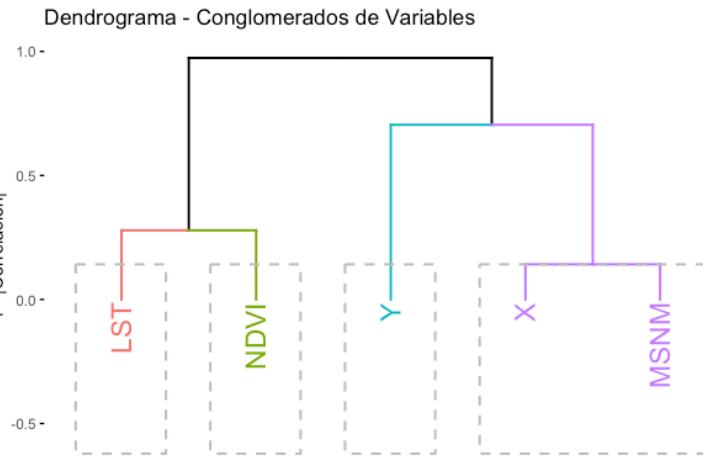
Para ello, se analizaron las variables: LST (temperatura superficial media), NDVI (índice de vegetación), coordenadas geográficas X y Y, y MSNM (altitud). Estas variables fueron sometidas a un análisis jerárquico de conglomerados que permitió observar su estructura de correlación y definir clústeres con base en su similitud estadística.

Tabla 103 Resumen del proceso de conglomeración jerárquica.

Paso	Nº de conglomerados	Nivel de semejanza	Nivel de distancia	Conglomerados incorporados	Nuevo conglomerado	Nº de obs. en el nuevo
1	4	83.5435	0.32913	1, 3	1	2
2	3	71.1792	0.57642	4, 5	4	2
3	2	46.0290	1.07942	2, 4	2	3
4	1	7.0941	1.85812	1, 2	1	5

Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

Figura 50 Dendograma - Conglomerados de Variables



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 (2025).

La Figura 50 presenta el dendrograma como resultado del análisis de conglomerados por variables. Este dendrograma evidencia tres agrupamientos principales que son conglomerado 1: LST y NDVI. Estas variables presentan una alta similitud (baja distancia). Su correlación refleja una relación inversa: a mayor vegetación (NDVI), menor temperatura superficial (LST) y para el conglomerado 2 que son: X y MSNM, esta agrupación muestra que la ubicación longitudinal de las colonias y su altitud están relacionadas espacialmente, posiblemente debido a la configuración topográfica de la ciudad de Xalapa. El conglomerado 3 que es Y, esta variable forma un grupo independiente, indicando un patrón propio de variación a lo largo del eje latitudinal (norte-sur), sin gran asociación con las otras variables.

Estos resultados aportan evidencia empírica sobre la estructura interna de las variables ambientales y geográficas analizadas, y respaldan el uso de modelos multivariados que consideren la redundancia o independencia de estas variables.

Los hallazgos de este estudio muestran que el NDVI es el predictor más influyente en la regulación térmica de la mancha urbana de Xalapa, seguido por las coordenadas espaciales y, en menor medida, la altitud. Esta relación estadística permite no solo explicar los patrones de temperatura superficial, sino también generar propuestas técnicas de aplicación inmediata.

En particular, la identificación de colonias con bajo NDVI y altas temperaturas permite definir zonas prioritarias de reforestación urbana.

Conclusiones

Este estudio permitió identificar y analizar la influencia de la cobertura vegetal sobre la temperatura superficial terrestre (LST) en la ciudad de Xalapa, Veracruz, utilizando herramientas de análisis estadístico multivariado, técnicas espaciales y datos satelitales. Mediante las variables como el NDVI, la altitud, las coordenadas geográficas y la distribución territorial de las colonias, fue posible encontrar patrones de temperaturas que estuvieran diferenciados y asociados significativamente entre los valores de vegetación y temperatura registrados.

Los resultados de los modelos de regresión y análisis espacial confirman que la cobertura vegetal, medida mediante el NDVI, presenta una relación inversa y estadísticamente significativa con la temperatura superficial terrestre (LST). Este hallazgo permite rechazar la hipótesis nula y confirmar que la vegetación actúa como regulador térmico en la ciudad de Xalapa.

Los modelos de regresión lineal simple y múltiple confirmaron la existencia de una relación inversa entre el NDVI y la temperatura: a mayor densidad de vegetación, menores valores de LST. Las variables de NDVI, altitud (MSNM) y coordenadas geográficas (X, Y) conformó el modelo con mayor capacidad explicativa, alcanzando un R^2 ajustado del 91.5 %. Este resultado demuestra que, si bien la vegetación es el factor más influyente, la altitud y la localización espacial también de forma conjunta dan un peso relevante en la modelación de la temperatura superficial urbana. El proceso estadístico incluyó la identificación y eliminación de valores atípicos mediante análisis de residuos, mejorando el ajuste del modelo y cumpliendo con supuestos básicos como normalidad, homocedasticidad e independencia.

Desde el enfoque espacial, la segmentación por altitud evidenció que las zonas ubicadas a menor MSNM tienden a registrar temperaturas más elevadas, especialmente aquellas con baja cobertura vegetal. El análisis de conglomerados (clúster) mostró que la coordenada geográfica X se agrupa con la variable MSNM, lo que sugiere que la altitud aumenta conforme el valor de X disminuye, reflejando el alejamiento de zonas costeras y la proximidad a zonas de montaña. Esta relación espacial refuerza la importancia de considerar variables topográficas y de ubicación para comprender la distribución de temperaturas en la ciudad.

El análisis de componentes principales (PCA) permitió integrar variables ambientales (NDVI, LST) y geográficas (altitud, coordenadas) para reducir la dimensionalidad del conjunto de datos y visualizar patrones dominantes de forma más clara, confirmando que la utilidad de esta técnica ayuda a explorar relaciones múltiples en estudios ambientales y urbanos.

Además de las variables analizadas, se reconoce que otras características de las colonias, como el tamaño, el uso del suelo y el nivel de consolidación urbana, pueden influir significativamente en las islas de calor. Estudios en otras ciudades mexicanas respaldan este hallazgo: en Playa del Carmen, áreas urbanizadas con poca vegetación registraron hasta 4.1 °C más que zonas periféricas con selva conservada (Sánchez-Rivera, Gómez-Mendoza, y Pérez-de la Fuente, 2024); en Hermosillo, un aumento del 10 % en cobertura vegetal podría reducir la LST en aproximadamente 1.1 °C (López González , Navarro Navarro, Díaz Caravantes, y Navarro-Estupiñan, 2021); y en Toluca y Zinacantepec, los usos de suelo industriales y altamente urbanizados presentaron mayores temperaturas superficiales (Rosas Martínez y Adame Martínez, 2023).

Este trabajo aporta evidencia científica que puede guiar el diseño ecológico y la planeación de ciudades sostenibles, especialmente en la implementación de diseños urbanos biofílicos que integren la vegetación como estrategia clave de mitigación térmica. Los resultados son útiles para orientar políticas públicas y estrategias de infraestructura verde que mejoren el microclima urbano, reduzcan el impacto de las islas de calor y fortalezcan la resiliencia ambiental de la ciudad.

Finalmente, se concluye que la hipótesis planteada se acepta parcialmente: la cobertura vegetal (NDVI) incide significativamente en la dinámica térmica, pero la altitud y la localización espacial también desempeñan un papel determinante. Por tanto, el fenómeno térmico urbano debe abordarse desde un enfoque multifactorial, integrando aspectos biofísicos, geográficos y de diseño urbano para lograr una comprensión integral y soluciones efectivas.

En términos aplicados, los resultados obtenidos confirman la necesidad de integrar la cobertura vegetal como un eje central de las políticas urbanas para enfrentar este fenómeno. La evidencia estadística demuestra que la vegetación tiene un papel termorregulador clave, por lo que su incorporación en las estrategias de planificación urbana no debe entenderse como un complemento, sino como un componente esencial de la infraestructura urbana

sostenible. Se recomienda que autoridades municipales y estatales priorizan programas de arborización en colonias con déficit de áreas verdes, al incorporar criterios de infraestructura verde en el desarrollo urbano y emplear los modelos obtenidos como una herramientas de apoyo en la toma de decisiones. Con ello, se favorecería no solo la mitigación del calor urbano, sino también la mejora de la calidad de vida de la población.

Bibliografía

Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos (EPA). (2004). *Desarrollo inteligente e islas urbanas de calor (EPA-909-F-04-010)*.

Anselin, L. (1988). Spatial econometrics: Methods and models. Kluwer Academic.

Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>

Avid Nava, E. M., & Winfield Reyes, F. N. (2023). Evaluar la resiliencia climática desde su correlación con las redes verdes urbanas. *Aplicación en Zona Coyol*, Veracruz, México. E-RUA, 15(3), 100–111.

<https://doi.org/10.25009/e-rua.v15i03.198>

Bailey, T. C., & Gatrell, A. C. (1995). *Interactive spatial data analysis*. Longman Scientific & Technical.

Bowler, D. E., Buyung-Ali, L., Knight, T. M., & Pullin, A. S. (2010). Urban greening to cool towns and cities: A systematic review of the empirical evidence. *Landscape and Urban Planning*, 97(3), 147–155.

Carollo Limeres, C. (2020, 3 de mayo). Departamento de estadística e investigación operativa.

http://eio.usc.es/eipc1/BASE/BASEMASTER/FORMULARIOS-PHP-DPTO/MATERIALES/Mat_50140116_Regr_%20simple_2011_12.pdf

Chuvieco, E. (2008). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio*. Ariel Ciencia.

Climate Promise. (2024). *Las ciudades tienen un rol clave en la lucha contra el cambio climático: He aquí el porqué*.

- <https://climatepromise.undp.org/es/news-and-stories/las-ciudades-tienen-un-rol-clave-en-la-lucha-contra-el-cambio-climatico-he-aqui-el>
- Conde Álvarez, C., & Luyando López, E. (2021, 6 de septiembre). Ciudades y cambio climático. *Centro de Ciencias de la Atmósfera, UNAM*.
- <https://www.atmosfera.unam.mx/ciudades-y-cambio-climatico/>
- Eltiempo.es. (2025). *Gradiente térmico: Concepto y ejemplos*.
- <https://www.eltiempo.es/noticias/gradiente-termico>
- Everitt, B. S., Landau, S., Leese, M., & Stahl, D. (2011). *Cluster analysis*. Wiley.
- Fuentes, M., Pulgar, I., Gallo, C., Bortolini, M., Canizales-Quinteros, S., Bedoya, G., & Rothhammer, F. (2014). Geografía génica de Chile: Distribución regional de los aportes genéticos americanos, europeos y africanos. *Revista Médica de Chile*, 142(2), 281–289.
- Grover, A., & Singh, R. B. (2015). Analysis of urban heat island (UHI) in relation to normalized difference vegetation index (NDVI): A comparative study of Delhi and Mumbai. *Environments*, 2(2), 125–138.
- Gujarati, D. N. (2021). *Essentials of econometrics*. SAGE Publications.
- Gutiérrez Pulido, H., & De la Vara Salazar, R. (2008). *Análisis y diseño de experimentos* (2.^a ed.). McGraw-Hill.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis: A global perspective*. Pearson Prentice Hall.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.

- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2024). *Marco geoestadístico*.
<https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463769968>
- Instituto Nacional Electoral (INE). (2020). *Cartografía electoral y geográfica*.
<https://cartografia.ine.mx/>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2002). *Applied multivariate statistical analysis* (5th ed.). Prentice Hall.
- Lemoine Rodríguez, R., & MacGregor Fors, I. (2024). *Ciencia y Luz / Los desafíos climáticos de Xalapa*. <https://oem.com.mx/diariodexalapa/ciencia-y-salud/ciencia-y-luz-los-desafios-climaticos-de-xalapa-13419047>
- Li, Z. L., Tang, B., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z., & Sobrino, J. A. (2013). Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131, 14–37.
- Longley, P. A., Goodchild, M. F., Maguire, D. J., & Rhind, D. W. (2015). *Geographic information systems and science*. Wiley.
- López González, F. M., Navarro Navarro, L. A., Díaz Caravantes, R. E., & Navarro-Estupiñan, J. (2021). Vegetation cover and urban heat islands/oasis distribution in Hermosillo City, Sonora. *Frontera Norte*, 33(1), 1–21.
- Marco San Juan, F. J. (2020). *Hipótesis nula*.
<https://economipedia.com/definiciones/hipotesis-nula.html>
- Molina Arias, M., Ochoa Sangrador, C., & Ortega Páez, E. (2021). Regresión lineal simple. *Evidencias en Pediatría*, 17(2), 12–18.

- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (5th ed.). Wiley.
- Moreira Galván, P. E., & Ortega, O. (2023). Ley de enfriamiento de Newton con temperatura variable. *Revista Mexicana de Física*, 69(4), 321–330.
- Ojeda Ramírez, M. M. (2000). *Modelación de Regresión*. Universidad Veracruzana.
- Oke, T. R. (1987). *Boundary layer climates* (2nd ed.). Routledge.
- Peng, X., Wu, W., Zheng, Y., Wu, J., Wang, W., Li, Z., & Yang, Q. (2020). Correlation analysis of land surface temperature and topographic factors in Hangzhou. *Scientific Reports*, 10, 1–11.
- Rezende, E. L., & Bacigalupe, L. D. (2015). Thermoregulation in endotherms: Physiological principles and ecological consequences. *Journal of Comparative Physiology B*, 185(7), 709–772.
<https://doi.org/10.1007/s00360-015-0909-5>
- Rodríguez, E. M. (2005). Errores frecuentes en la interpretación del coeficiente de determinación R^2 . *Dialnet*.
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=1322330>
- Romero, L., Salgado, E., & Smith, A. (2010). Cambio climático y sus impactos en zonas urbanas. *Revista Latinoamericana de Medio Ambiente*, 12(2), 45–62.
- Rosas Martínez, M. D., & Adame Martínez, S. (2023). Islas de calor urbana superficiales en Toluca y Zinacantepec, estado de México en 2022. *Vivienda y Comunidades Sustentables*, 17, 45–62.

- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third ERTS-1 Symposium*, 309–317.
- Salazar-Ceballo, A., & Alvarez-Piño, P. (2019). Efectos del cambio climático en áreas metropolitanas de Latinoamérica. *Revista de Climatología*, 19(1), 33–48.
- Sánchez-Rivera, G., Gómez-Mendoza, L., & Pérez-de la Fuente, G. (2024). Avances en el estudio de islas de calor urbano en América Latina. *Revista Geográfica de América Latina*, 83–111.
- Santamouris, M. (2015). Analyzing the heat island magnitude and characteristics in one hundred Asian and Australian cities and regions. *Science of the Total Environment*, 512–513, 582–598.
- Silverstein, D. (2017). *Statistical methods for the analysis of percentiles*. Springer.
- Stewart, I. D., & Oke, T. R. (2012). Local climate zones for urban temperature studies. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 93(12), 1879–1900.
- Vitelleschi, P. (2010). *Análisis de componentes principales: Teoría y aplicaciones*. Universidad Nacional de La Plata.
- Wang, Y., Kochan, B., & Su, Y. (2019). Modeling urban heat islands and cooling effects of vegetation in city blocks. *Urban Climate*, 27, 171–187.
<https://doi.org/10.1016/j.uclim.2018.11.001>

Weng, Q. (2009). Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 64(4), 335–344.

Anexos

NOMBRE DE COLONIA	LST PROMEDIO	NDVI PROMEDIO	MSNM	COORDENADA X	COORDENADA Y	CLUSTER
2da SECCION LOMAS VERDES	44.1	0.104	1303.57	721805.83	2158071.83	I
3ra SECCION LOMAS VERDES	43.5	0.154	1297.19	721759.366	2157799.03	I
4ta SECCION LOMAS VERDES	44.2	0.159	1287.94	721998.725	2157830.9	I
ACUEDUCTO ANIMAS	44.9	0.133	1259.7	722508.45	2159652.79	I
AGRICOLA	41.6	0.233	1246.46	722774.23	2160549.34	I
AMPLIACION EL OLMO ANAHUAC	41.9	0.177	1176.89	723891.823	2159040.78	I
BALCONES DE XALAPA	44.2	0.107	1217.84	723685.857	2158734.25	I
BOSQUE DE NIEBLA ANIMAS	42.5	0.237	1171.24	724190.43	2160759.13	I
BOSQUES DE LAS LOMAS (RESERVA TERRITORIAL II)	43.8	0.135	1265.14	722510.993	2157424.67	I
CAÑADA LAS ANIMAS	44.1	0.156	1227.7	723193.02	2160028.72	I
CASTILLO CHICO	43.9	0.227	1126.06	725892.467	2162298.51	I
CASTILLO DE LAS ANIMAS	44.2	0.22	1339.9	720413.936	2160491.92	I
CENTRAL DE ABASTOS DE XALAPA	44.3	0.307	1138.06	724631.544	2159278.14	I
COLIBRIS	43.1	0.136	1307.08	720905.968	2160310.73	I
DEL ANGEL	42.6	0.145	1313.45	720905.2	2160504.75	I
DIAMANTE ANIMAS	43.2	0.177	1269.28	722598.683	2160906.42	I
DOS VISTAS LAS ANIMAS	43.6	0.143	1261.18	722243.551	2159919.48	I
EJIDAL EL CASTILLO	44.5	0.158	1263.04	722181.952	2161296.2	I
EL CALVARIO	42.8	0.223	1195.35	723725.294	2163232.19	I
EL NACIMIENTO	43.5	0.203	1285.74	721722.426	2163693.4	I
EL OLMO	44	0.158	1220.55	722300.481	2161443.23	I
EL PLAN	44.5	0.215	1132.76	725282.144	2162960.28	I
EL VERGEL	43.5	0.151	1150.55	724315.899	2159183.89	I
FLORES DE CASA BLANCA	43.4	0.232	1311.86	721370.968	2162281.61	I
FREDEPO	43	0.121	1283.84	722417.608	2160148.2	I
FUENTES DE LAS ANIMAS	43.2	0.172	1290.85	721625.714	2160718.97	I
HIGUERAS	45	0.128	1253.45	721796.278	2162986.6	I
INDECO ANIMAS	44	0.157	1311.64	721281.934	2161135.65	I
JARDINES DE LAS ANIMAS	42.8	0.19	1269.31	721964.113	2160310.05	I
LA GIRALDA	44.9	0.132	1199.1	724319.17	2158732.54	I

LA PALMA	42.2	0.249	1158.67	724856.799	2162011.28	
LA TRANCA	43.3	0.219	1194.6	723036.238	2162575.85	
LA TROJA	45.4	0.215	1210.92	722538.95	2162482.63	
LA TROJE	43.9	0.161	1206.76	722483.933	2163018.95	
LAS BARRICAS	42.3	0.141	1313.15	721083.871	2160407.8	
LAS GRABILEAS	41	0.212	1221.59	722914.853	2157009.65	
LAS MARAVILLAS	44.6	0.23	1270.99	722450.421	2156935.98	
LINDA VISTA	44.4	0.246	1202.83	723405.646	2159348.49	
LOMA BONITA	43.2	0.184	1201.97	719233.142	2163140.67	
LOMA DE ORO ANIMAS	44.6	0.115	1269.27	722389.51	2159732.84	
LOMA ESMERALDA ANIMAS	44.5	0.134	1260.32	722574.289	2159549.19	
LOMAS DE CASA BLANCA SECTOR HIGUERAS	44	0.201	1273.33	721685.3	2162579.05	
LOMAS DE LOS CASTILLOS	43.4	0.213	1151.37	724696.671	2162897.66	
LOS CEDROS	43.5	0.168	1252.77	722467.629	2157134.93	
LOS PINOS ANIMAS	43.4	0.134	1280.24	722099.763	2161111.51	
MARGARITA MORAN	45.1	0.153	1288.01	721899.729	2157298.85	
MARGARITA MORAN 2	43.2	0.213	1269.81	722019.921	2157543.66	
MIGUEL ALEMAN	42.2	0.187	1251.81	720884.667	2162743.15	
MOCTEZUMA	44	0.158	1242.33	723430.112	2158208.7	
MONTE CRISTO	43.9	0.163	1201.1	723943.769	2160295.34	
NUEVA HERRADURA	44.2	0.161	1265.52	722754.621	2158347.04	
OCAMPO	42.1	0.177	1245.08	722882.108	2157153.16	
OJO DE AGUA	42.5	0.128	1235.63	723207.688	2157415.64	
OLIVO DE LAS ANIMAS	43.6	0.245	1255.65	721995.343	2161695.6	
OLMOS DE LAS ANIMAS	42.7	0.219	1211.09	723527.143	2159088.66	
PAISAJES DE SANTA ROSA	42.9	0.128	1344.17	720820.068	2157613.36	
PASEO DE LA REINA	44.4	0.158	1191.73	723976.999	2160567.71	
PASTORESA	43	0.192	1275.8	722204.88	2159107.26	
PEDREGAL DE LAS ANIMAS	43.6	0.187	1267.34	722312.488	2161020.69	
PICASSO	42.9	0.165	1308.33	721121.178	2160345.04	
PIEDRA PARADA	45	0.204	1256.23	722288.568	2163481.98	
PRIV CAFETALES	42.9	0.184	1266.24	723052.696	2160786.71	
PROL IGNACIO ZARAGOZA	43.2	0.241	1294.84	722019.298	2164343.38	
QUINTA SECCION LAS TERRAZAS	42.9	0.155	1363.94	720565.548	2157723.73	
REAL DEL BOSQUE	44.1	0.179	1227.95	722959.234	2159737.37	
REBOMBEZO DE LAS ANIMAS	44.2	0.217	1282.68	721794.748	2161552.74	

RESERVA TERRITORIAL	42.7	0.138	1258.73	722859.647	2157611.69	
RESIDENCIAL CUSPIDE	42.5	0.214	1163.88	724430.263	2160112.69	
RESIDENCIAL DEL LAGO	44.7	0.125	1267.04	722631.531	2158736.72	
RESIDENCIAL LAS CUMBRES	43.6	0.172	1200.6	723472.325	2159601.05	
RESIDENCIAL LAS PALOMAS	45.4	0.128	1188.21	724495.755	2158675.17	
RESIDENCIAL LINDA VISTA	44.7	0.126	1239.05	723289.036	2158938.92	
RESIDENCIAL MARQUESA ANIMAS	44.6	0.145	1206.13	723699.202	2160111.43	
RESIDENCIAL MONTE MAGNO	44	0.13	1185.33	724146.195	2159796.08	
RESIDENCIAL MONTE NOVO	43.2	0.163	1169.09	723961.041	2159332.16	
RESIDENCIAL PEÑON DE LAS CUMBRES	44.7	0.149	1212.87	723388.087	2159260.72	
RESIDENCIAL PUENTE DE TRIANA	45.1	0.14	1167.65	724638.382	2158881.04	
RESIDENCIAL RESERVA DE LAS ANIMAS	43.1	0.209	1222.27	723286.308	2160312.34	
RINCON DE LAS ANIMAS	44.8	0.148	1288.41	721721.003	2161298.9	
RINCON DE LAS PALOMAS	44.6	0.09	1289.7	721753.317	2161128.5	
RINCON DEL OLMO	42.9	0.1	1211.56	723650.492	2158884.26	
RINCON DEL SOL	43.3	0.174	1319.71	720825.682	2160452.03	
RUBI ANIMAS	44.6	0.155	1240.1	723051.021	2159160.48	
SABANETAS	45.7	0.155	1231.53	723701.926	2163585.73	
SAN FRANCISCO DE LAS ANIMAS	43.4	0.104	1305.41	720951.163	2160262.54	
SANTA BARBARA	43.2	0.133	1258.98	722953.187	2157789.36	
SANTA ROSA	42.7	0.172	1331.49	720828.495	2157769.11	
SIPHE ANIMAS	43.2	0.138	1307.87	721036.998	2160339.55	
TULIPANES DE LAS ANIMAS	43.9	0.204	1267.21	722883.363	2160903.06	
UDICV	45.8	0.116	1250.09	722021.601	2163122.69	
VALLE ANAHUAC	44	0.119	1252.47	722688.114	2159934.66	
VALLE HERMOSO	43.4	0.192	1273.79	722431.891	2156951.7	
VILLA DE LOS JUEGOS CENTROAMERICANOS Y DEL CARIBE VERACRUZ 2014	44	0.2	1274.17	722447.211	2157745.06	
VILLAS EL OLMO	44.7	0.094	1225	724094.901	2158527.87	
VISTA HERMOSA LAS ANIMAS	44.9	0.114	1271.72	722275.293	2159810.88	
XALLITIC	44.1	0.141	1168.95	724374.168	2158920.53	
Y DEPORTIVA EL CASTILLO	45.3	0.193	1300.28	721504.938	2162176.1	
ZIPPOR	42.5	0.203	1284.74	722127.998	2158130.76	

NOMBRE DE COLONIA	LST PROMEDIO	NDVI PROMEDIO	MSNM	COORDENADA X	COORDENADA Y	CLUSTER
2da SECCION JARDINES DE SANTA ROSA	42.3	0.166	1375.21	720395.103	2157801.02	2
3 DE MAYO	40	0.258	1379.42	715604.847	2160799.54	2
ALVARO OBREGON	42.7	0.19	1337.24	720247.219	2160259.52	2
AMPLIACION LIBERTAD	38.7	0.277	1329.65	716939.719	2158876.09	2
ARENAL	41.1	0.262	1308.29	720815.553	2165572.15	2
BELLA VISTA	40	0.268	1340.29	719644.732	2159348.46	2
BENITO JUAREZ	41	0.188	1381.46	716439.73	2159987.89	2
BOSQUE REAL	38.6	0.173	1364.94	719005.79	2157992.15	2
BUENA VISTA (FRACC BUENA VISTA)	41.9	0.143	1355.76	717471.466	2159297.14	2
BUENA VISTA I	41.4	0.161	1349.71	717570.737	2158998.72	2
BUENA VISTA II	39.8	0.242	1341.11	717415.227	2158750.98	2
BUENOS AIRES	42.3	0.153	1352.43	718054.958	2158294.65	2
CAMPESTRE	41.1	0.197	1375.36	720324.763	2157897.12	2
CAMPESTRE SANTA ROSA	41.1	0.22	1354.61	720471.648	2158078.43	2
CAMPO NUEVO	40.2	0.269	1296.94	721504.1	2159293.28	2
CIPRES (LOMAS DE GUIZAR)	38.9	0.207	1364.36	718781.064	2158323.33	2
COAPEXPAN	37.9	0.319	1367.09	715576.752	2160081.31	2
CONJUNTO URBANO LAS LOMAS	39.8	0.279	1347.94	719620.57	2159255.29	2
CUARTA SECCION LAS TERRAZAS	41.6	0.142	1387.11	720447.303	2157663.24	2
EL HAYA	36.1	0.349	1360.53	715734.955	2159355.81	2
EL PARAISO	40.6	0.225	1315.45	720028.368	2160243.39	2
EL ROBLE (AMPLIACION LIBERTAD)	40.2	0.177	1340.42	716998.783	2159033.15	2
EL TUCAN	38.7	0.225	1398.09	716234.884	2159639.27	2
EMILIANO ZAPATA	40.8	0.187	1344.79	718027.589	2158770.59	2
ENCINOS	42.7	0.233	1336.79	721129.292	2164052.62	2
ESTIBADORES	42.1	0.164	1374.18	716272.811	2160720.55	2
FELIPE ROMERO	41.5	0.195	1395.06	716379.83	2159699.98	2
GOBERNADORES	40.7	0.287	1405.21	720604.208	2156918.61	2
GRANJAS SANTA TEODORA	41.4	0.229	1335.22	720590.374	2158064.82	2
HUMBERTO AGUIRRE CRUZ	39.2	0.175	1435.62	719620.979	2156973.67	2
ISLETA	39	0.18	1336.83	718356.778	2159096.58	2
JARDINES DE LA PRADERA	39.5	0.186	1331.95	720902.64	2158468.69	2
JARDINES DE SANTA ROSA	42.5	0.212	1317.08	720731.657	2158026.95	2

JARDINES DE SANTA ROSA (SANTA ROSA DE LAS CRUCES)	42.8	0.209	1361.14	720628.357	2157661.05	2
JOYAS DE XALAPA	40.1	0.132	1363.08	716938.999	2159346.89	2
LA HACIENDITA	41	0.273	1328.11	719522.025	2165801.29	2
LA HERRADURA	38.2	0.307	1319.4	720756.476	2159409.04	2
LA ISLA	41.5	0.249	1311.82	721140.259	2165528.15	2
LA LOMA	39.6	0.266	1329.65	720826.387	2158678.47	2
LA MORERA	38.8	0.214	1338.78	717525.317	2158097.84	2
LA VISTA	41	0.139	1353.63	719068.097	2158462.98	2
LAS AMERICAS	40.7	0.356	1294.46	721466.6	2157463.18	2
LAS FLORES	42.5	0.179	1351.92	718615.796	2160584.57	2
LAS FUENTES	41.4	0.289	1324.27	721353.768	2157315.01	2
LAS LAJAS	36.4	0.351	1349.81	718271.923	2157771.73	2
LAS PALMAS	41.9	0.203	1361.87	718068.23	2158127.25	2
LAS TERRAZAS	40.9	0.222	1335.58	720473.238	2158206.84	2
LIBERTAD	38.7	0.215	1358.97	716594.297	2159356.2	2
LIC FIDEL HERRERA BELTRAN	42	0.24	1328.29	721148.454	2165305.65	2
LOMA ALTA	38.5	0.189	1344.95	717547.121	2157934.63	2
LOMA HERMOSA (CONDOMINIOS EL HAYA)	38.3	0.288	1406.79	715930.647	2159743.92	2
LOMABONITA	42	0.226	1320.94	721975.294	2164967.76	2
LOMAS DE TECUANAPAN	41.9	0.214	1401.29	716193.798	2159941.23	2
LOMAS DEL PARAISO	41.3	0.155	1398.86	719784.861	2158279.58	2
LOMAS DEL TEJAR	41.9	0.197	1335.33	720072.29	2159754.27	2
LOMAS LAS MARGARITAS	42.1	0.246	1408.75	720499.239	2157358.48	2
LOMAS VERDES	41.7	0.216	1308.14	721376.032	2158232.23	2
LOS ALMENDROS	40.5	0.234	1402.04	719041.49	2157490.78	2
LOS BAMBUS	41.3	0.161	1349.73	719203.671	2158949.96	2
LOS LAGOS	41.5	0.17	1344.27	718082.233	2159275.73	2
LOS PINOS	40.9	0.18	1418.59	717562.603	2160617.83	2
LOS PRESIDENTES (LOS ARENALES)	38.1	0.291	1305.6	716469.106	2158257.34	2
LOS SAUCES	42.5	0.171	1365.49	717007.163	2160421.28	2
LOS TULIPANES	43.2	0.158	1414.14	720069.777	2157715.38	2
MAGNOLIAS	41.9	0.147	1348.07	718917.485	2159229.65	2
MARTIRES DE CHICAGO	39	0.29	1386.23	719428.419	2157875.74	2
MIRADORES DE SANTA ROSA	41.4	0.26	1336.3	721005.409	2157670.73	2
MONTES MASCAREÑAS	38.4	0.223	1346.83	719438.002	2158498.82	2
NUEVA XALAPA	38.6	0.293	1321.66	720483.097	2159290.63	2

NUEVO XALAPA	42.1	0.195	1336.63	720474.651	2158547.91	2
OBELISCO ANIMAS	41.8	0.277	1282.65	721530.249	2160505.46	2
PALENQUE	41.2	0.301	1238.87	722506.795	2165136.18	2
POTRERILLO	41.5	0.259	1299.14	721639.018	2165481.87	2
PRIMAVERA	39.5	0.267	1399.9	718829.582	2157512.42	2
RAFAEL HERNANDEZ VILLALPANDO	41.3	0.247	1316.51	720846.993	2165426.26	2
RANCHO POZO AZUL	40.4	0.222	1324.74	720661.616	2159076.33	2
REFORMA	40.9	0.149	1351	717200.403	2159440.83	2
RESIDENCIAL JARDIN DE FLORES	37.6	0.253	1379.59	716116.062	2159569.79	2
RESIDENCIAL LOS ENCINOS	38.9	0.281	1339.54	717689.276	2158028.48	2
RESIDENCIAL MIRADOR	40.7	0.235	1371.31	720351.935	2157931.81	2
RESIDENCIAL NUEVO COAPEXPAN	40.3	0.248	1371.83	715281.501	2160085.64	2
RINCON DEL BOSQUE	39.4	0.173	1341.39	719697.591	2158381.36	2
SANTA ROSA DE LAS CRUCES	42	0.217	1316.15	720682.247	2158110.29	2
SANTO DOMINGO	41.7	0.175	1375.9	716962.828	2159527.82	2
SEXTA SECCION LAS TERRAZAS	42.1	0.169	1374.73	720518.579	2157683.74	2
VILLAS DE LORETO	39.1	0.179	1348.72	719410.66	2158253.16	2
VILLAS XALAPA	40.4	0.174	1293.1	721398.364	2157712.54	2
VISTA REAL	39.5	0.188	1350.87	717608.549	2158003.14	2
XALAPA 2000	41.2	0.199	1345.48	720120.555	2158847.42	2
ZONA UNIVERSITARIA	40.2	0.231	1346.26	718557.96	2159073.33	2

NOMBRE DE COLONIA	LST PROMEDIO	NDVI PROMEDIO	MSNM	COORDENADA X	COORDENADA Y	CLUSTER
10 DE MAYO	43	0.159	1348.42	720328.979	2163575.68	3
12 DE DICIEMBRE	44.4	0.091	1338.71	720342.653	2165048.92	3
16 DE SEPTIEMBRE	43.6	0.111	1361.77	719995.236	2165050.19	3
2 DE JULIO	43.3	0.142	1337.98	720315.217	2165337.21	3
23 DE MARZO	44	0.097	1342.46	720431.48	2164189.37	3
26 DE AGOSTO	44.7	0.083	1340.91	720464.977	2163703.23	3
6 DE JUNIO	43	0.162	1332.05	721627.965	2164780.79	3
7 DE NOVIEMBRE	44.5	0.1	1436.81	719252.193	2162855.96	3
ADALBERTO TEJEDA	43.7	0.084	1355.85	717599.951	2160198.64	3
ADOLFO LOPEZ MATEOS	42.3	0.139	1434.76	716451.048	2162763.67	3
AGUA CLARA	44.6	0.132	1348.63	720772.08	2161616.46	3
AGUA SANTA	44.1	0.107	1364.45	720151.292	2160604.32	3
AGUA SANTA II (LAZARO CARDENAS)	43.4	0.123	1360.18	720288.478	2160942.74	3
AGUACATAL	42.9	0.098	1478.55	717957.895	2162237.18	3
AMERICA (DE LAS AMERICAS)	44.7	0.117	1347.46	720203.377	2163446.11	3
AMPL VASCONCELOS	43.2	0.133	1348.14	720049.693	2165357.94	3
ANTONIO CHEDRAUI CARAM (SALVADOR DIAZ MIRON)	43.6	0.127	1398.84	719819.768	2162221.28	3
ARBOLEDAS DE XALAPA	43.9	0.12	1393.94	719904.441	2162333.34	3
ARBOLEDAS DEL SUMIDERO	44.1	0.14	1373.67	720095.306	2162723.67	3
ARBOLEDAS DEL TRONCONAL	44.1	0.107	1339.66	720534.66	2164868.91	3
ATENAS	45.3	0.096	1346.78	720624.533	2161240.49	3
AVIACION CIVIL	42.9	0.152	1338.34	720673.641	2165150.56	3
AZTECA	44.7	0.102	1361.75	720397.454	2161584.07	3
BADILLO	44.6	0.105	1347.5	720514.811	2160902.05	3
BELISARIO DOMINGUEZ	42.6	0.121	1376.12	716991.546	2160575.02	3
BOSQUES DEL SUMIDERO	42.7	0.206	1329.69	720962.48	2163807.94	3
BUGAMBILIAS DE XALAPA (BUGAMBILIAS DEL SUMIDERO)	44.9	0.117	1341.01	720351.219	2163623.22	3
BUROCRATA FEDERAL	42.5	0.135	1491.37	718537.928	2162730.19	3
CAMINOS	42.9	0.144	1336.49	718800.867	2159415.12	3
CAMPO DE TIRO	44	0.104	1347.93	720184.003	2165015.24	3
CAROLINO ANAYA	44.4	0.104	1377.17	719611.464	2164262.38	3

CENTENARIO	44.8	0.106	1280.88	721523.165	2163333.31	3
CHULAVISTA	42.2	0.133	1380.48	716505.527	2160789.08	3
CINCUENTENARIO CASA BLANCA	44.7	0.111	1284.67	721398.616	2163247.62	3
CONSTITUCION DEL SUMIDERO	42.7	0.172	1340.23	720786.259	2164069.77	3
CONSTITUYENTES	44.5	0.103	1361.75	720389.372	2161555.66	3
CONTINENTAL	44.7	0.091	1356.15	720146.788	2163815	3
CONVERGENCIA	43.6	0.199	1339.94	720696.351	2164309.38	3
CRISTAL	45	0.092	1359.52	720490.522	2162041.07	3
CUAUHTEMOC	42.9	0.148	1334.78	719574.751	2159823.08	3
CULTURAS MEXICANAS	43.8	0.103	1368.21	719688.117	2164818.67	3
DE LOS FERROCARRILES	42.5	0.091	1378.68	716565.104	2160970.9	3
DEL BOSQUE FERROCARRILERO (FERROCARRILERA)	43.4	0.161	1400.96	719512.581	2163512.13	3
DEL EMPLEADO	44.6	0.089	1436.76	717986.092	2161412.24	3
DEL MAESTRO	43.3	0.095	1461.41	717786.197	2162013	3
DEL MORAL	42.3	0.136	1388.18	719136.929	2165469.79	3
DEL VALLE	42.7	0.139	1329.16	719254.157	2159684.68	3
DEL VALLE (LA CIENEGA)	42.3	0.194	1340.81	720980.163	2164352.76	3
DOS DE ABRIL	43.6	0.123	1386.94	719217.038	2161057.41	3
EL ARROYO	44.4	0.114	1305.61	720820.197	2163322.6	3
EL CAFETAL	44.3	0.116	1325.16	720745.155	2163085.68	3
EL COYOL	44.6	0.113	1339.85	720357.887	2163447.15	3
EL MIRADOR	44.3	0.115	1440.29	719133.323	2162110.98	3
EL NARANJAL DE AGUA SANTA	41.7	0.136	1399.46	718454.586	2165944.83	3
EL PORVENIR CASA BLANCA	43.8	0.15	1296.01	721298.919	2162544.36	3
EL SUMIDERO 2	43.8	0.205	1334.09	720616.074	2163460.88	3
EL TANQUE	44.2	0.108	1313.09	720957.799	2163560.25	3
EL TRIUNFO	46.4	0.174	1279.07	722563.712	2164486.55	3
ELECTRICISTAS	44.2	0.128	1355.59	718969.141	2159900.64	3
EMPLEADOS MUNICIPALES (BUROCRATAS MUNICIPALES)	42.6	0.12	1428.25	716302.98	2162701.75	3
ENCANTOS DEL SUMIDERO (CONSTITUYENTES DEL SUMIDERO)	44.2	0.109	1333.74	720536.646	2164007.56	3
ENCINAL	44.5	0.073	1393.09	719630.932	2161271.52	3
ENSUEÑO	43.1	0.145	1354.75	719045.13	2160334.35	3
EUCALIPTO	42.5	0.11	1407.93	717704.17	2164901.71	3

EX HACIENDA LUCAS MARTIN	41.1	0.123	1430.82	717636.45	2166042.67	3
FEDERAL	43.7	0.115	1479.37	718699.472	2162645.38	3
FELIPE CARRILLO PUERTO	41.5	0.11	1350.3	717823.142	2159778	3
FERROCARRILERA (HEROES FERROCARRILEROS)	43.5	0.119	1443.16	718833.292	2163450.87	3
FLORESTA	44.6	0.089	1368.12	719901.742	2164039.98	3
FORMOSA	44	0.099	1442.52	717446.949	2161657.25	3
FRANCISCO FERRER GUARDIA	41.9	0.134	1415.44	716460.463	2161763.24	3
FRANCISCO I MADERO	42.8	0.121	1361.9	717042.632	2159858.09	3
FRANCISCO SARABIA	43.8	0.076	1427.79	718732.891	2161792.94	3
FRANCISCO VILLA	45.4	0.081	1400.82	719653.461	2161928.34	3
FRATERNIDAD ANTORCHISTA	43.5	0.132	1352.55	720936.894	2164872.81	3
GUADALUPE RODRIGUEZ	42.4	0.104	1385.27	716842.291	2160788.47	3
HEBERTO CASTILLO MARTINEZ	42.6	0.125	1341.99	720169.034	2165538.87	3
HEROES FERROCARRILEROS	44.1	0.119	1414.02	719080.948	2163948.32	3
HERON PROAL	44.3	0.132	1367.92	720366.466	2162397.11	3
HUIZACHAL	44.8	0.119	1284.29	721435.413	2163368.6	3
IGNACIO ZARAGOZA	42.6	0.229	1296.73	722206.101	2164872.78	3
INDEPENDENCIA NORTE	44.4	0.094	1424.48	719438.572	2162401.4	3
INFONAVIT LOMA ALTA	43.8	0.112	1444.51	718707.118	2162019.71	3
INFONAVIT POMONA	43.7	0.115	1380.32	719756.68	2160864.03	3
ING RIVADENEYRA	43.7	0.144	1369.58	719923.345	2160574.06	3
INMECAFE	44.8	0.11	1334.16	720731.509	2160755.32	3
INTERNACIONAL	44.1	0.124	1347.82	720178.255	2164982.01	3
JACARANDAS	43.8	0.142	1308.56	721497.711	2163722.8	3
JARDINES DE AGUSTIN LARA	44.6	0.161	1338.04	720932.903	2161416.27	3
JARDINES DE BAMBU	43.9	0.119	1339.07	720821.904	2161134.06	3
JARDINES DE LAS FLORES 2000	45	0.084	1348.41	720575.034	2161290.75	3
JARDINES DE XALAPA	44.1	0.141	1412.59	719640.511	2162431.38	3
JARDINES DEL CASTILLO	44.3	0.115	1320.34	720812.451	2163580.59	3
JOSE CARDEL	43.9	0.101	1440.34	718440.036	2161742.69	3
JOSE REVUETAS	43.5	0.115	1334.02	721408.509	2165032.4	3
JOSE VASCONCELOS	42.9	0.121	1388.79	719374.738	2165138.9	3

JUAN DE LA LUZ ENRIQUEZ	43.8	0.103	1447.36	719059.318	2161984.07	3
LA HERMITA	43.6	0.159	1337.68	721588.862	2164475.84	3
LA LAGUNILLA	42.4	0.124	1413.53	717536.49	2164839.43	3
LA PIEDAD	44.1	0.11	1378.42	719517.242	2160835.95	3
LADERAS DEL MACUILTEPETL	43.4	0.109	1472.83	718399.882	2162261.15	3
LAS AGUILAS	44.5	0.085	1357.06	720072.901	2163988.07	3
LAS AGUILAS II	44.7	0.094	1340.59	720348.984	2163976.94	3
LAS ARBOLEDAS	43.2	0.142	1372.42	719748.652	2159725.35	3
LAS BRISAS DEL SUMIDERO	44.3	0.093	1345.55	720245.317	2164067.14	3
LAS JACARANDAS	44.9	0.119	1358.04	720106.11	2163183.36	3
LAS MARANGOLAS	42.8	0.175	1355.87	721079.199	2164183.38	3
LAS MINAS	43.9	0.157	1328.71	720782.649	2164832.48	3
LAS TORRES	43.2	0.175	1312.02	721646.451	2163939.57	3
LAZARO CARDENAS	44.2	0.137	1372.2	720101.335	2161724.14	3
LEALTAD INSTITUCIONAL	44	0.135	1266.45	721781.961	2163470.23	3
LEONA VICARIO	43.5	0.194	1337.79	720968.448	2165237.51	3
LOMA DEL PUENTE	43.9	0.091	1367.96	719736.665	2160419.72	3
LOMAS ALTAS	44.6	0.094	1329.26	720961.148	2160912.15	3
LOMAS DE CASA BLANCA	44.5	0.128	1319.17	720937.616	2162720.12	3
LOMAS DE MACUILTEPETL	42.9	0.09	1497.06	718253.426	2162386.79	3
LOMAS DE SANTA FE	43.9	0.116	1341.47	721365.973	2164409.02	3
LOMAS DEL ESTADIO	43.2	0.124	1358.41	718514.532	2159717.3	3
LOMAS DEL SUMIDERO	43.1	0.144	1330.22	721280.386	2163805.64	3
LOMAS DEL ZAPOTE	43.9	0.099	1384.77	720183.504	2162224.83	3
LOS ALCALDES	44.3	0.087	1392.5	719720.176	2163313.6	3
LOS ANGELES	43.8	0.119	1358.95	719282.871	2160387.36	3
LOS LAURELES	43.8	0.111	1404.99	719109.857	2161483.39	3
LOS PRADOS	43.1	0.106	1385.87	719415.742	2164788.9	3
LOS REYES	45.2	0.094	1343.47	720857.876	2161514.56	3
LUCAS MARTIN	41.6	0.154	1407.06	718033.98	2165971.72	3
LUIS ERNESTO	45	0.105	1346.28	720364.082	2160198.91	3
MARCO ANTONIO MUÑOZ	42.7	0.141	1369.58	717475.849	2159904.69	3
MARGARITA MAZA DE JUAREZ	44.3	0.122	1377.69	719817.421	2163565.52	3
MARIA ESTHER	44.3	0.101	1393.58	718805.163	2161242.49	3
MARIA ISABEL	43.6	0.115	1337.42	720097.247	2159983.27	3
MAVER	44	0.114	1345.74	720321.429	2164667.39	3

MEXICO	42.5	0.106	1396.71	718788.19	2165574.48	3
MIGUEL ALEMAN VALDEZ	44	0.154	1334.49	721019.325	2161364.75	3
MIGUEL HIDALGO Y COSTILLA	44.3	0.101	1458.08	719009.932	2162705.71	3
MIRADORES DE LAS FLORES	43.1	0.126	1344.96	720581.776	2164157.67	3
MIRADORES DEL SUMIDERO	44.9	0.102	1345.33	720330.546	2163862.25	3
MISION SAN CARLOS	44.5	0.097	1429.06	719031.134	2161819.83	3
MODELO	44.3	0.114	1372.87	719294.056	2160639.68	3
MORELOS	44.5	0.119	1372.12	719953.694	2163179.48	3
MURANO	43.9	0.138	1343.67	720508.407	2163437.01	3
NACIONAL	44.1	0.093	1347.99	720117.697	2164323.68	3
NUEVO SOL	43.1	0.143	1333.01	720672.62	2164405.77	3
OBRERO CAMPESINA	42.6	0.115	1440.04	716906.618	2162447.44	3
OBRERO MUNDIAL	44.3	0.11	1350.87	719951.067	2164822.14	3
OBREROS TEXTILES	43.8	0.09	1349.41	718763.038	2159801.64	3
PEÑASCAL	44.8	0.105	1374.4	720089.057	2161992.02	3
POMONA	43.9	0.109	1366.03	719582.25	2160553.04	3
PORTON COLORADO	43.9	0.138	1354.99	719953.84	2165143.6	3
PREDIO CHILTOYAC (HERON PROAL)	44.5	0.097	1358.3	720393.716	2162499.33	3
PREDIO DE LA VIRGEN	44.7	0.112	1393.54	719787.946	2162877.1	3
PREDIO DEL SUMIDERO	44	0.079	1365.51	719972.067	2163826.97	3
PREDIO PALO BLANCO	45	0.081	1373.78	719823.608	2163839.27	3
PROVIPO	44.8	0.124	1290.7	721392.153	2163411.27	3
PUMAR	44.4	0.096	1380.12	719266.481	2160832.31	3
RAFAEL LUCIO	43.5	0.116	1431.42	718125.395	2164153.46	3
RAFAEL MURILLO VIDAL	42.5	0.118	1446.89	717799.14	2161682.48	3
REAL DEL CENTRO	43.2	0.165	1351.51	718955.009	2160548.02	3
REPRESA DEL CARMEN	42.1	0.137	1384.92	716533.538	2161043.09	3
RESERVA DEL TRONCONAL	43.2	0.182	1325.74	721370.337	2165248.79	3
RESIDENCIAL ARGOS	44.4	0.089	1338.27	720733.638	2161170.68	3
RESIDENCIAL FESAPAUV CRYSTAL	44	0.111	1380.09	720078.941	2162110.97	3
RESIDENCIAL LOS CANTAROS	44.7	0.118	1346.52	720751.813	2161363.97	3
RESIDENCIAL VILLA ORQUIDEAS	44.8	0.118	1363.63	720398.206	2162071.27	3
REVOLUCION	42.8	0.11	1406.59	718089.813	2165273.86	3

RINCON DE LA HACIENDA	42.2	0.163	1407.16	717885.002	2165819.43	3
ROTARIA	44	0.131	1308.53	721357.015	2163564.21	3
RUBEN PABELLO ACOSTA	43.3	0.102	1398.61	718924.969	2164609.62	3
SAHOP	43.3	0.135	1324.93	719304.093	2160079.99	3
SALUD	42.9	0.109	1367.94	716537.124	2160568.08	3
SALVADOR DIAZ MIRON	44.2	0.096	1388.74	717503.818	2165299.31	3
SAN JUDAS TADEO	43.6	0.148	1290.11	721530.491	2163651.67	3
SANTA ANA	42.8	0.129	1401.96	718258.398	2165678.26	3
SEBASTIAN LERDO DE TEJADA	44.5	0.102	1385.76	719893.392	2161424.16	3
SETSE - XALAPA	43.5	0.101	1413.47	718732.012	2161540.81	3
SOSTENES M BLANCO	43.5	0.094	1406.88	718636.766	2164657.08	3
SUMIDERO	44.9	0.122	1343.35	720388.577	2163060.54	3
TABASCO	43.6	0.109	1395.25	719142.05	2164393.56	3
TAMAYO	44.5	0.096	1341.4	720446.124	2160262.53	3
TAMBORREL	43.1	0.101	1405.55	716551.329	2161301.6	3
TATAHUICAPAN	43.1	0.141	1350.57	719660.906	2160145.98	3
UNIDAD JARDIN	43.7	0.116	1450.97	718544.659	2162067.59	3
UNIDAD Y TRABAJO	42.9	0.127	1454.92	716973.025	2162875.79	3
UNION	44.4	0.1	1357.01	720092.743	2163568.85	3
UNION FERROCARRILERA (HOGARES FERROCARRILEROS)	43.2	0.181	1415.84	719234.071	2163570.99	3
UNION FERROCARRILERA SECC 2 (HOGARES FERROCARRILEROS)	43	0.191	1414.86	719485.983	2162984.75	3
VALLE DE LAS ANIMAS	44.1	0.13	1328.03	721248.291	2161565.76	3
VALLE DE LOS PINOS	41.4	0.154	1401.01	718652.83	2165816.77	3
VALLE DEL TRONCONAL	42.4	0.149	1350.69	720907.642	2164752.58	3
VALLES DE CRISTAL	44.3	0.129	1379.86	720140.994	2162394.59	3
VANGUARDIA REVOLUCIONARIA	44.1	0.123	1369.48	720218.954	2161080.47	3
VENUSTIANO CARRANZA	42.8	0.136	1354.08	717435.278	2159927.25	3
VERACRUZANA	43.6	0.098	1410.89	716990.526	2161201.51	3
VICENTE GUERRERO	43.8	0.12	1342.41	720590.756	2164511.7	3
VISTA HERMOSA	43.9	0.08	1344.97	718714.531	2159804.54	3
VOLCAN DE COLIMA	43.2	0.092	1492.68	718306.485	2162383.06	3
ZONA CENTRO	44	0.112	1394.48	717423.285	2160922.87	3

NOMBRE DE COLONIA	LST PROMEDIO	NDVI PROMEDIO	MSNM	COORDENADA X	COORDENADA Y	CLUSTER
10 DE ABRIL	42.1	0.127	1468.84	716518.902	2163849.49	4
14 DE FEBRERO	38.7	0.175	1401.41	715728.365	2161668.14	4
18 DE MARZO	39.7	0.209	1454.41	716775.546	2165207.6	4
21 DE MARZO	40.9	0.187	1441.45	717069.146	2165513.58	4
24 DE ABRIL	40.2	0.18	1425.93	715313.338	2163147.48	4
6 DE FEBRERO	39.5	0.211	1508.98	715743.576	2165061.13	4
9 DE ABRIL	39.4	0.209	1538.23	714590.114	2164118.39	4
ACUEDUCTO	36.5	0.34	1425.82	714944.201	2162197.46	4
ALTAMIRA	39.8	0.211	1482.03	715135.661	2164057.28	4
AMPLIACION 21 DE MARZO	40.3	0.228	1456.98	716958.089	2166007.11	4
AMPLIACION RENACIMIENTO (PORVENIR II)	39.2	0.21	1496.03	716057.511	2164892.21	4
ANTORCHISTA	39.6	0.211	1532.85	715529.909	2165059.74	4
ARROYO BLANCO	40	0.193	1392.91	715848.57	2161279.54	4
ARROYO ZARCO	39	0.263	1484.88	716488.8	2165293.48	4
BALCON HUASTECO	39	0.257	1513.29	716107.157	2165461.8	4
BARRANCA HONDA (RANCHO EL MANANTIAL)	38.6	0.317	1394.6	715231.536	2161564.99	4
BRISAS DEL SEDEÔØO	37.4	0.308	1496.78	716225.628	2165736.73	4
CAMPAMENTO 24 DE JUNIO	39	0.215	1479.71	715014.436	2164102.75	4
CERRO COLORADO	38.9	0.265	1413.46	715618.36	2162206.76	4
COL OLMECA	36.6	0.306	1443.22	713739.291	2161772.65	4
COLINAS DE XALAPA	39.2	0.182	1453.86	715204.91	2163908.95	4
COLINAS DEL LAGO	39.3	0.264	1390.18	715452.353	2161794.38	4
COMERCIO	39.9	0.236	1506.61	714795.819	2164010.39	4
DANTE DELGADO RANAURO	38.8	0.239	1418.71	715547.583	2161937.32	4
DEL BOSQUE	41.7	0.162	1447.23	717106.765	2164334.99	4
DEL PERIODISTA	39.6	0.181	1433.34	717511.12	2166098.62	4
DESARROLLO SOCIAL SAN BRUNO	39.4	0.198	1423.89	715260.764	2162791.24	4
DIAMANTE	39.7	0.177	1504.29	715470.064	2164620.66	4
DOLORES HIDALGO	38.3	0.21	1492.67	715256.302	2164739.05	4
EJIDAL	39.6	0.166	1492.84	715937.107	2164343.63	4
EL ENCINO	38.3	0.261	1425.93	714850.341	2162953.37	4

EL POCITO	40.3	0.132	1439.7	716455.167	2163427.08	4
EL PORVENIR	40.3	0.174	1459.76	715862.508	2163509.92	4
FERNANDO GUTIERREZ BARRIOS	39.3	0.15	1453.64	715263.232	2164298.47	4
FICUS	39.1	0.21	1373.42	715588.588	2161039.26	4
FLORENcio HERNANDEZ	38.9	0.178	1493.75	716038.939	2165122.86	4
FOVISSSTE	41.6	0.176	1422.65	716095.96	2162851.2	4
FRAMBOYANES	41.3	0.135	1457.8	716344.136	2164270.77	4
GUADALUPE VICTORIA	39.9	0.149	1429.64	714312.95	2163403.58	4
INDEPENDENCIA	38.5	0.247	1505.24	717258.544	2163142.58	4
INSURGENTES	39	0.276	1527.16	715845.039	2165264.01	4
INSURGENTES 2da SECCION	39.1	0.238	1507.77	716145.892	2165194.48	4
ISAURO ACOSTA	41	0.15	1458.07	716567.17	2163488.02	4
J J PANES	40.8	0.162	1387.08	716200.443	2160942.1	4
JOSEFA ORTIZ DE DOMINGUEZ	40.2	0.201	1392.91	715619.99	2161554.05	4
LA CAÔØADA	40	0.237	1482	716678.256	2165739.09	4
LA PEDREGUERA	39.3	0.217	1431.67	715605.746	2162954.53	4
LA REPRESILLA	38.9	0.21	1521.85	716013.852	2165348.87	4
LAS ALONDRAZ	37.2	0.33	1479.22	713601.57	2162547.2	4
LAS PARCELAS	38.4	0.319	1492.98	716613.006	2165876.5	4
LOMA BONITA (AMP 21 DE MARZO)	38.7	0.236	1488.84	716508.707	2165598.34	4
LOMA DE SEDEÑO	37.6	0.355	1414.69	717615.213	2166227.93	4
LOMAS DE CHAPULTEPEC	39.2	0.216	1474.41	714678.668	2163660.81	4
LOMAS DE MANANTIALES	40.6	0.24	1496.24	715718.869	2164745.98	4
LOMAS DE SAN ROQUE	40.2	0.195	1450.68	716323.929	2163542.4	4
LOMAS DEL SEDEÑO	39.3	0.198	1397.88	718652.565	2166044.24	4
LOMAS DEL SEMINARIO	40.2	0.275	1425.67	715737.298	2163540.55	4
LOS ENCINOS	40	0.157	1422.23	716023.753	2161438.63	4
LOS PALOS BLANCOS	39.4	0.265	1478.35	713577.051	2161998.31	4
LOS POTREROS	40.8	0.227	1390.82	718971.004	2165801.16	4
LUIS DONALDO COLOSIO	36.2	0.295	1507	715102.141	2165123.12	4
LUZ DEL BARRIO	39	0.261	1434.99	714701.352	2162994.38	4
MAGISTERIAL	41.9	0.193	1459.07	716936.341	2163271.28	4
MANANTIAL	39.6	0.286	1391.83	715257.056	2161216.87	4
MANANTIALES	39.9	0.205	1463.15	715928.49	2164593.27	4

MESA DEL GUAYABO	38.6	0.289	1475.43	716603.341	2165112.99	4
MIRADORES DE SAN ROQUE	37.5	0.26	1538.16	715041.884	2164953.61	4
MOLINO DE LA PEDREGUERA	39.6	0.137	1422.06	714769.995	2163043.68	4
MOLINOS DE SAN ROQUE	39.2	0.186	1445.97	716187.101	2163718.8	4
MONTE REAL	39.6	0.203	1403.89	715473.038	2161353.19	4
MONTE VIDEO	40.7	0.175	1431.06	715366.885	2162652.03	4
NAHUIOLLIN	40.2	0.148	1502.58	716284.697	2164768	4
NIÑOS HEROES	41.8	0.117	1479.74	716487.549	2164098.42	4
PLAN DE AYALA	39.3	0.227	1493.1	715160.321	2164330.41	4
PORVENIR DOS	37.9	0.294	1471.44	716790.397	2164704.04	4
PRESA DE SAN BRUNO	38.9	0.23	1419.91	715795.839	2162749.81	4
PROGRESO MACUILTEPETL	41.6	0.152	1487.13	717882.854	2163082.75	4
PROL EL DIAMANTE	40.7	0.214	1520.99	715615.044	2164793.94	4
RAFAEL HERNANDEZ OCHOA	41.3	0.144	1458.68	716671.775	2164221.31	4
RUBEN R JARAMILLO	40	0.168	1455.11	715427.821	2164044.05	4
SOLIDARIDAD	39.4	0.17	1497.99	716463.871	2164973.38	4
UCISVER	40.2	0.201	1459.46	714965.127	2163680.58	4
UNE - PRI	40.1	0.191	1442.31	715188.202	2163658.87	4
UNIDAD SOCIAL (LOMA BONITA)	39.2	0.257	1518.98	716338.788	2165362.09	4
UNIDAD Y PROGRESO	41	0.123	1425.51	714880.586	2163278.38	4
VALLE DEL SOL	39.7	0.245	1372.82	717861.082	2164046.59	4
VERACRUZ	41.8	0.136	1441.17	716521.903	2163057.79	4
VICTIMAS DEL 6 DE SEPTIEMBRE	39	0.136	1499.41	716149.539	2164750.85	4
VILLA REAL	40.3	0.191	1386.65	715586.315	2161266.46	4
VIRGINIA CORDERO DE MURILLO VIDAL	41.7	0.207	1459.21	717106.601	2163866.17	4
VOCEADORES	41.1	0.141	1504.56	718305.745	2162484.8	4
XOLOSTLA (XOLOXTLA)	36.2	0.337	1454	713640.089	2162486.75	4

“Lis de Veracruz: Arte, Ciencia, Luz”

www.uv.mx

