



EL COLEGIO DE SONORA

MAESTRÍA EN GESTIÓN INTEGRAL DEL AGUA

Influencia de la Cobertura Vegetal en el Efecto de Isla de Calor Urbana:
el Caso de la Ciudad de Hermosillo, Sonora, México

Tesina presentada por

Francisco Martín López González

Para obtener el grado de

Maestro en Gestión Integral del Agua

Director de Tesina

Dr. Luis Alan Navarro Navarro

Lectores

Dr. Rolando Enrique Díaz Caravantes

M.C. Javier Navarro Estupiñan

Hermosillo, Sonora.

Marzo de 2018

Resumen

Este estudio analizó la usual modificación del microclima observada en muchas ciudades, fenómeno conocido como Isla de Calor/Frescor Urbano (ICU o IFU). A través del estudio de caso una ciudad del noroeste árido de México: Hermosillo y usando exclusivamente datos de teledetección remota se elaboró un modelo para relacionar el efecto del bosque urbano [% de cobertura vegetal (CV)] con la Temperatura Superficial del Terreno (TST). De los resultados se destaca: 1) en promedio %CV manzana urbana es de 12% (rango de 0 a 59%), con un 38% de las manzanas con una CV menor o igual a 10%; 2) el modelo para estimar la TST detectó temperaturas dentro del rango de los 37 a 45°C, la principal variable explicativa fue el %CV dónde un aumento de esta en un 10% tendría el potencial de disminuir la TST en 1.1 °C; y 3) la distribución espacial de la TST fue heterogénea, se observan dentro del polígono urbano, ICU e IFU, dónde es posible encontrar aspectos del espacio construido que favorecen la aparición de una u otra.

Agradecimientos

Primero Dios, gracias; a mis padres Alejandrina y Rodolfo (QEPD), me enseñaron que los logros con perseverancia y dedicación son posibles.

Los maestros y personal de El Colegio de Sonora que con su esfuerzo y dedicación nos invitaron a descubrir nuevos caminos del conocimiento. En especial al Dr. Luis Alan Navarro Navarro por su consideración y paciencia, quien con sus conocimientos y apoyo me permitieron culminar con la tesina.

Este trabajo se financió parcialmente con recursos del Instituto Interamericano para el Cambio Global a través del proyecto de investigación SGP.CRA #005 “Diálogos entre la ciencia innovadora y las políticas públicas por la seguridad hídrica en las regiones áridas de las Américas”, agradezco al Dr. Nicolás Pineda Pablos por el soporte brindado en la gestión de estos recursos.

“Más vale una sombra rala, que estar en la llanada”

Refrán conocimiento popular

Índice general

Capítulo 1. Introducción.....	13
1.1 Objetivo general	15
1.1.1 Objetivos específicos.....	15
1.2 Hipótesis.....	15
Capítulo 2. Estudio de caso	17
2.1 La ciudad de Hermosillo.....	17
2.2 Clima	19
2.2.1 Cambio climático.....	19
2.2.2 Efecto de las altas temperaturas	20
Capítulo 3. Marco conceptual.....	22
3.1 Efecto de ICU	24
3.2.1 ICU supuesto	25
3.2 Bosque urbano y cobertura vegetal	28
3.2.1 Bosque urbano	28
3.2.2 Cobertura vegetal.....	28
3.3 Efectos del bosque urbano en el efecto ICU.....	30
3.4 Percepción remota	32
3.4.1 Antecedentes de la percepción remota	32
3.4.2 Fundamentos físico-técnicos de la percepción remota	33
3.4.3 Landsat	37
3.4.4 Sentinel	38
3.4.5 Google Earth.....	39

Capítulo 4. Metodología.....	40
4.1 Datos satelitales	40
4.1.1 Landsat 8	40
4.1.2 Sentinel 2A	40
4.2 Pre-procesamiento de las imágenes	40
4.3 Estimación de índices.....	41
4.3.1 Índice de vegetación	41
4.3.2 Índice Edificado de Diferencia Normalizada	42
4.3.3 Índice de Agua de Diferencia Normalizada	42
4.4 Foto-interpretación de imágenes de GE	43
4.5 Modelo para estimar cobertura vegetal a partir del IV	46
4.6 Estimación de la temperatura de la superficie del terreno (TST)	48
4.7 Modelo estadístico general	51
4.8 Integración de un Sistema de Información Geográfica (SIG)	51
4.9 Diagrama de flujo del proceso de investigación.....	52
Capítulo 5. Análisis de datos y resultados.....	53
5.1 Estimación de la cobertura vegetal.....	53
5.2 Distribución de las temperaturas	56
5.3 Relación entre la CV y la TST.....	58
5.4 Zonas caracterizadas por alta cobertura vegetal	61
5.4.1 Sector Club de Golf Los Lagos	62
5.4.2 Sector Villa de Seris-El Jito	63
5.4.3 Sector alrededor del “Cerro de la Campana”	64

5.4.4 Sector Palo Verde	65
5.5 Zonas caracterizadas por baja cobertura vegetal	66
5.5.1 Sector parque industrial y planta Ford.....	66
5.5.2 Sector Aeropuerto.....	67
5.5.3 Sector pradera interurbana.....	68
Capítulo 6. Conclusiones y recomendaciones	70
Bibliografía.....	74
Anexo 1. Imágenes de los resultados obtenidos por percepción remota	79
Anexo 2. Código de R	82

Índice de tablas

Tabla 1. Cobertura arbórea promedio por tipo de uso de suelo para ciudades en Estados Unidos por tipo de vegetación natural potencial (VNP).....	30
Tabla 2. Descripción de los elementos de la foto-interpretación	45
Tabla 3. SIG capas de información	51
Tabla 4. Resultados del modelo de regresión lineal log (CV_{GE}) y log (Fracción de CV)	53
Tabla 5. Resultados de la estimación de modelos de regresión lineal multivariados anidados	58
Tabla 6. Análisis de devianza de modelos de regresión lineal multivariados anidados	59
Tabla 7. Relaciones entre IV (NDVI), NDWI y NDBI	60

Índice de figuras

Figura 1. Localización del área del área de estudio: Hermosillo.....	17
Figura 2. Crecimiento poblacional y superficie de la mancha urbana de la ciudad de Hermosillo	18
Figura 3. Temperatura anual registrada en la estación climatológica “Observatorio”, histogramas diarios para los meses de junio-agosto de 2016	19
Figura 4. Factores geográfico-climáticos y antropogénicos que influyen en el efecto de ICU	23
Figura 5. Imagen del satélite NOAA 5 del 27-julio-1977 y relación de 51 ICU detectadas	26
Figura 6. Cobertura vegetal como la proyección del dosel sobre una línea imaginaria	29
Figura 7. Diagrama del espectro electromagnético, mostrando el tipo, longitud de onda, frecuencia y rango del espectro visible humano.....	34
Figura 8. Comparativa de bandas de Sentinel 2, Landsat 7 y 8.....	36
Figura 9. Cronología del programa Landsat.....	38
Figura 10. Elementos de la foto-interpretación	44
Figura 11. Foto-interpretación de la cobertura vegetal para una manzana urbana de Hermosillo	46
Figura 12. Diagrama de flujo.....	52
Figura 13. Grafica del Modelo lineal $\log f(y) \sim \log f(x)$	53
Figura 14. Distribución de la CV de acuerdo al modelo de la Ecuación 16.....	54
Figura 15. Distribución de la CV por manzanas	55
Figura 16. TST promedio del periodo junio-agosto de 2016	57

Figura 17. Diagrama causal de las relaciones esperadas entre los índices biofísicos y la TST	60
Figura 18. Sector Club de Golf Los Lagos	62
Figura 19. Sector Villa de Seris-El Jito	63
Figura 20. Sector alrededor del “Cerro de la Campana”	64
Figura 21. Sector “Palo Verde”	65
Figura 22. Sector parque industrial y planta Ford	66
Figura 23. Área del aeropuerto	67
Figura 24. Área de pasto interurbano	68
Figura 25. Categorización de la TST de la ciudad	79
Figura 26. Distribución del índice NDBI	80
Figura 27. Distribución del índice NDWI	81

Abreviaturas y acrónimos

CCA	COMISIÓN PARA LA COOPERACIÓN AMBIENTAL
CV	COBERTURA VEGETAL
CONAGUA	COMISIÓN NACIONAL DEL AGUA
CONAPO	CONSEJO NACIONAL DE POBLACIÓN
EPA	ENVIRONMENTAL PROTECTION AGENCY
ET	EVAPOTRANSPIRACIÓN
EU	ECOSISTEMA URBANO
EUMETSAT	EUROPEAN ORGANISATION FOR THE EXPLOITATION OF METEOROLOGICAL SATELLITES
GE	GOOGLE EARTH
ICU	ISLAS DE CALOR URBANAS
IMPLAN	INSTITUTO MUNICIPAL DE PLANEACIÓN URBANA
INEGI	INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA Y GEOGRAFÍA
IV	ÍNDICE DE VEGETACIÓN O NDVI
LDCM	LANDSAT DATA CONTINUITY MISSION
NDBI	NORMALIZED DIFFERENCE BUILT-UP INDEX
NDVI	NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX
NDWI	NORMALIZED DIFFERENCE WATER INDEX
NASA	NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION
NOAA	NATIONAL OCEANIC AND ATMOSPHERIC ADMINISTRATION

Abreviaturas y acrónimos (continuación)

OLI	OPERATIONAL LAND IMAGER
OMM	ORGANIZACIÓN METEOROLÓGICA MUNDIAL
SINA	SISTEMA DE INFORMACIÓN NACIONAL DEL AGUA
TIRS	THERMAL INFRARED SENSOR
TOA	TOP OF ATMOSPHERE
TST	TEMPERATURA SUPERFICIAL DEL TERRENO
USGS	UNITED STATES GEOLOGICAL SURVEY

Capítulo 1. Introducción

El estudio de los ecosistemas urbanos es un área del conocimiento que está cobrando mucha relevancia y ésta será de mayor importancia en el futuro. La mayoría de la población a nivel mundial se está concentrando en las ciudades. Por ejemplo, de acuerdo a las Naciones Unidas, se estimaba que para el 2016 el 54.5% de la población mundial habitaba en ciudades; se proyecta que este número alcance el 60% para el año 2030 (UN 2016). En México, estas diferencias son mucho más amplias, en 1950, la población urbana representaba poco más del 43% y pasó a ser del 78% para el año 2010. En Sonora, según INEGI (2010) tan solo el 14% de la población vive en localidades rurales.

Por otra parte, ha sido bien documentado que las ciudades tienden a crear un microclima que en muchas ocasiones conduce a la formación de Islas de Calor Urbanas (ICU) o Islas de Frescura Urbanas (IFU), donde las temperaturas difieren del ambiente natural (rural) circundante (U.S. EPA 2008). La interrelación de la infraestructura urbana y la cobertura vegetal del bosque urbano juegan un rol importante en la mitigación de muchos de los impactos previstos por el cambio climático, tales como “olas de calor”, lluvias intensas, vientos fuertes, sequías y arrastre de polvos; así como también reducen el efecto de la ICU. El centro NOAA (2018) público que del incremento de temperaturas a nivel global, para México en el periodo de enero a octubre de 2017 tuvo una temperatura promedio de 23.3 °C superior en 1.0 °C a la temperatura más alta del mismo periodo desde 1971. Este valor supera el récord anterior establecido en 2016 en 0.2 °C.

Siendo el bosque urbano un espacio construido por el hombre, éste está directamente influenciado por decisiones de política pública. Los políticos, legisladores, líderes y las

organizaciones locales de la sociedad civil, influyen en la cantidad, calidad y distribución del bosque urbano en una ciudad. Consecuentemente, también afectan su oferta y la población que se beneficia de los servicios ambientales que estos generan.

El uso de teledetección remota para el monitoreo de los ecosistemas urbanos es una alternativa económicamente conveniente para muchas ciudades. Los datos de percepción remota están abiertos al público y accesibles en forma gratuita. Desde las imágenes de alta resolución de Google Earth; de alta resolución temporal (cinco días) como Sentinel 2 A y B, con resolución espacial de 10 metros; y los sensores térmicos de Landsat, con resolución espacial de 100 metros, que permiten trabajar con series de tiempo. Asimismo, el software para el análisis de estos datos es abierto. Por lo tanto, es importante el trabajar en el saber-hacer, desarrollando y probando metodologías para su procesamiento e interpretación de esta información.

La presente tesina desarrolla un análisis de la temperatura superficial del suelo (TST) y la cobertura vegetal (CV) en un estudio de caso de una ciudad del Noroeste árido de México: Hermosillo, Sonora, a través del uso de datos de percepción remota. Los resultados estimaron un promedio de CV para la ciudad de Hermosillo del 12%; un 38% de las manzanas urbanas poseen una CV menor a 10%, que puede considerarse muy baja. La TST se relacionó inversamente con la CV. El estudio identificó ICU/IFU distribuidas en forma diferenciada en la mancha urbana, lo que sugiere la importancia de la reforestación en la creación de espacios exteriores urbanos con más confort térmico.

1.1 Objetivo general

Analizar la CV y el efecto de ICU/IFU a través del uso de percepción remota en un estudio de caso de una ciudad del Noroeste árido de México.

1.1.1 Objetivos específicos

- a) Estimar el porcentaje de cobertura vegetal urbana a partir de imágenes de teledetección remota.
- b) Estimar la TST de la mancha urbana a partir de imágenes de teledetección remota.
- c) Buscar la relación que existe entre el porcentaje de CV y la TST.

1.2 Hipótesis

La presente tesina se guío siguiendo tres hipótesis:

Primera hipótesis: Existe una correlación positiva y estadísticamente significativa entre el índice de vegetación (IV) y la cobertura verde estimada a través de la foto-interpretación de imágenes de satélite de alta resolución.¹

Segunda hipótesis: Heterogeneidad espacial en la distribución de la variable de TST.

Tercera hipótesis: Existe una correlación negativa y estadísticamente significativa entre la TST y la cobertura vegetal estimada a partir del IV.

¹ Esta hipótesis pudiera parecer tautológica; sin embargo, lo que busca probar es la relación entre el IV adimensional, contra otro método de estimación de la CV: la foto-interpretación. Este último método, como una forma de obtener una medida física (superficie con CV/superficie construida) de la CV. Luego entonces, lo que se busca transformar el IV a una dimensión física de la CV.

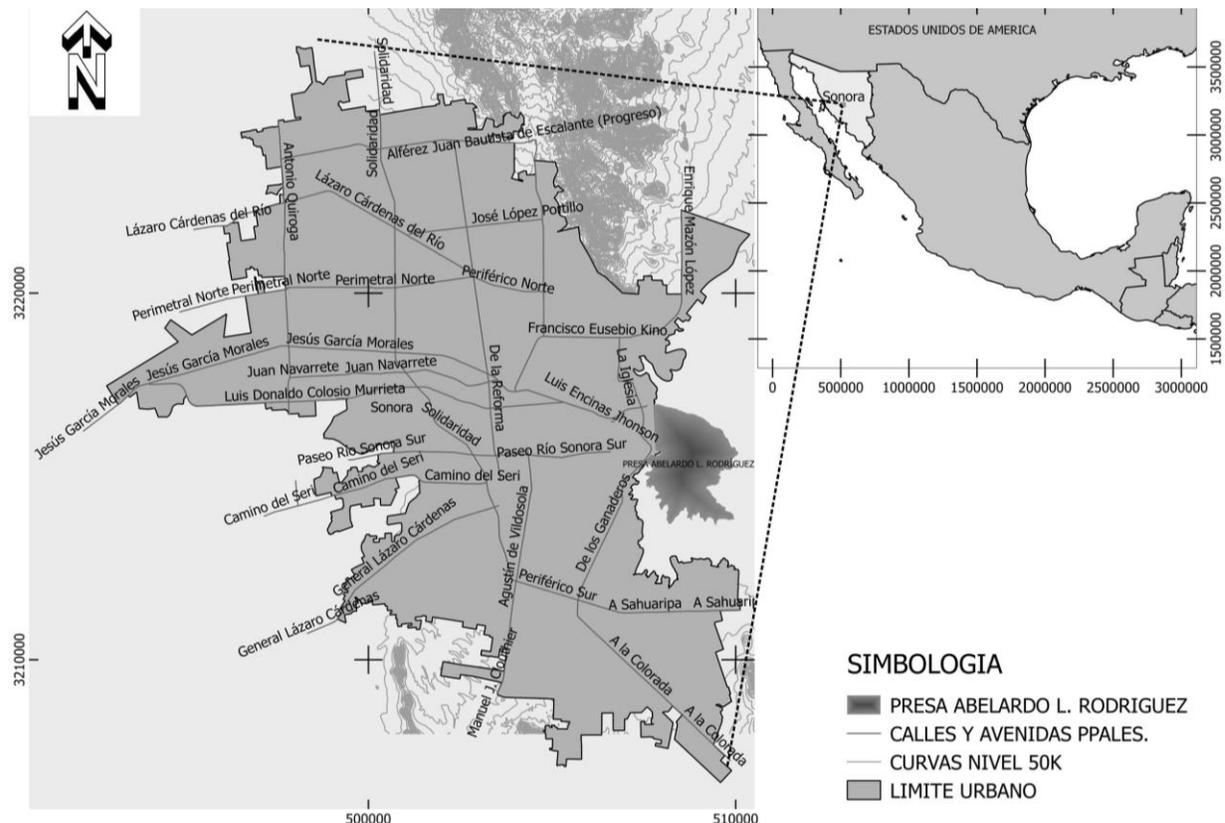
El resto de la tesina se estructura de la siguiente forma: el capítulo 2 muestra la localización del caso de estudio. Se discuten aspectos relacionados con el clima y las temperaturas extremas que experimenta la ciudad. El siguiente capítulo desarrolla el marco conceptual del efecto de ICU/IFU y los aspectos que las inducen; se hace una revisión de literatura de la presencia inobjetable de las ICU/IFU en los entornos urbanos a nivel mundial y los efectos relacionados con los espacios urbanos, así también se define claramente el concepto de bosque urbano y los beneficios ecosistémicos asociados a éste. Se describe el contexto histórico de la percepción remota, definiendo conceptos fundamentales teóricos-prácticos de su utilización. El capítulo 4 busca ofrecer una detallada explicación del procedimiento usado para analizar la información; una característica relevante es que toda proviene de percepción remota y está abierta al público. El capítulo 5 muestra el análisis y los resultados obtenidos en la distribución de temperaturas y cobertura vegetal como su interrelación con las variables físicas y antropogénicas del ecosistema urbano; a la vez que se prueban las hipótesis planteadas en esta tesina. Por último, el capítulo 6 se resumen las conclusiones y recomendaciones pertinentes del estudio.

Capítulo 2. Estudio de caso

2.1 La ciudad de Hermosillo

Se ubica al Noroeste de México, es la capital del estado de Sonora y cabecera del municipio de Hermosillo, se localiza a 29° 06' de latitud norte, 110° 57' de longitud oeste, a una altitud de 210 metros.

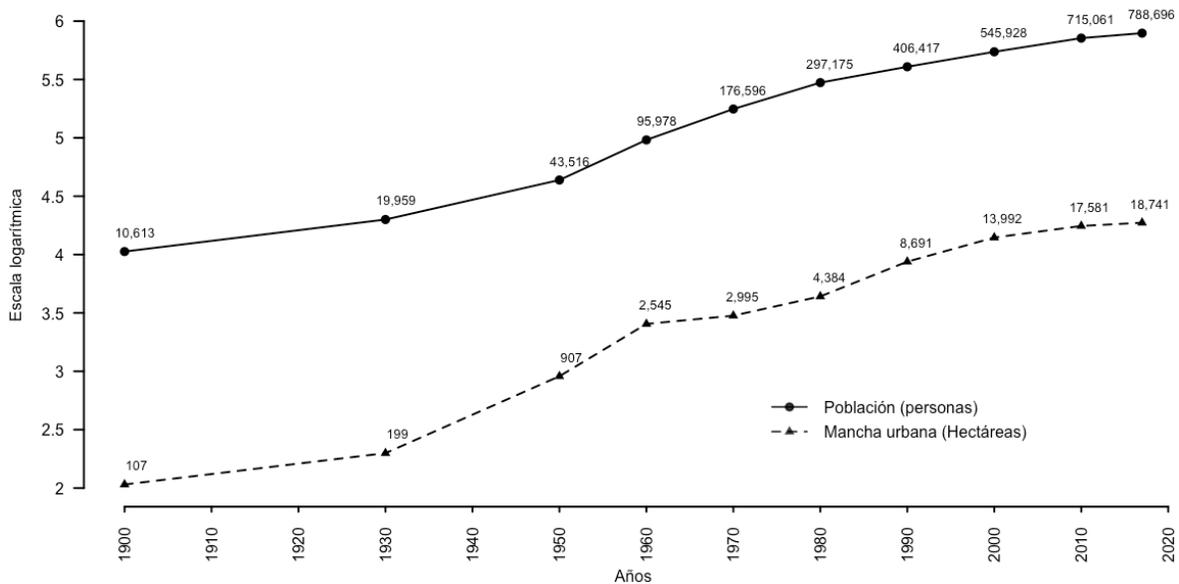
Figura 1. Localización del área del área de estudio: Hermosillo



Fuente: Elaboración propia con datos de INEGI 2005 y 2010.

A principios del siglo pasado la Ciudad de Hermosillo tenía 10,813 habitantes asentados en una extensión de 107 hectáreas, 100 años después la población se incrementó a más de 500,000 habitantes y se distribuía en poco más de 13,000 hectáreas (ver Figura 2).

Figura 2. Crecimiento poblacional y superficie de la mancha urbana de la ciudad de Hermosillo



Fuente: Elaboración propia con datos del IMPLAN, INEGI y CONAPO.

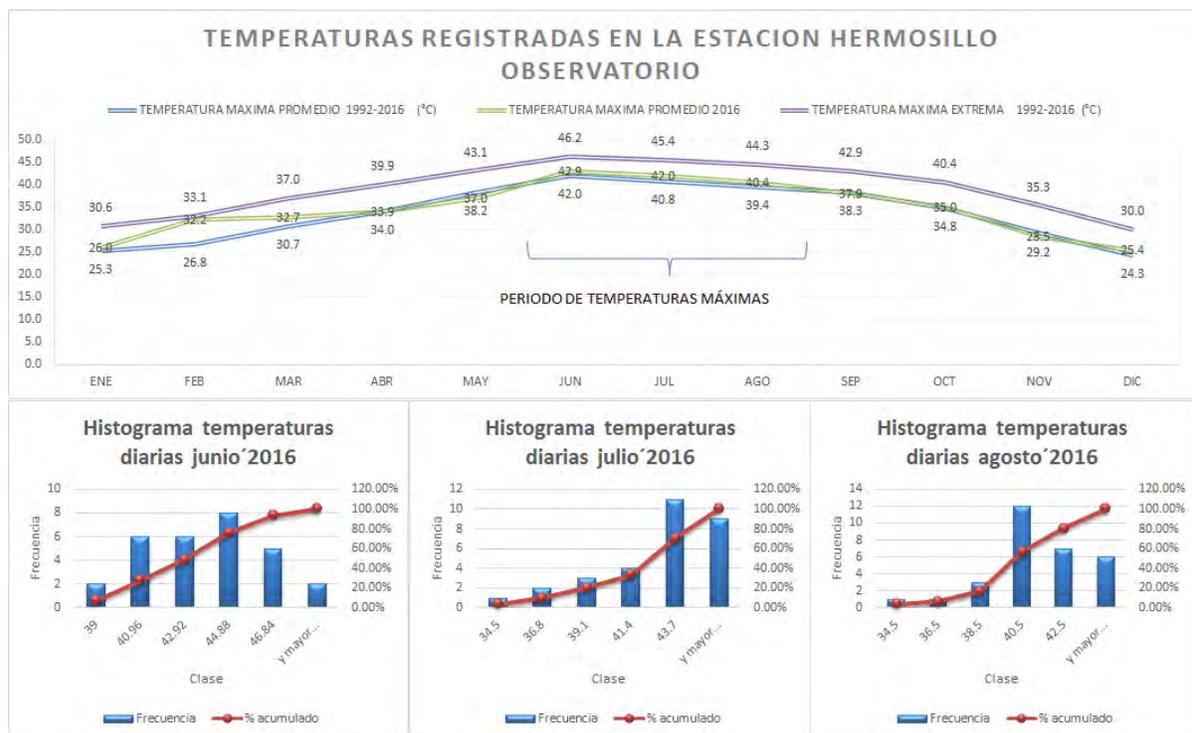
Las proyecciones de CONAPO, basadas en el conteo de población y vivienda 2015 (INEGI 2015) predicen una población de 788,696 habitantes, su ritmo de crecimiento podría ubicarla entre las ciudades más activas de México. Aunque su desarrollo se caracteriza por un crecimiento horizontal, posiblemente motivada por la aun existencia de la conciencia rural de los desarrollos habitacionales o de especulación urbana y las deficientes políticas públicas implementadas en su planeación².

² “Crecimiento urbano de Hermosillo ha sido poco planeado”: Académicos de la Universidad de Sonora por: Uniradio Noticias, por Alán Aviña - 17 Octubre 2017

2.2 Clima

Su clima es seco cálido, con presencia de temperaturas extremas en verano y, en menor medida, en invierno. Las temperaturas más altas se presentan en los meses de abril a septiembre, llegando a alcanzar en las horas pico registros de 40°C a 47°C. La Comisión Nacional del Agua (CONAGUA) cuenta con dos estaciones climatológicas en la ciudad: la “Norte” y la “Observatorio”; en la Figura 3 se observa el desarrollo de temperaturas a lo largo del año en la estación “Observatorio”, para el período de estudio.

Figura 3. Temperatura anual registrada en la estación climatológica “Observatorio”, histogramas diarios para los meses de junio-agosto de 2016



Fuente: Elaboración propia con datos de la CONAGUA (2016).

2.2.1 Cambio climático

Algunos autores han hecho sus predicciones a cerca del efecto del cambio climático en Sonora, los escenarios son todos pesimistas. Hay quienes mencionan que habrá una reducción

en la cantidad de lluvia del 20% para el año 2050 (Cavazos 2009). Los modelos de cambio climático, consideran que en el futuro cercano 2017-2039 regionalmente lloverá menos y las temperaturas se incrementarán de 2 a 2.5°C (Magaña et al. 2016: 12-24). Con un aumento gradual en las temperaturas se incrementará la evapotranspiración de los cultivos aumentando la demanda de agua de riego, en general se espera un aumento en la aridez (Archer y Predick 2008). También se espera un aumento en la presencia de huracanes que traerá eventos de precipitación extremos.

2.2.2 Efecto de las altas temperaturas

Últimamente, los medios de comunicación han dado seguimiento al rompimiento de récords de temperatura máxima, así como el fenómeno de “olas de calor”. Por ejemplo, con 49.5 °C de calor, la capital de Sonora rebasó el record histórico de temperatura máxima el día 2 de junio de 2014, además se convirtió en la ciudad más cálida del mundo, durante un día, al dejar atrás los 48 °C registrados en países del medio oriente. El récord anterior, de Hermosillo, era de 48.5 °C para el 1 de julio del 2011 (Excelsior 2014³).

Actualmente el IMPLAN, informó en El Sol de Hermosillo (2017) que a raíz de estudios de medición de temperaturas en el entorno urbano han determinado que las principales ICU se presentan al norponiente de la ciudad, ocasionado en gran medida por la alta densidad de las construcciones en el sector, argumento principal de esta tesina, a una mayor superficie construida (impermeable) mayor temperatura.

³Daniel Sánchez Dórame/Corresponsal “Hermosillo alcanza casi los 50 grados; rompe récord en el mundo” Excelsior, 8 de marzo de 2014, Sección Nacional.

Si se suma el efecto antropogénico de modificación al microclima urbano, más el posible impacto adverso por el cambio climático en las zonas áridas, así como su crecimiento demográfico y urbano, se podrían crear condiciones de riesgo para la salud de sus habitantes. Una sensación térmica superior o igual a 55 °C⁴ presupone un peligro extremo de insolación o golpe de calor para las personas que laboran en el ambiente externo no climatizado (Steadman 1979). Un estudio muy detallado relacionado por estos efectos lo presentan Díaz-Caravantes et al. (2014) donde concluyen que las desigualdades sociales y económicas del sector de la población inciden de manera determinante con el riesgo de mortalidad por estas causas.

En 2017 una alerta de salud revela que en el estado de Sonora ocurren aproximadamente el 60% de los casos de mortalidad relacionados con el calor, observados en México durante 2015 (más de 350); cuatro de las enfermedades más frecuentes producidas por el exceso de calor se detectaron en los centros médicos de Hermosillo, a saber: 1) deshidratación; 2) golpe de calor o hipertermia; 3) insolación; y 4) eritema solar. Las causas de la exposición al calor en la mayoría de los casos identificados se atribuyeron a exposición laboral en trabajadores agrícolas y mineros, entre otros (CCA 2017).

⁴ Este límite está configurado por la combinación de la temperatura del aire y la humedad relativa, para Hermosillo, el periodo de estudio además de ser el de más altas temperaturas, también se concentra el periodo de precipitaciones llegando a tener condiciones ambientales con humedad relativa de 50%, bastaría una temperatura de 40°C para alcanzar este valor.

Capítulo 3. Marco conceptual

La climatología urbana inicio a principios del siglo XIX, destaca el climatólogo inglés Luke Howard, en 1833 publica sobre el clima urbano de Londres, señaló que sobre la capital de Inglaterra se posaba una masa de aire tibio. Otros estudiosos como el francés Renou, el alemán Kratzer y los estadounidenses Duckworth y Sandberg, a principios del siglo pasado en la década de los 50's, estudiaron las modificaciones climáticas producidas por la sustitución de superficies naturales por elementos del tejido urbano (Jáuregui 1997).

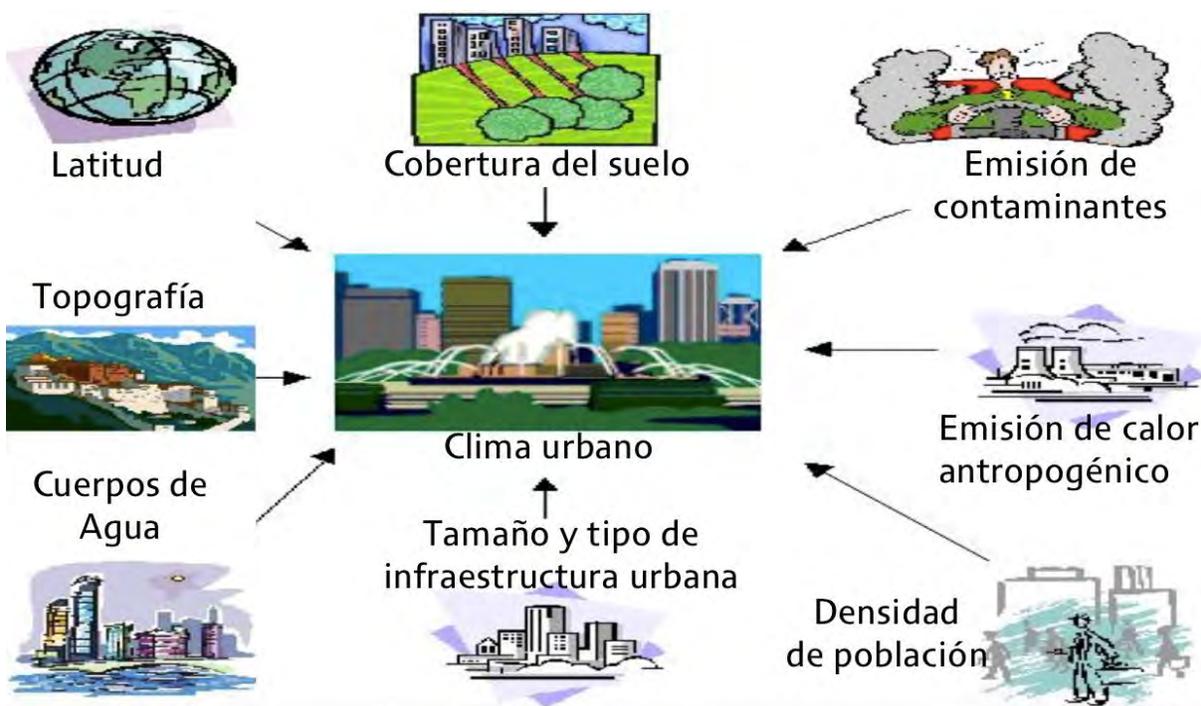
Oke y East (1971: 411-437) en 1970 en la ciudad de Montreal, determinaron que las velocidades de enfriamiento urbanas eran más lentas durante la noche, produciendo una intensidad máxima de ICU, relacionando estos efectos con las emisiones de CO₂, y sus fuentes principales, las áreas industriales y el centro urbano.

Las primeras aproximaciones y estudios del clima urbano se realizaban a través de mediciones directas. Por ejemplo, a través de transectos que medían con termómetros la temperatura del aire. Con la aparición de la tecnología satelital se dio inicio a gran escala al conocimiento remoto de los procesos atmosféricos urbanos; sin embargo, al inicio, la resolución espacial y las limitaciones de procesamiento (cómputo) hicieron que, como lo concluye Ronald Block, la tecnología satelital fuera incapaz de determinar los patrones térmicos interurbanos (Block 1978).

El término Isla de Calor Urbana (ICU) describe áreas edificadas que son más calientes que las áreas rurales cercanas. La temperatura media anual del aire de una ciudad con población mayor al millón de personas puede ser de 1 a 3 °C más cálida que su entorno. Por la noche, la diferencia puede ser tan alta como 12 °C (U.S. Environmental Protection Agency 2008).

Según Oke (1978: 288-302), el efecto de incremento de calor en el entorno de movilidad de la población se debe a la urbanización de los ambientes rurales, es decir, al incremento de áreas de pavimento y edificios que absorben mayor radiación solar durante el día y la irradian durante las noches, creando un proceso de calentamiento continuo. En la Figura 4 podemos observar los aspectos geográfico-climáticos y antropogénicos que inducen la presencia de ICU.

Figura 4. Factores geográfico-climáticos y antropogénicos que influyen en el efecto de ICU



Fuente: Idrobo y Hernández (2009).

La impermeabilización de los suelos derivado de la urbanización es un detonante del efecto de ICU; Romero y Vásquez (2005) correlacionan sus efectos con alteraciones al ciclo hidrológico, ya que al modificar la superficie de escurrimiento afectan la velocidad y el

tiempo del escurrimiento natural, y por ende, los volúmenes de recarga y descarga de los acuíferos subterráneos.

3.1 Efecto de ICU

Las ICU pueden afectar a las comunidades aumentando la demanda máxima de energía durante el verano, los costos del aire acondicionado, la contaminación del aire y las emisiones de gases de efecto invernadero, las enfermedades relacionadas con el calor y la calidad del agua. Este efecto es también atribuible a la concentración de la actividad humana: automóviles, fábricas, hogares, pero también a las propiedades térmicas de los materiales de construcción, como el concreto y el asfalto, que absorben energía solar, la acumulan y, de hecho, la emiten aun cuando la fuente de energía, el sol, se ha ido; este ciclo puede provocar procesos de inversión térmica en épocas de alta presión atmosférica que desencadenan o maximizan problemas de contaminación del aire.

La ICU y su relación con los espacios urbanizados y las áreas verdes ha sido bien documentada desde principios del siglo pasado. En 1926, Obolensky (1926: 138-176) a partir de registros de temperaturas determinó que la vegetación genera su propio clima, en un entorno de alta humedad, en el caso áreas arboladas con robles, estas zonas podían absorber entre el 70% y el 80% de la radiación entrante.

Las ciudades son un ejemplo de la modificación antropogénica del clima (Parry 1950).

Desde 1967, Oke (1967: 769-777) consideraba que cualquier ciudad o pueblo podía generar una ICU, lo que era un hecho comúnmente aceptado; incluso pequeños centros urbanos o suburbanos pueden producir anomalías térmicas notables, en comparación con el entorno rural circundante.

Lazzarini et al. (2015) discuten que los estudios relacionados con el efecto de ICU se han documentado en ciudades que se ubican en climas templados; por el contrario, el efecto de ICU no es bien entendido en las ciudades localizadas en climas áridos. Los autores estudiaron el efecto de ICU en ocho ciudades localizadas en clima BWh o desiertos cálidos (según clasificación climática de Köppen-Geiger). Los resultados que obtuvieron fue que durante el día estas ciudades exhiben temperaturas más frescas que el ambiente desértico circundante, pero durante la noche la temperatura es mayor, esto es, exhiben la ICU clásica.

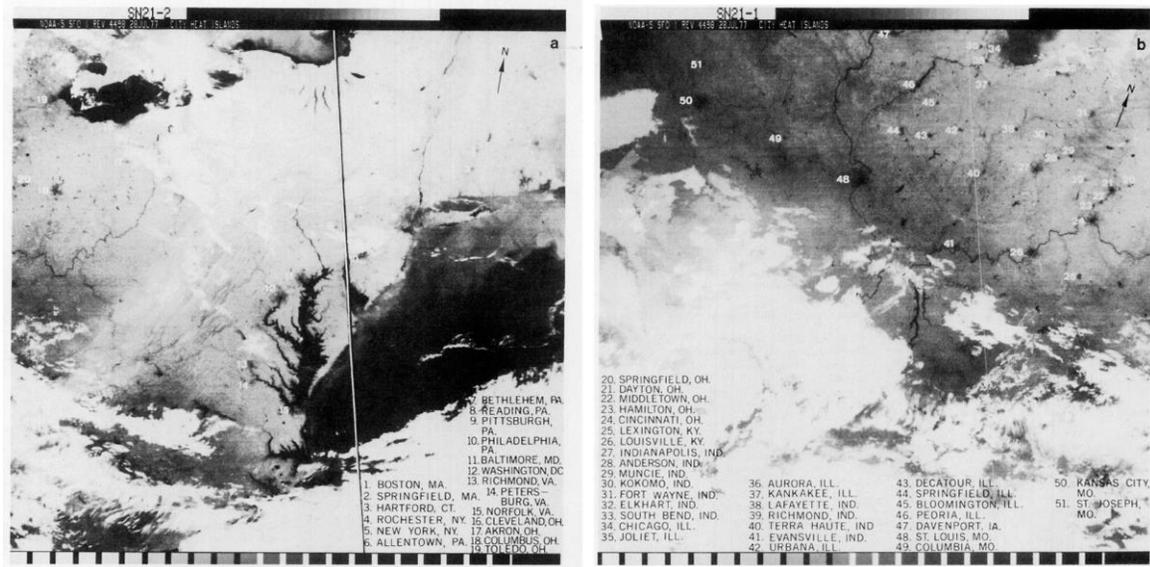
La mayoría de las ciudades en zonas áridas o desérticas experimentan el efecto oasis de ICU negativos, que se conocen como Islas de Frescura Urbana (IFU). Esta acumulación de calor por los materiales como concretos, asfaltos y acero usualmente utilizados en la infraestructura urbana, lo liberan por las noches, mostrando las ICU en las zonas urbanas más claramente por las noches; adicionalmente, está el efecto del bosque urbano, que muchas ocasiones posee una mayor cobertura vegetal que los suelos de los ambientes desérticos (Georgescu et al. 2011; Rindfuss et al. 2018).

3.2.1 ICU supuesto

El efecto de ICU ha sido ampliamente evidenciado (Obolensky 1926; Matson et al. 1978) en muchas ciudades alrededor del mundo. Independientemente de la metodología utilizada para su determinación, la idea es la misma, la identificación y delimitación geográfica de un microclima en una mancha urbana rodeada de un espacio natural o rural con temperaturas más benignas (o normales).

Por ejemplo, el 28 de julio de 1977, una imagen del medio oeste y el noreste de los Estados Unidos (véase Figura 5), inusualmente libre de nubes, captada por el sensor de infrarrojo térmico nocturno del satélite NOAA 5, permitió la detección de 51 ICU (Matson et al. 1978).

Figura 5. Imagen del satélite NOAA 5 del 27-julio-1977 y relación de 51 ICU detectadas



Fuente: Matson et al. 1978.

Yuan y Bauer (2007) para el área metropolitana de Twin Cities, Minnesota, analizaron la interrelación existente entre las islas de calor y el índice de superficies impermeables en distintas estaciones del año, concluyeron que este es buen complemento para el índice de vegetación en el análisis de temperaturas superficiales.

En la mayoría de los estudios de ICU, se utiliza la relación negativa existente entre vegetación y Temperatura Superficial del Terreno (TST), sin embargo, la mezcla espectral del índice de vegetación proporciona inconsistencias en su uso; Weng y Lu (2004) a partir de una imagen Landsat de Indianápolis, adquirida el 22 de junio de 2002, exploraron la posibilidad de utilizar la fracción no mezclada del índice de vegetación, encontrando una alta correlación

negativa con este nuevo índice. Aunque el índice de vegetación es el más comúnmente utilizado para correlacionar los efectos de ICU, se ha utilizado también índices relacionados con la estructura urbana en Boca Ratón, Florida, Alhawiti y Mitsova (2016) encontraron estadísticamente significativos las relaciones entre la TST y el índice de vegetación y de edificado.

Existen estudios diversos en América Latina, entre ellos destaca el realizado por Ferrelli et al. (2015) para la ciudad de Bahía Blanca, Argentina, en el analizaron el comportamiento de la TST y su relación con las distintas coberturas del suelo en el entorno urbano, concluyendo que este tipo de estudios son fundamentales para el proceso de planificación urbana. Así también en otras partes del mundo, como la ciudad de Brisbane, Australia, utilizando un enfoque orientado a la densidad poblacional y las distintas coberturas de suelo y su efecto en la ICU, se generaron distintos modelos, donde concluyeron que una buena manera de mitigar el efecto de las ICU es alentar el crecimiento vertical en las zonas urbanas (Deilami et al. 2016).

En la bibliografía técnica existen muchas variantes para el cálculo de la TST a través de percepción remota, por ejemplo, el trabajo presentado por Avdan y Jovanoska (2016), proporciona una metodología que con clasificación no supervisada de los usos de suelo urbano permite, con relativa precisión, determinar cuantitativamente la distribución de la TST, su aplicación se validó en las ciudades de Ontario y Quebec, Canadá.

En resumen, existe suficiente evidencia en la literatura revisada sobre la modificación del clima urbano, que conduce de fenómenos de ICU o IFU. No es objeto de esta tesina estimar este efecto en el polígono urbano del caso de estudio comparado con su área natural circundante, más bien este se toma como un supuesto. Más bien se busca conocer la

distribución interurbana de estos efectos, influenciados, como lo sugiere la literatura, por la cobertura del suelo urbano.

3.2 Bosque urbano y cobertura vegetal

3.2.1 Bosque urbano

Los árboles y vegetación asociada que se encuentran en el entorno urbano conforman el bosque urbano, sus principales componentes son el arbolado a lo largo de las banquetas de calles, avenidas y camellones; así como las áreas verdes entre las que destacan los parques, jardines, glorietas y otros espacios abiertos con vegetación como lo son cementerios, barrancas y riberas de los ríos o arroyos que cruzan la ciudad y que están bajo la influencia de los habitantes y sus actividades (Benavides-Meza 1989).

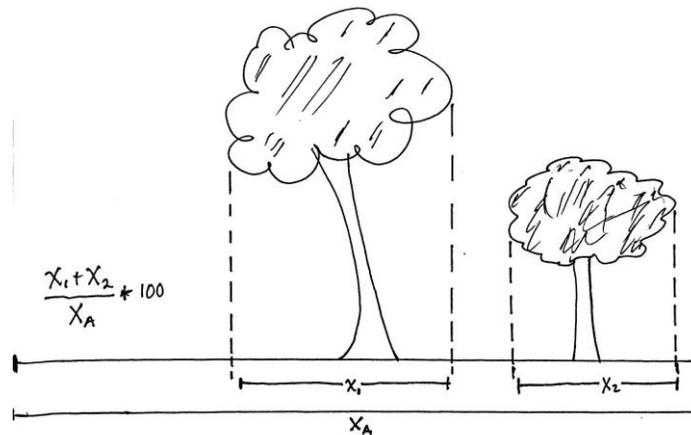
En resumen, todo tipo de vegetación embebida en la matriz urbana constituye el bosque urbano. Alguna de esta es establecida y diseñada por el ser humano, como es el caso de parques, jardines, camellones, etc. Por otra parte, existe mucha vegetación que crece espontáneamente en terrenos baldíos y otros espacios libres de la ciudad. También existen los remanentes de la vegetación nativa, en forma de terrenos sin desarrollar que son rodeados por la mancha urbana, como es el caso de cerros con pendientes pronunciadas. En general, todos estos espacios contribuyen a la oferta de vegetación urbana.

3.2.2 Cobertura vegetal

El área de una ciudad puede estar cubierta de: a) infraestructura gris, ésta incluye asfalto, concreto, materiales pétreos, y otros elementos artificiales; b) terreno desnudo, suelo o afloramiento de rocas; c) cuerpos de agua estáticos o en movimiento; y d) cobertura vegetal.

La definición más simple de cobertura es el porcentaje de la superficie cubierta por material vegetativo, se expresa como una fracción del área total. Se mide como la proyección vertical del dosel de árboles, arbustos y hierbas (Husch et al. 2003).

Figura 6. Cobertura vegetal como la proyección del dosel sobre una línea imaginaria



Fuente: Elaboración cortesía Dr. Luis Alan Navarro Navarro.

Está implícito que la vegetación que se mide deben ser organismos vivos, algunas veces en dormancia o aparentemente secos, sin follaje. Estudios más a detalle, consideran la cobertura vegetal (CV) a varios estratos: arbóreo, arbustivo, herbáceo y pastos a nivel suelo. Asimismo, se puede medir la cobertura basal o del tronco (tallos), o como se muestra en la Figura 6 la proyección del dosel o follaje.

La CV es una dimensión importante del bosque urbano. Arroja una idea de la masa de vegetación fotosintéticamente activa que posee una ciudad. Aunque el bosque urbano puede considerarse como un espacio construido o manipulado por el ser humano. El ambiente natural que rodea una ciudad es el mejor predictor de su cobertura arbórea; Nowak et al (1996) estudiaron la cobertura vegetal en 58 ciudades en los Estados Unidos. La cobertura

arbórea (dosel de los árboles) varió de 55% en Baton Rouge, ciudad capital del estado de Luisiana, a 0.4% en Lancaster, California. Por ejemplo, en zonas desérticas varía de 0.4 a 26%. También se pueden encontrar diferencias dentro de cada ciudad en función del uso de suelo, por ejemplo, los autores encontraron una cobertura arbórea del 11.3% en parques urbanos localizados en zonas desérticas.

Tabla 1. Cobertura arbórea promedio por tipo de uso de suelo para ciudades en Estados Unidos por tipo de vegetación natural potencial (VNP⁵)

Nombre común	VNP: Bosque		VNP: Pastizal		VNP: Desierto	
	% CV	Error estándar	% CV	Error estándar	% CV	Error estándar
Parques urbanos	47.6	5.9	27.4	2.1	11.3	3.5
Lotes baldíos /vegetación natural	44.5	7.4	11.0	2.5	0.8	1.9
Residencial	31.4	2.4	18.7	1.5	17.2	3.5
Oficinas de gobierno	19.9	1.9	9.1	1.2	6.7	2.0
Otros usos	7.7	1.2	7.1	1.9	3.0	1.3
Comercial/ industrial	7.2	1.0	4.8	0.6	7.6	1.8

Fuente: Elaboración propia tomado de Nowak et al. 1996.

3.3 Efectos del bosque urbano en el efecto ICU

El ecosistema urbano (EU) se define como aquellas verdes naturales y áreas azules embebidas en la matriz urbana, incluyendo arboles de la calle y estanques (Bolund y Hunhammar 1999). Serían todas aquellas categorías coloreadas de color verde y azul en la cartografía, excluyendo pastos artificiales o techos industriales. El EU se compone del bosque urbano con su cobertura vegetal y las corrientes o cuerpos de agua estáticos. Todos estos elementos poseen un común denominador, absorben calor y son térmicamente robustos, esto es, estables (Cai et al. 2014).

⁵ La vegetación natural potencial de una ciudad es la clase de vegetación que, según Kuchler (1967), existiría hoy sin la influencia humana y el crecimiento de las plantas se diera en un proceso continuo hasta alcanzar su clímax.

Dimoudi y Nikolopoulou (2003) enlistaron cómo la vegetación arbórea contribuye a crear un micro clima urbano:

- a) Reduciendo la radiación solar incidente en ventanas, paredes y techos, a través de la sombra proyectada por la vegetación en estos objetos.
- b) Disminución en la emisión de energía de onda-larga desde superficies construidas, dada la disminución en la temperatura de éstas, por el efecto sombra de la vegetación.
- c) Menos ganancia de calor vía conducción o convección al reducir la temperatura del aire a través del proceso de evapotranspiración (ET).
- d) Aumenta el potencial de enfriamiento al adicionar humedad al aire a través del proceso de ET.

Reemplazar superficies con concreto, asfalto o suelo desnudo, con cubierta vegetal de pastos y hierbas, aumenta el confort térmico de los peatones a través de: a) reflejar menos radiación de onda-corta hacia las personas, los pastos poseen bajo albedo, éste anda por el rango de 0.20-0.25; b) la humedad de la vegetación crea el proceso de enfriamiento evaporativo que disminuye la temperatura del aire (Erell et al. 2011, 183).

Estimaciones indican que el proceso de ET consume, anualmente, el 21.74% del total de la energía solar que llega a la atmósfera; este proceso puede disminuir la temperatura de las ciudades de 0.5 a 4.0°C. Asimismo, los cuerpos de agua pueden disminuir la temperatura de los espacios construidos alrededor de estos, de 2 a 6°C, por ejemplo, un cuerpo de agua de 16 m² de superficie, tiene el potencial de reducir la temperatura en 1°C de 2,826 m³ de espacio adyacente (Qiu et al. 2013).

3.4 Percepción remota

La teledetección o percepción remota es el conjunto de técnicas que a partir de sensores ya sea aéreos o espaciales permiten monitorear la superficie terrestre, estos sensores detectan radiación electromagnética y su fuente principal es el sol, aunque puede ser la energía irradiada por los propios objetos o fuentes artificiales, sus aplicaciones son muy variadas que van desde planeación militar hasta detección de fenómenos meteorológicos y ambientales (Chuvienco-Salineró 2008).

Hay que diferenciar bien entre el sensor y la plataforma. Por ejemplo, antes de la era espacial, iniciada a finales de la década de los 50's e inicios de los 60's, se adquirían imágenes a partir de cámaras (sensor) montadas en diversas plataformas: globos, aeroplanos y hasta aves como los pichones. Con la puesta en órbita de satélites, se empezó a montar en estos sensores con diversas resoluciones. Hoy en día, los drones ofrecen una nueva posibilidad de adquirir datos remotos con más control en la frecuencia y especificidad, a más bajo costo.

3.4.1 Antecedentes de la percepción remota

Historia

Las primeras fotografías de la Tierra tomadas desde el espacio se obtuvieron a principios de la década de 1960, anteriormente, el hombre solo había podido estudiar pequeñas porciones de la superficie terrestre, al mismo tiempo tanto rusos como estadounidenses competían por el dominio del espacio; el lanzamiento del Sputnik Ruso fue en octubre de 1957, por otra parte, se desarrollaba el proyecto de reconocimiento "Corona", altamente clasificado, bajo la gestión conjunta de la USAF y CIA (Olsen 2007). El primero de abril de 1960 fue puesta en operación del satélite meteorológico TIROS-1 (Kidder y Vonder 1995), al cual sucedieron otros más, siendo el primer sensor térmico instalado en el TIROS-3, puesto en órbita el 12

de julio de 1961, con un rango de operación de 230 días y entre sus objetivos tenía obtener mediciones infrarrojas de la energía solar absorbida, reflejada y emitida por la Tierra (EUMETSAT). Así en 1972, Estados Unidos lanzó su primer Satélite de Tecnología de Recursos de la Tierra (ERTS-1), que luego fue rebautizado como Landsat 1 (Cracknell y Hayes 2007).

Evolución

Landsat 1 fue el primer satélite destinado a el estudio de los recursos naturales y los usos del suelo; en la actualidad se encuentra en su octava versión denominada LDCM, esta plataforma tiene una vida útil de 5 años, lleva combustible suficiente para 10 años; órbita de norte a sur durante el día, cruzando el ecuador a la 10 A.M. hora local, con una órbita aproximada de 705 kilómetros sobre la tierra, su carácter gratuito es sobresaliente (USGS).

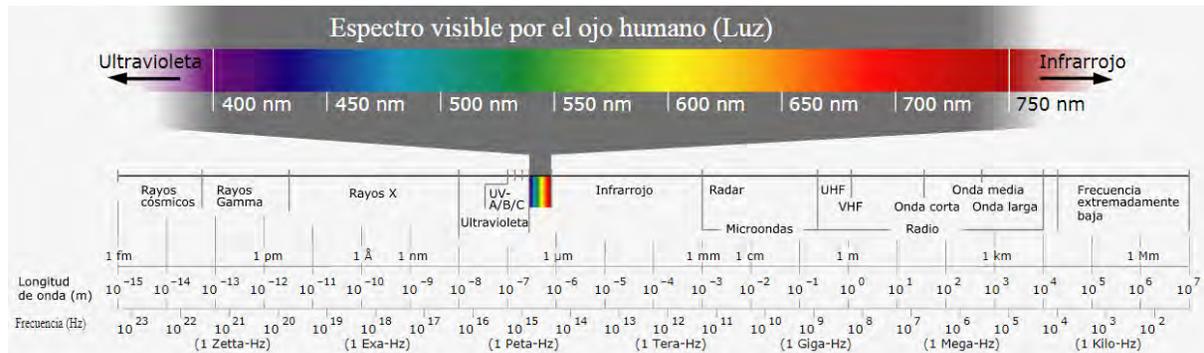
Actualmente, hay permanentemente en órbita decenas de satélites de observación de la tierra que generan miles de imágenes cada día para aplicaciones de uso civil y militar, siendo numeroso países que han decidido disponer de medios propios de teledetección, destacando los satélites SPOT Francés, RADARSAT (inactivo) Canadiense, el MOS (inactivo) de Japón, el IRS de India y el Sentinel de la Agencia Espacial Europea.

3.4.2 Fundamentos físico-técnicos de la percepción remota

El espectro electromagnético de los objetos funciona como una huella dactilar que permite identificarlos en función a los rangos de emisión-refracción de la luz, se extiende desde la radiación de menor longitud de onda, como los rayos gamma y los rayos X, pasando por la radiación ultravioleta, la luz visible y la radiación infrarroja, hasta las ondas

electromagnéticas de mayor longitud de onda, como son las ondas de radio, en la podemos observar su distribución.

Figura 7. Diagrama del espectro electromagnético, mostrando el tipo, longitud de onda, frecuencia y rango del espectro visible humano



Nota: Tomada de: <https://commons.wikimedia.org/w/index.php?curid=1793461>

Los instrumentos satelitales aprovechan esta característica de los objetos detectando la proporción de energía emitida-recibida, esto es, aplicada al rango del espectro infrarrojo algunos objetos de colores más oscuros absorben más energía de luz incidente que otros. Por ejemplo, el pavimento de color negro absorbe la energía más visible y Ultra Violeta (UV) además posee bajo albedo, mientras que una banqueta de hormigón, de color claro, refleja más energía de la que absorbe. Por lo tanto, el pavimento negro es más caliente que la acera en un caluroso día de verano. Los fotones rebotan durante este proceso de absorción y pierden bits de energía en numerosas moléculas a lo largo del camino, esta energía térmica luego se irradia en forma de energía infrarroja de longitud de onda más larga (NASA 2010).

Este modo peculiar con el que una determinada cubierta refleja o emite energía a distintas longitudes de onda se ha denominada comúnmente firma espectral y resulta la base para discriminar dicha cubierta de otras a partir de la observación remota. Los procesos que

permiten obtener una imagen, sino también su posterior tratamiento e interpretación, a esta técnica se conoce como percepción remota o teledetección (Chuvieco-Salineró 2008).

Sánchez-García y Toral-Ruiz (2014, 26-27) manifiestan que entre las cualidades de un sistema sensor, hay que destacar la resolución, que puede definirse como su habilidad para registrar y discriminar información de detalle dependiendo del efecto combinado de sus distintos componentes. La resolución de un sensor implica considerar la calidad de la información aportada en distintos aspectos, por lo que en la práctica se habla de cuatro tipos de resolución: espacial, espectral, radiométrica y temporal.

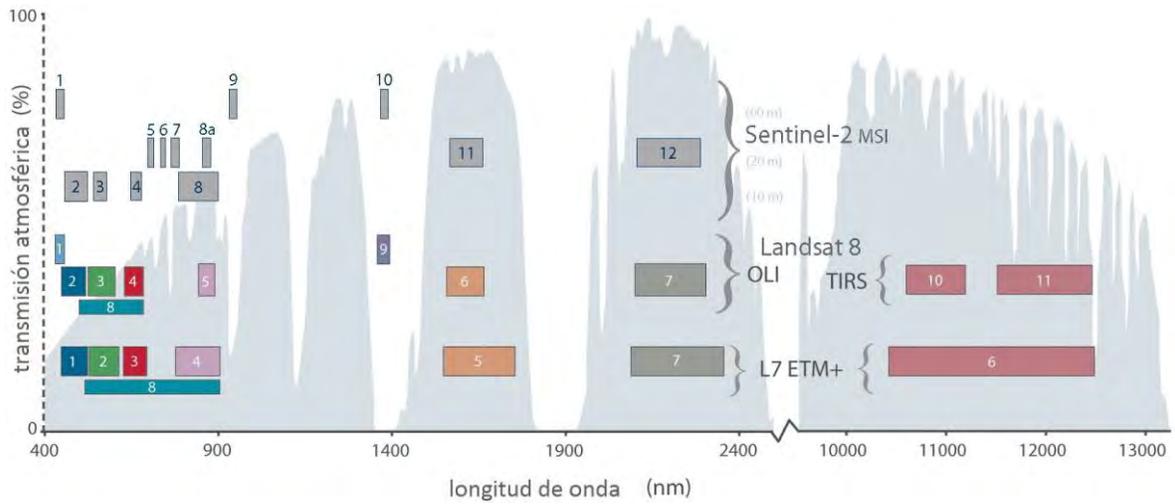
Resolución espacial

Es dada por el campo de visión instantánea definido como la sección angular, medida en radianes, observada en un momento dado. No obstante, en la resolución espacial se suele utilizar la distancia sobre el terreno correspondiente a este ángulo. Esta distancia es el tamaño de la mínima unidad de la imagen de la que tenemos información, cuanto menor es el tamaño del pixel, mejor resolución tiene la imagen y mejor posibilidad de discriminar más objetos.

Resolución espectral

Es la capacidad del sensor para separar señales de longitudes de ondas distintas según el dispositivo de filtro óptico que separa la radiación incidente en bandas espectrales. Esta cualidad indica el número y la anchura de las bandas espectrales, por ello cuanto mayor sea el número de bandas y más estrechas, mejor será la resolución espectral y mayor la capacidad del sensor para reproducir la respuesta espectral del objeto observado y, en consecuencia, la posibilidad de discriminar unas coberturas u otras. Esto puede variar desde la concepción de los sensores, en la Figura 8 tenemos una gráfica comparativa entre las bandas de las misiones Sentinel 2 y Landsat 7-8.

Figura 8. Comparativa de bandas de Sentinel 2, Landsat 7 y 8



Fuente: USGS-NASA

Resolución radiométrica

Corresponde a la sensibilidad del sensor y expresa su aptitud en una banda espectral dada para diferenciar señales electromagnéticas de energía diferente. El número máximo de intervalos digitales de la imagen suele identificarse con resolución radiométrica y oscila entre 64 y 4096 tonos de grises (traducido a código binario 6 y 12 bits). Para un análisis visual no es importante tener muchos niveles de color ya que el ojo humano difícilmente puede percibir más de 64 tonos de gris, pero cuando se opta por el tratamiento informático, la mejora en la resolución puede ser importante.

Resolución temporal

La resolución temporal alude a la frecuencia de cobertura que proporciona el sensor, es decir, la periodicidad con que adquiere imágenes de la misma porción de la superficie terrestre.

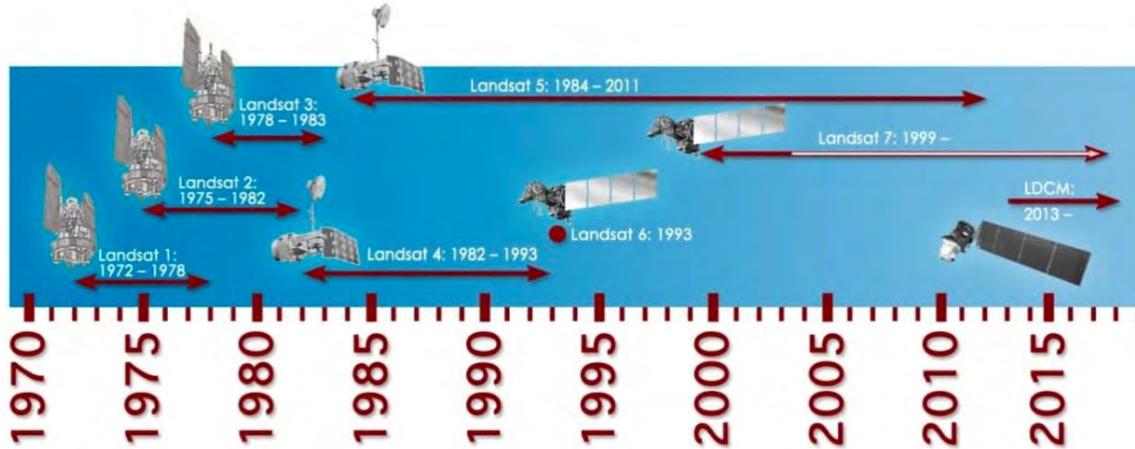
3.4.3 Landsat

Como era de esperarse, las primeras imágenes satelitales se tomaban con fines de reconocimiento militar. En el contexto de la Guerra Fría, la Agencia Central de Inteligencia de los Estados Unidos, limitaba su disponibilidad en base al riesgo que estas generaban para la identificación de ciudades, aeropuertos, zonas militares, etc. Se podría pensar que, las imágenes de alta resolución a las que hoy tenemos acceso desde cualquier teléfono celular, se adquieren gracias a los últimos avances tecnológicos, sin embargo, el programa “CORONA” logró adquirir fotografías a una resolución de 1.5 metros para cuando el programa había concluido en 1972 (Pabian 2015).

La misión Landsat 1 inició una nueva era de datos abiertos a la población civil (Pabian 2015). Este proyecto es financiado y administrado por la NASA y la USGS de los Estados Unidos. Representa el esfuerzo más longevo y continuo (desde 1972) de observación de la superficie terrestre. Empezando con Landsat 7, las imágenes comenzaron a estar disponibles gratuitamente desde julio del 2008, actualmente, todas están accesibles para su descarga. El último satélite, Landsat 8 (LDCM) fue puesto en órbita el 11 de febrero del 2013.

Los dos instrumentos de ciencia a bordo LDCM son el generador de imágenes operacionales de la tierra (OLI por sus siglas en inglés) y el sensor infrarrojo térmico (TIRS por sus siglas en inglés), ambos representan avances evolutivos en tecnología de sensores y rendimiento. OLI y TIRS medirán la superficie de la Tierra en el infrarrojo visible, cercano, onda corta y térmico con una resolución moderada entre los 15 y 100 metros (NASA 2013). En la Figura 9 podemos apreciar gráficamente la cronología de la evolución de los satélites Landsat.

Figura 9. Cronología del programa Landsat



Fuente: Tomada de https://www.nasa.gov/mission_pages/landsat/news/landsat-history.html

3.4.4 Sentinel

Es un proyecto auspiciado por la Agencia Espacial Europea (ESA por sus siglas en inglés). Bajo esta denominación “Sentinel” está una familia de seis satélites, cada uno con características especiales para la medición de diversos aspectos biofísicos de la atmósfera y superficie terrestre.

Sentinel-2A, por ejemplo, se desarrolló para monitoreo de la cobertura terrestre y la detección de cambios en el uso de suelo. Este sensor tiene el potencial de estimar variables tales como: el índice de área foliar, el contenido de clorofila en follaje y la humedad en masas de vegetación. Se puso en órbita el 23 de junio de 2015, posee 13 bandas espectrales, con una resolución espacial que va desde los 10 a los 60 metros; observa un mismo sitio cada 10 días. A partir del 9 de octubre de 2017, empezaron a estar disponibles las imágenes del satélite gemelo Sentinel-2B, que reduce el tiempo de revisita a tan solo cinco días. Las imágenes de Sentinel están disponibles para su descarga gratuita (ESA).

3.4.5 Google Earth

La plataforma de Google Earth (GE) se lanzó al Internet en el 2005. Consiste en una base de datos de miles de imágenes de alta resolución, tomadas desde satélites orbitando la tierra, conformando un mosaico continuo del globo terráqueo. Las imágenes son estáticas (no en tiempo real), aunque en la mayoría de los casos son de reciente adquisición. Las imágenes adyacentes pueden verse diferente ya que fueron tomadas en diferente fecha (por ejemplo: estación de secas o de lluvias), hora del día o con un sensor diferente (Hu et al 2013).

Las imágenes de GE están en color natural o verdadero (RGB por sus siglas en inglés o Rojo, Verde y Azul), geo-referenciadas al sistema de coordenadas geográficas en grados de latitud y longitud con Datum WGS84. GE también posee un modelo de elevación digital.

Entre las principales ventajas de GE están: a) es gratuito; b) amigable y fácil de manejar; c) las imágenes poseen una resolución espacial lo suficientemente fina como para permitir la interpretación visual de los objetos; d) las imágenes están más actualizadas que mucha de la cartografía oficial; e) es posible generar datos geográficos para usarlos en SIG, análisis espacial, etc.

Capítulo 4. Metodología

4.1 Datos satelitales

4.1.1 Landsat 8

Se utilizaron tres imágenes adquiridas el 12 de junio, 10:52.538 hora local; 14 de julio, 10:52.794 hora local y 15 de agosto, 10:52.914 hora local del año 2016, del satélite Landsat 8 en sus sensores OLI y TIRS. Los porcentajes de nubosidad de las imágenes fueron: 0.09, 0.89 y 0.10, respectivamente.

4.1.2 Sentinel 2A

Se descargó una imagen de fecha del 14 de junio de 2017, que presentaba una cobertura de nubes de 0.01%, tomada a las 11:08.227 hora local.

4.2 Pre-procesamiento de las imágenes

Primeramente, las imágenes se recortaron para delimitar el área de estudio dentro de las siguientes coordenadas UTM: Este 488192, 509760; y Norte 3204195, 3229585, del sistema de coordenadas EPSG: 32612. Los valores contenidos en las imágenes venían en formato de niveles digitales (ND), estos valores se transformaron a reflectancias (rango 0-1), que es la relación entre la energía reflejada y la energía incidente. En este proceso, se aplicó la corrección atmosférica “DOS 1”, algoritmo ejecutado automáticamente por el software QGIS (QGIS Development Team 2017), con información proporcionada por la misma imagen, con esto, se elimina el efecto aerosol de la atmósfera, creando imágenes más nítidas (Chávez 1988).

4.3 Estimación de índices

Los datos satelitales están estructurados en múltiples arreglos matriciales, donde cada banda espectral representa una capa o matriz en este arreglo. Considerando que los diferentes objetos que se encuentran sobre la superficie terrestre, interaccionan diferente con el espectro electromagnético de la luz, reflejando y absorbiendo diferentes segmentos de éste, algunos investigadores han desarrollado diversas combinaciones de bandas espectrales, llamados índices, que resaltan la abundancia de ciertos objetos o propiedades en la cobertura del suelo.

4.3.1 Índice de vegetación

El índice de vegetación (IV) o NDVI (por sus siglas en inglés “Normalized Difference Vegetation Index”) utiliza dos secciones del espectro electromagnético de la luz: el rojo (R) y el infrarrojo cercano (IC). Desde hace tiempo (Tucker 1979) se conoce que la vegetación fotosintéticamente activa absorbe luz roja y refleja el IC a través del tejido interno de la hoja y los diferentes estratos de hojas que posee la vegetación, así vegetación más densa reflejaría más IC. El IV se calcula a partir de la siguiente fórmula:

Ecuación 1. Índice de vegetación

$$IV = \frac{IC - R}{IC + R}$$

La traducida a las bandas satelitales sería:

Ecuación 2. IV para Sentinel 2

$$IV_{S2} = \frac{B08 - B04}{B08 + B04}$$

Ecuación 3. IV para Landsat 8

$$IV_{L8} = \frac{B05 - B04}{B05 + B04}$$

El rango de valores del IV es de -1 a 1. Los valores que se aproximan a -1, corresponden al agua. Los valores cercanos a cero (-0.1 a 0.1), generalmente corresponden a áreas estériles de roca, arena o nieve. Los valores bajos y positivos representan arbustos y pastizales (0.2 a 0.4), mientras que los valores altos indican bosques tropicales o templados (valores cercanos a 1).

4.3.2 Índice Edificado de Diferencia Normalizada

El Índice Edificado de Diferencia Normalizada o Normalized Difference Built-up Index (NDBI por sus siglas en inglés) (Zha et al. 2003), destaca las áreas urbanas con mayor reflectancia en la región de infrarrojo de onda corta (IOC), en comparación con la región de IC, su cálculo se define en la siguiente ecuación:

Ecuación 4. NDBI

$$NDBI = \frac{IOC - IC}{IOC + IC}$$

Aplicado a las bandas de Sentinel 2A:

Ecuación 5. NDBI para Sentinel 2

$$NDBI_{S2} = \frac{B11 - B08A}{B11 + B08A}$$

Las áreas edificadas tienen valores positivos.

4.3.3 Índice de Agua de Diferencia Normalizada

El índice NDWI (“Normalized Difference Water Index” en inglés) (McFeeters 1996) es el más apropiado para el mapeo de cuerpos de agua. El cuerpo de agua tiene una gran capacidad de absorción y baja radiación en el rango de longitudes de onda visibles a infrarrojos. El índice usa la banda verde e IC de imágenes de teledetección basadas en este fenómeno. El

NDWI puede mejorar la detección de agua de manera efectiva en la mayoría de los casos. Es sensible al suelo construido, a menudo da como resultado cuerpos de agua sobreestimados.

Su cálculo se define en la siguiente ecuación:

Ecuación 6. NDWI

$$NDWI = \frac{VERDE - IC}{VERDE + IC}$$

Aplicado a las bandas de Sentinel 2A:

Ecuación 7. NDWI para Sentinel 2

$$NDWI_{S2} = \frac{B03 - B08}{B03 + B08}$$

Los valores de los cuerpos de agua son mayores a 0.5. La vegetación tiene valores mucho más pequeños, lo que hace que sea más fácil distinguir la vegetación de los cuerpos de agua.

Las características compiladas tienen valores positivos entre 0 y 0.2.

4.4 Foto-interpretación de imágenes de GE

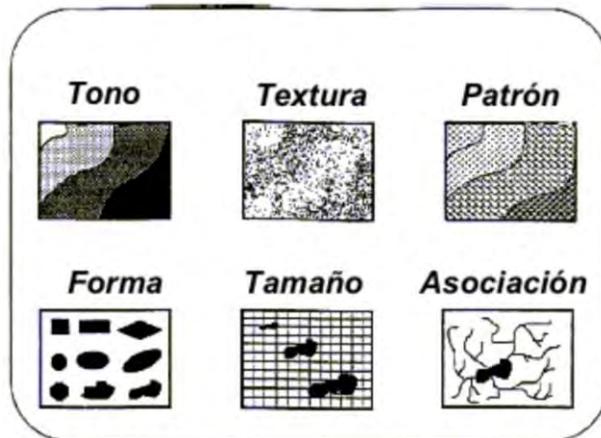
Utilizando la base de datos de manzanas urbanas (INEGI 2015) se tomó una muestra aleatoria simple de 150 polígonos. El número total de manzanas del entorno urbano de la ciudad era de 14,277 pero se eliminaron aquellas cuya población era cero, ya que estas en su mayoría representaban: lotes baldíos, edificios públicos y otros usos de suelo; una vez deducidos estos polígonos se tuvo un subtotal de 12,180 manzanas. Hernández y Dobbs (2015) establecieron que, el error de estimación de los porcentajes de cobertura vegetal, independientemente del tamaño de la ciudad, se estabiliza alrededor de las 200 unidades de muestreo, con un área de cada unidad de muestreo de 400 m². Para el caso de la ciudad de Hermosillo, las manzanas tenían un área promedio de 7,635 m², por lo que un valor de 150 unidades de muestreo se

consideró suficiente, al lector interesado se sugiere ver procedimiento en código de R (R Core Team 2017) en Anexo 2.

El archivo con las manzanas se transformó a formato “kml” compatible con GE. Aunque se tuvo un error horizontal de 3.5 ± 1.5 metros, se espera que el tamaño de la muestra aleatoria minimice el efecto de este error.

La foto-interpretación consiste en la acción de detectar, identificar y describir los objetos y patrones observados en una fotografía; a estos objetos sobre la superficie terrestre se clasifican y se les asigna una categoría (Loelkes et al. 1983). El foto-interpretador se vale de ciertas características repetitivas en los objetos de interés tales como: tono, color, patrón, forma, entre otros atributos de los objetos de interés.

Figura 10. Elementos de la foto-interpretación



Fuente: Imagen tomada de: <http://hosting.soonet.ca/eliris/remotesensing/bl130lec5.html> modificada por: Luis Alan Navarro Navarro.

Tabla 2. Descripción de los elementos de la foto-interpretación

Atributo	Descripción
Tono	Se refiere al brillo relativo o color de los objetos. Por ejemplo: en general altos contenidos de humedad crean tonos oscuros, los cuerpos de agua limpia y profunda son de color negro; los suelos desnudos son de colores claros y brillantes.
Forma	La figura geométrica de un objeto. Por ejemplo: los objetos creados por el hombre suelen ser lineales y simétricos; por otra parte, los elementos naturales siguen formas irregulares.
Tamaño	Escala absoluta y relativa en referencia a otros objetos.
Patrón	Arreglo espacial visible, formas repetitivas de color, tono, etc. La mayoría de las modificaciones del paisaje hechas por el hombre crean patrones, por ejemplo, un campo agrícola, huertas de árboles frutales, desarrollos habitacionales, etc.
Textura	El arreglo y frecuencia de los tonos y colores que crean un aspecto distintivo. Por ejemplo: áreas cubiertas por pastizales crean patrones suaves, contrario a zonas con doseles de árboles verdes distribuidos al azar.
Sombras	Proveen información referente a la ubicación y altura de los objetos. Las sombras también pueden ser fuente de confusión sino se interpretan correctamente. Hay que tener cuidado con sombras de nubes.
Asociación	Relaciones reconocibles de proximidad y correlación entre los objetos. Por ejemplo: las zonas comerciales de una ciudad se asocian con avenidas amplias y de mucha circulación.

Fuente: Elaborado por Luis Alan Navarro Navarro con datos de Loelkes et al. 1983.

En este caso se realizó una clasificación del suelo urbano en dos categorías: a) superficie impermeable (espacio construido cubierto de concreto, asfalto y otros elementos artificiales); y b) la cobertura vegetal “S_v”, mayormente representada por el dosel de árboles. La CV está dada como un porcentaje simple de S_v y la superficie total de la manzana “S_t”.

Ecuación 8. Cobertura vegetal estimada desde GE

$$CV_{GE} = \frac{S_v}{S_t} * 100$$

Nowak y Greenfield (2010) compararon la cobertura arbórea estimada a partir de foto-interpretar imágenes de GE contra la base de datos nacional de cobertura de suelo para los Estados Unidos de América (NLCD por sus siglas en inglés) a resolución de 30 metros. Concluyeron que era muy conveniente el uso de las imágenes de GE, encontraron que los datos de NLCD subestimaban la cobertura arbórea entre un 9.7 y 28.4%. Los autores

determinaron la cobertura a partir de clasificar 1,000 puntos distribuidos al azar, utilizaron cuatro foto-interpretadores para medir la consistencia interna de la clasificación.

Figura 11. Foto-interpretación de la cobertura vegetal para una manzana urbana de Hermosillo



Fuente: Elaboración propia a partir de una imagen de GE.

En esta tesina, el autor delinea manualmente los polígonos clasificados como cubierta vegetal en cada uno de los bloques o manzanas (ver Figura 11), con esto se determinó directamente el porcentaje de la manzana urbana cubierta con vegetación. La imagen de GE era de fecha del 27 de marzo de 2017.⁶

4.5 Modelo para estimar cobertura vegetal a partir del IV

Para relacionar la cobertura vegetal estimada a partir del proceso de foto-interpretación con el IV promedio de una manzana, calculado a partir de la imagen de Sentinel 2. Se utilizó el

⁶ Se consideraron las imágenes más recientes disponibles en GE, a fin de estar en concordancia con las imágenes de Landsat 8 y Sentinel 2 A.

modelo propuesto por Carlson y Ripley (1997) que está representado por una expresión matemática exponencial:

Ecuación 9. Cobertura Vegetal función exponencial

$$CV = f(y) = Af(x)^B$$

Dónde: CV, es el porcentaje de cobertura vegetal, que está en función de f (y) o la CV estimada a través de la foto-interpretación (variable dependiente); “A” es un factor adimensional a estimar; “B” representa la relación exponencial entre el IV y el índice de área foliar, donde Carlson y Ripley (1997) propusieron un valor de 2, este es un coeficiente a estimar; por último, f(x) se estima a partir de la siguiente ecuación:

Ecuación 10. Fracción de la Cobertura Vegetal (Carlson y Ripley 1997)

$$f(x) = \frac{IV - IV_s}{IV_v - IV_s}$$

Dónde: IV_s e IV_v son los valores extremos del IV correspondientes a suelo desnudo (S) y vegetación densa fotosintéticamente activa (V).

La Ecuación 9 se convirtió a una ecuación de primer grado aplicando logaritmo base 10:

$$\log f(y) = \log A f(x)^B$$

Factorizando: $\log f(y) = \log A + \log f(x)^B$

Aplicando la propiedad del “sombrero” de los logaritmos, tenemos la forma de una ecuación

lineal: $\log f(y) = \log A + B \log f(x)$

Por simplicidad hacemos: $\log f(y) = \bar{Y}$ y $\log f(x) = \bar{X}$

La pendiente “B” y la ordenada al origen “A”, se determinan:

$$B = \frac{n \sum \bar{X}\bar{Y} - \sum \bar{X} \sum \bar{Y}}{n \sum \bar{X}^2 - (\sum \bar{X})^2}$$

$$\log A = \frac{\sum \bar{Y} - B \sum \bar{X}}{n}$$

Para estimar la bondad del ajuste, utilizamos el coeficiente de correlación de Pearson elevado al cuadrado:

$$R^2 = \frac{(n \sum \bar{X}\bar{Y} - \sum \bar{X} \sum \bar{Y})^2}{\left[n \sum \bar{X}^2 - (\sum \bar{X})^2 \right] \left[n \sum \bar{Y}^2 - (\sum \bar{Y})^2 \right]}$$

Se realizó una regresión lineal simple de los datos obtenidos en la Ecuación 8 y los valores estimados a partir de la Ecuación 2 (IV promedio por manzana), estos últimos se re-escalaron a 8-bits para corregir el efecto de los valores negativos y así utilizarse en la Ecuación 10.

4.6 Estimación de la temperatura de la superficie del terreno (TST)

La estimación de la TST es se realizó en base a los datos de Landsat 8. Para esto se utilizó el algoritmo aplicado por Avdan y Jovanovska (2016) a datos de este mismo sensor. Un aspecto importante para el cálculo de la temperatura a partir de los datos satelitales es estimar la emisividad.

La emisividad es un indicador adimensional, sus valores varían entre 1 y 0. La unidad está representada por un cuerpo negro, donde la energía se convierte a radiación a una tasa máxima, y 0 por un objeto no radiante. Entonces, la emisividad de un objeto se mide como una fracción del emisor ideal: un cuerpo negro, a una temperatura y longitud de onda. Otros factores que influyen en la emisividad son que algunos objetos tienen la capacidad de reflejar mucha de la energía incidente, la rugosidad de la superficie y el arreglo molecular de los materiales (Joseph 2005, 42).

Estimación de la emisividad con el IV

Se utilizó en método de umbrales, este método distingue tres clases diferentes de pixeles: aquellos con suelo desnudo, pixeles cubiertos de vegetación y pixeles mezclados (Sobrino y Raissouni 2000; Sobrino et al. 2004, 2008; citados por Cogliati 2015).

Primeramente, se realizó una clasificación no supervisada a partir del IV estimado con la Ecuación 3. La CV se calculó utilizando la Ecuación 10, Sobrino et al. (2004) sugieren valores de 0.5 y 0.2 para vegetación y suelo, respectivamente, sin embargo, en esta tesina se consideraron los valores límite (inferior y superior) de la imagen y para ser consistentes con el modelo propuesto por Carlson y Ripley (1997) se utilizará el coeficiente de “2” ídem a la propuesta de Avdan y Jovanovska (2016).

Para poder separar la emisividad de la TST a partir de la banda 10 de Landsat 8 asignamos condicionalmente, la siguiente escala de valores a cada pixel con la propuesta límites de Skokovick (2014):

Ecuación 11. Asignación de la emisividad

$$\varepsilon_{\lambda} = \begin{cases} (IV < IV_s) \text{ ó } CV = 0 & \Rightarrow 0.979 - 0.046 * B4 \\ (IV_s < IV < IV_v) \text{ ó } 0 < CV < 1 & \Rightarrow 0.971 * (1 - CV) + 0.987 * CV \\ (IV > IV_v) \text{ ó } CV = 1 & \Rightarrow 0.99 \end{cases}$$

El siguiente paso es recuperar la radiancia y reflectancia el techo de la atmósfera (Top-Of-Atmosphere, TOA), los datos de la banda Landsat 8 para TIRS y OLI se convierten en radiancia espectral TOA utilizando los factores de reescalamiento de radiancia específicos de cada banda, proporcionados en el archivo de metadatos, aplicando la siguiente formula de corrección (USGS):

Ecuación 12. Calculo de radiancia espectral

$$L_{\lambda} = MLQ_{cal} + AL$$

Dónde: $L\lambda$ es la radiancia espectral TOA (Watts / (m² · sr · μm), Q_{cal} es el pixel (ND) a 16 bits y ML , AL son coeficientes de reescalado (USGS).

Los datos TIRS también se pueden convertir de la radiación espectral a la temperatura de brillo, que es la temperatura efectiva vista por el satélite bajo una suposición de emisividad unitaria (como si la Tierra fuera un cuerpo negro). La fórmula de conversión es la siguiente:

Ecuación 13. Temperatura de brillo °K

$$TB = \frac{K2}{\ln\left(\frac{K1}{L\lambda} + 1\right)}$$

Dónde: TB = Temperatura Brillo, en grados Kelvin; $L\lambda$ = Radiancia espectral (Watts / (m² * sr * μm)); $K1$, $K2$ = constantes de conversión térmica para la banda 10 partir de los metadatos.

Finalmente se obtiene la TST, ésta se calcula utilizando la Ecuación 14 propuesta por Weng, Lu y Schubring (2004, 467–483).

Ecuación 14. Temperatura superficial del terreno °C

$$TST = \frac{TB}{(1 + (\lambda * TB / \rho) \ln \epsilon)} - 273.15$$

Dónde: TST es la temperatura de la superficie del terreno y su unidad es grados Centígrados; TB es la temperatura de brillo en grados Kelvin; λ es la longitud de onda central para la banda 10 (10.9 μm); $\rho = h \cdot c / \sigma$, donde h es la constante de Planck (6.626 x 10⁻³⁴ J · s), c es la velocidad de la luz (2.998 x 10⁸ m / s) y σ es la constante de Boltzmann (1.38 x 10⁻²³ J / K), por tanto, $\rho = 14388 \mu\text{m} \cdot K$ y ϵ es la emisividad superficial.

Con los mapas de temperatura de brillo y emisividad y la calculadora de capas de QGIS se aplica la Ecuación 14, obteniéndose el mapa de TST, para dar mayor realce se recortó el mapa al área urbana.

4.7 Modelo estadístico general

Aunque la estimación de la TST, CV, NDWI y NDBI se realizó por pixel, se corrió el siguiente modelo de regresión lineal multivariada, aplicado a los valores promedio por manzana (la unidad geográfica de estudio).

Ecuación 15. Modelo Estadístico

$$TST = \beta_0 + \beta_1 CV + \beta_2 NDWI + \beta_3 NDBI + \beta_4 VIV + \beta_5 POB + \varepsilon$$

Las variables “VIV” y “POB” representan el número de viviendas y habitantes por hectárea para cada manzana, respectivamente (INEGI 2015). Este modelo se adoptó considerando las variables más usualmente utilizadas a partir de la percepción remota e íntimamente relacionadas con el ecosistema urbano, las variables correspondientes a causas antropogénicas existentes en base de datos que mostraron más consistencia fueron, densidad de vivienda y población, verificándose dichas consistencias durante el proceso de fotointerpretación.

4.8 Integración de un Sistema de Información Geográfica (SIG)

Se integró un SIG que contenía las siguientes capas:

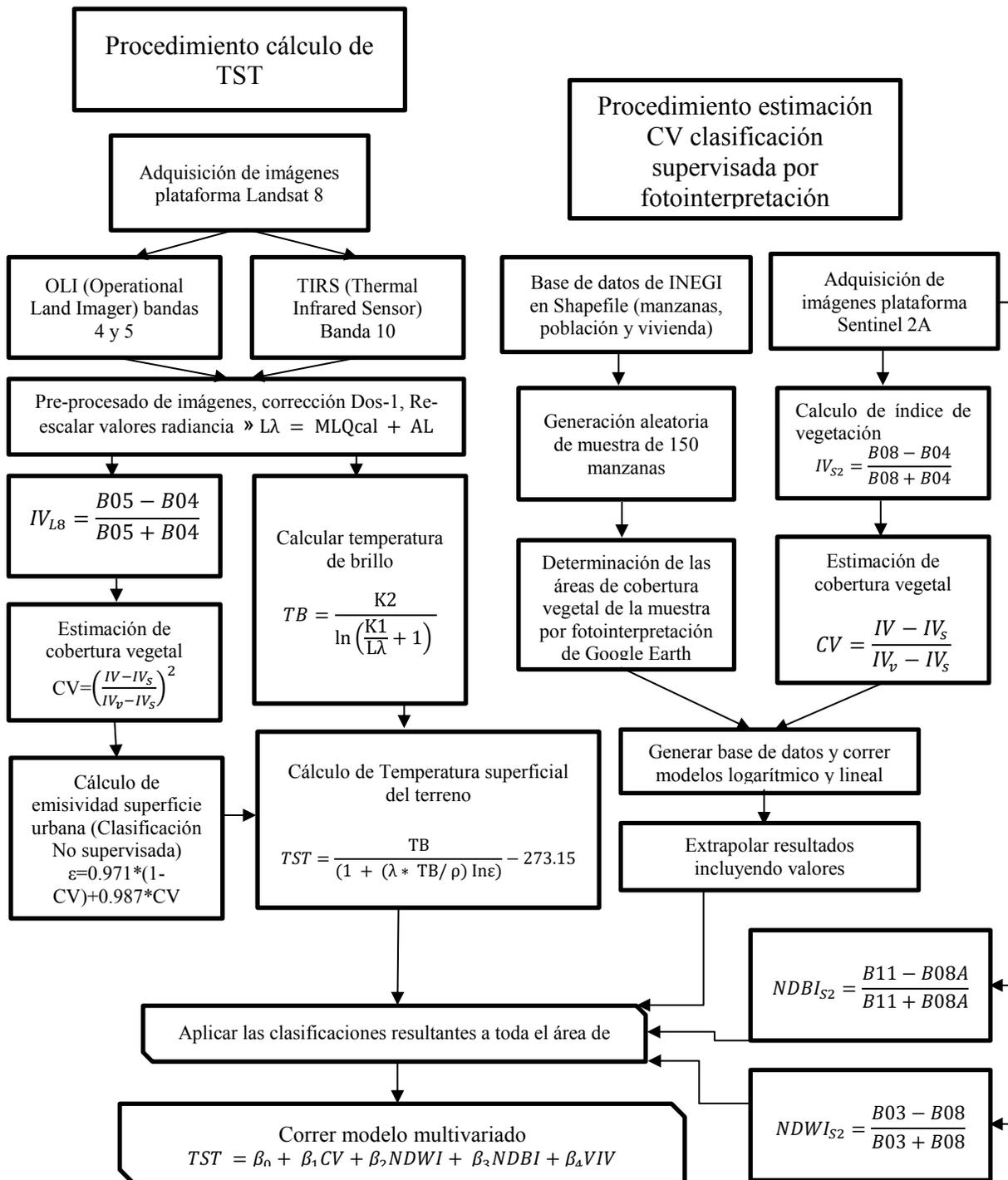
Tabla 3. SIG capas de información

Capa	Descripción
ESRI Shapefile	Distribución mundial de países.
	Distribución Estados de la República Mexicana.
	Curvas de nivel a cada 50 metros.
	Limite urbano de Hermosillo (2017).
	Calles principales de Hermosillo (elaborado desde GE).
	Delimitación vaso presa Abelardo L. Rodríguez.
	Distribución de manzanas urbanas de Hermosillo.
	Distribución de TST por manzana.
	Distribución de CV por manzana.
	Distribución de NDBI por manzana.
Ráster GeoTIFF	Distribución de TST por pixel.
	Distribución de CV por pixel.
	Distribución de NDWI por pixel.
	Distribución de NDBI por pixel.

4.9 Diagrama de flujo del proceso de investigación

El proceso completo del manejo de datos se describe en el siguiente diagrama:

Figura 12. Diagrama de flujo



Capítulo 5. Análisis de datos y resultados

5.1 Estimación de la cobertura vegetal

Tabla 4. Resultados del modelo de regresión lineal log (CV_{GE}) y log (Fracción de CV)

Intercepto	1.012077257***
Fracción de cobertura vegetal (log)	1.456099735***
Observaciones	150
R ²	0.833705812
* p<0.05 ** p<0.01 *** p<0.001	

Fuente: Elaboración propia.

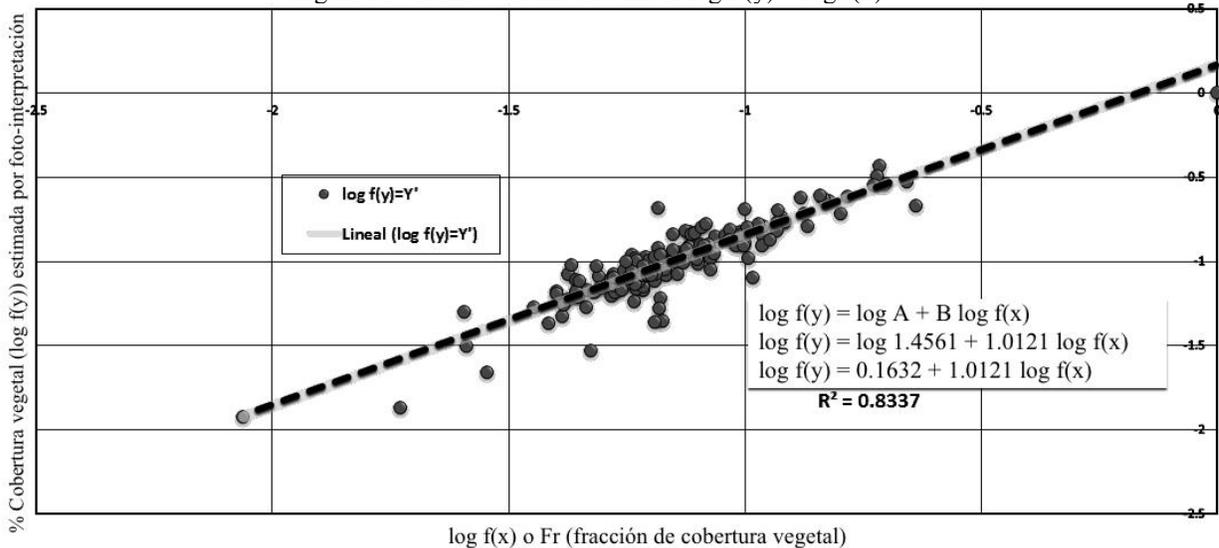
Sustituyendo valores: B = 1.012077257; A = 1.456099735 = 10^{0.1632}. Aplicados a la Ecuación 9 tenemos:

Ecuación 16. Modelo para estimar la CV

$$CV = f(y) = A f(x)^B = 1.4561 Fr^{1.01208}$$

Este modelo es altamente significativo en ambas variables, tanto α y β (P < 0.001), la Figura 13 muestra su representación gráfica.

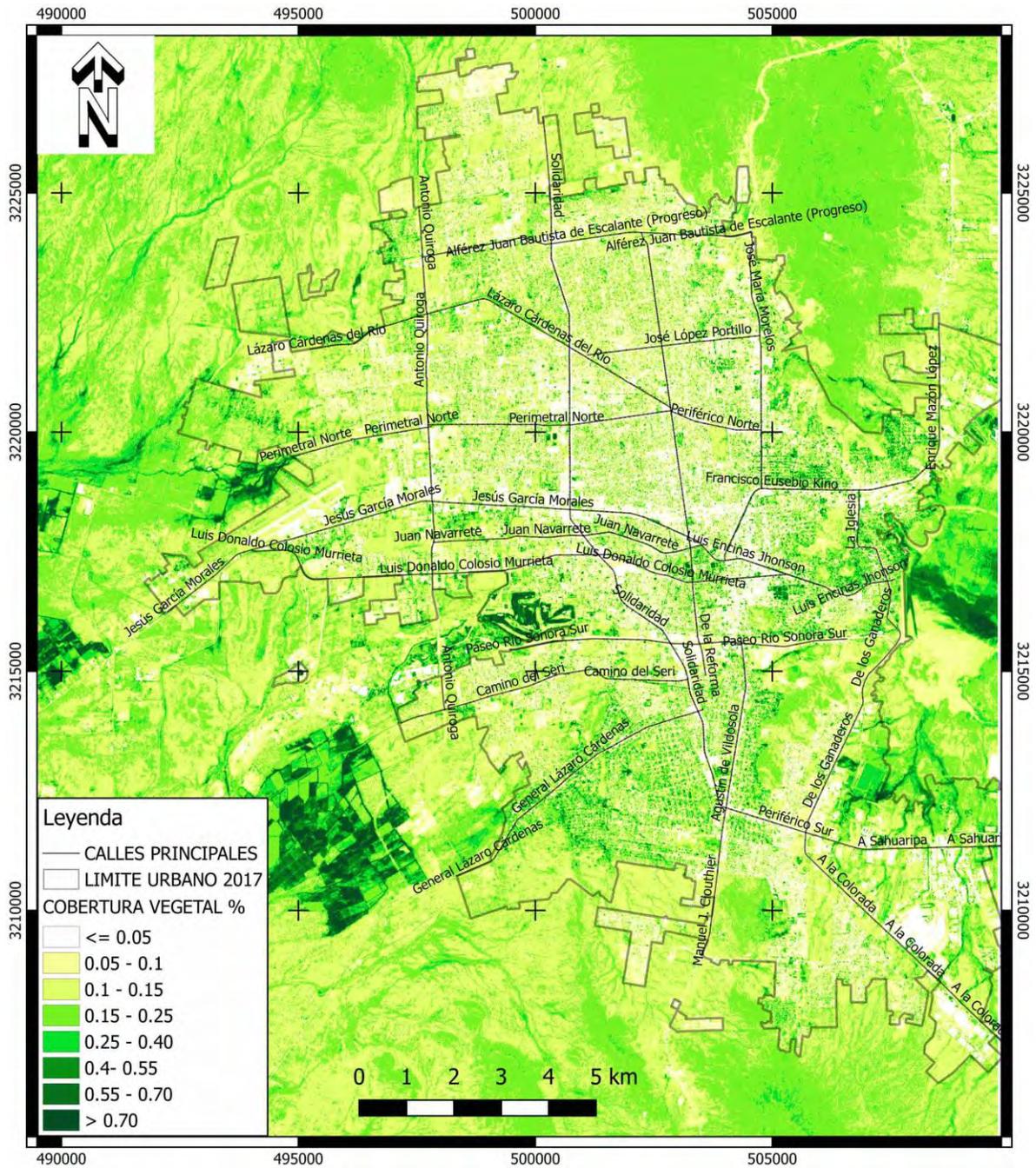
Figura 13. Grafica del Modelo lineal log f (y) ~ log f(x)



Fuente: Elaboración propia. Con datos de Sentinel 2 y GE.

Los resultados de la aplicación del modelo (Ecuación 16) al área de estudio se aprecian en la Figura 14.

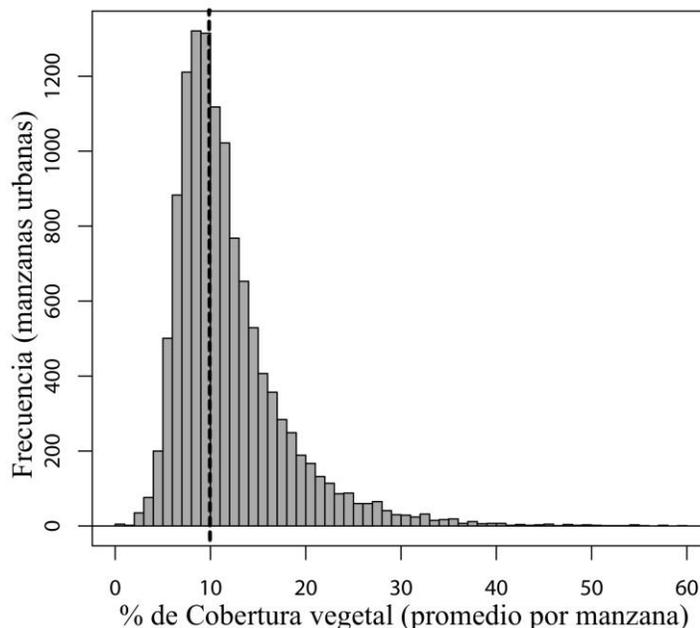
Figura 14. Distribución de la CV de acuerdo al modelo de la Ecuación 16



Fuente: Elaboración propia. Con datos de Sentinel 2 y GE.

Dado que, la unidad de muestreo fue la manzana urbana, sobre la cual se realizó el ejercicio de foto-interpretación (véase Figura 11), fue posible estimar el porcentaje de CV promedio para cada manzana. Esta sería la CV del bosque urbano, es decir, de toda la vegetación fotosintéticamente activa presente en el área construida.

Figura 15. Distribución de la CV por manzanas



Fuente: Elaboración propia. Con datos de Sentinel 2 y GE.

La Figura 15 muestra el histograma de la distribución de la variable de CV por manzana urbana. De la gráfica se interpreta que la distribución es normal con cola derecha el 38% de las manzanas urbanas poseen una CV menor al 10%, su rango de valores es de 0 a 59% y su media es de 12%.

El modelo representado por el Ecuación 16 es muy robusto. Los resultados indican que la estimación de la fracción de cobertura vegetal utilizando los IV, estimados a partir de los datos de Sentinel 2A, se correlacionan positivamente con la CV estimada a partir de la foto-

interpretación de imágenes de alta resolución de GE. Dado que esta correlación es estadísticamente significativa y el modelo propuesto capturó el 83% de la varianza de los datos de la muestra, no es posible rechazar la primera hipótesis planteada en esta tesina.

5.2 Distribución de las temperaturas

El algoritmo usado permitió determinar la TST, el rango de temperatura obtenido en la mancha urbana fue de 37.35-45.44°C, la Figura 16 muestra su distribución espacial. Visualmente hay una distribución espacial heterogénea de la TST, esto nos dice que hay una varianza que explicar, en esta tesina se busca explicar esta variabilidad con diversos índices biofísicos, todos estimados desde datos de percepción remota, adquiridos gratuitamente desde Internet.

Landsat 8 toma la imagen aproximadamente a las 11 de la mañana de hora local, con lo que el calor acumulado en la superficie urbana aun no alcanza a desarrollarse en su totalidad, por lo que los valores no serán los máximos diarios, pero bastante cercanos para propósitos prácticos. Claramente podemos observar en la Figura 16 y Figura 25 (Anexo 1) que las zonas con mayor intensidad de temperatura se ubican al centro, nor-poniente y sur-oriente de Hermosillo.

Por lo tanto, los resultados del análisis no permiten rechazar la segunda hipótesis planteada en esta tesina. La aplicación de la metodología propuesta a una matriz de datos promedio de tres meses (junio-agosto de 2016) para valores obtenidos por el sensor infrarrojo térmico de Landsat 8, creo un mosaico heterogéneo de TST, a simple vista, zonas de la mancha urbana que poseen humedad, cuerpos de agua y/o vegetación con temperaturas menores aparecen en el mapa en color azul (véase Figura 16).

5.3 Relación entre la CV y la TST

Tabla 5. Resultados de la estimación de modelos de regresión lineal multivariados anidados

	Modelo 0	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 5
Intercepto	42.01429 ***	41.25557 ***	41.31697 ***	41.53255 ***	41.59724 ***
CV	-0.05006 ***	-0.11003 ***	-0.09641 ***	-0.11841 ***	-0.11428 ***
NDWI		-0.09281 ***	-0.07870 ***	-0.09596 ***	-0.09020 ***
NDBI			0.03379 ***	0.01261 ***	0.01206 ***
VIV				-0.00595 ***	
POB					-0.00226 ***
Observaciones	12179	12178	12177	12176	12176
R ²	0.1237	0.1674	0.1811	0.2105	0.2210
R ² ajustada	0.1236	0.1673	0.1809	0.2103	0.2208
AIC	28700.34	28078.5	27878.28	27435.08	27272.03
BIC	28722.57	28108.13	27915.32	27479.53	27316.48
Log verosimilitud	-14347.2 gl=3	-14035.3 gl=4	-13934.1 gl=5	-13711.5 gl=6	-13630.0 gl=6
NOTAS: Significado código: 0 '****' 0.001 '***' 0.01 '**' 0.05 '*' 0.1 '.' 1 '' gl: grados de libertad El modelo cuatro se excluyó al presentar la variable vivienda como no significativa					

Las variables se incluyeron secuencialmente con la finalidad de comparar el modelo completo (con todos los parámetros) con un conjunto de modelos anidados conforme se iban excluyendo parámetros. El principio de parsimonia estipula que el modelo más simple es el que se debe de preferir.

Para esto, se realizó un análisis de devianzas. Esta puede interpretarse como el desajuste entre el modelo estadístico y los datos; a mayor devianza, peor ajuste. Se obtiene la diferencia de devianzas que asume una distribución Chi-cuadrado con grados de libertad igual al número de parámetros extra en el modelo extendido. Sí la prueba no es estadísticamente significativa, quiere decir que el modelo extendido no es mejor que el modelo reducido.

Tabla 6. Análisis de devianza de modelos de regresión lineal multivariados anidados

Modelo	Diferencia (grados de libertad)	Diferencia de devianza del modelo	Devianza residual	Pr (> Chi ²)
Nulo				
Modelo 0	12179	7520.7		
Modelo 1	12178	7145.3	375.47	< 2.2e-16 ***
Modelo 2	12177	7027.6	117.64	< 2.2e-16 ***
Modelo 3	12176	6775.4	252.21	< 2.2e-16 ***
Modelo 5	12176	6685.3	90.09	
* $p < 0.05$ ** $p < 0.01$ *** $p < 0.001$				

Con estos resultados concluimos que el modelo 3 es el que mejor se ajusta a los datos, la variable de densidad de población poco aporta al modelo con una significancia menor al 0.1%, esto es coincidente que su distribución es más por efectos de la actividad antropogénica urbana poco relacionados con el clima imperante.

Por lo anterior tenemos que la ecuación de regresión lineal del modelo es:

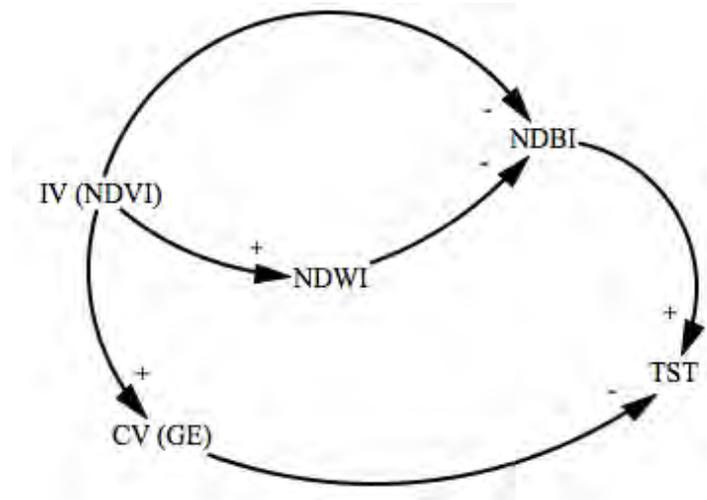
Ecuación 17. Modelo 3

$$TST = 41.5325519 - 0.1184085 CV - 0.0959566 NDWI + 0.0126057 NDBI - 0.0059492 VIV$$

Al momento de interpretar los coeficientes de la Ecuación 17 tomamos en cuenta: a) la significancia estadística de los coeficientes; b) la magnitud en que afectan la variable dependiente; y 3) la dirección de la asociación.

La Figura 17 muestra la dirección (correlación positiva o negativa) esperada entre los índices biofísicos incluidos en las variables independientes del Modelo 3 y la TST. Asimismo, se incluyen algunas correlaciones entre estos.

Figura 17. Diagrama causal de las relaciones esperadas entre los índices biofísicos y la TST



Fuente: Elaborado por Luis Alan Navarro Navarro.

Taufik y Syed-Ahmad (2016) encontraron las siguientes relaciones:

Tabla 7. Relaciones entre IV (NDVI), NDWI y NDBI

IV (NDVI)	NDWI	NDBI	Clasificación
Alto	Bajo	Medio	Vegetación
Medio	Alto	Bajo	Agua
Bajo	Bajo	Alto	Urbano

Fuente: Elaboración propia con datos de Taufik y Syed-Ahmad (2016).

Liu y Zhang (2011) reportaron una correlación negativa entre NDVI y TST, una fuerte correlación positiva entre NDBI y TST, y una correlación negativa entre NDVI y NDBI.

Lo antes expuesto confirma la distribución heterogénea de la TST influenciada primordialmente por los aspectos urbanos como son cobertura vegetal, humedad relativa, infraestructura y densidad de vivienda; por lo que en concordancia con la apreciación visual de la misma no podemos rechazar la segunda hipótesis.

En todos los modelos, tanto la densidad de vivienda y de población fueron negativos con impacto muy reducido en la TST, de 0.2 a 0.5% respectivamente. Sin embargo, fue aceptada

su influencia en el Modelo 3 dada la gran aportación de 252.21 unidades a la devianza residual comparativamente con el Modelo 2.

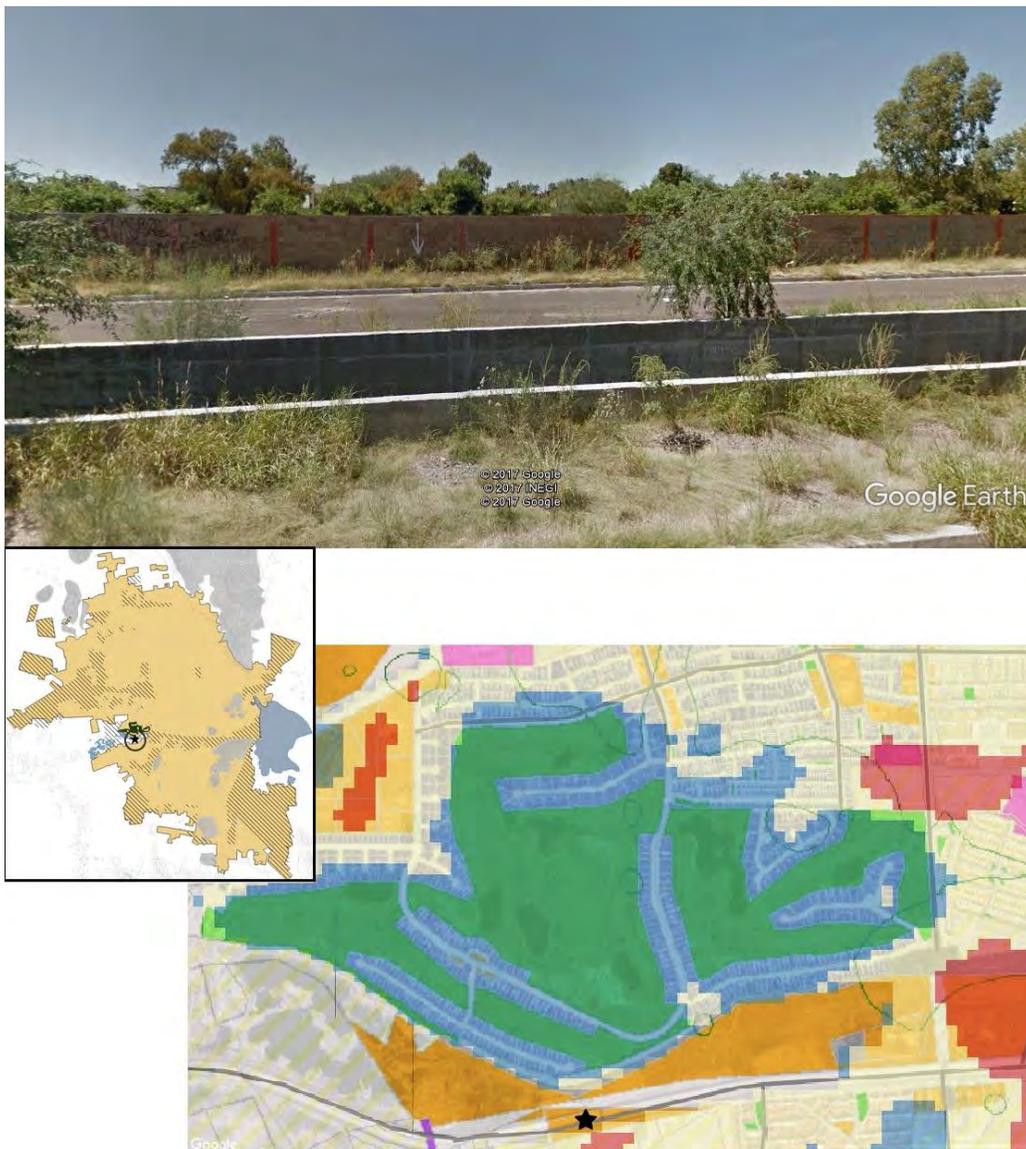
El Modelo 3 demostró que existe una correlación negativa y estadísticamente significativa entre la TST y la CV estimada a partir del IV y la foto-interpretación de imágenes de alta resolución de GE. De acuerdo al Modelo 3, un aumento de la CV de 10 a 50%, tendría un efecto en la reducción de la TST de 5°C. Los resultados no permiten rechazar la tercera hipótesis planteada en esta tesina.

5.4 Zonas caracterizadas por alta cobertura vegetal

La heterogeneidad espacial en la distribución de la variable de TST se puede interpretar como el efecto del hombre modificando el clima a pequeña escala; esto crea efectos de oasis o islas de frescor urbano (IFU) diurnas. La cobertura vegetal, cuerpos hídricos, la presencia de humedad, espacios con una baja cobertura impermeable (concreto, asfalto, etc.) contribuyen a esta distribución espacial diferenciada de la temperatura. Con la finalidad de verificar si las zonas de altas y bajas temperaturas corresponden a áreas desprovistas de vegetación o con cobertura vegetal y humedad, respectivamente; se hizo uso del GE con su herramienta de “vista de calle” o “Street View” (en inglés); así también se utilizó la caracterización concedida a estas zonas en el Programa de Desarrollo Metropolitano del IMPLAN (2016).

5.4.1 Sector Club de Golf Los Lagos

Figura 18. Sector Club de Golf Los Lagos



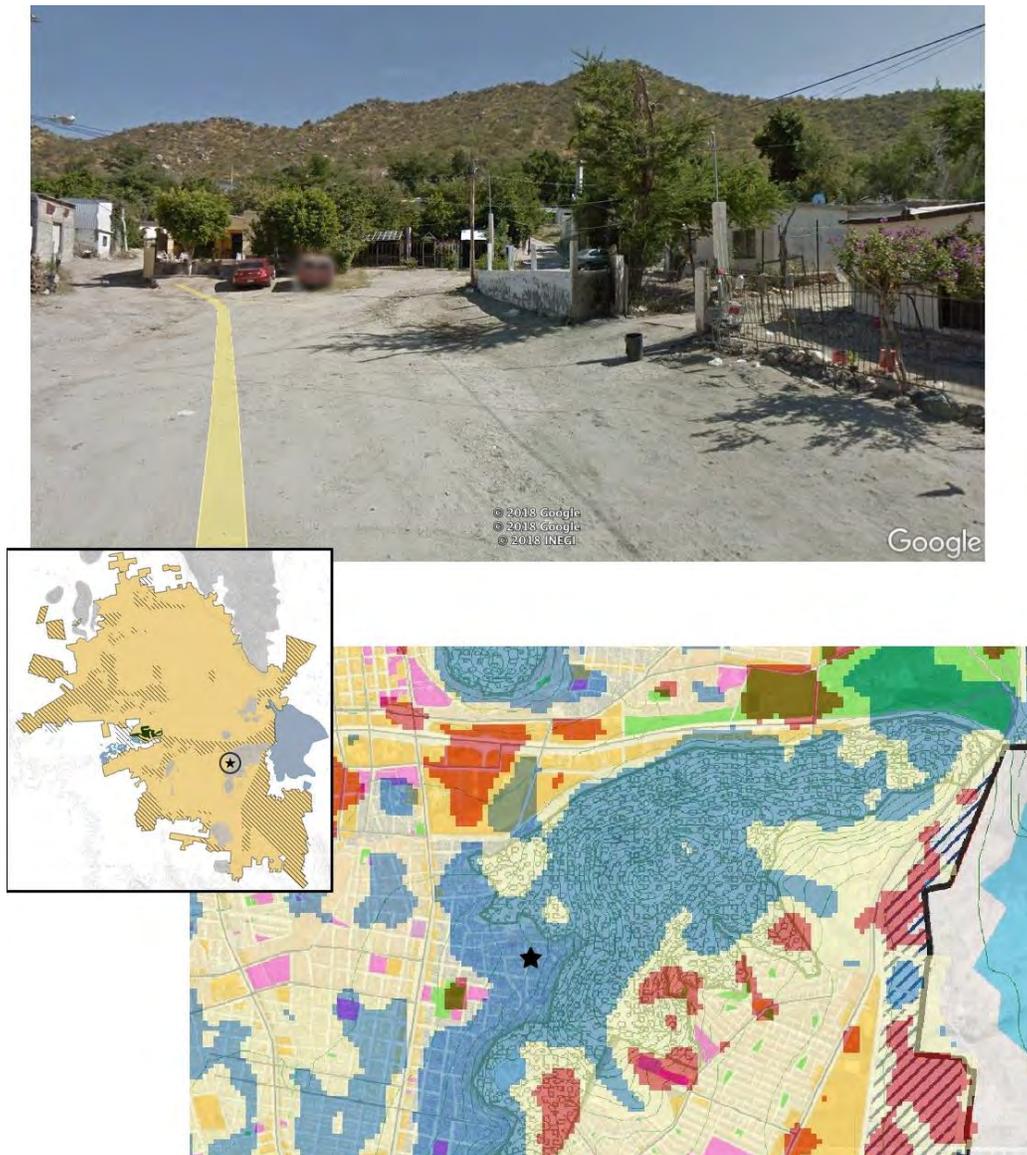
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE.

Es evidente la disminución de temperatura del suelo por influencia del pasto utilizado en las áreas de deporte (Figura 18), no debe confundirse áreas deportivas con pasto artificial, ya que su efecto es todo lo contrario. Adicionalmente, los campos de golf poseen lagos artificiales, así también inmediatamente atrás de la barda del Club de Golf se localizan los

desagües pluviales de la ciudad, donde tienden a formarse depósitos de agua que duran casi todo el año.

5.4.2 Sector Villa de Seris-El Jito

Figura 19. Sector Villa de Seris-El Jito



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE.

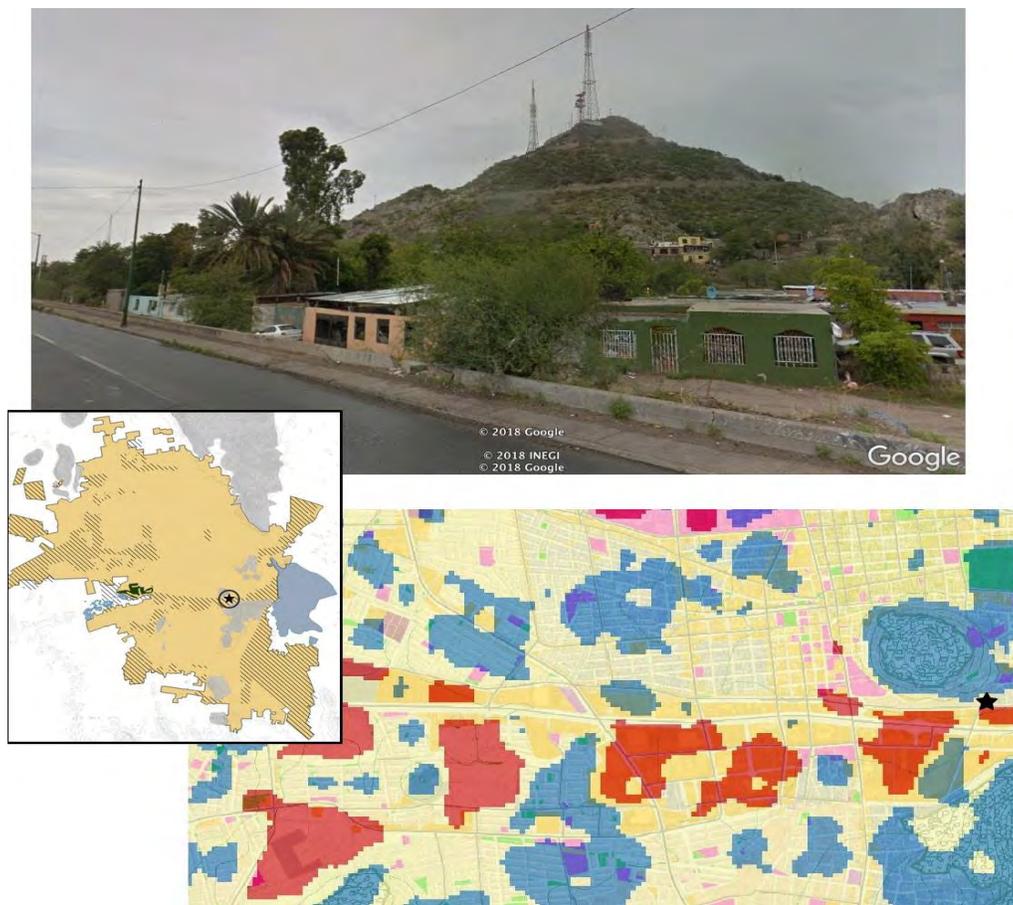
Otro aspecto que mitiga las temperaturas es la cercanía a cuerpos de agua, en este caso las inmediaciones de la presa Abelardo L. Rodríguez y cerros con vegetación nativa, en la Figura

19 podemos observar este efecto mitigador. Esta área el IMPLAN la clasifica como zona de conservación. En la imagen de GE-Street View, puede apreciarse la abundante vegetación plantada en los jardines frontales y traseros de casas habitación. La ausencia de pavimento también es un factor que puede contribuir a reducir la temperatura.

5.4.3 Sector alrededor del “Cerro de la Campana”

Este caso refleja las zonas no intervenidas por la urbanización las características topográficas y de suelo impiden esto, y aunque su vegetación no es frondosa, si efectiva en términos de reducción de temperatura.

Figura 20. Sector alrededor del “Cerro de la Campana”

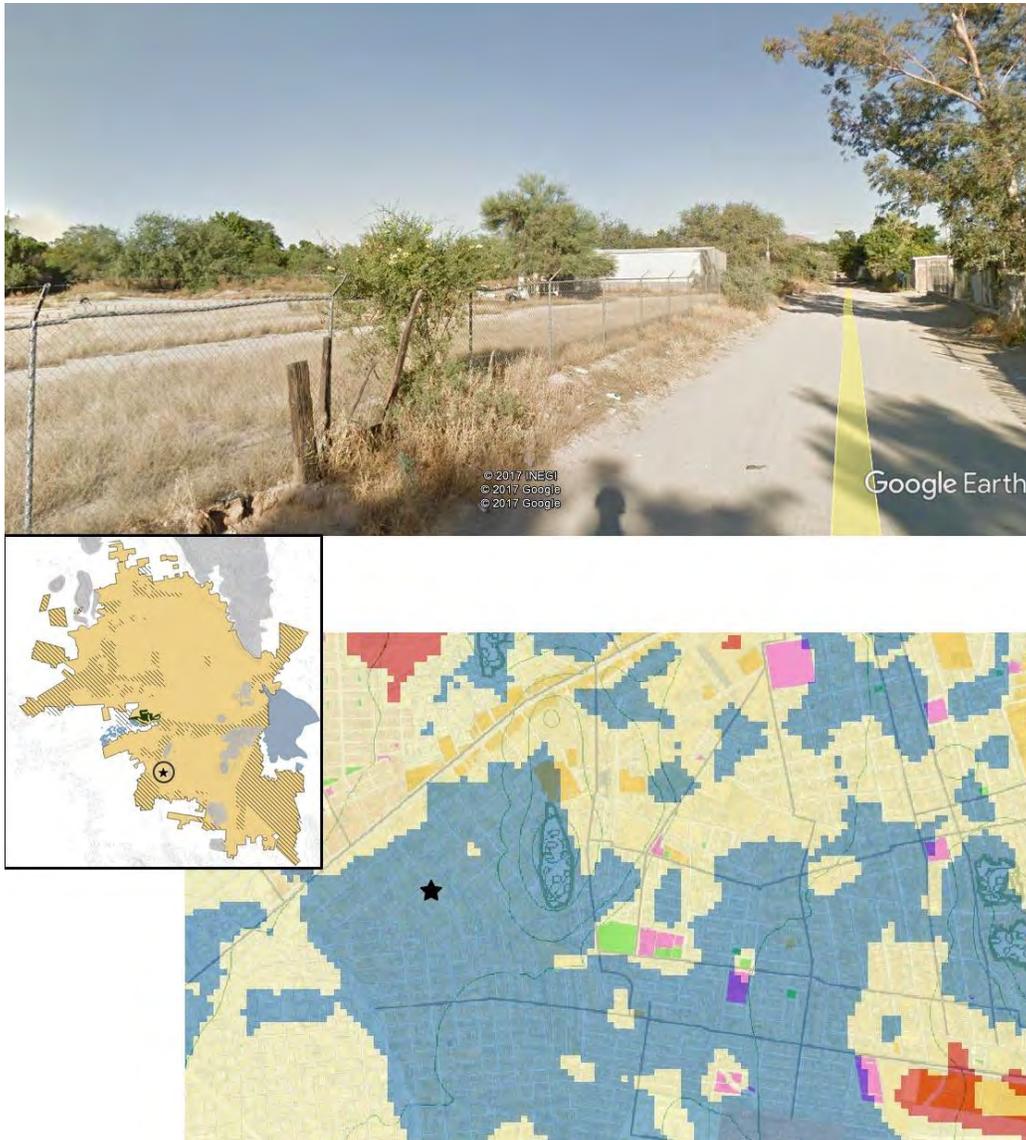


Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE.

5.4.4 Sector Palo Verde

El sector de la colonia Palo Verde se caracteriza por vivienda habitacional de media densidad, así también es de reflejarse la falta de pavimento y una cobertura vegetal consistente con arbolado frondoso y remanentes de vegetación natural.

Figura 21. Sector “Palo Verde”



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE.

5.5 Zonas caracterizadas por baja cobertura vegetal

Las áreas con extensa infraestructura urbana como: edificios, pavimentos, tal es el caso de los aeropuertos e industrias que generalmente utilizan grandes naves con cubiertas metálicas o de concreto, así también las áreas de suelo desnudo.

5.5.1 Sector parque industrial y planta Ford

Figura 22. Sector parque industrial y planta Ford

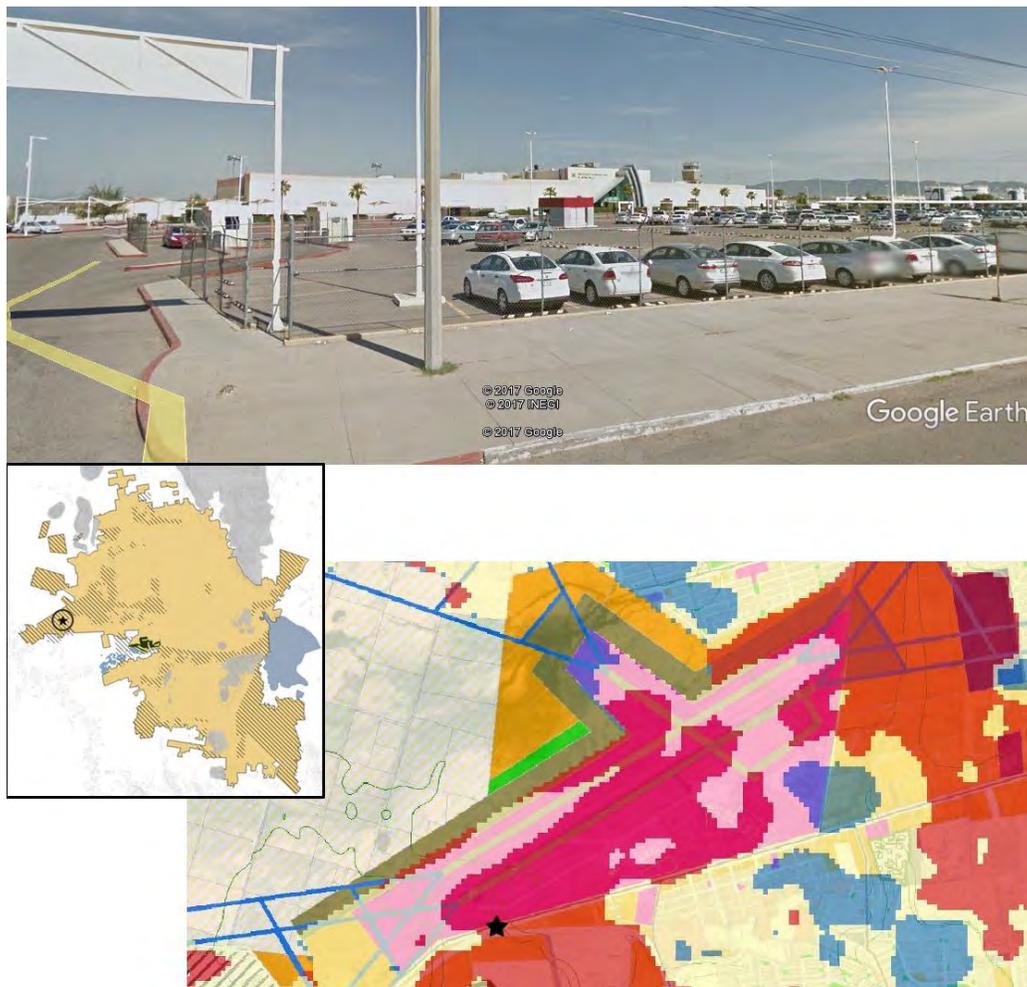


Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE.

El IMPLAN categoriza el área como industria de alto riesgo, esta refleja las mayores temperaturas de la ciudad, alcanzando valores promedio de 48°C, quizá influenciado por la irradiación de temperatura propias de las actividades industriales como son los altos consumos de energía eléctrica en refrigeración y equipos, así como chimeneas, etc. Otra circunstancia que influye en la ICU son las amplias vialidades pavimentadas con cementos asfálticos cuyo acabado es oscuro o negro, siendo más absorbentes a la radiación solar.

5.5.2 Sector Aeropuerto

Figura 23. Área del aeropuerto

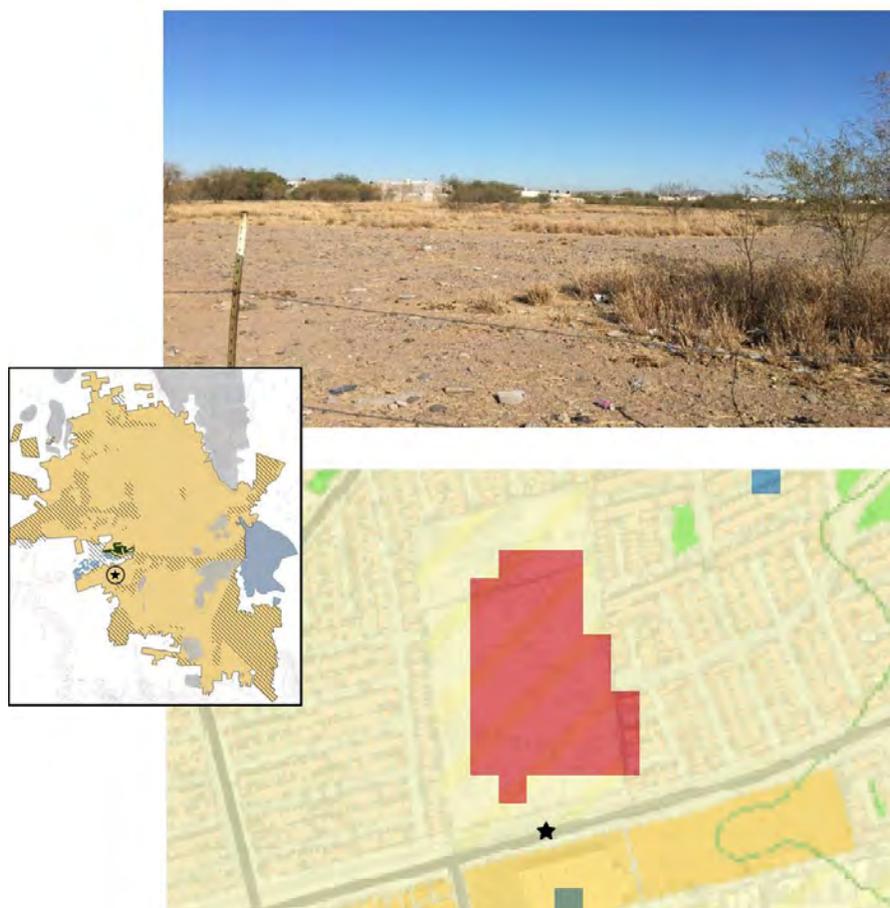


Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE.

El IMPLAN categoriza el área como infraestructura y mixto, esta refleja temperaturas extremas, alcanzando valores promedio de 46°C, sus características son similares a la anterior, por su alta actividad comercial y amplios pavimentos en pistas.

5.5.3 Sector pradera interurbana

Figura 24. Área de pasto interurbano



Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8 y GE; foto tomada por Luis Alan Navarro Navarro, febrero de 2018.

El IMPLAN categoriza el área como uso mixto o reservas habitacionales e industriales condicionadas, sus temperaturas alcanzan valores promedio de 44°C. En la ciudad existen

vastas superficies de lotes con suelo desnudo o remanentes de vegetación nativa con escasa CV. En este caso la Figura 24 muestra un fragmento de agostadero que fue desmontado para la siembra de zacate buffel, una especie ampliamente usada para aumentar la productividad de forraje. Esto tiene serias implicaciones al microclima urbano, además de las múltiples inconveniencias de tener una ciudad fragmentada y desconectada (no es tema a tratar en esta tesina). Los suelos desnudos absorben más radiación solar, particularmente en climas áridos que generalmente están desprovistos del albedo que provee la nubosidad.

Capítulo 6. Conclusiones y recomendaciones

La utilización de datos de percepción remota ofrece una opción robusta y suficientemente precisa (aunque siempre perfectible) para el monitoreo del ecosistema urbano (EU) de una ciudad, y más particularmente, su componente vegetal o bosque urbano. Los datos de teledetección remota están mejorando constantemente en precisión y resolución (espacial, temporal, radiométrica, etc.). Lo más importante, existe una política global de los gobiernos que auspician los programas espaciales, en hacer los datos accesibles a todo público en forma gratuita.

Los avances tecnológicos en la teledetección han proporcionado herramientas útiles para discriminar la composición de la superficie terrestre y sus usos, entre otros, se obtiene una excelente respuesta espectral de la vegetación resultado del pigmento verde característico de las hojas por su contenido natural de clorofila. Así también, el espectro térmico permite diferenciar los valores de TST; estos aspectos se aprovecharon en esta investigación, aplicando metodologías probadas y que permitieron conocer la interrelación existente en el bosque urbano medido a través del %CV, así como las temperaturas extremas contenidas en las ICU/IFU.

El procesamiento de datos desarrollado en esta tesina, ofrece una metodología que puede ser útil para que gobiernos y centros de investigación locales, puedan observar y monitorear la oferta verde de la ciudad, así como la distribución espacial de la TST.

El primer objetivo planteado en este trabajo de investigación fue el estimar la CV. La CV es un indicador que se puede cuantificar físicamente, directamente en campo, está representada por la proyección vertical del dosel de los árboles, arbustos y demás formas vegetales. Por

otra parte, el IV es adimensional (rango desde -1 a 1), es un proxy de la CV. Este estudio elaboró una metodología, a partir del uso, exclusivamente, de datos de percepción remota, para relacionar estas dos variables. El modelo propuesto consistió en realizar una regresión estadística entre el %CV estimado manualmente a través de la foto-interpretación de imágenes de alta resolución de Google Earth, con el resultado de la fórmula de “fracción de cobertura vegetal” que utiliza como insumo el IV (NDVI). La asociación entre estas variables fue estadísticamente significativa ($P < 0.01$) para una muestra de 150 manzanas urbanas. A pesar de que la unidad de estudio, representada por el polígono de una manzana urbana, está compuesta por un mosaico de diferentes materiales artificiales con diversos niveles de CV, que pudieran crear una cantidad infinita de firmas espectrales, el modelo capturó el 83% de esta varianza. Los resultados estimaron una CV promedio para la ciudad de Hermosillo del 12%, los promedios están dentro de un rango aceptable (rango 0-59%); de acuerdo a este modelo, 38% de las manzanas urbanas poseen un %CV igual o menor a 10, esto es, 90% de estas posee cubierta impermeable.

El éxito en el modelo para estimar CV permitió desarrollar el siguiente objetivo de este estudio, la estimación de la TST. El modelo propuesto utilizó como variables independientes al %CV (discutido en el párrafo anterior), más dos índices biofísicos que ayudaron a discriminar la CV de la superficie impermeable (construida) y de zonas húmedas o de cuerpos de agua. Los resultados obtenidos estuvieron en el rango de 37.35 a 45.44°C, para los meses considerados en el estudio (junio-agosto), el rango es similar a los registrados en las estaciones hidro-climatológicas (ver subtítulo 2.2 Clima) para promedio de temperatura extrema del ambiente.

Los resultados mostraron una relación negativa y estadísticamente significativa ($P < 0.01$) entre la TST y la proporción de CV por manzana. El modelo sugirió que un incremento de 10% de CV, reduciría la TST aproximadamente en 1.1 °C. Este efecto fue corregido por el índice de construcción cuyo efecto fue positivo y estadísticamente significativa ($P < 0.01$); así como la cercanía a cuerpos de agua, cuyo efecto fue negativo y estadísticamente significativa ($P < 0.01$). Sorprendentemente la relación de la TST y de la densidad de vivienda fue negativa, aunque la magnitud del coeficiente fue muy bajo, lo que sugiere un posiblemente efecto corrector al índice NDBI; en teoría se esperaría que más viviendas por hectárea dejan menos espacio para el establecimiento de árboles. Las dimensiones de la vivienda de interés social (90-130 m²) dejan poco espacio para jardín frontal y trasero; asimismo, el frente de banqueta muchas veces hace que se obstaculice el uso de la banqueta o los accesos de automóviles a las casas.

La TST se distribuye en forma diferenciada en la mancha urbana de Hermosillo. Se analizaron algunas de estas ICU o IFU usando la vista de calle de Google Earth. Se pudieron verificar que, en los casos analizados, se observaban elementos que sustentaban la presencia de estas. No obstante, es necesario el estudio de la TST usando datos de otros meses del año y otros años, para robustecer la presencia de éstas.

La heterogeneidad espacial en la distribución de la variable de TST se puede interpretar como el efecto del hombre modificando el clima a pequeña escala; esto crea efectos de oasis o islas de frescor urbano (IFU) diurnas. La CV, cuerpos hídricos, la presencia de humedad, espacios con una baja cobertura impermeable (concreto, asfalto, etc.) contribuyen a esta distribución espacial diferenciada de la temperatura.

Este estudio destaca dos aspectos importantes: 1) 38% de las manzanas urbanas poseen una CV menor al 10%, muy baja desde la perspectiva que quiera evaluarse; y 2) la distribución heterogénea de la TST formando IFU e ICU dentro del polígono de la ciudad. Considerando que, el ecosistema urbano (EU) y su componente de verde, son espacios diseñados por el ser humano; aunado al hecho de que muchos de los servicios ambientales (por ejemplo: IFU) que provee el EU pueden considerarse en muchos casos un bien público, esto es, la modificación del microclima urbano; nos lleva a preguntarnos sobre la política pública existente que influye y promueve la creación y mantenimiento de los EU; como es el caso de, las políticas de reforestación de espacios urbanos; reglamentos de construcción de nuevos desarrollos habitacionales; la construcción de parques y jardines, así como su distribución espacial a escala urbana, etc.

La disponibilidad de imágenes de los sistemas satelitales actuales adolecen de limitantes relacionadas con la resolución sea temporal, espacial o radiométrica, nuestro caso como ya se ha señalado la hora de toma de la imagen térmica es anterior al periodo de máximas temperaturas, un área de oportunidad sería el uso de imágenes tomadas a distinta hora del día, como pudieran ser: ASTER, MODIS o la misión Sentinel 3.

Bibliografía

- Alhawiti, Rayan H., y Diana Mitsova. 2016. Using landsat-8 data to explore the correlation between urban heat island and urban land uses. *International Journal of Research in Engineering and Technology* 05, N° 06: 457-466.
- Archer, S. y K.I Predick. 2008. Climate Change and Ecosystems of the Southwestern United States. *Rangelands*. June 2008.
- Avdan, U., y G. Jovanovska. 2016. Algorithm for Automated Mapping of Land Surface Temperature Using Landsat 8 Satellite Data. *Journal of Sensors*. Article ID 1480307, 8 pages, 2016. doi:10.1155/2016/1480307
- Benavides-Meza, H.M. 1989. Bosque urbano: la importancia de su investigación y correcto manejo. *Memoria del Congreso Forestal Mexicano 1989*. Tomo II (A. Villa, A. Castro y C. Nieto. eds. 1989): 966-992.
- Block, Ronald L. 1978. Development of Thermal Infrared Imagery to the Detection of Urban Heat Islands. Tesis Master. The University of Nebraska-Lincoln. <http://digitalcommons.unl.edu/opentheses/16>.
- Bolund, P., and S. Hunhammar. 1999. Ecosystem service in urban areas. *Ecological Economics*, 29 (2): 293-301.
- Cai, H., Z. He, D. Yang y H. Deng. 2014. Distribution and formation of the abnormal heat island in Guiyang, southwestern China. *Journal of Applied Remote Sensing* 8(1).
- Carlson, Toby N. y David A. Ripley. 1997. On the Relation between NDVI, Fractional Vegetation Cover, and Leaf Area Index. Elsevier.
- Cavazos, M. T. 2009. Norte de México, el más afectado por cambio climático. Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada. <http://www.bionero.org/sociedad/norte-de-mexico-el-mas-afectado-por-cambio-climatico-1/> (consultado el día 17 de abril del 2017)
- CCA. 2017. Comisión para la Cooperación Ambiental. Guía para la vigilancia sindrómica de efectos en la salud relacionados con el calor en América del Norte. Montreal:52 pp.
- Chávez, P. S. 1988. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing Environment*. N° 24: 459-479.
- Chuvieco Salinero, Emilio. 2008. Teledetección ambiental. 3a. Edición. Barcelona, España: Ariel, S.A.
- Cogliati, M. G. 2015. Estudio de la variabilidad espacial de la temperatura de superficie en el norte de la provincia del Neuquén con imágenes satelitales. *Meteorologica*, 40(2):19-32
- CONAGUA. 2016. Comisión Nacional del Agua. Atlas del Agua en México 2016. Ciudad de México: Coordinación General de Comunicación y Cultura del Agua.
- Cracknell, Arthur P. y Ladson Hayes. 2007. Introduction to Remote Sensing. Second Edition. Editado por Technology & Engineering. Boca Raton, FL. USA.: CRC Press.
- Deilami, Kaveh, Md. Kamruzzaman y John Hayes. 2016. Correlation or Causality between Land Cover Patterns and the Urban Heat Island Effect? Evidence from Brisbane, Australia. *Remote Sensing*. 8. 716. 10.3390/rs8090716.

- Díaz-Caravantes, Rolando Enrique, Ana Lucia Castro Luque y Patricia Aranda Gallegos. 2014. Mortalidad por calor natural excesivo en el Noroeste de México: condicionantes sociales asociados a esta causa de muerte. *Frontera Norte*:155-157
- Dimoudi, A. y M. Nikolopoulou. 2003. Vegetation in the urban environment: microclimatic analysis and benefits. *Energy and Buildings* 35: 69-76
- Erell, E., D. Pearlmutter y T. Williamson. 2011. *Urban Microclimate: Designing the spaces between buildings*. Earthscan Ltd. UK.
- ESA. European Space Agency. Publication Sentinel-2: ESA's Optical High-Resolution Mission for GMES Operational Services. Editado por K. Fletcher. ESA Communications. https://earth.esa.int/documents/247904/349490/S2_SP-1322_2.pdf/8ca8d869-1759-4acb-9a53-a90d842bb0b9 (último acceso: 2018).
- EUMETSAT. European Organisation for Meteorological Satellites. Monitoring Weather and Climate from Space. <https://www.eumetsat.int/website/home/Satellites/PastSatellites/index> (último acceso: 2017).
- Ferrelli, Federico, M. Bustos, M. A. Huamantínco Cisneros y María Cintia Piccolo. 2015. Utilización de imágenes satelitales para el estudio de la distribución térmica en distintas coberturas del suelo de la ciudad de Bahía Blanca (Argentina). *Asociación Española de Teledetección; Revista de Teledetección*; 44; 12: 31-42.
- Georgescu, M., M. Moustoui, A. Mahalov, y Jimmy Dudhia. 2011. An alternative explanation of the semiarid urban area "oasis effect. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 116, No. D24.
- Hernandez, Jaime y Cynnamon Dobbs. 2015. Evaluación y Seguimiento de la Vegetación Urbana. Cap. 6 de *Sustentabilidad y Biodiversidad Urbana*, editado por Carmen Luz de la Maza y Manuel Rodríguez. Facultad de Ciencias Forestales y de la Conservación de la Naturaleza: 133-161.
- Hu, Qiong, Wu Wenbin, Tian Xia, Qiangyi Yu, Peng Yang, Zhengguo li y Qian Song. 2013. Exploring the Use of Google Earth Imagery and Object-Based Methods in Land Use/Cover Mapping. *Remote Sensing*. 5. 10.3390/rs5116026: 6026-6042.
- Husch, B., T.W. Beers y J. A. Kershaw Jr. 2003. *Forest Mesuration*. 4th Ed. John Wiley and Sons, Inc. New York.443: 228-245.
- Idrobo, Miguel Andres y Francisco Luis Hernández. 2009. *Islas de Calor Urbano ICU*. Presentación, Grupo de Investigación en Percepción remota, Universidad del Valle, Santiago de Cali.
- IMPLAN. 2016. Instituto Municipal de Planeación Urbana de Hermosillo. Programa de Desarrollo Metropolitano de Hermosillo. Tomo CXCVIII Boletín Oficial Número 22 Sección I, H. Ayuntamiento de Hermosillo, Sonora, Hermosillo: Boletín Oficial: 264.
- INEGI. 2010. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. Marco Geoestadístico. Censo de Población y Vivienda. <http://www.beta.inegi.org.mx/temas/mapas/mg/>. (último acceso: 2017)
- INEGI. 2015. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. México en cifras. Vers. beta. 2015. INEGI Encuesta Intercensal <http://www.beta.inegi.org.mx/app/areasgeograficas/?ag=26#> (último acceso: 2017).
- Jauregui, E. 1997. Heat island development in Mexico City. *Atmospheric Environment*, n° 31(22): 3821-3831.

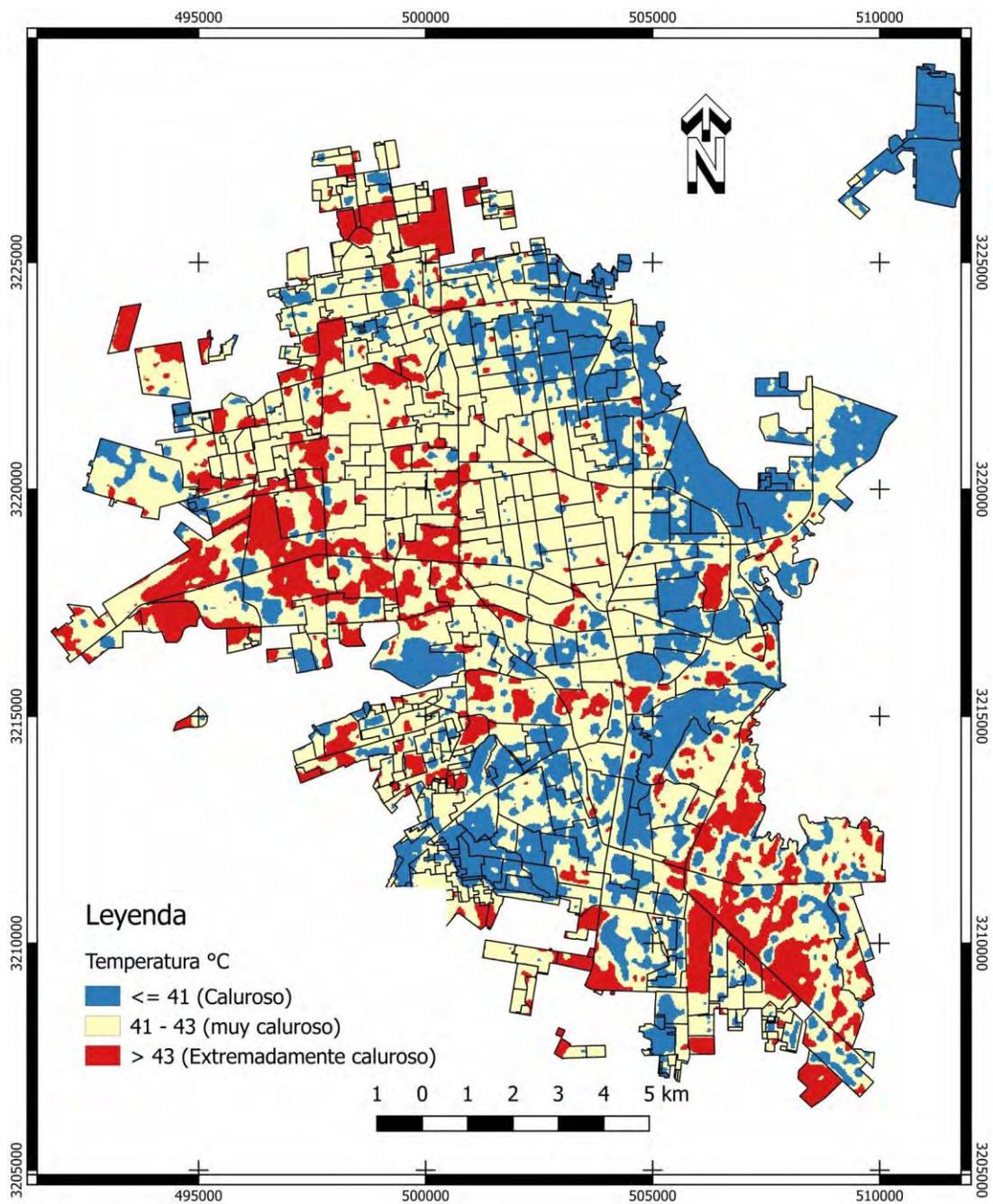
- Joseph, G. 2005. *Fundamentals of Remote Sensing*. Second Edition. Universities Press. India.
- Kidder, Stanley Q. y Thomas H. Vonder. 1995. *Satellite Meteorology: An Introduction*. Editado por Science - 4. HaarGulf Professional Publishing.
- Kuchler, A. W. 1967. *Vegetation mapping* / [by] A. W. Kuchler Ronald Press Co New York.
- Lazzarini, Michele, Annalisa Molini, Prashanth R. Marpu, Taha BMJ Ouarda, y Hosni Ghedira. 2015. Urban climate modifications in hot desert cities: The role of land cover, local climate, and seasonality. *Geophysical Research Letters* 42, no. 22: 9980-9989.
- Liang, Shunlin, Xiaowen Li y Jindi Wang. 2012. *Advanced Remote Sensing Terrestrial Information Extraction and Applications*. San Diego, CA: Academic Press is an imprint of Elsevier.
- Liu, Lin y Yuanzhi Zhang. 2011. Urban Heat Island Analysis Using the Landsat TM Data and ASTER Data: A Case Study in Hong Kong. *Remote Sensing*:1535-1552.
- Loelkes, George L., Jr., G. E. Howard, Jr., E. I. Schwertz, Jr., P. D. Lampert y S. W. Miller. 1983. *Land use/land cover and environmental photointerpretation keys*. U.S. Geological Survey.
- Magaña, Victor, Cecilia Conde, Óscar Sanchez, y Carlos Gay. 2016. Evaluación de escenarios regionales de clima actual y de cambio climático futuro para México. *ResearchGate*: 12-24.
- Matson, Michael, E. Paul McClain, David F. McGinni, y John A. Pritchard. 1978. Satellite detection of urban heat islands. *Monthly Weather Review* 106, nº 12: 1725-1734.
- McFeeters, S.K. 1996. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features. *Int. J. Remote Sens.* 17 (7): 1425-1432
- NASA. 2010. National Aeronautics and Space Administration. *The Electromagnetic Spectrum*. Science Mission Directorate. http://science.nasa.gov/ems/03_behaviors (último acceso: 2018).
- NASA. 2013. National Aeronautics and Space Administration. *Landsat Data Continuity Mission*. LDCM Press Kit. <http://www.nasa.gov/landsat> (último acceso: 2018).
- NOAA. Centros Nacionales de Información Ambiental de NOAA. *Estado del Clima: Informe Climático Global para el año 2017*. <https://www.ncdc.noaa.gov/sotc/global/201713> , publicado en línea en enero de 2018, obtenido el 30 de enero de 2018.
- Nowak, D., R.A. Rowntree, E.G. McPherson, S.M. Sisinni, E.R. Kerkmann y J.C. Stevens. 1996. Measuring and analyzing urban tree cover. *Landscape and Urban Planning* 36: 49-57.
- Nowak, David J. y Eric J. Greenfield. 2010. Evaluating the National Land Cover Database tree canopy and impervious cover estimates across the conterminous United States: a comparison with photo-interpreted estimates. *Environmental Management* 46, No. 3: 378-390.
- Obolensky, B.N. 1926. Efecto de la vegetación arbórea sobre la temperatura del suelo y la temperatura y humedad del aire. *Journal of Geophys. y Met.* III: 138-176.
- Oke, T. R. 1967. City size and the urban heat island". *Atmospheric Environment* 7(8): 769-779.
- _____. 1978. *Boundary layer climates*. Vancouver: Methuen & Co. Ltd: 288-302

- Oke, T. R., y C. East. 1971. The urban boundary layer in Montreal. Editado por Cole de Santd Publique, Universidad de Montreal, Mo y Dept. of Geography, University of British Columbia. *Canada Boundary-Layer Meteorology* 1: 411-437.
- Olsen, Richard. 2007. *Remote Sensing from Air and Space*. Editado por Technology & Engineering. SPIE Press.
- Pabian, F. 2015. Commercial Satellite Imagery as an Evolving Open-Source Verification Technology: Emerging Trends and Their Impact for Nuclear Nonproliferation Analysis. European Atomic Energy Community. EUR27687.
- Parry, M. 1950. The climates of towns. *Weather* 5(10): 351-356.
- QGIS Development Team. 2017. QGIS Development Team Quantum GIS vs 2.18. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.osgeo.org>.
- Qiu, G.Y., H.Y. Li, Q.T. Zhang, W. Chen, X.J. Liang y X.Z. Li. 2013. Effects of evapotranspiration on mitigation of urban temperature by vegetation and urban agriculture. *J. Integr. Agric.* 12: 1307–1315.
- R Core Team. 2017. R: A language and environment for statistical computing. The R Journal Volume 8/2 is available. useR!. R Foundation. Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>.
- Rindfuss, Ronald R., Soe Myint, Anthony Brazel, Chao Fan y Baojuan Zheng. 2016. Urban Heat Islands: Global Variation and Determinants in Hot Desert and Hot Semi-Arid Desert Cities.
- Romero, Hugo y Alexis Vásquez. 2005. Evaluación ambiental del proceso de urbanización de las cuencas del piedemonte andino de Santiago de Chile. *Eure* XXXI, nº 94 (diciembre): 97-118.
- Sanchez-García, Andrea y Natalia Toral-Ruiz. 2014. Análisis de las capacidades de los sistemas Landsat y eo1, para la actualización cartográfica. Estudio de un caso. Proyecto fin de carrera, Madrid, España: Universidad Politécnica de Madrid.
- Skokovic, D., J.A. Sobrino, J.C. Jiménez-Muñoz, G. Sòria, Y. Julien, C. Mattar y Cristóbal Jordi. 2014. Calibration and Validation of land surface temperature for Landsat 8-TIRS sensor. Land Product Validation and Evolution, European Space Agency, Frascati (Italy): ESA/ESRIN: 28-30.
- Sobrino, J. A., J. C. Jiménez-Muñoz, G. Sòria,, M. Romaguera, L. Guanter, J. Moreno, A. Plaza y P. Martínez. 2008. Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors, *IEEE Transactions Geosciences and Remote Sensing*. vol. 46, No. 2: 316–327.
- Sobrino, J. A., Jiménez-Muñoz, J. C. and Paolini, L. 2004. Land surface temperature retrieval from Landsat TM 5. *Remote Sensing of Environment*. Elsevier, vol. 90, No. 4: 434–440.
- Sobrino, J. A., y N. Raissouni. 2000. Toward remote sensing methods for land cover dynamic monitoring: Application to Morocco. *International Journal of Remote Sensing*, Taylor and Francis. vol. 21, No. 2: 353–366.
- Steadman, R. G. 1979. The assessment of sultriness, part I: temperature–humidity index based on human physiology and clothing science. *Journal of Applied Meteorology*, 18: 861–873.

- Taufik, Afirah and Sharifah Sakinah, Syed-Ahmad. 2016. Land cover classification of Landsat 8 satellite data based on Fuzzy Logic approach. IOP Conf. Ser.: Earth Environ. Sci. 37 012062.
- Tucker, C. J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment* 8: 127–150.
- U.S. EPA. 2008. Environmental Protection Agency. Urban Heat Island Basics. In: *Reducing Urban Heat Islands: Compendium of Strategies*. Draft.
- UN. 2016. United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division. *The World's Cities in 2016. Data Booklet (ST/ESA/ SER.A/392)*. http://www.un.org/en/development/desa/population/publications/pdf/urbanization/the_worlds_cities_in_2016_data_booklet.pdf
- USGS. United States Geological Survey. Landsat. Vers. 1.0. http://landsat.usgs.gov/landsat8_using_product.php (último acceso: 15 de 10 de 2015).
- Weng Qihao, Dengsheng Lu, y Jacquelyn Schubring. 2004. Estimation of land surface temperature–vegetation abundance relationship for urban heat island studies. *Remote Sensing of Environment*. 10.1016/j.rse.2003.11.005: 467–483.
- Yuan, Fei y Marvin Bauer. 2007. Comparison of impervious surface area and Normalized Difference Vegetation Index as indicators of surface Urban Heat Island effects in Landsat Imagery. *Remote Sensing of Environment*. 106. 10.1016/j.rse.2006.09.003: 375-386.
- Zha, Y., J. Gao y S. Ni. 2003. Use of Normalized Difference Built-Up Index in Automatically Mapping Urban Areas from TM Imagery. *International Journal of Remote Sensing* 24, no. 3: 583-594

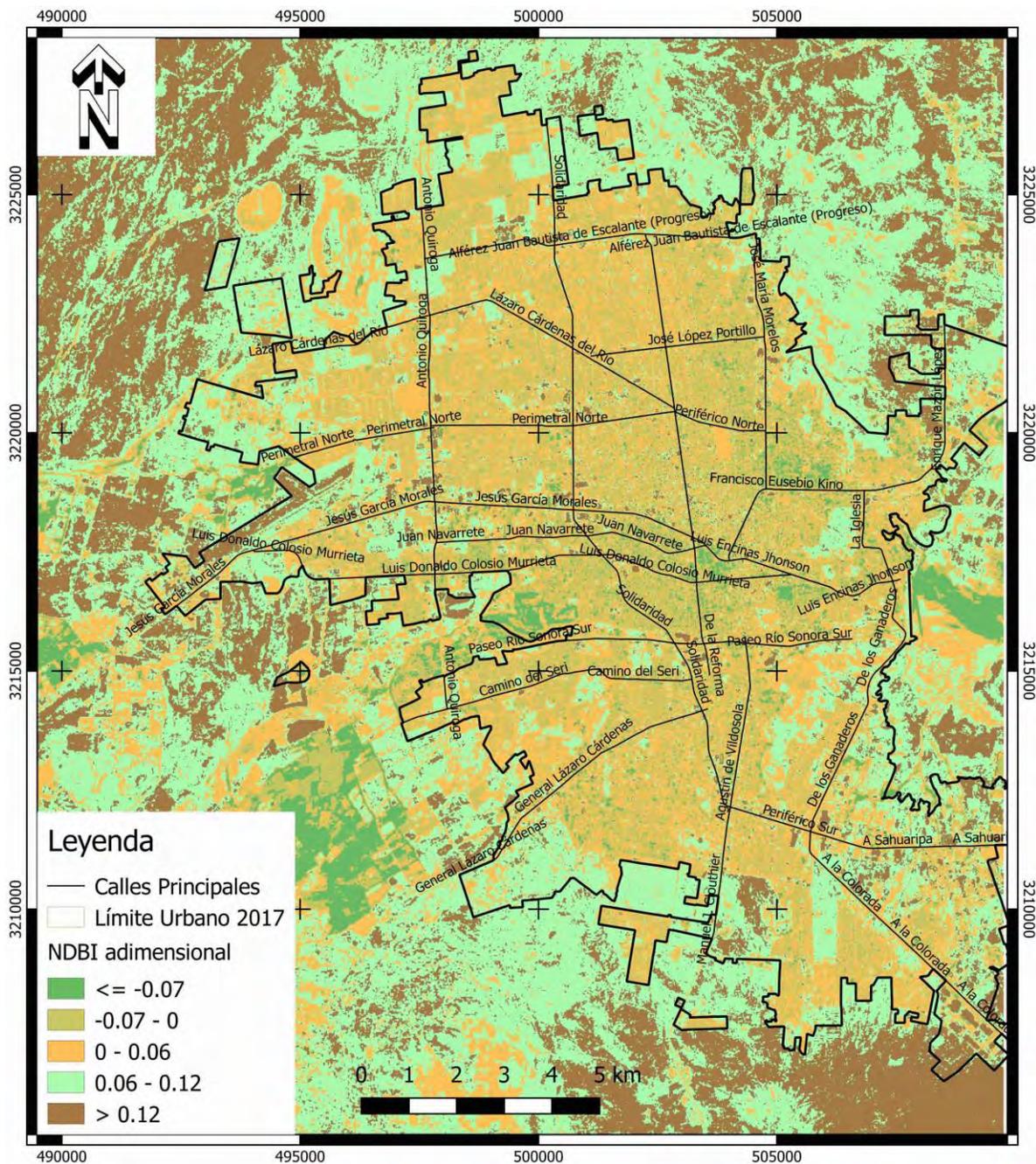
Anexo 1. Imágenes de los resultados obtenidos por percepción remota

Figura 25. Categorización de la TST de la ciudad



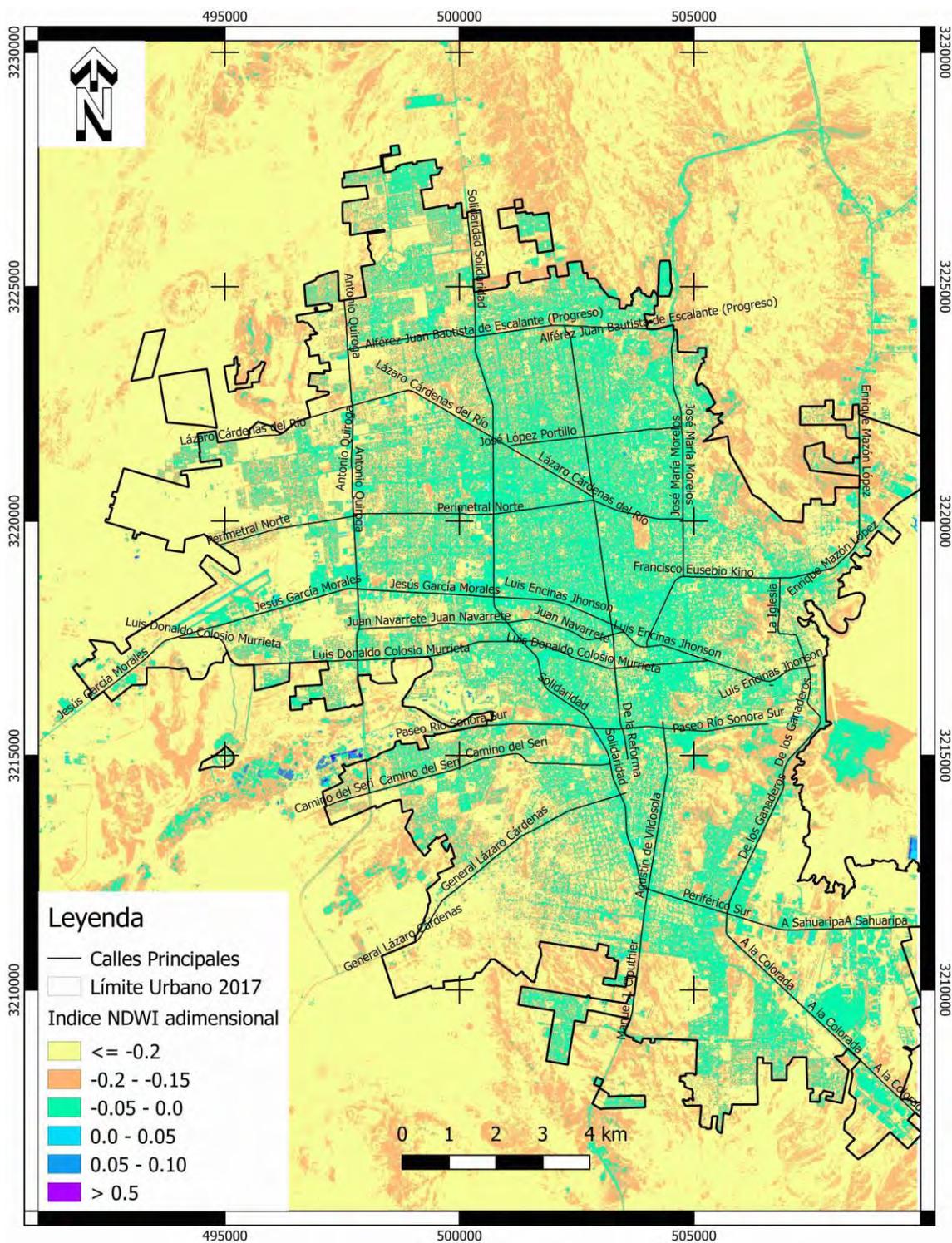
Fuente: Elaboración propia con datos de Landsat 8.

Figura 26. Distribución del índice NDBI



Fuente: Elaboración propia con datos de Sentinel 2A.

Figura 27. Distribución del índice NDWI



Fuente: Elaboración propia con datos de Sentinel 2A.

Anexo 2. Código de R

```
# FRANCISCO MARTIN LOPEZ
# MAESTRIA EN GESTION INTEGRAL DEL AGUA
# COLEGIO DE SONORA
# INFLUENCIA DE COBERTURA VEGETAL EN EL EFECTO
# DE ISLA DE CALOR URBANA: ESTUDIO DE CASO DE
# LA CIUDAD DE HERMOSILLO, SONORA, MÉXICO
#####
# EL PROPOSITO DEL PRESENTE SCRIPT ES GENERAR LOS MAPAS
# A PARTIR DE LA IMAGEN DE SENTINEL 2 PARA ESTIMAR LA
# DE COBERTURA VEGETAL POR LA PROPORCIÓN DEL ÁREA DE
# PROYECCIÓN VERTICAL DE LA VEGETACIÓN (INCLUYENDO HOJAS,
# TALLOS Y RAMAS) EN EL SUELO A LA SUPERFICIE TOTAL DE VEGETACIÓN.
# ASI COMO LAS DISTINTAS BASES DE DATOS, GRAFICAS DE CRECIMIENTO
# POBLACIONAL Y LOS DISTINOS INDICES UTILIZADOS EN EL TEMA
#####PRECARGADO DE LIBRERIAS R #####
##### CARGAMOS ESTOS PAQUETES #####
#####
library(sp) # vector data
library(raster) # raster data
library(rgdal) # input/output, projections
library(rgeos) # geometry ops
library(Matrix)
library(spdep) # spatial dependence
library(maptools)
library(lattice)
library(nlme)
library(mgcv)
#####
options(scipen=999)
#####
#####PROCEDIMIENTO CARGA RASTER DEL NDVI DE MISION SENTINEL SELECCIONADO
#####SE UTILIZA LA IMAGEN DEL 14 DE JUNIO DE 2017 QUE PRESENTA UNA COBERTURA
#####DE NUBES INFERIOR AL 0.01% PLATAFORMA LANDVIEWER, VERSION ACTUAL PERMITE
#####DESCARGAR COMPOSICIONES VISUALES, BANDAS E INDICES
#####
# CARGO EL RASTER DE NDVI DE SENTINEL
setwd("ruta de acceso archivos")
list.files()
myraster <- raster("nombre raster conteniendo NDVI.tif")
extent(myraster) # extension
## class      : Extent
## xmin       : 488190
## xmax       : 509760
## ymin       : 3204200
## ymax       : 3229580
crs(myraster) <- "+proj=utm +zone=12 +north +ellps=WGS84"
plot(myraster)
#####
#####
# UL 3229585 488192
# LR 3204195 509760
# xmax 509760
# recortamos el raster
# extent format (xmin,xmax,ymin,ymax)
### SOLO QUEREMOS EL AREA DE LA CIUDAD DE HERMOSILLO
new.extent <- extent(488192,
                    509760,
                    3204195,
                    3229585)
myraster.crop <- crop(myraster, new.extent, snap="out",
                     filename="myoutput.tif",overwrite=TRUE)
crs(myraster.crop) <- "+proj=utm +zone=12 +north +ellps=WGS84"
plot(myraster.crop)
```

Anexo 2. Código de R (continuación)

```
# NO TIENE CASO TENER TODO EL RASTER EN LA MEMORIA, MEJOR LO BORRO
rm(myraster)
#####
#ESTE PROCESO DE CORTE NOS SERVIRA PARA LAS IMAGENES DE LOS INDICES
#DESCARGADOS DE PLATAFORMA LAND VIEWER COMO SE DETALLA MAS ADELANTE
#####
#GENERAR NDVI DE SENTINEL
#LOAD SENTINEL DATA
#####
setwd("ruta de acceso archivos ")
list.files()
s <- brick('archivo conteniendo imagen geotif de Sentinel con apilado de capas')
crs(s)#muestra los argumentos de la imagen
s #nuestra las características de la imagen geo tiff
res(s)
# Number of rows, columns, or cells
dim(s)
nf <- layout(matrix(c(1,0,2), 1, 3, byrow = TRUE), width = c(1,0.2,1), respect = TRUE)
plotRGB(s, r = 3, g = 2, b = 1, axes = TRUE, stretch = "lin", main = "Composición Sentinel
color verdadero")
plotRGB(s, r = 7, g = 3, b = 2, axes = TRUE, stretch = "lin", main = "Composición Sentinel
falso color")
#####
names(s)
names(s) <- c('azul','verde','NIR','rojo')##acorde al apilado de capas para sentinel 2a
#####
#####se cortara al area de interes
#####
extent(s)
## class      : Extent
## xmin       : 399960
## xmax       : 509760
## ymin       : 3190200
## ymax       : 3300000
#####
ne <- extent(488192, 509760, 3204195, 3229585)
ss <- crop(s, ne)
layout.show(n = 0)
plotRGB(ss, r = 7, g = 3, b = 2, axes = TRUE, stretch = "lin", main = "Sentinel area de
estudio")
## Warning in .local(x, ...): layer was changed to 4
plot(ss)
# NO TIENE CASO TENER TODO EL RASTER EN LA MEMORIA, MEJOR LO BORRO
rm(s)
#####
#####
# CALCULO DE NDVI DESDE SENTINEL PIXEL 10 X 10 MTS
# I Y K SON EL INDICE DE BANDAS QUE SE UTILIZARÁN PARA EL CÁLCULO DE ÍNDICES
#####
vi <- function(img, i, k){
  bi <- img[[i]]
  bk <- img[[k]]
  vi <- (bk-bi)/(bk+bi)
  return(vi)
}
### FOR SENTINEL NIR = 3, RED = 4.ACORDE AL APILADO DE CAPAS
ndvi <- vi(ss,4,3)
plot(ndvi, col = rev(terrain.colors(30)), main = 'NDVI de Sentinel')
#ESTA INSTRUCCIÓN SE UTILIZA PARA RESPALDAR EL ARCHIVO ELABORADO
writeRaster(ndvi, filename="sentinel-14-07-2017.tif", format="GTiff", overwrite=TRUE)
#####
#UN PROCEDIMIENTO SIMILAR PODEMOS APLICAR PARA LOS INDICES NDBI Y NDWI
```

Anexo 2. Código de R (continuación)

```
#SIN EMBARGO SE DESCARGARAN DIRECTAMENTE DE LA PAGINA DE
#CAPAS DE SENTINEL 2 LAND VIEWER https://eos.com/landviewer/
#CORTANDOSE AL AREA DE ESTUDIO DE ACUERDO AL PROCEDIMIENTO DESCRITO
#ANTERIORMENTE
#####
#revisamos características del raster y su min y max
ndvi#para verificar valores límites de NDVI
## class      : RasterLayer
## dimensions  : 2538, 2157, 5474466 (nrow, ncol, ncell)
## resolution  : 10, 10 (x, y)
## extent     : 488190, 509760, 3204200, 3229580 (xmin, xmax, ymin, ymax)
## coord. ref. : +proj=utm +zone=12 +datum=WGS84 +units=m +no_defs +ellps=WGS84 +towgs84=0,0,0
## data source : in memory
## names      : layer
## values     : -0.5370911, 0.922467 (min, max)
##resultados min -0.5370911 y max 0.922467
#PARA MEJOR VISIBILIDAD DE ESTOS VALORES PODEMOS RECLASIFICAR EL RASTER
veg1 <- reclassify(ndvi, c(-Inf,0.2,0, 0.2,0.3,1, 0.3,0.4,2, 0.4,0.5,3, 0.5, Inf,4))
plot(veg1,col = rev(terrain.colors(8)), main = 'NDVI umbral vegetación base')
#####
##calculo de raster de cobertura vegetal
#####
#####
#VALORES INFERIORES A 0.20 NO SON VEGETACIÓN (NEGATIVOS SON AGUA PROFUNDA Y SUELO DESNUDO)
#SIMIL A 0.2)
#SIN EMBARGO COMO LA CLASIFICACIÓN ES PARA COBERTURA VEGETAL
#LO VALORES MEDIOS CONSERVARAN SU ESTRUCTURA
#CON RESPECTO A LA FORMULA GENERAL Y SU SIGNO RELATIVO
# POR LO TANTO RECLASIFICAREMOS A 8BIT PARA RESOLVER ESTA PROBLEMÁTICA
#CONVERT TO 0-255 USING THE CALC. FUNCTION AND BASIC RASTER ALGEBRA
veg2 <- calc(ndvi, fun=function(x){((x - min(x)) * 255)/(max(x)- min(x)) + 0)})
plot(veg2,col = rev(terrain.colors(8)), main = 'NDVI LÍMITES 8 BIT')
veg#para verificar valores límites de NDVI
## class      : RasterLayer
## dimensions  : 2538, 2157, 5474466 (nrow, ncol, ncell)
## resolution  : 10, 10 (x, y)
## extent     : 488190, 509760, 3204200, 3229580 (xmin, xmax, ymin, ymax)
## coord. ref. : +proj=utm +zone=12 +datum=WGS84 +units=m +no_defs +ellps=WGS84 +towgs84=0,0,0
## data source : in memory
## names      : layer
## values     : 0, 255 (min, max)
##resultados min 0 y max 255
#CALCULO DE COBERTURA VEGETAL CON LOS LÍMITES
fvc <- function(x)(x-(0))*255/(255-(0))#se aplican valores límite
cobveg <- calc(ndvi, fvc)
plot(cobveg, col = rev(terrain.colors(5)), main = 'Cobertura vegetal Sentinel')
writeRaster(cobveg, filename="clas8bitfvc sentinel-14-07-2017", format="GTiff", overwrite=TRUE)
#####
#####
### NECESITO AHORA CARGAR LAS MANZANAS ALEATORIAS PARA SU REGRESION SUPERVISADA
### EN QGIS SELECCIONE MANUALMENTE UN SUBCONJUNTO USANDO EL SHP DE INEGI 2015
#####
# HAY QUE CHECAR EN QGIS, QUIZAS ALGUNAS MANZANAS TENGAMOS QUE ELIMINARLAS
## MANUALMENTE
setwd("C:/mapas tesina/sentinel 2a/manzanas150")
##el shape de las manzanas ya recortado esta en el mismo directorio
list.files()
# "+proj=LongLat +datum=WGS84 +ellps=WGS84 +towgs84=0,0,0"
manzanas<- readShapePoly("MANZ_HER_EPSG32612.shp",proj4string=CRS("+proj=utm +zone=12
+north+ellps=WGS84"))
plot(manzanas)
#####
# EXPLORAMOS LOS DATOS
```

Anexo 2. Código de R (continuación)

```
#####
manzanas@polygons[[1]]
names(manzanas@data)
head(manzanas@data)
manzanas@data$POBTOT
manzanas@data$X.area
###POBTOTAL DEBERIA DE SER UNA VARIABLE NUMERICA PERO ESTA COMO "FACTOR" O CATEGORIAS
manzanas@data$POBTOT1=as.numeric(levels(manzanas@data$POBTOT))[manzanas@data$POBTOT]
## WARNING: NAS INTRODUCIDOS POR COERCIÓN
manzanas@data$POBTOT1
#### ENTONCES ELEGIMOS SOLO LAS MANZANAS CON POBLACION DIFERENTE DE 0
manzanas.pob<-subset(manzanas,POBTOT1 > 0)
length(manzanas.pob@polygons)
## [1] 11171
###
plot(manzanas.pob)
###
# TOMAMOS UNA MUESTRA DE 150 MANZANAS
manzanas150 <- spsample(manzanas.pob, 150, type='random')
plot(manzanas150)
###CADA VEZ QUE ENVIAS LA FUNCION DE arriba SE VUELVEN A TOMAR 150 DIFERENTES MANZANAS AL
###AZAR
Manzanas_sample = manzanas.pob[sample(11171,150),]
plot(myraster.crop)
plot(Manzanas_sample, axes=TRUE, border="black", add=T)
#####
##### NECESITO AJUSTAR MANZANAS_SAMPLE AL TAMAÑO DE MI RASTER
###ESTE NO ES EL CASO YA QUE PREVIAMENTE RECORTE LAS MANZANAS FUERA DEL POLIGONO###
#LO PROCESAREMOS PARA ESTAR SEGUROS
## CREAR EL POLÍGONO DE RECORTE
CP <- as(new.extent, "SpatialPolygons")
proj4string(CP) <- CRS(proj4string(Manzanas_sample))
## CLIP EL MAPA
Manzanas_sample_crop <- gIntersection(Manzanas_sample, CP, byid=TRUE)
## PLOT LA SALIDA
plot(Manzanas_sample_crop , col="khaki", bg="azure2")
plot(myraster.crop)
plot(Manzanas_sample_crop, axes=TRUE, border="black", add=T)
#####
length(Manzanas_sample_crop@polygons)
## [1] 150
#####no se perdió ninguna son 150
##### PARA VOLVER A PONERLE LOS DATOS YA QUE LOS PIERDE CON LA
##### FUNCION gIntersection
row.names(Manzanas_sample_crop)
row.names(Manzanas_sample_crop)=gsub(" 1", "", row.names(Manzanas_sample_crop))
keep <- row.names(Manzanas_sample_crop)
Manzanas_sample_crop <- spChFIDs(Manzanas_sample_crop, keep)
manzanas_data <- as.data.frame(Manzanas_sample@data[keep, ])
Manzanas_sample_crop <- SpatialPolygonsDataFrame(Manzanas_sample_crop, manzanas_data)
#####
#### PARA EVITAR RECORTAR AL AREA DE LOS POLIGONOS DE PRUEBA HAY QUE SELECCIONAR MEJOR LAS
MANZANAS DESDE QGIS
# COMPARAMOS PARA VER SI LOS DATOS SE AGREGARON CORRECTAMENTE
names(Manzanas_sample@data)
head(Manzanas_sample@data)
names(Manzanas_sample_crop@data)
head(Manzanas_sample_crop@data)
nrow(Manzanas_sample_crop) #150
## [1] 150
#####
#####CREAMOS UN CONTADOR PARA AGREGAR DATOS CON LA EXTENSIÓN
#####
#Y UN KML DE LAS MISMAS
```

Anexo 2. Código de R (continuación)

```
#####NOS PREPARAMOS PARA EXPORTAR EL SHAPEFILE
poligonos_prueba <- Manzanas_sample
#### DEFINIMOS LA PROYECCION QUE YA SABEMOS ES UTM
UTM_ZONA12_WGS84=proj4string=CRS("+proj=utm +zone=12 +north +ellps=WGS84")
projection(poligonos_prueba) <- UTM_ZONA12_WGS84
print(proj4string(poligonos_prueba))
## [1] "+proj=utm +zone=12 +ellps=WGS84"
#####
# REESCRIBIMOS EN UNA SHAPEFILE INCLUYENDO ARCHIVO PRJ
writeOGR(poligonos_prueba, ".", "poligonos_coberturav", driver="ESRI Shapefile")
#####
#GENERAR ARCHIVO KML PARA GOOGLE EARTH CON COORDENADAS GEOGRAFICAS
polygon <- readOGR(".", "poligonos_coberturav")
## OGR data source with driver: ESRI Shapefile
## Source: ".", layer: "poligonos_coberturav"
## with 150 features
## It has 77 fields
polygonWGS <- spTransform(polygon, CRS("+proj=longlat +ellps=WGS84 +datum=WGS84"))
#DESACTIVO EL GUARDAR PARA NO REESCRIBIR ARCHIVO GUARDADO ORIGINALMENTE
#writeOGR(polygonWGS, dsn="polygonWGS.kml", Layer="polygonWGS", driver="KML")
#####
#PARA EVITAR REHACER TODO EL PROCESO ALEATORIO DE MANZANAS PROCEDAMOS A COPIAR DEL #SHAPFILE
CREADO ANTERIORMENTE
#setwd("C:/mapas tesina/cobertura vegetal s2a/CON R - copia")
list.files()
Manzanas_sample_crop <- readShapePoly("poligonos_coberturav.shp",proj4string=CRS("+proj=utm
+zone=12 +north +ellps=WGS84"))
#VERIFICAMOS
names(Manzanas_sample_crop@data)
head(Manzanas_sample_crop@data)
nrow(Manzanas_sample_crop) #150
## [1] 150
## PLOT EL RESULTADO
plot(Manzanas_sample_crop , col="khaki", bg="azure2")
plot(myraster.crop)
plot(Manzanas_sample_crop, axes=TRUE, border="black", add=T)
#####
#ETAPA DE CARGA DE Y CREACIÓN DE BASE DE DATOS
#####
hileras_t=nrow(Manzanas_sample_crop)
#####
# CREAMOS UNA TABLA PARA ALMACENAR LOS VALORES DE CADA MANZANA
# SE AGREGA VALOR EN TABLA PARA AREA DE COBERTURA VEGETAL EXTRAIDA DE GOOGLE EARTH
#CLASIFICACIÓN SUPERVISADA, PARA POSTERIOR AGREGAR DATOS DE LA MISMA
base_datos<-data.frame(manzana_id=character(hileras_t),
                        manzana_oid=numeric(hileras_t),
                        arboles_acera=numeric(hileras_t),
                        area=numeric(hileras_t),
                        ndvi_p=numeric(hileras_t),
                        ndvi_max=numeric(hileras_t),
                        ndvi_min=numeric(hileras_t),
                        cobertura_veg=numeric(hileras_t),
                        stringsAsFactors = FALSE)
Manzanas_sample_crop@polygons[[1]]
#SE CREO LA BASE DE DATOS DE 150 OBSERVACIONES Y 8 VARIABLES
#####
##SERIA BUENO CONSERVAR LA BASE DE DATOS DE INEGI...ADEMAS DE AQUELLA QUE OBTENGAMOS DE
#### LOS RASTERS
### ¿COMO EXTRAEMOS UNA MANZANA?
Manzanas_sample_crop@data$numeracion=1:nrow(Manzanas_sample_crop)
Manzanas_sample_crop@data$numeracion
manzana_i<-subset(Manzanas_sample_crop,numeracion == 1)
plot(manzana_i)
```

Anexo 2. Código de R (continuación)

```
#####
manzana_i<-subset(Manzanas_sample_crop,numeracion == 3)
plot(manzana_i)
#Y ASI SUCESIVAMENTE
#####
which(Manzanas_sample_crop@data$ARBOLES_ == 2)
Manzanas_sample_crop@data$ARBOLES_[7]
## [1] 2
## Levels: 1 2 3 4 5
Manzanas_sample_crop@data$ARBOLES_C[7]
## [1] Alguna vialidad
## 5 Levels: Alguna vialidad Conjunto habitacional ... Todas las vialidades
which(manzanas@data$ARBOLES_ == 4)
manzanas@data$ARBOLES_[8]
## [1] 4
## Levels: 1 2 3 4 5
manzanas@data$ARBOLES_C[8]
## [1] No especificado
## 5 Levels: Alguna vialidad Conjunto habitacional ... Todas las vialidades
# CORREMOS ESTE LOOP PARA OBTENER LOS PORCENTAJES DE COBERTURA VEGETAL DE TODOS LOS
#MANZANAS CON LA INFORMACIÓN DE INEGI.
for (i in 1:(hileras_t)){
  ### CARGO EL POLIGONO i
  manzana_i<-subset(Manzanas_sample_crop, numeracion == i)
  ### OBTENGO EL AREA
  m.area<-sapply(slot(manzana_i, "polygons"), function(x) sapply(slot(x, "Polygons"), slot,
"area"))
  #### LLENAMOS LA TABLA
  #### IDENTIFICAMOS LA MANZANA PARA LLEVAR UN CONTROL DEL ESTA
  base_datos$manzana_id[i]=
as.numeric(levels(Manzanas_sample_crop@data$CVEGEO[i]))[Manzanas_sample_crop@data$CVEGEO[i]]
  #####
  ndvi.sub1 <- crop(myraster.crop, extent(manzana_i))
  ndvi.sub2 <- mask(ndvi.sub1, manzana_i)
  ndvi_data=values(ndvi.sub2)
  base_datos$ndvi_p[i]=mean(ndvi_data, na.rm=TRUE)
  base_datos$ndvi_max[i]=max(ndvi_data, na.rm=TRUE)
  base_datos$ndvi_min[i]=min(ndvi_data, na.rm=TRUE)
  base_datos$area[i]=m.area

base_datos$arboles_acera[i]=as.numeric(levels(Manzanas_sample_crop@data$ARBOLES_[i]))[Manzanas
_sample_crop@data$ARBOLES_[i]]

base_datos$manzana_oid[i]=as.numeric(levels(Manzanas_sample_crop@data$OID[i]))[Manzanas_sample
_crop@data$OID[i]]
}
# VERIFICO
head(Manzanas_sample_crop)
head(base_datos)
#### EN REALIDAD ESTA VARIABLE ES UN FACTOR NO UN NUMERO
base_datos$arboles_acera=factor(base_datos$arboles_acera)
#ALGUNOS VALORES DE IDENTIFICACIÓN DE LA MANZANAS APARECEN COMO <NA> (NO DEFINIDA)
### DOS CATEGORIAS MAS O MENOS DEL MISMO LARGO
length(which(base_datos$area<=5000))
## [1] 76
length(which(base_datos$area>5000))
## [1] 74
#CREAMOS LA NUEVA VARIABLE
base_datos$manzana_tipo= ifelse(base_datos$area<=5000,"Chica", "Grande")
# IMPORTING THE GGLOT2 LIBRARY
library(ggplot2)
# CREATE A BOXPLOT IMPORTING
ggplot(base_datos, aes(x = arboles_acera, y = ndvi_p, fill = manzana_tipo)) +
```

Anexo 2. Código de R (continuación)

```
geom_boxplot() +
  facet_wrap(~ manzana_tipo)
#####
ggplot(base_datos, aes(arboles_acera, ndvi_p)) + geom_boxplot()
#####
#GUARDAMOS BASE DE DATOS DE 150 COMO CSV
write.csv(base_datos, "base150_data.csv")
#####
#### CRECIMIENTO DE HERMOSILLO, PERSONAS Y SUPERFICIE DE LA MANCHA URBANA
#####
years=c(1900,1930,seq(1950, 2010, 10), 2017); years

sup=c(107.24960,198.88146,906.76112,2544.67105,2995.45063,4383.70809, 8691.02604, 13991.60720,
17580.78, 18740.83)
sup
population=c(10613,19959,43516,95978,176596,297175,406417, 545928, 715061,788696)
densidad=population/sup
densidad
length(population); length(sup); length(years)
population
log10(population)
10^4.025838
log10(sup)
ticks <- seq(2,6,0.5)
xticks <- seq(1900, 2020, 10)
# la curva es planteada
plot(years, log10(population), type="o", col="black", pch = 19, lty=1, axes = FALSE,
ylim=c(2,6), lwd=2, xlab="Años", ylab="Escala logaritmica")
axis(2, at = yticks, labels = yticks, col.axis="black", las=2, lwd = 2)
axis(1, at = xticks, labels = xticks, col.axis="black", las=2, tck=-.01, lwd = 2)
# segunda curva es planteada
points(years, log10(sup), col="black", pch=17)
lines(years, log10(sup), col="black",lty=2, lwd=2)
#textxy(years, log10(sup)+0.15, format(round(sup,0), big.mark=","), scientific=FALSE), cex =
.8, offset = 0.2)
#textxy(years, log10(population)+0.15, format(round(population,0), big.mark=","),
scientific=FALSE), cex = .8, offset = 0.2)
# Add a legend
legend("bottomright",
      legend = c("Población (personas)", "Mancha urbana (Hectáreas)"),
      col = c(rgb(0,0,0,0.8),
              rgb(0,0,0,0.8)),
      pch = c(19,17),
      lty = c(1,2),
      lwd=c(2,2),
      bty = "n",
      pt.cex = 1,
      cex = 1,
      text.col = "black",
      horiz = F ,
      inset = c(0.1, 0.1))
```