Recibido el 12 de septiembre 2020 / Aprobado el 22 de mayo 2022 / Publicado el 1 de diciembre 2022

ISSN 0718 3402

Estratificación de la densidad urbana y seguimiento de las islas de calor: Caso de la ciudad de Tijuana

Urban density stratification and the heat islands monitoring: Case of the city of Tijuana

Djamel Toudert¹ 💿

RESUMEN

La densificación de los espacios urbanos reduce la disipación calorífica propiciando la aparición de islas de calor superficiales urbanas (ICSU) que contribuyen al deterioro ambiental y la disminución del bienestar de la población. Este fenómeno se manifiesta con el incremento de temperaturas de la superficie del suelo (TSS) como consecuencia del consumo de los espacios permeables al calor debido a la expansión y densificación de la ciudad. Aprovechando los atributos radiométricos y térmicos de las imágenes LANDSAT, esta investigación analizó la incidencia de la estratificación de la densidad urbana entre 1987-2018 sobre la dinámica de las TSS en la ciudad de Tijuana, Baja California. De manera específica, se procedió a la validación estadística de la relación entre clases de densidad urbana y sus respectivas TSS. Los resultados indican que la estratificación de densidades urbanas es una aproximación de muchas enseñanzas para descifrar la dinámica de la densidad urbana. No obstante, no es la herramienta adecuada para discriminar coberturas del suelo por medio de las TSS.

Palabras clave: Estratificación de la densidad urbana, temperaturas de la superficie del suelo, islas de calor, Ciudad de Tijuana.

ABSTRACT

The densification of the urban spaces reduces heat dissipation leading to the appearance of urban heat islands (UHI) that contribute to environmental deterioration and the decrease in the well-being of the population. This phenomenon manifests itself with the increase in soil surface temperatures (SST) because of the consumption of heatpermeable spaces due to the expansion and densification of the city. Taking advantage of the radiometric and thermal attributes of the LANDSAT images, this research analyzed the incidence of urban density stratification between 1987-2018 on the dynamics of SST in the city of Tijuana, Baja California. Specifically, a statistical validation of a possible relationship between urban density classes and their respective SST was performed. The results seem to indicate that the urban densities stratification is an approach of many lessons to decipher the dynamics of the urban landscape. However, it is not the appropriate tool to discriminate land cover by the SST.

Keywords: urban density Stratification, ground surface temperatures, heat islands, Tijuana City.

Departamento de Estudios Urbanos y del Medio Ambiente, El Colegio de la Frontera Norte. Correo electrónico: toudert@colef.mx

Una de las consecuencias del crecimiento urbano y su densificación es la modificación de la interfaz local-regional del clima. El consumo del espacio circundante y su conversión en una cobertura urbanizada más densa retiene el calor e incrementa las temperaturas de la superficie del suelo (TSS) que favorecen a su vez, la aparición de islas de calor de la superficie urbana (ICSU) (Bokaie et al., 2016; Mallick et al., 2008; Serra Silva et al., 2018). Estas últimas se convierten en un foco de atención tanto para la reflexión como la acción de los actores urbanos debido al deterioro de las condiciones de bienestar, el alto consumo energético, la emisión elevada de contaminantes del aire y gases de efecto invernadero que generan (EPA, 2008; Hintz et al., 2018).

Las ICSU se traducen generalmente como un incremento de la temperatura de la ciudad vis a vis de un entorno territorial caracterizado por una función no urbana (Oke, 1982). Las ICSU son vistas como la consecuencia de una urbanización intensiva y el escalamiento de la actividad humana provocando un desbalance energético tanto en la ciudad como en sus diferentes capas atmosféricas (Amirtham et al., 2009; Kotharkar et al., 2018). En estos contextos energéticos, las ICSU terrestres son expresadas por medio de las TSS mientras que, las ICSU atmosféricas son evaluadas con las temperaturas de aire (TA) (véase Figura Nº1) (EPA, 2008; Serra Silva et al., 2018). Entre estas dos interfaces energéticas existe una interrelación altitudinal que permite a las TA exhibir un perfil térmico vertical con un descenso de abajo hacia arriba y una superioridad de hasta 9.6°C sobre las TSS (Kawashima et al., 2000; Oke, 1982; Pal y Ziaul, 2017).

Figura N°1.



Evolución de la temperatura diurna terrestre et atmosférica por tipo de cobertura de suelo.

Fuente: Adaptado de Voogt (2000).

En un entorno urbano consistente, las ICSU están presente todo el día llegando a un máximo de temperatura cuando reciben la radiación solar (EPA, 2008). No obstante, la absorción del calor es variable en función de las coberturas urbanas y los materiales que las componen. Las coberturas permeables de suelo y vegetación urbana suelen favorecer la evapotranspiración y la reducción del calor sensible mientras, los espacios de concreto y otros materiales impermeables parecen favorables a su acumulación (Bokaie et al., 2016). De manera comparativa, las bajas TSS son relacionadas con la cobertura vegetal y otras ocupaciones del suelo que exhiben materiales urbanos poco absorbentes del calor tienden a subirlas (EPA, 2008; Estoque et al., 2017). En este sentido, el perfil de las TSS en la ciudad es un reflejo de las lógicas de integración y alternancia espacial

de materiales absorbentes y otro permeables al calor radiativo del sol (Estoque et al., 2017; Serra Silva et al., 2018; Zhang et al., 2017).

Es precisamente para la exploración de la relación entre cobertura del suelo urbano y la distribución de TSS que fueron utilizadas imágenes satelitales, aprovechando sus características térmicas y radiométricas para evidenciar a posibles patrones (Estoque et al., 2017; Hintz et al., 2018; Sakthivel et al., 2014; Serra Silva et al., 2018). En este sentido, técnicas de tratamiento de imágenes y los sistemas de información geográfica se convirtieron en herramientas trascendentales para varios estudios que establecieron una correspondencia entre coberturas del suelo y sus respectivas TSS píxel por píxel (Barsi et al., 2014; Dengsheng y Qihao, 2005; Hu et al., 2015).

Kotharkar et al. (2018) y Hintz et al. (2018) realizaron una revisión exhaustiva de estudios dedicados, entre otros, al análisis de las relaciones entre coberturas del suelo y las TSS, revelando una diversidad de enfoques e intereses tanto para la exploración como la búsqueda de medidas de mitigación del impacto de las ICSU. En el marco de esta extensa investigación sobresalen estudios que buscaron establecer una relación causal entre la cobertura del suelo y dinámicas de TSS, no obstante, pocos enfocaron la ocupación del suelo desde la perspectiva de la densidad urbana (Bokaie et al., 2016; Mallick et al., 2008; Serra Silva et al., 2018).

En efecto, ubicar la investigación a nivel de las densidades urbanas constituye una posibilidad para empatar espacialmente la problemática de las ICSU con la provisión de soluciones basadas en la infraestructura y cambio del comportamiento de los habitantes (Azhar et al., 2014; Barbosa et al., 2015). Desde esta perspectiva, Kotharkar et al. (2018) identificaron a este tipo de intereses epistemológicos en cerca del 67% de estudios que eligieron soluciones escalonadas a nivel de ciudades con un 13% ubicadas a nivel de edificios. El abordaje de las ICSU desde escalas cada vez más grandes fundamenta un interés académico creciente sustentado en dos vertientes complementarias: la verticalidad de la infraestructura urbana y su incidencia sobre la exposición radiactiva de las superficies subyacentes y la densificación del tejido urbano poco favorable al consumo del calor acumulado (Bokaie et al., 2016; Estoque et al., 2017; Oke, 1982). No obstante, estos enfoques, principalmente el último mencionado, no cuentan todavía con la suficiente evidencia contextual para poder concluir en un sentido u otro.

Tanto Bokaie et al. (2016) como Estoque et al. (2017) que examinaron el impacto de la densidad de población en las TSS, hicieron con la densidad de superficies urbanas impermeables el hallazgo de una incidencia significativa. En ambos estudios, se comprobó el impacto de la estructura y composición del tejido urbano como en el caso de la alternancia espacial de sus materiales en la variabilidad de las TSS, principalmente, para la cobertura de suelo urbanizada y de vegetación. No obstante, además de la poca investigación enfocada a este tipo de incidencia, para validar los hallazgos citados anteriormente se debe también explorar con otros acercamientos conceptuales cómo la estratificación por la densidad del espacio construido que influye en las TSS.

De hecho, para comprobar la validez de estos resultados, la linealidad de la relación entre densidad del espacio construido y las TSS tendrá que pasar, por lo menos, a través de un par de hipótesis. En efecto, con un muestreo aleatorio y suficiente las TSS semejantes tendrán que exhibir densidades similares y lo contrario es efectivo también. Este proceso de validación se ha vuelto más importante gracias a la creciente disponibilidad de imágenes de muy alta resolución

que permiten una discriminación pertinente del espacio construido en el marco de un muestreo estadísticamente robusto (Estoque et al., 2017; Potere, 2008; Zhang et al., 2017).

La estratificación del espacio de estudio es un acercamiento alternativo que permite segmentar la cobertura urbana en diferentes clases de densidad para analizar la dinámica de sus respectivas TSS. Bajo esta perspectiva, la presente investigación se fijó en el objetivo de analizar la incidencia de seis tipos de coberturas del suelo que conforman el polígono urbano de la ciudad de Tijuana en las TSS que imperan en cada una de ellas durante el mes de julio de 1987 y 2018.

En un primer acercamiento se procederá a comprobar que las seis coberturas del suelo analizadas fueron caracterizadas por TSS significativamente diferentes entre 1987 y 2018 justificando de esta manera, la pertinencia del abordaje por medio de la estratificación de densidad. Esta misma relación será examinada, en seguida, en el marco de la dinámica comparativa del cruce de coberturas entre 1987 y 2018 con la finalidad de verificar si sus TSS son diferentes para validar la estratificación por densidad como un procedimiento eficiente para los estudios diacrónicos.

Área de estudio

La ciudad de Tijuana se encuentra ubicada en el municipio con el mismo nombre y ocupa la extremidad norte-oeste de la península de Baja California en México. Tijuana se encuentra limitada al norte por la línea divisoria internacional con Estados Unidos y la ciudad de San Diego, California, al oeste por el Océano Pacifico, por el municipio de Tecate al este y al sur, por el municipio de Playas de Rosarito. Para definir la mancha urbana de Tijuana, en ambas imágenes Landsat de 1987 y 2018 se usó el marco geoestadístico nacional de diciembre de 2017.

La ciudad de Tijuana se encuentra en una región caracterizada por un clima seco marítimo, de tipo mediterráneo con una temperatura de invierno que suele variar entre 7 y 20°C y en verano entre 17 y 28°C (Jáuregui Ostos, 1981). El periodo lluvioso se da durante el periodo invernal con una pluviometría anual oscilante entre 100 y 300 mm (INEGI, 2009). Como lo señala Jáuregui Ostos (1981), la circulación del aire superficial que incide en el perfil térmico de la ciudad es generalmente el producto de tres factores: la condición costera, la variación topográfica y el gradiente barométrico regional. La ubicación costera de la ciudad se manifiesta principalmente a través del factor suavizante de la brisa que ingresa del lado oeste con una frecuencia máxima durante el verano cuando las temperaturas son las más altas.

La circulación de masas de aire fresco obedece también a la naturaleza de una topografía local accidentada que opone al valle del Rio Tijuana y sus influyentes, a la Mesa de Otay y la formación montañosa de fondo de la ciudad en su vertiente este. A dichas condiciones se agrega la frecuencia de situaciones de viento en calma de la noche y la madrugada durante el verano y otoño (Jáuregui Ostos, 1981) (véase Figura N°2). En conjunto, estos factores intervienen para refrescar la ciudad principalmente en verano y, sobre todo, definir un gradiente geográfico del perfil térmico urbano de dirección creciente oeste-este. No obstante, en lo que respecta a las TSS la variación local de las topoformas y su frecuencia espacial permite romper con esta homogeneidad, como se muestra en la Figura N°3, a islas de calor urbano y espacios de descenso de la temperatura del suelo.



Figura N°2 Viento superficial y líneas de flujo durante el mes de julio.

Fuente: Adaptado de Jáuregui Ostos (1981).

La población de la ciudad de Tijuana pasó de 429,500 en 1980 a 1, 300,983 habitantes en 2010 registrando un fuerte crecimiento con una tasa promedio anual de 3.76% (INEGI, 2012; SPP, 1986). A demás del crecimiento natural de la población, la ciudad fue y sigue siendo un destino para un importante flujo migratorio que busca mejores condiciones de vida. En conjunto con las oportunidades económicas que ofrece la ubicación limítrofe con California, el estado más próspero de la unión americana, el desarrollo de la industria de exportación constituye los focos principales de atracción de varias generaciones de jóvenes que hicieron crecer tanto la población local como la extensión territorial que les alberga.

Como resultado de este fuerte crecimiento, la densidad urbana de la ciudad pasó de 4,000 habs/km² en 1990 a 5,200 en el 2000 y 5,500 en el 2010 evidenciando a diferentes formas y patrones de ocupación del espacio urbano (Álvarez De la Torre y Ayala Macías, 2018). Es en el marco de esta dinámica de ocupación y su posible incidencia en la modificación de la interfaz entre la ciudad y el clima regional imperante en los espacios circundantes que este estudio encuentra sentido. En efecto, cómo evoluciona el perfil de las TSS de cara a la densificación de la ocupación humana en una ciudad como Tijuana es una pregunta que adquiere un interés tanto para la reflexión como para la acción.

Datos y metodología de análisis

La imagines utilizadas en este trabajo provienen de dos generaciones distintas de satélites. La primera fue tomada el 18 de julio de 1987 (ID: LT50400371987199XXX09) por el satélite Landsat-TM

5 que fue lanzado en 1984, cuenta con 6 bandas espectrales de 30 metros de resolución para las bandas de 1 a 5, y un canal térmico de 120 metros de resolución (Young et al., 2017). La segunda imagen fue tomada el 23 de julio de 2018 (ID: LC80400372018204LGN00) por el satélite Landsat 8 OLI-TIRS que fue lanzado en el 2013, cuenta con 8 canales de 30 metros de resolución, un canal pancromático de 15 metros de resolución, y 2 canales térmicos de 100 metros de resolución (USGS, 2018). Estas escenas corresponden a una condición sinóptica normal del mes de julio que exhibe una temperatura mínima media de 16.3°c y máxima media de 27.9°c que suelen reflejar un incremento del contraste térmico superficial principalmente a medio día (Jáuregui Ostos, 1981). Ambas imágenes involucradas en el estudio fueron adquiridas de la colección TIER1 con un procesamiento L1TP de calibración radiométrica y una corrección del relieve usando puntos de control y un modelo de elevación digital (USGS, 2017). El procedimiento de transformación de los valores digitales en TSS de las bandas térmicas siguió puntualmente la mecánica descrita en el Cuadro Nº1.

Cuad	ro N°1
------	--------

Proceso de conversión de valores digitales a TSS.

CONVERSIONES	LANDSAT 5 TM	LANDSAT 8 OLI			
	$L\lambda = \frac{Lmax\lambda - Lmin\lambda}{Qcalmaz - Qcalmin} X(Qcal - Qcalmin) + lmin\lambda$	$L\lambda = ML X Q cal + AL - Ci$			
Conversión de los valores digi- tales a radiancia espectral	L λ : Radiancia (W/(m ² srad µm), Qcal: Número digital calibrado y cuantizado, Qcalmin: Mínimo cuantizado y calibrado del valor del pixel, Qcalmax: Máxi- mo cuantizado y calibrado del valor del pixel, Lmin λ : Escalas de luminosidad espectral para Qcalmin, Lmax λ : Escalas de luminosidad espectral para Qcal- max, ML: Factor de reescalado multiplicativo específico de la banda, Q cal: Producto estándar de los valores de píxeles cuantificados y calibrados (DN), AL: Factor de reescalado aditivo específico de la banda, Ci: corrección para la banda 10 (Barsi et al. 2014)				
Desde la radian-	$TB = \frac{K2}{\ln(\frac{k1}{2} + 1)} - 273.15$				
temperatura de brillo	<i>th</i> $(L_{L\lambda}) + 1)$ <i>TB</i> : Temperatura de brío en Celsius, <i>L</i> λ : Radiancia (W/(m ² srad µm), <i>K</i> 1 y <i>K</i> 2: constantes de calibración.				
	$TS = \frac{TB}{1 + (\lambda X \frac{TB}{\rho}) \ln (\varepsilon)}$				
	Ts: Temperatura de la superficie en Celsius, λ : Longitud de onda de la radian- cia emitida, $\rho = hc/s$ (h: Constante de Planck, c: Velocidad de la luz, s: Constan- te de Boltzmann), s: Emisividad de la superficie terrestre.				
Desde la tempe- ratura de brío a	$\varepsilon = 0.989 + 0.004 pv$	$\varepsilon = \varepsilon v p v + \varepsilon s p v (1 - p v) + R$			
la temperatura	ε: Emisividad de la superficie terrestre,				
de la superficie terrestre	$v: Proporcion de la vegetacion p = (NDVI - NDVIs/NDVIv - NDVIS)^2$, ε vpv: Emisividad de la vegetación = 0.99 and ε spv: Emisividad del sue- lo=0.97 para Landsat-5 TM (Sobrino, Jimenez-Munoz y Paolini, 2004; Sobrino et al., 2008), para Landsat-8: ε vpv= 0.966 y ε spv=0.973 (Wang, 2015), <i>R</i> : Rugosidad media del suelo,				
	NDVI=(NIR - RED /NIR + RED)NDVI = (NIR - RED /NIR + RED), NDVIv=0.5 and NDVIs=0.2 (Sobrino et al., 2004).				

Fuente: Elaboración propia.

El procedimiento de clasificación de las coberturas del suelo elegido adoptó una misma estrategia para las dos imágenes involucradas en el estudio. La finalidad del procedimiento consistió en obtener una clasificación de las imágenes en 6 clases de cobertura del suelo estructuradas alrededor de la densidad del espacio construido: Inicios de urbanización, cobertura urbana de baja densidad, cobertura urbana de mediana densidad, cobertura urbana de alta densidad, baldíos, montes y laderas y finalmente, la cobertura vegetal. Esta tipología sustentada en un desglose según la densidad de urbanización para cumplir con los objetivos del estudio marca una diferencia con el estudio realizado en la vecina ciudad de Mexicali (García–Cueto et al., 2007) expresado a través de una discretización funcional de los usos del suelo.

Para lograr una mayor discriminación de las diversas coberturas del suelo en un contexto urbano marcado por una alta frecuencia espacial, se optó por la técnica de segmentación de imagen que permite alcanzar una mayor eficiencia durante el proceso de clasificación (Phiri y Morgenroth, 2017). El proceso de segmentación de imagen se realizó con la detección de los contornos de regiones homogéneas a través del estudio de los gradientes locales horizontales y verticales (Gourery y Hubert, 1990; Peng y Ma, 2018). Una vez segmentadas, las imágenes involucradas en el estudio fueron clasificadas por medio de la información espectral y textural.

Tomando en cuenta que la imagen Landsat-TM 5 no cuenta con un canal pancromático, los parámetros texturales involucrados en la clasificación fueron derivados del primer eje de componentes principales (ACP) de todas las bandas de la imagen de 1987 menos el canal térmico (canal6) (Metwalli, 2010; Myint, 2001). Los tres parámetros texturales elegidos para la clasificación fueron los que se caractericen por una menor correlación: El contraste, el momento inverso de las diferencias y la media (Dengsheng y Qihao, 2005; Haralick, 1986). Para la imagen Landsat 8 de 2018, fue utilizado el canal pancromático que permite generar los mismos parámetros texturales que la imagen de 1987. Este procedimiento que fue retomado de anteriores desarrollos parciales (Dengsheng y Qihao, 2005; Metwalli, 2010), necesita de una validación de terreno más avanzada para estar considerado como un aporte en materia de segmentación de imágenes Landsat-TM 5.

La clasificación de cobertura de suelo se realizó involucrando combinaciones que suelen generar una precisión aceptable en los procesos de clasificación de imágenes Landsat, especialmente en el contexto urbano (Dengsheng y Qihao, 2005; Hu et al., 2015). En el caso de la imagen de 1987, se usaron los tres parámetros texturales citados anteriormente, el primer componente de la ACP y las bandas espectrales 3, 4, 5 mientras, para la imagen del 2018 se usaron los tres parámetros texturales, el canal pancromático y las bandas espectrales 4, 5, 6. Para realizar la clasificación de imagen, se optó por el método supervisado por medio del algoritmo de la máxima verisimilitud con puntos de control de campo que permiten evaluar la precisión de la clasificación (Bogoliubova y Tymków, 2014). Los puntos de control para la imagen de 1987 fueron generados de manera aleatoria gracias al cruce de las únicas fuentes disponibles. Esta información consistió en un mosaico de fotografías áreas de junio de 1985 del INEGI (D.F.151.96, 1:37,000) y otro de 1989 del sur del candado de San Diego proveniente del sitio web historicaerials.com sin metadatos aparentes. Para la imagen reciente de 2018, los puntos de control fueron generados con una imagen de muy alta resolución del mismo año cortesía de la aplicación de Google Maps. A través de estos puntos de control se determinó el tipo de cobertura de suelo y en el caso de la cobertura urbana, se realizó un cálculo aproximativo del porcentaje construido de la superficie total por medio de la digitalización manual. De esta manera, los puntos de control, que corresponden a la cobertura urbana,

fueron clasificados en 4 clases de densidad por medio de la ruptura natural de la dinámica de su distribución (inicios de urbanización, cobertura urbana de baja densidad, cobertura urbana de mediana densidad, cobertura urbana de alta densidad)².

La pertinencia de la clasificación en su totalidad fue evaluada por medio de la precisión general y el coeficiente Kappa (Congalton, 1991) que resultaron con valores de 84.15% y 0.8206, respectivamente. La precisión de la clasificación por cada clase fue variable entre 73.50% para la cobertura de baldíos, montes y laderas y el 91.24% para la cobertura de vegetación.

Resultados y discusión

Con la finalidad de analizar todos los supuestos del presente estudio se procedió a un muestreo aleatorio de 2747 muestras con una representación del 1% de la superficie total de la zona de estudio tanto para 1987 como en el 2018. En cada una de las muestras se procedió a la extracción a partir de las imágenes térmicas del valor de la TSS y el tipo de cobertura del suelo de las clasificaciones realizadas.

Las TSS registradas en la imagen de Tijuana de 2018 muestran una tendencia de crecimiento conforme a la densificación urbana, exhibiendo un promedio de 1.18°c más alto que en 1987 (Véase el Cuadro N°2). Esta diferencia térmica aparece como reducida si tomamos en cuenta la intensificación del fenómeno urbano que conoció la ciudad durante el periodo de estudio (Álvarez De la Torre y Ayala Macías, 2018). En efecto, este incremento de la TSS registrado en Tijuana en el 2018 queda de abajo de un crecimiento promedio de 5.66°c en 21 años observado por Sharma et al. (2015) en la ciudad de Calcuta (India) y de 6°c en 26 años reportado por Serra Silva et al. (2018) en la ciudad de Paço do Lumiar (Brazil). Más allá de las diferencias en la estructura urbana que pueden explicar una parte de estas fluctuaciones entre ciudades, otros factores intervienen con todo su peso para suavizar o extremar las TSS. Desde esta perspectiva, las ICSU constituyen a una realidad geográfica variable tanto por la intensidad del calor recibido como por sus posibles impactos en los diferentes entornos urbanizados. En el caso de la ciudad de Tijuana, además de las diferencias del entorno construido con otras ciudades, el contexto climatológico, la exposición a la brisa marina y la variación topográfica parecen incidir en la dinámica sutil que caracteriza su perfil térmico (Freitas et al., 2007; Devalsam et al., 2014).

² Para una mayor referencia del contexto de estas coberturas, consultar el sitio web uno de los acervos fotográficos de la ciudad de Tijuana: bit. ly/3k0m2ji (21-03-2018).



Figura N°3. Cobertura de suelo y TSS de la ciudad de Tijuana 1987 y 2018.

(A): Coberturas de suelo(B): Temperaturas de la superficie del sueloFuente: Elaboración propia.

La dinámica temporal de las TSS entre 1987-2018 en la ciudad de Tijuana exhibe su valor más bajo en el tipo de cobertura urbana de baja densidad (0.59°c) y su cifra más alta en la cobertura urbana de mediana densidad (2.24°c) (Véase el cuadro Nº2). Este comportamiento promedio parece indicarnos una ausencia de linealidad de las TSS con la densificación que se confirma también en el caso de las TSS máximas que registran una variación promedio de 3.16°c a favor de 2018. No obstante, los mínimos de TSS además de presentar una variación promedio de 5.21°c más alta en 2018, su distribución se acerca a una linealidad creciente conforme a la intensificación de la densidad urbana entre 1987-2018. Esta linealidad se expresa a través de la variación de las TSS que pasa de 2.18° c para la vegetación urbana a 8.91° c para las densidades urbanas más fuertes. De esta manera, el proceso de densificación urbana parece estar acompañado de un incremento de los valores mínimos de las TSS que se encuentren generalmente asociadas con coberturas propicias a la transformación del calor latente como es la vegetación urbana (Sakthivel et al., 2014). Esta observación puede estar asociada con la variación de las condiciones ambientales durante la toma de ambas imágenes, pero también, puede derivar de una desincorporación de la vegetación urbana como fue puesto en evidencia en el paisaje densificado por Amirtham et al. (2009). No obstante, resulta importante tomar nota en este estudio que es la intensidad y el ordenamiento de la vegetación urbana que expresen principalmente los mínimos de la TSS que parecen ofrecer una lectura aceptable de la variación de las densidades urbanas. Esta observación se ratifica con el incremento de la TSS promedio por la disminución de las coberturas vegetales entre 1987-2018 y su corolario directo el crecimiento urbano favorable a una mayor impermeabilidad térmica.

COBERTURA DEL SUELO	AÑOS	MÍNIMOS	MÁXIMOS	PROMEDIOS	DESVIACIONES ESTÁNDAR
(4)	2018	29.003	42.978	35.569	2.741
	1987	26.767	40.149	34.196	1.796
(0)	2018	29.021	49.687	37.105	2.954
(2)	1987	21.335	45.434	36.515	2.225
(3)	2018	27.402	48.292	38.147	2.02
	1987	19.982	47.988	35.905	1.608
(4)	2018	30.254	44.018	37.409	1.976
	1987	21.335	41.849	36.408	0.963
(5)	2018	24.702	45.838	36.745	2.161
	1987	21.878	40.528	35.654	1.624
(6)	2018	28.837	47.518	36.618	1.772
	1987	26.658	43.392	35.819	1.456

Cuadro N°2. Fluctuación de las TSS por tipo de cobertura.

(1) Inicios de urbanización, (2) Urbano de densidad baja, (3) Urbano de densidad mediana, (4) Urbano de densidad alta, (5) Baldíos, montes y laderas, (6) Vegetación. Fuente: Elaboración propia.

Una de las preguntas fundamentales de este estudio se encuentra enfocada a evaluar si las diferentes coberturas del suelo que reflejen en nuestro caso a niveles de densificación urbana mostraban una diferenciación en las TSS. La validación de este supuesto estaría indicando la posibilidad de usar las TSS como un medio de aproximación de las densidades urbanas. Para proceder con esta validación, se optó por la aplicación de una prueba estadística que permite comprobar si un factor que llega a segmentar una población logra influir significativamente sobre el valor central de la misma.

Como ocurre generalmente con algunos datos biológicos, las TSS analizadas en nuestro trabajo no presentan una distribución normal, y no era factible recurrir a una estrategia de normalización que cambiaría la naturaleza de los datos. Para continuar con la evaluación, elegimos operar con la prueba de ómnibus de Kruskal Wallis que constituye una alternativa no paramétrica de la prueba de ANOVA (Ostertagova et al., 2014).

Desde otra perspectiva, para comparar diferentes coberturas del suelo entre sí, tuvimos que elegir otra estrategia dado que nuestras TSS no presentaban una homogeneidad de la varianza y, por lo tanto, la prueba aplicada intervendría solo para inferir la dominancia estocástica (Andras y Harold, 1998). En este sentido, la existencia de la dominancia estocástica significaría que una observación extraída al azar de al menos un grupo i seria probablemente mayor que una observación extraída al azar de un grupo diferente j. Bajo esta perspectiva, se aplicó la prueba H de Kruskal Wallis con un nivel de significación ajustado con la corrección de Bonferroni y un efecto de tamaño calculado conforme a lo propuesto por Tomczak y Tomczak (2014).

Para la imagen de 1987 la prueba ómnibus de Kruskal Wallis mostró que por lo menos las TSS relacionadas con dos coberturas de suelo resultaron significativamente diferentes de las demás con un efecto de tamaño moderado según Rea y Parker (1992) (X²=198.829, P<0.001, DF=5, E²_o=0.082). En seguida, se realizó la prueba comparativa de coberturas, una a una, dejando entrever a diferencias significativas de las TSS que se involucran, en todos los casos, a la cobertura de inicios de urbanización (véase el Cuadro Nº3). En efecto, las TSS de esta última cobertura resultaron significativamente diferentes de las TSS de las coberturas de densidad urbana mediana y alta, de baldíos, montes y laderas y finalmente, de vegetación urbana (Véase el Cuadro Nº3). Para estas coberturas en específico, las diferencias de las TSS exhiben un efecto de tamaño moderado (Rea y Parker, 1992).

A primera vista los resultados exhibidos en el Cuadro Nº3 dejan entrever a unas TSS que no son indicadores de diferenciación significativa de coberturas de suelo. En efecto, salvo los casos del cruce de la ocupación de suelo de inicios de urbanización con las cinco otras, las demás coberturas parecen exhibir a perfiles térmicos más bien idénticos. Desde la perspectiva interpretativa, estos comportamientos pueden ser el producto de una baja densificación de la ciudad en 1987, que se refleja a través de una alta frecuencia espacial de los materiales urbanos con TSS convergentes para diferentes ocupaciones del suelo. Esto suele vincularse en ciudades como Tijuana, con espacios intersticiales ocupados principalmente por suelos sin uso aparente, y/o una vegetación circunstancial producto de las condiciones ambientales vigentes durante la temporada de la toma de imagen, por estas razones en particular se sugiere medir la temperatura ambiente de las ICSU y no solo las TSS (Amirtham et al., 2009; Sakthivel et al., 2014). Desde otra perspectiva, resulta de interés tomar en cuenta que los niveles de urbanización de 1987 eran menos densos de lo que acontecería 30 años después. Esto se traduce por una relativa participación del espacio no urbanizado en las diferentes coberturas analizadas, centrando de esta manera las diferencias observadas en las ocupaciones del suelo con mayor contraste térmico.

COMPARATIVO DE COBERTURAS	PRUEBA ESTADÍSTICA	ERROR ESTÁNDAR	PRUEBA ESTADÍSTICA ESTÁNDAR	SIGNIFICACIÓN	SIGNIFICACIÓN AJUSTADA	N	E_2R
1 y 2	263.897	114.671	2.301	0.021	0.321	778	-
1 y 3	453.489	42.379	10.701	0.000	0.000	1375	0.095
1 y 4	552.622	49.639	11.133	0.000	0.000	1108	0.133
1у5	417.868	39.398	10.606	0.000	0.000	1598	0.065
1у6	654.145	96.901	6.751	0.000	0.000	800	0.068
2у3	189.592	115.131	1.647	0.100	1.000	697	-
2 y 4	288.725	117.997	2.447	0.014	0.216	430	-
2у5	153.971	114.068	1.350	0.177	1.000	920	-
2у6	390.247	144.392	2.703	0.007	0.103	122	-
Зу4	99.133	50.694	1.956	0.051	0.758	1027	-
Зу5	-35.621	40.719	-0.875	0.382	1.000	1517	-
Зуб	200.655	97.445	2.059	0.039	0.592	719	-
4у5	-134.754	48.230	-2.794	0.005	0.078	1250	-
4у6	101.522	100.815	1.007	0.314	1.000	452	-
5 y 6	236.277	96.186	2.456	0.014	0.210	942	-

Cuadro N°3.

Resultados de la prueba comparativa de Kruskal Wallis para las coberturas del suelo de 1987.

(1) Inicios de urbanización, (2) Urbano de densidad baja, (3) Urbano de densidad mediana, (4) Urbano de densidad alta, (5) Baldíos, montes y laderas, (6) Vegetación.

Significativo cuando P< 0.05. E_{R}^{2} : leve [0.01, 0.08[, moderado [0.08, 0.26[, considerable >=0.26. Fuente: Elaboración propia.

Para el 2018, la prueba ómnibus de Kruskal Wallis reveló a unas TSS significativamente diferentes con un efecto de tamaño leve (X²=127.426, P<0.001, DF=5, E²_R=0.056). No obstante, contrariamente a lo visto con 1987, las pruebas comparativas de 2018 exhiben más diferencias entre ocupaciones del suelo. De todas las combinaciones posibles de coberturas del suelo, solo cuatro comparativos resultaron con las TSS estadísticamente idénticas. De un lado están las que involucran los inicios de urbanización con la urbanización de mediana y alta densidad y de otro, la cobertura urbana de baja densidad con baldíos, montes y laderas y finalmente, la urbanización de mediana densidad con la alta densidad (véase el Cuadro Nº4).

Tomados en conjunto, estos resultados permiten elaborar alrededor de, por lo menos, tres líneas de comentarios. En primer lugar, los hallazgos expuestos en los Cuadros Nº3 y 4 dejan a entrever una evidente diferenciación de las TSS de las coberturas del suelo conforme a la densificación de la ciudad entre 1987 y 2018. Llegando a un cierto nivel de densidad urbana, la continuidad del proceso de densificación no se traduce con una diferenciación estadísticamente significativa entre las TSS de mediana y alta densidad. Para estas últimas, se diluyen también las diferencias con las TSS de la cobertura de inicios de urbanización, que en la ciudad de Tijuana suele coincidir con suelos desmontados y despojados de los materiales que influyen en el consumo del calor acumulado. En este sentido, tanto Bokaie et al. (2016) para la ciudad de Teherán como Zhang et al. (2017) para la ciudad de Nanchang mostraron que la cobertura de inicios de urbanización presentaba la más alta TSS comparado con las demás coberturas de suelo. Estas observaciones se encuentran reconfortadas, en nuestro caso, por las similitudes de TSS entre la cobertura urbana de baja densidad, la de baldíos montes y laderas que constituyen un entorno paisajístico idóneo que suele prestarse para un proceso de urbanización continuo de la ciudad. Desde luego, resulta importante recalcar que en el marco de esta relación de las TSS a la densidad de urbanización actúan también otros atributos como los materiales, colores, formas y orientación que intervienen en el balance térmico captado. No obstante, en el caso de este estudio, la proporción del suelo no urbanizado en las coberturas analizadas, además de reducir el contraste térmico en el pasado, contribuye en el presente a entretener una confusión por la cercanía de las propriedades de absorción calorífica de los materiales empleados en la urbanización de la ciudad.

Resultados de la prueba comparativa de Kruskal Wallis para las coberturas del suelo de 2018.							
COMPARATIVO DE COBERTURAS	PRUEBA ES- TADÍSTICA	ERROR ESTÁNDAR	PRUEBA ESTADÍSTICA ESTÁNDAR	SIGNIFICACIÓN	SIGNIFICACIÓN AJUSTADA	N	E^2_{R}
1 y 2	-353.436	55.884	-6.324	0.000	0.000	1092	0.034
1 y 3	-69.699	58.580	-1.190	0.234	1.000	833	
1 y 4	-76.149	56.708	-1.343	0.179	1.000	993	
1 y 5	-286.583	67.564	-4.242	0.000	0.000	522	0.014
1 y 6	583.632	128.657	4.536	0.000	0.000	287	0.127
2 y 3	283.737	41.352	6.862	0.000	0.000	1435	0.059
2 y 4	277.287	38.653	7.174	0.000	0.000	1595	0.040
2 y 5	66.853	53.321	1.254	0.210	1.000	1124	
2 y 6	937.067	121.783	7.695	0.000	0.000	889	0.172
3 y 4	-6.450	42.458	-0.152	-0.879	1.000	1336	
3 y 5	-216.884	56.141	-3.863	0.000	0.002	865	0.023
Зуб	653.331	123.043	5.310	0.000	0.000	630	0.056

Cuadro N°4.

ultadaa da la n ما م الأسب ما ما ما ما ما . hort a dal avala da 2019

COMPARATIVO DE COBERTURAS	PRUEBA ES- TADÍSTICA	ERROR ESTÁNDAR	PRUEBA ESTADÍSTICA ESTÁNDAR	SIGNIFICACIÓN	SIGNIFICACIÓN AJUSTADA	N	E^2_{R}
4 y 5	-210.434	54.184	-3.884	0.000	0.002	1025	0.013
4 y 6	659.781	122.565	6.822	0.000	0.000	790	0.065
5 y 6	870.215	127.565	6.822	0.000	0.000	319	0.109

(1) Inicios de urbanización, (2) Urbano de densidad baja, (3) Urbano de densidad mediana, (4) Urbano de densidad alta, (5) Baldíos, montes y laderas, (6) Vegetación.

Significativo cuando P< 0.05. E_{R}^{2} : leve [0.01, 0.08[, moderado [0.08, 0.26[, considerable >=0.26. Fuente: Elaboración propia.

Después de comparar las coberturas del suelo relacionadas con las dos imágenes involucradas en el estudio, surgió el interés de verificar si las TSS de las coberturas de 1987 y 2018 exhiben una correlación monótona y significativa. Dicha correlación implicaría a un ordenamiento similar de las TSS que estaría indicando un comportamiento proveniente de una misma cobertura. Por lo contrario, la falta de correlación de TSS de las dos imágenes será interpretado como un comportamiento diferente característico de coberturas distintas no interdependientes.

Con la finalidad de averiguar si las TSS de las dos imágenes analizadas son interdependientes entre sí, se realizó una prueba de correlación de los rangos de Spearman, que constituye un equivalente no paramétrico para datos no lineales que no exhiben una distribución normal como los examinados por este estudio (Hauke y Kossowski, 2011; Gauthier, 2001). Bajo esta perspectiva, la correlación de Spearman permite determinar tanto la fuerza como la dirección de la relación monótona entre las TSS de las diferentes coberturas del suelo (Zar, 2005).

El comparativo de las TSS para todas las coberturas del suelo analizadas por el periodo 1987-2018 mostró la existencia de una relación monótona positiva con un efecto de tamaño considerable (rs (2746) = 0.601, p < 0.001). Este hallazgo parece indicar que las TSS entre 1987 y 2018 no parecen reflejar las diferencias que se esperarían encontrar entre las coberturas de suelo analizadas (véase el Cuadro N°5). En efecto, si los tipos idénticos de cobertura de suelo entre 1987-2018 presentan una esperada relación monótona de sus TSS con un efecto de tamaño oscilante entre considerable a muy alto, el caso de la cobertura urbana de baja densidad encontrada sin correlación entre las dos fechas es inesperado (véase el Cuadro N°5). Es también desconcertante el hallazgo de una relación de dependencia entre TSS de la cobertura de inicios de urbanización y urbana de mediana densidad y, entre la cobertura urbana de baja y alta densidad. No obstante, fuera de estos casos, el resultado exhibido en el Cuadro N°5 muestra a fuertes relaciones monótonas de las TSS, un comportamiento que era en cierta medida esperado entre coberturas cercanas en términos temáticos como en el ejemplo de la cobertura de inicios de urbanización y la baja densidad de un lado y de otro, entre baldíos, montes y laderas y la cobertura de vegetación.

Una posible explicación de los resultados inesperados puede hallarse en el trabajo de Mallick et al. (2008) que encontró una correlación significativa y positiva entre el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y la fracción de la cubierta vegetal (FVC) con las TSS. Esta misma relación fue confirmada más tarde por Pal y Ziaul (2017) tanto para el NDVI como FVC que presentaron una correlación negativa con las TSS. Estas últimas parecían variar en función de la densidad y abundancia de la cobertura vegetal, lo que llevó Mallick et al. (2008) a proponer modelos regresivos que permiten estimar las TSS de ciertas coberturas y densidades de vegetación. Del mismo modo, para coberturas con abundantes suelos desnudos o de concreto urbano, la correlación de las TSS con el NDVI fue hallada baja y los valores de la emisividad son difíciles de discriminar (Mallick et al., 2008). En estos contextos, en donde concurren densidades y niveles de abundancia de la vegetación urbana se determinan tanto la importancia de la emisividad como su poder discriminatorio que parece incidir también en nuestro caso de estudio. En efecto, la concordancia/desconcordancia en la dinámica de las TSS de las diferentes coberturas entre 1987 y 2018, parece traducir el impacto de una emisividad sujetada a la presencia/ausencia de la vegetación urbana y su distribución-densificación en la ciudad. En el marco de esta dinámica de las TSS que define principalmente la vegetación urbana bajo todas sus formas, la naturaleza de la densificación urbana en su relación a las superficies de baldíos, montes y laderas interviene también para definir la temperatura de las demás coberturas. En efecto, la aridez del clima que cateteriza la región de estudio les otorga a los baldíos un comportamiento térmico cercano a coberturas urbanizadas y esto independientemente, a veces, de la densidad de lo construido. En términos generales, los resultados de este estudio parecen indicarnos limitaciones para llevar a cabo, desde una perspectiva diacrónica, acercamientos entre TSS y coberturas de suelo sustentadas en densidades de urbanización. Estas limitaciones parecen surgir principalmente del papel que juega el componente dual vegetación-suelos desnudos en la composición de las coberturas analizadas. Esto toma sentido en conjunto a otras variables relacionadas con los tipos e intensidades del crecimiento urbano que se busca evidenciar a través de un corte temporal significativo. Lo anterior interviene también en el marco de una abstracción de un significado de cobertura de suelo que es lejos de ser estandarizado, Desde otra perspectiva, es quizá de interés remarcar que las concordancias positivas entre TSS y coberturas de suelo puestas en evidencia en trabajos anteriores provienen de coincidencias graficas generalizadas o de modelos regresivos, mientras que este trabajo busca establecer interdependencias basadas en un muestreo puntual y de gran tamaño.

Cuadro N°5

Resultados contextuales de la correlación de los rangos de Spearman para las coberturas de 1987-

VARIABLES	PRUEBA DE CORRELACIÓN DE SPEARMAN
Tº de todas las coberturas de 1987 y 2018	rs(2746) = 0.601, p < 0.001
Tº de cobertura 1 de 1987 y cobertura 1 de 2018	rs (56) = 0.774, p < 0.001
Tº de cobertura 2 de 1987 y cobertura 2 de 2018	rs (31) = 0.254, p = 0.161
Tº de cobertura 3 de 1987 y cobertura 3 de 2018	rs (501) = 0.703, p < 0.001
Tº de cobertura 4 de 1987 y cobertura 4 de 2018	rs (379) = 0.657, p < 0.001
Tº de cobertura 5 de 1987 y cobertura 5 de 2018	rs (266) = 0.736, p < 0.001
Tº de cobertura 6 de 1987 y cobertura 6 de 2018	rs (31) = 0.788, p < 0.001
Tº de cobertura 1 de 1987 y cobertura 2 de 2018	rs (555) = 0.381, p < 0.001
Tº de cobertura 1 de 1987 y cobertura 3 de 2018	rs (17) = 0.759, p < 0.001
Tº de cobertura 1 de 1987 y cobertura 4 de 2018	rs (96) = 0.165, p=0.106
Tº de cobertura 2 de 1987 y cobertura 4 de 2018	rs (12) = 0.708, p=0.007
Tº de cobertura 3 de 1987 y cobertura 4 de 2018	rs (144) = 0.750, p < 0.001
Tº de cobertura 3 de 1987 y cobertura 5 de 2018	rs (5) = 0.803, p=0.102
Tº de cobertura 5 de 1987 y cobertura 6 de 2018	rs (9) = 0.757, p=0.011

(1) Inicios de urbanización, (2) Urbano de densidad baja, (3) Urbano de densidad mediana, (4) Urbano de densidad alta, (5) Baldíos, montes y laderas, (6) Vegetación.

Significativo cuando P< 0.05.

Fuente: Elaboración propia.

Conclusiones

La evolución del proceso de urbanización entre 1987 y 2018 en la ciudad de Tijuana fue marcado por un incremento del promedio de las TSS en todas las coberturas del suelo analizadas en este estudio. No obstante, este incremento es relativamente bajo comparado con otras ciudades que no cuentan con las condiciones climatológicas, costeras y topográficas que contribuyen a suavizar la captura del calor latente en la ciudad de Tijuana. En este contexto, la evolución diacrónica del promedio y el máximo de las TSS carece de una linealidad creciente conforme a la densificación urbana que fue validada solo en el caso de los mínimos que son asociados generalmente con la vegetación urbana. Este comportamiento estaría indicando probablemente una disminución con el tiempo de la cobertura y/o densidad de la vegetación urbana, pero en términos generales la relación entre la densificación urbana y TSS es confusa en este estudio. En efecto, la clara relación entre cobertura del suelo y TSS a una escala chica que puede expresar una gráfica general se vuelve relativamente confusa cuando la aproximación es puntual y comparativa a lo largo y ancho de la ciudad.

La misma confusión se percibe también en el comparativo entre diferentes coberturas del suelo durante 1987. En efecto, salvo el cruce de la cobertura de inicios de urbanización con las demás coberturas involucradas en el estudio, las TSS de las otras ocupaciones del suelo analizadas resultaron estadísticamente idénticas. Para el 2018, de todas las combinaciones posibles de coberturas de suelo, solo cuatro de ellas fueron halladas idénticas y, por lo tanto, la creciente densificación de la ciudad parece mejorar relativamente el contraste térmico que permite una mayor discretización entre diferentes coberturas y densidades urbanas. No obstante, en términos generales, las aproximaciones de la densificación urbana por medio de las TSS no parecen estructurar, a nivel puntual y comparativo, un acercamiento estacionario confiable para todas las coberturas y densidades de urbanización.

El comparativo de las TSS por cada cobertura entre 1987 y 2018 mostró en su mayoría a esperadas relaciones monótonas, positivas y relativamente fuertes para coberturas idénticas. Inclusive, los mismos hallazgos fueron también verificados para coberturas de suelo con un significado cercano como en el caso la cobertura de baldíos, montes y laderas y la cobertura de vegetación. Pero en este comparativo también surgen confusiones que arrojan correlaciones de TSS para coberturas de suelo muy diferentes como en el caso de la cobertura de baja y alta densidad. En el marco de estas correlaciones, la proporción de suelo desnudo o de materiales con perfiles térmicos similares parece jugar un papel preponderante en la confusión, mientras la presencia y la intensidad de la vegetación favorece ampliamente la discretización de coberturas y densidades analizadas.

En términos generales, el conjunto de las confusiones que afectan a las TSS de coberturas de suelo urbanizado con material urbano semejante y/o diferente es un hecho reportado por diferentes trabajos anteriores. Globalmente, existe un consenso que permite considerar a estas confusiones como una consecuencia de la densidad y la alternancia espacial de la vegetación urbana y sus lógicas de inserción y combinación con los demás materiales urbanos propensos a retener el calor urbano. No obstante, este estudio enfatiza de manera particular en el hecho que estas confusiones son también el producto de un cambio de escala cuando pasemos de una evaluación general de coberturas vis a vis de sus TSS a una apreciación puntual y comparativa en lo espacial y temporal. Bajo esta perspectiva, además de los factores naturales y antrópicos que

pueden generar por una misma cobertura lecturas de TSS diferentes en dos puntos diferentes de la ciudad, la transferencia semántica del concepto de cobertura a la práctica puede ser otra fuente de variación. En este sentido, las condiciones de variabilidad de las TSS son múltiples para considerar puntualmente a la densificación urbana como un factor incidente por si solo en la definición del patrón de temperaturas de la ciudad. Esto parece extender el campo de la exploración a otros contenidos y significados incluidos en los paisajes urbanos.

Referencias

ÁLVAREZ DE LA TORRE, G.B. & AYALA MACÍAS, E.A. Evolución, similitudes y diferencias en la estructura urbana entre ciudades fronterizas y coloniales mexicanas. Investigaciones Geográficas, 2018, N°97. doi: http://dx.doi.org/10.14350/rig.59682.

AMIRTHAM, L.R., DEVADAS, M.D. & PERUMAL, M., 2009. Mapping of micro-urban heat islands and land cover changes: a case in Chennai City, India. International Journal of Climate Change: Impacts and Responses, 2009, Vol.1, N°2, p. 71–84.

ANDRAS, V. & HAROLD, D. The Kruskal-Wallis Test and Stochastic Homogeneity. Journal of Educational and Behavioral Statistics, 1988, Vol.23, N°2, p. 170-192.

AZHAR, G.S, MAVALANKAR, D., NORI-SARMA, A., RAJIVA, A., DUTTA, P., JAISWAL, A et al. Heat Related Mortality in India: Excess All-Cause Mortality Associated with the 2010 Ahmedabad Heat Wave. PLoS ONE, 2014, Vol.9, N°3, p. e91831. doi: http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0091831

BARBOSA, R., VICENTE, R., & SANTOS, R. Climate change and thermal comfort in Southern Europe housing: a case study from Lisbon. Build Environment, 2015, Vol. 92, p. 440-451.

BARSI, J.A., SCHOTT, J.R., HOOK, S.J., RAQUENO, NG., MARKHAM, B.L. & RADOCINSKI, R.G. Landsat-8 thermal infrared sensor (TIRS) vicarious radiometric calibration. Remote Sensing, 2014, Vol.6, N°11, p. 11607–11626.

BOGOLIUBOVA, A. & TYMKÓW, P. Accuracy assessment of automatic image processing for land cover classification of St. Petersburg protected area. *Acta* Scientiarum Polonorum. Geodesia et Descriptio Terrarum, 2014, Vol.13, N°1–2, p. 5-12.

BOKAIE, M., ZARKESH, M.K., ARASTEH, P.D. & HOSSEINI, A. Assessment of Urban Heat Island based on the relationship between land surface temperature and Land Use/ Land Cover in Tehran. Sustainable Cities and Society, 2016, N° 23, pp. 94–104.

CONGALTON, R. G. 1991. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 1991, Vol. 37, N°1, p. 35-46.

DENGSHENG, L. & QIHAO, W. Urban Classification Using Full Spectral Information of Landsat ETM+ Imagery in Marion County, Indiana. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2005, Vol.71, N°11, p. 1275-1284. DEVALSAM IMOKE, E., JOSEPH IBU, U. & ARIKPO ETTA, U. The influence of topography on the distribution of urban heat island effect in calabar metropolis. International Journal of Research In Earth y Environmental Sciences, 2014, Vol.2, N°1, p. 1-7.

EPA. *Reducing Urban Heat Islands: Compendium of Strategies*. Washington, D.C: US Environmental Protection Agency, 2008.

ESTOQUE, R.C., MURAYAMA, Y. & MYINT, S.W. Effects of landscape composition and pattern on land surface temperature: An urban heat island study in the megacities of Southeast Asia. Science of the Total Environment, 2017, Vol. 577, p. 349–359.

FREITAS, E.D., ROZOFF, C.M., COTTON, W.R. & SILVA, P.L. Interactions of an urban heat island and sea-breeze circulations during winter over the metropolitan area of São Paulo, Brazil. Boundary-Layer Meteorology, 2007, Vol.122, N°1, p. 43-65.

Garcia-Cueto, O.R; Jauregui-Ostos, E; Toudert, D & Tejeda-Martinez, A. Detection of the urban heat island in Mexicali, B. C., Mexico and its relationship with land use. Atmósfera, 2007, Vol.20, p. 111-131.

GAUTHIER, T. Detecting Trends Using Spearman's Rank Correlation Coefficient. Environmental Forensics, 2001, Vol.2, N°4, p. 359-362.

GOUERY, P. & HUBERT, L. Segmentation et petit parcellaire : Application à des images Landsat et Spot sur la région de l'estuaire de la Rance (France). Photo-interprétation, 1990, Vol.3 et 4, p. 4-9.

HARALICK, R.M. Statistical image texture analysis. En: Young, T.Y. y Fu, K.S. Handbook of pattern recognition and image processing. Orlando, Florida: Academic Press. 1986, p. 247-279.

HAUKE, J. & KOSSOWSKI, T. Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. Quaestiones Geographicae, 2011, Vol.30, N°2, p. 87-93.

HINTZ, M.J., LUEDERITZ, C., LANG, D.J. & VON WEHRDEN, H. Facing the heat: A systematic literature review exploring the transferability of solutions to cope with urban heat waves. Urban Climate, 2018, Vol.24, p. 714–727.

HU, T., YANG, J., LI, X. & GONG, P. (2015). Mapping Urban Land Use by Using Landsat Images and Open Social Data. Remote Sensing, 2015, Vol.8, N°151, p. 1-18.

INEGI. Prontuario de información geográfica municipal de los Estados Unidos Mexicanos. México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía, 2009.

INEGI. Censo de Población y Vivienda 2010. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. México: Instituto Nacional de Estadística y Geografía, 2012.

JÁUREGUI OSTOS, O. Climatología de difusión de la ciudad de Tijuana, B. C. Investigación Geográfica, 1981, N°11, p. 55-91. KAWASHIMA, S., ISHIDA, T., MINOMURA, M. & MIWA, T. Relations between surface temperature and air temperature on a local scale during winter nights. Journal of Applied Meteorology, 2000, Vol. 39, N°9, p. 1570–1779.

KOTHARKAR, R., RAMESH, A. & BAGADE, A. Urban Heat Island studies in South Asia: A critical review. Urban Climate, 2018, Vol. 24, p. 1011–1026.

MALLICK, J., KANT, Y. & BHARATH. B.D. Estimation of land surface temperature over Delhi using Landsat-7 ETM+. The Journal of Indian Geophysical Union, 2018, Vol.12, N°3, p. 131-140.

METWALLI, M.R., NASR, A.N., FARAG ALLAH, O.S., EL-RABAIE, S. & ABD EL-SAMIE, F. Satellite image fusion based on principal component analysis and high-pass filtering. Journal of the Optical Society of America A, 2010, Vol. 27, p. 1385-1394.

MYINT, S.W. A Robust Texture Analysis and Classification Approach for Urban Land Use and Land Cover Feature Discrimination, Geocarto International, 2001, Vol.16, N°4, p. 29-40.

OKE, T.R. (1982). The energetic basis of the urban heat island. Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 1982, Vol.108, N°455, p. 1–24.

OSTERTAGOVA, E., OSKAR, O. & JOZEF, K. Methodology and Application of the Kruskal-Wallis Test. Applied Mechanics and Materials, 2014, Vol. 611. p. 115-120.

PAL, S. & ZIAUL, S. Detection of land use and land cover change and land surface temperature in English Bazar urban center. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 2017, Vol. 20, p. 125-145.

PENG, Y. & MA, Y. (2018). A level set Method to image segmentation based on local direction gradient. Transactions on Internet and Information Systems, 2018, Vol.12, N°4, p. 1760-1776.

PHIRI, D. & MORGENROTH, J. Developments in Landsat Land Cover Classification Methods: A Review. Remote Sensing, 2017, Vol.9, N°9. doi: http://dx.doi.org/10.3390/rs9090967.

POTERE, D. Horizontal positional accuracy of Google Earth's high-resolution imagery archive. Sensors, Vol.8, N°12, p.7973–7981.

REA, L. M., y PARKER, R. A. Designing and conducting survey research: a comprehensive guide. San Francisco: Jossey-Bass Publishers, 1992.

SAKTHIVEL, M., VIJAYAKUMAR, S., MURUGESAN, S., PUSHPARAJ, S.S. & RAMACHANDRAN, K. Analysis of urban heat island intensities a case study in Chennai metropolitan. International Journal of Geomatics and Geosciences, 2014, Vol.5, N°1, p. 19–30.

SPP. X Censo General de Población y Vivienda 1980. México: Coordinación general del sistema nacional de información, Dirección general de estadística, 1986.

SERRA SILVA, J., MARQUES DA SILVA, R. & GUIMARÃES SANTOS, C.A. Spatiotemporal impact of land use/land cover changes on urban heat islands: A case study of Paço do Lumiar, Brazil. Building and Environment, 2018, Vol.136, p. 279–292.

SHARMA, R., CHAKRABORTY, A. & JOSHI, P.K. Geospatial quantification and analysis of environmental changes in urbanizing city of Kolkata (India). Environmental Monitoring and Assessment, 2015, Vol.187, N°1. doi: http://dx.doi.org/10.1007/s10661-014-4206-7.

SOBRINO, J.A., JIMENEZ-MUNOZ, J.C. & PAOLINI, L. Land surface temperature retrieval from LAND-SAT TM 5. Remote Sensing of Environment, 2004, Vol.90, p.434–440.

SOBRINO, J.A., JIMÉNEZ-MUÑOZ, J.C., SÒRIA, G., ROMAGUERA, M., GUANTER, L., MORENO, J. & MARTÍNEZ, P. Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, Vol.46, p.316–327.

TOMCZAK, M. & TOMCZAK, E. 2014. The need to report effect size estimates revisited. An overview of some recommended measures of effect size. Trends in Sport Sciences, 2014, Vol.1, N°21, p. 19-25.

USGS. Landsat collection 1 level 1 product definition. Sioux Falls, South Dakota: United States Geological Survey, EROS, 2017.

USGS. *Landsat 8 (L8)*. Data users handbook. Sioux Falls, South Dakota: United States Geological Survey, EROS, 2018.

Voogt, J.A. Image representations of complete urban surface temperatures, Geocarto International, 2000, N°15, p. 19-30,

YOUNG, N.E., ANDERSON, R.S., CHIGNELL., S.M., VORSTER, A.G., LAWRENCE, R. & EVANGELISTA, P.E. A survival guide to Landsat preprocessing. Ecology, 2017, Vol.98, N°4, p. 920–932.

ZAR, J. H. (2005). Spearman Rank Correlation. En: Armitage, P. y Colton, T. Encyclopedia of Biostatistics, 2nd ed., Vol. VII. Hoboken, N.J: Wiley, 2005, p. 5095-5105.

ZHANG, X., ESTOQUE, R. & MURAYAMA, Y. An urban heat island study in Nanchang City, China based on land surface temperature and social-ecological variables. Sustainable Cities and Society, 2017, Vol.32, p.557–568.