DOI: 10.29298/rmcf.v17i98.1678

Artículo de investigación

Diagnóstico y priorización del arbolado urbano en una ciudad semiárida con *Sentinel-2* y *Random Forest*

Diagnosis and prioritization of urban trees in a semi-arid city using Sentinel-2 and Random Forest

Samuel Alberto García-García[1], Ana Marissa de la Fuente-Solís[2]*, Joel Rascón-Solano[1], Luisa Patricia Uranga-Valencia[1], Rufino Sandoval-García[3]

Fecha de recepción/Reception date: 20 de abril de 2026.

Fecha de aceptación/Acceptance date: 3 de agosto de 2026.

[1]Universidad Autónoma de Chihuahua, Facultad de Ciencias Agrícolas y Forestales. México.

[2]Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico de Linares. México.

[3]Tecnológico Nacional de México, Instituto Tecnológico del Valle de Oaxaca. México.

*Autor por correspondencia; correo-e: marissa27solis@gmail.com

*Corresponding author; e-mail: marissa27solis@gmail.com

Resumen

El déficit de arbolado urbano en ciudades semiáridas es un problema de adaptación climática que los inventarios municipales tradicionales subestiman. En este estudio se diagnostican y priorizan zonas de intervención arbórea en las áreas verdes registradas de la ciudad de Delicias, Chihuahua mediante clasificación supervisada multitemporal de *Sentinel-2* con *Random Forest* (*RF*), validación cruzada del inventario municipal y un índice de prioridad basado en el déficit de cobertura y la temperatura superficial terrestre. Se construyeron composiciones estacionales de verano e invierno 2023-2024, y se extrajeron 17 variables espectrales, de textura *GLCM* y temporales. El *RF* completo alcanzó una exactitud global de 89.1 % (*Kappa*=0.662), con el *NDVI* de verano como variable más discriminante. Apenas 3.0 % de la superficie urbana correspondió a vegetación funcional (7.17 m^2 hab^{-1}), y solo 24.6 % de las 88.7 ha catalogadas como áreas verdes presentó cobertura detectable, lo cual evidenció una sobreestimación sistemática del padrón oficial. A partir del índice se identificaron 110 espacios de intervención urgente, con cobertura media de 4.4 % y estrés térmico severo. Los resultados sustentan la necesidad de reformar los criterios municipales de registro hacia estándares verificables mediante teledetección, y demuestran la viabilidad del enfoque satelital para auditar el verde urbano en ciudades medias semiáridas.

Palabras clave: Cobertura vegetal urbana, déficit de verde urbano, *Google Earth Engine*, infraestructura verde, temperatura superficial terrestre, textura *GLCM*.

Abstract

The shortage of urban trees in semi-arid cities is a climate adaptation issue that traditional municipal inventories underestimate. This study identifies and prioritizes areas for tree management in the registered green spaces of *Delicias*, *Chihuahua*, Mexico, using multitemporal supervised classification of Sentinel-2 data with Random Forest (RF), cross-validation against the municipal inventory, and a priority index based on cover deficit and land surface temperature. Seasonal composites for summer and winter 2023-2024 were created, and 17 spectral, *GLCM* texture, and temporal variables were extracted. The full *RF* achieved an overall accuracy of 89.1 % (*Kappa*=0.662), with summer *NDVI* as the most discriminating variable. Only 3.0 % of the urban area consisted of functional vegetation (7.17 m^2 per inhabitant), and only 24.6 % of the 88.7 ha classified as green areas showed detectable coverage, indicating a systematic overestimation by the official registry. The index identified 110 areas requiring urgent intervention, with an average coverage of 4.4 % and severe heat stress. The results support the need to reform municipal registration criteria to align with standards that can be verified through remote sensing, and demonstrate the feasibility of a satellite-based approach for auditing urban green space in medium-sized cities in semi-arid regions.

Keywords: Urban vegetation cover, urban green space deficit, Google Earth Engine, green infrastructure, land surface temperature, GLCM texture.

Introducción

El arbolado urbano provee servicios ecosistémicos indispensables, como la mejora de la calidad del aire, la captura de carbono y la reducción de temperatura (Livesley et al., 2016). En el norte de México, de clima seco y extremo, estos servicios son vitales para mitigar el estrés térmico y la isla de calor urbana (Manzanilla-Quiñones et al., 2021); sin embargo, las ciudades de la región presentan un severo déficit de áreas verdes, alejándose de las metas de la Agenda 2030 (Objetivo de Desarrollo Sostenible, ODS 11), que enfatizan no solo la superficie, sino espacios multifuncionales para la inclusión social (Borelli et al., 2018).

Afrontar este déficit requiere diagnósticos precisos, pero los inventarios municipales tradicionales contabilizan elementos aislados sobre superficies impermeables, sobreestiman la cobertura vegetal funcional (Zhou et al., 2014). Por ello, se requieren herramientas de diagnóstico espacial rápidas, reproducibles y verificables para orientar la política pública (Dobbs et al., 2011).

La teledetección multiespectral permite el mapeo detallado de coberturas en entornos heterogéneos. La integración multiestacional caracteriza la variación

fenológica mediante índices de verdor y humedad, maximizando la separación de firmas espectrales para diferenciar la vegetación perenne de los cultivos anuales y las caducifolias periurbanas (Rodriguez-Galiano et al., 2012). Además, se emplea la textura Matriz de coocurrencia de niveles de gris (*GLCM*) para caracterizar la estructura urbana, mediante el algoritmo *Random Forest* en *Google Earth Engine* (Gorelick et al., 2017). *Random Forest* es un clasificador de ensamble robusto ante datos ruidosos, capaz de manejar predictores correlacionados sin transformación previa, sin asumir normalidad, y estima la importancia relativa de las variables (Belgiu & Drăguţ, 2016; Breiman, 2001); se ha aplicado con éxito en coberturas urbanas con *Sentinel-2* (Immitzer et al., 2016).

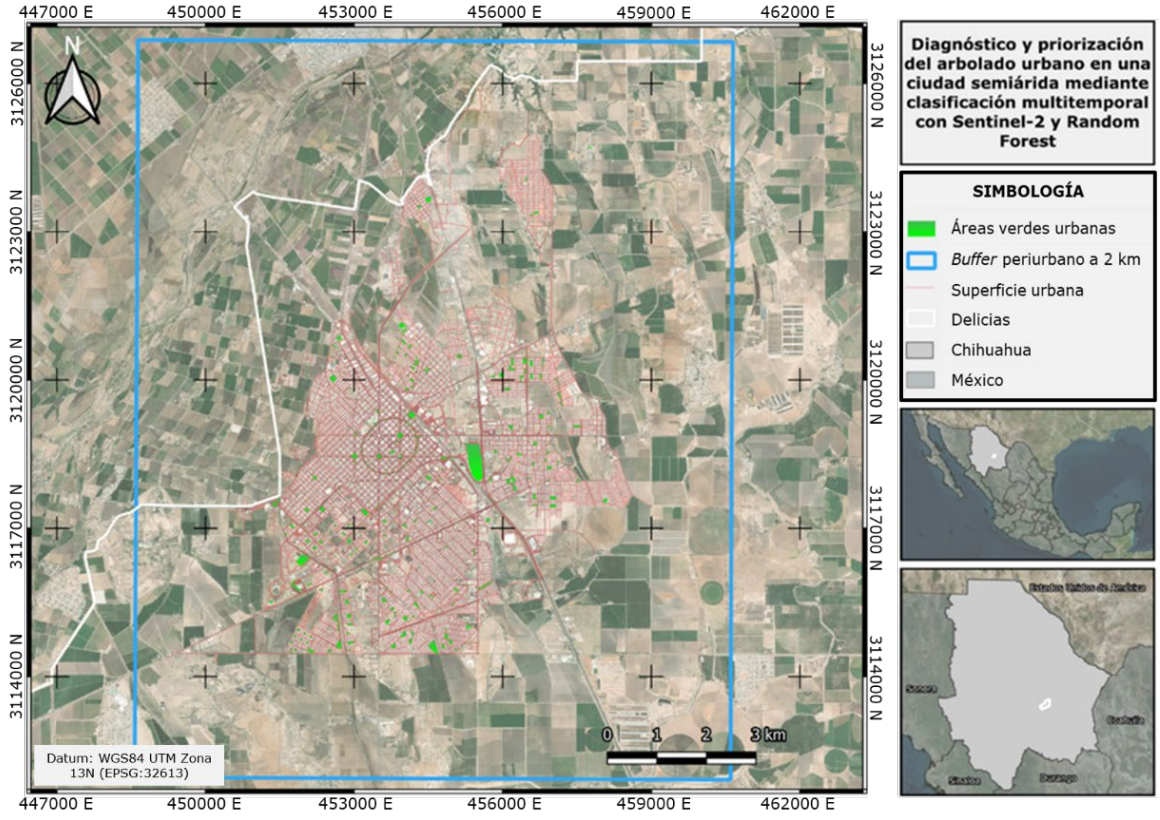
Pese a estos avances, son escasos los estudios que aplican clasificación multitemporal para diferenciar la vegetación urbana perenne de las nogaleras periurbanas. Delicias, Chihuahua, ejemplifica esa problemática: una ciudad agrícola intermedia rodeada de nogaleras caducifolias que dificultan la clasificación espectral de su cobertura perenne. El presente estudio tiene como objetivo diagnosticar el déficit de cobertura arbórea en su inventario municipal de áreas verdes, mediante clasificación supervisada multitemporal de *Sentinel-2* con *Random Forest*, la validación cruzada de la cobertura real frente al registro nominal, y la construcción de un índice de prioridad basado en el déficit de cobertura y la temperatura superficial terrestre.

Materiales y Métodos

Área de estudio

El área de estudio fue la superficie urbana de Delicias, Chihuahua (447500-462500 E, 3114000-3126000 N, WGS84 UTM 13N), tercera ciudad más poblada del estado con 150 506 habitantes (Instituto Nacional de Estadística y Geografía [Inegi], 2020).

El clima es muy seco semicálido (BWh; García, 1973), con temperatura media anual de 19 °C y precipitación inferior a 350 mm (Cuervo-Robayo et al., 2013). La actividad agrícola es dominada por nogal pecanero caducifolio (*Carya illinoinensis* (Wangenh.) K. Koch.) con 4 227 ha sembradas en el municipio (Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera [SIAP], 2024), constituye el principal reto para la separación espectral de la cobertura (Figura 1).



Contorno rojo = Límite Inegi urbanos (3 648 ha); Contorno cian = Área de clasificación con *buffer* periurbano 2 km (17 961 ha).

Figura 1. Superficie urbana de Delicias, Chihuahua, México.

Fuentes de datos

Los índices se seleccionaron para representar los procesos biofísicos que definen las clases temáticas. El *NDVI* (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada) de verano cuantifica la actividad fotosintética mediante el contraste entre la absorción de clorofila en el rojo (*B4*) y la alta reflectancia del mesófilo en el infrarrojo cercano (*B8*). El *ΔNDVI* (Diferencia estacional de *NDVI*) captura la señal fenológica de la vegetación caducifolia. El *NDBI* (Índice de Diferencia Normalizada de Áreas Construidas) y el *BSI* (Índice de Suelo Desnudo) aprovechan la elevada reflectancia de las superficies construidas y del suelo mineral en el infrarrojo de onda corta (*B11* y *B12*) frente a su baja respuesta en el infrarrojo cercano. El *NDWI* (Índice de Agua de Diferencia Normalizada) y el *MNDWI* (Índice de Diferencia Normalizada del Agua Modificado) identifican superficies con contenido hídrico, dado que el agua se absorbe intensamente en el NIR (Infrarrojo cercano) y el SWIR (Infrarrojo de onda corta) (Cuadro 1). Las métricas de textura *GLCM* se calcularon sobre la banda *B8* porque el infrarrojo cercano maximiza el contraste entre dosel y sustrato, realzando la heterogeneidad estructural del mosaico urbano frente a la homogeneidad de las superficies agrícolas.

Cuadro 1. Índices espectrales calculados a partir de las bandas de *Sentinel-2*.

Índice	Nombre completo	Ecuación	Referencia
NDVI	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada	$\frac{(B8 - B4)}{(B8 + B4)}$	Rouse et al. (1974)
ΔNDVI	Diferencia estacional de *NDVI*	$NDVI_{verano} - NDVI_{invierno}$	—
NDBI	Índice de Diferencia Normalizada de Áreas Construidas	$\frac{(B11 - B8)}{(B11 + B8)}$	Zha et al. (2003)
NDWI	Índice de Agua de Diferencia Normalizada	$\frac{(B3 - B8)}{(B3 + B8)}$	McFeeters (1996)
MNDWI	Índice de Diferencia Normalizada del Agua Modificado	$\frac{(B3 - B11)}{(B3 + B11)}$	Xu (2006)
BSI	Índice de Suelo Desnudo	$\frac{((B11 + B4) - (B8 + B2))}{((B11 + B4) + (B8 + B2))}$	Rikimaru et al. (2002)

B2 = Azul (492 nm); *B3* = Verde (560 nm); *B4* = Rojo (665 nm); *B8* = Infrarrojo cercano (NIR, 833 nm); *B11* = Infrarrojo de onda corta (SWIR-1, 1 614 nm). Fuente: *European Space Agency* (ESA, 2015).

Variables espectrales y *stack* de clasificación

De la composición estival se extrajeron seis bandas *Sentinel-2* (*B2*, *B3*, *B4*, *B8*, *B11*, *B12*) y cinco índices: *NDVI*, *NDBI*, *NDWI*, su versión modificada *MNDWI* e *BSI*, todos por sus siglas en inglés. Del invierno se obtuvo el *NDVI* invernal, cuya diferencia ($\Delta NDVI = NDVI_{verano} - NDVI_{invierno}$) captura la señal fenológica de la defoliación de las nogaleras caducifolias. Este contraste estacional es necesario porque la distinción entre vegetación perenne y caducifolia solo es detectable en el eje temporal: en verano ambas presentan follaje pleno y firmas similares, mientras que en invierno la defoliación de las nogaleras genera la diferencia que permite separarlas.

Se calcularon además cuatro métricas de textura derivadas de la Matriz de coocurrencia de niveles de gris (*GLCM*; Haralick et al., 1973) sobre la banda NIR escalada a enteros, mediante una ventana móvil de 7×7 pixeles (70×70 m) con promediado de las cuatro direcciones: contraste, correlación, energía y entropía. El *stack* final integró 17 variables a 10 m.

Muestras de entrenamiento y validación

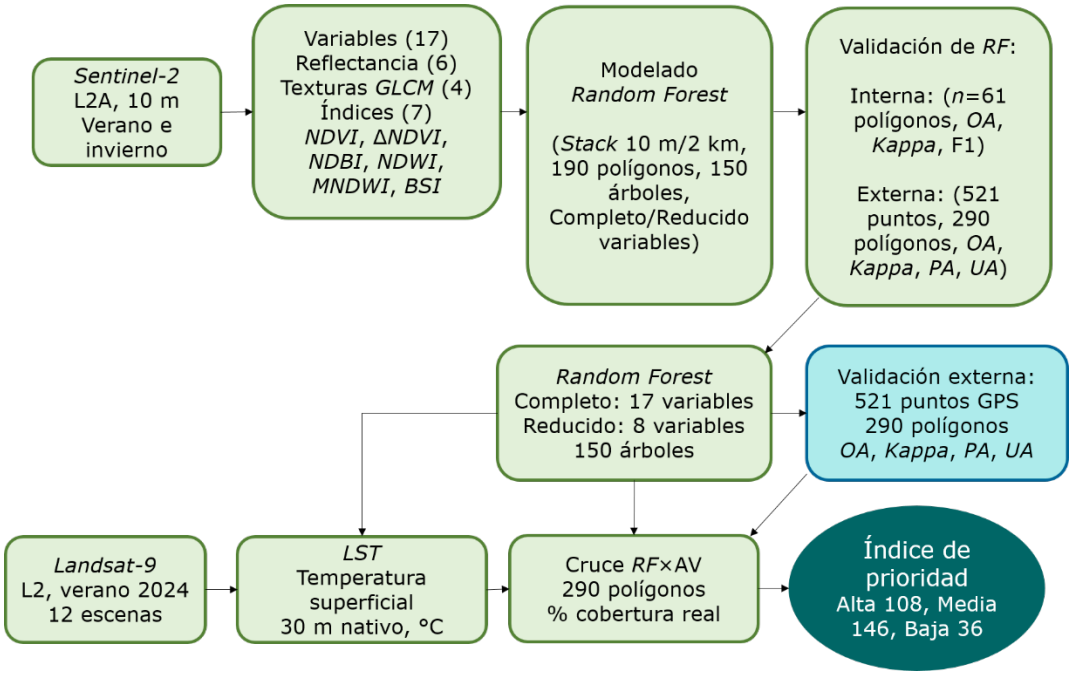
Se digitalizaron 190 polígonos en tres clases: (1) Urbano sin vegetación (*n*=80: superficies impermeables y zonas residenciales, 40 cada una); (2) Verde existente (*n*=70; mayor número por su heterogeneidad interna: pasto, arbolado denso y disperso, camellones y plazas); y (3) No apto (*n*=40: nogaleras, baldíos y superficie agrícola). Se particionaron aleatoriamente (*seed*=42) en 70 % para entrenamiento (*n*=129; 99 113 pixeles) y 30 % para validación interna (*n*=61), separación que previene el sobreajuste y estima el error imparcialmente (Maxwell et al., 2018). La validación independiente (Congalton, 1991) usó dos referencias: (a) 521 puntos GPS del inventario municipal, objetos sub-pixel a 10 m a los que se aplicó un *buffer* de 15 m para disponer de pixeles suficientes; y (b) 290 polígonos de espacios verdes (88.7 ha) delimitados con *OpenStreetMap* y verificación visual (Immitzer et al., 2016). Se evaluó la sensibilidad de (a) a radios de 5-30 m. Para incluir las nogaleras y mejorar la separabilidad, el área de clasificación se amplió con un *buffer* de 2 km alrededor de la superficie urbana (17 961 ha), práctica consistente con la clasificación en entornos urbano-rurales (Maxwell et al., 2018).

Clasificación supervisada y evaluación de exactitud

Se entrenaron dos variantes de *Random Forest* (Breiman, 2001) en *Google Earth Engine*: *RF* Completo (17 variables, 150 árboles) y RF Reducido (8 variables de mayor importancia *Gini*). La exactitud se evaluó mediante exactitud global, precisión del productor y consumidor, F1-*score* e Índice *Kappa* (Cohen, 1960). Los hiperparámetros fueron los de *smileRandomForest* (*variablesPerSplit*=$\sqrt{n}$; *minLeafPopulation*=1; *bagFraction*=0.5; *maxNodes* sin límite). El número de árboles (150) se fijó mediante análisis de sensibilidad (*Ntree*=25-300), que mostró estabilización de exactitud y *Kappa* a partir de 100 árboles (variación<0.005 entre 100 y 300). La reducción a 8 predictores se basó en la importancia *Gini* del *RF* Completo.

Cuantificación del déficit y priorización de intervención

En los 290 polígonos del inventario municipal se calculó la fracción de cobertura vegetal real mediante cruce espacial con la clasificación *RF* (pixeles de clase 2). Simultáneamente, se extrajo la temperatura superficial media (*LST*, por sus siglas en inglés) por polígono, obtenida de la banda térmica *ST_B10* de *Landsat-9* Colección 2 Nivel 2 (United States Geological Survey [USGS], 2024) aplicando los factores de escala oficiales y la conversión a grados Celsius, a su resolución nativa de 30 m de *Landsat-9*. La priorización se definió mediante reglas de decisión sobre las dos variables mencionadas, agrupadas en tres niveles: Alta (cobertura<25 % y *LST*>47 °C), Media (cobertura<50 % o *LST*>47 °C) y Baja (cobertura≥50 %). Los umbrales constituyen criterios operativos establecidos para traducir el diagnóstico en categorías accionables (Figura 2). Mejorar la infraestructura verde bajo este enfoque concuerda con la estrategia de intervención progresiva de Wolch et al. (2014).



RF = *Random Forest*; *LST* = Temperatura superficial terrestre; *GLCM* = Matriz de coocurrencia de niveles de gris; AV = Áreas verdes; *OA* = Exactitud global; *PA* = Precisión del productor; *UA* = Precisión del usuario; L2A = Nivel 2A (nivel de procesamiento de *Sentinel-2*); L2 = Colección 2 Nivel 2 (*Landsat*). La línea punteada indica el flujo de datos térmicos complementarios.

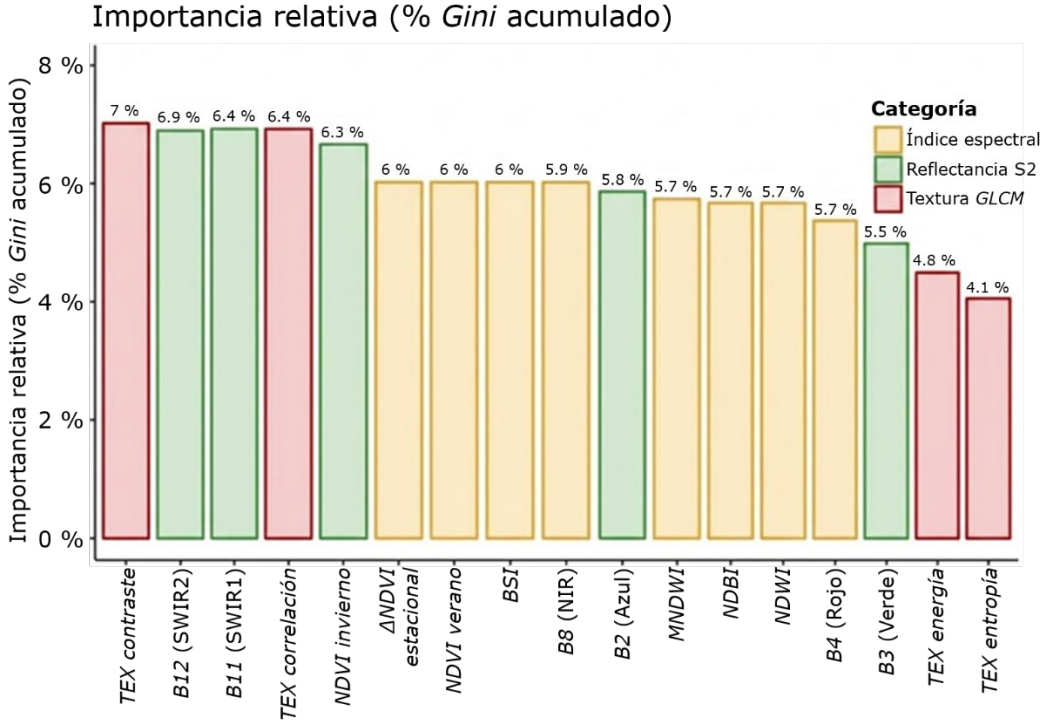
Figura 2. Diagrama de flujo del proceso metodológico.

Resultados

Importancia de variables

La textura *GLCM* de contraste (3 609) y las bandas SWIR (*B12*=3 528; *B11*=3 301) mostraron la mayor importancia relativa, seguidas por la correlación de textura (3 292) y los índices temporales $NDVI_{invierno}$ (3 221) y *ΔNDVI* (3 098) ocupan posiciones intermedias en la importancia relativa, aportando la señal de estacionalidad decidua de

las nogaleras que complementa a las variables de textura y del infrarrojo de onda corta (Figura 3). *TEX_entropía* (2 120) y *TEX_energía* (2 437) registraron las menores aportaciones, excluyéndose del *RF* Reducido.



Barras horizontales ordenadas por importancia y coloreadas por categoría.

Figura 3. Importancia relativa de las 17 variables del *stack* de clasificación (Índice de impureza *Gini* acumulado).

Exactitud de los modelos de clasificación

El *RF* Completo alcanzó una exactitud global de 89.1 % y un Índice *Kappa* de 0.662, indicando concordancia sustancial (Cuadro 2). El *RF* Reducido (8 variables) mostró resultados equivalentes (exactitud=89.0 %, *Kappa*=0.658), confirmando que el modelo parsimonioso es igualmente adecuado para este contexto. La matriz de

confusión (Cuadro 3) revela que la principal fuente de error fue la confusión entre Verde existente y No apto (2 149 pixeles mal asignados de 2 543 totales), atribuible al reducido tamaño de los parques urbanos y al solapamiento espectral entre vegetación perenne de baja densidad y nogaleras en periodo de transición fenológica. La validación independiente con los 521 puntos GPS municipales produjo una precisión del productor de 18.0 % para Verde existente. El análisis de sensibilidad al radio del *buffer* mostró una disminución monótona de esta métrica al ampliar el radio (21.4 %, 20.2 %, 18.0 %, 17.2 % y 14.5 % para 5, 10, 15, 20 y 30 m, respectivamente), lo que confirma la incorporación de pixeles impermeables perimetrales. Sin embargo, incluso con el radio mínimo la precisión permaneció por debajo de 22 %, por lo que la baja detección no se explica por este parámetro, sino por la ausencia de cobertura vegetal funcional en la mayoría de los sitios registrados.

Cuadro 2. Comparación de exactitud-validación interna (partición 70/30, *n*=61 ROIs).

Modelo	*Kappa*	Exactitud global	Observaciones
RF Completo (17 variables)	0.662	89.1 %	Modelo seleccionado
RF Reducido (8 variables)	0.658	89.0 %	Modelo más parsimonioso

ROI = Regiones de interés; polígonos de referencia empleados para el entrenamiento y la validación del clasificador.

Cuadro 3. Matriz de confusión *RF* Completo.

Clase real Predicha	Urbano	Verde	No apto	Total real
Urbano sin vegetación	4 029	78	836	4 943
Verde existente	164	230	2 149	2 543
No apto	283	11	24 791	25 085
Total predicho	4 476	319	27 776	32 571

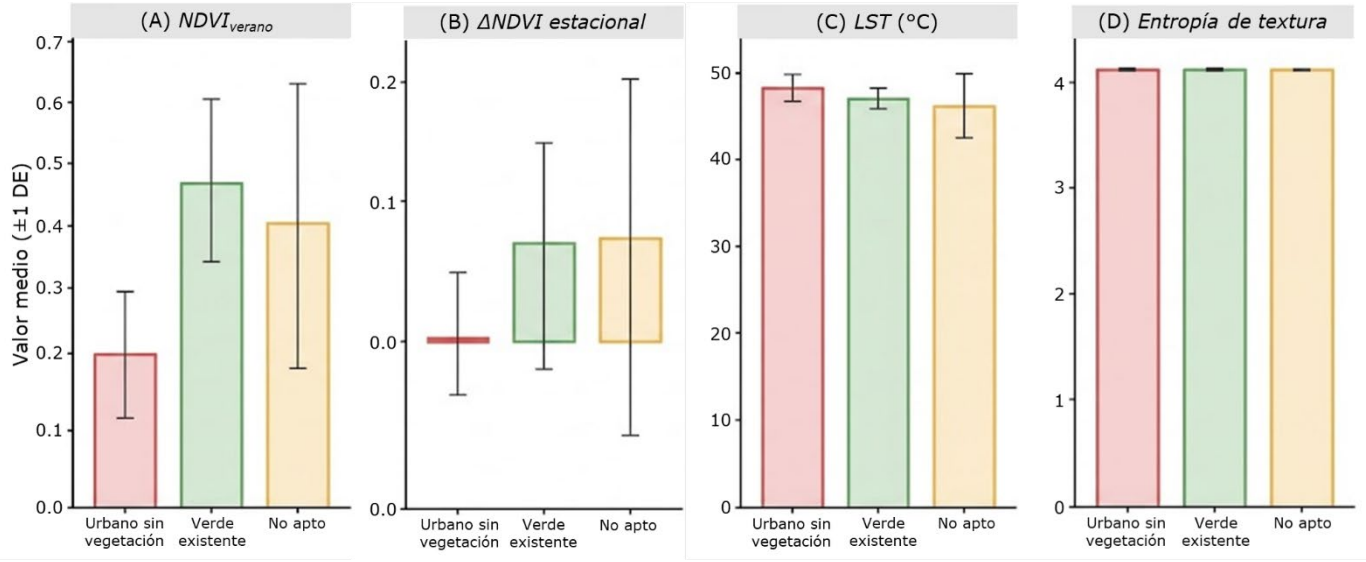
Separabilidad espectral entre clases

Las tres clases presentaron diferencias significativas en las cuatro variables (*Kruskal-Wallis*, $p<0.005$; Cuadro 4, Figura 4), aunque con capacidad discriminante desigual. El *NDVI* de verano fue la variable más discriminante ($\varepsilon^2=0.438$) y la única que separó las tres clases entre sí (*Dunn*, $p<0.05$), con un gradiente de 0.111 en Urbano sin vegetación a 0.360 en Verde existente. La entropía de textura distinguió No apto de las demás clases ($p<0.001$), pero no diferenció Urbano sin vegetación de Verde existente. El *ΔNDVI* separó el verde urbano (0.062) del suelo impermeable (0.003), aunque no de No apto (0.066; $p=0.390$), y la *LST* no discriminó entre ambas clases vegetadas ($p=1.000$). Esta limitación refleja la composición bimodal de No apto, que agrupa nogaleras caducifolias con baldíos y suelo agrícola.

Cuadro 4. Comparación de las variables espectrales, térmicas y de textura entre las tres clases temáticas mediante la prueba de *Kruskal-Wallis*.

Variable	Urbano sin vegetación (*n*=80)	Verde existente (*n*=70)	No apto (*n*=40)	*H*	*P*	ε^2	Efecto
$NDVI_{verano}$	0.111± 0.096[a]	0.360± 0.142[b]	0.290± 0.237[c]	84.0	<0.001	0.438	Grande
ΔNDVI	0.003± 0.042[a]	0.062± 0.081[b]	0.066± 0.133[ab]	19.0	<0.001	0.091	Moderado
LST (°C)	48.0± 2.01[a]	46.9± 1.40[b]	45.8± 4.43[b]	10.8	0.005	0.047	Pequeño
Entropía textura	4.291± 0.017[a]	4.291± 0.016[a]	4.281± 0.012[b]	21.9	<0.001	0.106	Moderado

Media±desviación estándar de los valores promedio por polígono ROI. *H* = Estadístico de *Kruskal-Wallis* (*gl*=2); ε^2 = Tamaño del efecto. Letras diferentes dentro de una misma fila indican diferencias significativas entre clases (prueba de *Dunn* con corrección de *Bonferroni*, $p<0.05$); clases que comparten letra no difieren significativamente.



A = $NDVI_{verano}$; B = *ΔNDVI* estacional; C = *LST* (°C); D = Entropía de textura. Las barras de error representan ±1 desviación estándar (DE).

Figura 4. Valor medio por clase.

Superficie clasificada y diagnóstico de cobertura verde

La clasificación *RF* Completo dentro de la superficie urbana consolidada (3 643.6 ha) revela un marcado predominio de la superficie impermeable y una cobertura verde notablemente reducida, con apenas 7.17 m^2 hab^{-1}. Destaca además que más de la cuarta parte de la superficie urbana corresponde a nogaleras y suelo agrícola periurbano, lo que subraya el reto de separabilidad espectral inherente a este tipo de ciudades agrícolas semiáridas (Cuadro 5).

Cuadro 5. Superficie clasificada por clase temática-*RF* Completo (*Sentinel-2* 10 m, límite Inegi, 2020).

Clase	Superficie (ha)	Proporción (%)	m^2 hab^{-1}
Urbano sin vegetación	2 591.3	71.0	—
Verde existente	107.9	3.0	7.17
No apto (nogaleras/agrícola)	944.4	25.9	—
Total superficie urbana	3 643.6	100.0	—

El cruce espacial de la clasificación con los 290 polígonos del inventario municipal reveló una brecha sustancial: de las 88.7 ha registradas como áreas verdes, solo 21.8 ha (24.6 %) presentan vegetación funcional detectable a 10 m. Más de un tercio de esa superficie (33.2 ha; 37.4 %) corresponde a suelo impermeable, y una proporción similar (33.5 ha; 37.7 %) a nogaleras y suelo agrícola periurbano (Cuadro 6; Figura 5).

Cuadro 6. Cruce espacial *RF* Completo×inventario municipal (290 polígonos, 88.7 ha).

Clase *RF* dentro de AV nominales	Superficie (ha)	% del nominal
Verde existente	21.8	24.6 %
Urbano sin vegetación	33.2	37.4 %
No apto	33.5	37.7 %
Total nominal	88.7	100.0 %

AV = Áreas verdes. La suma no alcanza el total por pixeles de borde no clasificados.

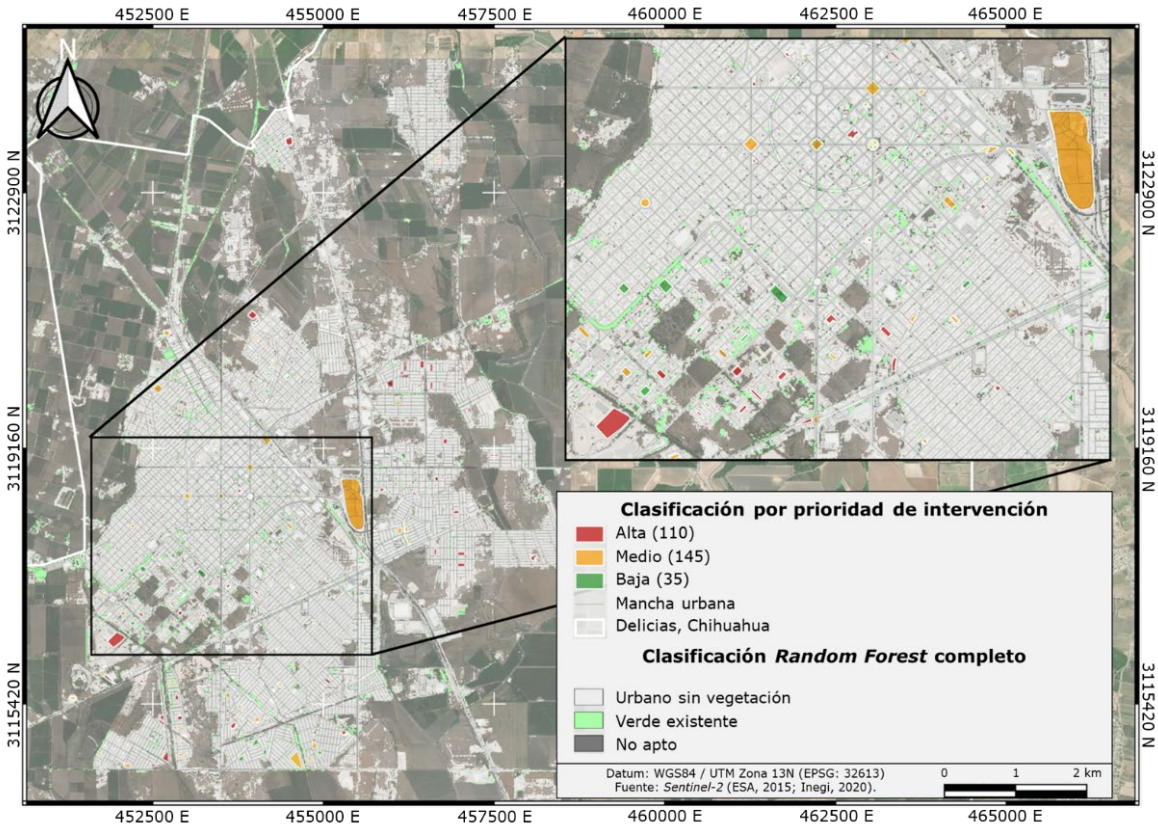


Figura 5. Clasificación *Random Forest* y niveles de prioridad de intervención en Delicias, Chihuahua, México.

Esta brecha no se distribuye de forma homogénea entre los espacios registrados. La distribución por polígono se concentra en los rangos inferiores de cobertura: 122 de los 290 espacios (42.1 %) presentan menos de 5 % de vegetación detectada, y solo una minoría supera el 50 %. El inventario municipal, por tanto, no discrimina entre el polígono administrativo y la vegetación que este debería contener: una fracción considerable de los espacios catalogados como áreas verdes carece de cobertura arbórea o herbácea funcional. De los 290 espacios registrados, 122 (42.1 %) presentan menos del 5 % de cobertura vegetal detectada y solo 81 (27.9 %) superan el 50 %, lo que confirma que una fracción considerable de las áreas verdes catalogadas carece de cobertura funcional.

Prioridad de intervención en áreas verdes existentes

El Índice de prioridad (basado en déficit de cobertura RF y *LST* media) clasificó los 290 espacios verdes en tres niveles de urgencia (Figura 5; Cuadro 7). Los 110 polígonos de alta prioridad (primera línea de acción municipal) presentan apenas 4.4 % de cobertura real y *LST*>47 °C, evidenciando estrés térmico severo y nula vegetación funcional. Globalmente, el inventario acumula un déficit de 67.1 ha sin vegetación detectable (4.46 m^2 hab^{-1}), figurando oficialmente como áreas verdes sin cumplir dicha función.

Cuadro 7. Prioridad de intervención arbórea en áreas verdes del inventario municipal (290 polígonos).

Prioridad	Polígonos	Área nominal (ha)	Verde real *RF* (ha)	Déficit (ha)	Criterio
Alta	110	31.0	1.4	29.6	<25 % y *LST*>47°C
Media	145	47.8	12.4	35.4	<50 % o *LST*>47°C
Baja	35	10.3	8.0	2.3	≥50 % cobertura *RF*
Total	290	88.7	21.8	67.2	4.46 m^2 hab^{-1}

Discusión

Desempeño del clasificador y papel del *ΔNDVI* estacional

El modelo alcanzó un Índice *Kappa* de 0.662, concordancia sustancial coherente con los rangos (0.58-0.78) reportados en clasificaciones complejas con *Sentinel-2* y aprendizaje automático (Immitzer et al., 2016; Maxwell et al., 2018). La exactitud se sustenta principalmente en la textura de contraste *GLCM* y las bandas SWIR (*B12*, *B11*), que discriminan sustrato mineral de dosel vegetal. La diferencia marginal entre el *RF* Completo y el Reducido (*ΔKappa*=0.004) confirma que las nueve variables excluidas aportan información redundante, y que el modelo parsimonioso favorece la eficiencia en monitoreos recurrentes (Maxwell et al., 2018; Zhao et al., 2024).

La ausencia de diferencias significativas en el *ΔNDVI* entre Verde existente y No apto (Cuadro 4) no refleja una limitación del índice, sino la composición heterogénea de esta última clase. Un análisis diagnóstico posterior mostró que el *ΔNDVI* de las nogaleras (0.269±0.138) difiere significativamente del arbolado urbano perenne (0.062±0.081; *Dunn*, *p*=0.002), mientras que los baldíos presentan valores próximos a cero (0.023±0.085). La coincidencia entre la media de la clase agregada (0.066) y la de Verde existente resulta, por tanto, de mezclar dos subpoblaciones con comportamiento fenológico opuesto. El *ΔNDVI* sí discrimina vegetación caducifolia de perenne; la limitación es de las pruebas de tendencia central aplicadas a clases bimodales (Hartigan & Hartigan, 1985).

Brecha entre inventario nominal y cobertura vegetal real

El hallazgo de mayor impacto es la discrepancia entre los registros oficiales y la realidad satelital: solo el 24.6 % de las 88.7 ha catalogadas como áreas verdes presenta vegetación funcional, mientras que un 37.4 % corresponde a superficies impermeables. Esta sobreestimación obedece a que los inventarios tradicionales delimitan polígonos administrativos completos, incluyendo plazas pavimentadas, glorietas de concreto y estacionamientos sin arbolado, y se confirma con el bajo 18.0 % de precisión del productor en la validación con el archivo oficial. Resulta imperativo redefinir la infraestructura verde pública estableciendo un umbral mínimo de cubierta arbórea detectable para calificar un polígono como área verde real; calibrable según el sensor y los estándares locales, constituye una herramienta replicable para el monitoreo satelital en ciudades similares (Shahtahmassebi et al., 2021).

Déficit de cobertura arbórea y política pública

La cobertura diagnosticada revela apenas 7.17 m^2 hab^{-1}. Frente al referente de 9.0 m^2 hab^{-1} atribuido a ONU-Hábitat, los ODS 11 y la Nueva Agenda Urbana ofrecen un marco más robusto, orientado a la accesibilidad equitativa y los servicios ecosistémicos más que a un umbral único (Borelli et al., 2018). Superar el déficit (1.83 m^2 hab^{-1}) exigiría habilitar ~27.5 ha; la estrategia más viable no es adquirir suelo nuevo, sino intervenir los 110 espacios de prioridad alta (95.6 % sin vegetación detectable), capitalizando la infraestructura preexistente y promoviendo espacios funcionales (Wolch et al., 2014). El déficit de 67.1 ha ya contabilizadas como áreas verdes pero carentes de función (4.46 m^2 hab^{-1}) es el argumento empírico central para reformar la política de reverdecimiento.

Temperatura superficial y efecto de isla fría urbana

El gradiente térmico mostró un patrón distintivo: superficies sin vegetación (48.0 °C), verde urbano (46.9 °C) y clase no apta (45.8 °C). Que el dosel de nogaleras enfríe más que los escasos parques urbanos obedece a la continuidad agrícola y los riegos constantes que maximizan la evapotranspiración, un efecto de "isla fría u oasis urbano" documentado en urbes áridas compactas, inverso a la isla de calor de ciudades templadas (Jáuregui, 1993; Villanueva-Solis et al., 2013). Dado que el incremento de la cobertura vegetal reduce la temperatura superficial de forma consistente en entornos urbanos (Bowler et al., 2010), con mitigaciones del orden de ~1.1 °C documentadas en ciudades desérticas del norte de México (López-González et al., 2021), arbolar los 110 polígonos de prioridad alta (30.7 ha) mitigaría significativamente el estrés térmico local.

Limitaciones del estudio y trabajo futuro

La resolución de 10 m es insuficiente para detectar árboles individuales en camellones o banquetas, lo que perfila el uso de imágenes de mayor resolución (*PlanetScope*, *WorldView*) como trabajo futuro; la resolución del sensor condiciona sustantivamente las estimaciones de cobertura y su comparabilidad (Wu et al., 2023). La priorización se basó en reglas con umbrales operativos, que una calibración multicriterio con gestores locales mejoraría. Finalmente, el inventario GPS de validación no fue diseñado para avalar productos satelitales, careciendo de datos sobre la fracción de cubierta como referencia rigurosa (Congalton, 1991). Aunque los resultados corresponden a Delicias, el enfoque es transferible a ciudades medias semiáridas con agricultura periurbana caducifolia; al emplear insumos de acceso libre y no requerir campo, facilita su replicación por administraciones con recursos limitados.

Conclusiones

La clasificación multitemporal con *Random Forest* sobre *Sentinel-2* permitió diagnosticar el verde urbano de una ciudad semiárida con vegetación periurbana decidua (exactitud 89.1 %, *Kappa*=0.662). El *NDVI* de verano fue la variable más discriminante, mientras que el *ΔNDVI* estacional distinguió la vegetación caducifolia de la perenne, aportación no alcanzable con enfoques monotemporales y transferible a ciudades agrícolas del norte árido. La validación cruzada confirmó una sobreestimación sistemática del inventario municipal: solo 24.6 % de las 88.7 ha registradas presenta cobertura detectable, y apenas 3.0 % de la superficie urbana corresponde a vegetación funcional (7.17 m^2 hab^{-1}). Los padrones tradicionales no distinguen entre el polígono administrativo y la vegetación que debería contener, brecha cuantificable mediante auditoría satelital. La zonificación de intervención ofrece un criterio espacialmente explícito y replicable para orientar la inversión municipal hacia los espacios con mayor déficit térmico y vegetal, en línea con el ODS 11. No obstante, es una aproximación exploratoria basada en reglas, susceptible de calibración participativa. Entre sus limitaciones destacan la resolución de 10 m, la digitalización sin verificación de campo y la asignación no proporcional de muestras. Los hallazgos sustentan la necesidad de establecer umbrales verificables de cobertura arbórea para el registro de áreas verdes, sentando bases para auditar los inventarios municipales mediante teledetección.

Agradecimientos

Al Ing. Óscar Jiménez Azpeitia, Jefe de Medio Ambiente del municipio Delicias, Chihuahua por proporcionar el inventario georreferenciado de áreas verdes.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de interés.

Contribución por autor

Samuel Alberto García-García y Ana Marissa de la Fuente-Solís: conceptualización y diseño metodológico, procesamiento de datos y análisis de resultados, redacción del manuscrito; Joel Rascón-Solano: análisis estadístico; Luisa Patricia Uranga-Valencia: revisión crítica y directrices editoriales; Rufino Sandoval-García: procesamiento de datos, análisis y validación de resultados.

Referencias

Belgiu, M., & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *114*, 24-31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

Borelli, S., Conigliaro, M., & Pineda, F. (2018). Los bosques urbanos en el contexto global. *Unasylva: Revista Internacional de Silvicultura e Industrias Forestales*, *69*(250), 3-10. https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7455599

Bowler, D. E., Buyung-Ali, L., Knight, T. M., & Pullin, A. S. (2010). Urban greening to cool towns and cities: A systematic review of the empirical evidence. *Landscape and Urban Planning*, *97*(3), 147-155. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.05.006

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, *45*, 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Cohen, J. (1960). A coefficient of agreement for nominal scales. *Educational and Psychological Measurement*, *20*(1), 37-46. https://doi.org/10.1177/001316446002000104

Congalton, R. G. (1991). A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, *37*(1), 35-46. https://doi.org/10.1016/0034-4257(91)90048-B

Cuervo-Robayo, A. P., Téllez-Valdés, O., Gómez-Albores, M. A., Venegas-Barrera, C. S., Manjarrez, J., & Martínez-Meyer, E. (2013). An update of high-resolution monthly climate surfaces for Mexico. *International Journal of Climatology*, *34*(7), 2427-2437. https://doi.org/10.1002/joc.3848

Dobbs, C., Escobedo, F. J., & Zipperer, W. C. (2011). A framework for developing urban forest ecosystem services and goods indicators. *Landscape and Urban Planning*, *99*(3-4), 196-206. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.11.004

European Space Agency. (2015). *Sentinel-2 user handbook* (Issue 1, Rev. 2). European Space Agency. https://sentinels.copernicus.eu/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook

García, E. (1973). *Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen* (2da ed.). Instituto de Geografía, Universidad Nacional Autónoma de México. https://publicaciones.geografia.unam.mx/index.php/ig/catalog/book/83

Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, *202*, 18-27. https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031

Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. (1973). Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, *3*(6), 610-621. https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314

Hartigan, J. A., & Hartigan, P. M. (1985). The dip test of unimodality. *The Annals of Statistics*, *13*(1), 70-84. https://www.jstor.org/stable/2241144

Immitzer, M., Vuolo, F., & Atzberger, C. (2016). First experience with Sentinel-2 data for crop and tree species classifications in central Europe. *Remote Sensing*, *8*(3), Article 166. https://doi.org/10.3390/rs8030166

Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (2020). *Censo de Población y Vivienda 2020* (Base de datos). Instituto Nacional de Estadística y Geografía. https://www.inegi.org.mx

Jáuregui, E. (1993). Mexico City's urban heat island revisited. *Erdkunde*, *47*(3), 185-195. https://doi.org/10.3112/erdkunde.1993.03.03

Livesley, S. J., McPherson, E. G., & Calfapietra, C. (2016). The urban forest and ecosystem services: impacts on urban water, heat, and pollution cycles at the tree, street, and city scale. *Journal of Environmental Quality*, *45*(1), 119-124. https://doi.org/10.2134/jeq2015.11.0567

López-González, F. M., Navarro-Navarro, L. A., Díaz-Caravantes, R. E., & Navarro-Estupiñán, J. (2021). Cobertura vegetal y la distribución de islas de calor/oasis urbanos en Hermosillo, Sonora. *Frontera Norte*, *33*, Artículo 6. https://doi.org/10.33679/RFN.V1I1.2088

Manzanilla-Quiñones, U., Manzanilla-Quijada, G. E., & Delgado-Valerio, P. (2021). Análisis espacio-temporal de las áreas verdes urbanas de la Zona Metropolitana de Monterrey, México. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, *8*(1). https://doi.org/10.19136/era.a8n1.2676

Maxwell, A. E., Warner, T. A., & Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review. *International Journal of Remote Sensing*, *39*(9), 2784-2817. https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1433343

McFeeters, S. K. (1996). The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, *17*, 1425-1432. https://doi.org/10.1080/01431169608948714

Rikimaru, A., Roy, P. S., & Miyatake, S. (2002). Tropical forest cover density mapping. *Tropical Ecology*, *43*(1), 39-47. https://www.researchgate.net/publication/255718070_Tropical_forest_cover_density_mapping

Rodriguez-Galiano, V. F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sanchez, J. P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *67*, 93-104. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002

Rouse, Jr., J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., & Harlan, J. C. (1974). *Monitoring the vernal advancement and retrogradation (greenwave effect) of natural*

vegetation (No. E75-10354). Texas A&M University. https://ntrs.nasa.gov/api/citations/19750020419/downloads/19750020419.pdf

United States Geological Survey. (2024, May 23). *Landsat 8-9 Collection 2 Level 2 Science Product Guide* [LSDS-1619, Version 6.0]. United States Geological Survey. https://d9-wret.s3.us-west-2.amazonaws.com/assets/palladium/production/s3fs-public/media/files/LSDS-1619_Landsat8-9-Collection2-Level2-Science-Product-Guide-v6.pdf

Servicio de Información Agroalimentaria y Pesquera. (2024). *Cierre de la producción agrícola por estado y municipio* (Base de datos). Gobierno de México. https://nube.agricultura.gob.mx/cierre_agricola/

Shahtahmassebi, A. R., Li, C., Fan, Y., Wu, Y., Lin, Y., Gan, M., Wang, K., Malik, A., & Blackburn, G. A. (2021). Remote sensing of urban green spaces: A review. *Urban Forestry & Urban Greening*, *57*, Article 126946. https://doi.org/10.1016/j.ufug.2020.126946

Villanueva-Solis, J., Ranfla, A., & Quintanilla-Montoya, A. L. (2013). Isla de Calor Urbana: modelación dinámica y evaluación de medidas de mitigación en ciudades de clima árido extremo. *Información Tecnológica*, *24*(1), 15-24. https://doi.org/10.4067/S0718-07642013000100003

Wolch, J. R., Byrne, J., & Newell, J. P. (2014). Urban green space, public health, and environmental justice: The challenge of making cities 'just green enough'. *Landscape and Urban Planning*, *125*, 234-244. https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2014.01.017

Wu, S., Yu, W., An, J., Lin, C., & Chen, B. (2023). Remote sensing of urban greenspace exposure and equality: Scaling effects from greenspace and population mapping. *Urban Forestry & Urban Greening*, *90*, Article 128136. https://doi.org/10.1016/j.ufug.2023.128136

Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *27*(14), 3025-3033. https://doi.org/10.1080/01431160600589179

Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *24*, 583-594. https://doi.org/10.1080/01431160304987

Zhao, Z., Islam, F., Waseem, L. A., Tariq, A., Nawaz, M., Islam, I. U., Bibi, T., Rehman, N. U., Ahmad, W., Aslam, R. W., Raza, D., & Hatamleh, W. A. (2024). Comparison of three machine learning algorithms using Google Earth Engine for land use land cover classification. *Rangeland Ecology & Management*, *92*, 129-137. https://doi.org/10.1016/j.rama.2023.10.007

Zhou, W., Cadenasso, M. L., Schwarz, K., & Pickett, S. T. A. (2014). Quantifying spatial heterogeneity in urban landscapes: integrating visual interpretation and object-based classification. *Remote Sensing*, *6*(4), 3369-3386. https://doi.org/10.3390/rs6043369

Todos los textos publicados por la **Revista Mexicana de Ciencias Forestales –**sin excepción– se distribuyen amparados bajo la licencia *Creative Commons 4.0* Atribución-No Comercial (CC BY-NC 4.0 Internacional), que permite a terceros utilizar lo publicado siempre que mencionen la autoría del trabajo y a la primera publicación en esta revista.