

# Expansión metropolitana de la Ciudad de México desde los años 1970: mapa dinámico multitemporal derivado de las imágenes Landsat<sup>☆</sup>

## Mexico City metropolitan expansion since the 1970s: a multitemporal dynamic map derived from Landsat imagery

Frank Gustavo García-Rodríguez<sup>\*a</sup>, Yan Gao<sup>b,c</sup>, Tatiana Geler-Roffe<sup>a,d</sup>, Stéphane Couturier<sup>e</sup>, Francisco Javier Osorno Covarrubias<sup>e</sup>

<sup>a</sup>Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Filosofía y Letras, Ciudad de México, México

<sup>b</sup>Shanghai Normal University, School of Environmental and Geographical Sciences, Shanghai, China

<sup>c</sup>Universidad Nacional Autónoma de México, Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, Morelia, Michoacán, México

<sup>d</sup>Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Geografía, Ciudad de México, México

<sup>e</sup>Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Geografía, Laboratorio de Análisis Geoespacial, Ciudad de México, México

---

### Resumen

Se presenta un mapa dinámico de la expansión metropolitana de la Ciudad de México a partir de la década de 1970, con una frecuencia temporal aproximada de 3.5 años. La superficie impermeable fue extraída en las regiones norte y este de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México (ZMCM) entre los años 1973 y 2021, a partir de imágenes satelitales de resolución espacial media (Landsat; sensores MSS, TM, ETM+ y OLI), adquiridas en 14 fechas distintas. Empleamos una clasificación supervisada mediante Máquinas de Vectores de Soporte (Support Vector Machines), cuyos píxeles de entrenamiento para la clase “suelo urbano” se derivaron de dos elementos puros (uno de albedo alto y otro de albedo bajo) de un Análisis Lineal de Mezcla Espectral. La fiabilidad del usuario para la clase “suelo urbano” se ubicó en el intervalo del 65 al 95 %, mientras que la fiabilidad del productor varió entre el 55 y el 91 %. Se identificó una alta tasa de expansión urbana en los periodos 1973–1986 y 1993–2014, y una fase de estancamiento de la expansión después. El mapa dinámico constituye la colección de datos geoespaciales de mayor alcance elaborada hasta la fecha para la ZMCM —la zona metropolitana más poblada del país y una de las más dinámicas a nivel global— y tiene alto potencial para el entrenamiento de máquinas de aprendizaje automático para seguimiento de la expansión. Esta herramienta inédita es útil para la evaluación de los programas de planificación urbano-regional en el pasado y en el futuro, en especial los relacionados con megaproyectos en la megalópolis mexicana.

**Palabras clave:** Expansión urbana; megalópolis; programa nacional de vivienda; Estado de México; teledetección; Análisis Lineal de Mezclas Espectrales; Índice Diferencial Normalizado de Vegetación.

### Abstract

This study presents a dynamic map depicting the metropolitan expansion of Mexico City from the 1970s onward, with a temporal resolution of approximately 3.5 years. The analysis focuses on the impervious surfaces in the northern and eastern regions of the Mexico City Metropolitan Area (ZMCM) between 1973 and 2021, utilizing medium-resolution satellite imagery (Landsat, sensors MSS, TM, ETM+, and OLI) acquired on 14 distinct dates. We employed a supervised classification using Support Vector Machines (SVM), with training pixels for the 'urban land-use' class derived from two pure elements (one with high albedo and the other with low albedo) from a Linear Spectral Mixture Analysis. The user and producer accuracies for the "urban land-use" class ranged from 65% to 95% and from 55% to 91%, respectively. High rates of peripheral expansion were observed between 1973 and 1986, and again from 1993 to 2014, with a notable deceleration afterwards. The dynamic map is built on the most comprehensive geospatial dataset for the Mexico City Metropolitan Area —the most populous metropolitan region in the country and one of the most dynamic globally— with high potential for training machine learning algorithms on future expansion processes. This tool also provides invaluable insight for evaluating urban and regional planning programs in the past and in the future, especially those associated with large-scale urban projects on the Mexico City megalopolis.

**Keywords:** Urban sprawl; megalopolis; low income housing program; State of Mexico; remote sensing; Linear Spectral Mixture Analysis; Normalized Differential Vegetation Index.

---

## 1. Introducción

Las superficies urbanizadas han aumentado de 0.60 a 0.87 millones de km<sup>2</sup> a nivel global durante las décadas de 2000 a 2010 (Dou et al., 2017). Menos del 3.0 % de la superficie terrestre está ocupada por áreas urbanas, sin embargo, en estas áreas ocurre una porción desmedida del metabolismo de producción, consumo, y desecho de la especie humana. Por ejemplo, en las ciudades se absorbe el 75 % de la producción industrial de la madera, se absorbe el 60 % del agua que se extrae del subsuelo (O'Meara, 1999), se genera más del 75 % del Producto Interno Bruto mundial, se emite aproximadamente el 75 % de las emisiones de carbono del uso final de la energía global y se produce aproximadamente 2 mil millones de toneladas de desechos por año (Hoorweg y Bhada-Tata, 2012; Seto et al., 2011).

El fenómeno de expansión urbana ha sido particularmente amplio en las mega-ciudades (ciudades cuya población rebasa los 10 millones de habitantes). Por los problemas ambientales generados, es importante registrar el patrón y la magnitud, a escala regional, de la expansión periférica de las megaciudades (Taubenböck et al., 2012). Existen productos globales de expansión del suelo urbano, como el Global Human Settlement Layer (GHSL), no obstante, éstos carecen de confiabilidad en regiones específicas del Sur Global (Liu et al., 2020), y se ha reportado que el GHSL subestima de forma significativa el suelo urbano en áreas periféricas de relativamente baja densidad poblacional (Liu et al., 2020; Couturier et al., 2020). En consecuencia, las estimaciones de suelo urbano con medición de fiabilidad son deseables y permiten el monitoreo de la expansión urbana con validez estadística, una característica cada vez más requerida en reportes internacionales sobre impactos ambientales de la expansión urbana (ONU-Habitat, 2025).

En los Estados Unidos Mexicanos, algunas estimaciones cuantitativas de suelo urbano fueron obtenidas a escala regional por Suárez y Delgado (2007), Torres-Vera et al. (2009), Couturier et al. (2011), Cano-Salinas et al. (2017), y Couturier et al. (2020), entre otros. El concepto de Superficie Impermeable (SI) se ha utilizado para cuantificar la superficie de suelo urbano, entendiéndola como superficie artificial, impermeable a la infiltración del agua. El concepto proviene del modelo Vegetation, Impervious, Soil (V-I-S por la denominación en inglés) propuesto por Ridd (1995), para discriminar la vegetación, la superficie impermeable y el suelo desnudo.

Taubenböck et al. (2012) aplicaron procedimientos de cálculos de superficies impermeables con imágenes Landsat de 1975, 1990, 2000 y 2010 al examinar 27 expansiones urbanas de metrópolis, entre las cuales se encuentra la Ciudad de México. Couturier et al. (2011) extrajeron la distribución de superficie

impermeable y documentaron su confiabilidad para el entorno periurbano que incluye la zona metropolitana de la ciudad de Toluca, capital del Estado de México.

Entre una diversidad de procedimientos para extraer SI de imágenes de sensores remotos, Lu y Weng (2004) proponen un método reduciendo el consumo computacional, simplificando la complejidad espectral del paisaje urbano a través de la combinación de cuatro componentes en un píxel de imagen: superficie impermeable, vegetación, suelo desnudo y agua, mediante la técnica de Análisis Lineal de Mezclas Espectrales (ALME) o Linear Spectral Mixture Analysis (LSMA). Este análisis ha probado ser un procedimiento eficaz para evaluar píxeles mixtos – característicos de la cartografía de SI en paisajes urbanos (Wu y Murray, 2003; Lu y Weng, 2006; Lu et al., 2014).

En este estudio, se elabora un mapa dinámico con base en una estimación de la evolución del suelo urbano en la periferia de la Ciudad de México utilizando imágenes de sensores remotos de mediana resolución espacial (satélites Landsat) adquiridas en 14 fechas entre 1973 y 2021. Para esta finalidad, se aplicaron las técnicas de ALME y de Máquina de Soporte Vectorial (SVM, por sus siglas en inglés) para obtener la distribución del suelo urbano.

## 2. Área de estudio

El área de estudio (Figura 1) está incluido en la Zona Metropolitana de la Ciudad de México (ZMCM). Está constituido por 45 municipios del Estado de México y un municipio del Estado de Hidalgo (de un total de 63 municipios y alcaldías en la zona metropolitana completa: SEDATU, 2024). Con una superficie territorial de 545,426 hectáreas, la población del área de estudio creció de 2.2 millones en 1970, a 8.8 millones en 2000, y a más de 11 millones de habitantes en el año 2020, la cual fue más del 66 % de la población del Estado de México (SEDESOL, 2011; INEGI, 2021). El área de estudio es el sitio del crecimiento demográfico y de la expansión urbana más pronunciadas en los pasados 50 años en México.

## 3. Materiales y métodos

En este estudio se realiza la extracción de la superficie impermeable (SI) a partir de imágenes satelitales Landsat. La SI incluye a todas aquellas superficies antrópicas como las vías de comunicación, los techos de edificaciones, estacionamientos, pistas de aviación, escombreras y superficies similares y está etiquetada como “suelo urbano”. Establecemos la unidad cartográfica mínima (parches contiguos mínimos de suelo urbanos) a 1,800 m<sup>2</sup> (dos píxeles de 30m x 30m). Un píxel es considerado “suelo urbano” cuando la suma de todos los objetos no vegetativos y antrópicos del espacio urbano (carreteras, edificios, banquetas, por ejemplo), rebasan una cobertura de 50 % del píxel. Cuando la vegetación (por ejemplo, un parque) domina la superficie de un píxel, éste no se considera “suelo urbano”, aunque conceptualmente, el espacio es urbano.

© F. G. García-Rodríguez, Y. Gao, T. Geler-Roffe, S. Couturier and F. J. Osorno-Covarrubias. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>), which permits non-commercial sharing of the work and adaptations, provided the original work is properly cited and the new creations are licensed under identical terms.

\*E-mail address: frankgarcia@filos.unam.mx

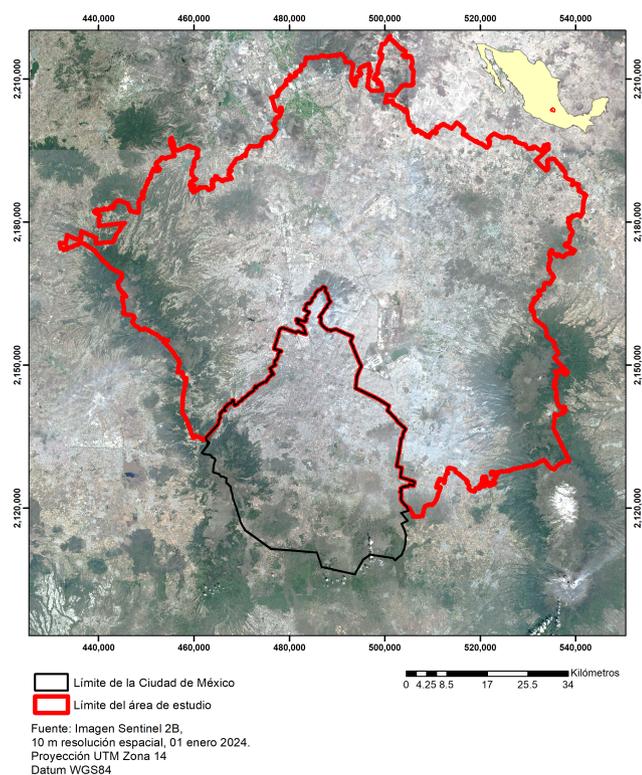


Figura 1. Área de estudio: Sector norte y este de la Zona Metropolitana de la Ciudad de México. / Figure 1. Study area: Northern and eastern sectors of the Mexico City Metropolitan Area.

### 3.1. Adquisición de las imágenes satelitales

Se seleccionaron un total de 32 escenas de los satélites Landsat (Anexo 1): 8 escenas de los sensores Landsat MSS1 y MSS2 para los años 1973 y 1976; 14 escenas Landsat 5 TM para los años 1985, 1986, 1990, 1993, 1997, 2007 y 2010; 4 escenas Landsat 7 ETM+ para los años 2000 y 2003 (previo al desperfecto del sensor), 6 escenas de Landsat 8 OLI para 2014, 2017 y 2021. Las escenas se obtuvieron sin costo económico de la plataforma web <https://earthexplorer.usgs.gov>. Fueron seleccionadas con los criterios de cobertura completa del área de estudio, de cubierta de nubes menor al 10 %, de fecha de adquisición en el periodo de sequía estacional (entre noviembre y abril, con excepción de los años 2003 y 2007, donde las escenas se obtuvieron en mayo y septiembre, respectivamente). Se utilizaron todas las bandas espectrales con excepción de las bandas térmica y pancromática.

### 3.2. Procesamiento de las imágenes satelitales

El procesamiento de imágenes satelitales consta de seis etapas (ver diagrama de flujo: Figura 2).

En la etapa 1, la calibración radiométrica y la corrección atmosférica a nivel del sensor se realizaron mediante el algoritmo Fast Line-of-sight Atmospheric Analysis of Spectral Hypercubes (FLAASH) desarrollado por el Air Force Philips Laboratory, Hanscom AFB y Spectral Science Inc, utilizando el mode-

lo atmosférico U.S. Standard de invierno vía el software ENVI 5.6 de Harris Geospatial Solutions, Inc.

En la etapa 2, una corrección topográfica se realizó mediante el método Corrección C (Reese y Olsson, 2011), aplicando un modelo digital de elevación de la misión ALOS-PALSAR de 12.5 m de resolución espacial, remuestreado a 30 m. Posterior a la corrección por efectos del relieve, todas las imágenes entre 1973 y 2017 se corregistraron (errores de corregistración menores a un pixel) con la imagen Landsat 8 OLI del año 2021 (misma que demostró una georreferencia espacial muy precisa con respecto a imágenes de alta resolución), en la proyección UTM Zona 14 norte, datum WGS84.

En la etapa 3, se elaboraron cuatro índices espectrales que se utilizaron en una etapa posterior: el Índice de Diferencia Normalizada de Vegetación (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) (Rouse et al., 1974), el Índice de Diferencia Normalizada del Suelo Desnudo (Normalized Difference Bare Soil Index, NDBSI), el Índice de Diferencia Normalizada de Agua (Normalized Difference Water Index, NDWI) (McFeeters, 1996), y el Índice Modificado de Diferencia Normalizada de Agua (Modified Normalized Difference Water Index, MNDWI) (Xu, 2006).

En la etapa 4, se construyeron máscaras de nubes y sombras de nubes, cuerpos de agua y anomalías radiométricas para remover objetos indeseados del proceso de clasificación. Las anomalías radiométricas se extrajeron mediante el algoritmo Reed-Xiaoli-Detector (RXD), descrito por Chang y Chiang (2002), que permite detectar, evaluar y extraer objetos espectralmente muy distintos a los valores de fondo en la escena (por ejemplo, los bordes de la escena). Posteriormente se extrajeron los objetos identificados como nubes y sombras de nubes. Cuando estaba disponible, se utilizó la banda QA de la Colección-1 del USGS para construir la máscara de nubes y sombras de nubes mientras que el resto de las imágenes se procesaron con el algoritmo Fmask (Zhu y Woodcock, 2012; Zhu et al., 2015). Al final de la etapa, se construyó una máscara de cuerpos de agua seleccionando aquellos umbrales que mejor respondían a la identificación visual de los cuerpos de agua en cada escena procesada.

La etapa 5 consistió en la extracción de cuatro firmas espectrales puras: alto albedo, bajo albedo, vegetación y suelo (Lu y Weng, 2006), mediante una variante de la técnica ALME, propuesta por Li et al. (2007), empleada con éxito en algunos estudios para la discriminación entre áreas urbanas y rurales (Liping et al., 2019). En esta variante, se consideran dos subclases de superficie impermeable: una con albedo alto (con objetos de reflectancia muy alta), y otra con albedo bajo (con objetos de reflectancia muy baja). El procedimiento inició con una transformación por fracción mínima de ruido (Minimum Noise Fraction, MNF) para reducir la dimensionalidad de las imágenes multispectrales. Se filtraron los pixeles correspondientes a los objetos identificados del paisaje con base en un índice de pureza (Pixel Purity Index) entre los pixeles mixtos y se obtuvieron pixeles puros para las cuatro clases espectrales señaladas anteriormente: alto albedo, bajo albedo, vegetación y

suelo (Lu y Weng, 2006). Los píxeles obtenidos como firmas espectrales puras se utilizaron como regiones conocidas para entrenar al algoritmo de clasificación supervisada (SVM) en las diferentes imágenes.

Finalmente, los índices espectrales obtenidos en la etapa 3 se vectorizaron y utilizaron para interpretar visualmente la pertinencia de las clases espectrales obtenidas en el proceso anterior mediante la sobreposición vector – raster. Las firmas espectrales puras de la clase “suelo urbano” con alto albedo están asociadas con estacionamientos, techos blancos o metálicos de grandes edificaciones como centros comerciales, fabricas, techos de plástico o vidrio de colores claros entre otros. La clase “suelo urbano” de albedo bajo está asociada a techos oscuros de edificaciones y avenidas asfaltadas. Las firmas espectrales puras de vegetación están asociadas con los bosques de coníferas, latifoliadas, mixtos, bosques de galería, humedales, agricultura de riego, parques urbanos y campos de golf entre otros. Finalmente, la clase espectral pura de suelo está asociada con matorrales xeromórficos muy dispersos, vegetación no fotosintética, campos agrícolas roturados o recién cosechados y minas a cielo abierto. Las dos últimas clases mencionadas se agruparon como la clase final “suelo no urbano”, mientras que las dos primeras corresponden a la clase final “suelo urbano”.

En la etapa 6, se procedió a la clasificación supervisada con una máquina de soporte vectorial (Support Vector Machine, SVM). SVM ofrece varias ventajas sobre clasificadores más tradicionales: se deriva de la teoría del aprendizaje estadístico, no es paramétrico y ha demostrado ser superior a los métodos bayesianos tradicionales para discriminar patrones complejos como los paisajes urbanos (Huang et al., 2009; Schneider, 2012). Para este trabajo se siguieron las recomendaciones de Huang et al. (2009) entrenando el SVM con una función de base radial gaussiana. La selección de los sitios de entrenamiento se realizó utilizando varias herramientas. Primero, se identificaron elementos urbanos y no urbanos de las imágenes más recientes (años 2017 y 2021) mediante la interpretación de rasgos visuales como el tono, la textura, el patrón, las sombras, entre otros (Janssen, 2001) a escala 1:50,000. A partir de esta clasificación visual contextual de las imágenes de satélite recientes, y las visitas a campo (1,027 puntos de referencia) entre los años 2018 y 2024, se procedió a la sobreposición vectorial de los píxeles puros obtenidos en la etapa anterior para cada fecha. De esta forma, se seleccionó para cada fecha una muestra de 130 regiones de interés por clase (260 en total). Cada región de interés se asoció a un conjunto de píxeles que tuviera un comportamiento espectral similar a las firmas espectrales puras (alto albedo, bajo albedo, vegetación y suelo). Finalmente, posterior a la clasificación, se procedió a una remoción manual de píxeles etiquetados “suelo urbano” en áreas reconocidas como sin urbanización, para reducir el número de errores debidos a la limitación de las imágenes Landsat (típicamente áreas de suelo descubierto con alto albedo que se confunden con áreas construidas).

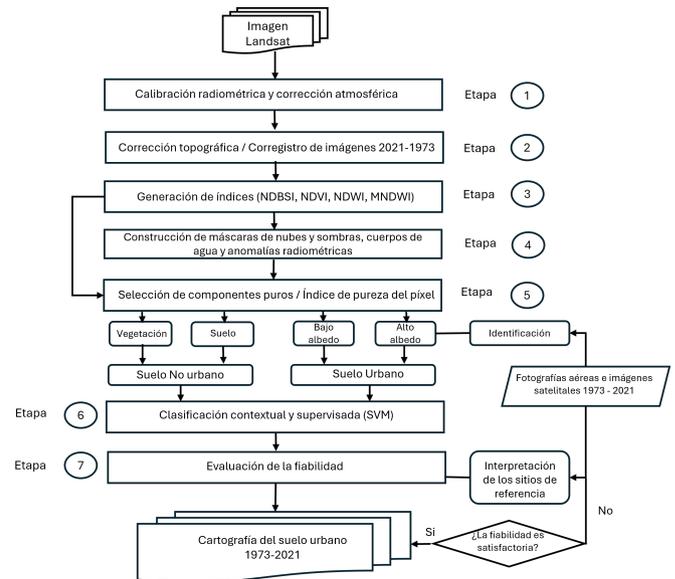


Figura 2. Diagrama de flujo para la elaboración de la cartografía multitemporal del suelo urbano 1973 – 2021. / Figure 2. Flowchart for the elaboration of the multitemporal urban land-use cartography, 1973–2021.

### 3.3. Estimación de la fiabilidad de la clasificación

Debido a errores inherentes a las limitaciones del sensor remoto y del proceso de clasificación, la distribución y cuantificación del suelo urbano obtenidas en el mapa presentan sesgos. Con el objetivo de reducir este sesgo, se aplicó un procedimiento de evaluación de la fiabilidad del mapa (etapa 7 del diagrama de flujo; Figura 2). El procedimiento consiste en a) el diseño de muestreo de sitios de referencia, b) la interpretación visual de imágenes de referencia, y c) la síntesis de la verificación a través de una matriz de error (Card, 1982; Couturier et al., 2007). Se utilizó una amplia gama de imágenes de referencia (Tabla 1).

Se seleccionaron un total de 9,606 sitios de referencia, distribuidos entre las 14 fechas de análisis (un promedio de aproximadamente 600 puntos por fecha). Se realizó la selección de puntos, de acuerdo con un muestreo aleatorio simple, estratificado por las clases “Suelo urbano” y “Suelo no urbano” (utilizando la herramienta de muestreo en el software ARCGIS). Se transformaron los puntos en sitios de referencia (cuadrados de 900 m<sup>2</sup> de superficie) que coincidían con los píxeles Landsat.

Interpretamos las imágenes de referencia (Tabla 1) en los sitios seleccionados, y comparamos la etiqueta de referencia con la de la imagen clasificada. Derivado de la matriz de error resultante, se obtuvieron los índices de fiabilidad para cada fecha, y finalmente, la superficie ajustada de las clases “suelo urbano” y “suelo no urbano” se calculó a partir del estimador no sesgado de superficies de esas clases, con base en la matriz de error (Couturier y Mas, 2009; Mas y Couturier, 2011).

No	Plataforma	Fecha	Escala	Cobertura territorial ha	% Cobertura territorial	Fuente
1	Mapa topográfico 1:50,000	Primera edición impresa 1973	10 m píxel	545,426.19	100.00	INEGI
2	Mapa USV 1:50,000	Primera edición impresa 1976	10 m píxel	545,426.19	100.00	INEGI
3	Fotografías aéreas	agosto de 1988	1:75,000	545,426.19	100.00	INEGI
4	Fotografías aéreas	abril de 1991	1:75,000	545,426.19	100.00	INEGI
5	Fotografías aéreas	noviembre de 1996	1:37,500	380,598.39	69.78	INEGI
6	Fotografías aéreas	abril-agosto de 1998	1:75,000	545,426.19	100.00	INEGI
7	Fotografías aéreas	abril-noviembre de 2000	1:37,500	441,577.04	80.96	INEGI
8	SPOT 5 HRG Multi	24 de febrero de 2003	10 m píxel	545,426.19	100.00	SPOT World Heritage
9	SPOT 5 HRG Multi	25 de diciembre de 2005	10 m píxel	545,426.19	100.00	SPOT World Heritage
10	ALOS AVNIR-2	12 de noviembre de 2007	10 m píxel	545,426.19	100.00	USGS
11	SPOT 5 HRG Multi	11 de marzo de 2011	10 m píxel	545,426.19	100.00	SPOT World Heritage
12	SPOT 5 HRG Multi	01 de noviembre de 2014	10 m píxel	545,426.19	100.00	SPOT World Heritage
13	Sentinel 2A MSI	03 de abril de 2016	10 m píxel	545,426.19	100.00	Copernicus Data Space Ecosystem
14	Sentinel 2A MSI	23 de noviembre de 2017	10 m píxel	545,426.19	100.00	Copernicus Data Space Ecosystem
15	Sentinel 2A MSI	11 de noviembre de 2019	10 m píxel	545,426.19	100.00	Copernicus Data Space Ecosystem
16	Sentinel 2A MSI	27 de diciembre de 2021	10 m píxel	545,426.19	100.00	Copernicus Data Space Ecosystem

Tabla 1: Listado de imágenes utilizadas en la interpretación visual de los sitios de referencia, para la estimación de fiabilidad de la clasificación. / Table 1. List of images used during visual interpretation of reference sites, for the estimation of classification accuracy.

#### 4. Resultado: La cartografía de la expansión urbana de la Ciudad de México

La fiabilidad global de las clasificaciones oscila entre 90 % y 96 % (Tabla 2), similar o más alta que la fiabilidad global (89 % - 93 %) de la cartografía equivalente de superficie impermeable en la región Toluca-Atlacomulco, colindante a la ZMCM y con características más rurales (Couturier et al., 2011) y que el rango de fiabilidad global (84 % - 95 %) en la zona metropolitana de Lahore, Pakistán (Shao et al., 2023). La fiabilidad del usuario de la clase “Suelo urbano” oscila entre 65 y 95 %, un rango de valores que compara favorablemente con los rangos de fiabilidad 47 – 70 % (en la región de baja densidad poblacional), y 84 – 93 % (en la región de alta densidad poblacional) de la cartografía de suelo urbano de Toluca-Atlacomulco (Couturier et al., 2011). La fiabilidad del productor de la clase “Suelo urbano” está ubicada en el rango 55 – 91 % (este dato no está disponible en los estudios mencionados). Se hace notar que los valores valen estrictamente para las áreas cubiertas por nuestro acervo de datos de referencia adquirido para este estudio (Tabla 1).

De acuerdo con los resultados de este estudio (Tabla 3, Figura 3), la expansión urbana totalizó aproximadamente 80,000 hectáreas (800 km<sup>2</sup>) en la ZMCM entre 1973 y 2021. Si bien la superficie urbana sigue una tendencia general de crecimiento (crecimiento anual de aproximadamente 6,600 hectáreas Figura 3), se registran en algunas fechas disminuciones de la superficie urbana respecto de la fecha anterior (2003, 2017 y 2021; periodo 2014 – 2021 en la Figura 3). Los errores de clasificación inherentes al método pueden inducir una disminución aparente de la superficie impermeable aun cuando ésta aumenta. Un cambio en condiciones atmosféricas y ángulo solar pueden propiciar una disminución de superficies muy brillantes (detectadas como suelo urbano) de una fecha a la siguiente; la superficie acumulada de sombras de edificios construidos induce una dis-

minución artificial de la superficie impermeable detectada por el método (particularmente hacia el norte de la ZMCM sobre la autopista México – Querétaro y al noroeste de la ZMCM en los municipios de Huixquilucan, Naucalpan y Atizapán de Zaragoza). Una contribución posible a la disminución de superficies impermeables puede sin embargo derivar de un aumento de superficies permeables y de la madurez fenológica del arbolado localizado en vialidades, parques, jardines y terrenos baldíos.

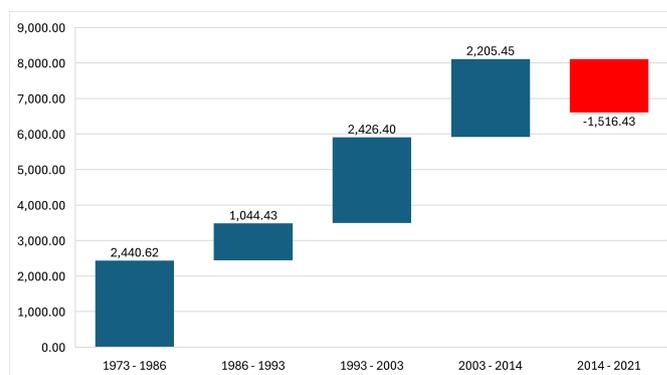


Figura 3. Aumento anual del suelo urbano en cuatro periodos de análisis (hectáreas). / Figure 3. Annual increase in urban land-use over four analysis periods (hectares).

De forma sintética, se pueden identificar dos periodos de expansión urbana sostenida (1973-1986 y 1993-2014), un periodo de posible desaceleración (1986-1993), y un periodo de posible estancamiento (2014-2021) (Figura 3). El ajuste polinomial de 3er grado (ajuste R<sup>2</sup> = 0.97, Figura 4), permite aplanar la curva de la expansión y reducir la incidencia de errores debido a las limitaciones del método, sugiere una deceleración (sobre todo en la década de los 2010s) hacia un posible estancamiento de la expansión en la década 2020-2030 (Figura 4).

La expansión urbana entre 1973 y 1986 está principalmen-

	Fiabilidad usuario	Fiabilidad productor	Fiabilidad global	Dev. estándar
No urb 1973	0.95	0.98	0.94	0.0094
Urb 1973	0.74	0.55		
No urb 1976	0.95	0.98	0.94	0.0096
Urb 1976	0.83	0.63		
No urb 1986	0.97	0.95	0.94	0.0093
Urb 1986	0.77	0.86		
No urb 1990	0.97	0.93	0.92	0.0103
Urb 1990	0.71	0.87		
No urb 1993	0.98	0.90	0.90	0.0107
Urb 1993	0.65	0.91		
No urb 1995	0.96	0.99	0.96	0.0081
Urb 1995	0.95	0.83		
No urb 1997	0.96	0.99	0.96	0.0081
Urb 1997	0.95	0.83		
No urb 2000	0.94	0.97	0.92	0.0109
Urb 2000	0.87	0.76		
No urb 2003	0.98	0.95	0.95	0.009
Urb 2003	0.84	0.91		
No urb 2007	0.94	0.98	0.94	0.0098
Urb 2007	0.92	0.80		
No urb 2010	0.96	0.99	0.96	0.0084
Urb 2010	0.95	0.86		
No urb 2014	0.96	0.98	0.96	0.0082
Urb 2014	0.95	0.88		
No urb 2017	0.97	0.98	0.96	0.0079
Urb 2017	0.94	0.90		
No urb 2021	0.93	0.98	0.93	0.0106
Urb 2021	0.93	0.76		

Tabla 2: Índices de fiabilidad de la cartografía. “Urb”: Suelo urbano; “No urb”: Suelo no urbano. / Table 2. Accuracy indices of the classification. “Urb”: Urban land-use; “No urb”: Non-urban land-use.

te asociada a la peri-urbanización de cercanía planeada en la ciudad de México en un primer tiempo: la consolidación del municipio de Nezahualcóyotl y el inicio del proceso marcado de urbanización del municipio Ecatepec de Morelos.

Entre los años 1993 y 2003, las tasas anuales de expansión son superiores al 20 %. El ajuste estructural económico del país, asociado a su incorporación al proceso de globalización por la firma de diferentes tratados comerciales, entre ellos, el Tratado de Libre Comercio de América del Norte (TLCAN) en 1994, generan un fuerte impulso al sector industrial e inmobiliario en la ZMCM.

Durante el siguiente periodo 2003 – 2014, la tasa anual sigue superior al 20 %; la planificación urbano-regional como el programa nacional de construcción de viviendas de interés social en los años 2000 (Suárez y Delgado, 2007), y como la integración de megalópolis central de México con un sistema po-

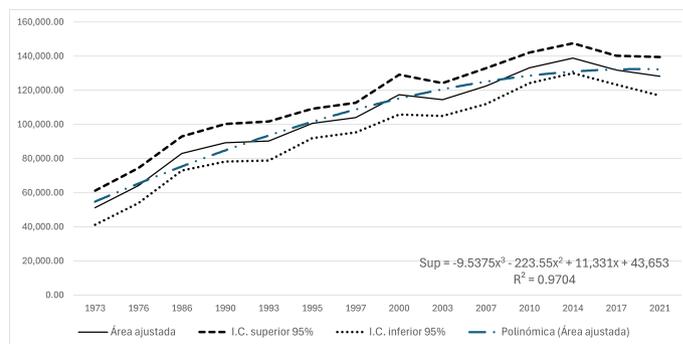


Figura 4. Superficie de la expansión urbana de la Ciudad de México (en hectáreas) e intervalos de confianza superior e inferior (95 % de probabilidad). / Figure 4. Urban expansion area of Mexico City (in hectares) and upper and lower confidence intervals (95 % probability).

licéntrico de ocho ciudades interconectadas (Garza, 2005), inducen un aumento significativo de la infraestructura urbana en la ZMCM. En contraste, el estancamiento de la expansión en el periodo 2014 – 2021 coincide con la disminución de la tasa de crecimiento poblacional de la ZMCM (INEGI, 2021) y con la cancelación en 2018 del proyecto de infraestructura más importante de la región, el Nuevo Aeropuerto de la Ciudad de México en Texcoco.

El mapa dinámico presenta información inédita, sin precedente en cuanto a frecuencia temporal, sobre la expansión de la ciudad de México. La exploración del mapa es susceptible de aportar elementos que refuerzan o relativizan interpretaciones en torno a los procesos pasados de la urbanización en la ZMCM. Los datos geoespaciales del estudio, de libre acceso, representan uno de los procesos de expansión urbana más dinámicos en la historia de la humanidad y son útiles (incluyendo la información de referencia) para los algoritmos de aprendizaje automático y la modelación de escenarios futuros de expansión urbana en México y en las megaciudades del mundo.

### Datos

Se presentan capas ráster binarias (Suelo urbano =1; Suelo no urbano =0) en formato geotif para las 14 fechas de adquisición de las imágenes Landsat. Se presenta un hipercubo en formato NetCDF para la geo-visualización dinámica de la expansión urbana.

### Agradecimientos

Los autores agradecen al Dr. Jean François Mas, investigador del Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, Universidad Nacional Autónoma de México, Morelia, Michoacán y al revisor anónimo por los valiosos comentarios y sugerencias que permitieron corregir y enriquecer el texto.

	Área ajustada	I.C. superior 95 %	I. C. inferior 95 %
No urb 1973	494,193.00	504,195.00	484,192.00
Urb 1973	51,244.00	61,245.00	41,242.00
No urb 1976	481,340.00	491,628.00	471,052.00
Urb 1976	64,098.00	74,386.00	53,810.00
No urb 1986	462,454.00	472,430.00	452,479.00
Urb 1986	82,972.00	92,947.00	72,996.00
No urb 1990	456,168.00	467,224.00	445,112.00
Urb 1990	89,258.00	100,314.00	78,202.00
No urb 1993	455,143.00	466,571.00	443,715.00
Urb 1993	90,283.00	101,711.00	78,855.00
No urb 1995	444,850.00	453,471.00	436,229.00
Urb 1995	100,577.00	109,198.00	91,956.00
No urb 1997	441,471.00	450,110.00	432,833.00
Urb 1997	103,955.00	112,593.00	95,316.00
No urb 2000	427,988.00	439,659.00	416,317.00
Urb 2000	117,438.00	129,109.00	105,767.00
No urb 2003	430,879.00	440,551.00	421,207.00
Urb 2003	114,547.00	124,219.00	104,875.00
No urb 2007	422,974.00	433,486.00	412,461.00
Urb 2007	122,452.00	132,965.00	111,940.00
No urb 2010	412,248.00	421,194.00	403,302.00
Urb 2010	133,178.00	142,124.00	124,232.00
No urb 2014	406,619.00	415,410.00	397,829.00
Urb 2014	138,807.00	147,597.00	130,016.00
No urb 2017	413,611.00	422,050.00	405,171.00
Urb 2017	131,815.00	140,255.00	123,376.00
No urb 2021	417,234.00	428,533.00	405,934.00
Urb 2021	128,192.00	139,492.00	116,893.00

Tabla 3: Superficie ajustada (hectáreas) del suelo urbano en el área de estudio, derivada de la matriz de error. / Table 3. Adjusted area (hectares) of urban land-use in the study area, derived from the error matrix.

## Referencias

- Cano Salinas, L., Rodríguez Laguna, R., Valdez Lazalde, J. R., Acevedo Sandoval, O. A., Beltrán Hernández, R. I., 2017. Detección del crecimiento urbano en el estado de Hidalgo mediante imágenes Landsat. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía* 2017 (92), 64–73, <https://doi.org/10.14350/ig.52339>.
- Card, D. H., 1982. Using known map category marginal frequencies to improve estimates of thematic map accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 48, 112–128.
- Chang, C.-I., Chiang, S.-S., 2002. Anomaly detection and classification for hyperspectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 40 (6), 1314–1325, <https://doi.org/10.1109/TGRS.2002.800280>.
- Couturier, S., Huerta Luna, R., Osorno Covarrubias, J., Flores Rangel, J. A., Kuffer, M., Sliuzas, R., Camacho Cervantes, F., López Martínez, R., 2020. Monitoring the land consumption rate of urban growth from the urban footprint of Mexico, an online national cartographic platform. *Terra Digitalis* 4 (1), 1–8, <https://doi.org/10.22201/igg.25940694.2020.1.70>.
- Couturier, S., Mas, J. F., 2009. ¿Qué tan confiable es una tasa de deforestación? ¿Cómo evaluar nuestros mapas con rigor estadístico? *Investigación Ambiental, Ciencia y Política Pública (INE)* 1 (2), 6–26.
- Couturier, S., Mas, J. F., Vega, A., Tapia, V., 2007. Accuracy assessment of land cover maps in sub-tropical countries: A sampling design for the Mexican national forest inventory map. *Online Journal of Earth Sciences* 1 (3), 127–135.
- Couturier, S., Ricárdez, M., Osorno-Covarrubias, J., López Martínez, R., 2011. Morpho-spatial extraction of urban nuclei in diffusely urbanized metropolitan areas. *Landscape and Urban Planning* 101 (4), 338–348, <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2011.02.039>.
- Dou, Y., Liu, Z., He, C., Yue, H., 2017. Urban Land Extraction Using VIIRS Nighttime Light Data: An Evaluation of Three Popular Methods. *Remote Sensing* 9 (2), 175, <https://doi.org/10.3390/rs9020175>.
- Garza, G., 2005. La urbanización de México en el Siglo XX. El Colegio de México, <https://doi.org/10.2307/j.ctv6mtctk>.
- Hoonweg, D., Bhada-Tata, P., 2012. What a Waste : A Global Review of Solid Waste Management. World Bank Publications - Reports 15.
- Huang, C., Goward, S. N., Schleeweis, K., Thomas, N., Masek, J. G., Zhu, Z., 2009. Dynamics of national forests assessed using the Landsat record: Case studies in eastern United States. *Remote Sensing of Environment* 113 (7), 1430–1442, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.06.016>.
- INEGI, 2021. Censo de Población y Vivienda 2020: tabulados básicos. INEGI.
- Janssen, L. L. F., 2001. Visual image interpretation. En: Janssen, L. L. F., Huurneman, G. C. (Eds.), *Principles of remote sensing*. ITC Educational Textbook Series. ITC, pp. 135–149.
- Li, S., Li, W., Zhou, J., Zhuang, D., 2007. Novel urban land use/cover mapping approach based on the combination of fraction image and MNF image using decision tree method. En: *Proc. SPIE 6790, MIPPR 2007: Remote Sensing and GIS Data Processing and Applications; and Innovative Multispectral Technology and Applications*. No. 67903M. SPIE, pp. 943–951, <https://doi.org/10.1117/12.752008>.
- Liping, C., Saeed, S., Yujun, S., 2019. Image classification based on the linear unmixing and GEOBIA. *Environmental Monitoring and Assessment* 191 (649), <https://doi.org/10.1007/s10661-019-7837-x>.
- Liu, F., Wang, S., Xu, Y., Ying, Q., Yang, F., Qin, Y., 2020. Accuracy assessment of Global Human Settlement Layer (GHSL) built-up products over China. *PLOS ONE* 15 (5), 1–17, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0233164>.
- Lu, D., Li, G., Kuang, W., Moran, E., 2014. Methods to extract impervious surface areas from satellite images. *International Journal of Digital Earth* 7 (2), 93–112, <https://doi.org/10.1080/17538947.2013.866173>.
- Lu, D., Weng, Q., 2004. Spectral Mixture Analysis of the Urban Landscape in Indianapolis with Landsat ETM+ Imagery. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 70 (9), 1053–1062, <https://doi.org/10.14358/PERS.70.9.1053>.
- Lu, D., Weng, Q., 2006. Use of impervious surface in urban land-use classification. *Remote Sensing of Environment* 102 (1-2), 146–160, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.02.010>.
- Mas, J.F., Couturier, S., 2011. Evaluación de bases de datos geográficas. En: Bautista, F., Palacio, J. L., Delfín, H. (Eds.), *Técnicas de muestreo para manejadores de recursos naturales*. Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM, pp. 675–703, <https://doi.org/10.22201/ciga.9786070221279p.2011>.
- 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 (7), 1425–1432, <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>.
- O'Meara, M., 1999. Reinventing cities for people and the planet. Worldwatch Institute.
- ONU-Habitat, 2025. Sitio web. Consultado en Febrero de 2025: <https://onu-habitat.org/index.php/ONU-Habitat-urge-protger-los-ecosistemas-a-traves-de-una-planificacion-urbana>.
- Reese, H., Olsson, H., 2011. C-correction of optical satellite data over alpine vegetation areas: A comparison of sampling strategies for determining the empirical c-parameter. *Remote Sensing of Environment* 115 (6), 1387–1400, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.01.019>.
- Ridd, M. K., 1995. Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: comparative anatomy for cities†. *International Journal of Remote Sensing* 16 (12), 2165–2185, <https://doi.org/10.1080/01431169508954549>.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., 1974. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. *Third ERTS Symposium*, NASA, 309–317.
- Schneider, A., 2012. Monitoring land cover change in urban and peri-urban areas using dense time stacks of Landsat satellite data and a data mining approach. *Remote Sensing of Environment* 124, 689–704, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.06.006>.
- SEDATU, 2024. Sistema Urbano Nacional 2020. Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano y Consejo Nacional de Población.
- SEDESOL, 2011. La expansión de las ciudades 1980-2010. Secretaría de Desarrollo Social.
- Seto, K. C., Fragkias, M., Güneralp, B., Reilly, M. K., 2011. A Meta-Analysis

- of Global Urban Land Expansion. PLOS ONE 6 (8), e23777, <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0023777>.
- Shao, Z., Ahmad, M. N., Javed, A., Islam, F., Jahangir, Z., Ahmad, I., 2023. Expansion of Urban Impervious Surfaces in Lahore (1993–2022) Based on GEE and Remote Sensing Data. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing 89 (8), 479–486, <https://doi.org/10.14358/PERS.23-00001R2>.
- Suárez, M., Delgado, J., 2007. La expansión urbana probable de la Ciudad de México. Un escenario pesimista y dos alternativos para el año 2020. Estudios Demográficos y Urbanos 22 (1), 101–142, <https://doi.org/10.24201/edu.v22i1.1295>.
- Taubenböck, H., Esch, T., Felbier, A., Wiesner, M., Roth, A., Dech, S., 2012. Monitoring urbanization in mega cities from space. Remote Sensing of Environment 117, 162–176, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.09.015>.
- Torres-Vera, M. A., R. M., P., Garcia-Lopez, D., 2009. Three decades of land use variations in Mexico City. International Journal of Remote Sensing 30 (1), 117–138, <https://doi.org/10.1080/01431160802261163>.
- Wu, C., Murray, A. T., 2003. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. Remote Sensing of Environment 84 (4), 493–505, [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00136-0](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00136-0).
- 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>.
- Zhu, Z., Wang, S., Woodcock, C. E., 2015. Improvement and expansion of the Fmask algorithm: cloud, cloud shadow, and snow detection for Landsats 4–7, 8, and Sentinel 2 images. Remote Sensing of Environment 159, 269–277, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.12.014>.
- Zhu, Z., Woodcock, C. E., 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. Remote Sensing of Environment 118, 83–94, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.10.028>.

**This article accompanies the following material:**

Interactive map: [10.22201/igg.25940694e.2025.1.119.25](https://doi.org/10.22201/igg.25940694e.2025.1.119.25)

### Anexo 1. Relación de escenas Landsat utilizadas para elaborar el mapa dinámico de expansión urbana

	Sensor	Fecha de adquisición	Resolución espacial (m)	Huella
1	Landsat MSS 01_L1TP	08 de febrero de 1973	60	028/046
2	Landsat MSS 01_L1TP	26 de febrero de 1973	60	028/047
3	Landsat MSS 01_L1TP	20 de abril de 1973	60	027/046
4	Landsat MSS 01_L1TP	20 de abril de 1973	60	027/047
5	Landsat MSS 02_L1TP	08 de marzo de 1976	60	028/046
6	Landsat MSS 02_L1TP	26 de marzo de 1976	60	028/047
7	Landsat MSS 02_L1TP	27 de marzo de 1976	60	027/046
8	Landsat MSS 02_L1TP	27 de marzo de 1976	60	027/047
9	Landsat MSS 03_L1TP	04 de octubre de 1979	60	028/046
10	Landsat MSS 03_L1TP	04 de octubre de 1979	60	028/047
11	Landsat MSS 03_L1TP	05 de octubre de 1979	60	027/046
12	Landsat MSS 03_L1TP	05 de octubre de 1979	60	027/047
13	Landsat TM 05_L1TP	31 de enero de 1985	30	026/046
14	Landsat TM 05_L1TP	31 de enero de 1985	30	026/047
15	Landsat TM 05_L1TP	18 de marzo de 1990	30	026/046
16	Landsat TM 05_L1TP	18 de marzo de 1990	30	026/047
17	Landsat TM 05_L1TP	23 de febrero de 1993	30	026/046
18	Landsat TM 05_L1TP	23 de febrero de 1993	30	026/047
19	Landsat TM 05_L1TP	28 de febrero de 1995	30	026/046
20	Landsat TM 05_L1TP	28 de febrero de 1995	30	026/047
21	Landsat TM 05_L1TP	02 de diciembre de 1997	30	026/046
22	Landsat TM 05_L1TP	02 de diciembre de 1997	30	026/047
23	Landsat ETM 07_L1TP	21 de marzo de 2000	30	026/046
24	Landsat ETM 07_L1TP	21 de marzo de 2000	30	026/047
25	Landsat ETM 07_L1TP	01 de mayo de 2003	30	026/046
26	Landsat ETM 07_L1TP	01 de mayo de 2003	30	026/047
27	Landsat TM 05_L1TP	25 de septiembre de 2007	30	026/046
28	Landsat TM 05_L1TP	25 de septiembre de 2007	30	026/047
29	Landsat TM 05_L1TP	05 de febrero de 2010	30	026/046
30	Landsat TM 05_L1TP	05 de febrero de 2010	30	026/047
31	Landsat OLI 08_L1SP	31 de enero de 2014	30	026/046
32	Landsat OLI 08_L1SP	31 de enero de 2014	30	026/047
33	Landsat OLI 08_L1SP	24 de febrero de 2017	30	026/046
34	Landsat OLI 08_L1SP	24 de febrero de 2017	30	026/047
35	Landsat OLI 08_L1SP	24 de abril de 2021	30	026/046
36	Landsat OLI 08_L1SP	24 de abril de 2021	30	026/047
37	Landsat OLI 08_L1TP	18 de enero de 2023	30	026/046
38	Landsat OLI 08_L1TP	18 de enero de 2023	30	026/047