

EVALUACIÓN DE LOS CAMBIOS EN EL USO Y COBERTURA DEL SUELO EN UNA CIUDAD EN DESARROLLO BASADO EN IMÁGENES SATELITALES

Viviana N. Fernández Maldonado

Departamento de Biología, Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales, UNSJ
vivifernandezm@unsj-cuim.edu.ar

Gabriel Gatica

UEDD Instituto de Innovación para la Producción Agropecuaria y el Desarrollo Sostenible,
INTA-CONICET, sede Tandil. Argentina.
mggatica@unsj-cuim.edu.ar

Adriana Cardus

Instituto de Geografía Aplicada, Facultad de Filosofía Humanidades y Artes, UNSJ.
acardus123@gmail.com

Valeria E. Campos

CIGEOBIO, UNSJ CONICET, UNSJ - CUIM.
valeriaecampos@gmail.com

[FECHA ENTREGA. 05/05/2023 - FECHA APROBADO 30/06/2023]

1. RESUMEN

El proceso de expansión urbana ocurre cuando el centro de una ciudad alcanza un punto de saturación y las áreas periféricas son invadidas. Esto trae consecuencias en el medio ambiente y la sociedad. Planteamos: -Identificar las clases de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) en el centro metropolitano de la ciudad de San Juan y sus alrededores, -Estimar los cambios y expansión del área durante el periodo 1987-2021. Los resultados mostraron mapas con una alta precisión general para todos los años. Además, un cambio importante en el uso fue la expansión radial de las zo-

nas edificadas que, a su vez, produjeron la expansión de las áreas rurales hacia las desérticas, con una disminución en el agua superficial. Esto produjo persistencia de sequías extremas, degradación del suelo por erosión eólica, incendios forestales y disminución del nivel freático. Es esencial examinar y cuantificar el impacto de los cambios de LULC en la erosión del suelo, los procesos hidrológicos y el cambio climático, especialmente en zonas desérticas.

Palabra clave: TEMPORADA NIVAL 2020 - MEGA-SEQUIA – CHILE CENTRAL Y CUYO.

2. ABSTRACT

The urban sprawl process occurs when the urban center reaches a saturation point and peripheral areas are invaded. This has consequences for the environment and society. We propose: -Identify the land use and cover classes (LULC) in the metropolitan center of the city of San Juan and its surroundings, -Estimate the changes and expansion of the area during the period 1987-2021. The results showed maps with a high overall precision for all years. In addition, an important change in use was the radial expansion of urban areas, which, in turn,

produced the expansion of rural areas towards desert areas, with a decrease in surface water. This produced persistence of extreme droughts, soil degradation due to wind erosion, forest fires, and a decrease in the water table. It is essential to examine and quantify the impact of LULC changes on soil erosion, hydrological processes and climate change, especially in desert areas.

Keywords: landscape; spatial patterns; remote sensing; urban expansion; socio-territorial transformations spatial; territorial planning

3. INTRODUCCIÓN

El proceso de expansión urbana ocurre cuando el centro de una ciudad alcanza un punto de saturación donde no hay espacio para una mayor expansión, las

áreas periféricas dentro y alrededor del núcleo metropolitano son invadidas. Esto resulta en un crecimiento aleatorio e incontrolado en la periferia de las ciudades.

(Inostroza y Csaplovics 2013). Algunos estudios informaron en diferentes partes del mundo que la expansión de estos centros resulta en la ocupación del paisaje circundante, como las tierras agrícolas (Ayele y Tarekegn 2020, Ustaoglu y Williams 2017), áreas naturales como pastizales, bosques y matorrales (Banzhaf et al. 2009, Mundia y Murayama 2010). Este proceso está ocurriendo actualmente tanto en países desarrollados como en desarrollo con efectos significativos en el medio ambiente y la sociedad (Mitarn et al. 2018). De hecho, Cohen (2006) en 2006 ya reveló que la mayor parte del aumento de la población urbana tendría lugar en países emergentes con ciudades y pueblos de menos de medio millón de habitantes. Sin embargo, la capacidad de los gobiernos locales de dichos países es limitada para hacer frente a las consecuencias ambientales y sociales de la rápida expansión urbana. América del Norte en 2018, contaba con el 82% de su población viviendo en áreas metropolitanas, América Latina y el Caribe con el 81%. (United Nations 2018). Además, para 2050, se espera que la población mundial que vive en ciudades aumente del 55% al 68% y que la población mundial alcance los 8.500 millones en 2030, 9.700 millones en 2050 y 10.900 millones en 2100 (United Nations 2018, 2019).

Los mapas de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) nos brindan datos importantes para modelar la expansión de los centros urbanos, la gestión de recursos y los patrones de cambio en los sistemas humanos y ambientales. El cambio en LULC puede tener influencias tanto positivas como negativas. Es decir, pueden producir beneficios en relación con el crecimiento económico y social, así como impactos adversos tanto a escala global como local. Un impacto adverso de estos procesos de expansión son que produce problemas ambientales, erosión del suelo, escasez de recursos (Mitarn et al. 2018; Wu, 2008). Varios estudios informaron que el crecimiento del espacio edificado tiene un impacto en el medio ambiente, los ecosistemas y, como consecuencia, en las sociedades, especialmente en los países en desarrollo (Rubiera-Morollón y Garrido-Yserte 2020, Wilson y Chakraborty 2013). Además, puede amenazar áreas naturales, seminaturales y protegidas al causar fragmentación del hábitat y aumentar el número de parches debido al desarrollo de actividades económicas y antropogénicas (Sobhani et al. 2021). Finalmente, el proceso de urbanización también puede afectar la pérdida de tierras agrícolas productivas, debido al aumento del área de las ciudades y la población, ejerciendo presión sobre las tierras agrícolas disponibles y generando problemas económicos (Radwan et al. 2019). Por lo tanto, el conocimiento y la detección de LULC es esencial, no solo para evaluar el estado actual de un área, sino también para garantizar la sostenibilidad de los recursos disponibles o para planificar los desafíos futuros relacionados con los problemas ambientales (Hasan et al. 2020, Kabisch et al. 2019). La obtención de información rápida, como la extensión de las zonas metropolitanas, las

áreas cultivadas y la pérdida de sistemas naturales, son muy importantes para los tomadores de decisiones.

Mapear el crecimiento de las ciudades por métodos tradicionales es un proceso costoso y lento. Este problema se ha resuelto con datos de teledetección y la aplicación de tecnologías de sistemas de información geográfica (SIG). Con su capacidad para proporcionar vistas sinópticas oportunas de la cobertura del suelo, este es un medio alternativo para evaluar rápidamente la dinámica y el desarrollo de la expansión urbana (Haregeweyn et al. 2012). Además, estas nuevas técnicas y bases de datos han permitido un análisis mucho más preciso de dicho proceso y el diseño de nuevos indicadores con un enfoque empírico más preciso (Mundia y Murayama 2010). En general, existen varios métodos de clasificación LULC basados en imágenes satelitales (ver Li et al., 2014; Lu y Weng 2007). La clasificación supervisada es principalmente una clasificación guiada por humanos, en la que el software reconoce datos no clasificados mediante el uso de características aprendidas de las muestras de entrenamiento de los diferentes tipos de cobertura del suelo (Ge et al. 2020). Los algoritmos en los que se basa la clasificación supervisada son diversos. Los clasificadores paramétricos asumen que existe un conjunto de datos normalmente distribuido, pero esta suposición a menudo se viola, especialmente en paisajes complejos. Por el contrario, los clasificadores no paramétricos, como los algoritmos de aprendizaje automático, no requieren que el conjunto de datos cumpla con el supuesto de una distribución normal. Además, proporcionan mejores resultados de clasificación en paisajes complejos y especialmente con muchas variables predictoras (Maxwell et al. 2018). El algoritmo de clasificación no paramétrica más utilizado es el método de bosques aleatorios porque es robusto para la configuración de parámetros (Maxwell et al. 2018). Se ha demostrado que cuando los datos de la imagen tienen una distribución anómala, el Bosque Aleatorio realiza una mejor clasificación, siendo uno de los puntos críticos para LULC con teledetección (Lu y Weng 2007).

Con base en lo anterior, proponemos evaluar los cambios espacio-temporales de las clases de uso y cobertura del suelo (LULC) utilizando la clasificación supervisada de series de datos satelitales Landsat en un paisaje desértico urbano complejo, tomando como estudio de caso un área urbana en desarrollo como la ciudad de San Juan - Argentina. Se abordaron los siguientes objetivos: 1) identificar las clases actuales y anteriores de LULC en el centro metropolitano de la ciudad de San Juan y sus alrededores y 2) estimar los cambios y expansión de LULC en el área de estudio en el período comprendido entre 1987 y 2021. La hipótesis principal es que el área de estudio enfrenta cambios dinámicos debido a la expansión urbana sobre tierras cultivadas y, en consecuencia, las tierras cultivadas se expanden sobre el paisaje desértico.

4. DATOS Y METODOS

Área de estudio

La provincia de San Juan (Argentina) pertenece a la Diagonal árida sudamericana y tiene dos ambientes distintos: oasis y tierras secas, definidos por condiciones áridas y modelo de desarrollo urbano (Márquez, 2005). Los asentamientos humanos y sus principales actividades económicas se concentran en los oasis irrigados. El más importante, debido a la disponibilidad de suelo y agua, es el Valle de Tulum, que se emplaza en la depresión tectónica homónima. Nuestra área de estudio está ubicado en el sector centro-suroeste de la provincia de San Juan e incluye el centro metropolitano de la

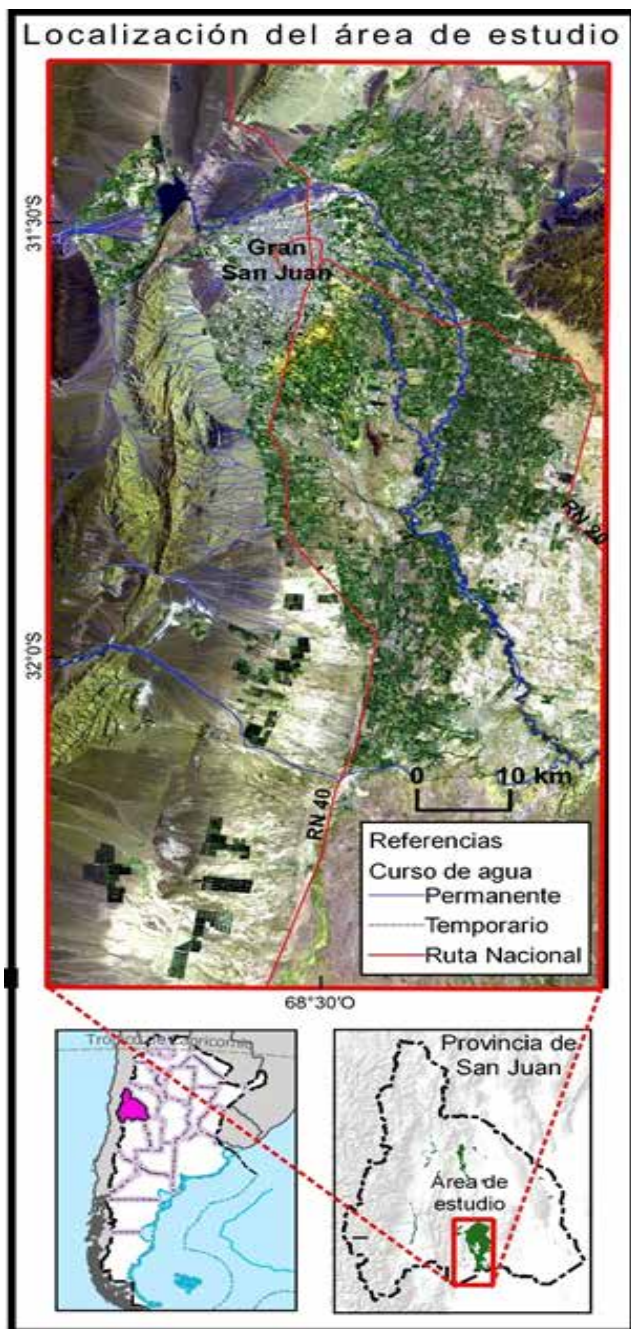


Figura 1: El área de estudio se encuentra en el sector centro-suroeste de la provincia de San Juan e incluye el centro metropolitano de la ciudad de San Juan y sus alrededores.

ciudad de San Juan y sus alrededores con una superficie aproximada de 1,625 km² (Figura 1). Alrededor del 73% de la población de este oasis se concentra en las zonas urbanas, mientras que el resto de la población se encuentra en las zonas rurales circundantes. Durante las últimas décadas, el Gran San Juan ha experimentado un notable crecimiento urbano orientado al oeste (Kurban et al. 2017), con una población de 696.076 habitantes en 2010, 789.489 en 2021 y un aumento proyectado de 926.479 para 2040. (<https://www.indec.gob.ar/>).

El clima es principalmente árido (Poblete, 2007) con una temperatura promedio de 10,98 °C en los meses más fríos (es decir, de mayo a agosto) y un promedio de 27,52 °C en los meses más cálidos (es decir, de noviembre a febrero). Siendo -5,9 °C la temperatura más baja (junio de 2021) y 45,30 °C la temperatura más alta (diciembre de 2020) registrada durante un período de 8 años (2014-2022) y una precipitación promedio de 500mm registrada durante un período de 8 años (2014-2022; <http://siga.inta.gov.ar/#/>).

Procesamiento de imágenes

Para analizar la dinámica de los cambios en LULC, se aplicaron las siguientes técnicas: 1) clasificación supervisada de la cobertura del suelo; 2) evaluación de la precisión; 3) detección de cambios en LULC y expansión urbana (Figura 2).

Clasificación de la cobertura del suelo

Para la clasificación supervisada de la cobertura del suelo, se trabajó con imágenes Landsat pre-procesadas disponibles a través de Google Earth Engine (GEE) del área de estudio. Esta ofrece una plataforma que permite un análisis rápido que utiliza la infraestructura informática de Google y proporciona acceso en línea a los datos de Landsat archivados como una colección de USGS (<https://earthengine.google.com/>). Se eligió una imagen para cada año (1987, 1999, 2009 y 2021) en la estación húmeda (enero a marzo) con menos del 1% de nubosidad (Tabla 1). Se creó una composición RGB en la plataforma y se calcularon diferentes índices para guiar la fase de muestreo de las clases de uso y cobertura del suelo (Figura 2).

Sensores	Fecha	Bandas	Cobertura de nubes
Landsat 5 TM	1987-01-08	1, 2, 3, 4, 5, 7	0 %
Landsat 5 TM	1999-01-25	1, 2, 3, 4, 5, 7	1 %
Landsat 5 TM	2009-01-04	1, 2, 3, 4, 5, 7	0 %
Landsat 8 OLI	2021-02-06	2, 3, 4, 5, 6, 7, 10	0,38 %

Tabla 1: Datos de teledetección utilizados en el estudio para mapas LULC.

Fuente: Todas las imágenes tienen una resolución espacial de 30 m con path/row 232/82.

Se determinaron las siguientes clases: 1) Agua: comprende ríos, lagos y reservorios de agua agrícolas, 2) Rural: incluye áreas cultivadas, tierras para cultivo y cultivos abandonados, 3) Desierto: con tierras desnudas y vegetación natural, 4) Urbano: corresponde a superficies impermeables (asfalto, estacionamientos, carreteras casas y edificios) y espacios verdes de regadío. Los polígonos puros de los cuatro tipos de cobertura del suelo se recolectaron a través de la interpretación visual de las composiciones RGB y la superposición de los polígonos con el mapa base de alta resolución de Google Earth (Goldblatt et al. 2016). Se delimitaron más de 600 polígonos de referencia para cada período de estudio (al menos 145 polígonos por clase). Las muestras se dividieron en un conjunto de datos de entrenamiento (70%), que se utilizó para la clasificación LULC, mientras que el resto de los datos (30%) se usó para la evaluación de la precisión de los mapas de cobertura del suelo (Figura 2).

Además se calcularon los siguientes índices:

a) El NDVI (Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada; Townshend y Justice 1986) es un buen estimador de vegetación verde y vigorosa. Este índice se obtuvo utilizando la siguiente ecuación (Ecuación 1):

$$\text{NDVI} = (\text{banda NIR} - \text{banda Roja}) / (\text{banda NIR} + \text{banda Roja}) \quad (\text{Ecuación 1})$$

Donde NIR es la banda de infrarrojo cercano. Para Landsat 5 TM se utilizó la banda 4 (NIR) y la banda 3 (Roja); y para Landsat 8 OLI se utilizó la banda 5 (NIR) y la banda 4 (Roja). NDVI se utiliza para indicar el espacio verde de un área. El valor de NDVI varía de -1 a +1. Valores cercanos a +1 indican alta cobertura vegetal.

b) El NDBI (Índice de Diferencia Normalizada Edificada) es un indicador de áreas edificadas (Zha et al. 2003) y se obtuvo utilizando la siguiente ecuación (Ecuación 2):

$$\text{NDBI} = (\text{banda MIR} - \text{banda NIR}) / (\text{banda MIR} + \text{banda NIR}) \quad (\text{Ecuación 2})$$

Donde MIR es la banda del infrarrojo medio y NIR es la banda del infrarrojo cercano. Para Landsat 5 TM se utilizó la banda 7 (MIR o SWIR2) y la banda 4 (NIR); y para Landsat 8 OLI se utilizó la banda 7 (MIR o SWIR2) y la banda 5 (NIR). El valor de NDBI varía de -1 a +1. Valores cercanos a 1 indican alta densidad de áreas edificadas.

c) El BU (Índice de construcción) es un indicador de áreas de conglomerados edificados, cobertura verde limitada y áreas no urbanizadas (Lu et al. 2014) y se obtuvo utilizando la siguiente ecuación (Ecuación 3):

$$\text{BU} = \text{NDBI} - \text{NDVI} \quad (\text{Ecuación 3})$$

Dado que el BU se calcula por la diferencia entre NDVI y NDBI, los valores obtenidos son indicativos del equilibrio entre estos índices.

d) El NDWI (Índice de Agua de Diferencia Normalizada), es un indicador que se utiliza para delimitar y monitorear cuerpos de agua en la superficie terrestre (Gao 1996). El rango de valores de NDWI es de -1 a 1.

El índice se define de la siguiente manera (Ecuación 4):

$$\text{NDWI} = (\text{banda NIR} - \text{banda SWIR 1}) / (\text{banda SWIR 1} + \text{banda NIR}) \quad (\text{Ecuación 4})$$

Donde la banda 2 es el valor de reflectancia de la banda verde de Landsat 5 TM y la banda 4 es el valor de reflectancia de la banda NIR y para Landsat 8 OLI usa la banda 5 (NIR) y la banda 6 (SWIR 1 infrarrojos de onda corta).

e) La transformación Tasseled Cap (Crist y Cicone 1984) da como resultado nuevas bandas al combinar las bandas originales de la imagen, con el fin de realzar algunas características de interés. El primer índice Tasseled Cap (Índice de Brillantes, BI) (Crist y Kauth 1986) proporciona información sobre la reflectividad particularmente generada por el suelo. Este BI se obtuvo utilizando la siguiente ecuación (Ecuación 5):

$$\text{BI} = (0.3029 \times \text{banda Roja}) + (0.2786 \times \text{banda Azul}) + (0.4733 \times \text{banda Verde}) + (0.5599 \times \text{banda NIR}) + (0.5080 \times \text{banda SWIR1}) + (0.1872 \times \text{banda SWIR2}) \quad (\text{Ecuación 5})$$

Donde NIR es la banda de infrarrojo cercano, SWIR1 y SWIR2 son infrarrojos de onda corta. Para Landsat 5 TM se utilizaron: banda 1 (Azul), banda 2 (Verde), banda 3 (Rojo), banda 4 (NIR), banda 5 (SWIR1) y banda 7 (SWIR2). Para Landsat 8 OLI se utilizaron: banda 2 (Azul), banda 3 (Verde), banda 4 (Rojo), banda 5 (NIR), banda 6 (SWIR1) y banda 7 (SWIR2). Los valores del índice BI aumentan con un alto porcentaje de suelo desnudo.

El mapeo de LULC se realizó utilizando el algoritmo de clasificación Bosques Aleatorios (RF por sus siglas en inglés), cuya precisión y rendimiento en la clasificación de la cobertura terrestre han sido descritos por muchos investigadores (ver revisión Becker et al., 2021). Este algoritmo utiliza la agregación de arranque para generar un conjunto de clasificación, donde cada árbol se entrena en un subconjunto de los datos de entrenamiento (Breiman 2001). El RF requiere que se identifiquen dos parámetros: el número de árboles de clasificación deseados y el número de variables de predicción utilizadas en cada nodo para hacer crecer el árbol (Talukdar et al. 2020). Se creó un conjunto de 20 árboles utilizando los datos de entrenamiento.

Evaluación de la precisión de la clasificación

Los mapas de clasificación de la cubierta terrestre producidos se validaron utilizando el 30% de los polígonos de prueba. La matriz de confusión se calculó para evaluar la fidelidad de los resultados, utilizando las precisiones del usuario (UA), del productor (PA), general (OA) y el coeficiente Kappa (K) (Tabla 2). La PA se utiliza para estimar el error de omisión a una clase dada y es la probabilidad de que un sitio de referencia se clasifique correctamente (Congalton, 1991). La UA se utiliza para estimar el error de comisión y es la probabilidad de que un píxel clasificado en la imagen signifique la clase real en el campo. La OA es el porcentaje de píxeles que se han clasificado correctamente en el conjunto de datos

de validación (Ge et al. 2020).

Detección de cambio LULC y expansión urbana

El análisis de detección de cambios designa las diferencias entre imágenes de la misma escena en diferentes momentos. La tasa y el cambio porcentual se calcularon para cada LULC siguiendo la fórmula dada por Gashaw et al. (2014) (Ecuación 5, 6).

Porcentaje de cambio (PC) = $[(Af - Ai) / Ai] \times 100$ (Ecuación 5).

Tasa de cambio (TC ha year-1) = $(Af - Ai) / T$ (Ecuación 6)

Donde, Ai y Af representan el área de cada tipo de cobertura del suelo (ha) al inicio y al final del período de monitoreo, respectivamente. Y T es el intervalo de tiempo entre Af y Ai en años. El indicador PC se usa

para calcular la proporción de cambios en LULC, mientras que TC se usa para reflejar la tasa de crecimiento de las áreas urbanas durante los períodos de estudio. Los valores porcentuales positivos sugieren un aumento, mientras que los valores negativos implican una disminución en la cobertura del área.

Para calcular la tasa de expansión urbana (TEU) para los períodos 1987-1999, 1999-2009 y 2009-2021 se utilizó la Ecuación 7 (Fenta et al. 2017):

Tasa de Expansión Urbana (TEU) = $[(ACf - ACi) / n \times ACi] \times 100$ (Ecuación 7)

Donde ACi y ACf son el área construida (en ha) en el momento inicial y final del período de monitoreo, respectivamente, y n es el intervalo de tiempo entre ACf y ACi (en años).

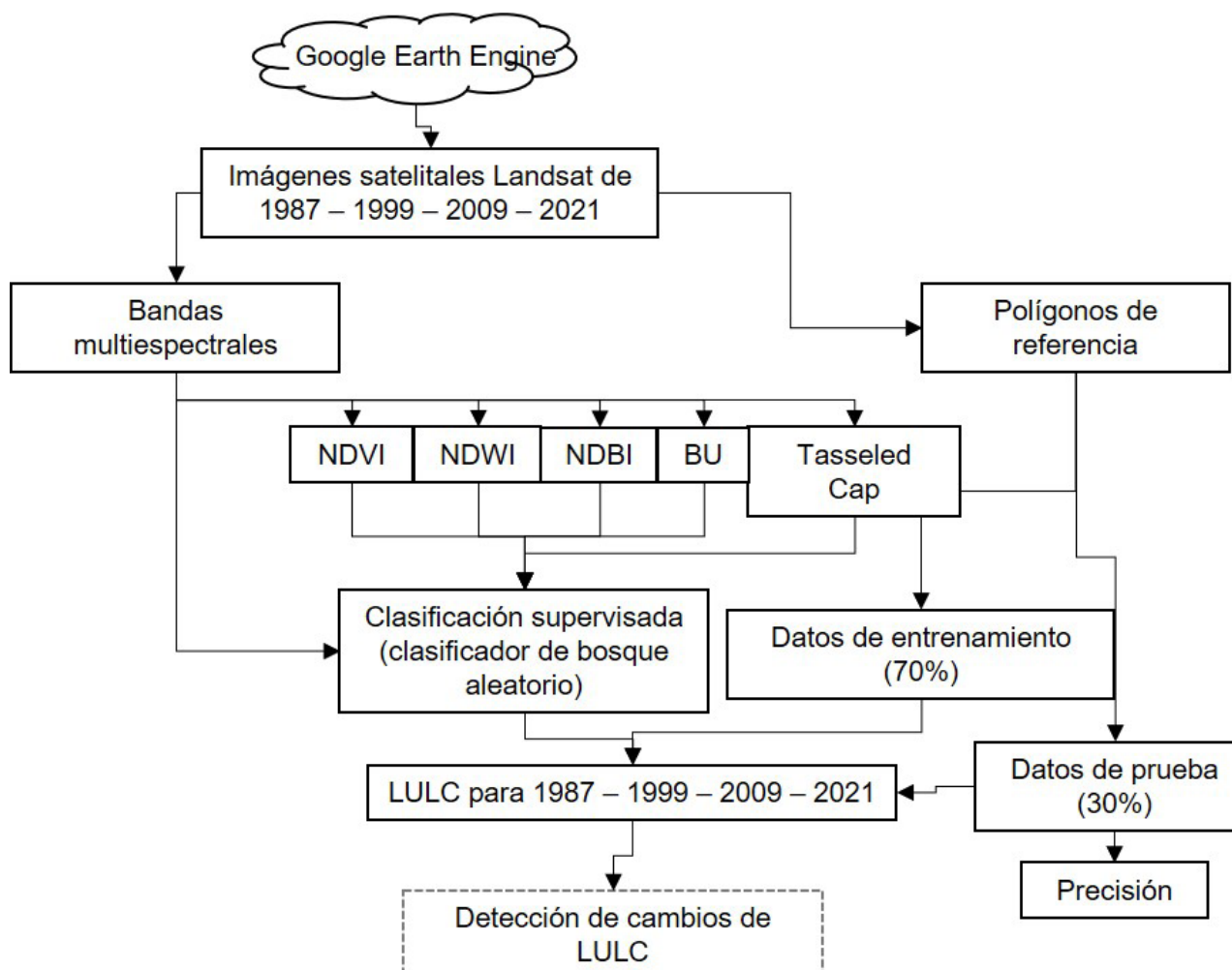


Figura 2: Flujo de trabajo de la metodología. La línea punteada (---) muestra el resultado final del proceso.

5. DESARROLLO Y DISCUSIÓN

La clasificación supervisada de bosque aleatorio se aplicó para generar los mapas LULC en 1987, 1999, 2009 y 2021 (Figura 3), dando muy buenos resultados. La medición de la precisión para cada clase de cober-

tura y para la clasificación general fue superior al 80% (Tabla 2), excepto la PA para la clase urbana de 1987 y 1999, con un 35,81%. Este bajo porcentaje se debió principalmente a la confusión entre píxeles de clase ur-

vana y desértica, debido a sus características espectrales similares (Weng, 2012). Sin embargo, la UA dio valores superiores al 80%. El coeficiente Kappa obtenido para las clasificaciones fue superior al 85%, valor que puede considerarse alto (Tabla 2; Stehman 1997). Lo cual indica una alta precisión entre el mapa de clasificación y la información de referencia terrestre (Stehman 1997). La OA para todos los años fue superior al 92%, es decir, el 92% de los píxeles evaluados se clasificaron correctamente. Asimismo, con base en los resultados obtenidos en la clasificación, un cambio importante en el uso del suelo en el área de estudio fue la expansión urbana en suelos agrícolas. Como consecuencia de la expansión urbana, se pudo observar un desplazamiento de las fronteras agrícolas hacia zonas desérticas, especialmente durante el período 2009-2021.

Clases	1987		1999		2009		2021	
	UA	PA	UA	PA	UA	PA	UA	PA
Agua	98,11	96,75	97,85	96,48	97,33	97,22	95,40	80,58
Rural	94,65	95,44	89,29	91,76	95,00	98,33	92,30	92,43
Desierto	97,50	98,30	94,73	94,31	98,13	95,91	96,25	96,61
Urbano	79,36	35,81	92,02	56,67	96,46	79,66	97,03	81,31
OA	96,73		92,79		97,00		95,03	
K	92,03		85,08		93,82		88,97	

Tabla 2: Medida de precisión para cada clase de cobertura y para la clasificación general. UA: Precisión del Usuario; PA: Precisión del Productor; OA: Precisión general, K: Coeficiente Kappa.

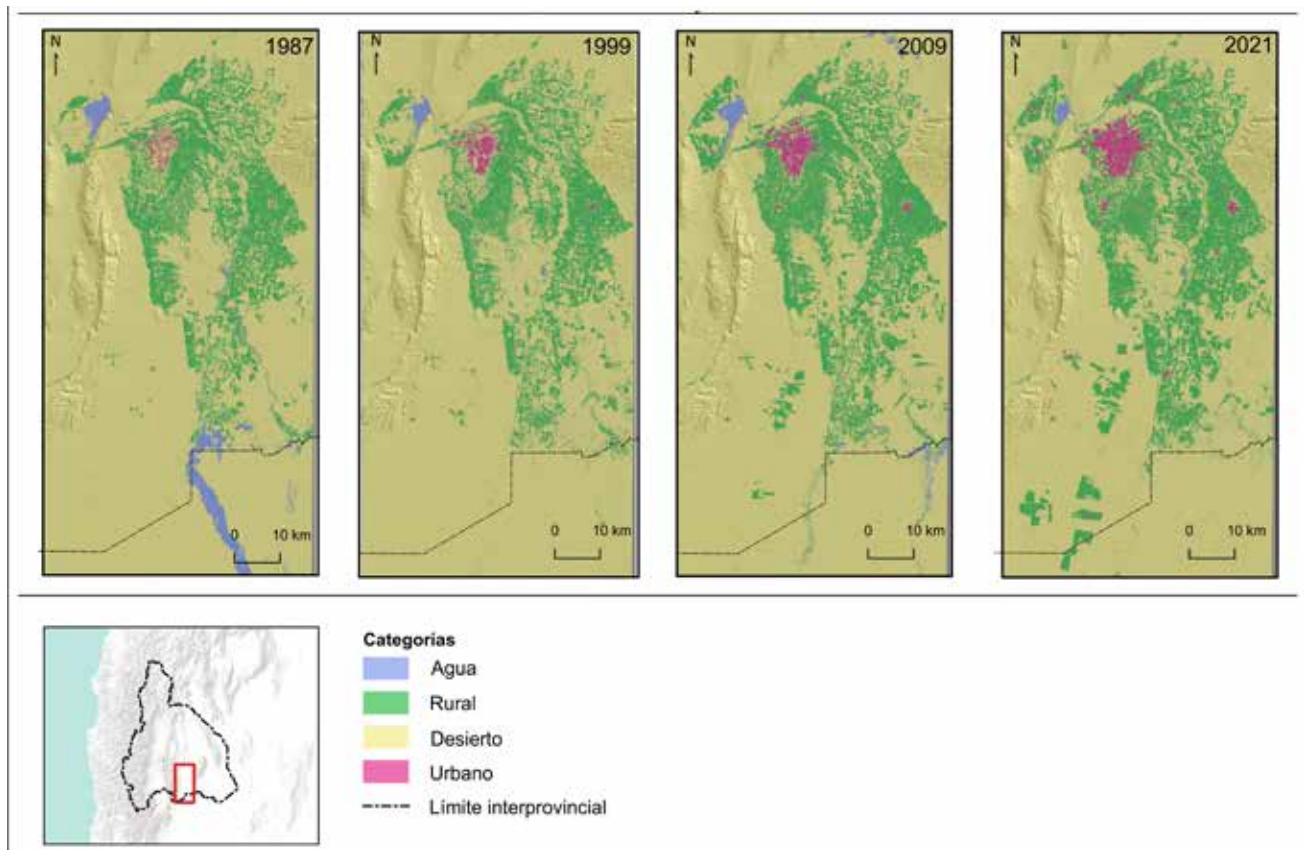


Figura 3: Cuatro mapas temáticos de cobertura terrestre del centro metropolitano de la ciudad de San Juan y sus alrededores para 1987, 1999, 2009 (con Landsat 5) y 2021 (con Landsat 8).

Cambio LULC y expansión urbana durante 1987 – 2021

Pudimos detectar una expansión del uso del suelo urbano sobre el agrícola, especialmente de 1999 a 2021, con un porcentaje de cambio de 18% (1987-1999), 51% (1999-2009) y 70% (2009-2021) (Tabla 3). La expansión del Gran San Juan se puede ver en la Figura 4. Presenta un modelo de estructura monocéntrica que irradia hacia el área circundante. La superficie total cubierta por el espacio urbanizado se estimó en 3.842 ha en 1987 y aumentó a 11.691 ha en 2021 (Tabla 4 y Figura 4). Esto se traduce en una expansión

total del área ocupada por esta zona (7.849 ha) desde el año 1987 hasta 2021(Tabla 4). La TEU para los tres períodos (1987 – 1999, 1999 – 2009 y 2009 – 2021) mostró que el área urbana aumentó en 1,5% (58 ha/año), 5,5% (230 ha año⁻¹) y 5,9% (404 ha año⁻¹), respectivamente; con un aumento total del 6% (231 ha/año) para todo el período de estudio (Tabla 4).

Del mismo modo, el área rural aumentó sus porcentajes de cambio en un 13%, 11% y 14% en el mismo período (Tabla 3). Su expansión fue acompañada por una reducción general en el área desértica de

17.029,08 ha de 1987 a 2021. El cambio porcentual fue de alrededor de -3% en general (Tabla 3). Finalmente, el área ocupada por el agua presentó fluctuaciones, ya que primero disminuyó en el período 1987-1999 (12.663 ha), luego aumentó en 1999-2009 (3.857 ha), y al final disminuyó en el período 2009-2021 (4.614 ha; Tabla 3). En otras palabras, en general el área ocupada por agua disminuyó con una tasa de cambio de 1987 a 2021 de -394,74 ha/año, lo que representa el 88% del porcentaje de cambio (Tabla 3). Índices como el SPEI (Standard Precipitation Evapotranspiration Index) que monitoriza las sequías a lo largo del tiempo, han detectado valores que oscilan entre 0,87 (año 2000) y -1,56 (año 2021). Es decir, a medida que pasan los años, los valores se acercan cada vez más a 0 o menos, indicando sequías cada vez más extremas. (<https://spei.csic.es/map/maps.html#months=4#month=0#year=2021>). Estos resultados son consistentes con los encontrados por Xu y otros (2019), donde a través de modelos predictivos, encontraron un aumento en la frecuencia de eventos de sequía. Además, la persistencia de sequías extremas resulta en la degradación del suelo debido a la erosión eólica, incendios forestales, descenso de los niveles freáticos (Minetti et al. 2022). Los procesos de

sedimentación en los embalses podrían acortar la vida útil de las centrales hidroeléctricas, como es el caso de Etiopía (Woldesenbet et al. 2017).

Por otro lado, aunque la extensión espacial de las zonas urbanas es pequeña en comparación con las otras clases de cobertura del suelo, estas áreas pueden cambiar el medio ambiente de manera desproporcionada en comparación con otras clases de uso del suelo. Nuestros resultados muestran la conversión de tierras de cultivo, bosques y matorrales a zonas metropolitanas. Probablemente esto se deba a la demanda de vivienda tanto de los habitantes urbanos como de los migrantes de las zonas rurales. Como consecuencia hay una reducción de la cantidad de tierra disponibles para la producción de alimentos y madera (Dagnachew et al. 2020). Según datos del INDEC para 2010 y 2022 la población provincial total pasó de 681.055 en 2010 a 818.234 en el censo de 2022. Donde se detectó que para el año 2010 el 87,20% de la población pasó a ser urbana (INDEC 2010). La dinámica y el crecimiento de zonas metropolitanas, en los países en desarrollo, a menudo está vinculada a los patrones de migración rural-urbana debido a la modernización agrícola, la pobreza rural, la industrialización y las políticas (Jedwab et al. 2017). Estos desem-

Periodo	Cobertura del área	Agua	Rural	Desierto	Urbano
1987-1999	Area de cambio	-12.663,98	+14.446,59	-2.404,73	+696,23
	Porcentaje de cambio	-83,10	+13,79	-0,41	+18,12
	Tasa de cambio	-1.055,33	+1.203,88	-200,39	+58,02
1999-2009	Area de cambio	+3.857,38	+13.357,93	-19.559,37	+2.304,02
	Porcentaje de cambio	+149,79	+11,21	-3,35	+50,76
	Tasa de cambio	+385,74	+1.335,79	-1.955,94	+230,40
2009-2021	Area de cambio	-4.614,72	+19.297,01	-19.433,81	+4.848,44
	Porcentaje de cambio	-71,74	+14,56	-3,45	+70,85
	Tasa de cambio	-384,56	+1.608,08	-1.619,48	+404,04
1987-2021	Area de cambio	-13,421	47,101	-41,397	7,848
	Porcentaje de cambio	-88,07	44,98	-7,07	204,26
	Tasa de cambio	-394,74	1.385,34	-1.217,58	230,84

Tabla 3: Detección de cambio de cobertura y uso del suelo de 1987 a 2021, medido como área de cambio (ha), porcentaje de cambio (%) y tasa de cambio (ha año⁻¹). (-) indica disminución, (+) indica aumento.

peñan un papel influyente, ya que en la mayoría de los casos la expansión urbana y los cambios asociados en el uso/cobertura del suelo se deben a una combinación de todos estos factores (Xiao et al. 2006). En nuestro estudio los cambios impulsados por la expansión de la ciudad modificaron las tierras rurales, probablemente en la búsqueda de mantener o aumentar los rendimientos económicos. En consecuencia, las áreas cultivadas se expandieron hacia las naturales, ya que nuestros resultados mostraron un aumento del área rural y una disminución del área desértica. Estos patrones de crecimiento resultan en una presión sobre los recursos naturales, generando impactos negativos sobre los mismos como deforestación, pérdida de servicios ecosistémicos, escasez de agua dulce, cambios climáticos (Zamora Elizalde

et al. 2020). Los cambios en LULC son complejos y están interrelacionados, es decir, la expansión de un tipo de uso de la tierra ocurre a expensas de otros (Gashaw et al. 2014). Estudios recientes han demostrado que el cambio de uso del suelo en ciudades inmersas en valles es abrupto (Debnath et al. 2022, Mansour et al. 2020). Por ejemplo, se produce una expansión del tamaño de las tierras agrícolas a expensas de la vegetación natural que cubre tierras marginales y áreas sin medidas de conservación adecuadas (Debnath et al. 2022). El conocimiento de la distribución espacial de la cobertura del uso del suelo es esencial para la formulación de políticas efectivas de uso del suelo y la gestión sostenible de las actividades humanas en diferentes niveles de organización (Mas et al. 2009).

Tasa de Expansión Urbana (%/ year)

Año	Área Urbana (ha)	1987-1999	1999-2009	2009-2021	1987-2021
1987	3.842	1,5			
1999	4.539		5,5		
2009	6.843			5,9	
2021	11.691				6
Tasa de Cambio (ha/year)		58	230	404	231

Tabla 4: Expansión del área urbana entre 1987 y 2021.

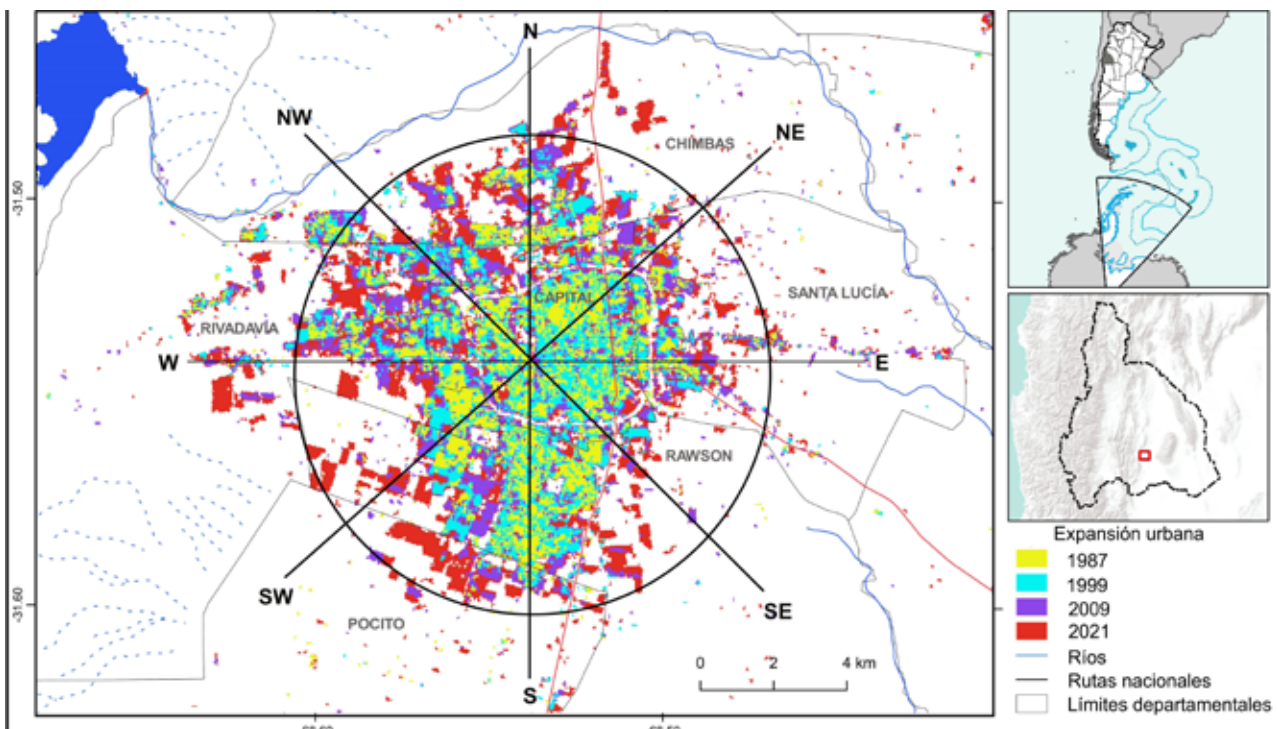


Figura 4: Crecimiento del espacio edificado en el área de estudio, desde el año 1987 a 2021. Caso aumentado: Gran San Juan, San Juan.

6. CONCLUSIÓN

La clasificación de imágenes satelitales permitió cuantificar el cambio de cobertura y uso de suelo en la ciudad de San Juan y sus alrededores durante el período 1987-2021. Esto resultó en mapas con 4 categorías de clasificación: urbano, rural, desierto y agua. Además, con base en los resultados obtenidos en la clasificación, un cambio importante que se produjo en el uso del suelo fue la expansión radial de la zona urbana hacia la rural y, a su vez, la expansión de la zona rural hacia la desértica. Finalmente, el área ocupada por agua en términos generales sufrió una disminución durante el período de

estudio. Esto resultó en la persistencia de sequías extremas, degradación del suelo debido a la erosión eólica, incendios forestales y niveles freáticos más bajos. La identificación, mapeo y seguimiento del cambio de uso y cobertura del suelo ha cobrado gran importancia en la actualidad, siendo información de suma importancia para la toma de decisiones por parte de las instituciones involucradas. Además, es esencial examinar y cuantificar el impacto de los cambios de LULC en la erosión del suelo, los procesos hidrológicos y el cambio climático, especialmente en las zonas desérticas.

7. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo fue financiado por un proyecto de desarrollo tecnológico y social, Universidad Nacional de San Juan (Res. N° 589/19), y por un proyecto

de la Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica, Plan Argentina Innovadora 2020 (N° RESOL-2018-310-APN-DANPCYT#MCT).

8. BIBLIOGRAFÍA

Ayele, A., y Tareegn, K. (2020). The impact of urbanization expansion on agricultural land in Ethiopia: A review. *Environmental y Socio-economic Studies*, 8(4), 73-80. doi - <https://doi.org/10.2478/environ-2020-0024>

Banzhaf, E., Grescho, V., y Kindler, A. (2009). Monitoring urban to peri-urban development with integrated remote sensing and GIS information: a Leipzig, Germany case study. *International Journal of Remote Sensing*, 30(7), 1675-1696. doi - <https://doi.org/10.1080/01431160802642297>

Becker, W. R., Ló, T. B., Johann, J. A., y Mercante, E. (2021). Statistical features for land use and land cover classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 21, 100459. doi - <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100459>

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.

Cohen, B. (2006). Urbanization in developing countries: Current trends, future projections, and key challenges for sustainability. *Technology in Society*, 28(1-2), 63-80. doi - <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2005.10.005>

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

Crist, E. P., y Cicone, R. C. (1984). Application of the tasseled cap concept to simulated thematic mapper data. *Photogrammetric engineering and Remote sensing*, 50(3), 343-352.

Crist, E. P., y Kauth, R. J. (1986). The tasseled cap de-mystified. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52.

Dagnachew, M., Kebede, A., Moges, A., y Abebe, A. (2020). Land use land cover changes and its drivers in Gojeb River Catchment, Omo Gibe Basin, Ethiopia. *Journal of Agriculture and Environment for International Development*, 114(1), 33-56. doi - 10.12895/

jaeid.20201.842

Debnath, J., Sahariah, D., Lahon, D., Nath, N., Chand, K., Meraj, G., ... y Singh, S. K. (2022). Geospatial modeling to assess the past and future land use-land cover changes in the Brahmaputra Valley, NE India, for sustainable land resource management. *Environmental Science and Pollution Research*, 1-24. doi - <https://doi.org/10.1007/s11356-022-24248-2>

Fenta, A. A., Yasuda, H., Haregeweyn, N., Belay, A. S., Hadush, Z., Gebremedhin, M. A., y Mekonnen, G. (2017). The dynamics of urban expansion and land use/land cover changes using remote sensing and spatial metrics: the case of Mekelle City of northern Ethiopia. *International Journal of Remote Sensing*, 38(14), 4107-4129. doi - <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1317936>

Gao, B. C. (1996). NDWI—A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote sensing of environment*, 58(3), 257-266.

Gashaw, T., Bantider, A., y Mahari, A. (2014). Evaluations of land use/land cover changes and land degradation in Dera District, Ethiopia: GIS and remote sensing based analysis. *International Journal of Scientific Research in Environmental Sciences*, 2(6), 199. doi - <http://dx.doi.org/10.12983/ijsres-2014-p0199-0208>

Ge, G., Shi, Z., Zhu, Y., Yang, X., y Hao, Y. (2020). Land use/cover classification in an arid desert-oasis mosaic landscape of China using remote sensed imagery: Performance assessment of four machine learning algorithms. *Global Ecology and Conservation*, 22, e00971. doi - <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2020.e00971>

Goldblatt, R., You, W., Hanson, G., y Khandelwal, A. K. (2016). Detecting the boundaries of urban areas in India: A dataset for pixel-based image classification in google earth engine. *Remote Sensing*, 8(8), 634. doi - <https://doi.org/10.3390/rs8080634>

- Haregeweyn, N., Fikadu, G., Tsunekawa, A., Tsubo, M., y Meshesha, D. T. (2012). The dynamics of urban expansion and its impacts on land use/land cover change and small-scale farmers living near the urban fringe: A case study of Bahir Dar, Ethiopia. *Landscape and Urban Planning*, 106(2), 149-157. doi - <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2012.02.016>
- Hasan, S. S., Zhen, L., Miah, M. G., Ahamed, T., y Samie, A. (2020). Impact of land use change on ecosystem services: A review. *Environmental Development*, 34, 100527. doi - <https://doi.org/10.1016/j.envdev.2020.100527>
- Inostroza, L., Baur, R., y Csaplovics, E. (2013). Urban sprawl and fragmentation in Latin America: A dynamic quantification and characterization of spatial patterns. *Journal of Environmental Management*, 115, 87-97. doi - <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2012.11.007>
- Jedwab, R., Christiaensen, L., y Gindelsky, M. (2017). Demography, urbanization and development: Rural push, urban pull and... urban push?. *Journal of Urban Economics*, 98, 6-16. doi - <https://doi.org/10.1016/j.jue.2015.09.002>
- Kabisch, N., Selsam, P., Kirsten, T., Lausch, A., y Bumberger, J. (2019). A multi-sensor and multi-temporal remote sensing approach to detect land cover change dynamics in heterogeneous urban landscapes. *Ecological Indicators*, 99, 273-282. doi - <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.12.033>
- Kurban, A. S., Cunsulo, M. E., Papparelli, A. H., y Montilla, E. (2017). Distribución espacial de la urbanización en el oasis de Tulum: Área metropolitana de San Juan (Spatial distribution of urbanization in the Tulum oasis: San Juan metropolitan area). *El Ojo del Cóndor*, 8:27-29. doi - <http://hdl.handle.net/11336/86258>
- Li, C., Wang, J., Wang, L., Hu, L., y Gong, P. (2014). Comparison of classification algorithms and training sample sizes in urban land classification with Landsat thematic mapper imagery. *Remote Sensing*, 6(2), 964-983. doi - <https://doi.org/10.3390/rs6020964>
- Lu, D., y Weng, Q. (2007). A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International Journal of Remote Sensing*, 28(5), 823-870. doi - <https://doi.org/10.1080/01431160600746456>
- Lu, L., Guo, H., Wang, C., Pesaresi, M., y Ehrlich, D. (2014). Monitoring bidecadal development of urban agglomeration with remote sensing images in the Jing-Jin-Tang area, China. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8(1), 084592-084592. doi - <https://doi.org/10.1117/1.JRS.8.084592>
- Mansour, S., Al-Belushi, M., y Al-Awadhi, T. (2020). Monitoring land use and land cover changes in the mountainous cities of Oman using GIS and CA-Markov modelling techniques. *Land Use Policy*, 91, 104414. doi - <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104414>
- Márquez, J., Martínez Carretero, E., Dalmasso, A., Pastrán, G., y Ortiz, G. (2005). Las áreas protegidas de la provincia de San Juan (Argentina) II.: La vegetación del Parque Provincial Ischigualasto (The protected areas of the province of San Juan (Argentina) II.: The vegetation of the Ischigualasto Provincial Park). *Multequina*, 14(1), 1-25.
- Mas, J. F., Velázquez, A., y Couturier, S. (2009). La evaluación de los cambios de cobertura/uso del suelo en la República Mexicana (The evaluation of land cover/use changes in the Mexican Republic). *Investigación Ambiental Ciencia y Política Pública*, 1(1).
- Maxwell, A. E., Warner, T. A., y Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *International Journal of Remote Sensing*, 39(9), 2784-2817. doi - <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1433343>
- Minetti, J. L., Vargas, W. M., Poblete, A. G., de la Zerda, L. R., Costa, M. C., Minetti, L. R., y Ovejero, D. P. (2022). La expansión de la Diagonal Árida Sudamericana como una consecuencia de las sequías (The expansion of the South American Arid Diagonal as a consequence of droughts). *Revista de Climatología*, 22.
- Mitarn, T., Lal, R., Mishra, U., Meena, R. S., Ravisankar, T., Sreenivas, K. (2018). Climate change impact on soil carbon stocks in India. In: R. Lal, y B. A. Stewart (Eds.) *Soil and climate. Advances in soil science*. Taylor and Francis, Boca Raton (pp. 291-308).
- Mundia, C. N., y Murayama, Y. (2010). Modeling spatial processes of urban growth in African cities: A case study of Nairobi City. *Urban Geography*, 31(2), 259-272. doi - <https://doi.org/10.2747/0272-3638.31.2.259>
- Poblete, A. G. (2007). *Climatología de San Juan (Climatology of San Juan)*. Universidad Nacional de San Juan, Gobierno de San Juan, San Juan, Argentina.
- Radwan, T. M., Blackburn, G. A., Whyatt, J. D., y Atkinson, P. M. (2019). Dramatic loss of agricultural land due to urban expansion threatens food security in the Nile Delta, Egypt. *Remote Sensing*, 11(3), 332. doi - <https://doi.org/10.3390/rs11030332>
- Rubiera-Morollón, F., y Garrido-Yserte, R. (2020). Recent literature about urban sprawl: A renewed relevance of the phenomenon from the perspective of environmental sustainability. *Sustainability*, 12(16), 6551. doi - <https://doi.org/10.3390/su12166551>
- Sobhani, P., Esmailzadeh, H., Barghjelveh, S., Sadeghi, S. M. M., y Marcu, M. V. (2021). Habitat Integrity in Protected Areas Threatened by LULC Changes and Fragmentation: A Case Study in Tehran Province, Iran. *Land*, 11(1), 6. doi - <https://doi.org/10.3390/land11010006>
- Stehman, S. V. (1997). Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy. *Remote Sensing of Environment*, 62(1), 77-89. doi - [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(97\)00083-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(97)00083-7)
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Pal, S., Liou, Y. A., y Rahman, A. (2020). Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations—a review. *Remote Sensing*, 12(7), 1135. doi - <https://doi.org/10.3390/rs12071135>
- Townshend, J. R., y Justice, C. O. (1986). Analysis of the dynamics of African vegetation using the normalized difference vegetation index. *International Journal of Remote Sensing*, 7(11), 1435-1445. doi - <https://doi.org/10.1080/01431161.2018.1433343>

org/10.1080/01431168608948946

United Nations. (2018). World urbanization prospects: The 2018 revision. New York: United Nations. Retrieved from - <https://www.un.org/development/desa/publications/2018-revision-of-world-urbanization-prospects.html>

United Nations. (2019). World population prospects 2019 highlights. New York: United Nations. Retrieved from - https://population.un.org/wpp/Publications/Files/WPP2019_Highlights.pdf

Ustaoglu, E., y Williams, B. (2017). Determinants of urban expansion and agricultural land conversion in 25 EU countries. *Environmental management*, 60(4), 717-746. doi - <https://doi.org/10.1007/s00267-017-0908-2>

Weng, Q. (2012). Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends. *Remote Sensing of Environment*, 117, 34-49. doi - <https://doi.org/10.1016/j.rse.2011.02.030>

Wilson, B., y Chakraborty, A. (2013). The environmental impacts of sprawl: Emergent themes from the past decade of planning research. *Sustainability*, 5(8), 3302-3327. doi - <https://doi.org/10.3390/su5083302>

Woldesenbet, T. A., Elagib, N. A., Ribbe, L., y Heinrich, J. (2017). Hydrological responses to land use/cover changes in the source region of the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Science of the Total Environment*, 575, 724-741. doi - <https://doi.org/10.1016/j.scito->

[scito-](https://doi.org/10.1016/j.scito-)tenv.2016.09.124

Wu, J. (2008). Land use changes: Economic, social, and environmental impacts. *Choices*, 23(4), 6-10. doi - <http://www.jstor.org/stable/choices.23.4.0006>

Xiao, J., Shen, Y., Ge, J., Tateishi, R., Tang, C., Liang, Y., y Huang, Z. (2006). Evaluating urban expansion and land use change in Shijiazhuang, China, by using GIS and remote sensing. *Landscape and Urban Planning*, 75(1-2), 69-80. doi - <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2004.12.005>

Xu, C., McDowell, N. G., Fisher, R. A., Wei, L., Sevanto, S., Christoffersen, B. O., ... y Middleton, R. S. (2019). Increasing impacts of extreme droughts on vegetation productivity under climate change. *Nature Climate Change*, 9(12), 948-953. doi - <https://doi.org/10.1038/s41558-019-0630-6>.

Zamora Elizalde, M. C., Buendía Espinoza, J. C., Martínez Hernández, P. A., y García Nuñez, R. M. (2020). Diagnosis of the use of soil and vegetation in the microbasin Tula, Mexico. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas*, 11(1), 57-68. doi - <https://doi.org/10.29312/remexca.v11i1.2213>

Zha, Y., Gao, J., y Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(3), 583-594. doi - <https://doi.org/10.1080/01431160304987>