

## DetECCIÓN, MODELIZACIÓN Y PROYECCIÓN DEL CRECIMIENTO URBANO DE NÚCLEOS DE POBLACIÓN EN DIFERENTES CUENCAS HIDROLÓGICAS DE CHIHUAHUA, MÉXICO

### Detection, modeling and projection of urban growth of population centers in different hydrological basins of Chihuahua, Mexico

Pedro García-Ramírez\*, Luis Carlos Alatorre-Cejudo\*\*✉, Luis Carlos  
Bravo-Peña\*

García-Ramírez, P., Alatorre-Cejudo, L. C., & Bravo-Peña, L. C. (2023).  
Detección, modelización y proyección del crecimiento urbano de núcleos  
de población en diferentes cuencas hidrológicas de Chihuahua, México.  
*Investigación y Ciencia de la Universidad Autónoma de Aguascalientes*,  
31(90), e4103, <https://doi.org/10.33064/iycuaa2023904103>

#### RESUMEN

El objetivo fue detectar, modelar y proyectar los crecimientos urbanos de núcleos de población en diferentes cuencas hidrológicas de Chihuahua, México. Se modelaron los crecimientos urbanos para predecir escenarios futuros 2030, 2040 y 2050 utilizando regresión logística (RL) y CA-Markov incorporado en Modelador de Cambio en el Terreno (LCM) integrado en IDRISI. Se produjeron mapas de uso de suelo años 2010, 2015 y 2020 utilizando Máquina de Soporte Vectorial (SVM). Los cambios de uso de suelo (LULC) de mayor intensidad se presentaron en el período 2010-2015, el incremento de las áreas urbanas proviene en su mayoría de los bosques. El modelo de RL resultó ser consistente mostrando Pseudo  $R^2$  de McFadden superior a 0.2. Los Valores de Característica Operativa del Receptor (ROC), se consideran aceptables. En el uso de suelo urbano simulado se observa mayor crecimiento en el año 2030, para el 2040 y 2050 se identifica una tasa baja.

**Palabras clave:** detección de crecimientos urbanos; máquina de soporte vectorial; regresión logística; CA-Markov; proyección de crecimientos urbanos.

#### ABSTRACT

The objective was to detect, model and predict the urban growth of population centers in different hydrological basins of Chihuahua, Mexico. Urban growth was modeled to predict 2030, 2040 and 2050 future scenarios using logistic regression and CA-Markov incorporated in the Land Change Modeler (LCM) integrated in IDRISI. Land use maps for the years 2010,

Recibido: 5 de septiembre de 2022 Aceptado: 9 de junio de 2023 Publicado: 30 de septiembre de 2023

\*División Multidisciplinaria Cuauhtémoc, Universidad Autónoma de Ciudad Juárez. Km 3.5 carretera Cuauhtémoc Anáhuac, C. P. 31600, Cd. Cuauhtémoc, Chihuahua, México. Correo electrónico: garp820203@gmail.com; luis.bravo@uacj.mx ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2457-0695>; <https://orcid.org/0000-0002-9825-3940>

\*\*Organismo de Cuenca Río Bravo, Comisión Nacional del Agua. Avenida Constitución Ote. No. 4103, Piso 3, Ala Sur, Col. Fierro, C. P. 64590, Monterrey, Nuevo León, México. Correo electrónico: luis.alatorre@uacj.mx ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0837-3381>

✉ Autor para correspondencia

2015 and 2020 were produced using Support Vector Machine (SVM). The most intense land use changes (LULC) occurred in the period 2010-2015, the increase in urban areas comes mostly from forests. The RL model proved to be consistent showing McFadden's Pseudo  $R^2$  greater than 0.2. Receiver Operating Characteristic (ROC) values are considered acceptable. In the simulated urban land use, the highest growth is observed in the year 2030, and a low rate is identified for 2040 and 2050.

**Keywords:** urban growth detection; support vector machine; logistic regression; CA-Markov; projection of urban growths.

## INTRODUCCIÓN

La población en el mundo crece 1.04%, lo que representa 81 millones de personas por año y 2.3% de la población mundial se encuentran en Centroamérica (United Nations Department of Economic and Social Affairs Population Division, 2019). En esta región se incluye México con 79% de su población, como lo establece el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI, 2020). Se prevé que para 2050 la población en México alcance cerca de 150 millones de personas, como puede encontrarse en el trabajo del Consejo Nacional de Población (CONAPO, 2015) y, con esto, se ocasionará un aumento en la demanda y presión hacia los recursos naturales, destacando el agua para uso urbano (Díaz, Bravo, Alatorre, & Sánchez, 2014).

El centro y norte de México serán las regiones con mayor escasez de agua (Esparza, 2014) principalmente Chihuahua, que cuenta con 3.7 millones de personas, ocupando el décimo tercer lugar a nivel nacional. El 39% de la población del estado habita zonas urbanas dentro de las cuencas Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro. Estas cuencas son de importancia social y económica. Especialmente la cuenca del río Conchos, ya que el agua que produce forma parte del Tratado Internacional de Límites y Aguas entre México y EE. UU. (Bravo et al., 2022).

Un método eficaz para evaluar el impacto del crecimiento urbano al recurso hídrico es a través del análisis espacial y la simulación de escenarios de cambio potencial, para identificar las zonas más vulnerables (Sahagún-Sánchez & Reyes-Hernández, 2018). La teledetección y los sistemas de información geográficas permiten detectar los cambios en el uso de suelo en menos tiempo, a bajo costo y con mayor precisión (Rawat & Kumar, 2015) con teledetección se ha contribuido a la estimación de biomasa aérea y carbono (Perea-Ardila, Andrade-Castañeda, & Segura-Madrígal, 2021) y modelo multialgoritmo y jerárquico en la clasificación de la cobertura de la tierra (Vargas-Sanabria & Campos-Vargas, 2018).

En México la investigación de métodos automáticos para la creación de mapas de coberturas de suelo (Prieto-Amparán et al., 2019), simulación y proyección del crecimiento urbano (Avalos, Gómez, Aguilera, & Flores, 2019) es escaso debido al alto costo, tiempo invertido y disponibilidad de imágenes de satélite de sensores remotos. Algoritmos como SVM (Support Vector Machine) han surgido como métodos relacionados con la solución de problemas de clasificación y regresión (Trueba Espinosa, Moreno Sánchez, & Ruiz Castilla, 2014) y han demostrado ser eficientes en la cuantificación de áreas en plantaciones de *Pinus patula* (Riaño, Acosta, & Leal, 2016), evaluación de coberturas en ecosistemas de bosques de manglares (González, Tapia, & Salas, 2020). Con

base en lo anterior, el objetivo de este trabajo fue detectar, modelar y proyectar el crecimiento urbano de núcleos de población en diferentes cuencas hidrológicas de Chihuahua, México. Como hipótesis se espera que sea factible detectar, modelar y proyectar el crecimiento urbano a través de datos espectrales.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Área de estudio

El área de estudio comprende las cuencas Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro; se eligieron las zonas urbanas que tuvieron crecimiento mayor a 1,000 viviendas, de 2010 a 2020 (INEGI, 2010; 2020). Las ciudades elegidas en orden descendente son: Chihuahua, Cuauhtémoc, Delicias, Hidalgo del Parral, Santa Eulalia, Juan Aldama, Santa María de Camargo, José Mariano Jiménez y Pedro Meoqui (figura 1). Los climas en el área de estudio son: seco templado, semiseco templado, seco semicálido y muy seco semicálido, la temperatura media anual oscila entre 22 y 28 °C, la precipitación media anual varía de 125 mm a 600 mm (INEGI, 2019). Los tipos de vegetación dominante son: matorral desértico micrófilo, pastizal inducido, vegetación secundaria arbustiva de pastizal natural, vegetación secundaria arbustiva de matorral desértico micrófilo, vegetación secundaria arbustiva de vegetación halófila xerófila, bosque de galería, vegetación secundaria arbustiva de vegetación de galería, vegetación secundaria arbustiva de bosque de encino y pastizal natural (INEGI, 2018).

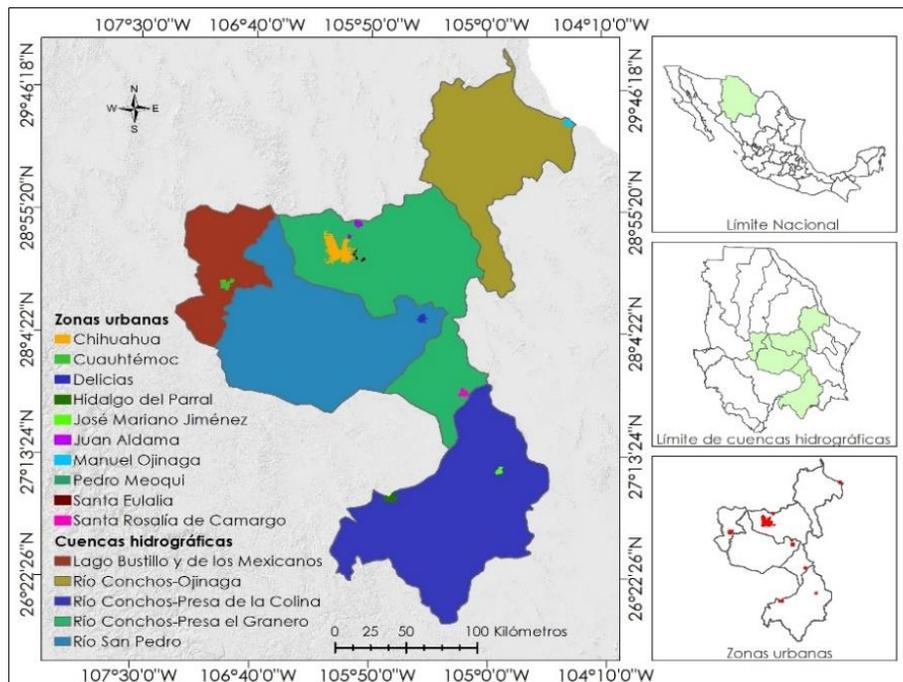


Figura 1. Cuencas Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro y zonas urbanas.

Elaboración propia.

### **Procesamiento de la imagen de satélite y variables espectrales**

Se utilizaron imágenes de Satélite (Path 31 y 32, Row 40 y 41) Landsat 5 TM (Thematic mapper) del año 2010 y Landsat 8 OLI (Operational Land Imager) para los años 2015 y 2020, libre de nubes. Estas imágenes se obtuvieron del periodo de abril a mayo en la página del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), rectificadas y registradas a una proyección Unidad Transversal de Mercator (UTM) Zona 13 Norte. Se procedió a la corrección atmosférica conforme a lo establecido en el módulo de Semi-Automatic Classification plugin implementado en el software Qgis (Congedo, 2016). Se realizó la conversión de los niveles digitales (ND) a reflectancia en superficie a partir de la lectura de los parámetros del modelo y la órbita de los satélites geométricos contenidos en los datos auxiliares de las escenas. Posteriormente, para obtener los datos corregidos homogéneos y reducir los efectos de la radiancia registrada en las bandas visibles se empleó la técnica de sustracción de objetos oscuros (DOS) (Brizuela, Aguirre, & Velasco, 2007).

Se generó una combinación de bandas compuesta de falso color para Landsat 5 TM; las bandas 5, 3 y 1. La banda 5 corresponde al canal infrarrojo de onda corta ( $1.55 - 1.75 \mu\text{m}$ ), la banda 3 al rojo ( $0.63 - 0.69 \mu\text{m}$ ) y la banda 1 al canal azul ( $0.45 - 0.52 \mu\text{m}$ ). Esta combinación se aplicó a las escenas de 2010. En cuanto a la escena de 2015 y 2020, se aplicó la combinación para Landsat 8 OLI y correspondió a las bandas 6, 4 y 2, donde la banda 6 corresponde al canal infrarrojo de onda corta ( $1.57 - 1.65 \mu\text{m}$ ), la banda 4 al canal rojo ( $0.63 - 0.67 \mu\text{m}$ ) y la banda 2 al canal azul ( $0.45 - 0.51 \mu\text{m}$ ). Por otra parte, se generó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI). La variable altitud fue obtenida de la página del INEGI (2022) con el Modelo Digital de Elevación en resolución espacial de 30 metros, la pendiente (grados) se calculó utilizando ArcToolbox, Spatial Analyst, Analyst Surface en el software ArcMap versión 10.8. Finalmente, para identificar los usos de suelos en las áreas de estudio se combinaron las imágenes compuestas de falso color con el NDVI y la altitud.

### **Clasificación de uso de suelo con máquina de soporte vectorial**

Se utilizó la SVM, debido a su utilidad en la clasificación de modelos de aprendizaje supervisado (Afifi, GholamHosseini, & Sinha, 2019), dando mejores resultados que los clasificadores tradicionales como el de máxima probabilidad (Rimal, Rijal, & Kunwar, 2020). Se empleó la SVM para clasificar las imágenes de 2010, 2015 y 2020 en diferentes categorías de uso del suelo utilizando software ArcMap versión 10.8. En la clasificación supervisada se definieron cinco clases de uso del suelo: 1) Zonas urbanas (ZU), 2) Agricultura (Agricultura de riego anual y agricultura de temporal anual) (AG), 3) Cuerpos de agua (CA), 4) Bosques (Matorral desértico micrófilo y vegetación secundaria arbustiva de matorral desértico micrófilo) (BQ) y 5) Pastizales y Suelos desnudos (pastizal inducido y área desprovista de vegetación) (PlyADV). El proceso de clasificación originó mapa de uso de suelo para los años 2010, 2015 y 2020.

Mediante muestreo estratificado se evaluó la precisión de la clasificación supervisada con el método matriz de confusión (Congalton & Green, 2019). El número de puntos para verificar la precisión fue de 385 (77 puntos por clases de uso de suelo). Se compararon los resultados de la matriz de confusión con los resultados de campo y de las imágenes de Google Earth. La precisión del productor, la precisión del usuario, la precisión global y el coeficiente Kappa se utilizaron para medir la precisión de la clasificación del uso de suelo. En la figura 2 se muestra el diagrama de flujo utilizado en este estudio.

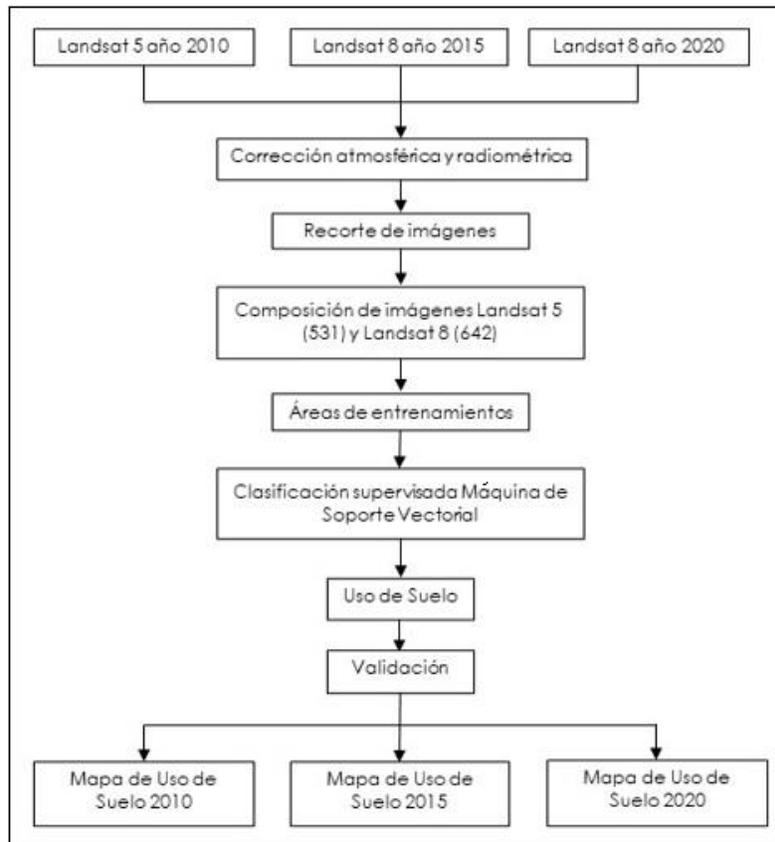


Figura 2. Diagrama de flujo para la detección del crecimiento en las zonas urbanas de Laguna Bustillos y de los mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro. Elaboración propia.

### Cambio de uso de suelos (LULC)

Se utilizó la herramienta Modelador de Cambios en el Terreno (LCM) en software IDRISI Selva 17.0, posterior a la clasificación supervisada con SVM. Se evaluaron los cambios netos, intercambio, ganancias, pérdidas y cambios totales, mediante análisis comparativo de cambio de uso de suelo de los años 2010 a 2015 y 2015 a 2020 (Eastman, 2012). Para analizar los cambios temporales de uso de suelo en las áreas de estudio e identificar los factores inherentes a la expansión urbana y el patrón de los cambios de uso de suelo se utilizó la metodología propuesta por Pontius y Schneider (2001). A partir de los mapas de cambio se realizó una evaluación de la precisión a través de la verificación en las imágenes de Google Earth Pro.

La detección del crecimiento urbano se obtuvo de los mapas de zonas urbanas, para el año 2010, 2015 y 2020, obtenidas de técnicas de procesamiento digital y visual sobre sus respectivas imágenes del sensor Landsat TM 5 y Landsat 8 Oli. En esta investigación se analizó el cambio de la cubierta de suelo en las áreas de estudio durante los años 2010-2015 y 2015-2020.

### Modelo de regresión logística (RL)

Se empleó RL con datos de 2010 y 2020 para identificar la relación entre el crecimiento urbano y los factores explicativos y modelar el crecimiento de las ciudades pertenecientes a las zonas urbanas de la cuenca Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro, en un entorno Sistema de Información Geográfica. De las variables o factores explicativos de este fenómeno de expansión urbana se consideró como variables independientes información obtenida de la carta topográfica escala 1:50 000, Red Nacional de Caminos, Marco Geoestadístico y Centro de Población y Vivienda 2020 de INEGI; recopilando un total de 14 variables de tipo socioeconómico, proximidad/accesibilidad, ambientales y de tipo físico (tabla 1).

El análisis de RL utilizado en este estudio fue el sugerido por Arsanjani, Helbich, Kainz y Bolorani (2013). RL es un método eficaz para describir las relaciones empíricas entre variables dependientes binarias (crecimiento urbano) y variables independientes categóricas y continuas (factores impulsores) (Hamdy, Zhao, Osman, Salheen, & Eid, 2016).

Tabla 1  
*Variables explicativas utilizadas en el modelo de regresión logística y simulación de crecimientos urbanos*

Variables independientes	Origen de los datos	Fechas
Altitud (AL)	modelo digital de elevación	2013
Áreas de cultivos (ACU)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Centro de atención médica (CAM)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Canal de riego (CR)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Corrientes de aguas (CAG)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Cuerpos de aguas (CUA)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Escuelas (ES)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Líneas de comunicación (LC)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Líneas de transmisión eléctricas (LTE)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Localidades rurales (LR)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019
Pendiente (P)	modelo digital de elevación	2013
Vialidades (V)	red nacional de caminos	2021
Vías férreas (VF)	cartas topográficas	2015, 2016, 2017 y 2019

Nota: Elaboración propia.

Con las variables independientes cartografiadas se realizó un análisis de correlación, en donde se omitieron aquellas que presentaban correlaciones bivariadas mayores a 0.60 (Cheng & Masser, 2003). Para la integración de las variables independientes en el modelo de RL se consideró la V de Cramer mayor a 0.14; de acuerdo con Eastman (2012) estos valores son útiles y superiores a 0.4 son muy confiables. El criterio de validación en los modelos generados fue el valor obtenido de la Pseudo  $R^2$  de McFadden ( $R^2$  MF) y el ROC.

### Simulación de crecimiento urbano espacial

Para predecir la dinámica futura (figura 3) de LULC en las zonas urbanas Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro se utilizó la CA-Markov (Cadena de Márkov) localizada en el software IDRISI Selva 17, que se emplea en la simulación de crecimiento urbano para los años 2030, 2040 y 2050. Se aplicó RL para calcular potenciales de transición, mientras que la CA Markov se empleó para determinar el LULC que se espera transite en el futuro (2030, 2040 y 2050).

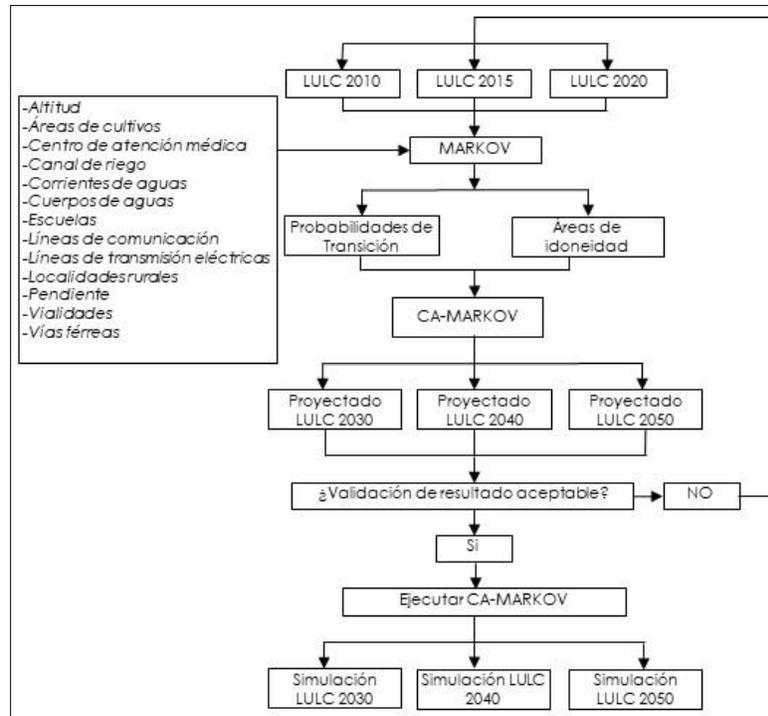


Figura 3. Diagrama de flujo general para simular el crecimiento urbano en las áreas estudiadas.  
Elaboración propia.

## RESULTADOS

### Evaluación de la precisión de la clasificación LULC (MSV)

La tabla 2 muestra los coeficientes Kappa y la precisión global derivada del método de muestreo aleatorio estratificado. Para las imágenes clasificadas de los años 2010, 2015 y 2020 y para las diez ciudades los coeficientes Kappa mostraron valores altos de precisión; respecto a la precisión global fueron muy buenos. En cuanto a la precisión del productor y usuarios los valores fueron aceptables en todas las clases.

Tabla 2  
Evaluación de la precisión de los mapas de clasificación 2010, 2015 y 2020 en el área de estudio

Ciudad	Año	C. Kappa	P. Global	P.	ZU	AG	CA	BQ	PlyADV
Chihuahua	2010	0.82	0.89	PP	0.72	0.74	0.90	0.97	0.88
				PU	0.85	0.81	0.90	0.92	0.87
	2015	0.84	0.89	PP	0.87	0.85	0.90	0.88	0.94
				PU	0.97	0.82	0.90	0.94	0.79
	2020	0.85	0.90	PP	0.82	0.85	0.88	0.94	0.93
				PU	0.98	0.65	0.70	0.93	0.87
Cuauhtémoc	2010	0.81	0.87	PP	0.81	0.91	0.82	0.87	0.81
				PU	0.92	0.90	0.82	0.84	0.79
	2015	0.85	0.90	PP	0.94	0.95	1.00	0.82	0.87
				PU	0.97	0.85	0.80	0.93	0.97
	2020	0.80	0.86	PP	0.91	0.86	0.90	0.92	0.62
				PU	0.96	0.89	0.90	0.78	0.82
Delicias	2010	0.81	0.86	PP	0.88	0.92	0.90	0.86	0.83
				PU	0.81	0.81	0.82	0.95	0.80
	2015	0.80	0.86	PP	0.88	0.91	0.86	0.86	0.82
				PU	0.81	0.81	0.55	0.95	0.80
	2020	0.80	0.85	PP	0.86	0.86	0.83	0.83	0.82
				PU	0.80	0.87	0.83	0.85	0.80
Hidalgo del Parral	2010	0.85	0.94	PP	0.83	0.60	1.00	0.98	0.83
				PU	0.94	0.90	1.00	0.96	0.76
	2015	0.87	0.95	PP	1.00	0.70	0.92	0.97	0.84
				PU	0.97	0.70	1.00	0.97	0.82
	2020	0.88	0.95	PP	0.91	0.71	1.00	0.97	0.91
				PU	1.00	0.50	1.00	0.97	0.89
Santa Eulalia	2010	0.82	0.89	PP	0.72	0.74	0.90	0.97	0.88
				PU	0.85	0.81	0.90	0.92	0.87
	2015	0.84	0.89	PP	0.87	0.85	0.90	0.88	0.94
				PU	0.97	0.82	0.90	0.94	0.79
	2020	0.85	0.90	PP	0.82	0.85	0.88	0.94	0.93
				PU	0.98	0.65	0.70	0.93	0.87
Juan Aldama	2010	0.82	0.89	PP	0.72	0.74	0.90	0.97	0.88
				PU	0.85	0.81	0.90	0.92	0.87
	2015	0.84	0.89	PP	0.87	0.85	0.90	0.88	0.94
				PU	0.97	0.82	0.90	0.94	0.79
	2020	0.85	0.90	PP	0.82	0.85	0.88	0.94	0.93
				PU	0.98	0.65	0.70	0.93	0.87
Santa Rosalía de Camargo	2010	0.82	0.90	PP	0.86	0.82	0.90	0.94	0.82
				PU	0.97	0.78	0.90	0.92	0.84
	2015	0.82	0.87	PP	0.88	0.91	1.00	0.87	0.83
				PU	0.81	0.83	0.83	0.94	0.80
	2020	0.82	0.87	PP	0.86	0.87	0.89	0.90	0.83
				PU	0.84	0.84	0.84	0.89	0.89
José Mariano Jiménez	2010	0.80	0.86	PP	0.89	0.90	0.75	0.84	0.74
				PU	0.84	0.87	0.60	0.90	0.82
	2015	0.82	0.86	PP	0.87	0.88	0.96	0.85	0.80
				PU	0.93	0.85	0.56	0.97	0.88
	2020	0.80	0.85	PP	0.89	0.91	0.98	0.77	0.83
				PU	0.85	0.73	0.72	0.98	0.98
Manuel de Ojinaga	2010	0.81	0.87	PP	0.88	0.81	0.89	0.91	0.82
				PU	0.91	0.85	0.80	0.85	0.98
	2015	0.80	0.86	PP	0.91	0.92	1.00	0.82	0.78
				PU	0.84	0.85	0.75	0.86	0.97
	2020	0.81	0.86	PP	0.89	0.90	0.90	0.82	0.81
				PU	0.90	0.80	0.73	0.87	1.00
Pedro Meoqui	2010	0.81	0.86	PP	0.88	0.92	0.90	0.86	0.83
				PU	0.81	0.81	0.82	0.95	0.80
	2015	0.80	0.86	PP	0.88	0.91	0.86	0.86	0.82
				PU	0.81	0.81	0.55	0.95	0.80
	2020	0.80	0.85	PP	0.86	0.86	0.83	0.83	0.82
				PU	0.80	0.87	0.83	0.85	0.80

Nota: Donde C. Kappa= Coeficiente Kappa, P. Global= Precisión global, P.= Precisión, PP= Precisión del productor, PU= Precisión del usuario, ZU= Zonas urbanas, AG= Agricultura, CA= Cuerpos de agua, BQ= Bosques y PlyADV= Pastizal inducido y áreas desprovisto de vegetación.  
Elaboración propia.

### **Detección de cambios de uso de suelo**

El área total urbana en la ciudad de Chihuahua, Cuauhtémoc, Delicias, Hidalgo del Parral, Santa Eulalia, Juan Aldama, Santa Rosalía de Camargo, José Mariano Jiménez, Manuel de Ojinaga y San Pedro Meoqui para los años 2010-2015 y 2015-2020 se observa en la tabla 3, destaca en magnitud la ciudad de Chihuahua y con menor área Santa Eulalia. La mayor intensidad de cambio de crecimiento se dio de 2010 a 2015. En ambos periodos de estudio las principales contribuciones a áreas urbanas provienen en su mayoría de los bosques para la ciudad de Chihuahua, Hidalgo del Parral, Santa Eulalia y áreas sin vegetación, Delicias, Juan Aldama, Pedro Meoqui, y en menor proporción la agricultura (tabla 3).

Las mayores transiciones se dieron en Chihuahua, de 2010 a 2015, mientras que en el segundo periodo (2015-2020) se incrementaron las transiciones y la tasa de cambio anual entre 2010 y 2020, siguiendo en este orden Cuauhtémoc y Delicias (2010 a 2020). Por el contrario, las menores transiciones de cambios se presentaron en Santa Eulalia para el periodo 2010-2015 y 2015-2020, donde se incrementó la tasa anual en el periodo comprendido desde 2010 hasta 2020. Asimismo, sucedió con Pedro Meoqui, para el primer y segundo periodo (2010-2015 y 2010-2020) y la tasa anual de cambio de 2010 a 2020. Por último, Juan Aldama en el periodo de 2010-2015 y la tasa anual (2015-2020).

Tabla 3  
Cambios de uso de suelo (2010-2020) en las zonas urbanas dentro del área de estudio

Ciudad	Clases y Descripción	Cambio Neto		Cambio Neto		Tasa de cambio Anual (ha)
		(ha)	(ha)	(ha)	(ha)	
		2010-2015	2015-2020	2010-2020		
Chihuahua	1	ZU	15,870.00	16,912.03	32,782.03	3,278.20
	2	AG	6.03	0.72	6.75	0.67
	4	BQ	504.89	705.65	1210.54	121.05
	5	PlyADV	165.33	300.82	466.15	46.61
		Total	16,546.25	17,919.22	34,465.47	3,446.55
Cuauhtémoc	1	ZU	2,823.80	3,188.92	6,012.71	601.27
	2	AG	139.78	110.34	250.12	25.01
	4	BQ	59.67	26.55	86.22	8.62
	5	PlyADV	26.19	7.43	33.62	3.36
		Total	3,049.44	3,333.24	6,382.68	638.27
Delicias	1	ZU	2,562.19	2,697.32	5,259.51	525.95
	2	AG	16.29	107.29	123.58	12.36
	4	BQ	2.46	5.76	8.22	0.82
	5	PlyADV	124.87	14.44	139.31	13.93
		Total	2,705.81	2,824.82	5,530.63	553.06
Hidalgo del Parral	1	ZU	1,649.11	1,961.91	3,611.02	361.10
	4	BQ	40.01	39.33	79.34	7.93
	5	PlyADV	32.08	43.83	75.91	7.59
		Total	1,721.21	2,045.07	3,766.28	376.63
	Santa Eulalia	1	ZU	218.34	244.58	462.91
4		BQ	8.19	25.08	33.27	3.33
5		PlyADV	0.59	0.00	0.59	0.06
		Total	227.11	269.66	496.77	49.68
Juan Aldama		1	ZU	461.97	534.18	996.15
	2	AG	1.71	4.23	5.94	0.59
	4	BQ	5.12	31.82	36.94	3.69
	5	PlyADV	32.31	8.19	40.50	4.05
		Total	501.12	578.41	1079.53	107.95
Santa Rosalía de Camargo	1	ZU	969.30	1,035.08	2,004.38	200.44
	2	AG	43.74	2.61	46.35	4.63
	4	BQ	6.84	2.79	9.63	0.96
	5	PlyADV	2.79	7.92	10.71	1.07
		Total	1,022.67	1,048.40	2,071.07	207.11
José Mariano Jiménez	1	ZU	807.28	824.42	1,631.70	163.17
	2	AG	0.54	0.81	1.35	0.13
	3	CA	3.78	11.84	15.62	1.56
	4	BQ	1.17	7.26	8.43	0.84
	5	PlyADV	0.0	0.36	0.36	0.04
	Total	812.77	844.68	1,657.45	165.75	
Manuel de Ojinaga	1	ZU	1,557.88	1,613.53	3,171.41	317.14
	2	AG	0.00	3.31	3.31	0.33
	4	BQ	13.37	65.24	78.61	7.86
		Total	1,571.24	1,682.08	3,253.33	325.33
	Pedro Meoquí	1	ZU	493.02	517.25	1,010.27
2		AG	4.50	14.64	19.14	1.91
3		CA	0.99	6.93	7.92	0.79
4		BQ	0.63	12.02	12.65	1.26
5		PlyADV	10.89	0.00	10.89	1.09
	Total	510.03	550.84	1,060.87	106.09	

Nota: Donde: ZU= Zonas urbanas, AG= Agricultura, CA= Cuerpos de agua, BQ= Bosques y PlyADV= Pastizal inducido y áreas desprovisto de vegetación.  
Elaboración propia.

### Modelos de regresión logística para predecir el crecimiento en las zonas urbanas

El modelo de RL y el coeficiente de cada una de las variables independientes se muestran en la tabla 4. Para predecir el crecimiento urbano en Ciudad Jiménez, el modelo de RL resultó ser excelente mostrando una Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden 0.52, indicando buena capacidad predictiva y buen ajuste entre los valores observados y la realidad. En razón al criterio de selección los resultados obtenidos mostraron que es posible predecir el crecimiento urbano en Cd. Pedro Meoquí, Delicias, Santa Rosalía de Camargo, Ojinaga,

Hidalgo del Parral y Cuauhtémoc, presentando una Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden entre 0.26 a 0.33; por el contrario, en Chihuahua, Santa Eulalia y Juan Aldama los modelos mostraron valores inferiores a 0.2.

La validación del modelo fue óptima para la mayoría de las zonas urbanas analizadas. En las zonas urbanas de José Mariano Jiménez, Delicias y Pedro Meoqui se presentó un ROC alto y es considerado relativamente bueno; mientras que Santa María de Camargo, Manuel de Ojinaga, Cuauhtémoc e Hidalgo del Parral son aceptables; sin embargo, se considera que el ROC mostró un ajuste regular para los modelos de las zonas urbanas de Chihuahua, Santa Eulalia y Juan Aldama (tabla 4).

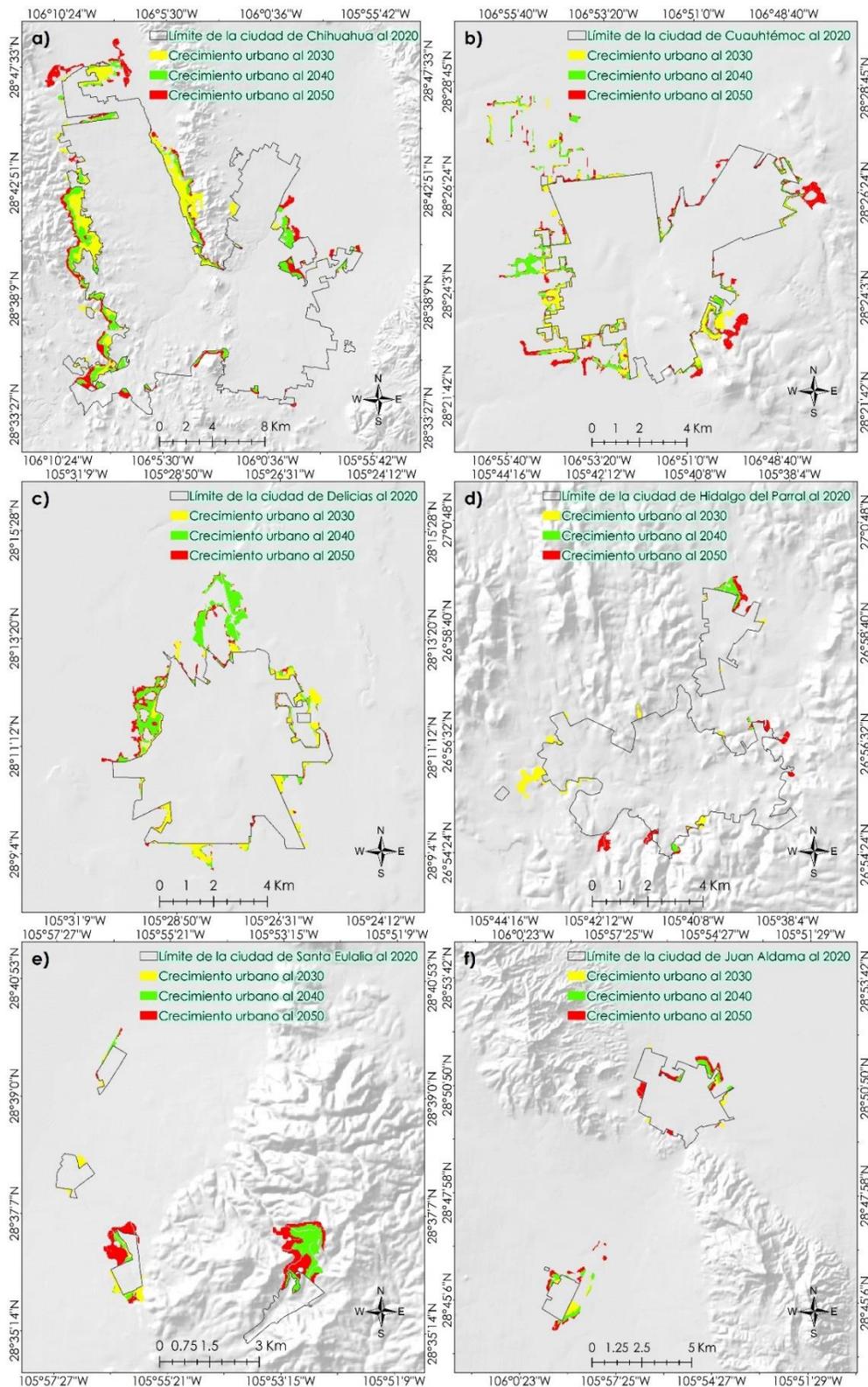
Tabla 4  
Resultados del análisis de regresión logística

Ciudad	Modelos de predicción de crecimiento en zonas urbanas	ROC	Pseudo R <sup>2</sup>
Chihuahua	Crecimiento urbano 2010-2020 = 0.6730 - 0.000021* ACU + 0.000359*CAG + 0.000008*CUA + 0.000449*ES + 0.000044*LC - 0.000376*LTE- 0.000273*LR - 0.003081*P	0.72	0.07
Cuauhtémoc	Crecimiento urbano 2010-2020 = 9.3217 - 0.006147*AL + 0.000028* ACU - 0.000514*CAG- 0.000185*CUA + 0.000977*ES + 0.000226*LC - 0.000379*LTE- 0.000354*LR + 0.012705*P + 0.012833* V	0.85	0.26
Delicias	Crecimiento urbano 2010-2020 = 4.3781 - 0.005066*AL - 0.003482* ACU + 0.000889*ES + 0.000089*LTE- 0.000203*LR - 0.052822*P + 0.003905* V	0.89	0.33
Hidalgo del Parral	Crecimiento urbano 2010-2020 = 38.2947 - 0.023787*Altitud + 0.000470* ACU + 0.000140* CAM - 0.002130* CAG + 0.000032* CUA - 0.000212* ES - 0.000761* LTE + 0.015573*P + 0.001924*V + 0.000285*VF	0.84	0.26
Santa Eulalia	Crecimiento urbano 2010-2020 = 0.6730 - 0.000021* ACU + 0.000359*CAG + 0.000008*CUA + 0.000449*ES + 0.000044*LC - 0.000376*LTE- 0.000273*LR - 0.003081*P	0.72	0.07
Juan Aldama	Crecimiento urbano 2010-2020= 0.6730 - 0.000021* ACU + 0.000359*CAG + 0.000008*CUA + 0.000449*ES + 0.000044*LC - 0.000376*LTE- 0.000273*LR - 0.003081*P	0.72	0.07
Santa Rosalía de Camargo	Crecimiento urbano 2010-2020 = 19.7181 - 0.016815*AL - 0.004414* ACU + 0.000287*CR - 0.000226*CAG - 0.000112*CUA + 0.000367*LC - 0.000463*LR - 0.203880*P + 0.009505* V	0.87	0.33
José Mariano Jiménez	Crecimiento urbano 2010-2020 = -230.3759 + 0.166757*AL - 0.005925* ACU - 0.001043*CR + 0.000346*ES - 0.000375*LTE- 0.001100*LR - 1.154498*P + 0.006530* V	0.96	0.52
Manuel de Ojinaga	Crecimiento urbano 2010-2020 = 78.2985 - 0.102420*AL - 0.001150* ACU - 0.000122*CR + 0.001692*ES - 0.000329*LTE- 0.000017*LR + 0.932853*P - 0.000805* V	0.86	0.31
Pedro Meoqui	Crecimiento urbano 2010-2020 = 4.3781 - 0.005066*AL - 0.003482* ACU + 0.000889*ES + 0.000089*LTE- 0.000203*LR - 0.052822*P + 0.003905* V	0.89	0.33

Nota: Donde: AL= altitud, ACU= áreas de cultivos, CAM= centro de atención médica, CR= canal de riego, CAG= corrientes de aguas, CUA= cuerpos de agua, ES= escuelas, LC= líneas de comunicación, LTE= líneas de transmisión eléctricas, LR= localidades, P= pendiente, V= vialidades y VF= vías férreas.  
Elaboración propia.

### Proyección de crecimiento urbano en las zonas urbanas

De acuerdo con el modelo cada color corresponde al crecimiento del uso del suelo urbano simulado (figura 4). Los colores amarillos, verde y rojo corresponden a las áreas de expansión de los suelos urbanos en 2030, 2040 y 2050, respetivamente. Los mapas simulados (figura 4a, 4b, 4c, 4d, 4e, 4f, 4g, 4h, 4i, 4j) sugieren que las áreas de suelo urbano en cada etapa se están expandiendo, la cual es similar a la situación real. En general, los crecimientos urbanos simulados se producen de Norte, Este, Sur y Oeste en las áreas de estudio. En el año 2030 se observa una expansión urbana más notoria. En los años 2040 y 2050 se identifica una tasa baja en el crecimiento para el cambio de uso de suelo.



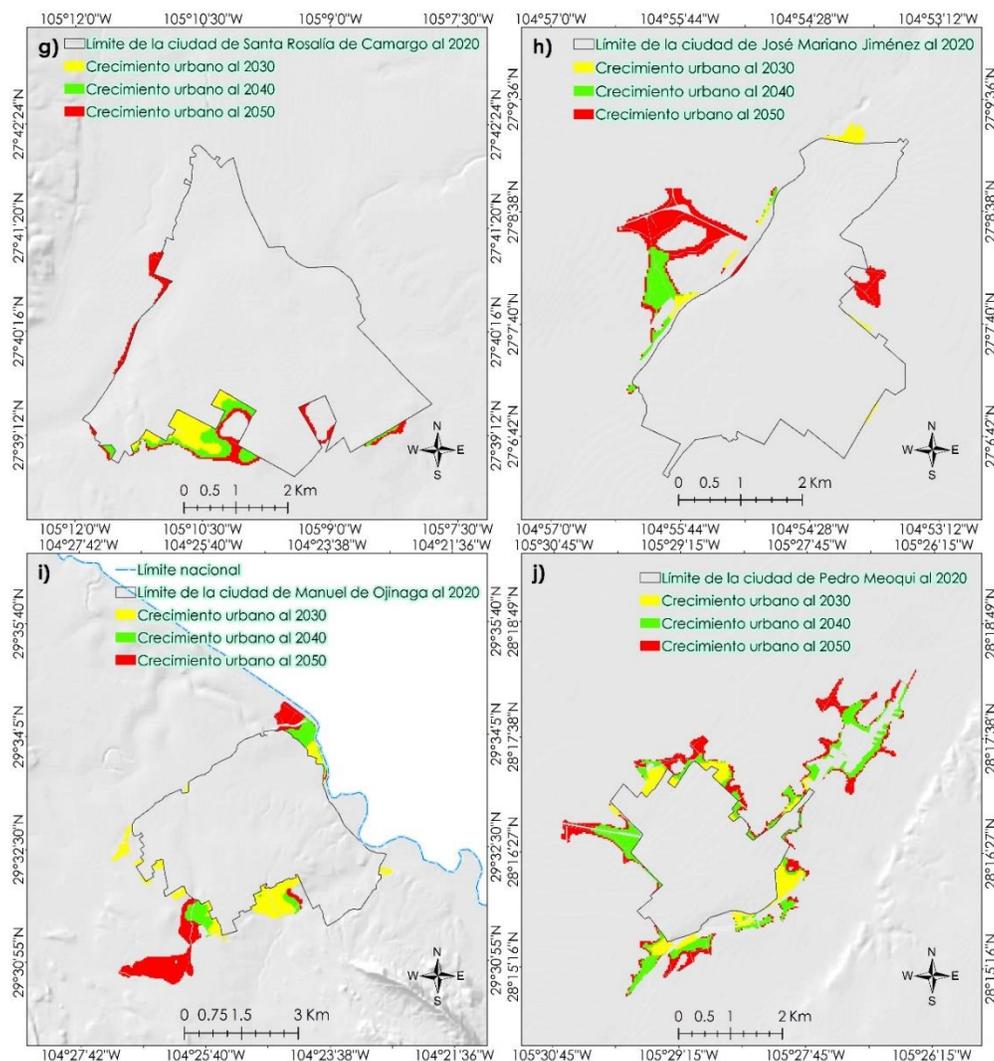


Figura 4. Proyección del crecimiento en zonas urbanas de la cuenca Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro para los años 2030, 2040 y 2050. Elaboración propia.

Se estiman mayores crecimientos urbanos en Pedro Meoqui de 11, 33 y 52% de 2020 a 2030, 2040 y 2050, respectivamente; así como Santa Eulalia 9, 37 y 75%; seguido por Manuel de Ojinaga 7, 11 y 20%; para Delicias 6, 15 y 18%; Chihuahua 6, 10 y 14%; Cuauhtémoc 5, 11 y 17% y Juan Aldama 4, 11 y 20%. A diferencia de José Mariano Jiménez (2, 5, 13%) Hidalgo del Parral (3, 4, 6%) y Santa Rosalía de Camargo (3, 6, 9%), donde se estiman menores crecimientos urbanos en el periodo de 2020 a 2030, 2040 y 2050, sucesivamente (tabla 5). Por tanto, en las áreas de estudio la mayor superficie de crecimiento urbano reemplaza a la agricultura, bosques y pastizal inducido y áreas desprovistas de vegetación.

Tabla 5  
*Proyección de crecimientos urbanos en el área de estudio*

Zonas urbanas	Superficie total (ha)	Crecimientos urbanos (ha)		
	2020	2030	2040	2050
Chihuahua	2,8106	1,598	2,844	3,955
Cuauhtémoc	5,467	286	593	936
Delicias	3,440	211	500	615
Hidalgo del Parral	3,233	85	120	196
Manuel de Ojinaga	1,979	143	217	387
Santa Rosalía de Camargo	1,914	55	107	169
José Mariano Jiménez	1,223	21	60	157
San Pedro Meoqui	675	77	221	351
Juan Aldama	1,475	60	156	290
Santa Eulalia	368	33	137	275

Nota: Elaboración propia.

## DISCUSIÓN

En la clasificación de uso de suelo los valores de coeficientes Kappa fueron superiores a 0.8 y representan una fuerte concordancia o precisión entre dos mapas, de acuerdo con Achmad, Sirojuzilam, Badaruddin y Dwira (2015); los valores de precisión Kappa por encima de 0.8 representan un alto grado; mientras que para Ul Din y Leung (2021) estos valores podrían interpretarse como casi perfectos; por el contrario, los valores de 0.64 a 1 son fiables, y 0.61 a 0.79 son de una precisión sustancial. Para Ikiel, Ustaoglu, Dutucu y Kilic (2013) los valores de precisión global superiores al rango 0.80-0.85 son niveles aceptables de clasificación de imágenes, Butt, Shabbir, Ahmad y Aziz (2015) propone Kappa superior a 0.90 para obtener resultados satisfactorios; sin embargo, en este estudio los valores fueron inferiores presentando coeficiente Kappa de 0.80 a 0.85 (2010), 0.80 y 0.87 (2015) y 0.80 hasta 0.88 (2020); por otro lado, la precisión global tuvo valores de 0.86 a 0.94 (2010), entre 0.86 y 0.95 (2015) y 0.85 hasta 0.95 (2020).

En el presente estudio, en la detección de cambio de uso de suelo, la mayor tasa de cambio anual entre el año 2010 y el 2020 se observó en la ciudad de Chihuahua, Cuauhtémoc, Delicias e Hidalgo del Parral con 3,446.55 ha, 638.27 ha, 553.63 ha y 376.63 ha, esta tasa de cambio anual puede ser al aumento del número de población, que de acuerdo con el Censo de Población y Vivienda de 2010 a 2020 el crecimiento poblacional anual para las ciudades mencionadas fueron de 11,653, 2,175, 1,047 y 900 habitantes, respectivamente. Por el contrario, en la ciudad de Santa Eulalia Pedro Meoqui y Juan Aldama la tasa de cambio anual es de 49.68 ha, 106.09 ha y 107.95 ha, con un crecimiento poblacional anual de 56, 67 y 80 habitantes (INEGI, 2010; 2020).

Los modelos de RL obtenidos para las zonas urbanas de la cuenca Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro son aceptables, una Pseudo R<sup>2</sup> de McFadden superior a

0.2 puede considerarse buen nivel predictivo (Bravo et al., 2022). Hamdy, Zhao, Salheen y Eid (2016) estudiaron el análisis de las fuerzas motrices del crecimiento urbano mediante modelos IDRISI@Selva Abouelreesh - Asuán como estudio de caso; señalan que una Psuedo  $R^2$  de McFadden superior a 0.2 se considera un ajuste relativamente bueno y 0.3875 indica un ajuste perfecto.

Los resultados ROC alcanzados en esta investigación mediante RL indican ser buenos para estimar el crecimiento urbano, en 7 de 10 zonas urbanas estudiadas y regular en las tres zonas urbanas. Estos resultados concuerdan con lo reportado por Bravo et al. (2022) al estudiar la degradación y deforestación en la cuenca del río Conchos (México): modelado predictivo mediante regresión logística (1985-2016), ellos mencionan que valores de ROC son buenos entre 0.75 y 0.90; por tanto, en este estudio de las 10 zonas urbanas estudiadas sólo en siete se presenta una elevada capacidad predictiva en el modelo para predecir el crecimiento urbano.

Por su parte, Oñate-Valdivieso y Oñate-Paladines (2019) estudiaron el crecimiento urbano y su influencia en los caudales de crecida: un caso de estudio en una cuenca urbana en los Andes ecuatorianos, reportando valores altos de ROC de 0.95. Molinero-Parejo, Aguilera-Benavente y Gómez-Delgado (2021) mediante regresión logística geográficamente ponderada para identificar los factores explicativos de la distribución de usos de suelo en escenarios futuros de crecimientos urbanos muestran valores de ROC, indicando resultados de AUC de 0.88 y 0.97.

Por último; utilizando la CA-Markov para simular el crecimiento de las zonas urbanas, éstas crecerán significativamente en los años 2030, 2040 y 2050. Esto demuestra la capacidad que tiene esta técnica para predecir el crecimiento urbano y la alta eficiencia y capacidad para simular múltiples coberturas de suelo y patrones complejos (Qu et al., 2020). Por ejemplo, Avalos et al. (2019) en su trabajo de investigación simulación del crecimiento urbano de la zona metropolitana Tepic-Xalisco estudiaron tres modelos de simulación de crecimiento urbano; sus resultados mostraron que el modelo CA-MARKov simula bien los crecimientos urbanos dispersos en los alrededores de la mayoría de las localidades en comparación con los modelos de regresión logística y técnicas de evaluación multicriterio, que no logran reproducir los mismos.

Liao et al. (2020) mencionan que los modelos de simulación de cambio de uso de suelo es un aporte importante para ayudar a los planificadores a formular planes y políticas razonables. Para Huang, Wang y Xiao (2022) los modelos espaciales en comparación con los modelos no espaciales pueden identificar claramente los cambios de uso de suelo urbano en el mapa.

## CONCLUSIONES

Los resultados de este estudio permiten comprobar que la hipótesis planteada se cumple; ya que fue posible detectar, modelar y simular el crecimiento urbano de núcleos de población en diferentes cuencas hidrológicas de Chihuahua, México; particularmente en la cuenca Laguna Bustillos y de los Mexicanos, río Conchos-Ojinaga, río Conchos-Presa de la Colina, río Conchos-Presa el Granero y río San Pedro.

La SVM en la clasificación supervisada para mapa de uso de suelo en las áreas de estudio registró buenos resultados.

El modelo de RL con respecto al criterio de validación presentó excelente ajuste para estimar crecimientos urbanos en José Mariano Jiménez y mejores ajustes para Pedro Meoqui, Delicias, Santa Rosalía de Camargo, Manuel de Ojinaga, Hidalgo del Parral y Cuauhtémoc.

Los valores de ROC se consideran como buenos y aceptables en este estudio.

Con respecto a la superficie actual, el modelo de simulación de crecimiento estima que desde 2020 hasta 2050 las ciudades de Santa Eulalia, Pedro Meoqui, Delicias, Manuel de Ojinaga, Cuauhtémoc y Chihuahua crecerán significativamente en promedio más de 10%. Por consiguiente, estudiar, modelar y predecir los crecimientos urbanos que engloban diferentes ciudades e integran el crecimiento de la población en los últimos años es complejo.

Finalmente, debido a las diferentes condiciones topográficas, ambientales, edáficas y demográficas pueden investigarse otras técnicas, tales como Random Forest, Neural Network y Multivariate Adaptive Regression Spline para la detección, modelación y simulación de crecimiento urbano.

## REFERENCIAS

- Achmad, A., Sirojuzilam, H., Badaruddin, D., & Dwira, N. A. (2015). Modeling of urban growth in Tsunami-prone City using logistic regression: Analysis of Banda Aceh, Indonesia. *Applied Geography*, 62, 237-246. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.05.001>
- Afifi, S., GholamHosseini, H., & Sinha, R. (2019). A system on chip for melanoma detection using FPGA-based SVM classifier. *Microprocessors and Microsystems*, 65, 57-68. <https://doi.org/10.1016/j.micpro.2018.12.005>
- Arsanjani, J. J., Helbich, M., Kainz, W., & Boloorani, A. D. (2013). Integration of logistic regression, Markov chain and cellular automata models to simulate urban expansion. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 21, 265-275. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.12.014>
- Avalos, J. A., Gómez, D. M., Aguilera, B. F., & Flores, V. F. (2019). Simulación del crecimiento urbano de la zona metropolitana Tepic-Xalisco, México. *Estudios Geográficos*, 80(287), e021. <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201938.018>
- Bravo, P. L. C., Gaurín, C., M. O., Alatorre, C. L. C., Torres, O. M. E., Moreno, M. R. L., Salas, A. V. M., & González, L. M. O., (2022). Degradación y deforestación en la cuenca del río Conchos (México): Modelado predictivo mediante regresión logística (1985-2016). *Cuadernos Geográficos*, 61(1), 129-149. <https://doi.org/10.30827/cuadgeo.v61i1.21629>
- Brizuela, A. B., Aguirre, C. A., & Velasco, I. (2007). Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos Landsat 5 para análisis multitemporal. *Teledetección. Hacia un mejor entendimiento de la dinámica global y regional* (21, pp. 207-214). Madrid, España: Martín.
- Butt, A., Shabbir, R., Ahmad, S. S., & Aziz, N. (2015). Land use change mapping and analysis using remote sensing and GIS: A case study of Simly watershed, Islamabad,

- Pakistan. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(2), 251–259. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.07.003>
- Cheng, J., & Masser, I. (2003). Urban growth pattern modeling: A case study of Wuhan city, PR China. *Landscape and urban planning*, 62(4), 199-217. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(02\)00150-0](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00150-0)
  - Congalton, R. G., & Green, K. (2019). *Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices* (3<sup>rd</sup>. ed.). US: CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780429052729>
  - Congedo, L. (2016). Semi-automatic classification plugin documentation. Release, 4(0.1), 29. Recuperado de [https://scholar.google.it/citations?view\\_op=view\\_citation&hl=it&user=WlnjgYUAAAAJ&citation\\_for\\_view=WlnjgYUAAAAJ:zYLM7Y9cAGgC](https://scholar.google.it/citations?view_op=view_citation&hl=it&user=WlnjgYUAAAAJ&citation_for_view=WlnjgYUAAAAJ:zYLM7Y9cAGgC)
  - Consejo Nacional de Población (CONAPO). (2015). *Proyecciones de la población en México, 2010-2050* [Portal electrónico, consultado en mayo de 2020]. Recuperado de [www.conapo.gob.mx/es/](http://www.conapo.gob.mx/es/).
  - Díaz, C. R. E., Bravo P. L. C., Alatorre, C. L. C., & Sánchez, F. E. S. (2014). Análisis geoespacial de la interacción entre el uso de suelo y de agua en el área peri-urbana de Cuauhtémoc, Chihuahua. Un estudio socioambiental en el norte de México. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía*, 2014(83), 116-130. <https://doi.org/10.14350/ig.32694>
  - Eastman, J. R. (2012). *Idrisi Selva Tutorial*. Clark Labs: Clark University.
  - Esparza, M. (2014). La sequía y la escasez de agua en México: Situación actual y perspectivas futuras. *Secuencia*, 89, 193-219.
  - González, B. O., Tapia, F. J. L., & Salas, H. S. (2020). Nuevo enfoque para la extracción de características en la clasificación de textos para la atribución de autoría. *Research in Computing Science*, 149(8), 817-826. Recuperado de [https://rcs.cic.ipn.mx/2020\\_149\\_8/Nuevo%20enfoque%20para%20la%20extraccion%20de%20caracteristicas%20en%20la%20clasificacion%20de%20textos.pdf](https://rcs.cic.ipn.mx/2020_149_8/Nuevo%20enfoque%20para%20la%20extraccion%20de%20caracteristicas%20en%20la%20clasificacion%20de%20textos.pdf)
  - Hamdy, O., Zhao, S., Osman, T., Salheen, M. A., & Eid, Y. Y. (2016). Applying a hybrid model of Markov chain and logistic regression to identify future urban sprawl in Abouelreesh, Aswan: A case study. *Geosciences*, 6(4), 43. <https://doi.org/10.3390/geosciences6040043>
  - Hamdy, O., Zhao, S., Salheen, M. A., & Eid, Y. Y. (2017). Analyses the driving forces for urban growth by using IDRISI® Selva models Abouelreesh-Aswan as a case study. *International Journal of Engineering and Technology*, 9(3), 226. <https://doi.org/10.7763/IJET.2017.V9.975>
  - Huang, X., Wang, H., & Xiao, F. (2022). Simulating urban growth affected by national and regional land use policies: Case study from Wuhan, China. *Land Use Policy*, 112, 105850. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2021.105850>
  - Ikiel, C., Ustaoglu, B., Dutucu, A. A., & Kilic, D. E. (2013). Remote sensing and GIS-based integrated analysis of land cover change in Duzce plain and its surroundings (north western Turkey). *Environmental Monitoring and Assessment*, 185(2), 1699–1709. <https://doi.org/10.1007/s10661-012-2661-6>
  - Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2010). *Censo de Población y Vivienda 2010. Conjunto de datos tabulados. Población total con estimación por sexo y entidad* [Portal electrónico, consultado el 2 de mayo de 2022]. México: Autor. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2010/#Tabulados>
  - \_\_\_\_\_ (2018). *Conjunto de Datos Vectoriales del Continuo Nacional de Uso de Suelo y Vegetación Serie VII escala 1: 250 000, en formato digital*. México: Autor.
  - \_\_\_\_\_ (2019). *Conjunto de Datos Vectoriales del Continuo Nacional de Efectos Climáticos Regionales escala 1: 250 000, en formato digital*. México: Autor.

- \_\_\_\_\_ (2020). *Censo de Población y Vivienda 2020. Conjunto de datos tabulados. Población total con estimación por sexo y entidad* [Consultado el 2 de mayo de 2022]. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/programas/ccpv/2020/>
- \_\_\_\_\_ (2022). *Continuo de elevaciones mexicano 3.0 (CEM 3.0)*. México: Autor. Recuperado de <https://www.inegi.org.mx/temas/relieve/continental/>
- Liao, W., Liu, X., Xu, X., Chen, G., Liang, X., Zhang, H., & Li, X. (2020). Projections of land use changes under the plant functional type classification in different SSP-RCP scenarios in China. *Science Bulletin*, 65(22), 1935-1947. <https://doi.org/10.1016/j.scib.2020.07.014>
- Molinero-Parejo, R., Aguilera-Benavente, F., & Gómez-Delgado, M. (2021). Regresión Logística Geográficamente Ponderada para identificar los factores explicativos de la distribución de usos de suelo en escenarios futuros de crecimiento urbano. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 88. <https://doi.org/10.21138/bage.3052>
- Oñate-Valdivieso, F., & Oñate-Paladines, A. (2019). El crecimiento urbano y su influencia en los caudales de crecida: Un caso de estudio en una cuenca urbana en los andes ecuatorianos. *Revista Geoespacial*, 16(2), 1-15. Recuperado de [https://www.researchgate.net/publication/338702604\\_EL\\_CRECIMIENTO\\_URBANO\\_Y\\_SU\\_INFLUENCIA\\_EN\\_LOS\\_CAUDALES\\_DE\\_CRECIDA\\_UN\\_CASO\\_DE\\_ESTUDIO\\_EN\\_UNA\\_CUENCA\\_URBANA\\_EN\\_LOS\\_ANDES\\_ECUATORIANOS](https://www.researchgate.net/publication/338702604_EL_CRECIMIENTO_URBANO_Y_SU_INFLUENCIA_EN_LOS_CAUDALES_DE_CRECIDA_UN_CASO_DE_ESTUDIO_EN_UNA_CUENCA_URBANA_EN_LOS_ANDES_ECUATORIANOS)
- Perea-Ardila, M. A., Andrade-Castañeda, H. J., & Segura-Madriral, M. A. (2021). Estimación de biomasa aérea y carbono con Teledetección en bosques alto-Andinos de Boyacá, Colombia. Estudio de caso: Santuario de Fauna y Flora Iguaque. *Revista Cartográfica*, 102, 91-123. <https://doi.org/10.35424/rcarto.i102.821>
- Pontius, R. G., & Schneider, L. C. (2001). Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 85(1-3), 239-248. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00187-6](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00187-6)
- Prieto-Amparán, J. A., Villarreal-Guerrero, F., Martínez-Salvador, M., Manjarrez-Domínguez, C., Vázquez-Quintero, G., & Pinedo-Alvarez, A. (2019). Spatial near future modeling of land use and land cover changes in the temperate forests of Mexico. *PeerJ*, 7, e6617. <https://doi.org/10.7717/peerj.6617>
- Qu, S., Hu, S., Li, W., Wang, H., Zhang, C., & Li, Q. (2020). Interaction between urban land expansion and land use policy: An analysis using the DPSIR framework. *Land Use Policy*, 99, 104856. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104856>
- Rawat, J. S., & Kumar, M. (2015). Monitoring land use/cover change using remote sensing and GIS techniques: A case study of Hawalbagh block, district Almora, Uttarakhand, India. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 18(1), 77-84. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.02.002>
- Riaño, M. O. O., Acosta, M. C. D., & Leal, P. R. O. (2016). Clasificación de una imagen satelital empleando máquinas de soporte vectorial para cuantificar el área de *Pinus patula* en una plantación. *Redes de Ingeniería*, 54-60. <https://doi.org/10.14483/2248762X.11991>
- Rimal, B., Rijal, S., & Kunwar, R. (2020). Comparing support vector machines and maximum likelihood classifiers for mapping of urbanization. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 48(1), 71-79. <https://doi.org/10.1007/s12524-019-01056-9>
- Sahagún-Sánchez, F. J., & Reyes-Hernández, H. (2018). Impactos por cambio de uso de suelo en las áreas naturales protegidas de la región central de la Sierra Madre Oriental, México. *CienciaUAT*, 12(2), 6-21. <https://doi.org/10.29059/cienciauat.v12i2.831>
- Trueba Espinosa, A., Moreno Sánchez, J. C., & Ruiz Castilla, J. S. (2014). Identificar cobertura vegetal de suelo clasificando píxeles en imágenes hiperespectrales con SVM (máquina de soporte vectorial). *COMTEL 2014 VI Congreso Internacional de Computación y Telecomunicaciones*, 196-202. Recuperado de

<http://repositorio.uigv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.11818/683/COMTEL-2014-196-202.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

- Ul Din, S., & Leung M, H. W. (2021). Retrieval of Land-Use/Land Cover Change (LUCC) Maps and Urban Expansion Dynamics of Hyderabad, Pakistan via Landsat Datasets and Support Vector Machine Framework. *Remote Sensing*, 13(16), 3337. <https://doi.org/10.3390/rs13163337>
- United Nations Department of Economic and Social Affairs Population Division (2019). *World Population Prospects 2019, Online Edition. Rev. 1* [Archivos descargables de portal electrónico]. Recuperado de <https://population.un.org/wpp/Download/Standard/Population/>
- Vargas-Sanabria, D., & Campos-Vargas, C. (2018). Sistema multi-algoritmo para la clasificación de coberturas de la tierra en el bosque seco tropical del área de conservación Guanacaste, Costa Rica. *Revista Tecnología en Marcha*, 31(1), 58-69. <https://doi.org/10.18845/tm.v31i1.3497>



Esta obra está bajo una licencia internacional [Creative Commons Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).

Usted es libre de Compartir — copiar y redistribuir el material en cualquier medio o formato

Adaptar — remezclar, transformar y construir a partir del material

La licenciente no puede revocar estas libertades en tanto usted siga los términos de la licencia

Atribución — Usted debe dar crédito de manera adecuada, brindar un enlace a la licencia, e indicar si se han realizado cambios. Puede hacerlo en cualquier forma razonable, pero no de forma tal que sugiera que usted o su uso tienen el apoyo de la licenciente.

NoComercial — Usted no puede hacer uso del material con propósitos comerciales.

CompartirIgual — Si remezcla, transforma o crea a partir del material, debe distribuir su contribución bajo la misma licencia del original.