

## Validación de modelos predictivos de cambio de cubierta y uso del suelo en la península de Baja California, México

### *Validation of predictive land use models in the peninsula of Baja California, Mexico*

Laura Alfonsina Chang Martínez,\* Fernando Antonio Rosete Vergés,\*\* Juan Felipe Charre Medellín\*\*\* y Jean Francois Mas\*\*\*\*

Recibido: 22/10/2019. Aprobado: 03/03/2020. Publicado en línea (eprint): 13/07/2020.

**Resumen.** Los modelos predictivos de cambio de cubierta y uso del suelo (CCUS) son herramientas que permiten identificar cantidad o áreas susceptibles a los cambios, y prevenir condiciones de degradación ambiental. Existen diversos enfoques para realizar las simulaciones de CCUS, los modelos predictivos a evaluar en esta investigación utilizan un enfoque basado en patrones, que echan mano de datos de percepción remota, censos poblacionales, análisis estadísticos y conocimiento experto, lo que permite generar la parametrización de las transiciones de una categoría a otra y así generar mapas de cambio. A través de la validación de los modelos se pretende evaluar la exactitud de las predicciones, permitiendo identificar las mejores metodologías para generar modelos predictivos confiables. Como resultado de esto, el objetivo de esta investigación es conocer la capacidad predictiva de tres modelos de CCUS en la península de Baja California, México, generados en 2008. A través del método de actualización cartográfica, se obtuvieron tres mapas de cubiertas y usos del suelo para de 2018. Esto se realizó con

herramientas de percepción remota, sistemas de información geográficas, uso de software de análisis estadísticos (R) y detección de cambios (DINAMICA-EGO). Una vez obtenidos en 2018 los mapas de CCUS del año 2018, fue evaluada la fiabilidad de cada mapa. Y, finalmente, se evaluaron los modelos predictivos realizados. Los mapas de CCUS de 2018 presentaron una fiabilidad superior a 96% en las tres localidades. Las predicciones de los modelos de CCUS realizadas en el 2008 fueron muy cercanas a las observadas en el 2018 en dos de ellos, ya que en la localidad de Santo Domingo la asertividad fue de 77% y en San Quintín del 86%, mientras que en Tijuana fue solamente del 35%. La metodología empleada es una propuesta que ayuda a conocer el grado de certidumbre de los modelos predictivos de CCUS y la generación de cartografía actualizada.

**Palabras clave.** Actualización cartográfica, fiabilidad, detección de cambios, percepción remota y modelos predictivos.

\* Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia de la UNAM (ENES). Antigua Carretera a Pátzcuaro 8701, Residencial San José de la Huerta, 5819, Morelia, Michoacán, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9371-6830>. Email: [lchang@pmip.unam.mx](mailto:lchang@pmip.unam.mx)

\*\* Escuela Nacional de Estudios Superiores Unidad Morelia de la UNAM (ENES). Antigua Carretera a Pátzcuaro 8701, Residencial San José de la Huerta, 5819, Morelia, Michoacán, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0640-0411>. Email: [fernando.rosetev@enesmorelia.unam.mx](mailto:fernando.rosetev@enesmorelia.unam.mx)

\*\*\* Autor de correspondencia. Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM. Antigua Carretera a Pátzcuaro 8701, Col. Ex-Hacienda de San José de la Huerta, 58190. Morelia, Michoacán, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2192-1680>. Email: [jcharre@ciga.unam.mx](mailto:jcharre@ciga.unam.mx)

\*\*\*\* Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, UNAM. Antigua Carretera a Pátzcuaro 8701, Col. Ex-Hacienda de San José de la Huerta, 58190. Morelia, Michoacán, México. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6138-9879>. Email: [jfmas@ciga.unam.mx](mailto:jfmas@ciga.unam.mx)

**Abstrac:** Studying the CCUS helps to describe relationships between man and nature through a spatial interface, such as satellite images and Geographic Information Systems (GIS). This allows the monitoring of regional and global changes by looking at the distribution patterns of landscape covers and the effects on the available resources. This also makes it possible to use tools such as the Models of Change of Cover and Land Use (CCUS, in Spanish), which identify the quantity and/or areas susceptible to change, in addition to preventing environmental degradation conditions. These models mainly identify patterns of change by using remote perception data, population censuses, statistical analyses, and expert knowledge, allowing to generate parameterization of transitions between categories. Once the prospective model has been developed, the simulation or accuracy of the prediction can be evaluated, ideally through statistical methods produced to determine the accuracy of the projection of a model. Through the validation of CCUS models, we can establish the certainty of the changes that are foreseen. Therefore, we consider it important to find new methods to evaluate predictive CCUS models, and in this study, evaluates the accuracy of the predictions considering the present information to define the certainty of models that have already met the prediction time. Therefore, the objective of this work is to determine the predictive capacity of three CCUS models in the Baja California peninsula, Mexico, generated in 2008. The main input was the predictive models calculated for the period 1978-2003, produced from satellite images. Subsequently, through the mapping update method, three maps of land covers and uses were obtained for 2018, used to generate change maps for the period 2003-2018 and thus evaluate the assertiveness of the change surfaces projected by the predictive models. This was done with remote sensing tools, geographic information systems, statistical analysis software (R), and change detection (DINAMICA-EGO). The mapping update procedure required a total of four Landsat-8 scenes with a spatial resolution of 30; this method produces segments

corresponding to units of the landscape units and avoids producing isolated pixels. Changes are detected through these segments based on atypical spectral responses compared to other objects in the image. This procedure combines digital image classification and visual interpretation processing to produce maps for different times based on existing mapping enhancement processes. Once the 2018 CCUS maps were obtained, the reliability of each 2018 map was evaluated, as well as the reliability of the user and producer of each map. Finally, the predictive models elaborated in 2008 were evaluated by observing the changes between the 2003 map and the updated 2018 map for each study site. Subsequently, matrices of cover changes between years 2003-2018 were elaborated in DINAMICA EGO, allowing us to determine the area (hectares) of change by category for each site and the total loss by category between years. From this, we estimated the area of xeric shrubland that changed, corresponding to the dependent variable in all predictive models. Finally, the current data of change for each model were compared with the prediction for each study site. The 2018 CCUS maps showed a reliability figure above 96% in the three locations. The predictions from CCUS models in 2008 were very close to those observed in 2018 in two cases; Santo Domingo showed an assertiveness of 77% (26 more hectares lost vs. prediction) and San Quintín, 86% (17 less hectares lost vs. prediction), while Tijuana showed an assertiveness of only 35% (13 less hectares lost vs. prediction). The methodology used is a proposal that helps to know the actual degree of certainty of the CCUS predictive models and the generation of updated cartography. This evaluation not only allows determining assertiveness but, under a more thorough and rigorous investigation, it will make it possible to identify the direct and indirect factors that led to change, thus contributing expert knowledge for future predictions.

**Keywords:** Cartographic update, spatial analysis, remote sensing, land use / cover change, validation.

## INTRODUCCIÓN

El cambio de cubiertas y uso del suelo (CCUS) tiene impactos en una amplia gama de atributos ambientales, paisajísticos y climáticos, que lo hace uno de los responsables más importantes del cambio global (Lambin, Geist, y Lepers, 2003). En las últimas décadas se ha observado que existe una acentuada pérdida de biodiversidad y que la mayoría de los ecosistemas sufren algún grado de disturbio o alteración humana (Acevedo y Delibes-Mateos, 2013; Geist y Lambin, 2001). Los procesos de CCUS aún no se entienden completamente ya que las condiciones socioambientales que influyen en ellos son complejas y muchos cambios se basan

principalmente en toma de decisiones económicas y políticas. Estudiar los CCUS ayuda a describir relaciones entre el hombre y la naturaleza, a través de una interfaz espacial, como las imágenes de satélites y los sistemas de información geográfica (SIG), lo que permite monitorear los cambios a escala regional y global, observando los patrones de distribución de las cubiertas en el paisaje y los efectos en los recursos disponibles (Loveland *et al.*, 1999).

Una de las principales herramientas que nos permiten identificar cantidades y áreas susceptibles a modificaciones en el paisaje son los modelos predictivos de CCUS. A través del análisis de procesos relacionados con el manejo forestal, las

fuerzas biofísicas y económicas que influyen en ellos, es posible realizar proyecciones a futuro (Mas *et al.*, 2004). Los modelos predictivos usan principalmente un enfoque de patrones de cambio y evaluación del uso del suelo mediante datos de percepción remota, censos poblacionales, análisis estadísticos y conocimiento experto, lo que permite generar la parametrización de las transiciones de una categoría a otra (Bicho, 2004; Castella, Trung, y Boissau, 2005; Verburg, 2007).

En general, los modelos recientes simulan los cambios a través de mapas de probabilidad (zonas más propensas al cambio) y variables “explicativas”, permitiendo elaborar los mapas predictivos de CCUS para identificar áreas susceptibles a los cambios (Mas y Sandoval, 2011). Sin embargo, también se puede predecir los cambios de forma numérica, tratando de estimar la cantidad de cambio a través del tiempo de forma matemática o estadística sin ser espacialmente explícitos (Rosete Vergés, Pérez Damián, y Bocco, 2008).

Los modelos de CCUS predictivos estiman la probabilidad de cambio en función de un conjunto de variables explicativas y a través de la comparación de dos mapas de CUS (cubiertas y uso del suelo) y desde una variedad de enfoques (Geist y Lambin, 2001; Rosete-Vergés, 2008, Mas y Sandoval, 2011). Una vez elaborado el mapa prospectivo se puede evaluar la simulación, o veracidad de la predicción, y lo ideal es que se generen métodos estadísticos para conocer la precisión de la predicción de un modelo (Pontius *et al.*, 2001).

Existen ahora modelos de CCUS que han cumplido el tiempo de proyección y por lo tanto es pertinente hacer una revisión del alcance predictivo real que tuvieron (Rosete Vergés, 2008). La posibilidad de validar prospecciones realizadas es de gran importancia ya que, al momento de su elaboración, los modelos no tienen puntos de comparación y es probable que la simulación generada sea una subestimación o una sobreestimación derivada de la falta de comprensión en los procesos de cambio, y que sea ineficiente para acertar en las trayectorias de cambio de cubiertas y uso del territorio generadas.

Actualmente existe un proceso de validación que permite conocer el grado de fiabilidad del modelo prospectivo, así como de los mapas obtenidos

(Osorio, Mas, Guerra, y Maass, 2015). Esta validación se basa en la coincidencia espacial entre un mapa de distribución de los elementos del paisaje real y el mapa simulado para una fecha en la que existe cartografía disponible, y posteriormente se generan, en algunos casos, prospecciones a un plazo mayor (Cuevas y Mas, 2008; Chang-Martínez, Mas, Valle, Torres, y Folan, 2015).

En la validación de los modelos se ha encontrado que en la mayoría existe un elevado nivel de incertidumbre; sin embargo, análisis más complejos pueden generar un enfoque útil para estimar la validez de una predicción de CCUS como los coeficientes Kappa, donde valores superiores a 0.80 se toman como un buen poder predictivos de los modelos predictivos; no obstante, es la única forma de validar al momento y tiene un alto grado de incertidumbre (Han, Yang y Song, 2015). Ante esta problemática, existe una nueva forma en la que podemos evaluar un modelo predictivo de CCUS, que aquí se propone, generando cartografía actualizada de las prospecciones que ya cumplieron el tiempo de predicción o casi lo hicieron, como Camacho-Sanabria, Juan-Pérez, y Pineda-Jaimes (2015).

En este estudio evaluamos la capacidad predictiva de los modelos de CCUS de tres sitios de estudio de la península de Baja California, México, lugares donde se ha observado una creciente conversión de la vegetación natural (matorral xerófilo) a áreas agrícolas (desmatorralización) y urbanas (urbanización), así como recuperación de la vegetación natural (Rosete Vergés, 2008).

## ÁREA DE ESTUDIO

La península de Baja California se localiza en el noroeste de México y está conformada políticamente por dos estados; Baja California (BC) y Baja California Sur (BCS), con una extensión territorial de 71 450 y 75 675 km<sup>2</sup>, respectivamente. La península limita al norte con los Estados Unidos de América, al este con el Golfo de California y el estado de Sonora, y al oeste y al sur con el océano Pacífico (Figura 1); está conformada fisiográficamente por sierras, lomeríos, planicies, y valles.

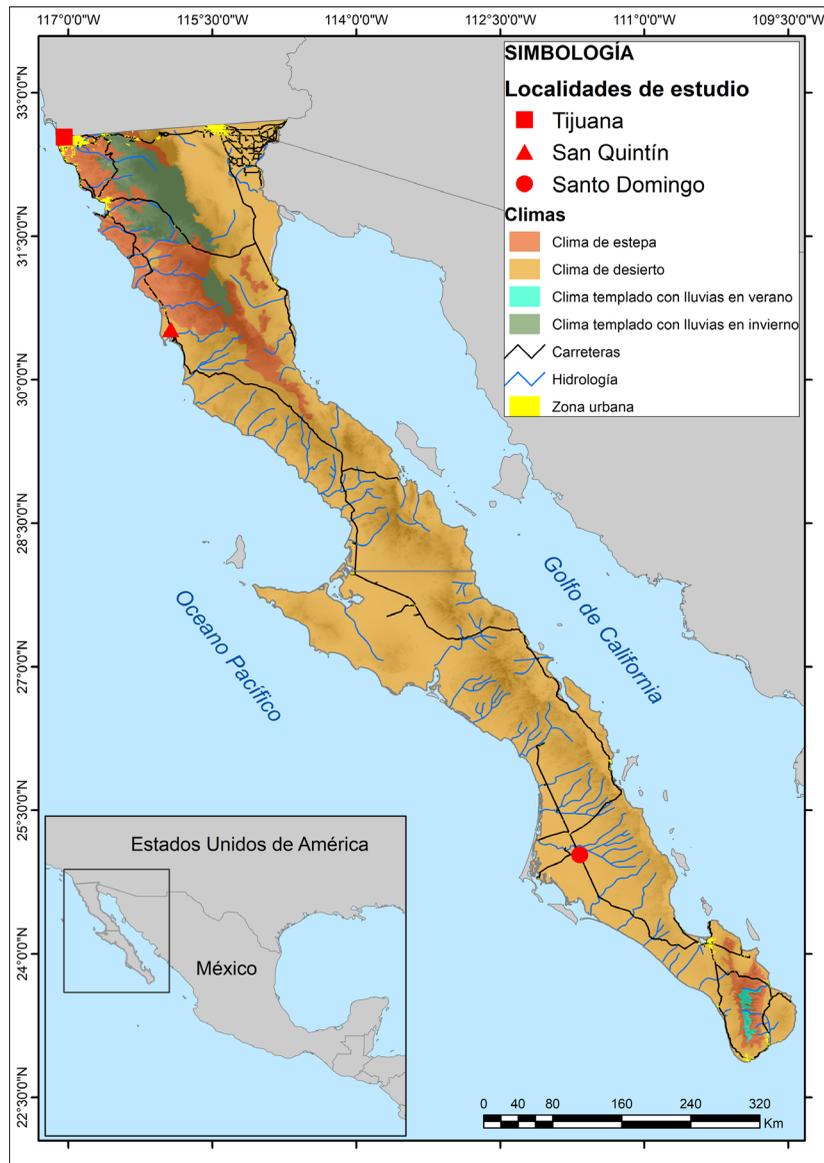


Figura 1. Sitios de estudio en la península de Baja California. Fuente: elaboración propia con base en INEGI (2017).

La región se encuentra dentro del Centro Semipermanente de Alta Presión del Pacífico norte (CSAP), manteniendo condiciones de aridez, generando climas secos semicálidos, cálidos con subregiones templadas en la parte norte y zonas serranas; cuenta principalmente con un régimen pluviométrico mediterráneo, con lluvias invernales y veranos secos (Zavala, Contreras, Belda, y Rivera, 2009). La precipitación media anual es de 169 mm, en general las lluvias son muy escasas y variadas, en la parte norte varían de 200 a 400 mm, mientras

que en el centro van de 100 a 600 mm (Sierra San Pedro Mártir) y en la porción sur de 100 a 200 mm (Conagua, 2010). En cuanto al escurrimiento superficial las cuencas más importantes son Punta Eugenia y San Ignacio (CONAGUA, 2010).

La vegetación de la península de Baja California se puede agrupar en vegetación costera (marismas y dunas costeras), matorral costero suculento, matorrales semiáridos, chaparral, bosque de coníferas, matorral desértico sonoreño, vegetación hidrófila, y bosque tropical caducifolio (Lorca, Ariza, Delga-

dillo, y Suárez, 1993; Riemann y Ezcurra, 2005). Existen diversos tipos de matorrales semiáridos como: rosetófilo, sacocaula, sarcocrasicaule de neblina y desértico micrófilo, además de vegetación de desierto arenoso. Este tipo de matorrales son clasificados como “matorral xerófilo” (Rzedowski, 1981; Rzedowski y Huerta, 1994). La península se caracteriza por un elevado grado de endemismo, por lo que la contribución a la diversidad biológica de México es importante (Riemann y Ezcurra, 2005).

La presión antrópica se encuentra focalizada hacia sus extremos (Tijuana y Mexicali, en BC, y La Paz y Los Cabos en BCS), donde la frontera con los EE. UU. representa la mayor zona de congregación humana (Rosete Vergés *et al.*, 2008). La región tenía casi cuatro millones de habitantes en el 2010, 50.56% hombres y 49.44% mujeres (INEGI, 2011). La densidad poblacional es baja, con 25.36 personas por km<sup>2</sup>. El estado de Baja California presenta altos niveles de migración, al recibir anualmente 170 000 personas, 14 000 nuevos residentes al mes, y de estos le corresponden a la ciudad de Tijuana 4000 familias cada año (Partida Bush, 2006).

En el ámbito económico destacan dos giros, los servicios turísticos y la industria de alimentos, ambos vinculados a la disponibilidad de agua (CONAGUA, 2010; INEGI, 2017). Los sectores estratégicos son procesamiento e industrialización de productos agropecuarios, acuicultura intensiva y maricultura. Los cultivos de exportación son tomate, espárrago, chile, hierbas orgánicas y sal para uso y consumo humano, así como mariscos y crustáceos en varias presentaciones (Secretaría de Economía, 2018).

Tomando como base el estudio de CCUS realizado por Rosete Vergés (2008) y derivado de las actividades económicas, se seleccionamos tres localidades de estudio: Santo Domingo, BCS, Tijuana y San Quintín, BC (Figura 1).

Santo Domingo tiene distintas actividades económicas que generan CCUS, las principales son la agricultura y la ganadería, según INEGI durante el 2016 sus exportaciones representaron el 0.1 % nacional. Considerado como el valle agrícola más grande del estado, con un 73.6 % de la superficie

sembrada en BCS, en los años cincuenta fue altamente productivo y derivado de la sobreexplotación de los acuíferos tres décadas después declinó su productividad. Actualmente, a través del procesos de concienciación y un reglamento sobre el uso del recurso hídrico, así como la modernización y tecnificación de los sistemas de riego, se logró disminuir las extracciones y estabilizar la producción (Trovo-Diéguez *et al.*, 2010).

San Quintín se considera una de las zonas rurales con mayor desarrollo económico en Baja California, dentro de la cual un gran porcentaje de la población depende de la actividad agrícola. La carencia de los recursos hidrológicos en esta región, catalogada como árida por su escasa precipitación pluvial, afecta a este tipo de producción (Garduño, García, y Morán, 1989).

Finalmente, Tijuana, una ciudad que ha sido ampliamente transformada por la expansión urbana, se encuentra en la línea fronteriza entre México y los EE. UU., y se ha convertido en una de las principales áreas de migración, donde se promueve el comercio y el crecimiento industrial con una gran captación de mano de obra, y de generación de riquezas, con un crecimiento poblacional 8% por encima de la media del país (Garza, 2002).

## METODOLOGÍA

### Materiales

Los modelos predictivos de CCUS de la península de Baja California realizados por Rosete Vergés (2008) fueron sometidos a evaluación para conocer su asertividad, y para ello utilizamos una base cartográfica 1:50 000 elaborada a partir de datos del periodo 1978-2003.

Rosete Vergés (2008) a partir de las cartas de la serie I de INEGI en el 1978, y de imágenes de satélite Landsat ETM de 1990-91 y 2003 así como el Inventario Nacional Forestal (INF) del 2000, elaboró los mapas de cambio y los modelos predictivos (matemáticos lineales). El mapa de CCUS del año 2003 para cada sitio fue la base cartográfica usada para realizar la validación de los modelos predictivos de CCUS en el Valle de Santo Domingo, el Valle de San Quintín y Tijuana. Se

retomó la cartografía de cubierta y uso de suelo (CUS) del año 2003 para esas tres localidades y se generó cartografía actualizada para el año 2018, lo que permitió obtener mapa de cambios (2003-2018). Finalmente, se analizó la asertividad de las superficies de los cambios proyectadas en los modelos generados en el año 2008.

En el procedimiento de elaboración de la cartografía 2018 se requirieron cuatro escenas Landsat-8, con una resolución espacial de 30 metros con procesamiento L1T y una corrección topográfica por desplazamiento del terreno debido al relieve. Adicionalmente, se realizó una corrección radiométrica rescaldando los valores de radiancia en el techo de la atmósfera (TOA) para todas las escenas. En Santo Domingo se generó un mosaico de la zona de estudio con dos escenas (LC80350422018025LGN00, path 35, row 42, fecha: 06-02-2018, con 0.78% de nubosidad y LC80350432018041LGN00, path 35, row 43, fecha: 10-02-2018, con 1.4% de nubosidad). Utilizamos una escena para Tijuana (LC804037201828LGN00, path 40, row 37, fecha: 28-01-2018, con 0.05% de nubosidad), y una para San Quintín (LC8039039218005LGN00, path 39, row 39, fecha: 05-01-2018, con 0.03% de nubosidad).

Las imágenes de satélite fueron ajustadas espacialmente respecto a las del año base 2003 a través de remuestreo y fusión de bandas espectrales para obtener cartografía escala 1:50 000 para 2018 (Rico *et al.*, 2006). Se utilizaron herramientas para el posterior procesamiento de las imágenes, como el sistema de información geográfica QGIS (Q-GIS Development Team, 2015), y SPRING (Cámara, Souza, Freitas, y Garrido, 1996). También se utilizaron ambientes para análisis estadísticos R (R Core Team, 2013), mediante su entorno integrado

Rstudio (RStudio Team, 2015). La obtención de los cambios se obtuvo a través de la comparación de los mapas de CCUS del 2003 y 2018 mediante la plataforma de modelado espacial DINAMI-CA EGO (Soares-Filho, Cerqueira, y Penachin, 2002).

### Modelos predictivos

Se retomaron los modelos predictivos de cada sitio de estudio realizados por Rosete-Vergés (2008), quien, a partir de un análisis de correlación canónica (véase Rosete Vergés, Velázquez, Bocco y Espejel, 2014), desarrolló modelos de regresión lineal no espaciales para predecir los cambios en la superficie ocupada por el matorral xerófilo (variable dependiente) a partir de la principal variable independiente que explicaba ese cambio en cada sitio (Tabla 1).

### Obtención de los mapas del 2018

Utilizamos el método híbrido de actualización de cartografía de CCUS propuesto por Mas, Lemoine-Rodríguez, González-López *et al.* (2017a). Este método genera segmentos que corresponden a unidades del pasaje y evita la obtención de píxeles aislados. A través de estos segmentos se realiza la detección de los cambios, con base en las respuestas atípicas en comparación con otros objetos de la imagen. Este procedimiento combina el procesamiento digital de clasificación de imagen e interpretación visual para generar mapas de distintas fechas con base en procesos de mejora de la cartografía existente. El sistema de clasificación tomó en cuenta elementos confusos en las escenas multispectrales. La cartografía fue compuesta por un total de 13 categorías de CUS; asentamientos humanos, agricultura de riego y humedad, agricultura de temporal, matorral xeró-

Tabla 1. Modelos lineales de predicción de la superficie de matorral xerófilo (y) a partir de las variables independientes (x) que mejor describen el cambio identificado en cada uno de los sitios estudiados.

SITIO	Variable independiente	MODELO (y=mx +b)	r2
Santo Domingo	Agricultura de riego y humedad (ARH)	$y = (-0.8901444*x) + 795530.024$	$r2 = 0.761692014$
San Quintín	Agricultura de riego y humedad (ARH)	$y = (-1.19031676*x) + 368426.422$	$r2 = 0.994316228$
Tijuana	Poblacion total (PobTot)	$y = (-0.01976532*x) + 60688.4254$	$r2 = 0.94013673$

Fuente: Elaboración propia con base en Rosete-Vergés (2008).

filo, mezquital, otros tipos de vegetación, pastizal, vegetación hidrófila, bosque de latifoliadas, bosque de coníferas y latifoliadas, cuerpos de agua y área sin vegetación aparente. El método se basa en clasificaciones interdependientes, similar al propuesto por la FAO (1996), disminuyendo los errores por clasificación independiente y permitiendo elaborar mapas de distintas fechas que son congruentes en el tiempo, esto debido a que los errores generados por interpretación se mantienen y no se suman nuevos errores (Mas *et al.* 2017a).

Inicialmente se generaron recortes de las imágenes previamente procesadas para generar cartografía a una escala 1:50 000 de cada localidad. Una vez obtenidos los recortes, se introdujeron al proceso de segmentación, ahí se extrajeron los objetos que tenían regiones homogéneas en el espectro, asignándoles contornos definidos obteniendo como resultado polígonos con la misma respuesta espectral, denominados segmentos (Gigandet, Bach Cuadra, y Thiran, 2004).

La segmentación fue realizada con “Spring” para cada una de las localidades de estudio utilizando una similitud de 10 y un área mínima de 270 píxeles por segmento. Se utilizaron las imágenes Landsat 8 del 2018 descritas anteriormente, con las bandas 6-5-4 en las tres áreas de estudio, las cuales son equivalentes a las usadas en los mapas de CCUS del 2003 realizados por Rosete Vergés *et al.* (2008), esto con la finalidad de que tuvieran correspondencia de interpretación visual.

Posteriormente, calculamos estadísticas zonales para cada uno de los segmentos generados. En este enfoque se compara la imagen de satélite recortada y el mapa de CUS generado en el año 2003, detectando discrepancias entre el mapa categórico y la respuesta espectral de la imagen. La detección de la discrepancia se realiza través de una función de densidad. Esta función calcula la probabilidad de pertenencia de cada segmento a cada una de las cubiertas del mapa de CUS del año 2003 (Hayfield y Racine, 2008). La función de densidad indica qué tan probable es que un segmento con un valor espectral específico pertenezca a una categoría particular del mapa. Esta probabilidad es estimada usando “kernel”, un método de estimación no paramétrico que no considera ningún supuesto

sobre el tipo de distribución de los datos (Aitchison y Aitken, 1976).

Adicionalmente, se realizó una clasificación automática utilizando el algoritmo de árbol C5 (Quinlan y Cameron-Jones, 1993); este algoritmo asigna una categoría a cada segmento basado solo en su respuesta espectral, con base en las categorías de los mapas del 2003 y que cubriera la mayor porción de cada segmento. Finalmente, algunos de los segmentos fueron inspeccionados con interpretación visual a partir de imágenes de satélite Landsat 8 y con imágenes de muy alta resolución de Google Earth, tomando en cuenta criterios como textura, color, patrón, tamaño, forma y tono.

### Método de evaluación de la fiabilidad de los mapas de CCUS de 2018

Se evaluó la fiabilidad global de los mapas resultantes para 2018, así como la fiabilidad del usuario y del productor de cada mapa con el método recomendado por Olofsson *et al.* (2014), este método evalúa la asertividad de los mapas del año 2018 a través de puntos de verificación en una malla sobrepuesta en imágenes de muy alta resolución de Google del año 2018 (Google). El tamaño de la muestra fue determinado con la siguiente ecuación (1):

$$(1) n = \frac{(\sum W_i S_i)^2}{[s(\hat{0})]^2 + (1/N)\sum W_i S_i^2} \approx \left( \frac{\sum W_i S_i}{s(\hat{0})} \right)^2 \quad (1)$$

Donde:

$n$  = número de muestra

$W_i$  = proporción mapeada del área de la clase

$S_i$  = desviación estándar de la fiabilidad del usuario (0.7-0.9)

$\hat{0}$  = error estándar de la fiabilidad global estimada que nos gustaría alcanzar.

En el caso de Santo Domingo la muestra de puntos de verificación fue de 905 puntos, la mitad de los puntos se distribuyeron de forma equitativa entre las clases y la otra mitad se distribuyó de acuerdo con la proporción que ocupaba cada clase en el mapa. En San Quintín la muestra fue de 997 puntos de verificación y para Tijuana fue de 662 puntos. Se generó una corrección de sesgos debido

a la representación entre las categorías mediante la evaluación de los índices de fiabilidad global (proporción del mapa correctamente clasificada), fiabilidad del usuario (errores de comisión de las clases), y fiabilidad del productor (errores de omisión de las clases), propuesto por Olofsson *et al.* (2014).

Finalmente, se realizó una salida de campo para apoyar la interpretación visual de las imágenes, ubicados principalmente en lugares difíciles de interpretar, seis en Santo Domingo, 14 en San Quintín y seis en Tijuana.

### Método de validación de modelos predictivos

Los cambios encontrados entre el mapa elaborado en el 2003 y el mapa actualizado para 2018 fueron evaluados para cada sitio de estudio. Posteriormente, se generaron matrices de cambio de cubiertas entre un año y otro (2003-2018) en DINAMICA EGO, que permitió conocer las hectáreas de cambio por categoría para cada sitio, y el total de pérdida por categoría entre un año y otro, obteniendo así la superficie de cambio del matorral xerófilo que corresponde a la variable dependiente en todos los modelos. Finalmente, fueron comparados los datos actuales de cambio para cada modelo con la predicción realizada en cada sitio de estudio. En el caso de Santo Domingo y San Quintín la validación fue realizada con la cubierta de la categoría agricultura de riego y humedad.

En el caso de Tijuana, debido a que el modelo predictivo estima a partir de la variable población total, fue necesario estimar la población para el 2018 en el área de Tijuana. Esto se realizó a partir de los datos del censo del 2010 (INEGI, 2011), con una proyección de población hasta el año 2018, mediante la ecuación 2:

$$t = \{1 - [(S1 - S2) / S1]\}^{1/n} - 1 \quad (2)$$

Donde:

t = Tasa de incremento

S1 = Población en fecha 1

S2 = Población en la fecha 2

n = Número de años entre las dos fechas

## RESULTADOS

A través del método híbrido de actualización cartográfica se obtuvieron los mapas de CCUS de Santo Domingo, San Quintín y Tijuana para el año 2018, a escala 1:50 000 con una unidad mínima cartografiar de una hectárea. La verificación en campo permitió corroborar un posible error en categorías erróneamente clasificadas. En Santo Domingo se pudo observar que las categorías asignadas en la clasificación eran correctas. En el caso de San Quintín, de los 14 sitios se encontró que cuatro no correspondían a la clasificación asignada, estos sitios erróneamente clasificados presentan características que dificulta la interpretación visual al confundirse una categoría con otra debido a su respuesta espectral, siendo muy similar entre ellas. En Tijuana todos los sitios correspondieron a su categoría asignada.

### Santo Domingo

#### *Actualización cartográfica y evaluación del mapa 2018*

El mapa de Santo Domingo (Figura 2), presentó una fiabilidad global de 98%, sin embargo, la fiabilidad del usuario y del productor varió para cada categoría siendo el pastizal la categoría con menor fiabilidad del productor con 0.66 (Tabla 2). El resto de las categorías tienen valores satisfactorios de fiabilidad. Desde el 2003 al 2018 podemos observar que el Valle de Santo Domingo sigue siendo de uso principalmente agrícola, y se encuentra asociado a las áreas con mayor densidad poblacional en la región de Baja California Sur. El mapa de cambios, que se realizó comparando el mapa actualizado del 2018 y el mapa de CUS 2003, mostró pocos cambios en la porción correspondiente al valle agrícola, y se pudieron observar algunos cambios en la dinámica costera (Figura 2).

### Validación del modelo predictivo

La matriz de cambio del 2003 al 2018 muestra las principales transformaciones de las categorías (Tabla 3). Comparando las estimaciones realizadas en los modelos predictivos propuestos por Rosete Vergés (2008), podemos observar que la categoría matorral xerófilo, es la cubierta que tuvo mayor

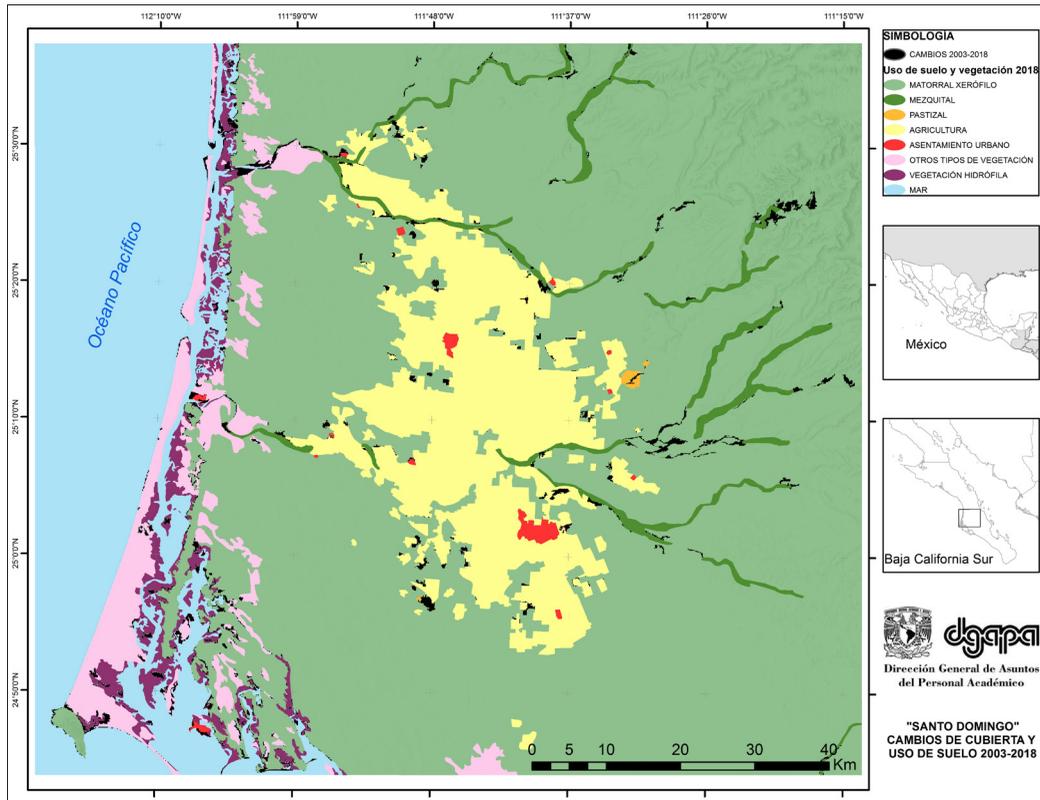


Figura 2. Mapa de cambios de valle de Santo Domingo 2018, Baja California Sur, México. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 2. Valores de fiabilidad de las categorías en los mapas del año 2018.

Santo. Domingo			San Quintín			Tijuana		
CATEGORÍA	FU	FP	CATEGORÍA	FU	FP	CATEGORÍA	FU	FP
MX	0.99	0.99	MX	1.00	0.99	MX	0.99	0.97
MZ	0.88	0.79	MZ	1.00	1.00	MZ	0.97	1.00
PZ	1.00	0.66	PZ	1.00	1.00	PZ	0.94	0.98
ARH	1.00	1.00	ARH	0.93	0.98	ARH	0.83	0.96
AH	1.00	0.91	AH	1.00	0.57	AT	0.89	1.00
OV	0.94	1.00	OV	0.94	1.00	BL	1.00	1.00
VH	0.96	1.00	BC	1.00	1.00	-	-	-
-	-	-	BCL	1.00	1.00	-	-	-
-	-	-	ASVA	0.94	1.00	-	-	-
-	-	-	at	0.96	0.99	-	-	-

MX=Matorral xerófilo, MZ= Mezquital, PZ= Pastizal, ARH= Agricultura de riego y humedad, AH=Asentamiento humano, OV= Otros tipos de vegetación, VH= Vegetación hidrófila, BC= Bosque de coníferas, BCL= Bosque de coníferas y latifoliadas, ASVA= Área sin vegetación Aparente, BL= Bosque de latifoliadas. FU= Fiabilidad del usuario y FP=Fiabilidad del productor.

Fuente: Elaboración propia.

pérdida, y con respecto al modelo en esta localidad, el modelo estimó una pérdida de 89 hectáreas de matorral xerófilo por cada 100 ha nuevas de agricultura de riego. El análisis de validación mostró que existe una pérdida de 115.48 ha de matorral xerófilo por cada 100 ha nuevas de agricultura de riego. Esto indica que el proceso de desmatorralización, en el sitio, tuvo asertividad de 77%, indicando que se desmontó 30% más matorral del que se tenía estimado para este caso (Tabla 6).

### San Quintín

#### *Actualización cartográfica y evaluación del mapa 2018*

La evaluación del mapa de San Quintín (Figura 3) presentó una fiabilidad global de 99%. Todas las categorías tienen valores satisfactorios de los índices de fiabilidad a excepción del asentamiento humano, quien presenta una fiabilidad del productor de 0.57 (Tabla 2). Es posible que en esta clase la fiabilidad del productor presenta posibles errores de omisión debido a la conformación espacial que tienen los asentamientos en la región, ya que las viviendas se encuentran divididas en el espacio y, por lo tanto, se encuentra suelo desnudo en una amplia zona, aunado que encontramos la mayor parte de las zonas agrícolas en la periferia de estas zonas urbanas, donde en muchas ocasiones sus límites no son claramente identificables.

### Validación del modelo predictivo

En la matriz de cambio del 2003 al 2018 podemos observar que gran parte de la agricultura que era tradicionalmente de temporal se ha convertido en agricultura de riego y humedad con 1853 ha que eran principalmente de temporal y que ahora tienen algún sistema de riego (Tabla 4). De acuerdo con el modelo de Rosete Vergés (2008), la estimación de pérdida para el matorral xerófilo era de 119 ha por cada 100 ha nuevas de agricultura de riego, y la pérdida encontrada fue de 102.43 ha de matorral xerófilo, esto indica que el modelo fue acertado en un 86% (Tabla 6). Otro resultado interesante, es que varias categorías han pasado a ser matorral xerófilo, en total 2820 ha.

### Tijuana

#### *Actualización cartográfica y evaluación del mapa 2018*

La evaluación del mapa de Tijuana (Figura 4), presentó una fiabilidad global de 97%. A diferencia de las otras dos localidades, para todas las categorías presentes en Tijuana la fiabilidad del usuario y del productor presentó valores satisfactorios (Tabla 2). Desde el 2003 al 2018 podemos observar que Tijuana representa el caso de una ciudad con un gran crecimiento urbano, la cantidad de espacio ocupado por el asentamiento humano aumentó en 18 277 ha, que representa

Tabla 3. Matriz de cambio de clases para Santo Domingo durante el periodo 2003-2018.

CATEGORÍA	MX	MZ	PZ	ARH	AH	OV	VH	PT
MX	<b>690942</b>	0	6	1816	155	136	356	2469
MZ	380	<b>21015</b>	0	165	0	0	0	545
PZ	0	49	<b>541</b>	145	0	0	0	194
ARH	395	241	0	<b>118486</b>	70	0	0	706
AH	0	1	0	12	<b>2727</b>	0	2	15
OV	845	7	0	0	74	<b>41718</b>	881	1807
VH	1078	0	0	0	6	193	<b>20072</b>	1277
GT	2698	3272	6	2138	305	329	1239	895501

MX=Matorral xerófilo, MZ= Mezquital, PZ= Pastizal, ARH= Agricultura de riego y humedad, AH=Asentamiento humano, OV= Otros tipos de vegetación, y VH= Vegetación hidrófila, GT=Ganancia total y PT= Pérdida total. En negritas la permanencia de la categoría entre un año y otro.

Fuente: Elaboración propia

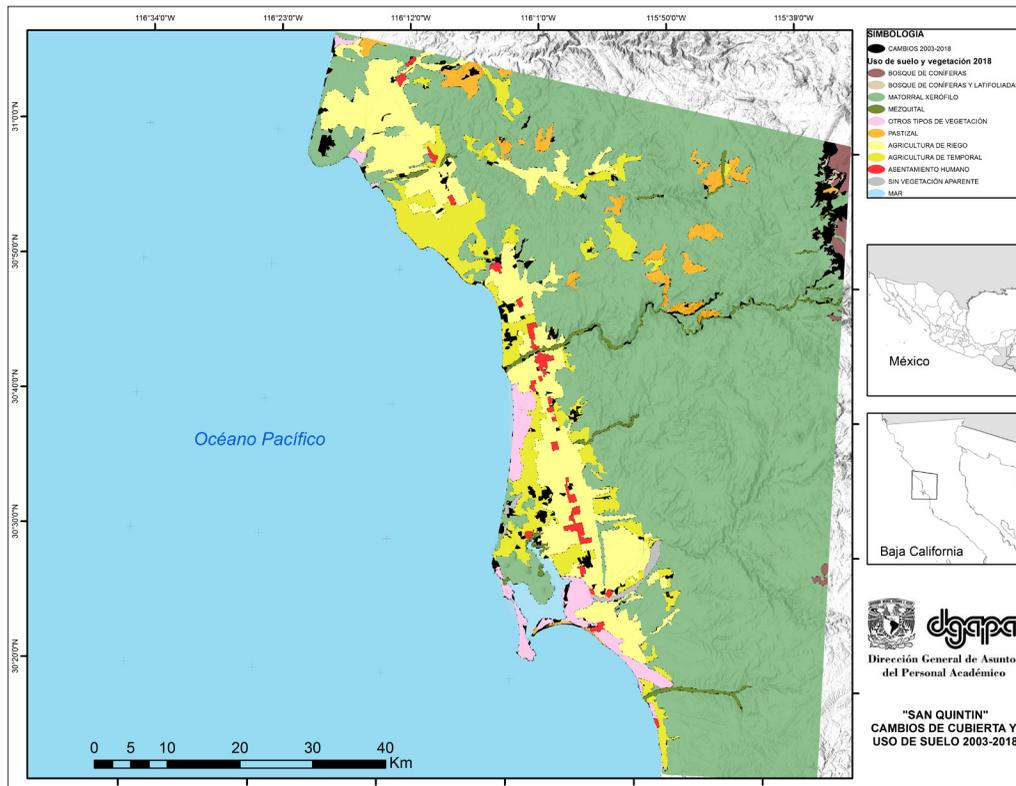


Figura 3. Mapa de cambios de San Quintín 2018, Baja California, México. Fuente: Elaboración propia

Tabla 4. Matriz de cambio de clases para San Quintín en el periodo 2003-2018.

Elba	BC	BCL	MX	MZ	OV	PZ	ARH	AT	AH	ASVA	PT
BC	<b>2196</b>	11	58	0	0	0	0	0	0	0	68
BCL	759	<b>234</b>	48	0	0	5	0	0	0	0	812
MX	0	0	<b>318452</b>	299	38	475	541	1173	132	162	2820
MZ	126	0	969	<b>4216</b>	5	1	91	44	29	37	1302
OV	0	0	22	7	<b>8731</b>	148	58	43	45	3	326
PZ	101	33	329	38	1	<b>8460</b>	150	10	1	0	663
ARH	0	0	899	68	68	197	<b>48521</b>	568	254	105	2159
AT	0	0	699	44	59	24	1853	<b>29758</b>	169	78	2926
AH	0	0	21	7	4	0	116	19	<b>3077</b>	0	167
ASVA	0	0	60	0	2	0	54	29	0	<b>1293</b>	145
GT	986	44	3105	463	177	850	2863	1886	630	385	424938

BC= Bosque de coníferas, BCL= Bosque de coníferas y latifoliadas, MX=Matorral xerófilo, MZ= Mezquital, OV= Otros tipos de vegetación, PZ= Pastizal, ARH= Agricultura de riego y humedad, AT=Agricultura de temporal, AH=Asentamiento humano, ASVA=Área sin vegetación aparente, GT=Ganancia total y PT= Perdida total. En negritas la permanencia de la categoría entre un año y otro.

Fuente: Elaboración propia.

casi un 50% de la superficie que existía en el 2003 (Tabla 5).

#### Validación del modelo predictivo

La matriz de cambio del 2003 al 2018 muestra las principales transformaciones de las categorías, en ellas podemos observar que las aportaciones a asentamientos humanos provienen de casi todas las categorías, excepto del mezquitil (Tabla 5). Sin embargo, al parecer todas las áreas sin vegetación que encontramos en el 2003 ahora son asentamientos humanos (Tabla 5 y Figura 4). También observamos que gran parte del área agrícola y pastizales ahora se encuentran ocupadas por viviendas, ocupándose 11 568 ha para asentamientos humanos del 2003 al 2018. Se observó un incremento de la población de 27 778 personas al año entre 2003 (1 432 694 hab.) y 2010 (1 638 885 hab.), por lo que para el

año 2018 se estimó una población de 1 833 332 personas en el área. Comparando las estimaciones realizadas en los modelos predictivos propuestos por Rosete Vergés (2008), en donde se menciona que por el incremento de 1000 habitantes en la población total representaba una disminución de 19.8 ha de matorral xerófilo, con la cuantificación para 2018, resultó que por cada 1000 habitantes disminuyó siete hectáreas el matorral xerófilo, teniendo un porcentaje de acierto de 35% (Tabla 6).

## DISCUSIÓN

Los modelos de CCUS son una de las herramientas más poderosas para comprender y explicar las causas y efectos de la dinámica de las actividades antrópicas sobre el suelo, conforman un respaldo de

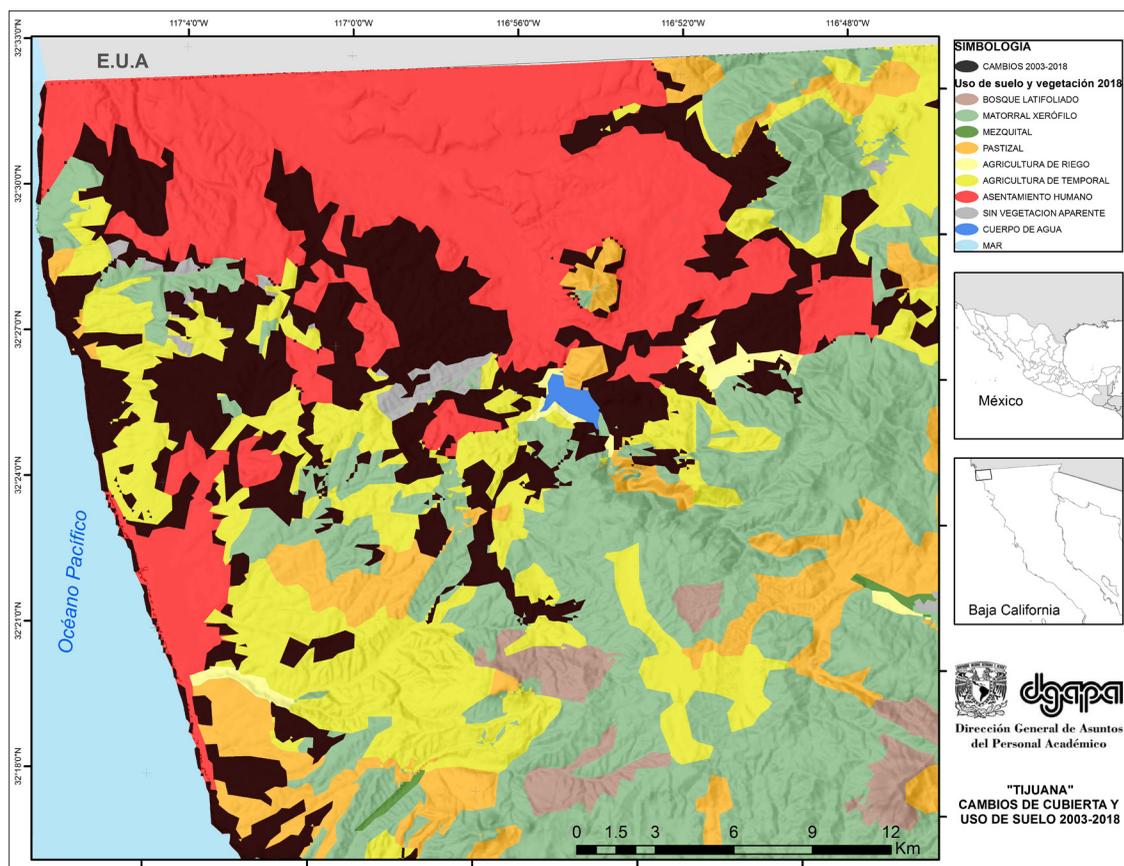


Figura 4. Mapa de cambios de Tijuana 2018, Baja California, México. Fuente: Elaboración propia.

Tabla 5. Matriz de cambio de clases para Tijuana en el periodo 2003-2018.

CATEGORÍA De/a	BL	MX	MZ	PZ	ARH	AT	AH	ASVA	PT
BL	<b>3879</b>	186	0	16	0	20	0	0	222
MX	297	<b>34546</b>	19	373	9	312	1745	7	2762
MZ	0	78	<b>390</b>	20	16	27	0	193	334
PZ	6	983	68	<b>13039</b>	2	123	2661	15	3858
ARH	0	58	1	22	<b>806</b>	17	729	1	828
AT	24	1245	17	221	25	<b>18531</b>	8178	168	9878
AH	0	22	0	13	8	59	<b>21911</b>	0	102
ASVA	0	48	0	0	0	14	4964	<b>568</b>	5026
GT	327	2620	105	665	60	572	18277	384	<b>90670</b>

BL=Bosque de latifoliadas, MX=Matorral xerófilo, MZ= Mezquital, PZ= Pastizal, ARH= Agricultura de riego y humedad, AT=Agricultura de temporal, AH=Asentamiento humano, ASVA=Área sin vegetación aparente, GT=Ganancia total y PT= Pérdida total. En negritas la permanencia de la categoría entre un año y otro.

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 6. Asertividad de los modelos predictivos sobre los procesos de desmatorralización en los sitios de estudio.

Lugar/Desmatorralización	Perdida de matorral Predicho en 2008 (ha)	Perdida de matorral Calculado (ha)	Asertividad de predicción %
Santo Domingo	89	115.48	77
San Quintín	119	102.43	86
Tijuana	19.8	7	35

Fuente: Elaboración propia

gestión del suelo y de toma de decisiones y pueden capturar las interacciones entre humano-ambiente ya sean espaciales o no (Ren *et al.*, 2019). Aunque los modelos de CCUS son tan importantes a la fecha los métodos de validación comúnmente utilizados para probar la asertividad de los modelos de predicción de CCUS, no son capaces de demostrar totalmente la capacidad de un modelo para generar las predicciones, debido a que la validaciones resultan insuficiente o en algunos casos inexistentes (Kucsicsa *et al.*, 2019; Verburg *et al.*, 2019).

Las validaciones actuales se basan en los cambios que ocurrieron en el tiempo presente con respecto a una prospección de tiempo pasado, comparando la coincidencia espacial entre las probabilidades de cambio o los CCUS simulados con los cambios observados reales del presente. La evaluación de

este tipo de modelos es posible a través de un análisis ROC (acrónimo de Receiver Operating Characteristics, o Característica Operativa del Receptor), que compara el cambio real con mapas de idoneidad modelada para el CCUS (Pontius y Schneider, 2001; Mas y Flamenco, 2011). También es posible el uso del índice de diferencia de potencial de cambio (DCP) para evaluarlo (Eastman *et al.*, 2005). Actualmente, no existen trabajos en los cuales se haya evaluado la predicción de modelos de CCUS en donde el tiempo de predicción se haya cumplido y se compare con los valores reales en el tiempo futuro ósea con los cambios reales ocurridos (Verburg *et al.*, 2019). Las validaciones que incluyen un análisis de incertidumbre, verificación del modelo, análisis de sensibilidad y evaluación comparativa con otros modelos, son un paso esen-

cial para incrementar la calidad de los modelos, sin embargo, no permiten el cien por ciento de la certidumbre de los modelos.

Por tal motivo, en este trabajo realizamos y proponemos una nueva forma de evaluar los modelos de CCUS predictivos a través de la observación de los cambios reales, una vez que haya pasado el tiempo de predicción y donde es posible observar la asertividad de los modelos. Los resultados obtenidos mostraron una asertividad mayor al 75%, sin embargo, es claro que cada sitio de estudio tiene particularidades en las actividades que propician el cambio que se expresan en el porcentaje de asertividad calculado. En las validaciones típicas que se hacen a los modelos de predicción cuando las hay, es difícil detectar los factores de cambios de índole socio-económico, que en ocasiones son los principales conductores y que son determinantes para saber la dirección que tomara el cambio (Verburg *et al.*, 2004; Verburg *et al.*, 2019), a través de esta evaluación no solo es posible conocer la asertividad sino que bajo una investigación más exhaustiva y rigurosa será posible conocer los factores directos e indirectos que llevaron al cambio incrementando el conocimiento experto para posteriores predicciones (Chang-Martínez *et al.*, 2015).

En Santo Domingo, el modelo subestimó el porcentaje de desmatorralización generándose 30% más pérdida de lo esperado, debido a que el incremento de agricultura de riego y humedad está estrechamente relacionado con el cambio de tecnología del sistema de riego por aspersión con pivote central. Estos nuevos sistemas ayudan a obtener mejores rendimientos con menos recursos, y hace posible abrir nuevos sitios de uso agrícola (Trovo-Diéguez *et al.*, 2010; SIAP, 2018). Sabemos también que existe un control del uso hídrico en la zona que limita el uso desmesurado del recurso hídrico, por lo que la tendencia es a la optimización del recurso hídrico mediante la implementación de nuevos sistemas tecnológicos, como ocurre en el valle de Santo Domingo (Álvarez Morales *et al.*, 2014).

Para San Quintín, el modelo mostró diferencias pequeñas entre lo predicho y lo observado, con un porcentaje de certeza del 87%, habiendo menos desmatorralización de lo que se pronosticaba. Por

lo que consideramos que el modelo prospectivo indicó la tendencia de cambio muy cercano a la realidad, indicando que el sitio continúa siendo un polo de desarrollo agrícola (Rosete Vergés *et al.*, 2008). En la actualidad, San Quintín muestra un gran número de parcelas abandonadas y la vegetación que se ha establecido en estos lugares, corresponde a vegetación secundaria de matorral xerófilo, con suelos mayormente degradados, por lo que es muy escasa y difícil de diferenciar en la interpretación visual (Mercado Mancera, 2011). Es posible que en este caso particular, la degradación de los suelos, afecte el procesos de sucesión de la vegetación natural lo que indica un posible cambio futuro en la trayectoria del modelo predictivo (Beltrán Morales *et al.*, 2005). Actualmente, San Quintín es una ciudad principalmente productora de hortalizas, basando su economía en la actividad agrícola con empresas agroexportadoras que compiten a nivel mundial (Anguiano, 1991; Velasco Ortiz, 2011).

Finalmente, Tijuana es una ciudad con una dinámica de crecimiento poblacional elevado, derivado de factores como la migración y con una alta tasa de natalidad esto puede ser debido a su condición fronteriza (PEACC-BC, 2012). Generando condiciones más complejas de lo que el modelo predice, la predicción de desmatorralización fue de un 35%, indicando que la vegetación de matorral xerófilo no se ha visto afectada de manera importante por el crecimiento poblacional. Esto se puede atribuirse a que el matorral se encuentra en sitios menos accesibles para la expansión urbana que otras cubiertas como los pastizales o áreas agrícolas. Las zonas cercanas al asentamiento urbano principal son en su mayoría sitios con pastizales, suelo desnudo y agricultura de temporal. Aun cuando el proceso de desmatorralización no se llevó a cabo de manera intensiva, la expansión urbana tiene un incremento de más del 50% de lo esperado. Este resultado es un ejemplo de una tendencia global al incremento de la población en los centros urbanos (Mosammam *et al.*, 2017). La cantidad de hectáreas que son transformadas de otras categorías a asentamientos humanos son más del doble de la estimación realizada por el modelo de Rosete Vergés (2008).

Como podemos observar existen una interconexión de factores biofísicos y socioeconómicos que en muchas ocasiones los modelos no son capaces de replicar, pero, que en la simplificación de la realidad en la que están basados, puede llevar a probabilidades de cambio muy cercanos a la realidad y estas aproximaciones en conjunto con conocimiento experto son una herramienta con supuestos que permiten planificar los territorios y ayudar en la toma de decisiones (Mosammam *et al.*, 2017; Nielsen *et al.*, 2019).

El método de evaluación de la asertividad aquí propuesto presenta ventajas en su elaboración, debido a que toma en cuenta la clasificación anterior, por lo tanto no genera dobles errores de interpretación, algo común en las clasificaciones independientes (Mas, Lemoine-Rodríguez, González *et al.*, 2017b). También podemos observar que trabajar sobre los cambios reales, nos permite hacer conjeturas de los verdaderos factores de cambio directos e indirectos (Lambin, Rounsevell, y Geist, 2000).

## CONCLUSIONES

Este estudio representa el primer trabajo en el cual se valida la proyección de un modelo de CCUS para el cual ya se ha cumplido la fecha de proyección. De los tres modelos de CCUS validados, dos mostraron un porcentaje de asertividad mayor al 75%, mientras que el tercero fue de 35%.

El trabajo presentado generó aportes científicos y tecnológicos importantes, por un lado, la metodología empleada es una propuesta que ayuda a conocer el grado de certidumbre de los modelos predictivos de CCUS y la generación de cartografía actualizada. Mientras que los hallazgos encontrados en la comparación de los modelos (2003-2018) y lo observado en la realidad, muestran que existen factores directos e indirectos que generan un proceso de desmatorralización a partir de expansión de la agricultura de riego y humedad en Santo Domingo y San Quintín, mientras que en Tijuana existen otras fuerzas motrices que generan el cambio y que no fueron consideradas en la construcción del modelo validado.

La metodología que se propone en este trabajo es novedosa, debido a que muestra el patrón espa-

cial actual, que permite hacer estimaciones reales de los cambios y cotejarlo con los cambios esperados, además de crear un marco de análisis sobre los cambios a través de cartografía confiable actualizada. Sin embargo, es importante resaltar que existen limitaciones que hay que tomar en cuenta a la hora de aplicar este método para validar modelos predictivos de CCUS. Por ejemplo, el cambio en las tecnologías empleadas para realizar los modelos de CCUS entre el tiempo uno y el tiempo dos en el que se realiza la evaluación de los modelos predictivos, puede ser diferente y en su mayoría mejor en la fecha más reciente, también es verdad que no siempre se tienen disponible los mismo tipos de insumos, por lo que será necesario equiparar con lo existente para generar las validaciones.

Finalmente, hay que considerar que los modelos son una simplificación de la realidad, pero que sería importante evaluar distintos enfoques de modelación predictiva para conocer el grado de incertidumbre o certidumbre real que existe de acuerdo con diversas metodología que podrán comparar, ya que este ejercicio muestra una nueva alternativa de evaluación solo para un tipo de modelación.

Aun así, es importante remarcar que este tipo de evaluación permitirá enriquecer el conocimiento y los alcances de los modelos de CCUS, haciendo posible integrar mayor conocimiento a modelos prospectivos en el futuro.

## AGRADECIMIENTOS

Agradecemos al Programa de Becas Posdoctorales de la UNAM por la beca otorgada a la Dra. Laura Alfonsina Chang Martínez para el desarrollo de esta investigación.

## REFERENCIAS

Acevedo, P., y Delibes-Mateos, M. (2013). Efectos de los cambios en los usos del suelo en las especies cinegéticas en el sur de España: repercusiones para la gestión. *Ecosistemas*, 22(2), 33–39. DOI: 10.7818/ECOS.2013.22-2.06

- Aitchison, J., y Aitken, C. G. G. (1976). Multivariate binary discrimination by the kernel method. *Biometrika*, 63(3), 413-420. DOI: 10.1093/biomet/63.3.413
- Álvarez Morales, Y., Troyo Diéguez, E., Nieto Garibay, A., Beltrán Morales, F. A., Murillo Amador, B., Cruz Falcón, A., y Navejas Jiménez, J. (2014). Vulnerabilidad hidroclimática y degradación del suelo en regiones agrícolas semiáridas. *Terra latinoamericana*, 32(1), 47-58.
- Anguiano, M. E. (1991). Jornaleros agrícolas migrantes en Baja California y California. *Nueva Antropología*, 11(39), 155-167.
- Beltrán Morales, L. F., Sevilla Unda, V., Blázquez Salom, M., Salinas Zavala, F., y García Rodríguez, F. (2005). Valoración socioambiental de los recursos naturales: el caso de los recursos minerales en la parte central de Baja California Sur, México. *Investigaciones Geográficas*, (57), 81-94. DOI: 10.14350/rig.30083
- Bicho, F. N. (2004). The middle Paleolithic occupation of southern Portugal. En N. J. Conard (Ed.), *Settlement Dynamics of the Middle Paleolithic and Middle Stone Age* (Vol. 2, pp. 513-531). Tübingen: Kerns Verlag.
- Camacho-Sanabria, J. M., Juan-Pérez, J. I., y Pineda-Jaimes, N. B. (2015). Modeling of land use/cover changes: prospective scenarios in the Estado de Mexico. Case study—Amanalco de Becerra. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 21(2), 203-220. DOI: 10.5154/r.rchscfa.2014.10.049
- Câmara, G., Souza, R. C. M., Freitas, U. M., y Garrido, J. (1996). SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling. *Computers y graphics*, 20(3), 395-403. DOI: 10.1016/0097-8493(96)00008-8
- Castella, J.-C., Trung, T. N., y Boissau, S. (2005). Participatory Simulation of Land-Use Changes in the Northern Mountains of Vietnam: the Combined Use of an Agent-Based Model, a Role-Playing Game, and a Geographic Information System. *Environmental Modelling y Software*, 10(1), 1-27. DOI: 10.5751/ES-01328-100127
- Chang-Martínez, L. A., Mas, J.-F., Valle, N. T., Torres, P. S. U., y Folan, W. J. (2015). Modeling Historical Land Cover and Land Use: A Review from Contemporary Modeling. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 4(4), 1791-1812. DOI: 10.3390/ijgi4041791
- CONAGUA. (2010). Programa hídrico regional visión 2030/región hidrológico-administrativa xiii aguas del Valle de México. Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales (SEMARNAT) Distrito Federal.
- Cuevas, G., y Mas, J. F. (2008). Land use scenarios: a communication tool with local communities. En M. Paegelow y M. Olmedo (Eds.), *Modelling Environmental Dynamics* (Vol. 8, pp. 223-246). Granada, España: Springer Berlin Heidelberg. Recuperado a partir de [http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-68498-5\\_8](http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-68498-5_8). DOI: 10.1007/978-3-540-68498-5\_8
- Eastman, J. R., Van Fossen, M. E., y Solarzano, L. A. (2005). Transition potential modeling for land cover change. *GIS, spatial analysis and modeling*, 357-386. California: ESRI Press Redlands.
- Garduño, E., García, E., y Morán, P. (1989). *Mixtecos en Baja California: El caso de San Quintín*. México: UABC.
- Garza, G. (2002). Evolución de las ciudades mexicanas en el siglo XX. *Revista de información y análisis*, 19, 7-16.
- Geist, H. J., y Lambin, E. F. (2001). *What drives tropical deforestation?. A meta-analysis of proximate and underlying causes of deforestation based on subnational case study evidence*. (L. R. series N. 4, Ed.) *LUCC Report*. Universidad de Louvain: Ciaco Printshop.
- Gigandet, X., Bach Cuadra, M., y Thiran, J. (2004). *Satellite image segmentation and classification*.
- Han, H., Yang, C., y Song, J. (2015). Scenario simulation and the prediction of land use and land cover change in Beijing, China. *Sustainability*, 7(4), 4260-4279. DOI: 10.3390/su7044260
- Hayfield, T., y Racine, J. S. (2008). Nonparametric econometrics: The np package. *Journal of statistical software*, 27(5), 1-32. DOI: 10.18637/jss.v027.i05
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2011). *Censo General de Vivienda 2010. Resultados definitivos*. México: INEGI.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2016). Uso del suelo y vegetación, escala 1:250000, serie VI (continuo nacional). Recuperado de <http://www.conabio.gob.mx/informacion/gis/>.
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2017). *Anuario estadístico y geográfico de Baja California Sur 2017*. México: INEGI.
- Kucsicsa, G., Popovici, E.-A., Bălteanu, D., Grigorescu, I., Dumitraşcu, M., y Mitrică, B. (2019). Future land use/cover changes in Romania: regional simulations based on CLUE-S model and CORINE land cover database. *Landscape and ecological engineering*, 15(1), 75-90. DOI: 10.1007/s11355-018-0362-1
- Lambin, Eric F, Geist, H. J., y Lepers, E. (2003). Dynamics Of land-Use And land-Cover change In tropical regions. *Annual Review of Environment and Resources*, 28(1), 205-241. DOI: 10.1146/annurev.energy.28.050302.105459
- Lambin, Eric FMDA, Rounsevell, M. D. A., y Geist, H. J. (2000). Are agricultural land-use models able to predict changes in land-use intensity? *Agriculture Ecosystems y Environment*, 82(1), 321-331.
- Lorca, M. P., Ariza, F. J. A., Delgadillo, J., y Suárez, I. A. (1993). Fitogeografía de la península de Baja Cali-

- fornia, México. *Anales del Jardín Botánico de Madrid* (Vol. 51, pp. 255–277). Real Jardín Botánico.
- Loveland, T. R., Zhu, Z., Ohlen, D. O., Brown, J. F., Reed, B. C., y Yang, L. (1999). An analysis of the IGBP global land-cover characterization process. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 65, 1021-1032.
- Mas, Jean-François, y Flamenco, A. (2011). Modelación de los cambios de coberturas/uso del suelo en una región tropical de México. *Geo Trópico*, 5(1), 1-24.
- Mas, Jean-François, Lemoine-Rodríguez, R., González-López, R., López-Sánchez, J., Piña-Garduño, A., y Herrera-Flores, E. (2017a). Land use/land cover change detection combining automatic processing and visual interpretation. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 626–635. Recuperado de <https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/22797254.2017.1387505>. DOI: 10.1080/22797254.2017.1387505
- Mas, J. F., Lemoine-Rodríguez, R., González, R., López-Sánchez, J., Piña-Garduño, A., y Herrera-Flores, E. (2017b). Evaluación de las tasas de deforestación en Michoacán a escala detallada mediante un método híbrido de clasificación de imágenes SPOT. *Madera y bosques*, 23(2), 119-131. DOI: 10.21829/myb.2017.2321472
- Mas, Jean-Francois, y Sandoval, A. F. (2011). Modelación de los cambios de coberturas/uso de suelo en una región tropical de México. *Geo Trópico*, 5(1), 1-24.
- Mas, J. F., Velázquez, A., Díaz-Gallegos, J. R., Mayorga-Saucedo, R., Alcántara, C., Bocco, G., Castro, R., et al. (2004). Assessing land use/cover changes: a nationwide multivariate spatial database for Mexico. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 5(4), 249–261. Recuperado a partir de <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0303243404000339>. DOI: 10.1016/j.jag.2004.06.002
- Mercado Mancera, G. (2011). Desertificación de cuencas agrícolas en Baja California Sur.
- Mosammam, H. M., Nia, J. T., Khani, H., Teymouri, A., y Kazemi, M. (2017). Monitoring land use change and measuring urban sprawl based on its spatial forms: The case of Qom city. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(1), 103-116. DOI: 10.1016/j.ejrs.2016.08.002
- Nielsen, J. Ø., de Bremond, A., Roy Chowdhury, R., Friis, C., Metternicht, G., Meyfroidt, P., Munroe, D., et al. (2019). Toward a normative land systems science. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 38, 1-6. Recuperado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877343518300812>. DOI: 10.1016/j.cosust.2019.02.003
- Olofsson, P., Foody, G. M., Herold, M., Stehman, S. V., Woodcock, C. E., y Wulder, M. A. (2014). Good practices for estimating area and assessing accuracy of land change. *Remote Sensing of Environment*, 148, 42-57. DOI: 10.1016/j.rse.2014.02.015
- Osorio, L. P., Mas, J.-F., Guerra, F., y Maass, M. (2015). Análisis y modelación de los procesos de deforestación: un caso de estudio en la cuenca del río Coyuquilla, Guerrero, México. *Investigaciones Geográficas*, 60-74. Recuperado a partir de [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0188-46112015000300060&nrm=iso](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0188-46112015000300060&nrm=iso)
- Partida Bush, V. (2006). *Proyecciones de la población de México 2005-2050*.
- PEACC-BC. (2012). *Programa Estatal de Acción ante el Cambio Climático de Baja California*. Gobierno de BC., SEMARNAT, INE.
- Pontius Jr, R. G., y Schneider, L. C. (2001). Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA. *Agriculture, Ecosystems y Environment*, 85(1-3), 239-248. DOI: 10.1016/S0167-8809(01)00187-6
- Pontius Jr., R. G., Schneider, L. C., Pontius, R. G., Schneider, L. C., Pontius Jr., R. G., y 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. Recuperado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167880901001876>
- Quinlan, J. R., y Cameron-Jones, R. M. (1993). FOIL: A midterm report. *European conference on machine learning*. Springer. DOI: 10.1007/3-540-56602-3\_124
- R Core Team. (2013). R: A language and environment for statistical computing. Vienna: R Foundation for Statistical Computing.
- RStudio Team. (2015). RStudio: Desarrollo integrado para R. RStudio, PBC, Boston, MA URL <http://www.rstudio.com/>.
- Ren, Y., Lü, Y., Comber, A., Fu, B., Harris, P. y Wu, L. (2019). Spatially explicit simulation of land use/land cover changes: Current coverage and future prospects. *Earth-Science Reviews*, 190, 398–415. Recuperado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0012825218300059>. DOI: 10.1016/j.earscirev.2019.01.001
- Rico, E. C., Docampo, M. L. G., González, J. A., y Sanmartín, T. R. (2006). La escala cartográfica de la imagen de satélite. Caso particular de las imágenes Ikonos y QuickBird. *Revista de Teledetección*, 26, 18-24.
- Riemann, H., y Ezcurra, E. (2005). Plant endemism and natural protected areas in the peninsula of Baja California, Mexico. *Biological Conservation*, 122(1), 141-150. DOI: doi.org/10.1016/j.biocon.2004.07.008

- Rosete Vergés, F. A. (2008). *Modelos predictivos de cambio de uso del suelo en la península de Baja California, México. Facultad de filosofía y letras*. Universidad Nacional Autónoma de México, D.F. México.
- Rosete Vergés, F. A., Pérez Damián, J. L., y Bocco, G. (2008). Cambio de uso del suelo y vegetación en la Península de Baja California, México. *Investigaciones Geográficas*, 67, 39-58. Recuperado de [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0188-46112008000300004&nrm=iso](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0188-46112008000300004&nrm=iso)
- Rosete Vergés, F. A., Velázquez, A., Bocco, G. y Espejel, I. (2014). Multi-scale land cover dynamics of semi-arid scrubland in Baja California, Mexico. *Regional Environmental Change*, 14(4), 1315-1328. DOI: 10.1007/s10113-013-0574-8
- Rzedowski, J. (1981). *The vegetation of Mexico*. México: Limusa.
- Rzedowski, J. y Huerta, L. (1994). *Vegetación de México*. México: Limusa, Noriega Editores.
- Secretaría de Economía (SE). (2018). Información Económica y Estatal de Baja California Sur. México: Secretaría de Economía.
- SIAP. (2018). Datos abiertos de estadística de producción agrícola. (Sistema de Información Agroalimentaria y Pesquera). Recuperado de <http://infosiap.siap.gob.mx/gobmx/datosAbiertos.php>
- Soares-Filho, B. S., Cerqueira, G. C., y Penachin, C. L. (2002). DINAMICA-a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecological Modelling*, 154(3), 217-235. DOI: 0.1016/S0304-3800(02)00059-5
- Q-GIS Development Team. (2015). QGIS geographic information system. *Open Source Geospatial Foundation Project*. Recuperado de <http://www.qgis.org>
- Troyo-Diéguez, E., Cruz-Falcón, A., Norzagaray-Campos, M., Beltrán-Morales, L. F., Murillo-Amador, B., Beltrán-Morales, F. A., García-Hernández, J. L. y Valdez-Cepeda, R. D. (2010). Agotamiento hidroagrícola a partir de la Revolución Verde: extracción de agua y gestión de la tecnología de riego en Baja California Sur, México. *Estudios sociales (Hermosillo, Son.)*, 18(36), 177-201.
- Velasco Ortiz, L. (2011). Identidad regional y actores: una experiencia de intervención sociológica en el valle de San Quintín, Baja California. *Región y sociedad*, 23(51), 43-70. DOI: 10.22198/rys.2011.51.a34
- Verburg, P. H. (2007). Combination of process-oriented and pattern-oriented models of land-use change in a mountain area of Vietnam. *Ecological Modelling*, 202, 410-420. DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2006.11.011
- Verburg, P. H., Alexander, P., Evans, T., Magliocca, N. R., Malek, Z., Rounsevell, M. D. A. y van Vliet, J. (2019). Beyond land cover change: towards a new generation of land use models. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 38, 77-85. Recuperado de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877343518301362>. DOI: 10.1016/j.cosust.2019.05.002
- Verburg, P. H., Schot, P. P., Dijst, M. J. y Veldkamp, A. (2004). Land use change modelling: current practice and research priorities. *Geojournal*, 61(4), 309-324. Recuperado de <http://dx.doi.org/10.1007/s10708-004-4946-y>. DOI: 10.1007/s10708-004-4946-y
- Zavala, C. A. S., Contreras, A. L., Belda, D. L. y Rivera, E. D. (2009). Distribución geográfica y variabilidad climática de los regímenes pluviométricos en Baja California Sur, México. *Atmósfera*, 3(3), 217-237.