

Mapas de potencial de transición *versus* mapas de aptitud para modelar el cambio de usos y coberturas del suelo

M.T. Camacho Olmedo¹, M. Paegelow², D. García Álvarez¹

¹ Departamento de Análisis Geográfico Regional y Geografía Física, Universidad de Granada, Campus de Cartuja s/n, 18071, Granada.

² Laboratorio GEODE, Université de Toulouse Jean Jaurès, 5 Allées A. Machado, 31058, Toulouse Cedex 1 (Francia).
camacho@ugr.es, paegelow@univ-tlse2.fr, david_ga_91@hotmail.com

RESUMEN: En el proceso de modelización del cambio de usos y coberturas del suelo es necesario validar no sólo el tipo de mapas que se obtienen en la fase de simulación, sino también los que se obtienen en la fase de calibración de los modelos: mapas de potencial de transición *versus* mapas de aptitud. Los primeros se basan en la modelización de las transiciones entre las distintas categorías de usos y coberturas del suelo durante el período de calibración, considerado el tiempo transcurrido entre t0 - t1; los segundos modelizan el estado de cada categoría de usos y coberturas del suelo en la fecha más reciente de dicho período de calibración t1, que incluye tanto los cambios como la estabilidad.

En este trabajo se utilizan dos modelos, Land Change Modeler (LCM) y CA_MARKOV, ambos incluidos en el SIG TerrSet (antiguo IDRISI), aplicados a una zona-test de la Región de Murcia. El primero se basa en los mapas de potencial de transición creados mediante redes neuronales (Multilayer Perceptron, MLP), mientras que el segundo utiliza los mapas de aptitud obtenidos mediante Evaluación Multicriterio (Multicriteria Evaluation, MCE). El objetivo es comparar los parámetros metodológicos en la fase de calibración y validar los resultados. Esta validación será tanto externa, mediante comparación con la realidad, como interna, precisando el grado de ajuste de los mapas de potencial de transición y de aptitud con respecto a sus respectivos mapas categóricos. Las conclusiones pueden ayudar a entender y precisar el comportamiento de uno y otro modelo.

Palabras-clave: Cambio de usos y coberturas del suelo, modelización, potencial de transición, aptitud, validación, Región de Murcia.

1. INTRODUCCIÓN

Los modelos de cambio de usos y coberturas del suelo (“Land use and cover change”, LUCC; “Land Change”, LC) (Jansen y Veldkamp 2011; Paegelow et al., 2013; VVAA, 2014) constituyen hoy día una herramienta eficaz para la simulación prospectiva y predictiva. En los últimos años se puede observar un interés creciente por la puesta en marcha y por la validación de modelos que predicen cambios en el tiempo (Pontius y Petrova, 2010). La validación de las diferentes etapas de aplicación de los modelos resulta imprescindible para conocer el grado de ajuste de los mismos, siendo numerosos los parámetros que pueden y deben ser validados. Pontius y Malanson (2005) indican que la elección de los parámetros puede provocar más variación en los resultados de la modelización que la propia elección del modelo.

Algunos de estos parámetros están relacionados con el tipo de mapas que se obtienen en las distintas fases de funcionamiento del modelo. Si bien la mayor parte de las herramientas de validación están enfocadas a los mapas categóricos obtenidos en la fase de simulación, en los que el valor de cada píxel corresponde a un número discreto de categorías (“hard-classified maps”) (Paegelow et al., 2014), no obstante es necesario validar también los mapas obtenidos en la fase de calibración (“soft-classified maps”) (Camacho et al., 2013; Kolb et al., 2013; Pérez-Vega et al., 2012). De hecho, la calibración puede en ocasiones formar parte de la validación (Crooks y Heppenstall, 2012). Estos mapas son de naturaleza ordinal y en ellos el valor de cada píxel corresponde a la probabilidad, potencialidad o aptitud para convertirse en una de las categorías que va a ser simulada.

En este trabajo, el objetivo es analizar y validar dos tipos de “soft-classified maps”: mapas de potencial de transición *versus* mapas de aptitud. Una de las principales diferencias entre ambos tipos de

mapas es la forma en que consideran los cambios y los mapas que toman de referencia para la configuración de los factores. Mientras que los primeros modelizan las transiciones o cambios entre las distintas categorías de usos y coberturas del suelo durante el período de calibración, considerado el tiempo transcurrido entre t0-t1 (Eastman et al. 2005; Sangermano et al. 2010), los segundos modelizan el estado de cada categoría de usos y coberturas del suelo en la fecha más reciente de dicho período de calibración t1, que incluye tanto los cambios como la estabilidad (Conway y Wellen, 2011.).

Modelizar transiciones o modelizar estados de las categorías son dos aproximaciones diferentes que afectan a los resultados y a la validación de los modelos (Camacho et al., 2013). En este trabajo se emplean los modelos Land Change Modeler (LCM) y CA_MARKOV, incluidos en el SIG TerrSet (antiguo IDRISI). Mientras el primero utiliza en la fase de calibración mapas de potencial transición creados mediante redes neuronales (Multilayer Perceptron, MLP), el segundo hace uso de mapas de aptitud obtenidos mediante Evaluación Multicriterio (Multicriteria Evaluation, MCE). Aplicados ambos modelos a una zona-test de la Región de Murcia, el objetivo pasa por comparar los parámetros metodológicos en la fase de calibración y validar los resultados, tanto de forma externa (comparación con la realidad), como interna (grado de ajuste de los mapas de potencial de transición y de aptitud con respecto a sus correspondientes mapas categóricos (“hard-classified maps”). Las conclusiones pueden ayudar a comprender y precisar el comportamiento de los dos modelos.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio y bases de datos

El área de estudio corresponde a un sector de la Región de Murcia, de aproximadamente 2300 km² de extensión (50 km x 45 km) (Figura 1), que comprende gran parte de la vega media del río Segura, la cuenca del Mula y el valle del Guadalentín. Esta área presenta fuertes dinámicas de transformación de usos ligados sobre todo a la gestión del agua en sus fértiles vegas y al fenómeno urbanístico.

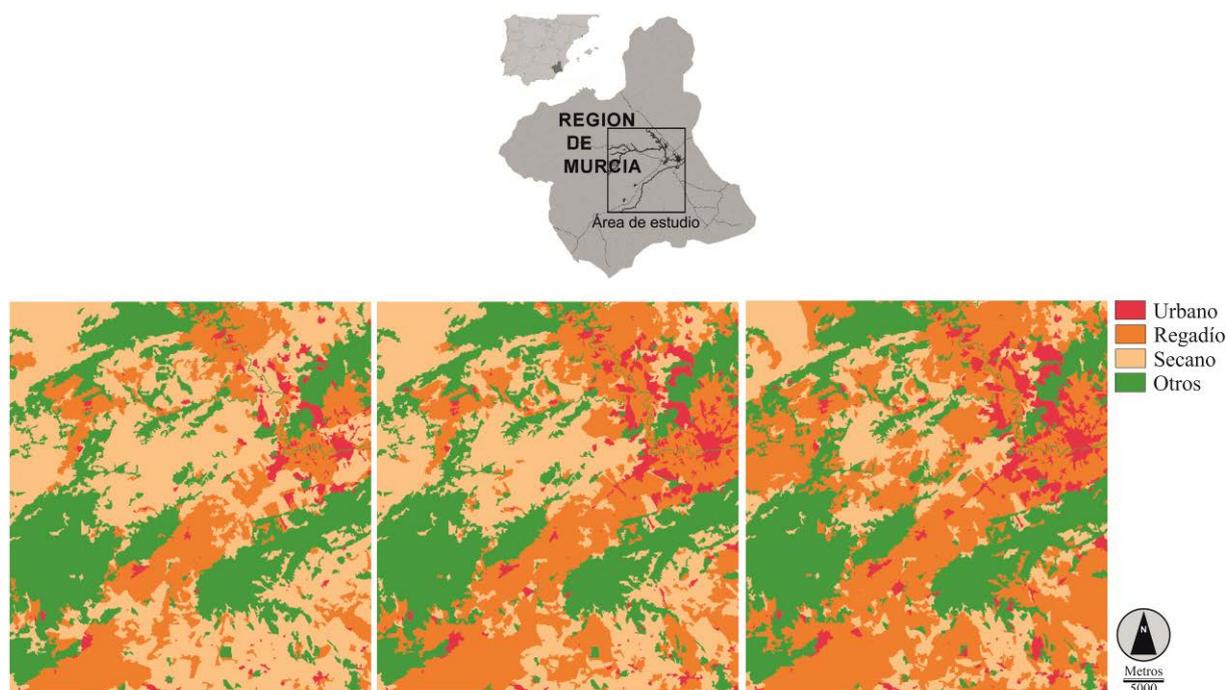


Figura 1. Área de estudio. Usos y coberturas del suelo en 1990 (izquierda), 2000 (centro) y 2006 (derecha). Fuente: Corine Land Cover. Agrupación en categorías: 1 Urbano, 2 Regadío, 3 Secano, 4 Otras categorías.

La calibración de los modelos se apoya en mapas de usos y coberturas del suelo del proyecto Corine Land Cover de 1990 (t0) y 2000 (t1). La simulación se obtiene con fecha de 2006 (denominada T) y para la validación de los resultados se utiliza el mapa Corine Land Cover de la misma fecha. Las categorías se han agrupado en cuatro para simplificar el proceso (1 Urbano, 2 Regadío, 3 Secano, 4 Otras categorías),

modelizando sólo las tres primeras. Las variables descriptivas y explicativas utilizadas proceden de distintas fuentes y bases de datos (Gómez y Grindlay, 2008) y corresponden a variables de naturaleza topográfica, áreas de protección, distancia a vías de comunicación y distancia a infraestructuras hidráulicas.

2.2. Metodología

En este trabajo se comparan dos modelos, Land Change Modeler (LCM) y CA_MARKOV, ambos incluidos en el SIG TerrSet (antiguo Idrisi) (Clarklabs, 2006, 2010). Una explicación más detallada de LCM se puede encontrar, entre otros, en Aguejda y Houet (2008) y Dang Khoi y Murayama (2010); de CA_MARKOV en Paegelow y Camacho (2005) y de MCE en Gómez y Barredo (2005); finalmente, de ambos modelos en Clarklabs (2006, 2010), Paegelow y Camacho (2008) y Mas et al. (2011, 2014).

2.1.1. Calibración y simulación

En la fase de calibración, los dos modelos son esencialmente diferentes (Camacho et al., 2013). LCM modeliza las transiciones entre las distintas categorías de usos y coberturas del suelo durante el período de calibración (t0-t1), mediante redes neuronales (Multilayer Perceptron, MLP). El resultado es una serie de mapas de potencial de transición entre categorías. CA_MARKOV modeliza el estado de cada categoría de usos y coberturas del suelo en la fecha más reciente de dicho período de calibración t1, a partir de la Evaluación Multicriterio (Multicriteria Evaluation, MCE). El resultado es una serie de mapas de aptitud para cada categoría. Por tanto, la calibración de MLP para LCM se apoya en dos fechas y en los cambios de categorías entre esas dos fechas, mientras que la calibración de MCE para CA_MARKOV se apoya en una fecha y en el estado de las categorías en dicha fecha.

Ambos modelos establecen relaciones entre las variables explicativas y las transiciones o estado de las categorías, transformando dichas variables en factores. Para facilitar la comparación entre modelos, en este trabajo se ha utilizado exclusivamente la función de máxima verosimilitud para transformar las variables explicativas. Esta función analiza la frecuencia relativa con la que los píxeles pertenecen a diferentes categorías de la variable en las áreas de cambio o en las áreas de localización de los usos y coberturas del suelo. Es un método eficaz para incorporar variables nominales y también acepta la inclusión de variables continuas agrupadas en categorías. Los factores han sido analizados mediante el índice Cramer's V, que mide la correspondencia entre ellos y las categorías en t1.

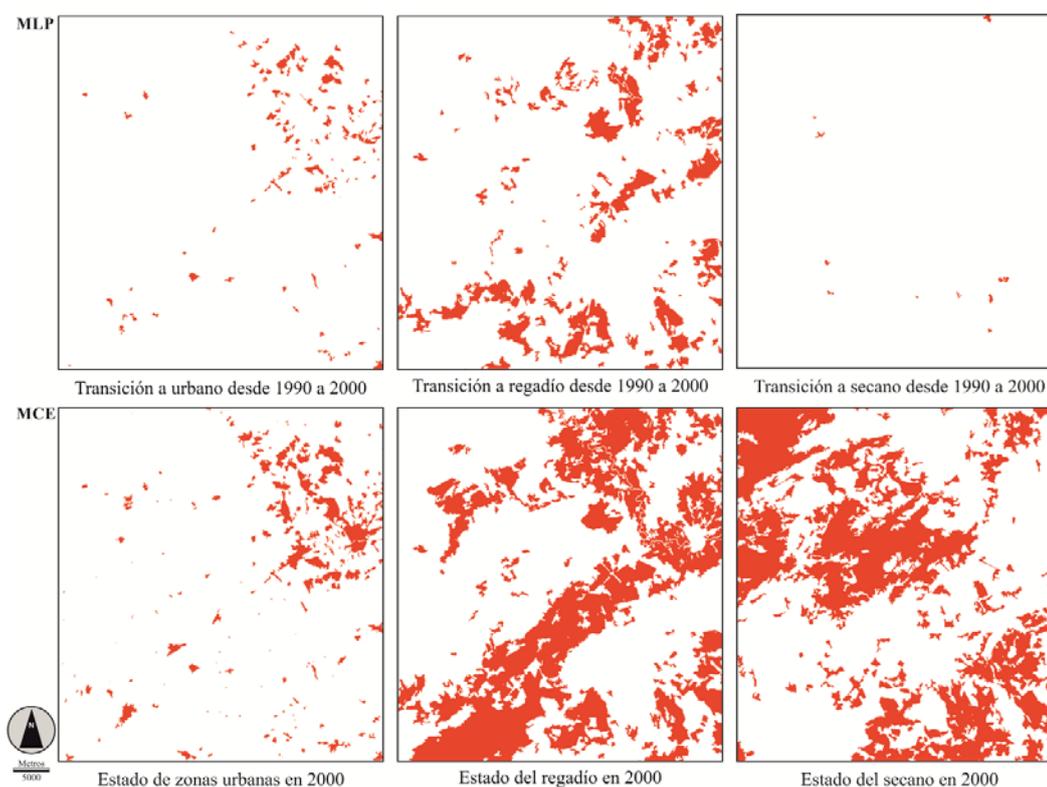


Figura 2. Mapas de referencia para obtención de factores por máxima verosimilitud: restricciones (color blanco) y transiciones entre categorías versus estado de las categorías (color rojo).

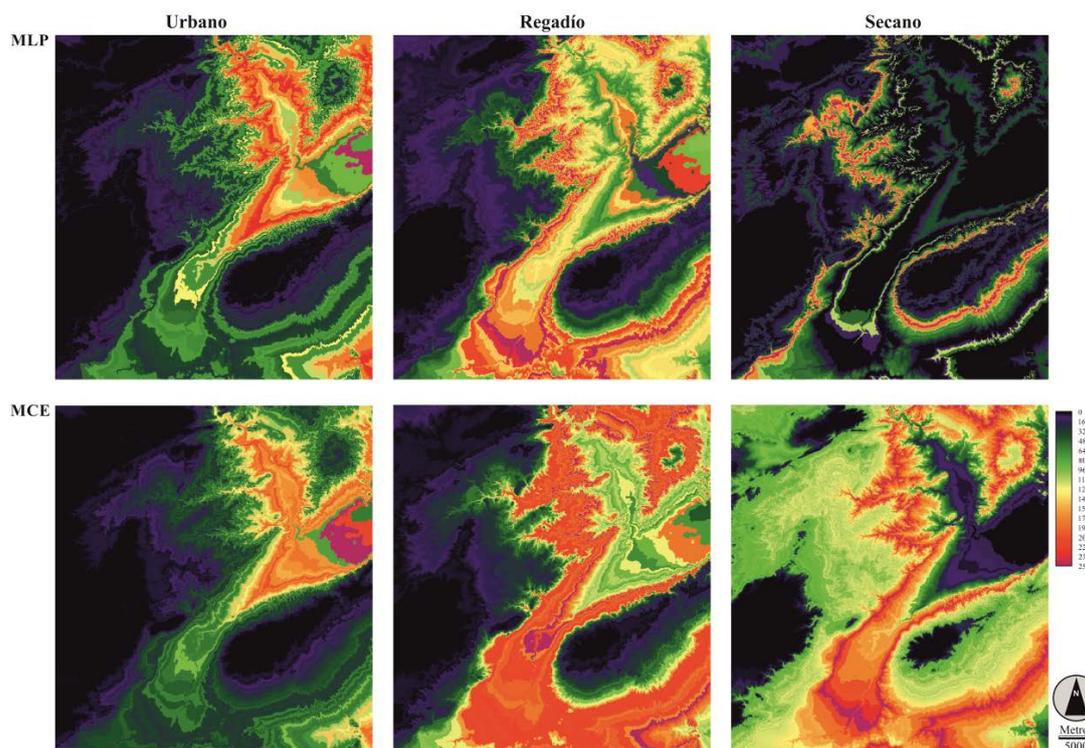


Figura 3. Factores obtenidos a partir del Modelo Digital del Terreno con la función máxima verosimilitud.

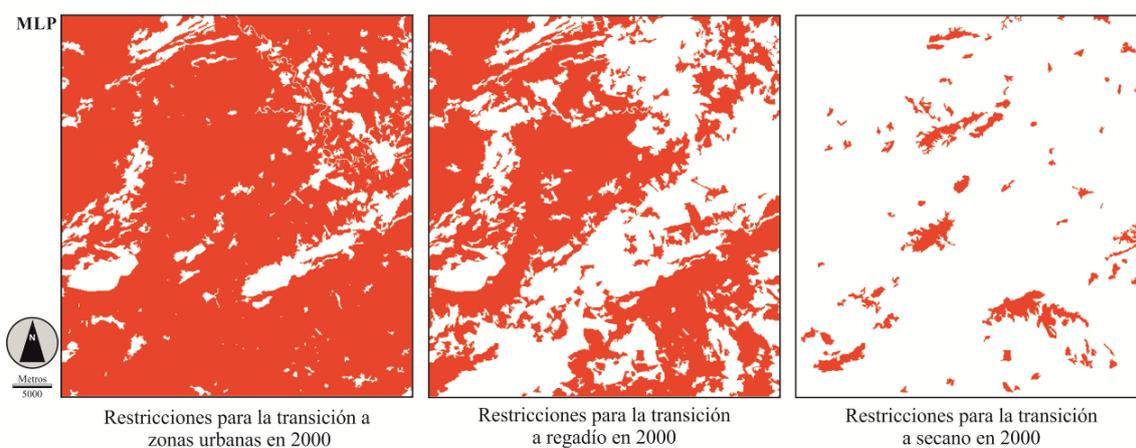


Figura 4. Restricciones (color blanco) para las transiciones a zonas urbanas (izquierda), regadío (centro) y secano (derecha) en 2000 en MLP.

No obstante, con el fin de preservar la naturaleza de los modelos, los mapas de referencia para la configuración de los factores son diferentes: transiciones de categorías entre la fecha más antigua t_0 (1990) y la más reciente t_1 (2000) en MLP, y estado de cada categoría en t_1 (2000) en MCE. Estos mapas, binarios, se presentan en la Figura 2. En la Figura 3 se muestran, a modo de ejemplo, los factores obtenidos a partir del Modelo Digital del Terreno utilizando dichos mapas de referencia y la opción de máxima verosimilitud.

Otra diferencia entre los mapas de potencial de transición MLP y los mapas de aptitud MCE es la referente a la inclusión de restricciones. MLP incorpora una restricción implícita, puesto que sólo considera candidatas a aquellas categorías que pueden experimentar la transición analizada durante el período de simulación. A modo de ejemplo, si en el período de calibración (1990-2000) en MLP se ha modelizado la transición “secano a regadío”, en el período de simulación (2000-2006) la única categoría candidata es el secano, excluyendo en una restricción al resto de las categorías y a la propia categoría de destino. La Figura 4 muestra las categorías candidatas a las distintas transiciones en 2000 en MLP. En MCE, sin embargo, todas las categorías pueden ser candidatas. Para mitigar esta diferencia, en MCE se ha incorporado una restricción

con las categorías que no pueden experimentar el cambio hacia la categoría de destino, aunque ésta última sí es considerada candidata. Es decir, MCE sí incorpora la estabilidad de cada categoría.

En la fase de simulación, los dos modelos se basan en las cadenas de Markov para el cálculo de las transiciones temporales y en la Evaluación Multiobjetivo para la resolución de las incompatibilidades y la localización de las transiciones y de las áreas estables (Clarklabs, 2006, 2010). No obstante, la utilización de un autómata celular básico en CA_MARKOV provoca diferencias destacables en la fase de localización (Camacho et al., 2015). Las simulaciones LCM y CA_MARKOV se obtienen con fecha de 2006 (denominada T).

2.1.2. Validación de los resultados

Los mapas procedentes de la calibración de los modelos (mapas de potencial de transición MLP y mapas de aptitud MCE), se validan utilizando la función ROC (Receiver Operating Characteristic) (Pontius y Schneider, 2001; Pontius y Parmentier, 2014). Mediante esta función se comparan los mapas simulados de naturaleza ordinal (“soft-classified maps”) con los mapas reales de naturaleza categórica (“hard-classified maps”). Un valor ROC de 1 indica un ajuste perfecto entre los dos mapas, es decir, la categoría real se ubica en los píxeles de valores más altos de los mapas ordinales. Un valor ROC de 0,5 indica una relación aleatoria entre ambos mapas. Valores inferiores a 0,5 indican un modelo sistemáticamente incorrecto (Eastman et al., 2005).

En este trabajo los mapas de potencial de transición y los mapas de aptitud se han comparado tanto con los mapas categóricos reales en T (2006), como, en un nuevo uso del índice ROC (Camacho et al., 2013), con los procedentes de la fase de simulación en T (2006). En el primer caso se realiza una validación externa - con la realidad - y en el segundo una validación interna - entre dos productos del mismo modelo -. En ambos casos se han obtenido valores ROC tanto del área total en 2006 como, mediante la inclusión de restricciones, sólo de las zonas de cambio real en el período de simulación (2000-2006).

ROC realiza una comparación relativa basada en la delimitación de diferentes umbrales. En el presente trabajo se han delimitado diez umbrales. Esto significa que, en el primer umbral, los mapas categóricos serán comparados únicamente con el 10% de los píxeles de los mapas de potencial de transición / mapas de aptitud, ordenados desde el valor más alto, y, a continuación, se siguen añadiendo umbrales de 10% en 10% hasta completar el 100% de las áreas consideradas, es decir, las no afectadas por las restricciones.

3. RESULTADOS

La Figura 5 presenta los mapas de potencial de transición MLP y los mapas de aptitud MCE. Como se ha comentado en la sección 2.1.1., los primeros presentan como restricción las categorías no candidatas a la transición analizada, incluyendo la categoría de destino, mientras que en los segundos, aunque la restricción corresponde también a las categorías no candidatas a la transición analizada, se excluye la categoría de destino. Es decir, MLP modeliza transiciones entre categorías y MCE modeliza estados de la categoría, incluyendo cambios y estabilidad.

Estos mapas (“soft-classified maps”), aunque son los utilizados para la simulación categórica (“hard-classified maps”), no tienen una proyección temporal fija. En este trabajo el resultado es el potencial de transición y la aptitud desde 2000 ($>t_1$), siendo la simulación categórica la que concreta la fecha T (en nuestro caso 2006).

4. VALIDACIÓN Y DISCUSIÓN

La Figura 6 presenta en un histograma bidimensional los resultados ROC de los mapas de potencial de transición y de los mapas de aptitud tanto en su comparación con los mapas reales (eje de abscisas) como con los mapas simulados (eje de ordenadas), ambos en fecha T. Los valores ROC se muestran tanto para el total de áreas de cambio y de áreas estables, es decir, el estado en 2006 (T), como únicamente para las áreas que han experimentado un cambio, es decir, las transiciones entre 2000-2006 (t_1 -T).

El uso clásico del índice ROC - la validación con los mapas reales o validación externa (eje de la x) - muestra que MLP y MCE se asemejan si analizamos únicamente los resultados de las transiciones reales 2000-2006. La capacidad predictiva de los mapas de potencial de transición y de aptitud es relativamente cercana y de nivel medio (los valores oscilan entre 0.563 y 0.715).

Las diferencias se manifiestan si analizamos cada categoría, puesto que los mapas de aptitud obtienen valores ligeramente más altos en el regadío y secano, y más bajos en las zonas urbanas. La categoría de regadío es la que muestra valores ROC más bajos en ambos modelos. Hay que recordar que los mapas de

referencia MLP del período de calibración están excluidos en el período de simulación, ya que las transiciones reales desde t_1 a T se producen en áreas diferentes a las acaecidas en el pasado. Sin embargo, en MCE los mapas de referencia (t_1), pueden estar incluidos en los mapas simulados en T , en concreto en las áreas estables. En consecuencia, si los patrones de cambio no se mantienen durante el período de calibración y de simulación, los resultados MLP son menos realistas que los resultados MCE. Futuras investigaciones podrían analizar la validez de esta hipótesis.

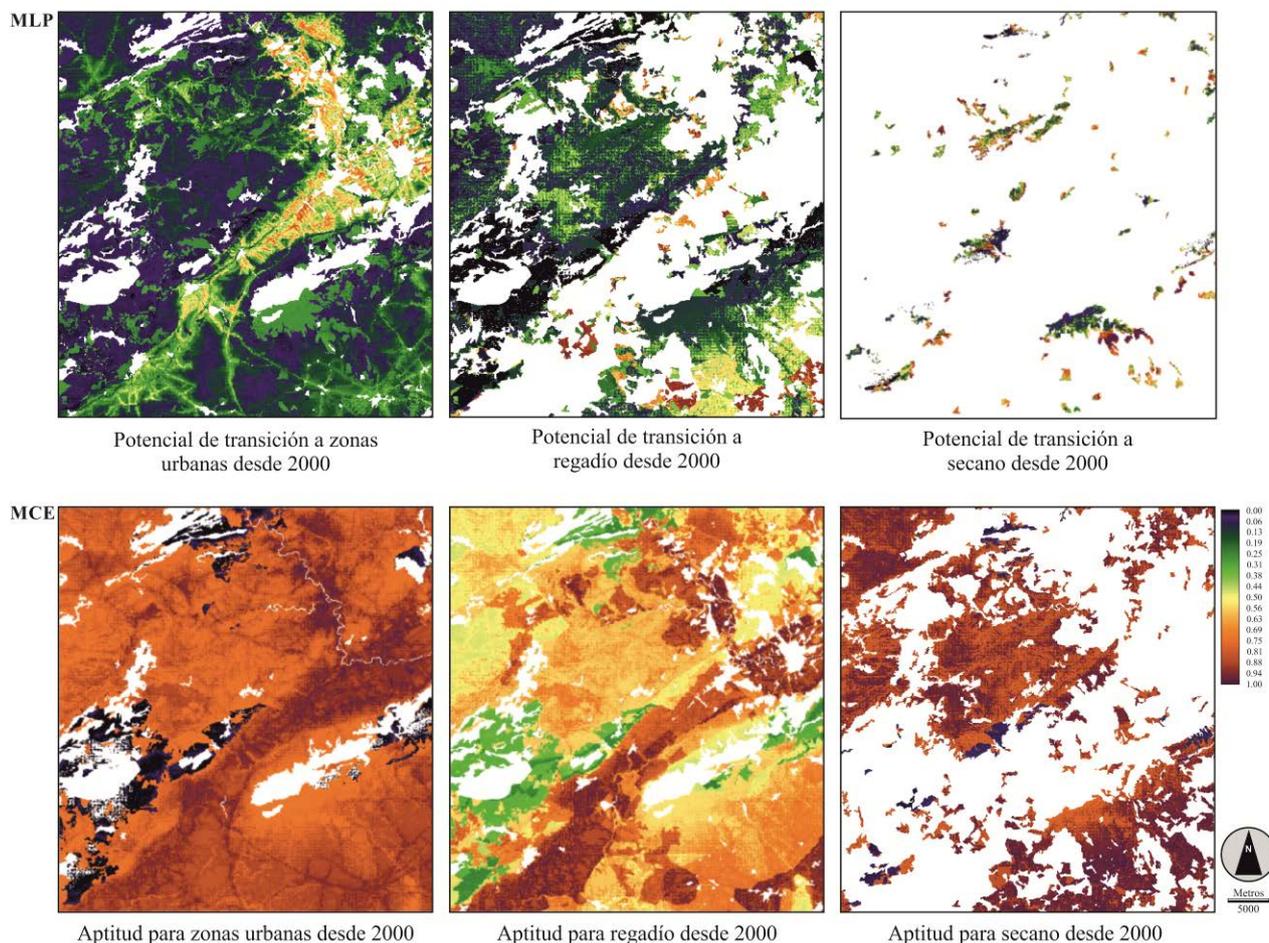


Figura 5. Mapas de potencial de transición MLP (en blanco, categorías no candidatas a la transición incluida la categoría de destino) y mapas de aptitud MCE (en blanco, categorías no candidatas a la transición excluida la categoría de destino).

Con respecto al total del área, incluyendo cambio y estabilidad (2000-2006), los valores son muy diferentes entre ambos modelos. La capacidad predictiva de MCE es media-alta en todas las categorías, con valores de 0,7613 para las zonas urbanas, 0,8564 para el regadío y 0,8999 para el secano. En el caso de MLP, los valores ROC son inferiores a MCE en todas las categorías: 0,7394 la categoría de urbano, 0,6788 para el regadío y 0,6588 para el secano.

Por modelos, MLP tiene una capacidad predictiva muy parecida tanto para las transiciones como para el total del área. MCE, sin embargo, tiene una capacidad predictiva del total del área muy superior a la de las transiciones. La validación de los mapas de simulación categóricos de CA_MARKOV y LCM (Camacho et al., 2015), avala las conclusiones anteriores. Ambos modelos presentan, en las zonas de cambio, valores de acierto similares y de grado bajo, mientras que, en las áreas de estabilidad, CA_MARKOV obtiene valores muy superiores a LCM, a pesar de que en ambos casos el grado de acierto es muy elevado.

Por otra parte, el nuevo uso del índice ROC – la comparación con los mapas simulados o validación interna (eje de la y) – indica un comportamiento muy contrastado entre MLP y MCE, tanto si analizamos sólo las transiciones como el total del área simulada. En este uso de ROC se comparan dos tipos de mapas obtenidos por los mismos modelos: mapas de potencial de transición MLP con mapas categóricos simulados LCM, y mapas de aptitud MCE con mapas categóricos simulados CA_MARKOV.

En las transiciones simuladas 2000-2006, existe un mayor ajuste entre los mapas de potencial de transición MLP y la modelización categórica obtenida por LCM, con índices ROC superiores a 0,94, mientras que el ajuste es menor entre los mapas de aptitud MCE y la modelización categórica obtenida por CA_MARKOV, con índices ROC inferiores (entre 0,731 y 0,805). Esto significa que LCM muestra un mayor ajuste con sus propios mapas que CA_MARKOV, es decir, que a la hora de simular, LCM elige en sus mapas los píxeles de mayor valor, lo que no ocurre en el caso de CA_MARKOV. La explicación a este hecho está en el funcionamiento de CA_MARKOV en la fase de simulación y, en particular, en el autómata celular (CA) (filtro de contigüidad 5x5) que lleva implícito. Este filtro modifica la aptitud original de los píxeles al ponderar el efecto de vecindad en la matriz considerada. Una simulación con CA_MARKOV anulando el CA, que no es el comportamiento habitual del modelo, provoca que la simulación obtenida presente una mayor similitud con la simulación LCM (Camacho et al., 2013, 2015).

Para el total del área simulada, incluyendo cambio y estabilidad (2000-2006), los valores ROC de MLP siguen siendo superiores a los de MCE, es decir, el CA de CA_MARKOV afecta también en la fase de simulación y provoca que este modelo no elija los píxeles de mayor valor. No obstante, en MCE los valores ROC del área total son superiores a los de las áreas de cambio en todas las categorías. Esto puede indicar que cuando CA_MARKOV simula la estabilidad, se ve menos afectado por el CA que cuando simula el cambio. Hay que recordar que los mapas de aptitud MCE incluyen información sobre la estabilidad, cuya superficie es mayor y menos fragmentada, lo que mitiga el efecto del CA, que es esencialmente un filtro de contigüidad. En el caso de MLP, los resultados ROC de las transiciones simuladas y de la superficie total simulada son muy similares, es decir, LCM se ajusta a sus propios mapas de potencial de transición MLP para la fase de simulación. Puesto que los mapas MLP no incluyen información sobre la estabilidad, LCM utiliza el estado de la categoría en t1 para su simulación.

Si bien son numerosas las referencias y trabajos sobre la simulación de los cambios y su validación (Pontius y Petrova, 2010; Pontius et al., 2008), son escasas las que analizan la simulación de la estabilidad. No obstante, la utilización de mapas de potencial de transición o de mapas de aptitud, sin y con información de la estabilidad respectivamente, condiciona, como hemos visto anteriormente, el grado de acierto de los modelos.

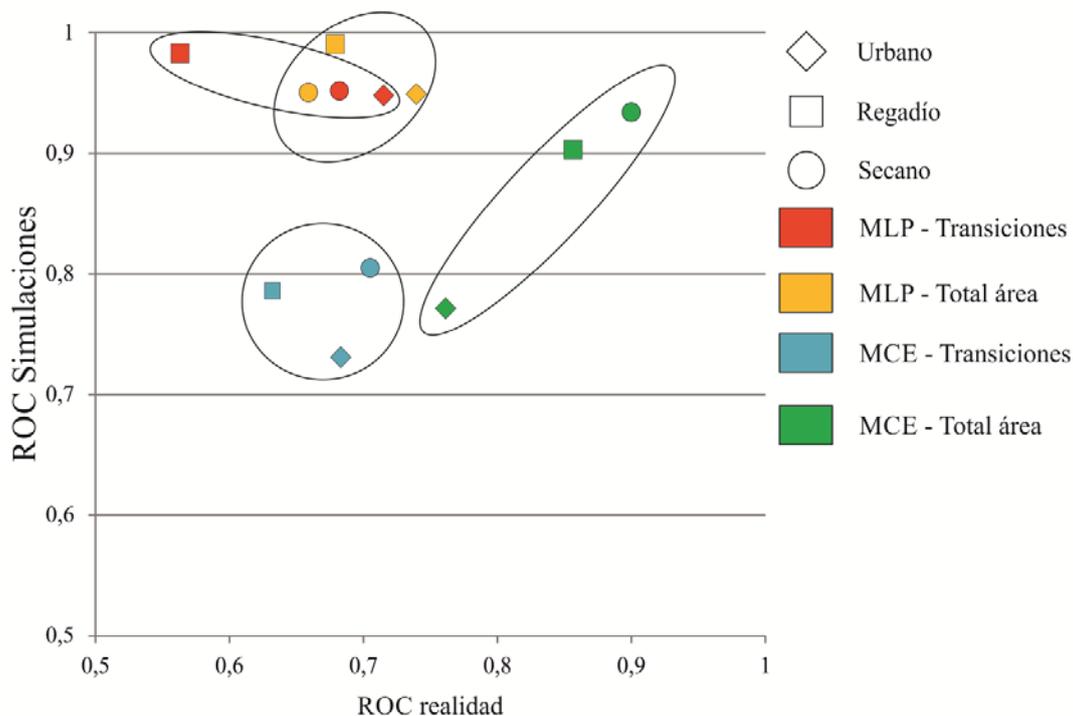


Figura 6. Histograma bidimensional con los valores ROC de los mapas de potencial de transición MLP y de los mapas de aptitud MCE. Los valores ROC para las transiciones reales 2000-2006 y para el estado real de las categorías en 2006 se muestran en el eje de abscisas. Los valores ROC para las transiciones simuladas 2000-2006 y para el estado simulado de las categorías en 2006 se muestran en el eje de ordenadas (simulaciones LCM y CA_MARKOV).

La representación en el histograma bidimensional de ambos valores ROC, al comparar la validación externa y la validación interna, permite percibir el riesgo que asumen los modelos. Si los dos valores ROC son similares, alineados en la diagonal, el riesgo asumido es menor, puesto que existe una correspondencia entre la capacidad predictiva de los mapas de potencial de transición o aptitud y la consideración que de ellos hacen los mapas simulados. Si los valores ROC se alejan de la diagonal, el riesgo asumido por los modelos es mayor: en los casos en los que la capacidad predictiva es alta (eje de la x) el ajuste interno del modelo es bajo (eje de la y). Al revés, en los casos en los que la capacidad predictiva es baja (eje de la x) el ajuste interno del modelo es alto (eje de la y). Ambas situaciones pueden explicar, al menos en parte, errores en las simulaciones. En la Figura 6 se observa que MCE, con valores cercanos a la diagonal, asume menos riesgo que MLP, al presentar este un ajuste interno muy alto (eje de la y) con una capacidad predictiva media (eje de la x).

Esta interpretación no puede ir más allá del ajuste en términos de ubicación, debido a que el análisis ROC es de naturaleza relativa en función de los umbrales. Nuevas perspectivas se abren con el índice TOC (Pontius y Kangping, 2014), que integra múltiples umbrales y permite obtener valores totales. Además, la validación de los mapas simulados categóricos (“hard-classified maps”) no depende únicamente de los mapas de potencial de transición o de aptitud (“soft-classified maps”). Una validación completa debe tener en cuenta dos pasos imprescindibles de la fase de simulación para conocer el grado de ajuste de los modelos: cómo estima el modelo las cantidades de cambio y de persistencia, y cómo las ubica en el espacio.

Las conclusiones extraídas de este trabajo deben ser contextualizadas, teniendo en cuenta los modelos, parámetros y datos usados. Las líneas futuras de investigación deberían insistir en estos modelos de manera exhaustiva (Torrens, 2011) y en su puesta en práctica en diferentes zonas de trabajo y períodos de tiempo (Pontius et al., 2008).

5. CONCLUSIONES

Conocer el funcionamiento y validar las diferentes etapas de aplicación de los modelos resulta imprescindible para conocer su grado de acierto. La naturaleza de los mapas obtenidos en la fase de calibración (“soft-classified maps”) condiciona los resultados. Los mapas de potencial de transición MLP modelizan las transiciones entre las distintas categorías de usos y coberturas del suelo durante el período de calibración; los mapas de aptitud MCE modelizan el estado de cada categoría de usos y coberturas del suelo en la fecha más reciente de dicho período de calibración, incluyendo tanto los cambios como la estabilidad. Mapas de referencia, colección de factores y restricciones implícitas son algunos de los diferentes parámetros en ambos modelos.

La validación externa - con respecto a la realidad - indica que ambos modelos presentan, en las zonas de cambio, valores de acierto similares y de grado bajo, es decir, modelizar transiciones o modelizar estados de la categoría no conlleva consecuencias en el grado de acierto del conjunto de las zonas de cambio. No obstante, sí existen diferencias por categorías. En el total del área, que une cambios y estabilidad, es MCE el que obtiene valores mayores de acierto, es decir, la utilización de mapas de potencial de transición o de mapas de aptitud, sin y con información de la estabilidad respectivamente, sí condiciona el grado global de acierto de los modelos.

La validación interna – mapas del mismo modelo - indica un comportamiento muy contrastado entre los dos modelos, tanto en las zonas de cambio como en el total del área simulada. En la fase de simulación, LCM se ajusta a sus propios mapas MLP y elige los píxeles de mayor valor, mientras que CA_MARKOV se ve afectado por el filtro de contigüidad, especialmente cuando simula las transiciones. En consecuencia, no se ajusta fielmente a sus propios mapas MCE. No obstante, el riesgo asumido por este último modelo es menor, al existir una alta correspondencia entre la validación externa e interna.

AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo se enmarca en el Proyecto MINECO I+D BIA2013-43462-P, titulado “SIMULACIONES GEOMÁTICAS PARA MODELIZAR DINÁMICAS AMBIENTALES II. Horizonte 2020” (SIGEOMOD_2020), Universidad de Granada, 2014-2017.

BIBLIOGRAFÍA

Aguejedad, R. y Houet, T. (2008) “Modélisation de l'étalement urbain d'une métropole française (Rennes) à l'aide du modèle Land Change: scénarios d'évolutions futures ». Symposium Spatial landscape modelling: from dynamic approaches to functional evaluations, Toulouse, 3-5 June, 2008, 12 pp.

- Camacho Olmedo MT, Paegelow M y Mas JF. (2013): "Interest in intermediate soft-classified maps in land change model validation: suitability versus transition potential". *International Journal of Geographical Information Science* 27 (12), 2343-2361. Published By: Taylor & Francis.
- Camacho Olmedo MT, Pontius RG Jr., Paegelow M, y Mas JF (2015): "Comparison of simulation models in terms of quantity and allocation of land change". *Environmental Modelling & Software*, 69 (2015), 214-221. Publisher By: Elsevier.
- Clark labs, 2006, 2010. Available from: <http://www.clarklabs.org/>
- Conway, T.M. y Wellen, C.C. (2011): "Not developed yet? Alternative ways to include locations without changes in land use change models". *International Journal of Geographical Information Science*, 25 (10), 1613-1631.
- Crooks, A.T. y Heppenstall, A.J. (2012): "Introduction to agent-based modeling". En: A.J. Heppenstall et al., (eds). *Agent-based models of geographical systems*. Berlin: Springer Verlag, 85-108.
- Dang Khoi, D. y Murayama, Y. (2010): "Forecasting Areas Vulnerable to Forest Conversion in the Tam Dao National Park Region, Vietnam". *Remote Sensing*, 2 (5): 1249-1272.
- Eastman, J.R., Van Fossen, M.E. y Solarzano, L.A. (2005): "Transition Potential Modeling for Land Cover Change". En *GIS, Spatial Analysis and Modeling*, D. Maguire, M. Goodchild and M. Batty (Eds.), Redlands, California: ESRI Press, 357-386.
- Gómez Delgado, M. y Barredo Cano, J.I. (2005): *Sistemas de Información Geográfica y Evaluación Multicriterio en la ordenación del territorio (GIS and multicriteria evaluation for urban and regional planning)*. Madrid: Ra-Ma.
- Gómez, J.L. y Grindlay, A. (eds.) (2008): *Agua, Ingeniería y Territorio: La transformación de la cuenca del río Segura por la Ingeniería Hidráulica*. Ministerio de Medio Ambiente, Medio Rural y Marino. Confederación Hidrográfica del Segura.
- Jansen, L.J.M. y Veldkamp, T.A. (2011): "Evaluation of the variation in semantic contents of class sets on modelling dynamics of land-use changes". *International Journal of Geographical Information Science*, 26 (4), 717-746.
- Kolb, M., Mas, J.F. y Galicia L. (2013): "Evaluating drivers of land-use change and transition potential models in a complex landscape in Southern Mexico". *International Journal of Geographical Information Science* 27(9): 1804-1827. Published By: Taylor & Francis.
- Mas JF, Kolb M, Paegelow M, Camacho Olmedo MT y Houet T. (2014): "Inductive pattern-based land use / cover change models: A comparison of four software packages". *Environmental Modelling & Software*, 51(2014), 94-111. Publisher By: Elsevier.
- Mas J.F., Kolb, M., Houet, T., Paegelow, M. y Camacho Olmedo, M.T. (2011): "Eclairer le choix des outils de simulation des changements des modes d'occupation et d'usages des sols. Une approche comparative ». *Revue Internationale de Géomatique* N° 3/2011: 405-430.
- Paegelow, M. y Camacho Olmedo, M.T. (2005): "Possibilities and limits of prospective GIS land cover modeling - a compared case study: Garrotxes (France) and Alta Alpujarra Granadina (Spain)". *International Journal of Geographical Information Science* 19 (6): 697-722.
- Paegelow, M. y Camacho Olmedo, M.T. (eds.) (2008): *Modelling Environmental Dynamics. Advances in Geomatics Solutions*. Springer-Verlag: Berlin.
- Paegelow M, Camacho Olmedo MT, Mas JF, Houet T y Pontius RG Jr. (2013): "Land Change Modelling: moving beyond projections". *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 27 (9), 1691-1695. Published By: Taylor & Francis.
- Paegelow M, Camacho Olmedo MT, Mas JF y Houet T (2014): "Benchmarking of LUCC modelling tools by various validation techniques and error analysis". *Cybergeog: European Journal of Geography [En ligne]*, Systèmes, Modélisation, Géostatistiques, document 701, mis en ligne le 22 décembre 2014. ISSN: 1278-3366.

- Pérez-Vega, A., Mas, J.F., y Ligmann-Zielinska, A. (2012): “Comparing two approaches to land use/cover change modeling and their implications for the assessment of biodiversity loss in a deciduous tropical forest”. *Environmental Modelling & Software* 29 (1): 11-23.
- Pontius Jr., R.G. et al. (2008): “Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change”. *Annals of Regional Science*, 42 (1), 11–47.
- Pontius Jr., R.G. y Kangping, Si. (2014): “The total operating characteristic to measure diagnostic ability for multiple thresholds”. *International Journal of Geographical Information Science*, 28, issue 3, 570-583. Published By: Taylor & Francis.
- Pontius Jr., R.G. y Malanson, J. (2005): “Comparison of the structure and accuracy of two land change models”. *International Journal of Geographical Information Science*, 19, 243–265.
- Pontius Jr., R.G. y Parmentier, B. (2014): “Recommendations for using the Relative Operating Characteristic (ROC)”. *Landscape Ecology* (2014) 29: 367-382.
- Pontius Jr., R.G. y Petrova, S.H. (2010): “Assessing a predictive model on land change using uncertain data”. *Environmental Modelling & Software*, 25, 299–309.
- Pontius Jr., R.G. and Schneider, L.C. (2001): “Land-cover change model validation by an ROC method for the Ipswich watershed, Massachusetts, USA”. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 85, 239-248.
- Sangermano, F., Eastman, J.R. and Zhu, H. (2010): “Similarity weighted instance based learning for the generation of transition potentials in land change modeling”. *Transactions in GIS*, 14, 5 (2010): 569-580.
- Torrens, P.M. (2011): “Calibrating and validating cellular automata models of urbanization”. In: Yang, X., (eds) *Urban remote sensing. Monitoring, synthesis and modeling in the urban environment*. New York, NY: John Wiley & Sons, 335–345.
- VVAA (2014): *Committee on Needs and Research Requirements for Land Change Modeling; Geographical Sciences Committee; Board on Earth Sciences and Resources; Division on Earth and Life Studies; National Research Council. 2014. Advancing Land Change Modeling: Opportunities and Research Requirements. THE NATIONAL ACADEMIES PRESS. Washington, D.C.*