

MODELADO DEL CAMBIO DE USOS DE SUELO URBANO A TRAVÉS DE REDES NEURONALES ARTIFICIALES. COMPARACIÓN CON DOS APLICACIONES DE SOFTWARE

JAIME DÍAZ-PACHECO¹ y RICHARD HEWITT²

¹Universidad Complutense de Madrid; ²Universidad de Alcalá

¹Calle Profesor Aranguren, s/n - 28040 - Madrid; ²Pza. San Diego, s/n - 28801 - Alcalá de Henares

¹jdiazpac@ghis.ucm.es ; ²richard.hewitt@uah.es

RESUMEN

Este trabajo aborda el uso de métodos basados en redes neuronales artificiales (RNA) para la modelización del cambio de usos de suelo en la región de Madrid. Se exploraron los potenciales de transición de cambio de usos de suelo urbano en Madrid y al mismo tiempo fueron comparados los resultados producidos por dos aplicaciones diferentes que implementan un prototipo de cálculo basado en redes neuronales artificiales RNA: Land Transformation Modeler de la Universidad de Purdue (LTM) y Land Change Modeler (LCM), éste último implementado en el software IDRISI Taiga de la Universidad de Clark. Las bases de datos geográficas recogen dos periodos temporales de estado de usos de suelo urbano (2000 y 2006) para entrenar y calibrar el modelo y un tercer periodo temporal (2009) para llevar a cabo un proceso de validación. Los resultados han mostrado que ambas aplicaciones, a pesar de contener el mismo algoritmo pueden llegar a producir resultados disímiles. Además este trabajo confirma la utilidad de los modelos de simulación de cambio de usos de suelo basados en RNA para la definición de patrones de comportamiento y la generación de mapas de aptitud de usos de suelo.

Palabras clave: redes neuronales artificiales, cambio de usos de suelo, simulación urbana, Madrid.

MODELLING URBAN LAND-USE CHANGE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. COMPARING TWO SOFTWARE APPLICATIONS

ABSTRACT

This paper discusses the use of a methodology based on artificial neural networks (ANNs) for modeling land use change in the region of Madrid. The aim of this paper is to explore the potential for urban land use change transition in Madrid and also to compare the results produced by two different applications that implement ANNs: Land Transformation Modeler (LTM), developed by

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Purdue University and the Land Change Modeler (LCM) software implemented in IDRISI Taiga (Clark University). The geodatabase used covered urban land uses for two time periods (2000 and 2006), employed to train and calibrate the model, and a third time period (2009), used to conduct a validation process. The results showed that even though both applications implement the same algorithm, they can produce different results. In addition, this work underlines the usefulness of ANN-based land use change simulation models to reproduce patterns of land change to generate land use suitability maps.

Keywords: artificial neural network, land use change, urban simulation, Madrid.

1. Introducción

Los investigadores se preguntan cómo acercarse a la comprensión del funcionamiento de un fenómeno evolutivo espacio-temporal de carácter geográfico y social tan dinámico y complejo como lo son las grandes áreas urbanas. ¿Puede la dinámica de usos de suelo acercarnos a la comprensión del funcionamiento del fenómeno urbano? Para contestar a esta cuestión afirmativamente, es preciso aceptar inicialmente que existen unos patrones de cambio en los usos de suelo que se producen como respuesta a unos factores internos o externos al área de estudio y pueden ser cuantificados en base a su efecto sobre dichos patrones de cambio. Dicho esto, la siguiente cuestión sería, tal y como se plantean (Barredo *et al.*, 2003): ¿Cómo contribuirían estos factores a la dinámica de los usos de suelo en las ciudades?

Aceptada la existencia de unos patrones más o menos complejos que rigen la dinámica de usos de suelo de las grandes áreas urbanas y en disposición de explorar aquellos factores que influyen en estos patrones surge la búsqueda de modelos geográficos. Dichos modelos tratan de incorporar ambas cuestiones para explicar, por un lado, el funcionamiento del fenómeno urbano desde el punto de vista de la dinámica de usos de suelo, y por otro, proveer posibles escenarios futuros de comportamientos del espacio urbano en función de la alteración de los mencionados factores.

El uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y de métodos implementados en estos, y el desarrollo de modelos de cambio de usos de suelo, en este caso basados en redes neuronales artificiales (RNA), permiten analizar los cambios de usos de suelo que se han producido en un área determinada en el espacio y en el tiempo. Estos modelos pretenden inquirir las "reglas" que rigen la dinámica de cambio de los usos de suelo, así como los factores que intervienen en ésta. De esta manera, los modelos ayudan a explicar los procesos que han tenido lugar y también simular posibles situaciones prospectivas. Además, este tipo de modelos comienzan a tener gran interés de aplicación dentro de regiones mediterráneas y más concretamente en territorio español, como en este caso concreto, dónde el gran dinamismo de cambio de usos de suelo producido por la actividad humana está demandando este tipo de herramientas de simulación para el apoyo a la planificación y a la ordenación del territorio (véanse ejemplos de ello en Aguilera Benavente, 2008; Benavente, Montes and Bosque, 2010; Aguilera Benavente *et al.*, 2011; Clavero *et al.*, 2010; Hewitt, Hernández-

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Jiménez and Escobar, 2012; Hewitt *et al.*, 2012; Gómez Delgado y Rodríguez Espinosa, 2012, 185-272).

La modelización de los cambios de usos del suelo comienza por la observación de los cambios de estado en la ocupación del suelo en una determinada región, representados a través de un mapa de usos de suelo (generalmente en formato raster). A partir de esta aproximación inicial comienza un ejercicio deductivo para descubrir los lugares susceptibles de manifestar algún tipo cambio en los usos y la ocupación de suelo. Generalmente, los modelos se basan en que la disposición en el espacio de cada unidad del territorio representada (cada celda de una tesela raster), determinará su potencial para acoger a una determinada clase de uso de suelo. Este potencial se define por una serie de normas de transición, cuyo reflejo final es un mapa que indica los valores potenciales de cada célula para mutar a una categoría específica de usos de suelo.

Las normas de transición generan, por tanto, la capacidad y la aptitud que puede tener una unidad de espacio (o una celda en el mapa raster) para ser ocupado por un uso u otro. Generalmente se considera que la aptitud comprende todas las características de un área de terreno que influyen sobre su uso o ocupación, bien biofísicas (altitud, temperatura, precipitación, etc.) o bien socio-económicas (distancia a carreteras, densidad de población, índice de paro, etc.). Las interpretaciones del concepto de aptitud dependen de la dinámica de cambio que se pretende modelizar, por ejemplo, deforestación (Schneider and Gil Pontius, 2001), potencialidad para agricultura en regadío (Yu, Chen and Wu, 2009), modelización de cambios históricos en la vegetación o cambios urbanos (Pijanowski *et al.*, 2005). Las diferencias entre varios modelos suelen depender en la manera en que determinan una localización u otra para ser ocupada por nuevos usos. Algunos modelos ofrecen ventajas sobre otros en función del problema de investigación.

Este trabajo es un ejemplo de estas iniciativas que tratan de simular los cambios de usos de suelo a través de modelos basados en RNA implementados en un Sistema de Información Geográfica (SIG). Para ello, se han utilizado dos aplicaciones diferentes que implementan un prototipo de cálculo basado en redes neuronales artificiales RNA: Land Transformation Modeler de la Universidad de Purdue (LTM) y Land Change Modeler (LCM), éste último implementado en el software IDRISI Taiga de la Universidad de Clark. Ambas incorporan el algoritmo perceptrón multicapa, para el cálculo de las transiciones potenciales de cambios de uso de suelo, pero las simulaciones producidas por ambas presentan algunas diferencias.

En este caso, el área de estudio seleccionada ha sido la región de Madrid, un espacio bastante estructurado por la evolución de un sistema urbano-metropolitano de gran dinamismo. Esta particularidad y la disponibilidad de una base de datos sólida de usos de suelo urbano para los periodos 2000, 2006 y 2009 convierten a esta región en un laboratorio urbano cuyo comportamiento puede ser extrapolado a otras regiones urbanas mediterráneas. Además, por el hecho de que el área geográfica tratada, mantiene un alto dinamismo durante los periodos analizados, con incrementos en la urbanización y ocupación de suelo que se mantienen constante, con ligeras variaciones, durante los referidos periodos.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

El objetivo de la investigación fue planteado en dos direcciones. Por un lado se compararon los resultados que producen las mencionadas aplicaciones (LCM y LTM), que utilizan RNA para el cálculo de los potenciales de transición de cambio de usos de suelo, en este caso urbano. Por otro lado también se trataron de explorar estos potenciales o patrones de cambio de usos de suelo urbano que han tenido lugar entre los periodos analizados (2000-2006). Para validar el poder predictivo de ambas aplicaciones se ha utilizado un tercer periodo de datos reales (2009), comparando posteriormente los resultados ofrecidos por las mencionadas aplicaciones. Los procesos llevados a cabo han seguido gran parte del enfoque descrito por Pijanowski (2002a, 2005, 2002b).

La comparación de los resultados obtenidos por ambas aplicaciones tiene una importancia creciente dentro del campo de la modelización de usos de suelo, debido a que casi todos los modelos reclaman una generalidad que, a menudo, difícilmente se puede realmente demostrar. En el caso de los modelos basados en RNA -aunque creamos que es un problema común de todos los modelos geográficos- el proceso de entrenamiento llevado a cabo por la red neuronal artificial puede producir complicaciones de sobreajuste (*overfitting*), cuando el modelo llega a producir una simulación de alto grado de "acierto" sobre la comparación con los datos reales mediante las variables seleccionadas. Esto puede conllevar la pérdida de fiabilidad al aplicarse a otros estudios de caso, o incluso a zonas de estudio adyacentes representadas por los mismos datos. Únicamente a través de una comparación objetiva de dos (o más) modelos se puede llegar a una evaluación fiable de la utilidad de cada modelo aplicado al área de estudio en cuestión, puesto que, con los resultados de un sólo modelo es casi imposible averiguar los parámetros de error. Una valoración puramente estadística (índice de kappa, porcentaje correcto, etc.) puede resultar más o menos útil frente al hecho de desconocer el nivel de exactitud o ajuste que realmente se puede conseguir con los mismos datos o área de estudio aplicando otras técnicas disponibles.

Conforme aumentan cada vez más la oferta de herramientas informáticas para la modelización, al mismo tiempo aumenta la incertidumbre sobre la utilidad de cada una con respecto a las otras. No obstante, es también cierto que este hecho permite la posibilidad de compararlas. Este último paso puede ser algo parecido a la revolución de las estadísticas de los años 90, cuando empezó a sustituirse poco a poco, el método de aplicar un único modelo estadístico que se adecuaba perfectamente a la cuestión considerada (estadísticas univariantes), por la práctica de usar una amplia gama de métodos estadísticos todos con varias ventajas y desventajas (estadísticas multivariantes). De la misma forma en que la repentina disponibilidad de ordenadores y software cada vez más potentes permitió una revolución en la estadística durante los años 90, podemos preguntarnos si el próximo futuro de la modelización de cambios de usos de suelo quizás debería centrarse en un proceso de síntesis y amalgamación de las herramientas más adecuadas, en vez del camino *univariante* en que se aplica un sólo modelo a una cuestión específica y de manera independiente.

Esta comunicación está organizada de la siguiente forma: después de esta introducción, en la sección 1 se exponen de manera breve el origen de la utilización general de las RNA y su aplicación a la búsqueda de patrones de cambio de usos de suelo. En la sección 2 se realiza una descripción del área de estudio, destacando aspectos relacionados con este trabajo, para posteriormente explicar la metodología y detallar las principales fuentes utilizadas en la sección 3.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): “Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software”, *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Por último en la sección 4 se presentan los resultados obtenidos y se realizan unas breves conclusiones.

2. Antecedentes

Las RNA fueron concebidas para generar una forma de inteligencia artificial que trata de replicar el funcionamiento del cerebro de un mamífero, en cuanto a su comportamiento para administrar el sistema de conexiones neuronales que determinan la ejecución o la inhibición de un proceso. Actualmente, las RNA han encontrado aplicación en un amplio rango de disciplinas, resultando apropiadas para la resolución de problemas de reconocimiento de patrones a través de cálculos computacionales (Noriega, 2005). En las RNA las células que procesan la información en el cerebro, denominadas neuronas, son modeladas como nodos interconectados en una serie de capas organizadas de manera jerárquica. Estos nodos se activan a causa de un interruptor binario que se conoce como función de activación. Si el nodo se activa transmite información a la cadena de procesos. Cada nodo es capaz de recibir información desde múltiples nodos procedentes de capas anteriores.

Almeida *et al.* (2008) señalan que las RNA pueden ser definidas de manera simple como un instrumento de cálculo masivo y paralelamente distribuido organizado en unidades de procesamiento, también denominados neuronas o nodos, las cuales se organizan en un conjunto de capas. Una de las primeras redes neuronales artificiales desarrolladas fue la creada por Rosenblatt en 1958 la cual denominó perceptrón (perceptron). El perceptrón consiste en la existencia de un nodo único, el cual recibe entradas que son ponderadas aleatoriamente dando lugar a resultados de acuerdo a unas reglas (umbrales) definidas. Este ingenio neuronal simple es capaz de clasificar linealmente y de manera separada, datos, a la vez que desarrolla funciones lineales.

El perceptrón multicapa (MLP) de red neuronal artificial (RNA) descrito por Rumelhart, Hinton y Williams (1986) es una de las RNA más ampliamente utilizadas (Pijanowski *et al.*, 2002a). Consiste en tres tipos de capa: entrada, oculta y salida (figura 1) y es capaz de identificar relaciones de naturaleza no lineal.

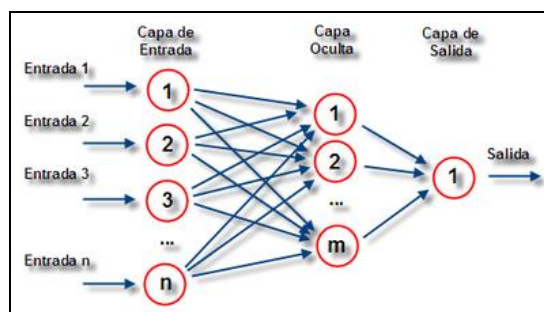


Figura 1. Esquema de funcionamiento de MLP.

Fuente. Manual de ayuda IDRISI Taiga.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

La capacidad de las RNA para la mencionada resolución de problemas de búsqueda y reconocimiento de patrones, es decir, del reconocimiento repetitivo de un comportamiento determinado a lo largo de una secuencia temporal, originó su aplicación en la modelización de la dinámica espacio-temporal de los cambios de usos de suelo, pudiendo encajar en la categoría de modelos de probabilidad de cambio de usos de suelo espacialmente explícitos, basados en modelos de regresión (Pijanowski *et al.*, 2002a). Las RNA, tienen en común con los modelos de regresión logística para evaluar la probabilidad de cambio de usos de suelo, que establecen relaciones funcionales entre una serie de variables que en cierto modo tienen poder explicativo para la localización de los cambios (Díaz Pacheco, 2011).

El uso satisfactorio de RNA para la modelización de cambio de usos de suelo ha sido probado con éxito en varias aplicaciones, como las llevadas a cabo para la modelización de crecimiento urbano en distintas regiones de Estados Unidos, como el Grand Traverse Bay Watershed, Michigan (Pijanowski *et al.*, 2002a), y la zonas de Detroit y Twin Cities (Pijanowski *et al.*, 2005). También fue aplicado un modelo basado en RNA para analizar los patrones de usos de suelo urbano en la región de Madrid, prestando especial atención a la localización de las grandes superficies comerciales (Díaz Pacheco, 2011).

Dada la capacidad de los modelos de RNA para localizar los patrones de localización de usos de suelo, esto es, la aptitud de un determinado enclave espacial para alojar una determinada categoría de uso de suelo dentro de un sistema de categorización previa, también están sirviendo de apoyo a otros modelos de simulación de cambio de usos de suelo, como los basados en autómatas celulares y los modelos basados en agentes. Almeida *et al.* (2008) han desarrollado un modelo dinámico de cambio de usos de suelo que emplea RNA para calcular de manera dinámica el factor de aptitud, que ha sido ya probado en la ciudad de Piracicaba, en el estado de Sao Paulo, Brasil.

El uso de RNA aplicado al campo de la simulación dinámica de usos de suelo se plantea, más como una herramienta predictiva para la localización futura de usos de suelo, que como un método para generar la aptitud de una determinada localización espacial en el territorio para acoger un determinado uso de suelo, a través de la detección de patrones de comportamiento extraídos de la comparación de dos momentos temporales más o menos distantes entre sí.

3. Área de estudio

La Comunidad de Madrid en 2009 contaba ya con 6.386.932 habitantes de los cuales el 90% pertenece a los 27 municipios que conforman la que fue denominada de manera oficial en 1963 área metropolitana de Madrid. Actualmente esta delimitación oficial no existe y el conjunto de estos 27 municipios (frente a los 179 que componen la Comunidad Autónoma) resulta escueta para explicar las transformaciones que tienen lugar en la región. No obstante, existe una diferenciación espacial en cuanto al dinamismo de transformación de los usos de suelo, conglomerados de actividades, densidades de población, diferencias de accesibilidad, densidad de espacios naturales, proporción de suelo urbano, diferenciaciones sobre los patrones de desarrollo,

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

etc. (Díaz Pacheco, 2011). En los últimos diez años, la región de Madrid se ha comportado de forma extraordinariamente dinámica. Este dinamismo ha sido objeto de diversas investigaciones, véase por ejemplo, Lopez de Lucio (2011, 2000), García Palomares y Gutiérrez Puebla (2007), Santiago Rodríguez (2011) y Naredo y Zaldívar (2008), entre muchas otras. Sin intención de realizar una extensa discusión acerca del citado dinamismo, algunos de los puntos clave se detallan a continuación de forma muy breve para el periodo temporal que se explora en este trabajo.

Entre 2000 y 2009 la población aumentó en casi 1,18 millones de habitantes, pasando de 5,2 a 6.38 millones de habitantes, lo que supone un crecimiento demográfico del 2,5% anual. El crecimiento demográfico ha ido acompañado del consiguiente crecimiento de la ocupación del suelo por usos urbanos, que pasa de 89.165 ha en 2000 a 106.436 ha en 2009. Ambos crecimientos relativos mantienen su incremento entre los periodos 2000-2006 y 2000-2009, si bien es cierto que a partir del año 2006 se produce un crecimiento menor de la ocupación del suelo (2,4% anual entre 2000-2006 y un 1% anual entre 2006-2009). Por último, es interesante destacar a este respecto, como la ratio de habitantes por metro cuadrado mantiene valores similares para cada periodo observado, presentando un descenso de casi un 1% para cada periodo observado (tabla 1). Estos datos son de utilidad tanto para la presentación del área de estudio como para el cálculo de demanda de uso de suelo anual requerida por los modelos discutidos aquí.

Tabla 1. Crecimiento de la población y usos de suelo urbano. Comunidad de Madrid

	2000	% Crec.	2006	% Crec.	2009
Población	5.207.408	15,42	6.010.189	6,30	6.388.941
Ha Suelo Urbano	89.165	14,45	102.052	4,30	106.436
m²/hab.	171	-0,99	169	-0,98	166

Fuente. INE. MLU.

Respecto a la localización de los cambios de usos de suelo, en base a un primer análisis cartográfico, se observa como la distribución de los cambios de usos de suelo en la región reproducen las pautas espaciales tradicionales de Madrid. Una fuerte polarización hacia la ciudad central con un despliegue hacia el exterior de la región que expone una clara relación con la cercanía a la red de transporte de alta capacidad. Obviamente los cambios de usos de suelo en la denominada almendra central (interior de la primera vía de circunvalación del municipio de Madrid, M-30) no responden a esta pauta, debido fundamentalmente al agotamiento de suelo urbanizable disponible (ver figura 2).

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

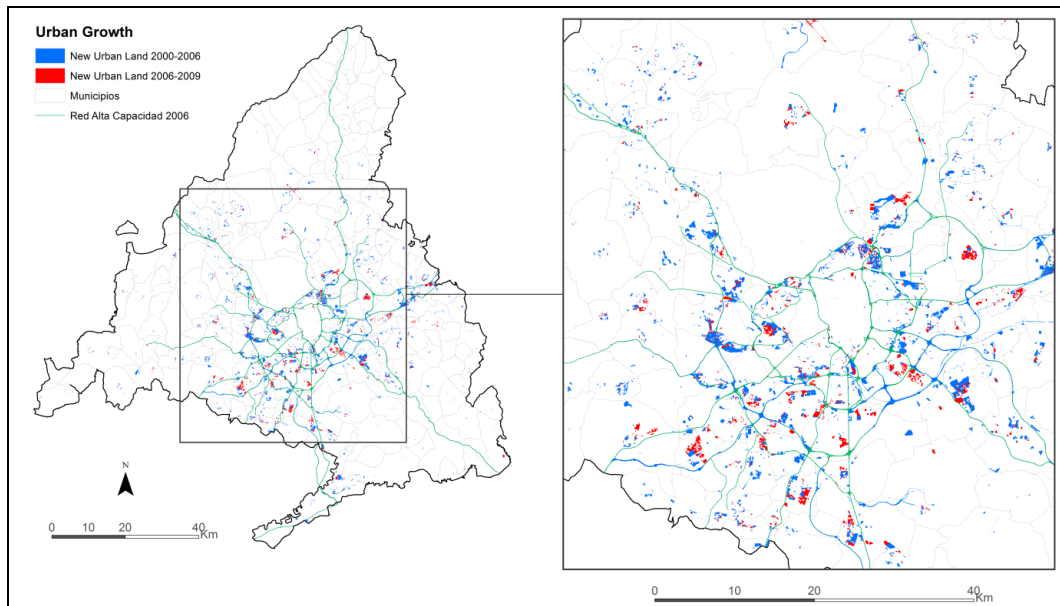


Figura 2. Crecimiento del suelo urbano en Madrid 2000-2006 y 2006-2009.

Fuente. MLU.

A través de un análisis de tendencia, se ajustaron los cambios de usos de suelo urbano en el espacio en base a una representación gráfica de un polinomio de tercer grado (figura 3). Una vez normalizados los valores de tendencia entre 0 y 1, puede observarse como dentro de la Comunidad de Madrid existe un mayor dinamismo de cambio de usos de suelo urbano (ocupación de suelo) hacia los sectores sureste y suroeste del área metropolitana. Entre los usos de suelo residencial multifamiliar y residencial unifamiliar se observa una variación en los valores altos de tendencia, donde estos últimos parecen alargarse hacia el noroeste, debido a la extensión que ocupan los cambios hacia este uso en la dirección de la autopista A-6, donde efectivamente predominan los desarrollos de baja densidad y urbanizaciones unifamiliares. El comportamiento tendencial de los equipamientos y servicios es muy similar al del uso de residencial multifamiliar, mientras que la tendencia de los cambios de uso de suelo a centros comerciales y las grandes plataformas de oficinas se asemeja más a los de cambios de uso de suelo residencial unifamiliar.

El comportamiento tendencial de los equipamientos y servicios es muy similar al del uso de residencial multifamiliar, mientras que la tendencia de los cambios de uso de suelo a centros comerciales y grandes plataformas de oficinas se asemeja más a los de cambios de uso de suelo residencial unifamiliar. Cabe destacar en estos mapas de tendencias espaciales de cambio, la disposición de los valores más altos para el suelo industrial, claramente orientada hacia el sector sureste del área metropolitana, posteriormente también se refleja en la pauta tendencial general del cambio hacia uso de suelo urbano.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

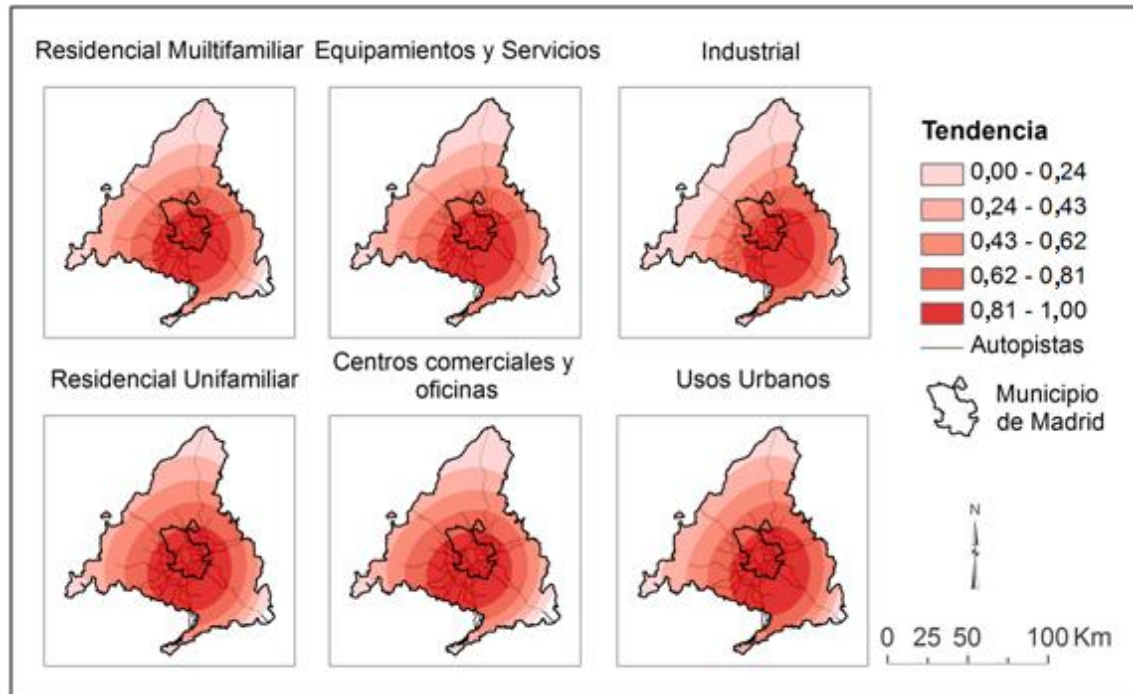


Figura 3. Tendencia espacial de ocupación de suelo en la región de Madrid 2006-2009.

Fuente: MLU.

4. Fuentes y metodología

4.1. Fuentes

Todo estudio de análisis espacio-temporal de cambio de usos de suelo, se basa generalmente en el cambio de usos y ocupación de suelo, observado entre dos o más periodos temporales sobre los que se dispone información. Para este trabajo se requería el uso de una base de datos geográfica de usos de suelo construida a una escala adecuada que permitiera la diferenciación de los distintos usos de suelo urbano. Investigadores del Departamento de Geografía Humana de la Universidad Complutense de Madrid, en función de cubrir las necesidades de información sobre la evolución usos de suelo urbano que requerían sendos proyectos de investigación, han venido elaborando desde el año 2000 una base de datos geográfica de escala local denominada *Madrid Land Use (MLU)*¹. Esta base de datos ha estado centrada en recabar datos sobre la evolución de los estados de usos de suelo urbanos en la región integrada dentro de los límites político-administrativos de la Comunidad Autónoma de Madrid, para los momentos temporales de referencia 2000, 2006 y 2009. La captura de datos ha sido realizada a una escala de gran detalle, estableciéndose referencialmente en 1:10.000. Los procesos técnicos no cuentan con ninguna tarea

© Los autores

www.geo-focus.org

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", GeoFocus (Artículos), nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

de clasificación automática o asistida por ordenador, realizándose en su totalidad a través de foto-interpretación de orto-fotografías aéreas de alta resolución (1x1 m), combinadas con apoyo de información cartográfica de gran escala (1:1.000 y 1:5.000) y elaborada por instituciones públicas oficiales con diferentes objetivos.

MLU se ha centrado inicialmente en la diferenciación de usos de suelo urbano, esto significa que para aquellas estructuras no explícitamente de carácter artificial-urbano (cultivos, prados, bosques, áreas degradadas...) no realiza ninguna clasificación más que su identificación como área no urbana (no construida o de uso no artificial). Para su utilización, MLU se ha convertido desde estructura vectorial a una estructura raster de 50x50 m. de celda, mediante un método de conversión directa donde el valor de cada celda de la tesela o GRID adquiere el valor del polígono vectorial que intersecta con el centro de cada celda.

MLU cuenta originalmente con una clasificación detallada de unos 12 usos de suelo, los cuales han sido agregados en 7 usos atendiendo a los objetivos del presente trabajo. Los usos de suelo son: residencial unifamiliar, estructuras formadas por conjuntos de viviendas de una o más unidades, generalmente de planta baja, sin tener en cuenta la densidad de ocupación; residencial multifamiliar, estructuras constructivas destinadas mayormente a residencia y diferenciadas de la vivienda unifamiliar por albergar un colectivo de unidades habitacionales (edificio de viviendas); industrial, que engloba los espacios construidos dedicados a esta actividad; equipamientos y servicios, todas aquellas estructuras edificadas o no, dedicadas a servicios colectivos (iglesias, parque de bomberos, asociaciones de vecinos, instalaciones hoteleras, estadios deportivos, centros educativos...); centros comerciales y oficinas, son las grandes estructuras, generalmente periféricas o suburbanas, que albergan los grandes centros comerciales y aquellos grandes espacios de concentración de oficinas y ciudades empresariales; verde urbano, que engloba todas las grandes áreas verdes urbanas, parques e incluso plazas o lugares públicos y abiertos de superficie superior a 500 metros cuadrados y por último infraestructuras, que representan el espacio ocupado por la red de transporte principal, aeropuerto y grandes ejes viales urbanos.

La elaboración de algunas variables que participan en los modelos, como la accesibilidad a la población, la densidad de población o la accesibilidad al empleo fueron construidas en base a datos procedentes del Instituto Nacional de Estadística español y del Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid.

4.2. Metodología

Para llevar a cabo este trabajo fueron desarrolladas un conjunto de tareas de ejecución recogidas en dos bloques. En el primer bloque se describe el procedimiento del modelo de simulación de usos de suelo basado en RNA que emplean las dos aplicaciones, LTM y LCM, para el cálculo de los modelos de transición potencial. En el segundo bloque se detalla el método utilizado para la comparación de los resultados.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

A) *Descripción del modelo de simulación de cambios de usos de suelo urbano basado en RNA.*

De manera general, lo que pretende el modelo de simulación de usos de suelo basado en RNA es reproducir los patrones de funcionamiento de los cambios de usos de suelo urbano. Este estudio se centra en los cambios de usos de suelo no urbano hacia unas determinadas categorías de suelo urbano (residencial multifamiliar, residencial unifamiliar, equipamientos y servicios, centros comerciales y oficinas, y suelo industrial). Para ello a partir de dos periodos temporales conocidos de la situación de los usos de suelo de una región (2000, 2006), se tratan de reproducir los patrones de cambio de usos de suelo para luego, utilizando estos patrones, ejecutar simulaciones a periodos temporales posteriores. Para validar la simulación se cuenta con otro periodo temporal, en este caso 2009.

LTM y LCM son dos aplicaciones informáticas diseñadas para el cálculo de probabilidad de cambio de cobertura/uso de suelo basadas en RNA. Ambos softwares incorporan una serie de procedimientos similares para producir un resultado de simulación de cambio de usos de suelo. Entre estos procedimientos, la definición de los patrones de localización de los usos de suelo son el núcleo del modelo, y donde se emplea el algoritmo basado en RNA. En este trabajo se comparan los resultados obtenidos mediante la ejecución de este algoritmo implementado en LTM y el algoritmo implementado en LCM. El resto de procedimientos se han llevado a cabo en LCM, debido a las ventajas que incorpora este módulo a la hora de realizar los mapas finales simulados. Es importante destacar que, aunque el proceso final de asignación de usos de suelo para la simulación de 2009 se realiza dentro del módulo LCM (Land Change Modeler), el entrenamiento de la red neuronal de este modelo se llevó a cabo de manera completamente independiente en la aplicación LTM (Land Transformation Model).

A continuación se enumeran y posteriormente se detallan los procesos llevados a cabo:

- 1) Análisis de los cambios de usos de suelo.
- 2) Cálculo de la demanda anual de usos de suelo.
- 3) Selección de las variables.
- 4) Definición de las reglas, patrones o sub-modelos de transición.
- 5) Simulación de los usos de suelo.
- 6) Validación.

1) Análisis de los cambios de usos suelo. Consiste en realizar un análisis exploratorio de la evolución de los usos de suelo entre los periodos de referencia seleccionados (2000-2006). Cada uno de los usos de suelo corresponde a uno de los denominados estados celulares (categoría de uso de suelo) o de cada celda de la información raster y mediante este análisis se observan donde se están produciendo principalmente los cambios de uso de suelo dentro de la región de estudio. Esta información complementa los datos teóricos previamente estudiados sobre la dinámica de usos de suelo y sirve para ayudar a deducir cuales podrían ser las variables que pueden tener implicación en el cambio de cada uno de los usos de suelo activos modelados (ver tabla 2).

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Tabla 2. Clasificación de los estados funcionales de usos de suelo

<i>Usos de suelo</i>	<i>Nomenclatura</i>	<i>Estado Funcional</i>
Residencial Multifamiliar	<i>Multi-household</i>	Activo
Residencial Unifamiliar	<i>Single-household</i>	Activo
Industrial	<i>Industrial</i>	Activo
Equipamientos y servicios	<i>Facilities</i>	Activo
Centros comerciales y oficinas	<i>Office and Retail</i>	Activo
Verde Urbano	<i>Urban green</i>	Fijo
Infraestructuras	<i>Infrastructures</i>	Fijo
Suelo no urbano	<i>Non - urban</i>	Pasivo

Fuente: Adaptado de Díaz-Pacheco (2011).

2) Cálculo de la demanda anual de usos de suelo. En los modelos de simulación de usos de suelo se denomina demanda a la cantidad de células (superficie) que necesita el sistema en cada iteración (cada año) para cada uno de los estados activos de usos de suelo. En este trabajo se han empleado para calcular esta demanda una tasa simple de crecimiento anual (tasa de crecimiento anual compuesto) de acuerdo al crecimiento urbano mantenido entre 2006 y 2009.

3) Selección de las variables. Para cada uno de los cambios de usos de suelo que se quieren simular, deben seleccionarse un número de variables cuyo patrón espacial manifieste algún tipo de comportamiento que el investigador crea que puede tener relación con el patrón de localización de cada uno de los cambios de usos de suelo que se quieren simular. Generalmente se recomienda tener entre 6 y 15 variables (Pijanowski *et al.*, 2005) cuidadosamente elegidas por su capacidad potencial de explicar la ubicación de los cambios de usos de suelo. Estas variables se pueden denominar aptitud, o *suitability* [(Pijanowski *et al.*, 2005); (RIKS, 2011)], y suelen consistir en variables biofísicas (pendiente, temperatura media anual, precipitación media anual...) o socio-económicas (proximidad a carreteras principales, proximidad a áreas residenciales, precio del suelo, proximidad entre los mismos usos de suelo...). El éxito del modelo dependerá del potencial de las variables elegidas para explicar la ubicación de los nuevos usos. Obviamente, las variables explicativas más apropiadas variarán en función de la categoría del tipo de cambio de uso de suelo que se quiere modelar y de la región modelado; por ejemplo, la ubicación de cultivos en secano dependerá mucho más de la precipitación media anual que la proximidad a áreas residenciales, pero esto último podría tener un poder explicativo alto en caso de modelización de expansión de viviendas unifamiliares alejadas de la ciudad véase (Schneider and Gil Pontius, 2001).

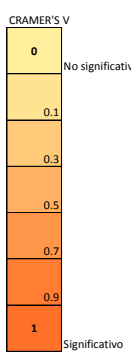
En la aplicación LTM, la idoneidad en la elección de las variables elegidas se determina una vez termina el proceso de simulación, sin embargo, en la aplicación LCM, las variables que intervienen en cada sub-modelo de transición son seleccionadas previamente a través de la V de Cramer, un test de correlación que permite calcular la fuerza de relación entre variables que pueden presentarse en una tabla de contingencia mayor a 2x2. La V de Cramer es una prueba complementaria al test chi-cuadrado, generalmente utilizado para encontrar el grado de libertad en el comportamiento de dos variables aleatorias. Esta última informa de si existe un significado de relación entre dos variables, pero no señala la fuerza de relación, como lo hace el test de la V de Cramer.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): “Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software”, *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

En este trabajo se ha optado por realizar el test previo que ofrece la aplicación LCM, utilizando posteriormente las mismas variables para la ejecución de los modelos en ambas aplicaciones. En la tabla 3, se presenta una matriz con los valores resultantes para esta fuerza de relación entre las variables sometidas al test. Los valores van de 0 a 1, donde el 0 significa ausencia de relación. En los encabezados de las filas se sitúan las variables seleccionadas para el testeo y en los encabezados de las columnas se disponen los distintos usos de suelo. Se ha utilizado una escala gráfica individual para cada uso de suelo, para identificar las variables más significativas en cada sub-modelo. Las variables seleccionadas para cada sub-modelo, son aquellas que presentan una fuerza de relación superior a 0,1 (valor en negrita en tabla 3).

Tabla 3. Presentación de las variables exploradas y seleccionadas a través de la V de Cramer

Change toward.../Variables	Overall Analysis Cramer's V	P Value	Office-Retail P Value	Residential Singlehousehold P Value	Residential Multihousehold P Value	Industrial P Value	Facilities P Value				
Distancia a equipamientos	0.1190	0	0.3898	0	0.3467	0	0.5467	0	0.2483	0	0.1352
Densidad de población 2005	0.1327	0	0.2461	0	0.5123	0	0.5306	0	0.1432	0	0.1881
Distancia al municipio de Madrid	0.1058	0	0.2059	0	0.3708	0	0.4436	0	0.0503	0	0.1337
Accesibilidad a la Población	0.1880	0	0.1990	0	0.4749	0	0.4421	0	0.0852	0	0.1375
Distancia al verde urbano	0.1382	0	0.1989	0	0.2794	0	0.4788	0	0.1955	0	0.1398
Accesibilidad al Empleo	0.1033	0	0.1976	0	0.3505	0	0.4409	0	0.0541	0	0.1556
Distancia a Centros Comerciales	0.1029	0	0.1865	0	0.3076	0	0.4940	0	0.1840	0	0.1556
Distancia a Rampas	0.0969	0	0.1587	0	0.1991	0	0.3857	0	0.0935	0	0.1507
Distancia a vías de gran capacidad	0.0830	0	0.1384	0	0.1716	0	0.3298	0	0.0828	0	0.1237
Distancia a suelo urbano	0.0880	0	0.1022	0	0.1068	0	0.2716	0	0.1656	0	0.0972
Distancia a Residencial Un.	0.0863	0	0.0939	0	0.1125	0	0.2623	0	0.2069	0	0.0519
Pendiente	0.0688	0	0.0778	0	0.1006	0	0.2114	0	0.0751	0	0.1015
Distancia a suelo industrial	0.0876	0	0.0742	0	0.1200	0	0.2569	0	0.1056	0	0.1620
Distancia a carreteras	0.0437	0	0.0290	0	0.0910	0	0.0247	0	0.0587	0	0.0299



Fuentes: MLU, INE, Instituto de Estadística de la Comunidad de Madrid.

4) Definición de las reglas, patrones o sub-modelos de transición. Las reglas o sub-modelos de transición conforman el elemento clave del modelo, ya que estas determinan que células mutarán de estado, o en definitiva qué áreas podrán ser ocupadas por uno u otro de los usos de suelo. Para cada uno de los tipos de cambio (no urbano-equipamiento, no urbano-residencial, no-urbano-industrial, etc.) se genera un mapa de transición a través de un único sub-modelo. En la definición de estas reglas o patrones de cambio es donde interviene el uso de las RNA para el cálculo de los valores de transición potencial. Tanto LCM como LTM, incorporan el algoritmo perceptrón multicapa (MLP, de *multilayer perceptron*) para el cálculo de transición potencial. En este trabajo se han utilizado ambas aplicaciones en función de comparar los resultados de simulación producidos por las mismas.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

El algoritmo MLP contiene tres tipos de capas: capa de entrada, capa oculta y capa de salida. Los datos de entrada pasan a través de la red mediante un proceso denominado *feed forward* (alimentación hacia delante), donde los nodos de salida son calculados en función de los valores de entrada y posteriormente transmitidos hacia delante a través de la red. La respuesta de activación (si un nodo es estimulado o no) depende de los valores de entrada o pesos utilizados. Este proceso de búsqueda de los valores correctos se conoce como *learning rule* (regla de aprendizaje). La búsqueda de los valores correctos para las ponderaciones se hace efectiva utilizando un paradigma de aprendizaje denominado *supervised learning* (aprendizaje supervisado), (Noriega, 2005).

El modelador de cambios de usos de suelo de suelo Land Transformation Modeler (LTM), busca relaciones entre la ubicación de una categoría en el mapa inicial (M1) y las llamadas variables explicativas o de predicción, distancia desde la red de carreteras, pendiente, altitud etc. a través de las redes neuronales artificiales. Primero, se genera una red neuronal apropiada al mapa y al número de variables explicativas, luego se entrena el modelo a través de varias iteraciones de la red neuronal, y a continuación se aplican las normas de colocación obtenidas del proceso de entrenamiento para realizar un mapa simulado MS2. La comparación entre el mapa simulado MS2 y el mapa original M2 indica el grado de ajuste entre los mapas y por lo tanto la exactitud obtenido por el modelo. Cuando se alcanza un grado de ajuste satisfactorio se puede proceder a la simulación de mapas posteriores M3, M4, ..., Mn.

La representación de este proceso, generalmente ilustrado por una serie de conexiones de red a través de nodos (ver figura 1) puede resultar más fácil de entender si se piensa en las capas de ponderación como en una matriz de valores, la cual, cuando se le aplica la conexión con el nodo de entrada, determina la respuesta de activación del nodo de salida. La localización del valor de ponderación determinado para aplicar a la capa de entrada para producir la salida esperada es, de hecho, la clave del algoritmo. El perceptrón multicapa es capaz así de encontrar los pesos adecuados en un proceso que comienza por la aplicación aleatoria de una serie de valores de ponderación a la capa de entrada (distancia conocida a la localización de una determinada clase de uso de suelo en el tiempo t_0), para luego compararlos con la capa de salida esperada (distancia conocida a la localización de esta clase de suelo en el tiempo t_1). Una vez todos los nodos han sido incorporados a la red neuronal, el error cuadrático medio observado y esperado se calcula para todas las observaciones y los valores de las matrices de ponderación se ajustan, por lo que el error se distribuye uniformemente en toda la red.

La totalidad de este proceso de incorporación de valores de ponderación de entrada a la red, evaluación del error de conjunto y posterior distribución del error en la red se conoce como ciclo (*cycle*). Después de cierto número de ciclos se alcanza un umbral de ajuste (generalmente alrededor de entre 4.000 a 10.000 ciclos), donde los valores de salida comienzan a producir muy pocas mejoras respecto al nivel de error calculado. El proceso entonces se detiene y los valores de ponderación obtenidos se guardan para posteriormente aplicarse al archivo que contiene solamente los nodos de entrada donde los valores de salida son calculados.

En el modelo desarrollado en este trabajo se han designado ocho estados de célula de 50x50 m. de tamaño, es decir, cada célula representa 2500 m² de superficie. Siete de estos estados

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

clasifican el suelo urbano: "residencial multifamiliar, residencial unifamiliar, industrial, centros comerciales y oficinas, equipamientos y servicios, verde urbano e infraestructuras" y un estado de suelo representa el suelo no urbano, para clasificar a todos aquellos que no tienen un carácter urbano estricto (agrícola, espacios naturales, áreas de extracción minera, solares urbanos no edificados...). Estos estados reciben una nomenclatura para ser tratados en el modelo. Además, los estados también reciben propiedades funcionales (ver tabla 2). Los estados activos son aquellos a los que las células pueden mutar; luego los estados fijos, que permanecen inmutables y hacia los que ninguna célula puede mutar; y por último las células en estado pasivo que pueden mutar hacia alguno de los estados activos. Cabe la posibilidad de que un estado activo también pueda ser sustituido por otro estado activo, pero en este trabajo este tipo de cambios no ha sido simulado, por lo que el único estado que puede mutar hacia otro uso es el suelo no urbano.

5) Simulación de usos de suelo. La ejecución de los sub-modelos permite entonces contar con un mapa de potencial de transición para cada uso de suelo, donde cada unidad espacial (célula) adquiere un valor de aptitud para mutar hacia un determinado estado de uso de suelo o permanecer estable en cada iteración (periodo de 1 año). Cada momento de referencia temporal ($t_1, t_2, t_3, \dots, t_n$), el número de células demandadas (superficie) para cada uso modelado ocupa su lugar. Este proceso se repite iterativamente hasta alcanzar el año en el que se quiere realizar la validación, en este caso 2009. Esta operación se realiza a través del modelo de asignación denominado MOLA (Multi-objective Land Allocation), implementado también en el módulo LCM del software SIG utilizado. MOLA asigna una localización para cada célula que aplica una versión del procedimiento del *Punto ideal* [Barredo, 1996, citado en (Bosque y García, 2000)]. A través de dicho procedimiento, MOLA resuelve conflictos de asignación cuando dos o más células coinciden en los valores de transición potencial para albergar estado de uso de suelo concreto. LTM también incluye en su aplicación un módulo que realiza la asignación de los cambios de usos de suelo en función de los valores de transición, pero de manera más simple que en el procedimiento MOLA de LCM, ya que no es capaz de tomar decisiones de asignación de localización de usos de suelo entre varias categorías de usos de suelo. Además, aunque en este trabajo se ha prescindido de ello, para poder comparar ambas aplicaciones, LCM permite realizar una asignación dinámica. Esto quiere decir que en cada etapa de asignación (cada año) puede volver a recalcular los mapas de transición celular en base a las variables dinámicas. El carácter estático de estas variables puede afectar a simulaciones realizadas a largo plazo, si bien para el objetivo de este trabajo para la observación que realiza una simulación a 3 años, el carácter estático de los valores de potencial no genera grandes diferencias en los resultados.

6) Validación. Una vez obtenidos los mapas simulados de usos de suelo estos deben someterse a un proceso de validación. Se entiende el proceso de validación como una valoración objetiva del grado de ajuste de las reglas establecidas por el modelo basado en RNA, y no una confirmación automática de la aplicabilidad de los resultados del trabajo. Por lo tanto, un modelo *validado* no es necesariamente un buen modelo, si bien esta es una cuestión que no va a ser aquí tratada. Inicialmente la validación se realiza de manera visual, pero posteriormente la simulación se compara a través de métodos estadísticos con el mapa "real" (datos), en este caso 2009, para poder confirmar la validez del modelo. No existe un método universalmente aceptado para la comparación de mapas, si bien es cierto que cada vez existen más algoritmos que son capaces de imitar la

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, n° 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

capacidad humana para diferenciar dos imágenes. En este trabajo, se ha recurrido para comparar los resultados de las simulaciones al software Map Comparison Kit (MCK) desarrollado en Holanda por el Research Knowledge System Institute (RIKS).

Comparación de los resultados

Una vez han sido validados los resultados de la simulación obtenidos utilizando ambas aplicaciones (LTM y LCM) para el cálculo de los mapas de transición potencial. Estos resultados de validación son comparados con el fin de evaluar el grado en que cada uno de los algoritmos de búsqueda patrones han conseguido simular los patrones de urbanización en el área de estudio, tal y como se ha presentado en la figura 4.

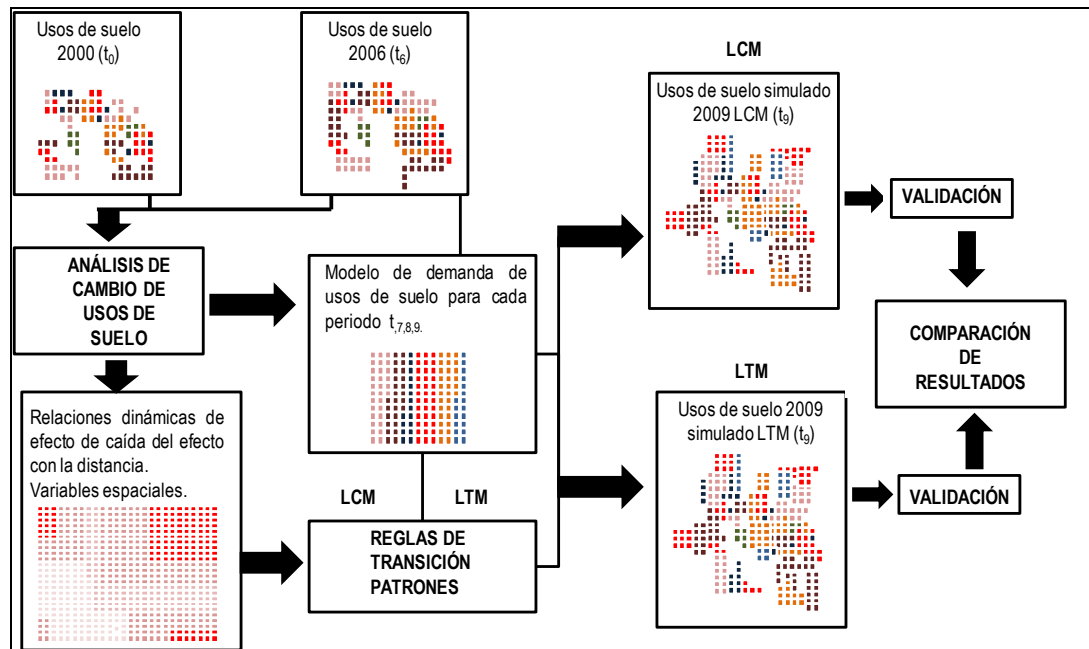


Figura 4. Esquema de funcionamiento del modelo y comparación de resultados.

Fuente: Adaptado de Díaz-Pacheco (2011).

5. Resultados y conclusiones

5.1. Resultados

Los dos modelos han simulado de manera realista el crecimiento urbano de las distintas categorías en las áreas donde se ha producido crecimiento de este tipo. Por ejemplo, con referencia a la figura 5, se observa que los dos modelos predijeron correctamente la ampliación de las zonas de

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

residencia multifamiliar (sin la inclusión de ningún tipo de zonificación en el modelo) en una nueva urbanización del noreste de Madrid (Sanchinarro).

Idrisi-LCM tendió a producir más opciones para el crecimiento futuro que su homólogo, es decir, los resultados de LCM señalaron una gama más alta de valores de potencialidad para acoger cierto uso, mientras los resultados de LTM escogieron un área más limitada. Esta cuestión, puede haberse producido por el método de muestreo que realiza la RNA en Idrisi-LCM, cuya cantidad de puntos de muestreo escogida fue la misma que la cantidad de células que mutaron para cada categoría de uso de suelo entre 2000 y 2006. En el caso de LTM, si bien este ofrece la posibilidad de trabajar con una serie de muestras, la herramienta por defecto trabaja explorando la totalidad del espacio celular. Esta cuestión no afecta cuando la demanda de cada uso de suelo no supera unos umbrales, como en el caso de este trabajo, donde todas las células demandadas encuentran una ubicación entre los valores de transición potencial que resulta en la aplicación LTM.

A pesar de esas diferencias en la manera de localizar los nuevos usos simulados empleados por las distintas aplicaciones, hubo bastante acuerdo entre las dos simulaciones en determinadas zonas. En la figura 5 se expone como ejemplo el caso de los desarrollos de suelo industrial del municipio de Pinto, donde las dos simulaciones detectaron correctamente una alta aptitud para suelo industrial.

A pesar de la mencionada similitud entre las simulaciones, sí es cierto que resulta sorprendente el grado de diferencia entre las dos aplicaciones, dado que empleaban exactamente la misma técnica sobre los mismos mapas de suelo y las mismas variables explicativas. Este resultado indica la necesidad de ser cauto a la hora de recurrir a una técnica de modelización implementada en uno u otro software en base a su supuesta eficiencia o idoneidad frente a otros. No obstante, observando algunos estadísticos de comparación de mapas, como kappa y kappa simulación, así como el índice fractal de cada mapa simulado respecto al mapa de datos "reales", la calidad de los resultados de simulación producidos por las diferentes aplicaciones es bastante similar. Además, ambos modelos presentan mejores resultados que la generación de mapas aleatorios, tanto en las comparaciones estadísticas como en la comparación de la geometría fractal (tabla 4).

En cuanto al grado de diferencia al que se ha hecho referencia, respecto a la localización simulada del cambio de usos de suelo urbano por ambas aplicaciones, esta puede observarse mejor comparando por categorías las diferencias de localización de los cambios entre el mapa de datos "reales" y los mapas simulados. En la figura 6 se expone la superposición de las simulaciones con los datos con ejemplos de las clases de suelo residencial y la clase industrial. Los colores azul y rojo representan los errores, y claramente puede verse como muchos cambios se simulan con el mismo grado de error por ambas aplicaciones. Sin embargo, a veces LCM, por ejemplo, simula en exceso algún uso de suelo en algún área, mientras LTM no lo hace. En la simulación de suelo residencial unifamiliar puede observarse claramente este ejemplo (figura 6). Esto posiblemente se deba al tipo de gradiente de valores de transición que generan cada una de las aplicaciones. De hecho, al observar los mapas de transición potencial en LCM, estos mostraron un descenso más gradual y suave que en LTM, donde a partir de cierto umbral, se produce una caída brusca de los valores de transición potencial.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

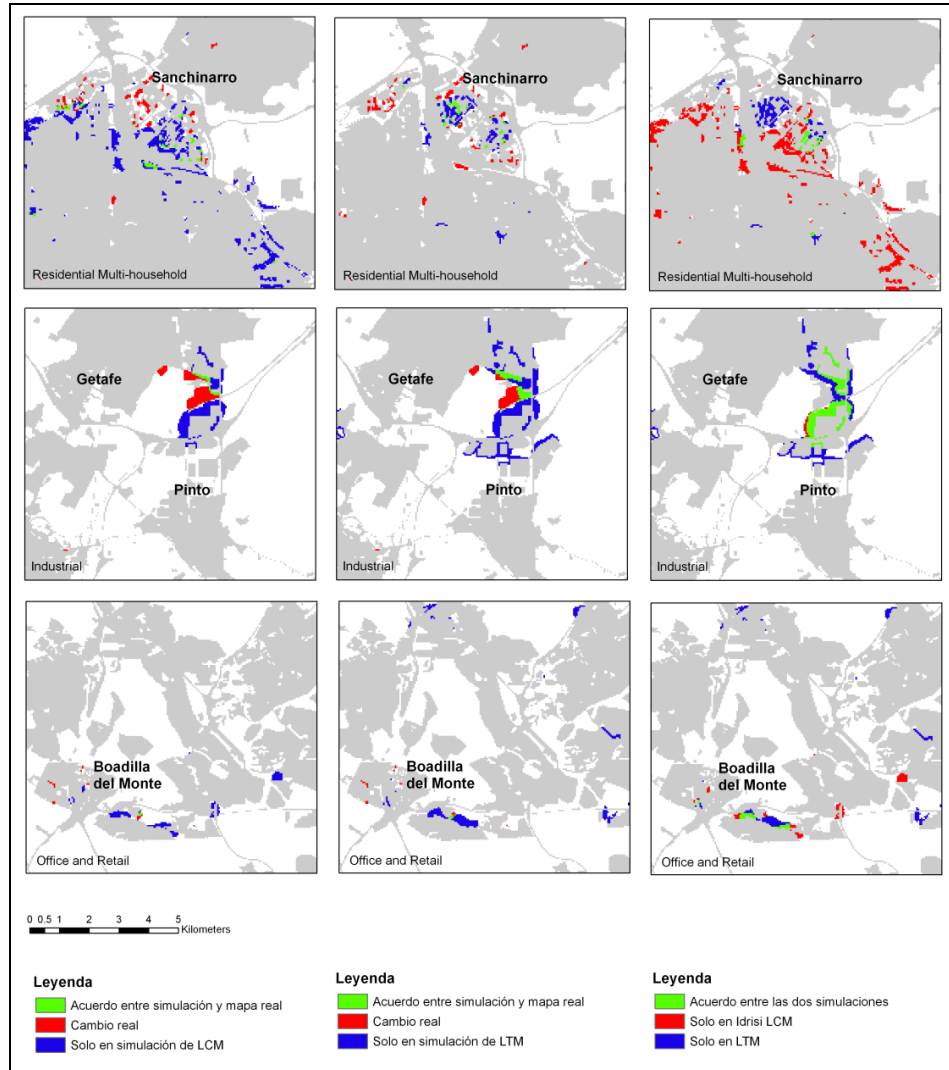


Figura 5. Resultados de simulaciones para el año 2009. Columnas: izquierda, LCM y mapa real; centro, LTM y mapa real; derecha, comparación LCM-LTM. Filas: Arriba, residencial multifamiliar; centro, suelo industrial; abajo, centros comerciales y oficinas.

Fuente: MLU.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, n° 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Tabla 4. Índices estadísticos (arriba) y diferencia en índice de fractalidad (abajo)

Índices Kappa y Kappa simulación

Maps 2009	Kappa	Kappa Sim
LTM	0.966	0.067
LCM (Idrisi)	0.962	0.078
Random map 1	0.956	0.052
Random map 2	0.956	0.052
Random map 3	0.955	0.053

Índice Fractal (Real Map = 1.4324)

Maps 2009	Fractal index	Difference
LTM	1.4308	-0.0016
LCM (Idrisi)	1.4304	-0.0020
Random map 1	1.4509	0.0185
Random map 2	1.4808	0.0484
Random map 3	1.4508	0.0184

Fuente: MLU.

Los modelos de cambio de usos de suelo basados en redes neuronales, tal y como se ha observado en este trabajo, a pesar de que a veces se presentan como una herramienta predictiva para simular con precisión espacial los lugares donde se va a manifestar algún tipo de cambio de usos de suelo, funcionan realmente como prototipos excelentes para localizar patrones de comportamiento, además de señalar las áreas donde potencialmente podría producirse algún cambio en el futuro de acuerdo a estas reglas localizadas. Esto quiere decir que el modelo se muestra extraordinariamente útil para señalar la aptitud de un espacio para acoger un determinado uso de suelo futuro de acuerdo a sus patrones anteriores. Sin embargo, del mismo modo, no puede esperarse una precisión extrema en la localización exacta de los cambios que se producen en el espacio, lo cual no debe interpretarse como un fracaso del modelo ya que el objetivo del mismo es la búsqueda de patrones generales de comportamiento y no la predicción precisa de localización. Este hecho puede observarse claramente en los resultados, donde generalmente, si bien no se produce coincidencia espacial alta en la comparación celda a celda de los mapas reales con los mapas simulados, se han producido los cambios hacia cada categoría de uso de suelo en las áreas de la región donde realmente se estaban produciendo.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

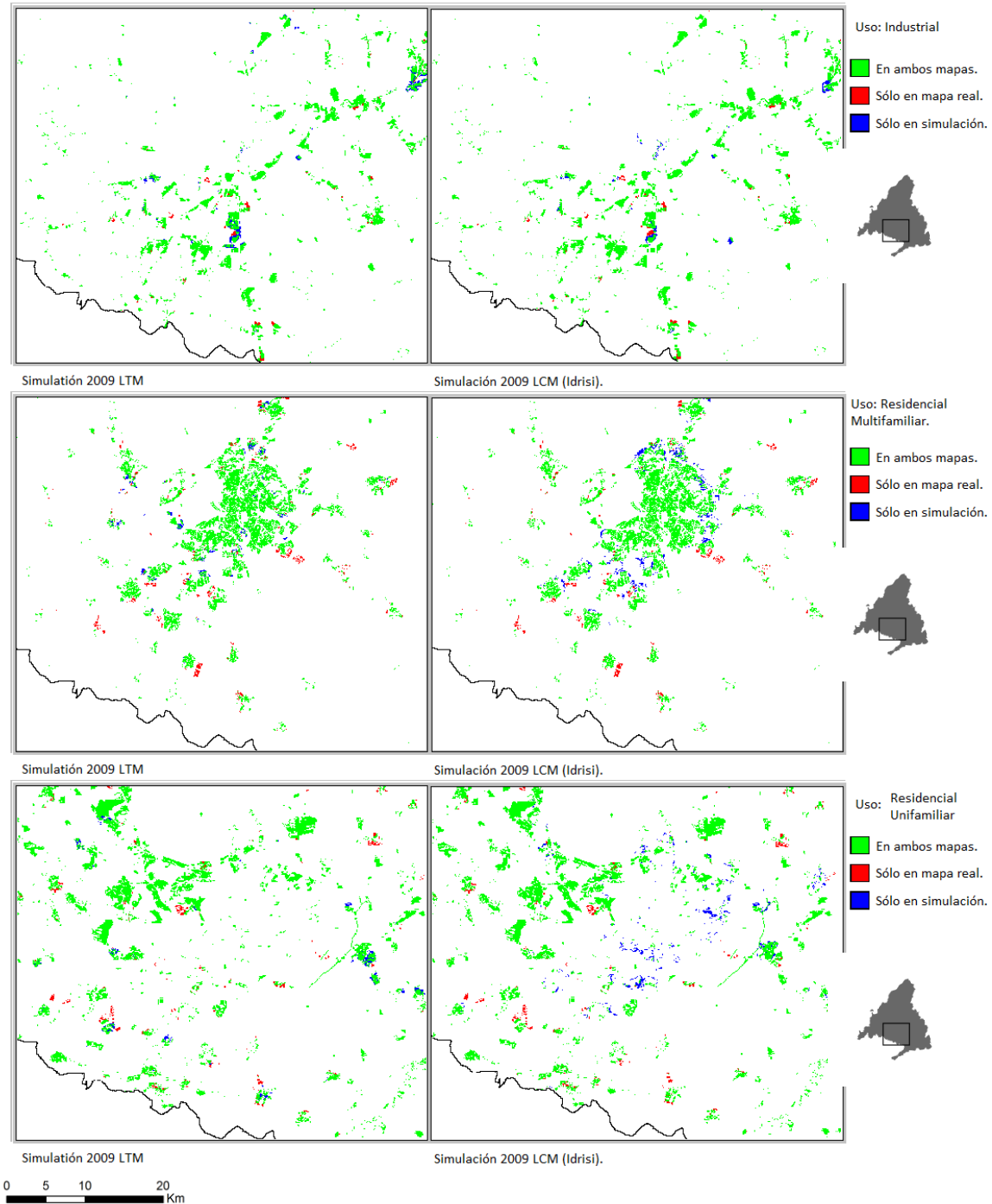


Figura 6. Superposiciones de mapas simulados con datos. Ejemplos por categorías.

Fuente: MLU.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Agradecimientos

Se muestra el agradecimiento al Organismo Autónomo de Parques Nacionales (OAPN) por la financiación recibida durante la realización de esta investigación. Así como al Plan Nacional del Ministerio de Ciencia e Innovación (TRA2005-06619/MODAL y TRA2008-06682).

Referencias bibliográficas

Aguilera Benavente, F., Valenzuela Montes, L. M., Soria Lara, J. A., Gómez Delgado & W. Plata Rocha, M. (2011): "Escenarios y modelos como instrumento en la planificación territorial y metropolitana", *Serie Geográfica*, 17, 11-28.

Aguilera, F., Valenzuela, L.M. y Bosque, J. (2010): "Simulación de escenarios futuros en la aglomeración urbana de Granada a través de modelos basados en autómatas celulares", *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 54, 271-300.

Aguilera Benavente, F. (2008): "Análisis espacial para la ordenación eco-paisajística de la aglomeración urbana de Granada", In *Departamento de Expresión Gráfica, Arquitectónica y en la Ingeniería*. Granada, Universidad de Granada.

Almeida, C., J., Gleriani, E., Castejon & B., Soares-Filho (2008): "Using neural networks and cellular automata for modelling intra-urban land-use dynamics", *International Journal of Geographical Information Science*, 22, 943-963.

Barredo, J. I., M., Kasanko, N., McCormick & C., Lavallo (2003): "Modelling dynamic spatial processes: simulation of urban future scenarios through cellular automata", *Landscape and Urban Planning*, 64, 145-160.

Bosque Sendra, J. & García, R.C. (2000): "El uso de los sistemas de Información Geográfica en la planificación territorial", *Anales de Geografía de la Universidad Complutense*, 20, 49-67.

Box, G. E. (1979): "Some problems of statistics and everyday life", *Journal of the American Statistical Association*, 74, 1-4.

Clavero, I., M., Santos, R., Navarro, J., Guerrero, F., Cáceres & J., Moreira 2010: "Implementación de un sistema de escenarios futuros sobre el mapa de usos de suelo de Andalucía", In *La información geográfica al servicio de los ciudadanos [Recurso electrónico]: de lo global a lo local*, 759-776. Secretariado de Publicaciones.

Díaz Pacheco, J. 2011: "Dinámica de localización de las grandes superficies comerciales y de ocio a partir de modelos basados en redes neuronales artificiales", In *Servicios, globalización y territorio: V Congreso Geografía de los servicios*, 87-118.

García Palomares, J. C. & Gutiérrez Puebla, J. (2007): "La ciudad dispersa: cambios recientes en los espacios residenciales de la Comunidad de Madrid", *Anales de Geografía de la Universidad Complutense*, 45-67.

Díaz-Pacheco, J. y Hewitt, R. (2013): "Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software", *GeoFocus (Artículos)*, nº 14, p.1-22. ISSN: 1578-5157

Gómez Delgado, M. y Rodríguez Espinosa, V. M. (2012, coord.): *Análisis de la dinámica urbana y simulación de escenarios de desarrollo futuro con tecnologías de la información geográfica*. España, RA-MA.

Hewitt, R., Hernández-Jiménez, V. & Escobar, F. (2012): *Agentes, escenarios y autómatas celulares; modelización espacial para la toma de decisiones en Doñana y su entorno*. AGE-CSIC.

López de Lucio, R. (2000): "Madrid 1979-1999. Perfiles de una transformación urbana desconocida", *Urban*, 106-123.

López de Lucio, R. (2011): "Transformaciones territoriales recientes en la región urbana de Madrid", *Urban*, 8, 124-161.

Naredo, J. M. & R. García Zaldívar (2008): "Estudio sobre la ocupación de suelo por usos urbano-industriales, aplicado a la Comunidad de Madrid", In *Madrid: Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino*.

Noriega, L. (2005): *Multilayer perceptron tutorial*. School of Computing. Staffordshire University.

Pijanowski, B. C., D. G. Brown, B. A. Shellito & G. A. Manik (2002a): "Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a land transformation model", *Computers, environment and urban systems*, 26, 553-575.

Pijanowski, B. C., S. Pithadia, B. A. Shellito & K. Alexandridis (2005): "Calibrating a neural network-based urban change model for two metropolitan areas of the Upper Midwest of the United States", *International Journal of Geographical Information Science*, 19, 197-215.

Pijanowski, B. C., B. Shellito, S. Pithadia & K. Alexandridis (2002b): "Forecasting and assessing the impact of urban sprawl in coastal watersheds along eastern Lake Michigan", *Lakes & Reservoirs: Research & Management*, 7, 271-285.

RIKS (2011): *Documentation and resources. Description of METRONAMICA Software*. Maastricht, Netherlands: www.riks.nl.

Rodríguez, S. (2011): "Madrid,'ciudad única'. Pautas y lógicas espaciales recientes en la región madrileña", *Urban*, 8-33.

Schneider, L. C. & R. Gil Pontius (2001): "Modeling land-use change in the Ipswich watershed, Massachusetts, USA", *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 85, 83-94.

Yu, J., Y. Chen & J. Wu. (2009): "Cellular automata and GIS based land use suitability simulation for irrigated agriculture", *18th world IMACS/MODSIM Congress*, 13-17.

¹ Esta base de datos se ha elaborado en los proyectos del Plan Nacional del Ministerio de Ciencia e Innovación TRA2005-06619/MODAL y TRA2008-06682.