

Camacho Olmedo, M.T., Molero Melgarejo, E. y Paegelow, M. (2010): Modelos geomáticos aplicados a la simulación de cambios de usos del suelo. Evaluación del potencial de cambio. En: Ojeda, J., Pita, M.F. y Vallejo, I. (Eds.), *Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos*. Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla. Sevilla. Pp. 658-678. ISBN: 978-84-472-1294-1

MODELOS GEOMÁTICOS APLICADOS A LA SIMULACIÓN DE CAMBIOS DE USOS DEL SUELO. EVALUACIÓN DEL POTENCIAL DE CAMBIO.

María Teresa Camacho Olmedo¹, Emilio Molero Melgarejo² y Martin Paegelow³

(1) Departamento de Análisis Geográfico Regional y Geografía Física, Universidad de Granada. Campus de Cartuja s/n. 18071 Granada. camacho@ugr.es

(2) Departamento de Expresión Gráfica Arquitectónica y en la Ingeniería. Área de Urbanística y Ordenación del Territorio. Universidad de Granada. Campus de Fuentenueva s/n. E.T.S. de Ingenieros de Caminos, C. y P. 18071 Granada. emiliomolero@ugr.es

(3) Laboratorio GEODE UMR CNRS, Universidad de Toulouse Le Mirail. 5 Allées Antonio Machado. 31058 Toulouse, Francia. paegelow@univ-tlse2.fr

RESUMEN

En el marco de un proyecto de investigación, y como continuación de trabajos precedentes, se está llevando a cabo una labor de comparación de modelos de simulación de cambios de uso del suelo, con el objetivo de obtener conclusiones acerca de los principales avances temáticos y metodológicos que pueden extraerse de su utilización.

Aquí se presentan los primeros resultados obtenidos en un área-test de la Región de Murcia de aproximadamente 2300 km² de extensión. Para la fase de calibración (t₀ y t₁) se han utilizado los mapas de usos del suelo del proyecto Corine Land Cover 1990 y 2000, y para la simulación de los resultados (T), el año 2006. Las variables descriptivas y explicativas utilizadas proceden de distintas fuentes y bases de datos oficiales, siendo transformadas como factores o restricciones de las categorías de ocupación del suelo y de las transiciones detectadas en la fase de calibración.

Las herramientas TIGs utilizadas (Land Change Modeller, CA_MARKOV) están incluidas en el software IDRISI 16, versión Taïga. El objetivo es poder conocer las ventajas y limitaciones de estos modelos y comparar la especificidad de cada uno en la fase de calibración (estimación y localización de los cambios, métodos para transformación de variables).

Palabras Clave: Modelización espacio-temporal, cambios de usos del suelo, simulaciones geomáticas, potencial de cambio.

ABSTRACT

The presented results come from a framework of projects focussing on comparison of various geomatic simulation models in order to get information about their degree of generalization and land use / land cover changes (LUCC) to which they may be applied.

Here we present first results from one test area located in Murcia region with an extent of 2300 km². Corine Land Cover maps of 1990 and 2000 were used for model calibration. The simulation was done for 2006 with the possibility to validate model outputs by Corine Land Cover data from the same year. Data about identified drivers for LUCC have different sources, in particular land planning agencies and the Department of Environment. These drivers were used as constraints and factors explaining the location of land use categories and transitions during the calibration process.

The presented simulation results were operated with model functions available in Idrisi 32, Taïga: Land Change Modeler and CA_Markov. The aim of this work is to better understand advantages and limitations of applied models and, particularly the specificities of each one during the calibration process (estimation and localization of changes and methods to driver transformation).

Key Words: Spatio- temporal modelling, land use changes, geomatic simulation, potential for change.

INTRODUCCIÓN

Modelizar la ocupación / usos del suelo contribuye a comprender y prever su evolución futura, y la simulación prospectiva proporciona una eficaz herramienta de ayuda a la decisión. Los grupos de trabajo implicados en esta línea de investigación son cada vez más numerosos y las aplicaciones pueden enfocarse hacia dinámicas ambientales variadas y complejas: deforestación en regiones tropicales (Mas et al, 2004), reforestación natural en la montaña europea, cambios de paisaje y crecimiento urbano (Gómez Delgado, 2005 y Aguilera Benavente, 2006), etc.

La bibliografía sobre aspectos metodológicos relacionados con los modelos de simulación es también prolija. Brimicombe (2003), aborda cómo la complementariedad entre los SIG, los modelos de simulación para problemas ambientales y la ingeniería ofrece enormes posibilidades para construir sistemas de apoyo a la decisión muy versátiles. En esta obra, los estudios de caso integran siempre la componente espacio-temporal y cuestiones metodológicas como la validación de los modelos se analizan y discuten.

En la obra de Kanevski y Maignan (2004), aunque centrada principalmente en geoestadística y en modelos de predicción espacial, se reflexiona acerca de aspectos metodológicos de modelos basados en redes neuronales, inteligencia artificial, simulaciones estocásticas y otras herramientas basadas en SIG. Wainwright and Mulligan (2004) realizan una revisión de métodos y herramientas, calibración, validación y errores de la modelización, así como una reflexión sobre el futuro de la modelización ambiental. Petry et al. (2005) publica un interesante trabajo acerca de cómo la lógica borrosa y los modelos basados en ella son cada vez más útiles en modelización espacial e inciden en las soluciones para las aplicaciones geográficas especialmente si los límites entre las entidades geográficas son continuos y no discretos.

La obra de Paegelow y Camacho (2008), en donde se enmarcan una serie de estudios de caso sobre dinámicas ambientales diversas (agricultura intensiva, reforestación y deforestación, sistema de apoyo a la decisión, modelización retrospectiva, crecimiento urbano) sirvió de base para la puesta en marcha de un proyecto de investigación¹, continuación de uno previo² que enmarca el trabajo que aquí se presenta. Las conclusiones a las que se llegaron fueron la necesidad de profundizar en la comparación metodológica de una serie de modelos de simulación y en una

¹ *Simulaciones geomáticas para modelizar dinámicas ambientales. Avances metodológicos y temáticos.* Proyectos de I+D. MICIIN. Dpto. de Análisis Geográfico Regional y Geografía Física, Universidad de Granada. Laboratorio GEODE CNRS, Universidad de Toulouse Le Mirail, Toulouse. Instituto de Geografía, UNAM, México. Duración 1-01-2009 hasta 31-12-2011. BIA2008-00681.

² *Sistemas de Información Geográfica y modelización de la dinámica paisajística de la montaña mediterránea: Sierra Nevada y Pirineos Orientales franceses.* Plan Nacional de I+D+I del Ministerio de Educación y Ciencia. Instituto de Desarrollo Regional, Universidad de Granada. Laboratorio GEODE CNRS, Universidad de Toulouse Le Mirail, Toulouse. Duración 1-12-2003 a 30-11-2007. BIA2003-01499.

propuesta de reflexión acerca de la idoneidad de los mismos en función del tipo de dinámica ambiental o de usos del suelo, lo que puede aportar soluciones más adaptadas a sus problemáticas.

Para lograr estos objetivos se están aplicando diversas herramientas geomáticas (basadas en SIG) a áreas de estudio de dinámica específica, con una estructura de trabajo uniforme y centrándose particularmente en la comparación de las fases de aplicación de los modelos (calibración y validación) y en los avances temáticos extraídos de su utilización.

En el presente trabajo se muestran los primeros resultados de la aplicación de dos de estas herramientas a una de las áreas de trabajo, en concreto a un área test de la Región de Murcia. El objetivo es mostrar los puntos comunes en la puesta en práctica de la *fase de calibración* de ambos modelos y, a la vez, analizar las diferencias de procedimiento que afectan, sobre todo, a la *evaluación del potencial de cambio* y, en menor medida, a la *localización de dichos cambios*. Para ello, se ha seguido un proceso paralelo de trabajo, utilizando la misma serie cronológica de ocupación / usos del suelo y las mismas variables explicativas, y se ha renunciado, en los casos posibles, a utilizar las particularidades y novedades que aporta cada modelo para permitir la comparación de los resultados.

CA_Markov y Land Change Modeler (LCM) son los dos modelos espacio-temporales utilizados para la consecución de dichos objetivos en este trabajo. Ambos están disponibles en el software Idrisi (Clarklabs, 2010), el primero de ellos desde la versión 32bit (año 2000), mientras que LCM fue introducido en la versión Andes en 2006 y, posteriormente, ha sido incluido como una extensión del software ArcGIS de ESRI.

El módulo CA_MARKOV se nutre de la función MARKOV para el cálculo de la matriz de probabilidades de transición y de la evaluación multicriterio (MCE) para la obtención de los mapas de aptitud, e incorpora un autómata celular básico para homogeneizar el resultado. Por otra parte, la inclusión del mapa de usos del suelo más reciente permite modificar en parte la matriz markoviana. Una explicación más detallada de CA_MARKOV está descrita en Paegelow y Camacho Olmedo (2005).

El módulo Land Change Modeler (LCM) integra tanto el análisis de los datos, especialmente la noción de cambios de ocupación / usos del suelo (LUCC budget, Pontius et al., 2004), la modelización propiamente dicha y las aplicaciones anexas en materia de ecología del paisaje y biodiversidad, así como implicaciones de la ordenación y gestión territorial. La modelización espacio-temporal prospectiva está dividida en dos fases: la de la elaboración de los modelos de potencial de transición y la de la puesta en práctica de la predicción y/o obtención de escenarios. Una descripción exhaustiva de la puesta en práctica de LCM puede encontrarse, entre otros, en Agejedad et Houet (2008) et Dang Khoi et Murayama (2010).

ZONA DE ESTUDIO

El ámbito espacial elegido para la comparación de los modelos se sitúa en el sureste español, concretamente en la región murciana, con fuertes dinámicas de transformación de usos ligados sobre todo a la gestión del agua en sus fértiles vegas y al fenómeno urbanístico. Previamente a la modelización completa de la región, se elige una zona test, más reducida, para el ensayo y validación de las metodologías y algoritmos, de 2270 km² de extensión (marco de 50 km x 45 km) y que comprende gran parte de la vega media del río Segura, la cuenca del Mula y el valle del Guadalentín.

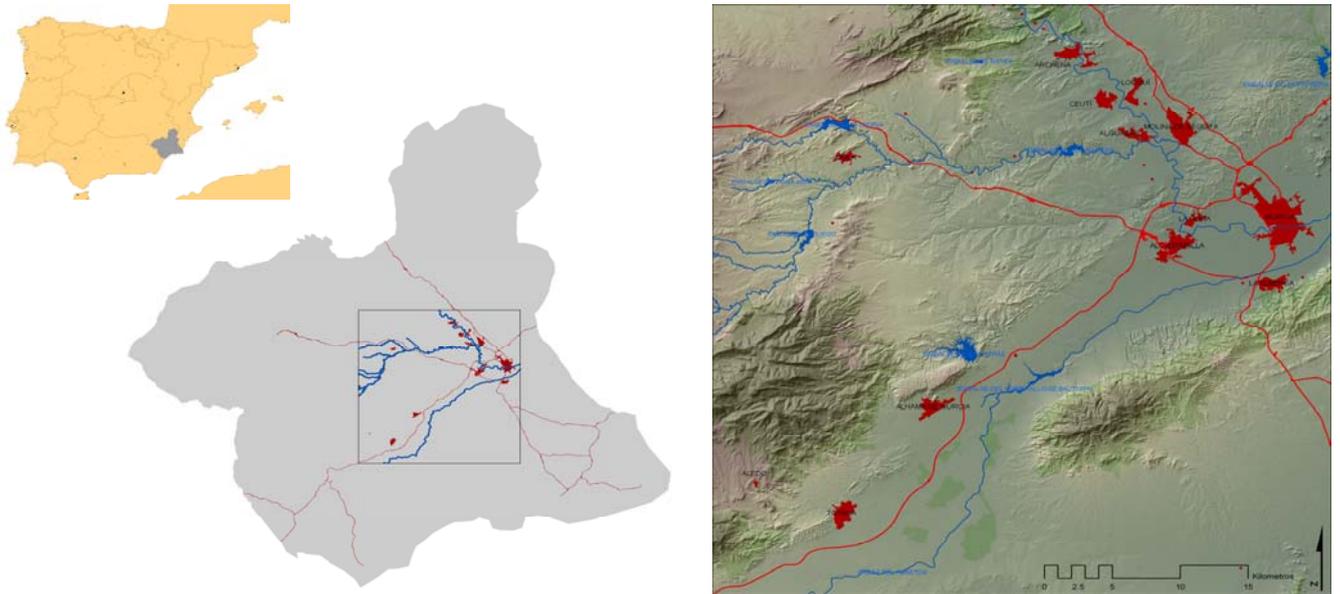


Figura 1. Localización de la zona test

Las series cronológicas de usos del suelo para los años 1990, 2000 y 2006 se obtienen por agrupación de las categorías de nivel 3 del proyecto Corine Land Cover. Las cartografías transformadas, las categorías originales y los 7 usos resultantes se reflejan en las siguientes figuras:

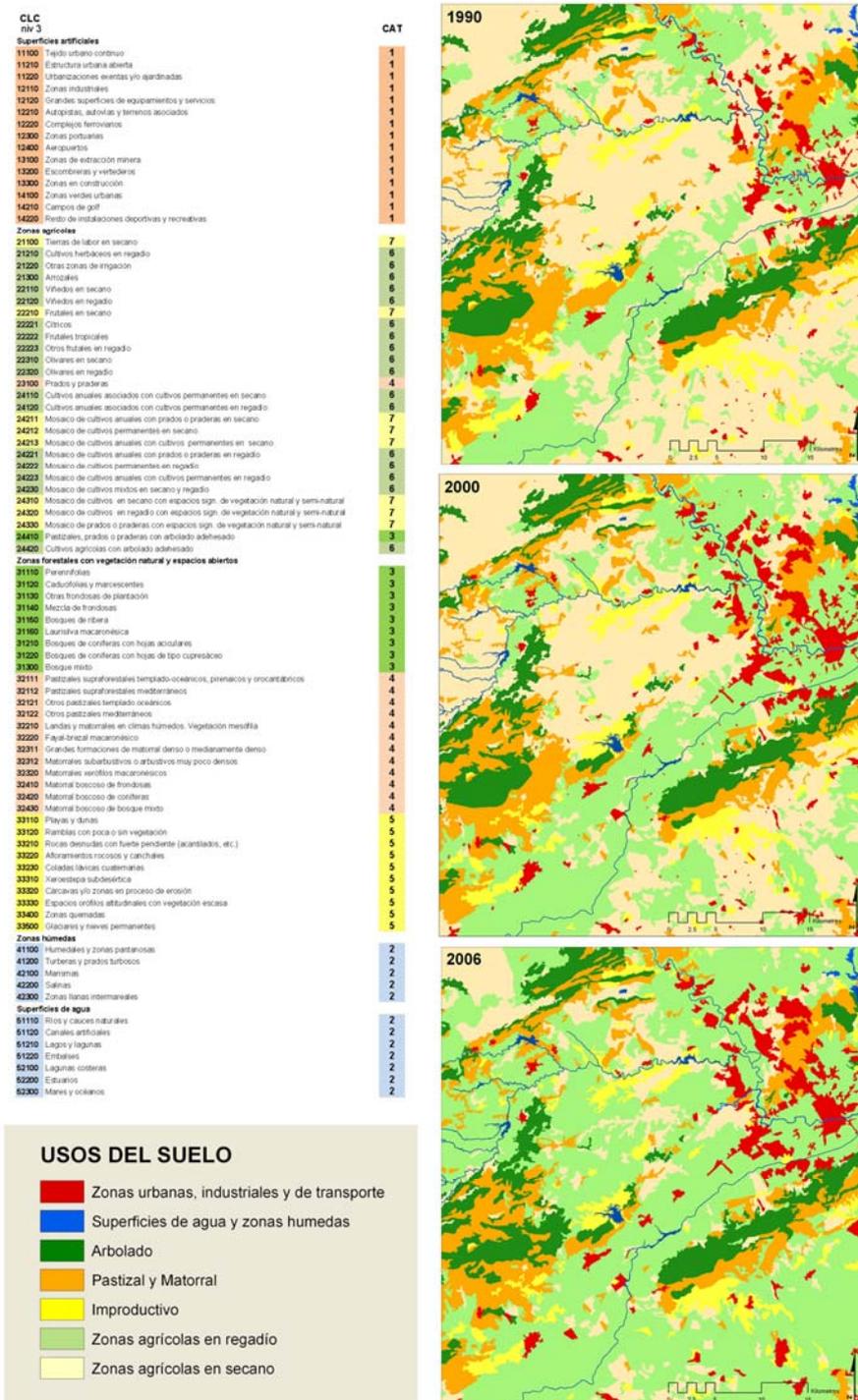


Figura 2. Mapas de usos agrupados para los años 1990, 2000 y 2006 procedentes del proyecto Corine Land Cover.

Asimismo, se han considerado, como variables explicativas de las dinámicas existentes, las cartografías de los núcleos urbanos, red viaria, red hidrográfica, red de acequias, hipsometría, clinometría y orientaciones, procedentes

de las bases de datos utilizadas en un extenso estudio anterior³. Estas capas de información son transformadas a formato raster, siendo la resolución de pixel adoptada de 20 metros, y resultando imágenes de 2278 columnas y 2490 filas. Estas variables sirven de base para los siguientes factores considerados:

- Modelo digital de terreno (hypsometría)
- Mapa de pendientes (clinometría)
- Mapa de Orientaciones
- Distancia a los Núcleos urbanos
- Distancia a la red viaria
- Distancia a la red hidrográfica
- Distancia a la red de acequias

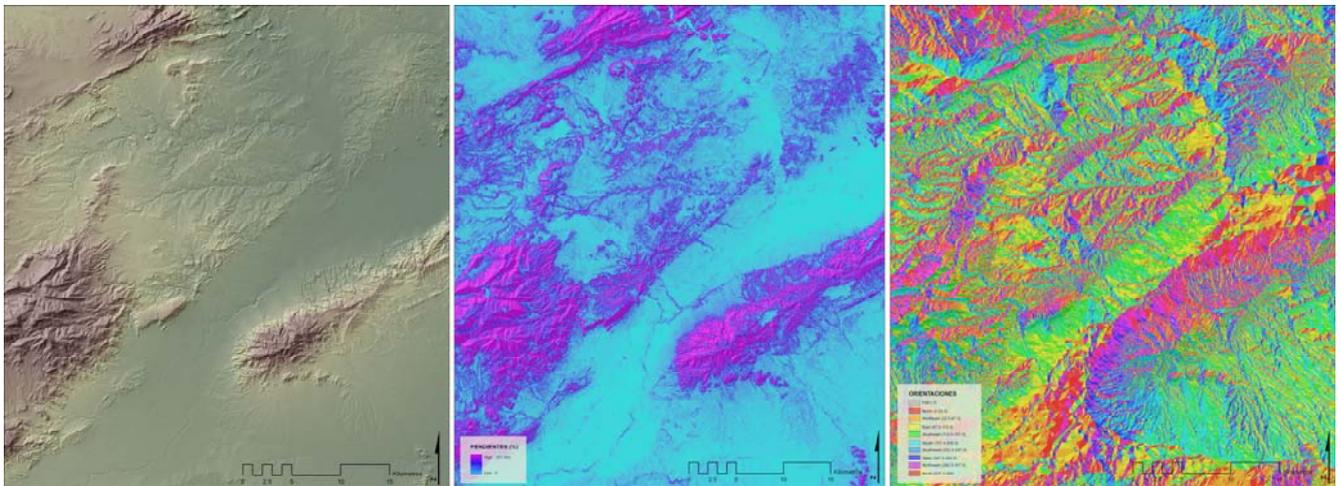


Figura 3. Modelo Digital del Terreno, Mapa de pendientes y mapa de orientaciones

³ *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. Gómez Ordóñez, J.L. y Grindlay Moreno, A. (2008)

METODOLOGIA

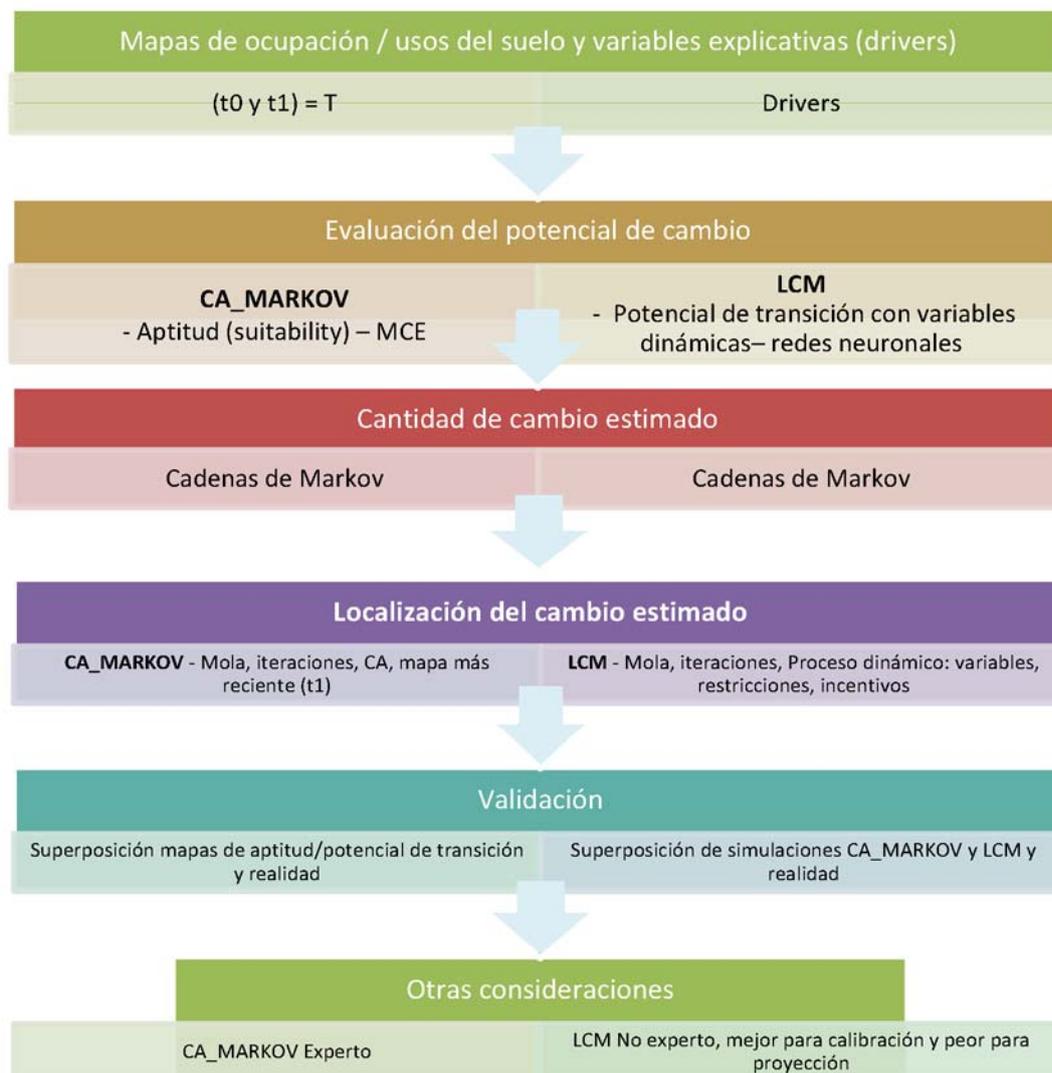


Figura 4. Organigrama de trabajo

Los dos modelos se basan en el conocimiento de estados temporales pasados de la variable que se va a modelizar, representados en forma de mapas que describen dicho estado (con leyendas idénticas en cuanto a clases/categorías). Para ello, el usuario incorpora en el procedimiento los dos mapas de ocupación del suelo más recientes (t_0 y t_1) o los más significativos según la evolución pasada. El mapa simulado (T) tendrá la misma nomenclatura (simulación discreta según Legendre et Legendre, 1984).

Un segundo factor común concierne al cálculo de transiciones temporales que, en ambos modelos, aunque con diferencias que más adelante comentaremos, se basa en las cadenas de Markov.

Salvo estos puntos comunes (estados iniciales de la variable simulada y datos de la superficie de cada estado = categoría estimada en la fecha de simulación mediante el cálculo de transiciones condicionales probabilísticas markovianas), los dos módulos son esencialmente diferentes y, como veremos, complementarios en algunas cuestiones. CA_MARKOV distribuye las superficies estimadas para cada categoría mediante los correspondientes mapas de aptitud de localización (tantos como categorías), mientras que LCM describe, caracteriza y modeliza las transiciones entre las categorías. Para ello, ambos procedimientos establecen relaciones entre variables explicativas de distinta naturaleza (drivers) y las categorías de usos del suelo o las transiciones, aunque utilizando métodos diferentes (evaluación multicriterio, MCE, en CA_MARKOV; redes neuronales en LCM).

En las siguientes líneas detallaremos esta diferencia esencial en la aplicación de ambos modelos, que concierne sobre todo a la fase de evaluación del potencial de cambio, aunque, como veremos, las particularidades son también manifiestas en la fase de localización de los cambios.

Evaluación del potencial de cambio

- CA_MARKOV: la noción de aptitud (suitability)

Contrariamente a LCM, el método de modelización de CA_MARKOV se basa en los estados temporales de la variable y no en las transiciones potenciales entre dichos estados. Para ello, la función necesita una serie de mapas de aptitud, uno para cada categoría de ocupación/uso del suelo. La aptitud puede simplemente materializar la visión del experto (sobre la que volveremos a insistir) o puede ser el resultado de un cálculo más complejo, reproducible y transparente: la evaluación multicriterio (MCE), en la perspectiva de Eastman (1996), y que, como función, es una de las más utilizadas en el software Idrisi. La posibilidad de mezclar ambos enfoques conduce a un grado variable de control del proceso.

Una de las diferencias respecto a LCM, es que CA_MARKOV no considera de manera explícita la configuración espacial de los cambios acaecidos, aunque dichos cambios sí pueden ser introducidos en forma de factores en la fase de evaluación multicriterio.

MCE aborda la aptitud como el resultado de diversos criterios. Éstos se dividen fundamentalmente en dos tipos: las restricciones (0 / 1), que indican la posibilidad o no de que la categoría exista (límites del medio natural, límites ligados a la legislación, etc...) y los factores. Estos últimos expresan un potencial variable en el espacio. Por ejemplo, la aptitud para la construcción de una vivienda varía en el espacio según varios factores: el precio del terreno, la proximidad de infraestructuras, etc. Puesto que las unidades de medida de los factores son también diversas (siguiendo el ejemplo, euros, km o minutos), en una primera etapa es necesario estandarizar, es decir, optar por un índice común a la misma escala. Esta estandarización puede realizarse de manera manual o utilizando funciones de lógica borrosa (Eastman et Jiang, 1996). Una vez realizada esta operación, en la que los factores se vuelven comparables, éstos pueden ser ponderados gracias a diversas técnicas: de forma manual (por ejemplo, como resultado de estudios comparables o experiencias empíricas) o utilizando la matriz de Saaty (1977), que compara el peso relativo de un factor comparándolo con otro (técnica por pares, como técnica más simple, sobre todo cuando hay presentes muchos factores). El objetivo es obtener el peso final por cálculo de su vector propio.

Una segunda ponderación, de tipo contextual en este caso, autoriza diferentes niveles de compensación entre factores y de niveles de riesgo, ésta última expresada en una escala de operadores booleanos entre AND y OR (Yager, 1988).

MCE, por tanto, es una técnica de cálculo de aptitud sofisticada, versátil y muy potente, sobre todo si se compara con la aproximación multicriterio de Electre III (Roy, 1990, Mousseau *et al.*, 2001). En la práctica, muestra la localización probable de cada categoría basándose en la realidad durante las fechas del período de calibración (fase de entrenamiento del modelo) y en la que los límites son los dos mapas de ocupación del suelo elegidos.

Como se ha indicado anteriormente, los mapas de aptitud, en lugar de ser el resultado de un trabajo científico extrapolable y transparente, pueden ser elaborados de otra forma. En el extremo contrario de la MCE, el usuario puede construir los mapas de aptitud siguiendo simplemente su intuición de experto. En conclusión, se trata de una herramienta de modelización que permite un alto grado de libertad donde se pasa fácilmente, según la puesta en práctica del método, de la predicción al escenario. Por ello, para evaluar los resultados obtenidos es indispensable la descripción clara y detallada de cada uno de los pasos realizados. Para una mejor comprensión de los procesos de evaluación multicriterio y sus aplicaciones en la planificación del territorio ver Gómez y Barredo (2005).

- LCM: el potencial de transición

En contraste respecto a CA_MARKOV, LCM aborda la simulación prospectiva teniendo en cuenta no las categorías sino el potencial de transición entre ellas. El usuario selecciona primero las transiciones a incluir en la modelización a partir de todas las transiciones reales. Esta selección puede estar condicionada por el objetivo de la modelización (simulación de una categoría o grupo de categorías en particular), por eliminación de las transiciones con poca superficie en el conjunto de la imagen, o bien por la mayor o menor probabilidad de que las transiciones tengan lugar en la fase de simulación (período transcurrido entre la cartografía más reciente de la fase de calibración y la fecha de simulación proyectada). Esta probabilidad puede adquirir diversos significados: hipótesis de la continuidad de probabilidades observadas en el pasado, aceleración de cambios, cambio de hipótesis de partida para calcular diversos escenarios, etc. La hipótesis de partida es que aquellas áreas que han cambiado presentan un mayor potencial de cambio en el futuro.

A continuación cada transición elegida debe ser caracterizada por variables explicativas. Varias transiciones, regidas por las mismas reglas, pueden ser reagrupadas bajo forma de sub-modelos, una asociación que facilita la

puesta en práctica del modelo, especialmente cuando el mapa de ocupación/ usos del suelo presenta numerosas categorías.

Los « drivers » pueden ser controlados según su nivel de significación y transformados según varias opciones disponibles en LCM. Esta transformación está determinada, por otra parte, por el modelo de evaluación que apliquemos posteriormente a cada transición (por ejemplo, la regresión logística múltiple exige una transformación lineal de las variables respecto al potencial de transición). Por otra parte las variables categóricas o nominales deben ser transformadas bien en una serie de variables booleanas o utilizando la transformación de máxima verosimilitud, que se basa en la comparación de los mapas de transición (mapa binario de cada transición, con zonas que cambian y zonas que permanecen) y la frecuencia relativa de las distintas categorías de la variable.

La caracterización de estas variables incluye también la posibilidad de considerar algunas de ellas como variables dinámicas, es decir, que pueden evolucionar durante la simulación (cercanía a alguna categoría de usos del suelo, distancia a infraestructuras, etc.).

El potencial de transición, por sub-modelo, es a continuación evaluado ya sea por regresión logística múltiple, o por redes neuronales (Multi-Layer Perceptron, MLP). La utilización de algoritmos de inteligencia artificial (redes neuronales en particular) permite obtener generalmente mejores resultados y compite de forma aventajada con la aproximación estadística de tipo probabilística, especialmente con las series cronológicas (Bishop, 1995; Lai y Wong, 2001; Li y Gar-On, 2002; Parlitz y Merkwirth, 2000).

Cantidad y localización del cambio estimado

Tanto en CA_MARKOV como en LCM, la cantidad de cambio estimado es obtenida a partir de una matriz markoviana (método probabilístico, Metropolis et Ulam, 1949; Coquillard et Hill, 1997), que calcula las áreas (número de píxeles) y las probabilidades de transición entre dos mapas de ocupación / usos del suelo. Estos mapas (t_0 y t_1), que constituyen los datos de la fase de calibración, son el punto de partida para proyectar los cambios estimados en una fecha posterior (T).

CA_MARKOV utiliza los resultados obtenidos desde el módulo MARKOV de Idrisi. La opción por defecto en LCM es la misma, sabiendo que las transiciones markovianas pueden ser reemplazadas en este módulo por un cálculo externo. Dicho esto, incluso optando por la matriz de Markov para el cálculo de las transiciones probabilísticas condicionales, es importante señalar que CA_MARKOV autoriza un nivel de confianza en los datos inferior al 100 %. En un buen número de aplicaciones se admite una tasa de error del 15% (por ejemplo, en los mapas de ocupación del suelo obtenidos a partir de clasificaciones de imágenes de satélite). LCM si embargo no permite esta variación del nivel de confianza. Por ello, para garantizar la comparación de los resultados, conviene importar la matriz markoviana, calculándola directamente con el módulo MARKOV.

CA_MARKOV, por otra parte, incorpora en la modelización los mapas de usos del suelo (en concreto el más reciente, t_1), y usa esta información para modificar la matriz de transición, lo que constituye también una particularidad de este modelo.

Una vez calculada la cantidad de cambio estimado, la localización de dichos cambios es un segundo proceso que, tanto en CA_MARKOV como en LCM, se basa en la elección de aquellos píxeles más aptos o de mayor potencial de cambio. Un algoritmo de evaluación multiobjetivo soluciona los problemas de incompatibilidad entre usos o transiciones distintos.

CA_MARKOV localiza en el espacio las transiciones markovianas calculadas, comparando la aptitud de las diferentes categorías, y proyectando la situación hacia una fecha futura T (número de iteraciones). La utilización de un autómata celular básico, normalmente un simple filtro de contigüidad, permite homogeneizar el mapa simulado por agregación espacial, evitando de esta manera el aspecto pixelado bien conocido en las clasificaciones de imágenes de satélite que se apoyan únicamente en las respuestas espectrales sin tener en cuenta las interrelaciones espaciales (textura, estructura).

En LCM, una vez modelizado el potencial de transición, la predicción se basa, por defecto, en la matriz markoviana antes mencionada. LCM permite, además, la conversión de la simulación en un proceso dinámico, al recalcularse en cada paso temporal (simulación discreta) ciertas condiciones como la modificación de la red viaria, las distancias de unas categorías respecto a otras, o incluso la inserción en la simulación de eventos futuros planificados o previstos (zonas de protección, figuras de planeamiento). LCM, por tanto, no sólo incluye variables dinámicas sino que, además, permite explicitar los cambios que van a producirse en ciertas variables, lo que en CA_MARKOV sólo puede ser introducido de manera implícita en los mapas de aptitud. Otra cuestión que diferencia ambos modelos es la inclusión de las restricciones e incentivos, que, si bien en CA_MARKOV, como hemos comentado, forma parte de la

fase de evaluación multicriterio, en LCM es una opción de la fase de predicción, que puede aplicarse a cada transición de manera individual o a grupos de ellas.

Los resultados de la predicción son de dos tipos: el modelo de predicción *soft*, que equivale a un mapa de vulnerabilidad al cambio, muy útil para estudios aplicados de biodiversidad, y el modelo de predicción *hard*, que parte de la evaluación multiobjetivo anteriormente mencionada, y que es la propuesta del estado de las mismas categorías de ocupación / usos del suelo de la fase de calibración (t0 y t1) en el tiempo T.

RESULTADOS

Potencial de cambio

- Mapas de aptitud (Suitability). CA_MARKOV.

Tras un proceso de estandarización (Fuzzy) de los factores y sin la introducción de ningún tipo de restricción ni compensación de factores (OWA), se utiliza el método AHP (Analytical hierarchy process) que como resultado genera los pesos o coeficientes de ponderación.

En este proceso analítico, se realizan comparaciones por pares entre los 7 factores para cada uno de los usos y se atribuyen valores numéricos a las preferencias señaladas por los expertos, entregando una síntesis de las mismas mediante la agregación de esos juicios parciales. Para estas comparaciones se utilizan escalas de razón en términos de preferencia, importancia o probabilidad, sobre la base de una escala numérica propuesta por Saaty, que va desde 1 hasta 9. Una vez generados los coeficientes de ponderación, se comprueba que el ratio de consistencia sea menor de 0,1 y se procede a la combinación de los factores para la obtención de las cartografías de capacidad de uso o aptitud (GIS Analysis/Decision Support/MCE).

Se muestran a continuación algunos de estos mapas. Las leyendas reflejan el potencial de cambio de uso con valores bajos (verde oscuro) para las áreas con menos predisposición al cambio y valores cercanos al 255 (rojo oscuro) para aptitudes del territorio altas (Figura 5).

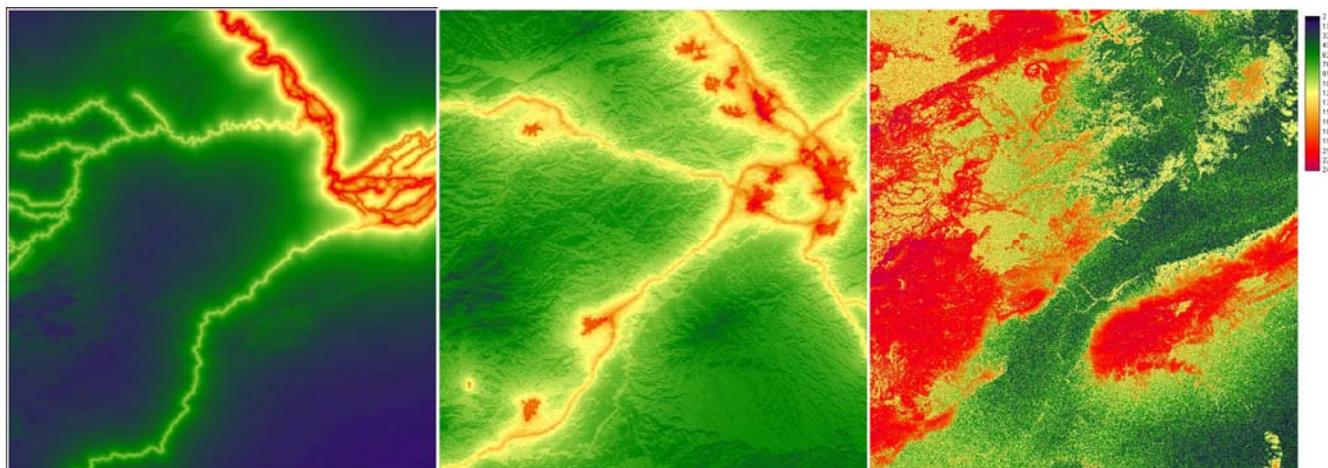


Figura 5. Mapas de Aptitud para los usos “zonas agrícolas de regadío”, “zonas urbanas, industriales y de transporte”, y “arbolado” (en rojo las zonas con mayor capacidad de uso)

- Mapas de potencial de transición. LCM.

De un total de 29 transiciones reales entre los mapas de usos del suelo de 1990 y 2000, se ha optado por modelizar tan sólo 13 transiciones (Figura 6), una vez eliminadas aquellas transiciones cuya superficie era inferior a los 5000 píxeles. De estas 13 transiciones se han configurado 9 sub-modelos, al unir los cambios desde distintos usos a “zonas urbanas, industriales y de transporte” (4 transiciones) y los cambios desde “pastizal y matorral” e “improductivo” a “zonas agrícolas de regadío” (2 transiciones).

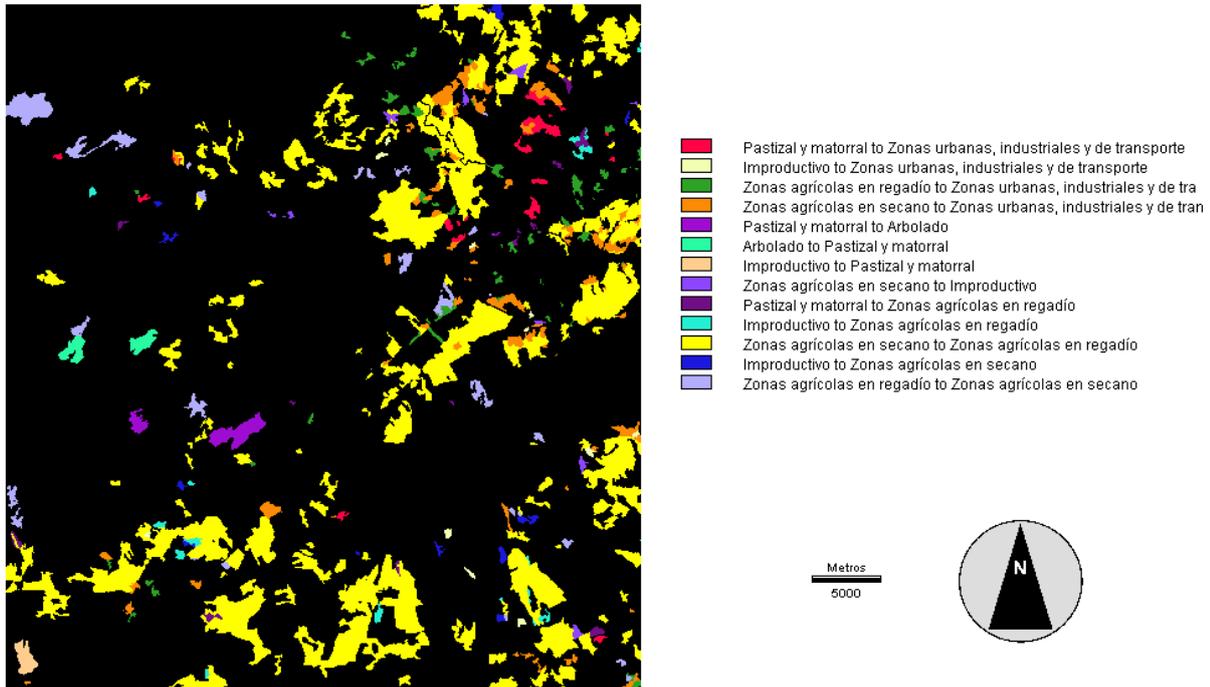


Figura 6. Transiciones 1990-2000 (<5000 píxeles)

El resto de las transiciones han configurado un sub-modelo propio, incluido el cambio de “zonas agrícolas en secano” a “zonas agrícolas en regadío”, puesto que se trata de un tipo de transformación específica y que responde a criterios distintos a la nueva puesta en práctica de cultivos en regadío (Tabla 1).

Tabla 1. Transiciones 1990-2000 y sub-modelos

TRANSICIONES		SUBMODELO
Pastizal y matorral a Zonas urbanas, industriales y de transporte	4-1	1
Improductivo a Zonas urbanas, industriales y de transporte	5-1	
Zonas agrícolas en regadío a Zonas urbanas, industriales y de transporte	6-1	
Zonas agrícolas en secano a Zonas urbanas, industriales y de transporte	7-1	
Pastizal y matorral a Arbolado	4-3	2
Arbolado a Pastizal y matorral	3-4	3
Improductivo a Pastizal y matorral	5-4	4
Zonas agrícolas en secano a Improductivo	7-5	5
Pastizal y matorral a Zonas agrícolas en regadío	4-6	6
Improductivo a Zonas agrícolas en regadío	5-6	
Zonas agrícolas en secano a Zonas agrícolas en regadío	7-6	7
Improductivo a Zonas agrícolas en secano	5-7	8
Zonas agrícolas en regadío a Zonas agrícolas en secano	6-7	9

Las variables explicativas han sido transformadas según su naturaleza. Se ha aplicado una transformación logarítmica lineal de los mapas de distancia a determinadas infraestructuras y elementos (red viaria, red de acequias, núcleos urbanos, etc.). Las variables así transformadas adquieren un formato único y se han utilizado para configurar los sub-modelos de algunas de las transiciones o grupos de ellas. La transformación basada en máxima verosimilitud se ha aplicado a diversas variables de naturaleza cuantitativa (Modelo Digital del Terreno, mapa de pendientes, etc.). Para ello se ponen en relación las categorías de la variable y las áreas que cambian o no en cada mapa de transición (mapa booleano), de tal manera que el resultado de la transformación de una variable es diferente para cada una de las transiciones. Ninguna variable ha sido considerada como dinámica para facilitar la comparación con el resultado obtenido con CA_MARKOV.

LCM facilita testar la significación de las variables al obtener los índices Cramer's V entre las variables transformadas y la distribución de las categorías de usos del suelo de la fecha más reciente (2000). Si bien un alto índice Cramer's V no garantiza una buena modelización, un bajo índice sí es un indicativo de la conveniencia de no incluir en el sub-modelo la variable transformada (Clarkslabs, 2006). Otra cuestión es la validez de tal índice de asociación en el que se acude a comparar variables con categorías de usos del suelo, cuando el funcionamiento de LCM se basa, como ya venimos indicando, en la modelización de las transiciones.

El modelo Multi-Layer Perceptron (MLP) se ha aplicado a cada uno de los sub-modelos de transición (9) y el resultado es la obtención de 13 mapas de potencial de transición, que son la plasmación espacio-temporal del potencial de cambio (En la Figura 7 se muestran dos de ellos a modo de ejemplo). Las leyendas, que oscilan de 0 a 1, indican el potencial que cada píxel presenta para cambiar de una categoría a otra. Aunque el modelo trabaja con todos los parámetros que el usuario ha introducido en los sub-modelos, LCM selecciona en primer lugar los píxeles de la categoría inicial de cada transición y aplica una máscara para obtener un resultado más acorde con la realidad.

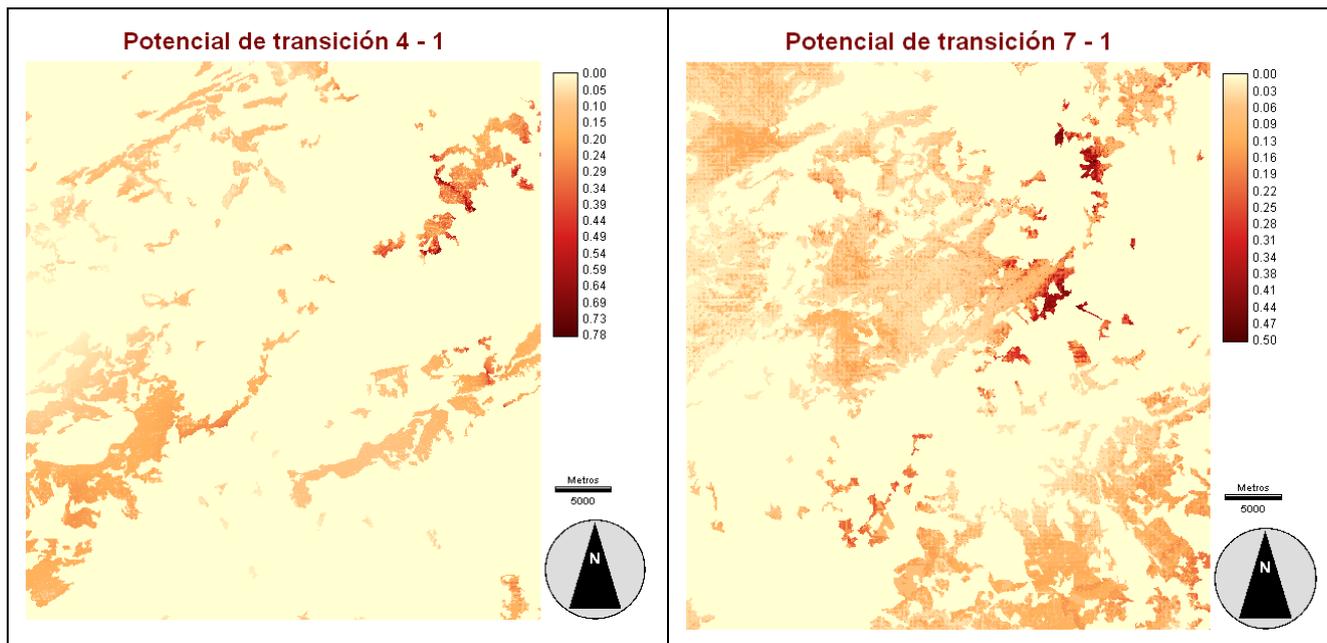


Figura 7. Ejemplos de mapas de potencial de transición

Cantidad de cambio estimado y localización de los cambios

Ambos modelos se basan en la matriz de probabilidades de transición obtenida mediante la función MARKOV (Cadenas de Markov) para establecer la cantidad de cambio estimada en 2006, con un error proporcional de 0.0 (Tabla 2).

Tabla 2. Probabilidad de transición 2006. Cadenas de Markov.

CATEGORÍAS	1	2	3	4	5	6	7
1	0.9964	0.0000	0.0000	0.0027	0.0000	0.0009	0.0000
2	0.0000	0.9679	0.0000	0.0000	0.0000	0.0321	0.0000
3	0.0010	0.0000	0.9855	0.0118	0.0002	0.0009	0.0005
4	0.0130	0.0000	0.0114	0.9675	0.0002	0.0067	0.0012
5	0.0088	0.0024	0.0000	0.0107	0.9433	0.0175	0.0174
6	0.0138	0.0007	0.0000	0.0011	0.0000	0.9601	0.0243
7	0.0148	0.0000	0.0001	0.0010	0.0020	0.1696	0.8124

- Simulación 2006 con CA_MARKOV

A partir de la última imagen de usos utilizada en el análisis de cambios, la del año 2000, que es usada como punto origen de la modelización, con las áreas de transición de Markov y con la agrupación de imágenes de aptitud de localización (File/collection editor), CA_MARKOV genera la imagen estimada para el año 2006.

La utilización del autómata celular como filtro de contigüidad de 5x5 celdas, permite homogeneizar el mapa simulado por agregación espacial, evitando de esta manera el aspecto pixelado que se obtiene con LCM. El número de iteraciones elegidas establecen el número de intervalos de tiempo usados en la simulación, siendo en este caso 6 las iteraciones hasta el año horizonte.

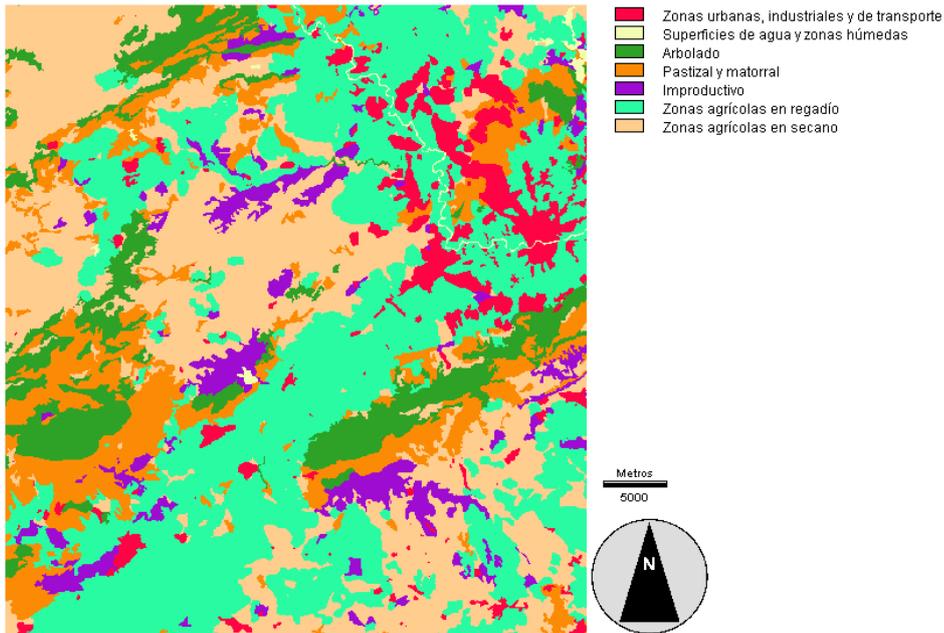


Figura 8. CA_MARKOV: Simulación para el año 2006

- Simulación 2006 con LCM

Para facilitar la comparación de resultados, se ha aplicado el modelo básico de LCM, sin inclusión de restricciones, incentivos o variables dinámicas. El resultado es una simulación (*hard*) para 2006, que es el escenario previsto para las mismas categorías de ocupación / usos del suelo cartografiadas en 1990 y 2000.

La evaluación multiobjetivo (MOLA) y un módulo interno de Idrisi (CHGALLOC) determinan las categorías que ganan y aquellas que pierden superficie de acuerdo a la matriz de Markov y, por último, localizan los cambios en las áreas de mayor potencial según los mapas obtenidos tras aplicar MLP.

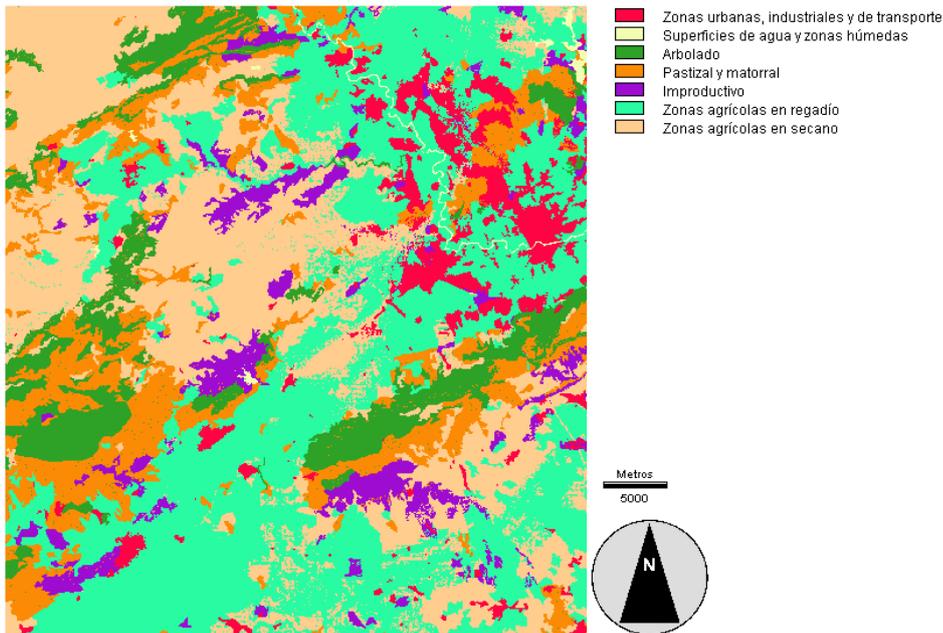


Figura 9. LCM: Simulación para el año 2006.

DISCUSIÓN

Los primeros resultados obtenidos en el área test permiten comparar la especificidad de cada uno de los modelos en la fase de calibración, los métodos para la transformación de variables o la localización de los cambios estimados y empezar a descubrir las limitaciones y las ventajas propias de cada uno, previamente a su aplicación en un área más extensa.

Mediante operaciones de superposición entre las imágenes simuladas (transiciones y mapas de capacidad de uso) y entre estas y el mapa real de usos para el año 2006, es posible validar los resultados, comparar los ajustes entre las áreas generadas y las reales y detectar desviaciones en las dinámicas o errores a corregir. En la figura 10 se muestra la localización de las áreas urbanizadas sobre el mapa de aptitud hacia la urbanización cuyo ajuste parece más que aceptable.

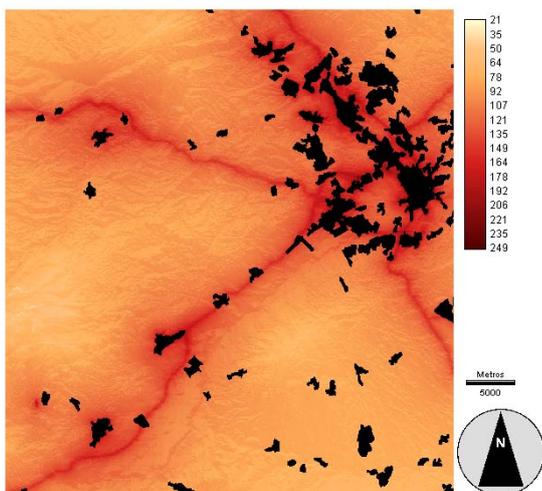


Figura 10. Superposición de los cambios reales (negro) sobre el mapa de aptitud a la urbanización generado mediante EMC.

La superposición píxel a píxel de cada una de las transiciones reales entre 2000 y 2006 (mapas binarios obtenidos a partir de los mapas de usos del suelo Corine Land Cover de estas fechas) y de los correspondientes mapas de potencial de transición obtenidos por MLP, permite también valorar la validez de estos resultados. A modo de ejemplo, la Figura 11 muestra las áreas que cambian de secano a regadío (transición 7-6), resaltadas con una trama de líneas horizontales, y el potencial de transición de secano a regadío como fondo de la imagen, con valores que oscilan de 0 a 1. Se observa un buen ajuste entre ambos mapas, destacando que la mayoría de los polígonos de cambio real se encuentran sobre la superficie potencial.

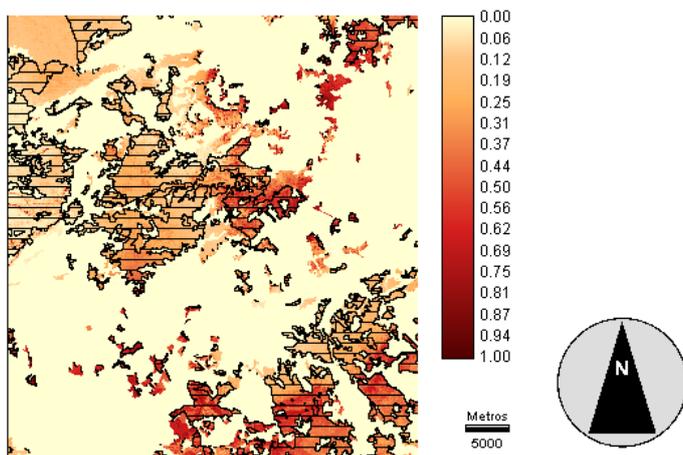


Figura 11. Superposición de la transición real del secano al regadío (7-6) entre 2000 y 2006 (trama de líneas horizontales) sobre el mapa de potencial de transición obtenido mediante MLP de LCM.

- Mapas de simulación 2006:

La distribución de las dinámicas que cada modelo ha simulado de forma diferente se refleja en la figura 12, destacando por su extensión algunas transformaciones de secano a regadío en las que CA_MARCOV ha sido más generoso (en verde) y otras en las que lo ha sido LCM. (en magenta). Estas diferencias podrían ser justificables por el diferente grado de intervención de los modelos para establecer la relación entre las variables explicativas y las dinámicas estudiadas.

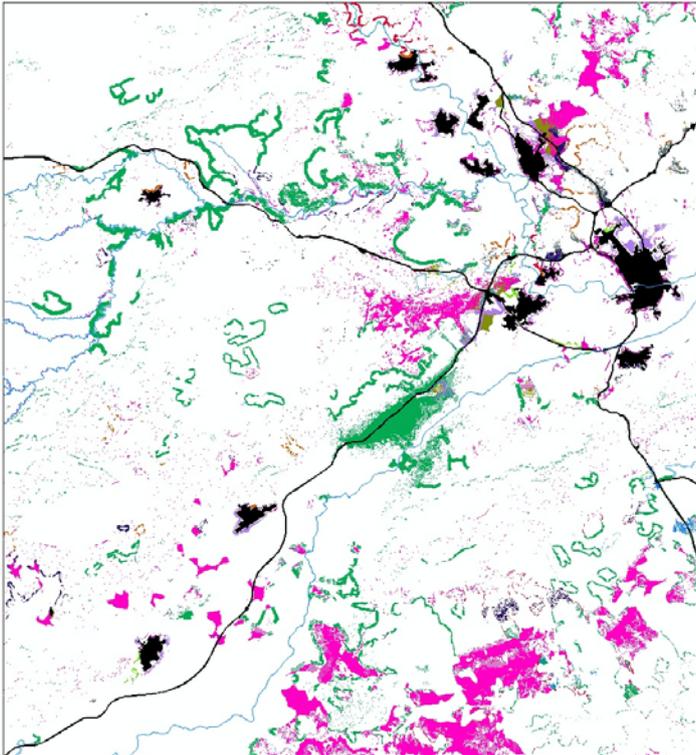


Figura 12. Distribución espacial de las diferencias entre las simulaciones obtenidas por ambos modelos.

La homogeneización por contigüidad realizada por el filtro del autómata celular en CA_MARCOV produce resultados algo más limpios que justifican el alto tiempo del proceso en esta área test pero que podría limitar su uso en grandes extensiones o condicionar la resolución del pixel.

Se observan algunos desajustes en la modelización final de ambos modelos si la comparamos con la realidad. El desajuste de mayor superficie es el que afecta a lo previsto como “superficie de secano” y que en realidad es “superficie de regadío”. El aumento espectacular, que podría no ser real, de esta última categoría entre 2000 y 2006 puede explicar este hecho. Por otra parte, el aspecto pixelado de la imagen generada por LCM corresponde fundamentalmente a las categorías menos frecuentes, y en donde la simulación no ha tenido en cuenta la agregación de píxeles. Otros usos como el urbano son simulados de forma más correcta por ambas herramientas tal y como se aprecia en la figura 13.

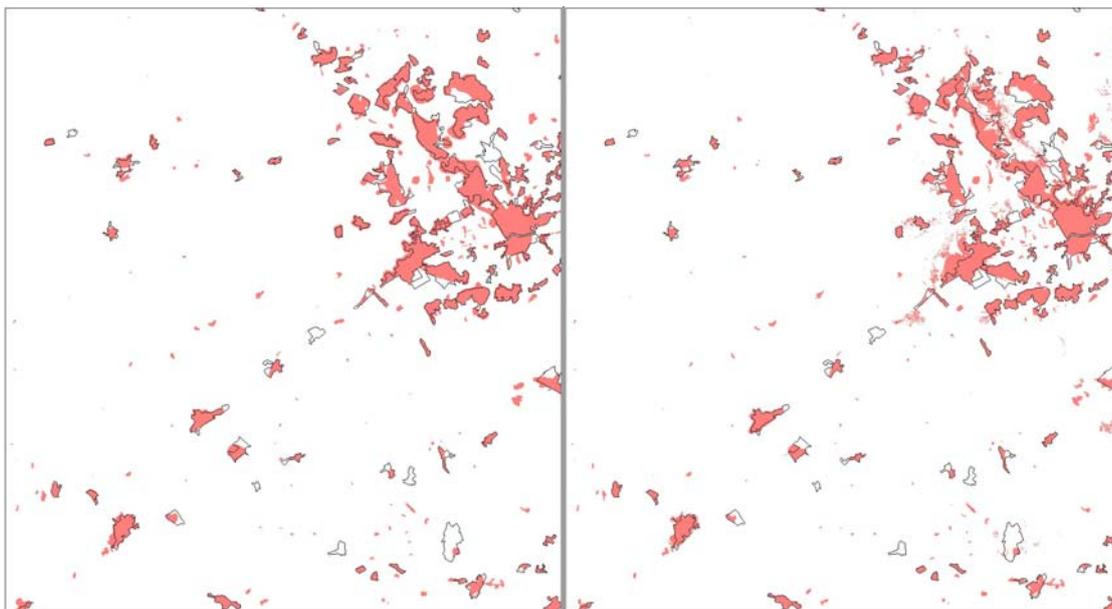


Figura 13. Comparativa de los resultados de los dos modelos (CA_MARKOV a la izquierda y LCM a la derecha) para el uso urbano en 2006. Los contornos en negro representan el estado real.

CONCLUSIONES

A modo de conclusión parcial de la comparación de estos dos módulos de Idrisi, es necesario indicar que, si bien ambos son modelos de simulación espacio-temporal aplicables a los cambios de ocupación / usos del suelo, sus métodos – categorías *versus* transiciones – son esencialmente diferentes, y la comparación de resultados no está garantizada si no se toma la precaución de que haya una perfecta transparencia en su puesta en práctica. De hecho, no basta con utilizar los mismos datos y drivers. Sólo una descripción minuciosa de las opciones autoriza la comparación de los resultados y la obtención de conclusiones sobre el comportamiento de los modelos. Por ello se ha aplicado el modelo básico tanto en LCM como en CA_MARKOV. En LCM no se han incluido ninguna de las opciones de planificación (incentivos y restricciones, modificación de infraestructuras, etc.) o de implicaciones en biodiversidad, hábitat y estructura de paisaje, que dotan a este modelo de la naturaleza propia de un software integrado o aplicación vertical focalizada hacia una aplicación específica (Clarkslabs, 2006).

Otra diferencia es que ambos modelos presentan grados variados de intervención para establecer la relación entre las categorías o transiciones y las variables explicativas. La evaluación multicriterio de CA_MARKOV, por ejemplo, facilita la inclusión del conocimiento del experto y convierte esta herramienta en un útil complejo y sofisticado. LCM es bastante más rígido y condiciona más la transformación e inclusión de las variables. MLP funciona de manera automática, no requiriendo la intervención del usuario, aunque éste puede intervenir para modificar parámetros, parar el proceso o volver a iniciarlo. De hecho, los mejores resultados se obtienen modificando los valores de aprendizaje del modelo MLP de manera interactiva. Por otra parte, CA_MARKOV realiza una proyección de tipo lineal, mientras que MLP, en LCM, puede abordar relaciones no lineales.

De hecho, la capacidad de modelizar funciones complejas no es necesariamente una ventaja en modelización prospectiva ya que puede conducir a un sobreajuste del modelo, por lo que las condiciones pasadas utilizadas para calibrar el modelo determinarían su rendimiento. Así, por ejemplo, Mas et al (2004) encontró que las redes neuronales más complejas permitían una mejor conexión durante el período de calibración pero fallaban al predecir los cambios en el período siguiente.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido realizado en el marco del Proyecto de I+D. MICIIN. *Simulaciones geomáticas para modelizar dinámicas ambientales. Avances metodológicos y temáticos*. Dpto. de Análisis Geográfico Regional y Geografía Física, Universidad de Granada. Laboratorio GEODE CNRS, Universidad de Toulouse Le Mirail, Toulouse. Instituto de Geografía, UNAM, México. Duración 1-01-2009 hasta 31-12-2011. BIA2008-00681

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Aguejidad, 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 junio 2008; 12 pp.

Aguilera Benavente, F. (2006): Predicción del crecimiento urbano mediante sistemas de información geográfica y modelos basados en autómatas celulares. *Geofocus: Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, N.º. 6

Bishop, C.M. (1995): *Neural Networks for pattern recognition*. Oxford University Press, New York.

Brimicombe, A. (2003): *GIS, Environmental Modelling and Engineering*. Taylor and Francis.

Coquillard, P. y Hill, D.R.C. (1997): *Modélisation et simulation d'écosystèmes. Des modèles déterministes aux simulations à événements discrets*. Paris, Masson; 273 pp.

Clarklabs (2006, 2010) <http://www.clarklabs.org/>

Dang Khoi, D. y Murayma, Y. (2010): Forecasting Areas Vulnerable to Forest Conversion in the Tam Dao National Park Region, Vietnam. *Remote Sensing*, 2, 1249-1272.

Eastman, J.R. (1996): Uncertainty and Decision Risk in Multi-Criteria Evaluation. Implementation for GIS Software Design. *UN University International Institute for Software Technology Expert Group*. Workshop on Software Technology for Agenda '21. Decision Support Systems; 26 febrero-8 marzo.

Eastman, J.R. y Jiang, H. (1996): Fuzzy Measures in Multi-Criteria Evaluation. *Second International Symposium on Spatial Accuracy Assessment in natural Resources and Environmental Studies*. Colorado, 21-23 Mayo; pp. 527-534.

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). Ra-Ma (Madrid), 279 pp.

Kanevski, M. y Maignan, M. (2004): *Analysis and modelling of spatial environmental data*. EPEL Press, 288 pp.

Lai, T.L. y Wong, S. (2001): Stochastic Neural Networks With Applications to Nonlinear Time Series. *Journal of the American Statistical Association*, vol 96, n.º 455, Theory and Methods.

Legendre, L. y Legendre, P. (1984): *Écologie numérique, 2ième éd. Tome 2: La structure des données écologiques*. Masson, Paris. Presses de l'Université du Québec. viii + 335 pp.

Li, X. y Gar-On, A. (2002): Neural network based cellular automata for simulating multiple land use changes using GIS. *International Journal of Geographical Information Science*, 16:4, 323-343.

Mas, J.F., Puig, H., Palacio, J.L. y Sosa-López, A (2004): Modelling deforestation using GIS and artificial neural networks. *Environmental Modelling & Software*, Volume 19, Issue 5, pp. 461-471

Metropolis, N. y Ulam, S. (1949): The Monte Carlo method. *Journal of the American Statistical Association*, 44; pp. 335-341.

Mousseau, V., Figuera, J. y Naux, J. (2001): Using assignment examples to infer weights for Electre TRI method: some experimental results. *European Journal of Operational Research*, Vol. 130, No. 2, pp. 263-275.

Molero Melgarejo, E., Grindlay Moreno, A. y Asensio Rodríguez, J.J. (2007): Escenarios de aptitud y modelización cartográfica del crecimiento urbano mediante técnicas de evaluación multicriterio. *Geofocus: Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, ISSN 1578-5157, N° 7

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*; vol. 19, n° 6; pp. 697-722.

Paegelow, M. y Camacho Olmedo, M.T. (coord.) (2008): *Modelling environmental dynamics. Advances in geomatic simulations*. Series Environmental Science. Springer Verlag, Berlin, Heidelberg, New York.

Parlitz, U. y Merkwirth, C. (2000): Nonlinear prediction of spatio-temporal time series. *ESANN'2000 proceedings*, Bruges, 26-28, pp. 317-322.

Petry, F.E. et al. (eds.) (2005): *Fuzzy Modeling with Spatial Information for Geographic Problems*. New York, Springer Verlag.

Pontius, R.G.Jr., Shusas, E. y McEachern, M. (2004): Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 101, pp. 251-268.

Roy, B. (1990): The outranking approach and the foundations of ELECTRE methods. En: CA. Bana (Ed.), *Readings in Multiple Criteria Decision Aid*, pp. 115-184, Springer-Verlag, Heidelberg.

Saaty, T.L. (1977): A Scaling Method for Priorities in Hierarchical Structures. *J. Math. Psychology*, 15; pp. 234-281.

Wainwright, J. y Mulligan, M. (2004): *Environmental Modelling: Finding simplicity in complexity*. Wiley.

Yager, R.R. (1988): On Ordered Weighted Averaging aggregation operators in multicriteria decision making, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 8(1), pp. 183–190.