
XVI Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica 25, 26 y 27 de Junio de 2014. Alicante.

Simulación prospectiva del crecimiento urbano en la Comunidad Autónoma de Madrid a partir de modelos basados en autómatas celulares y modelos basados en EMC

Montserrat Gómez Delgado^{a*}, Francisco Aguilera Benavente^a, Pablo Barreira González^a, Joaquín Bosque Sendra^a, Víctor M. Rodríguez Espinosa^a

^aUnidad Docente de Geografía. Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente. Universidad de Alcalá

Resumen

En el presente trabajo se analizan los resultados de varias simulaciones prospectivas de crecimiento urbano, entre los años 2000 y 2020, realizadas en la Comunidad de Madrid, aplicando dos modelos diferentes: uno basado en Autómatas Celulares (AC) y otro en técnicas de Evaluación MultiCriterio (EMC). El objetivo es comparar los resultados de las simulaciones de ambos modelos para detectar si se aproximan o están fuertemente influidos por la técnica empleada. Esto también permitiría, en cierta forma, evaluar los modelos desarrollados y su utilidad, pudiendo generar una cartografía de los resultados más robustos, es decir, de localizaciones que reiteradamente aparecen en las distintas simulaciones como las más apropiadas para desarrollar una futura ocupación urbana. En este caso concreto, se ha podido comprobar la escasa coincidencia entre resultados, evidenciando la necesidad, por un lado, de utilizar metodologías de comparación de mapas más flexibles, que permitan valorar mejor las semejanzas/diferencias encontradas, y, por otro, de detectar particularidades de los modelos que estén condicionando los resultados e, inclusive, deficiencias en su desarrollo.

Palabras clave: simulación del crecimiento urbano; autómatas celulares; técnicas de Evaluación Multicriterio; Comunidad Autónoma de Madrid; Sistemas de Información Geográfica; métodos de comparación de mapas.

* E-mail: montserrat.gomez@uah.es

1. Introducción

La aplicación conjunta de modelos de simulación y escenarios de planificación a distintas escalas se ha convertido en una importante línea de investigación dentro de lo que podemos denominar *spatial scenario planning* (Aguilera Benavente *et al.*, 2010). En este contexto, los modelos de simulación deben ser entendidos como herramientas que permiten explorar diferentes posibilidades o escenarios de evolución del crecimiento urbano, por ejemplo, de acuerdo con las tendencias actuales del pensamiento prospectivo (Berdolulay, 2009; Aguilera Benavente *et al.*, 2010). La simulación prospectiva se utilizaría aquí para generar imágenes futuras posibles y/o deseables, que actuarían como soporte a la hora de planificar el territorio. El desarrollo de estos modelos van unidos al diseño de escenarios que responden normalmente a un tipo de pensamiento predictivo (evoluciones más probables), exploratorio (posibles evoluciones sujetas a la ocurrencia/ausencia de determinados eventos o decisiones) o normativo (se trata de imaginar futuros deseables) (Carsjens, 2009).

En los últimos años han surgido numerosos instrumentos de modelización. Atendiendo a los propiamente espaciales, en el caso de la simulación del crecimiento urbano son los modelos basados en AC los más ampliamente utilizados (Triantakoustantis y Mountrakis, 2012) aunque también podemos encontrar modelos basados en técnicas de regresión, redes neuronales, técnicas de EMC, modelos basados en agentes (todavía de manera incipiente), etc.

El punto de partida de este trabajo es la elaboración de varios escenarios de crecimiento urbano en la Comunidad de Madrid, utilizando dos modelos de simulación, empleados tradicionalmente en contextos de simulación diferentes: los basados en AC se han utilizado en el contexto tendencial o exploratorio y los basados en técnicas de EMC en el normativo (deseable). El objetivo es comprobar el grado de acuerdo que presentan los distintos resultados simulados. Esta evaluación se realizará a través de diferentes métodos de comparación de mapas con los que determinar el grado de similitud entre resultados y que aportarán información de su variación con un mayor detalle espacial.

Finalmente, el estudio se completará con un análisis de localización de las zonas o emplazamientos que presentan mayor vocación para ser urbanizados. Estos lugares pueden identificarse fácilmente como las zonas que más veces aparecen seleccionados en los diversos resultados.

2. Metodología: modelos y comparación de resultados

Para el desarrollo de los modelos se ha fijado el año 2000 como fecha base y el 2020 como horizonte temporal. Ambos modelos parten de una base de datos espacial común, pero, en cada caso, el tratamiento de las variables para convertirlas en factores propiamente dichos ha sido diferente.

La selección de los factores que intervendrían en los distintos escenarios surgió de una amplia revisión bibliográfica sobre modelos preexistentes; del estudio de los cambios de uso del suelo registrados entre 1990 y 2000 (Plata Rocha *et al.*, 2009); de un exhaustivo análisis con diferentes métodos de regresión sobre factores que habían estado relacionados con el crecimiento urbano de la región en ese mismo *lapsus* temporal (Plata Rocha *et al.*, 2011a) y, finalmente, del análisis de sensibilidad realizado sobre un modelo construido previamente para simular el proceso entre el año 1990 y 2000 (Plata Rocha *et al.*, 2010).

En cuanto a los escenarios de crecimiento urbano diseñados, de manera resumida, el primero es un escenario tendencial, que confirma y consolida el modelo e intensidad de crecimiento mostrado entre 1990 y

2000. En segundo lugar se propone un escenario de crisis, como imagen de un modelo en estado de agotamiento que supone el advenimiento de un período dilatado de crisis con consecuencias importantes en los procesos de crecimiento metropolitano (como se intuía que iba a suceder y finalmente aconteció). Por último, un escenario de innovación y sostenibilidad, que supondría un giro en las pautas de desarrollo registradas hasta el momento, intentando buscar un equilibrio entre distintos aspectos sociales, económicos y ambientales y con una diversificación en los sistemas productivos derivada de la innovación como motor económico (Aguilera Benavente *et al.*, 2009).

La demanda de los dos tipos genéricos de suelo urbano simulados (productivo y residencial) fue calculada mediante un modelo de dinámica de sistemas para cada uno de los escenarios a partir de diferentes factores, como la población, inmigración, renta, número de viviendas, número de hogares, superficie de suelo residencial y productivo, etc. (Aguilera Benavente *et al.*, 2009).

2.1 Modelo basado en técnicas EMC

De manera muy resumida, en el modelo basado en técnicas EMC se combinaron métodos compensatorios (Sumatoria Lineal Ponderada) y no compensatorios (método Conjuntivo) para poder simular de manera adecuada los escenarios de tipo tendencial y exploratorio. En la figura 1 aparecen los factores utilizados en cada escenario y el tratamiento recibido (Plata Rocha *et al.*, 2011b).

Factor	Tipo	Uso de suelo			
		Residencial	Comercial	Industrial	
TENDENCIA	USO DEL SUELO	C	W = 1,00	W = 0,90	W = 0,80
	PROTECCIÓN SUELOS DE MAYOR PRODUCTIVIDAD	C	W = 0,20
	DISTANCIA PONDERADA A POBLACIÓN	C	...	W = 0,10	...
	ACCESIBILIDAD A CARRETERAS	R	< 4.000 m	< 3.000 m	< 3.000 m
	ACCESIBILIDAD A ZONAS URBANAS	R	< 3.000 m	< 5.000 m	< 3.000 m
	NODOS DE CONEXIÓN	R	...	< 3.000 m	...
CRISIS	USO DEL SUELO	C	W = 0,80	W = 0,80	W = 0,70
	PROTECCIÓN SUELOS DE MAYOR PRODUCTIVIDAD	C	W = 0,20
	DISTANCIA PONDERADA A POBLACIÓN	C	...	W = 0,20	...
	ACCESIBILIDAD A HOSPITALES	C	Decremento monótono 0 a 10.000 m (W = 0,10)	...	Incremento monótono > 3.000 m (W = 0,10)
	PENDIENTE	C	W = 0,10
	ACCESIBILIDAD A CARRETERAS	R	< 4.000 m	< 3.000 m	< 3.000 m
	ACCESIBILIDAD A ZONAS URBANAS	R	< 3.000 m	< 3.000 m	...
	ACCESIBILIDAD A ZONAS INDUSTRIALES	R	< 3.000 m
	ACCESIBILIDAD A ZONAS COMERCIALES	R	...	>2.000 y <10.000 m	...
	NODOS DE CONEXIÓN	R	...	< 3.000 m	...
INNOVACION Y SOSTENIBILIDAD	USOS DEL SUELO	C	W = 0,18	W = 0,15	W = 0,29
	PROTECCIÓN SUELOS DE MAYOR PRODUCTIVIDAD	C	W = 0,09	W = 0,07	W = 0,12
	DISTANCIA PONDERADA A POBLACIÓN VULNERABLE	C	W = 0,10
	DISTANCIA PONDERADA A POBLACIÓN CON PODER ADQUISITIVO	C	...	W = 0,09	...
	ACCESIBILIDAD A CARRETERAS	C	W = 0,16	W = 0,21	W = 0,16
	ACCESIBILIDAD A ZONAS URBANAS	C	W = 0,21	W = 0,17	W = 0,12
	ACCESIBILIDAD A ZONAS INDUSTRIALES	C	W = 0,09
	ACCESIBILIDAD A ZONAS COMERCIALES	C	...	W = 0,15	...
	ACCESIBILIDAD A HOSPITALES	C	W = 0,13	W = 0,06	...
	PENDIENTE	C	W = 0,03	W = 0,02	W = 0,02
	VULNERABILIDAD MANTOS ACUÍFEROS	C	W = 0,04	W = 0,02	W = 0,06
	GEOTECNIA	C	W = 0,08	W = 0,06	W = 0,04

W = PESO
 C = Factor continuo
 R = Factor restrictivo

Fig 1. Factores para la simulación basada en técnicas EMC. Fuente: Plata Rocha *et al.* (2011b).

Obtenidos los mapas de adecuación para cada uso, se aplicó el método de asignación multiobjetivo MOLA implementado en el SIG IDRISI (Eastman *et al.*, 1993) para cada escenario. Este método asegura la asignación espacial de cada uso al punto del territorio que presente mejor adecuación para el mismo en una situación de competitividad.

2.2 Modelo basado en AC

De manera sintética, el modelo basado en AC se ha desarrollado a partir del elaborado por Aguilera *et al.* (2010) para la Aglomeración Urbana de Granada. Implementado en IDRISI, opera en formato ráster para simular el crecimiento de los usos residenciales (alta y baja densidad), y productivos (industrial y comercial). Para ello se emplean cuatro factores: vecindad, accesibilidad, aptitud y aleatoriedad.

La vecindad, factor propio de los AC, determina la influencia que tiene sobre el uso del suelo de un píxel el uso de los píxeles vecinos. La accesibilidad refleja la facilidad de acceso a la red viaria y a ciertos elementos del territorio (comercios y centro de negocios, entre otros). La aptitud representa la capacidad que tiene cada parte del territorio para albergar un uso urbano, considerándose varias variables como pendiente, altitud, incremento poblacional, distancia a hidrografía, entre otros. Por último, el factor estocástico o de aleatoriedad pretende dotar al modelo de la cierta incertidumbre con la que se producen los fenómenos de crecimiento urbano.

En función de estos cuatro factores, el modelo estima de forma iterativa (una iteración representa un año) para cada píxel un potencial de transición hacia los tres usos posibles, cuyos valores están comprendidos de 0 a 1, expresando la unidad la mayor potencialidad de cambio (Fig. 2). Una vez calculados los potenciales, el modelo selecciona los píxeles que presentan mayor potencial para transformarse en cada uso que se convierten en nuevas zonas urbanas, dando lugar a la siguiente iteración. El potencial de transición puede expresarse mediante la siguiente ecuación:

$$P_j = S_j x A_j x V_j x [\sum n_j] \quad (1)$$

Donde P_j representa el potencial de cambio de cada píxel a un uso concreto “j”, S la aptitud, A la accesibilidad, V la aleatoriedad, y el sumatorio de n es la suma de las imágenes de partida una vez aplicado el parámetro de vecindad.

La implementación de los tres escenarios en este modelo se ha realizado a través de la modificación del parámetro de vecindad, que ha sido modificado para simular diferentes patrones de ocupación urbana en cada uno de ellos, desde patrones más agregados a lineales o más dispersos.

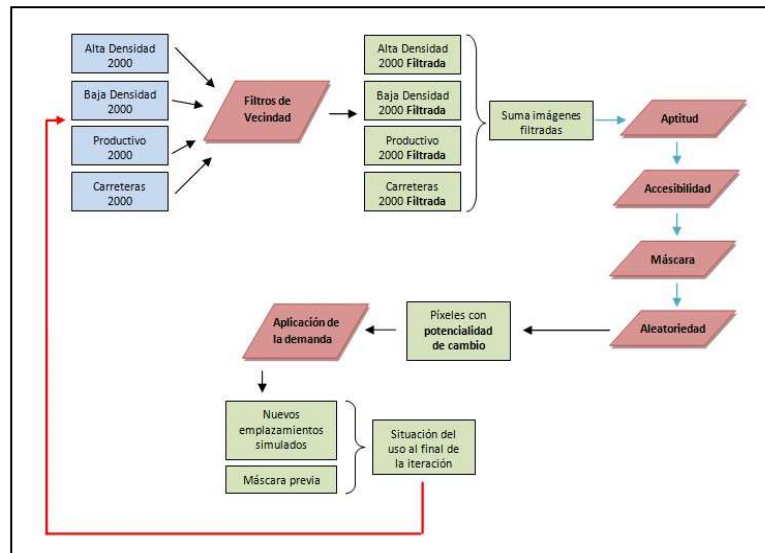


Fig 2. Cálculo de la potencialidad de cambio de píxeles a un uso concreto y de nuevos emplazamientos derivados de la potencialidad para una iteración.

2.3 Métodos de comparación de resultados y cartografía final de píxeles más veces seleccionados

Para comprobar el grado de acuerdo que presentan los distintos resultados simulados se utilizaron tres métodos diferentes de comparación de mapas. En primer lugar, un método más “rígido” y tradicional como el índice Kappa, cuya principal deficiencia es que se trata de una comparación píxel a píxel, impidiendo la captura de las diferencias o similitudes cualitativas entre dos mapas (Power *et al.*, 2001). Esta evaluación se complementará con dos métodos más flexibles como son los *buffers* de distancia (Pascual Rosa *et al.*, 2010), que permitirá determinar la coincidencia aproximada de los resultados generados, y las métricas espaciales, que determinarán la similitud de los patrones espaciales generados atendiendo a las formas, distribución y fragmentación de los crecimientos urbanos simulados (Mas *et al.*, 2012).

Para el análisis basado en *buffers* se utilizaron dos corredores, de 1.000 y 2.000 m. En el caso de las métricas espaciales se calcularon: número de teselas (NP), que reporta información sobre la fragmentación de los usos simulados; índice de forma medio (SHAPE_MN), que indica qué forma tienen las teselas generadas por cada uso, y, por último, distancia media entre teselas (ENN_MN), que indica cómo de dispersas se encuentran en el espacio las teselas generadas por los modelos.

Finalmente, se realizó una superposición de los resultados de ambos modelos, identificándose las zonas o emplazamientos más veces seleccionados y que resultarían los de mayor robustez o con más vocación para ser urbanizados.

3. Resultados y discusión

En la figura 3 podemos observar cómo las coincidencias son realmente escasas entre los resultados de un modelo y otro. El porcentaje de coincidencias píxel a píxel no supera el 15%, descendiendo a casi el 8% en el caso del uso productivo y el escenario de innovación y sostenibilidad. Aumentando el área posible de coincidencia a un margen de 1.000 y 2.000 m, los resultados mejoran notablemente en algunos casos,

llegando hasta el 60% dentro del *buffer* de 1.000 m y hasta el 86% en el de 2.000 m. Aún así, se registran valores demasiado bajos para estar aumentando el área de coincidencia hasta en 2 km.

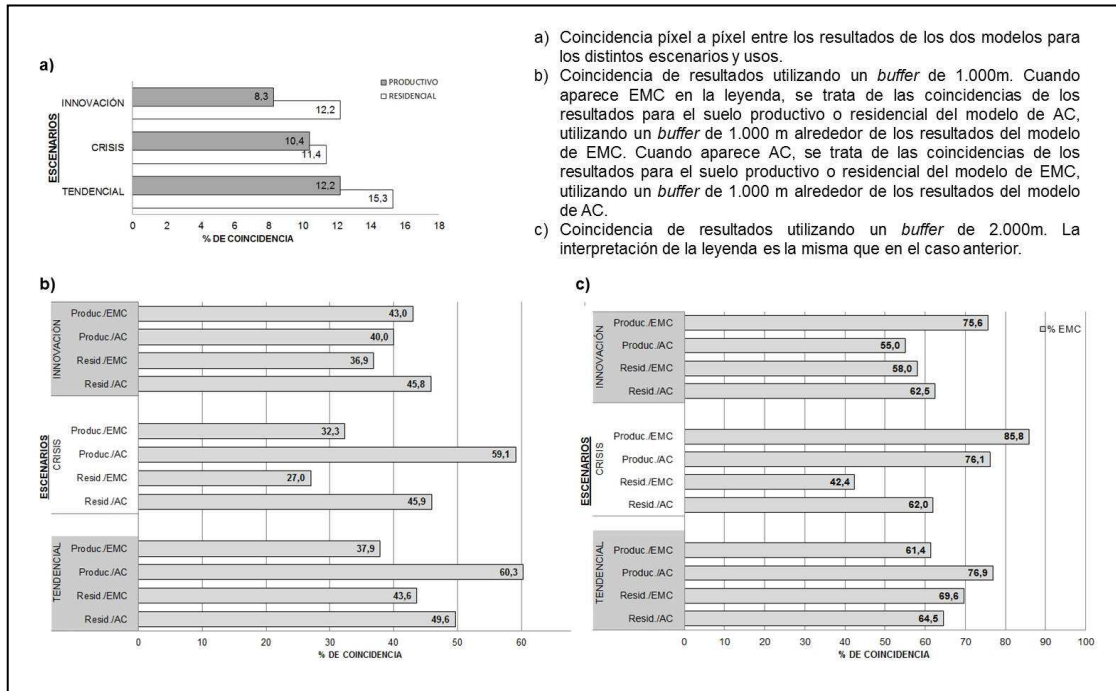


Fig 3. Coincidence pixel a pixel en las simulaciones de AC y EMC.

En cuanto a las métricas espaciales y para el uso residencial, las mayores diferencias entre ambos modelos se registran en el escenario tendencial, que es en el que se genera un mayor crecimiento de los usos urbanos, y, por tanto, el que presenta menor superficie urbana preexistente en términos relativos. En los otros escenarios el uso residencial presenta valores relativamente similares para los dos modelos, en parte debido a que el porcentaje de crecimiento de los usos con respecto a la superficie preexistente de los mismos es sustancialmente menor en comparación con el tendencial (figura 4). Cuanto mayor sea el porcentaje de crecimiento más se podrán ver modificados los resultados de las métricas.

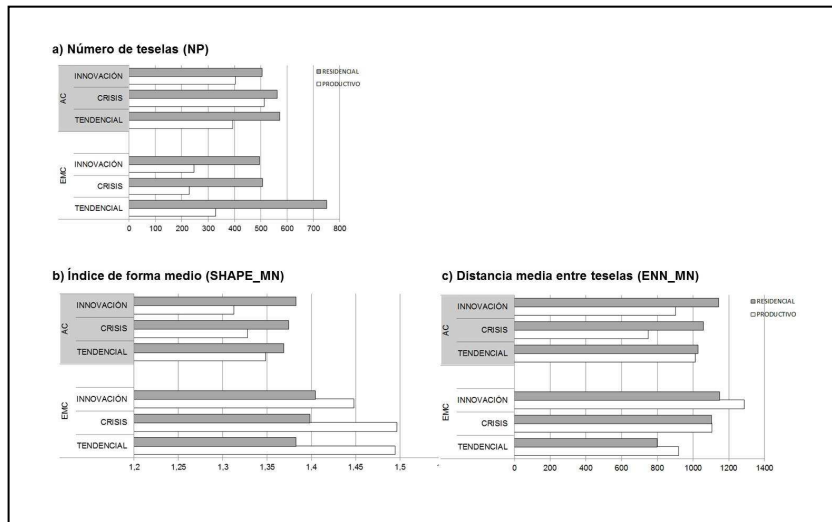


Fig 4. Comparación de simulaciones generadas por AC y EMC a través de métricas espaciales.

Los patrones del uso productivo son más diversos, encontrando valores parecidos en el escenario tendencial. En este caso, la cantidad de teselas generadas es similar y su dispersión espacial no es excesivamente distinta (ENN_MN), pero existe una clara diferencia dada por la forma de las teselas (SHAPE_MN).

Todas estas diferencias pueden estar muy estrechamente relacionadas con algunos aspectos técnicos y metodológicos. A futuro, la investigación debería dirigirse a analizar e investigar más pormenorizadamente la influencia de estos posibles condicionantes que aquí esbozamos.

En primer lugar, puede que los resultados en el modelo EMC estén muy influenciados por el método de parcelación aplicado. Para conseguir que la demanda en el proceso de MOLA formase parcelas con la superficie mínima necesaria para llevar a cabo un proceso de urbanización, hubo que obtener mapas de parcelas de adecuación media siguiendo el procedimiento de parcelación por intervalos (Franco Maass y Bosque Sendra, 1999); con este procedimiento se selecciona un nivel mínimo de adecuación y un tamaño mínimo y máximo para las parcelas. Obtenido un resultado razonable, se asignó a cada parcela la adecuación media y estos mapas fueron los *inputs* para la asignación multiobjetivo. Esto puede implicar que las parcelas finalmente escogidas estén formadas por píxeles con adecuaciones medias o bajas. Este no es el caso del modelo de AC, donde no existe como tal el concepto parcela y se trabaja a nivel de píxel, de forma que cada uno de estos píxeles es independiente del resto, calculando sobre el mismo la probabilidad de cambio a un nuevo uso (tal y como se explicó en el epígrafe 2.2) y, evidentemente, primando el desarrollo basado en la vecindad.

Por otro lado, la combinación de todos y cada uno de los factores en un solo mapa de adecuación en el modelo de EMC, frente a la combinación de los mismos en dos mapas diferentes de accesibilidad y aptitud en el modelo de AC, puede también estar determinando los resultados. Además, el mapa de probabilidad calculado como aptitud para el modelo de AC y el de accesibilidad no tienen en cuenta exactamente todos los factores que se utilizaron en el proceso de EMC.

En un primer análisis se ha comprobado que en el modelo de EMC la proximidad ponderada a los núcleos urbanos ya existentes de tamaño intermedio resulta determinante, estando los resultados del modelo de AC claramente más condicionados por su proximidad respecto al centro de negocios (Madrid). Otro elemento a tener en cuenta es la inclusión de la vecindad como factor propio de los AC, que fomenta la generación de espacios urbanos en las inmediaciones de los ya existentes (Barreira *et al.*, 2012). Además, el factor aleatorio incluido en AC podría añadir leves diferencias añadidas a los resultados generados.

En definitiva, se trata de dos modelos que implican procedimientos diferentes, con requerimientos técnicos distintos para ejecutar las simulaciones. Su implementación supone necesariamente la adopción de decisiones y criterios también diferentes, sobre todo en lo referente a algunas de las características de la información de partida que, en muchos casos, necesita un tratamiento previo para poder adaptarse a esos requerimientos. Este aspecto también puede estar condicionando, en cierta medida, las diferencias detectadas entre los resultados de ambos modelos.

Finalmente, las figuras 5.a. y 5.b. recogen, según uso simulado, las coincidencias espaciales de los resultados obtenidos (para todos los escenarios) en ambos modelos. A pesar de lo expuesto anteriormente, un mapa que muestre los píxeles más veces seleccionados en las distintas simulaciones permitirá determinar las zonas más robustas y, por tanto, poner el foco de atención sobre ellas a la hora de realizar cualquier proyecto de planificación territorial.

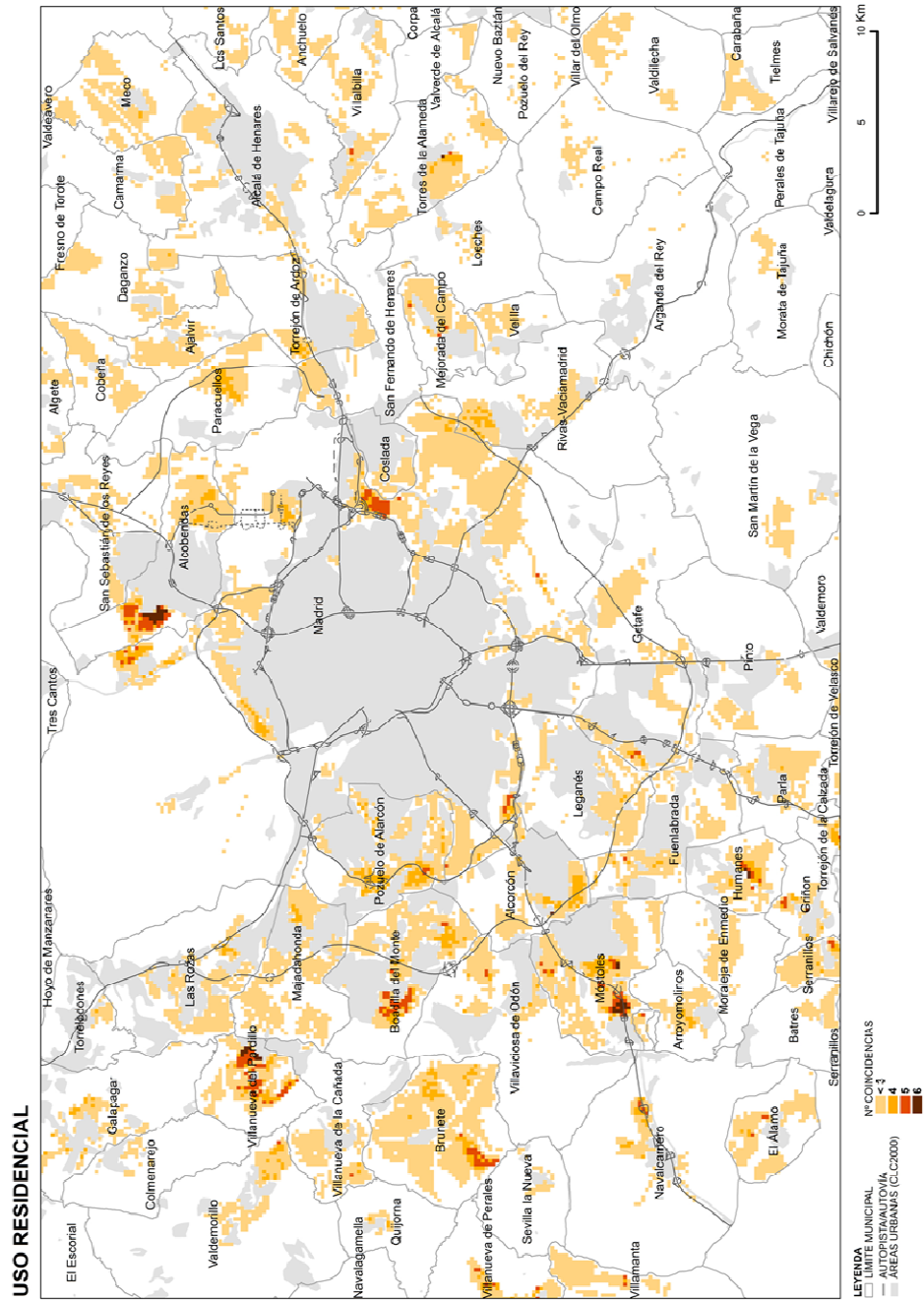


Fig 5.a. Cartografía de píxeles más veces seleccionados en simulaciones de crecimiento de suelo residencial (basadas en EMC y AC) para todos los escenarios propuestos.

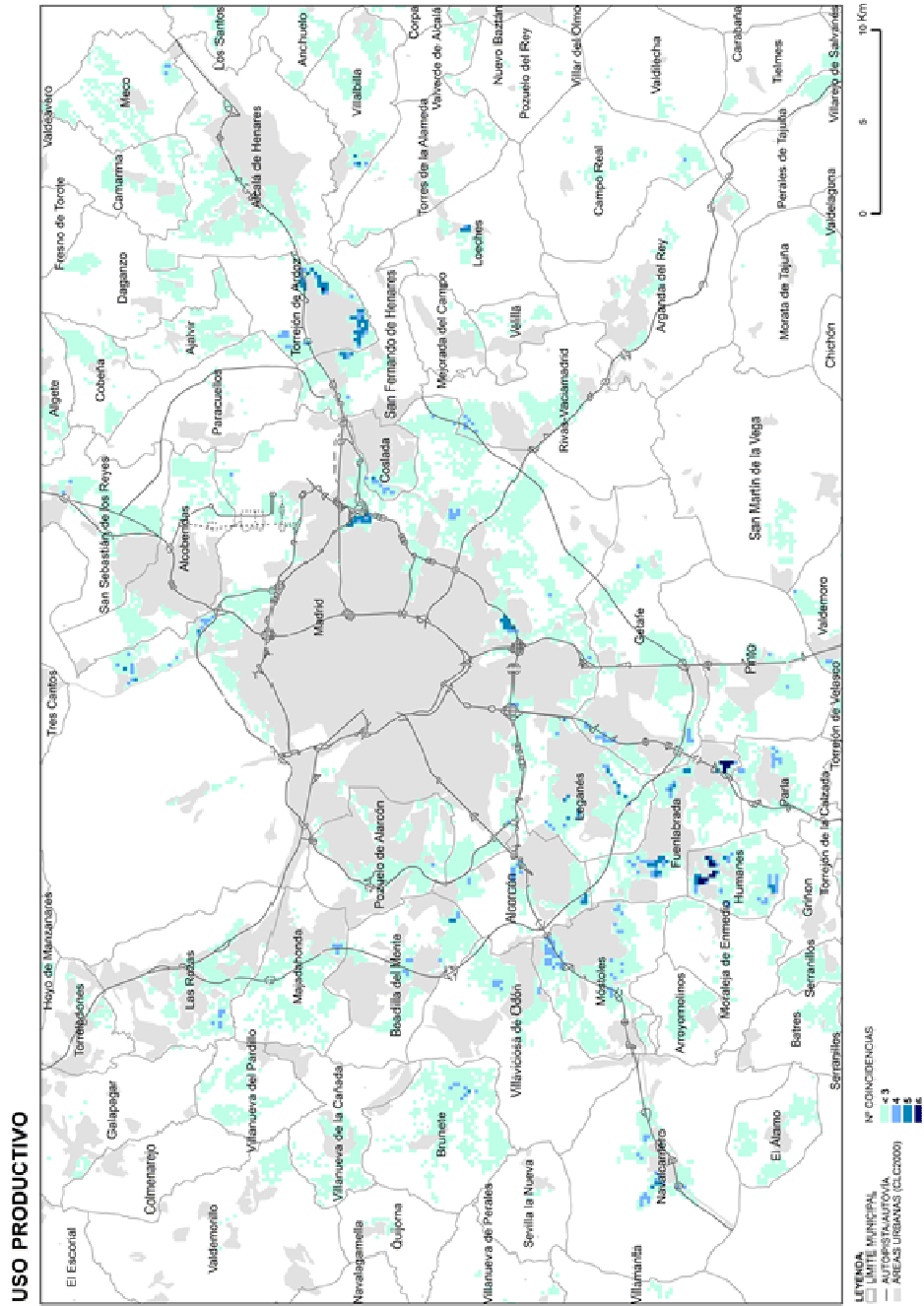


Fig 5.b. Cartografía de píxeles más veces seleccionados en simulaciones de crecimiento de suelo productivo (basadas en EMC y AC) para todos los escenarios propuestos.

Agradecimientos

Proyecto SIMURBAN2: Instrumentos de Geosimulación y planificación ambiental en la ordenación territorial de ámbitos metropolitanos. Aplicación a escalas intermedias (Ref.: CSO2012-38158-C02-01).

Referencias

- Aguilera Benavente, F.; Gómez Delgado, M. y Cantergiani, C.C. (2010): Instrumentos de simulación prospectiva de crecimiento urbano. *Ciudad y Territorio. Estudios Territoriales*, 165-166, 481-495.
- Berdoulay, V. (2009): The history of geography and the challenge of strategic foresight, *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 51, 9-23.
- Carsjens, G.J. (2009): *Supporting Strategic Spatial Planning. Planning Support Systems for the spatial planning of metropolitan landscapes*. Tesis Doctoral: Universidad de Wageningen.
- Triantakoustantis, D. y Mountrakis, G. (2012): Urban Growth Prediction: A Review of Computational Models and Human Perceptions. *Journal of Geographic Information System* 4(6), 555-587.
- Plata Rocha, W.; Gómez Delgado, M. y Bosque Sendra, J. (2009). Cambios de usos del suelo y expansión urbana en la comunidad de Madrid (1990-2000). *Scripta-Nova*, vol. XIII, num. 293. Retrieved June, 2009 from <http://www.ub.es/geocrit/sn/sn-293.htm>.
- Plata Rocha, W.; Bosque Sendra, J. y Gómez Delgado, M. (2011a): Análisis de factores explicativos del crecimiento urbano en la Comunidad de Madrid a través de métodos estadísticos y SIG. *Geografía y Sistemas de Información Geográfica (GEOSIG)*, Vol.3, 201-230.
- Plata Rocha, W.; Gómez Delgado, M. y Bosque Sendra, J. (2010): Desarrollo de modelos de crecimiento urbano óptimo para la Comunidad de Madrid aplicando métodos de Evaluación Multicriterio y Sistemas de Información Geográfica. *GeoFocus. Revista internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica (Artículos)*, 10, 103-134.
- Aguilera Benavente, F.; Plata Rocha, W.; Bosque Sendra, J. y Gómez Delgado, M. (2009). Hacia la simulación de escenarios futuros de demanda de ocupación de suelo en ámbitos metropolitanos. *II Congreso Internacional de Medida y Modelización de la Sostenibilidad*, Terrassa, España.
- Plata Rocha, W.; Gómez Delgado, M. y Bosque Sendra, J. (2011b): Simulating urban growth scenarios using GIS and Multicriteria Evaluation techniques. Case study: Madrid Region, Spain. *Environment and Planning B. Planning and design*, 38 (6), 1012-1031.
- Eastman, J.R.; Toledano, J.; Jin, W. y Kyem, P.A.K (1993): Participatory multi-objective decision-making in GIS. *Proceedings of the 11th International Symposium on Computer-Assisted Cartography*.
- Power, C.; Simms, A. y White, R. (2001): Hierarchical fuzzy pattern matching for the regional comparison of land use maps. *International Journal of Geographical Information Science*, 15(1), 77-100.
- Pascual Rosa, V.; Aguilera Benavente, F.; Plata Rocha, W.; Gómez Delgado, M. y Bosque Sendra, J., (2010): Simulación de modelos de crecimiento urbano: métodos de comparación con los mapas reales. En Ojeda, J., Pita, M.F. y Vallejo, I. (eds.), *Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos*. (pp. 1000-1013). Sevilla, España: Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla,.
- Mas, J.F.; Perez-Vega, A. y Clarke, K.C. (2012): Assessing simulated land use/cover maps using similarity and fragmentation indices. *Ecological Complexity* 11, 38-45.
- Franco Maass, S. y Bosque Sendra, J. (1997): Procedimiento para la obtención de parcelas de adecuación en imágenes raster. *I Reunión de usuarios españoles de Idrisi*, Alcalá de Henares, España.
- Barreira González, P.; Aguilera Benavente, F.; Gómez Delgado, M. (2012): Propuesta de un análisis de sensibilidad para validar modelos prospectivos de simulación de crecimiento urbano basados en autómatas celulares. *GeoFocus. Revista internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica (Artículos)*, 12, 303-328.