

Modelos de simulación de expansión urbana a partir de imágenes de satélite: Adecuación al análisis temporal de la fragmentación de los usos del suelo

Sapena, M. ⁽¹⁾, Ruiz, L. A. ⁽¹⁾, Joó, K. ⁽²⁾

⁽¹⁾ Grupo de Cartografía GeoAmbiental y Teledetección, Universitat Politècnica de València, Camí de Vera s/n, 46022, Valencia, España. marsamol@upv.es; laruiz@cgf.upv.es

⁽²⁾ Technische Universität München, Arcisstraße 21, 80333, München, Germany. katalin.joo@tum.de

Resumen: El proceso de evolución urbana afecta tanto al medioambiente como a la calidad de vida de la población y la dinámica de las áreas urbanas justifica su estudio para mejorar la gestión. Los modelos de crecimiento urbano permiten la simulación de escenarios a partir de la clasificación de imágenes multispectrales. En este trabajo se valora un conjunto de modelos de simulación de la dinámica de usos del suelo a partir de imágenes, con objeto de evaluar el uso potencial de los índices de fragmentación de los usos del suelo en la caracterización de los procesos de expansión urbana. Se ha realizado un análisis comparativo de los modelos, algoritmos y factores utilizados en el análisis de la evolución urbana y simulación de escenarios, basados en criterios de aplicabilidad y flexibilidad. Los modelos más utilizados son los basados en autómatas celulares. Sin embargo, la regresión logística, *support vector machines* o *random forest*, entre otros, también se utilizan de manera independiente o combinada. La modificación de los factores y sus coeficientes en los modelos permite la creación de distintos escenarios alternativos. Los modelos que más se adecuan al estudio de las métricas de fragmentación en la caracterización de los patrones de expansión urbana son SLEUTH y FUTURES.

Palabras clave: teledetección, modelos simulación, expansión urbana, fragmentación urbana, IndiFrag.

Urban growth simulation models by means of satellite imagery: suitability for temporal land use/land cover fragmentation analysis

Abstract: *Urban development not only affects the environment, but also the quality of life of population. Studying urban areas is essential for improving their management. Urban growth models allow for the simulation of scenarios by means of multispectral imagery. In this work, we study several land use change models, in order to assess the potential use of land use fragmentation metrics in urban sprawl characterization processes. Based on applicability and flexibility criteria, we conducted a comparative analysis of the models, algorithms, and factors used in the urban growth simulation models. Those based on cellular automata are the most widely used. However, logistic regression, support vector machines or random forest are also used, combined or not. Modifying factors or model coefficients allows for the creation of different alternative scenarios. The most adapted models for the study of fragmentation metrics in urban growth pattern characterization are SLEUTH and FUTURES.*

Keywords: *remote sensing, simulation models, urban growth, urban fragmentation, IndiFrag.*

1. INTRODUCCIÓN

El crecimiento urbano implica cambios en los usos del suelo consumiendo recursos naturales. Su análisis ayuda a monitorizar y evaluar la sostenibilidad del desarrollo urbano (EEA, 2013). Los índices de fragmentación de los usos del suelo describen la morfología, distribución, diversidad y procesos de crecimiento de las zonas urbanas, siendo una herramienta potente para su monitorización (Herold *et al.*, 2005).

Los modelos de simulación del crecimiento urbano han incrementado su uso en los últimos años, aunque con varias aplicaciones, generalmente están orientados a la gestión de un desarrollo sostenible de las áreas urbanas. La teledetección es la fuente de datos principal, ya que permite la adquisición de datos de alta resolución en múltiples escalas espaciales y temporales, y la creación de mapas de usos del suelo. Varios estudios han utilizado las métricas espaciales para calibrar y validar los modelos de simulación y, además, para evaluar los escenarios alternativos (Herold *et al.*, 2005).

Los objetivos de este trabajo son: revisar los modelos de simulación del crecimiento urbano más utilizados y analizar su adecuación en la evaluación de métricas de fragmentación. Además, se realiza una simulación como ejemplo preliminar para la validación de las métricas de fragmentación temporal.

2. REVISIÓN DE LOS MODELOS

Generalmente, los modelos de simulación de expansión urbana se nutren de datos de usos y coberturas del suelo para dos o más fechas y de una serie de factores que pueden influir en la evolución. Hay distintos tipos de modelos: los que tienen en cuenta las decisiones políticas y de la población están basados en agentes; si evalúan el vecindario para determinar el cambio son autómatas celulares; cuando se basan en la extrapolación de lo sucedido anteriormente son estadísticos; por último, hay modelos que emplean otros algoritmos o los combinan. A su vez, pueden ser deterministas con un resultado fijo o estocásticos con múltiples resultados posibles

(Rosa *et al.*, 2014). La Tabla 1 muestra una revisión de los modelos más utilizados y novedosos, donde se hace especial hincapié en el tipo de datos de partida y el método aplicado. A continuación, se describen los factores y métodos empleados en los modelos presentados en la Tabla 1.

2.1. Datos y factores

A partir de clasificaciones multispectrales se obtienen los usos del suelo para varias fechas (Soares-Filho *et al.*, 2002) o máscaras binarias de suelo urbano que constituyen los datos de partida de estos modelos (Tian *et al.*, 2016). Los factores que influyen en la predicción del cambio pueden ser geográficos, económicos, sociales o biológicos, y a su vez estáticos o dinámicos, si se actualizan en cada iteración (Rosa *et al.*, 2014). Su fuente principal son las bases de datos nacionales y la preparación de los datos se realiza mediante SIG. La

mayoría de factores mostrados en la Tabla 1 son comunes para todos los modelos, como las distancias euclídeas a elementos del paisaje. Sin embargo, algunos incluyen información socioeconómica, límites administrativos o variables dinámicas.

2.2. Métodos

Los modelos de simulación parten de información conocida sobre el cambio en un periodo de tiempo y una serie de factores que los desencadenan, utilizados para calcular el potencial de transición de un uso a otro en cada píxel. Mediante un proceso de asignación limitado por una demanda se seleccionan los píxeles donde se prevé un cambio.

En la Tabla 1, se han diferenciado los métodos según dos criterios: el cálculo del potencial de transición entre clases y la asignación de píxeles que van a cambiar su

Tabla 1. Descripción de los modelos de simulación. Donde *F* es el número mínimo de fechas necesarias.

Modelo	Datos y factores	Potencial de transición	Asignación
SLEUTH (Clarke <i>et al.</i> , 1997)	Máscara binaria (4F); usos del suelo (2F); carreteras (2F); pendientes; sombras; zona excluida.	*Autómatas Celulares. Reglas de transición: idoneidad (pendientes y zona excluida); accesibilidad; vecindario <i>Moore</i> ; perturbación estocástica; y coeficientes con el tipo de crecimiento (<i>diffusion:breed:spread:road:slope</i>)	Iteraciones Monte Carlo (frecuencia con la que el píxel cambia). Umbral para seleccionar los que cambian.
DINAMICA (Soares-Filho <i>et al.</i> , 2002)	Usos del suelo (2F); factores estáticos (pendiente, distancias, tipo de suelo, etc.); factores dinámicos (distancia a deforestación).	*Autómatas Celulares. Reglas de transición: pesos de evidencia / regresión logística; vecindario <i>Moore</i> . Tamaño del parche.	Demanda (ratios de transición). Monte Carlo / <i>Ranking</i> arriba-abajo. Localización del píxel semilla y posterior parche.
CLUE-S (Verburg <i>et al.</i> , 2002)	Usos del suelo (2F); población; terreno; distancias; pendientes; zona excluida.	*Autómatas celulares constreñidos. Reglas de transición: regresión logística (paso a paso); zona excluida; matriz de posibles conversiones.	Demanda. <i>Ranking</i> dinámico entre usos, se asigna el uso con mayor probabilidad en ese píxel
FORE-SCE (Sohl <i>et al.</i> , 2007)	Usos del suelo (1F); MDT; pendientes; índices del suelo; temperaturas medias; distancias; densidad de población.	*Estadístico. Regresión logística (paso a paso) Tamaño de los parches	Demanda. Monte Carlo por clases evitando repeticiones. Localización del píxel semilla y posterior parche.
MOLAND (Engelen <i>et al.</i> , 2007)	Usos del suelo (1F); variables socioeconómicas, distancias a carreteras; pendientes; zona excluida	*Autómatas celulares constreñidos. Reglas de transición: idoneidad; accesibilidad; vecindario <i>von Neumann</i> ; zona excluida; perturbación estocástica	Demanda externa <i>Ranking</i> arriba-abajo
StocModLCC (Rosa <i>et al.</i> , 2013)	Máscara binaria (2F); suelo; zonas protegidas; distancias; variables socioeconómicas, variables dinámicas.	*Estadístico. Regresión logística (paso a paso)	Monte Carlo (frecuencia con la que el píxel cambia)
FUTURES (Meentemeyer <i>et al.</i> , 2013)	Máscara binaria (1F); distancias; zona excluida; proyección de población; pendientes; regiones; variables dinámicas	*Autómata Celular. Reglas de transición: regresión logística; presión urbana (<i>kernel</i> , ocurrencia o gravedad) Tamaño y forma de los parches	Demanda. Monte Carlo, localización del píxel (<i>ranking</i> del vecindario de la semilla para situar el parche)
Lulcc (Moulds <i>et al.</i> , 2015)	Usos del suelo (1F); variables estáticas (pendientes); variables dinámicas (distancias); zona excluida	*Estadístico. Regresión logística / <i>random forest</i> / árboles de clasificación y regresión Reglas de transición (opcional); varios vecindarios; zonas excluidas; posibles conversiones	Demanda. <i>Ranking</i> dinámico (de CLUE-S) / <i>ranking</i> de arriba-abajo, clases ponderadas y parámetro estocástico
MachCA (Feng <i>et al.</i> , 2016)	Máscara binaria (2F); distancias; zona excluida	*Autómatas celulares Reglas de transición (actualizadas cada iteración): vecindario <i>Moore</i> ; perturbación estocástica; constreñimientos. MMCC y <i>support vector machines</i>	Sin demanda ni umbrales. Imagen clasificada con los cambios.
CA-MAS (Tian <i>et al.</i> , 2016)	Máscara binaria (2F); distancias; pendientes; elevaciones; carreteras; zona excluida	*Autómatas celulares Reglas de transición: regresión logística; vecindario; zona excluida perturbación estocástica. Sistema multi-agentes.	Demanda Monte Carlo hasta alcanzar demanda

estado. Siete de los modelos estudiados están basados en autómatas celulares y tres son estadísticos.

Los métodos basados en autómatas celulares se basan en un espacio dividido en celdas, cada una con un uso que puede cambiar atendiendo a unas reglas de transición que determinan su estado en función de sus vecinos. La frecuencia temporal es discreta y todas las celdas se actualizan a la vez (White, 1998). El vecindario afecta de manera positiva o negativa en función de los usos presentes y su distancia al píxel central. Las reglas de transición son el motor de los autómatas celulares, pueden ser funciones, operadores, mapas o expresiones que definan la alteración de un píxel frente a un factor (Torrens, 2009). Algunas reglas de transición son: las cinco definidas por White (1998), aplicadas en MOLAND (Tabla 1); la regresión logística que calcula la relación empírica entre el cambio y los factores mostrando la probabilidad de que un píxel cambie su uso; los pesos de evidenciarse basan en probabilidades condicionales, seleccionan los factores más relacionados con el cambio observado y cuantifican su influencia; y otras reglas basadas en métodos de aprendizaje automático (para profundizar en los métodos ver referencias de la Tabla 1). En cuanto a la designación de los píxeles que van a cambiar de uso en cada iteración existen principalmente dos métodos: (i) el método no determinista de Monte Carlo, que compara la probabilidad de transición con un número aleatorio (entre 0 y 1) y si la probabilidad es mayor que el número el píxel cambia de estado (Meentemeyer et al., 2013); y (ii) el *Ranking* de arriba-abajo, donde los píxeles se ordenan de mayor a menor potencial de cambio y se cambian de estado por orden, píxel a píxel (Engelen et al., 2007). Independientemente del método escogido el proceso se itera hasta cumplir con la demanda. La demanda es la superficie que se espera en el año de la simulación y se puede estimar de múltiples formas

3. ANÁLISIS DE LA ADAPTACIÓN DE LOS MODELOS

Para evaluar la adecuación de los modelos al estudio de la fragmentación se consideran las siguientes características: (1) datos de entrada; (2) facilidad de implementación; (3) posibilidad de modelizar varios usos del suelo; (4) control de la dispersión; (5) si está orientado a objeto; y (6) adaptación del resultado a la realidad.

La mayoría de los modelos estudiados utilizan datos de dos fechas de los usos del suelo, mapas de pendientes, alturas, distancias a carreteras, zonas comerciales, etc., y zonas protegidas. El modelo SLEUTH necesita cuatro fechas de coberturas urbanas para calibrar el modelo, e igual que MOLAND, no permite la inclusión de factores adicionales en las reglas de transición. Sin embargo, los modelos combinados o estadísticos permiten la inclusión de factores adicionales mientras sean linealmente independientes. En cuanto a la implementación, la mayoría están integrados en aplicaciones permitiendo su uso. La modelización de varios usos de suelo está disponible en SLEUTH, aunque su adaptación a la realidad no está depurada, DINAMICA, CLUE-S, MOLAND, FORE-SCE y Lulcc, también permiten la inclusión de varios

usos, donde los mapas de probabilidad se calculan para cada uno y los algoritmos de asignación se combinan para aplicar el cambio del uso con mayor probabilidad de cada píxel en función de las demandas. El resto de modelos superponen el resultado de la máscara urbana en los demás usos del suelo. Por otro lado, hasta cierto punto, la simulación de diferentes patrones de crecimiento se puede lograr variando los factores, demandas y añadiendo restricciones. Sin embargo, los modelos SLEUTH y FUTURES permiten modificar coeficientes que simulan un crecimiento más compacto o fragmentado. Además, DINAMICA, FORE-SCE y FUTURES están orientados a objeto, realizan una calibración de tamaño y forma de los objetos con los datos de entrada y, a partir de unos píxeles semilla, asignan un objeto allí donde se prevé un cambio, esto hace que sus resultados sean más fieles a la realidad y evita el efecto “sal y pimienta” en la simulación final.

4. CASO PRÁCTICO

Se han simulado tres escenarios en Torrent (València, España) mediante el modelo SLEUTH. Para la calibración se ha utilizado la cartografía de Catastro, creando cuatro máscaras urbanas multitemporales a partir de la fecha de construcción. Los usos del suelo y las carreteras se han obtenido de la base de datos *Urban Atlas (European Environment Agency)* para 2006 y 2012. Las pendientes se han calculado con el MDT del IGN, todo ello a una resolución de 30 metros. El ratio de cambio de la clase urbana entre las dos fechas se utiliza para obtener la superficie estimada en un periodo de 50 años con un crecimiento constante. El modelo SLEUTH no permite la inclusión de la demanda, por ello se han realizado las iteraciones necesarias para alcanzar la misma superficie estimada en cada modelo, variando los coeficientes para generar tres escenarios: compacto, disperso e intermedio (Figura 1). Posteriormente, se han calculado las métricas de fragmentación, sus diferencias respecto a 2012 y las multitemporales (Tabla 2) con la herramienta *IndiFrag* (Sapena y Ruiz, 2015). Se observa que las métricas temporales evidencian diferencias claras en los tres escenarios. La densidad muestra la cantidad de objetos nuevos aislados, el índice de separación la

Tabla 2. Métricas de fragmentación temporal en los tres escenarios. *M* es la media, *P* ponderado y *U* la clase urbana. Los coeficientes son “diffusion:breed:spread” (Clarke et al., 1997), *road* y *slope* se anulan. Las métricas se pueden consultar en Sapena y Ruiz (2015).

Coeficientes (d:b:s)	1:75:75	75:75:1	75:75:75
Métricas	Compacto	Disperso	Intermedio
Densidad objeto	6,97	40,29	12,87
Índice de separación	1,62	3,53	2,19
Tamaño M	-27231	-58768	-38771
Tamaño M _U	8525	-27276	-8503
Densidad objeto _U	1,59	30,59	6,55
Dist.euclídea P _U	-43,49	-18,26	-26,73
Dist.vecino próx.M _U	-26,25	-46,46	-36,33
Índice expansión M _U	33,19	13,96	25,33
Índice expansión MP _U	41,66	12,75	35,47

variación en la desagregación de los objetos, que junto con la variación del tamaño permiten caracterizar los patrones de crecimiento. Por otro lado, las distancias informan sobre los cambios en la distribución espacial de la clase urbana, y los índices de expansión reflejan el grado de compacidad del crecimiento.

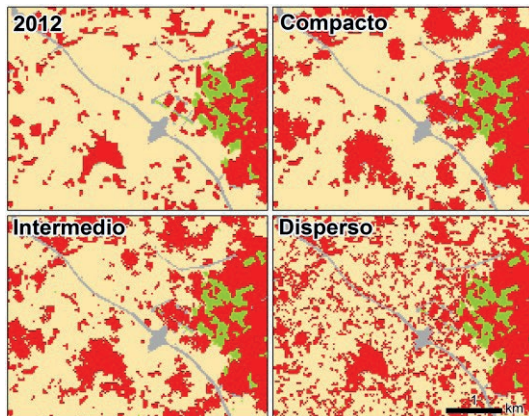


Figura 1. Detalle de la zona de estudio. Escenario de partida en 2012 y alternativos para 2062. La clase urbana se representa en rojo, agrícola en amarillo, zonas verdes en verde y carreteras en gris.

5. CONCLUSIONES

Tras una revisión de los modelos de simulación de la expansión urbana para evaluar su adecuación al estudio de las métricas de fragmentación temporal, se concluye que los modelos que mejor resultado dan son SLEUTH y FUTURES debido a su control en la dispersión. Finalmente, para el análisis de la fragmentación temporal de los usos del suelo se ha utilizado el modelo SLEUTH por su facilidad de implementación. Se han generado tres escenarios variando los coeficientes del tipo de crecimiento hacia un patrón más compacto o disperso. Los resultados de las métricas temporales muestran su adecuación para la monitorización de la expansión urbana, en concreto para caracterizar las tipologías de expansión dispersa y compacta, así como variaciones morfológicas en las áreas urbanas.

6. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad y del FEDER, en el marco del proyecto CGL2016-80705-R y con el contrato del Fondo de Garantía Juvenil PEJ-2014-A-45358.

7. BIBLIOGRAFÍA

Clarke, K.C., Hoppen, S., Gaydos, L. 1997. A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. *Environ. Plan. B*, 24(2), 247-261.

EEA. 2013. *European Environment Agency - Land Use* <http://www.eea.europa.eu/themes/landuse/intro> (15/5/17).

Engelen, G., Lavallo, C., Barredo, J.I., Meulen, M., White, R. 2007. The MOLAND Modelling Framework for Urban and Regional Land-Use Dynamics, in: *Modelling Land-Use Change*. Springer. 297-319.

Feng, Y., Liu, Y., Batty, M. 2016. Modeling urban growth with GIS based cellular automata and least squares SVM rules: a case study in Qingpu- Songjiang area of Shanghai, China. *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 30(5), 1387-1400.

Herold, M., Couclelis, H., Clarke, K.C. 2005. The role of spatial metrics in the analysis and modeling of urban land use change. *Comput. Environ. Urban Syst.* 29(4), 369-399.

Lavallo, C., Barredo, J.I., McCormick, N., Engelen, G., White, R., Uljee, I. 2004. *The Moland model for urban and regional growth forecast: A tool for the definition of sustainable development paths*. EUR 21480 EN

Meentemeyer, R.K., Tang, W., Dorning, M.A., Vogler, J.B., Cunniffe, N.J., Shoemaker, D.A. 2013. FUTURES: Multilevel Simulations of Emerging Urban-Rural Landscape Structure Using a Stochastic Patch-Growing Algorithm. *Ann. Assoc. Am. Geogr.* 103(4), 785-807.

Moulds, S., Buytaert, W., Mijic, A. 2015. An open and extensible framework for spatially explicit land use change modelling: The lulcc R package. *Geosci. Model Dev.*, 8(10), 3215-3229.

Rosa, I.M.D., Ahmed, S.E., Ewers, R.M. 2014. The transparency, reliability and utility of tropical rainforest land-use and land-cover change models. *Glob. Chang. Biol.*, 20(6), 1707-1722.

Rosa, I.M.D., Purves, D., Souza, C., Ewers, R.M. 2013. Predictive Modelling of Contiguous Deforestation in the Brazilian Amazon. *PLoS One*, 8(10).

Sapena, M., Ruiz, L.A. 2015. Descripción y cálculo de índices de fragmentación urbana: Herramienta IndiFrag. *Revista de Teledetección*, 43, 77-89.

Soares-Filho, B.S., Coutinho Cerqueira, G., Lopes Pennachin, C. 2002. DINAMICA - A stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecol. Modell.*, 154(3), 217-235.

Sohl, T.L., Saylor, K.L., Drummond, M. A., Loveland, T.R. 2007. The FORE-SCE model: a practical approach for projecting land cover change using scenario-based modeling. *J. Land Use Sci.* 2(2), 103-126.

Tian, G., Ma, B., Xu, X., Liu, X., Xu, L., Liu, X., Xiao, L., Kong, L. 2016. Simulation of urban expansion and encroachment using cellular automata and multi-agent system model - A case study of Tianjin metropolitan region, China. *Ecol. Indic.*, 70, 439-450.

Torrrens, P.M. 2009. Cellular Automata, in: Kitchin, Rob and Thrift, N. (Eds.) *International Encyclopedia of Human Geography*. London, 1-4.

Verburg, P.H., Soepboer, W., Veldkamp, A., Limpiada, R., Espaldon, V., Mastura, S.S.A. 2002. Modeling the spatial dynamics of regional land use: The CLUE-S model. *Environ. Manage.* 30(2), 391-405.

White, R., 1998. Cities and cellular automata. *Discret. Dyn. Nat. Soc.* 2, 111-125