

Diseño de un algoritmo basado en el 'simulated annealing' para la generación de escenarios de uso del suelo

Inés SANTÉ RIVEIRA, Marcos BOULLÓN MAGÁN, Rafael CRECENTE MASEDA ¹

Abstract. *En este artículo se presenta el desarrollo de un algoritmo de optimización, basado en el 'simulated annealing', para la asignación espacial multiobjetivo de usos del suelo. Este algoritmo permite, además de la maximización de la aptitud del suelo para los usos asignados, la satisfacción de los requerimientos espaciales relacionados con la compacidad de las regiones asignadas a cada uso. La evaluación del algoritmo se ha realizado en dos etapas. En primer lugar se han comparado los resultados obtenidos con el algoritmo con los proporcionados por otros tres métodos: optimización jerárquica, análisis de punto ideal y MOLA. En segundo lugar, se han evaluado las soluciones del algoritmo para distintas estrategias de ponderación de los términos de la función heurística. La principal ventaja de este algoritmo frente a los otros métodos es la posibilidad de seleccionar el grado de compensación entre la aptitud global de la solución y las características de la distribución espacial de los usos del suelo.*

1 Introducción

El medio rural está sometido a una creciente presión por parte de los procesos de urbanización. A esto hay que añadir la aparición de nuevas actividades y la cada vez mayor multifuncionalidad del espacio rural. Esto hace que los problemas de asignación espacial de usos del suelo sean cada vez más complejos, con un mayor número de intereses implicados, y demanden un proceso de toma de decisión más claro y transparente. Cada vez más a menudo diferentes usos del suelo compiten por la misma localización (Carsjens y Van der Knaap, 2002), lo cual hace que la asignación espacial de los mismos sea un problema de objetivos múltiples y conflictivos.

La mayoría de los estudios de planificación de usos del suelo se centran en un único uso más que en una estrategia de zonificación integral que incluya todos los posibles usos del suelo (p. ej., Carver, 1991; Pereira y Duckstein, 1993; Malczewski, 1996). Las investigaciones dirigidas a la asignación de múltiples usos del suelo son menos frecuentes, entre ellas se encuentran las de Martínez-Falero et al. (1998), Aerts y Heuvelink (2002), Aerts et al. (2003) y Stewart et al. (2004). La asignación multiobjetivo de usos del suelo pretende localizar simultáneamente dos o más actividades conflictivas, las cuales no pueden ocupar la misma unidad espacial (Cromley y Hanink, 2003).

Estos problemas de optimización espacial requieren un tiempo de cálculo elevado debido a que el número de unidades espaciales evaluadas es muy grande. Por este motivo, las técnicas de optimización que proporcionan la solución óptima, como la programación entera, quedan restringidas a problemas pequeños, con un límite de 50×50 unidades (celdas) según Aerts et al. (2003). En problemas con un mayor número de unidades espaciales hay que recurrir a un enfoque heurístico. Se ha demostrado que los métodos de aproximación heurística, en concreto el *simulated annealing* (SA), proporcionan soluciones casi óptimas para este tipo de problemas (Alier et al., 1996; Aerts et al., 2003) alcanzando un equilibrio entre la calidad de la solución y el tiempo de procesamiento. Además, los algoritmos heurísticos permiten introducir objetivos no lineales, que permiten, por ejemplo, la consideración de requerimientos espaciales (Tarp y Helles, 1995). Sharma y Lees (2004) efectuaron un estudio comparativo de MOLA (*Multi Objective Land Allocation*) (Eastman et al., 1998) y un algoritmo basado en el SA para la asignación de usos del suelo, pero la función de energía del SA se reducía a la minimización del coste (inversa de la aptitud) sin incluir ningún tipo de requerimiento espacial en la función heurística. En diversos estudios de evaluación de algoritmos heurísticos se ha demostrado que el SA es el que proporciona una solución más próxima al óptimo global (Nalle et al., 2002; Boyland et al., 2004).

¹ Laboratorio del Territorio. Dpto. Ingeniería Agroforestal. Universidad de Santiago de Compostela. Escuela Politécnica Superior, Campus universitario s/n 27002 Lugo.
isante@usc.es (I. Santé), marcos@dec.usc.es (M. Boullón), rcrecente@usc.es (R. Crecente)

Las decisiones sobre el uso del suelo de una localización específica dependen, entre otras cosas, de la aptitud de la tierra para un determinado uso. Además de la optimización de la aptitud del suelo, en la asignación espacial de los usos del suelo intervienen los factores espaciales (Aerts et al., 2003), como la compacidad y la contigüidad (Nalle et al., 2002).

Entre los métodos ya existentes para la solución del problema de optimización de la asignación espacial de los usos del suelo se encuentran la optimización jerárquica, el análisis de punto ideal para objetivos conflictivos (Barredo, 1996) y el procedimiento MOLA (Eastman et al., 1998) del software SIG IDRISI, basados en distintas reglas de decisión. La calidad de las soluciones obtenidas con estos métodos y con el SA fue valorada mediante su comparación. A pesar de que no se puede conocer la solución óptima del problema, la comparación de las soluciones proporcionadas por los distintos métodos ha permitido determinar la eficiencia y el rendimiento de cada uno de los métodos.

En la sección *Diseño del algoritmo* se describen los detalles de la formulación del algoritmo. El siguiente apartado, *Aplicación del algoritmo*, presenta la implementación del algoritmo en la comarca de Terra Chá para distintas estrategias de asignación de pesos a los términos de la función heurística. Los resultados obtenidos con el algoritmo diseñado son comparados con los proporcionados por otros métodos frecuentemente empleados para la solución de este tipo de problemas en la sección *Evaluación de resultados*. La última sección contiene las conclusiones y nuevas propuestas para la continuación de este trabajo.

2 Diseño del algoritmo

La mayoría de los métodos para la optimización de la asignación espacial de los usos del suelo se basan en la aptitud global del mapa de usos final, este es el caso de la optimización jerárquica y el análisis de punto ideal, descritos por Barredo (1996), o del módulo MOLA de IDRISI. Sin embargo, en esta asignación espacial se prefieren áreas compactas y grandes para cada uso del suelo, en lugar de pequeñas zonas dispersas con el mismo uso. Por ello, en el algoritmo presentado a continuación se ha incluido este requerimiento espacial.

El problema de planificación de usos del suelo puede ser representado por I unidades espaciales (celdas) sujetas a N diferentes usos alternativos. Cada asignación del conjunto de celdas a un uso n constituye una configuración. Se dispone de la aptitud de cada unidad con respecto a un uso específico (A_i^n). Una región r se define como un conjunto de celdas contiguas asignadas al mismo uso del suelo. El objetivo de compacidad es aplicado a nivel de región.

La implementación del *simulated annealing* requiere la definición de una serie de parámetros específicos para cada problema; función de coste, esquema de enfriamiento y mecanismo de generación de nuevas soluciones.

2.1 Función de coste

Se incluyeron en el modelo dos objetivos a través de una función de coste que suma las puntuaciones normalizadas de cada objetivo. Estos objetivos son la maximización de la aptitud y la maximización de la compacidad, a través de la minimización de los perímetros de las regiones de un mismo uso. La función heurística propuesta es una combinación lineal de dos términos. El valor heurístico final de cada celda i está condicionado por los pesos que el planificador asigna a cada uno de los términos de la función:

$$\text{Minimizar } F_{(i)} = \sum_{j=1}^2 \alpha_j f_j(i)$$

$$\text{Max. } f_1(i) = \sum_{n=1}^N w_n A_i^n$$

$$\text{Min. } f_2(i) = \sum_{n=1}^N \sum_{r=1}^R P_r^n$$

donde α_j son los pesos asignados a cada término de la función de coste, A_i^n es la aptitud de la celda i para el uso n , w_n es el peso del uso n , I es el número de celdas del área de estudio y P_r^n es el perímetro de cada región r de uso n , medido como el número de ejes de las celdas de r adyacentes a una celda con un uso distinto de n .

Las unidades de medida de las dos funciones heurísticas deben ser las mismas y, además, la función de coste o energía debe ser una función de minimización. Por estos dos motivos se ha llevado a cabo una normalización de las funciones heurísticas, empleando la siguiente ecuación

$$\frac{\text{valor máx.} - \text{valor actual}}{\text{valor máx.} - \text{valor min.}}$$

en el caso de funciones de maximización, y la ecuación

$$\frac{\text{valor actual} - \text{valor min.}}{\text{valor máx.} - \text{valor min.}}$$

en el caso de funciones de minimización.

Como valor máximo de aptitud se ha tomado la suma de la aptitud ponderada de cada celda para el uso para el que presenta mayor aptitud, y como valor mínimo, la suma de la aptitud ponderada de cada celda para el uso para el que presenta la menor aptitud. Para la normalización del perímetro se ha empleado como perímetro máximo el número total de celdas por 4, correspondiente al caso de que todas las regiones estuviesen constituidas por una única celda, y como perímetro mínimo el correspondiente a la situación en la que todas las celdas de un uso son asignadas a una única región cuadrada:

$$\sum_{n=1}^N 4 \times \sqrt{I_n}$$

donde I_n es el número de celdas asignadas al uso n .

2.2 Esquema de enfriamiento

El esquema de enfriamiento queda definido por cuatro parámetros; temperatura inicial, número de iteraciones en cada temperatura, variación de la temperatura y criterio de parada (fig. 1). Aunque la temperatura inicial puede ser modificada por el usuario, se ha establecido como límite adecuado para fijar la temperatura inicial un porcentaje de aceptaciones de alrededor del 80%. El número de iteraciones por temperatura se ha establecido de forma proporcional al tamaño del problema; aproximadamente 25%. Se ha escogido un esquema de enfriamiento geométrico simple (Boylard et al., 2004), utilizando un valor de 0,98 para la constante de enfriamiento, el cual también puede ser modificado por el usuario. Se han establecido dos condiciones como criterio de parada; i) que el número de aceptaciones de soluciones peores sea cero y ii) que se ejecuten como mínimo 300 temperaturas.

2.3 Mecanismo de generación de nuevas soluciones

Se ha utilizado un solo tipo de alteración para generar los movimientos necesarios para encontrar la configuración casi óptima: el intercambio de uso entre dos celdas seleccionadas aleatoriamente.

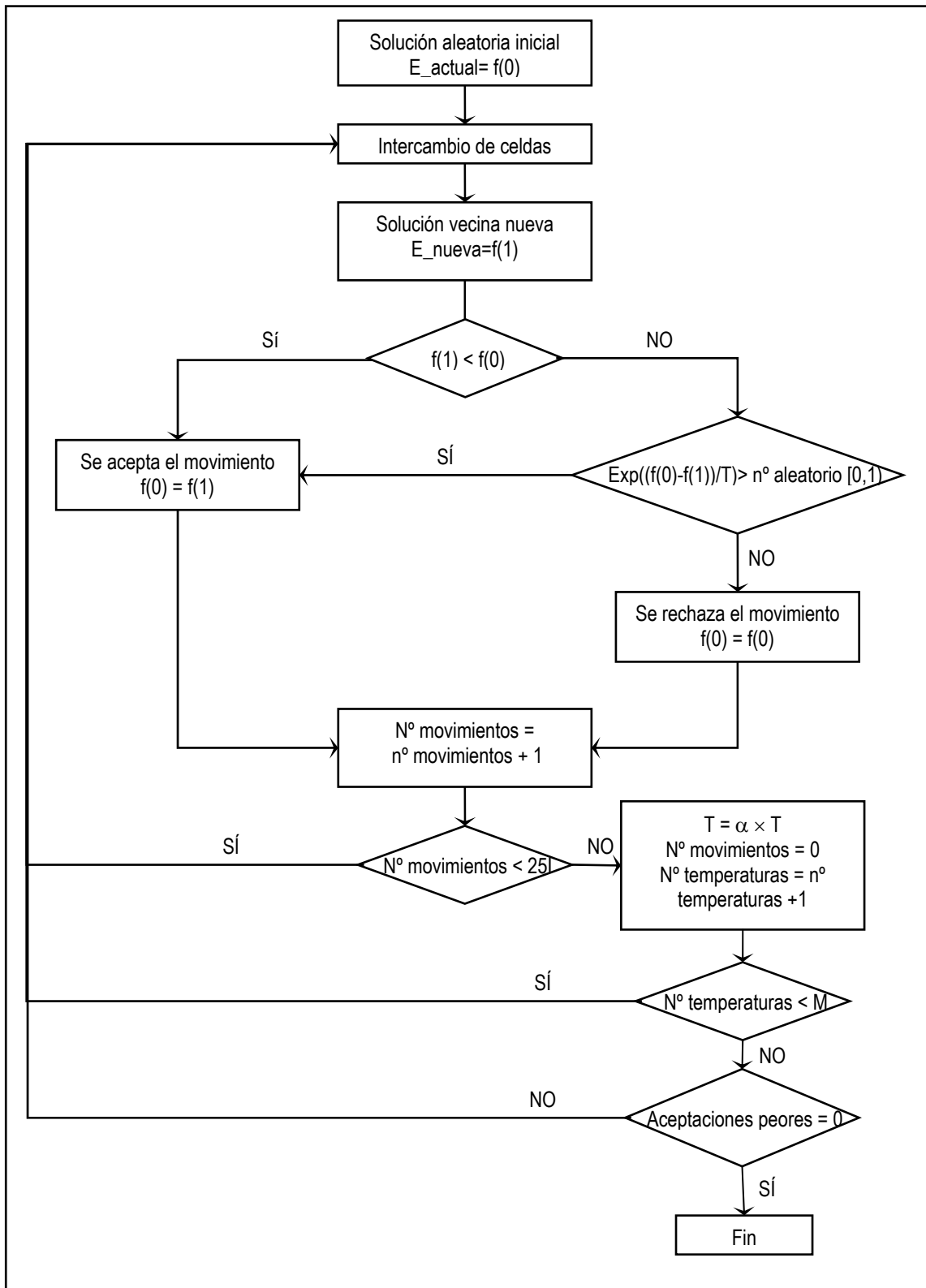


Figura 1. Diagrama de flujo del algoritmo

3 Aplicación del algoritmo

En este apartado se describe la aplicación del algoritmo al suelo rural de la comarca de Terra Chá. Esta comarca tiene una extensión de 1.832 km² y está conformada en su mayor parte por una amplia llanura donde se asientan los principales núcleos de población y una mayor actividad agraria, mientras que la zona septentrional, donde el relieve es más accidentado y la altitud es mayor, se caracteriza por una menor población y actividad económica. Para la identificación de los usos del suelo se tomaron como base los aprovechamientos de la tierra existentes en la comarca según las Estadísticas Agrarias de 2001. Los usos presentes en estas estadísticas con una superficie elevada se consideraron individualmente, mientras que aquellos menos representativos (p. ej., 'otros cereales') o con requerimientos similares (p. ej., 'hortalizas') se agruparon en categorías. Como resultado se han identificado trece usos agroforestales: maíz, trigo, otros cereales (centeno, avena), patata, forrajes verdes plurianuales, otros cultivos forrajeros (col, remolacha forrajera), hortalizas, frutales, prados, pastizales, eucalipto, especies forestales resinosas y especies forestales frondosas caducifolias. Los mapas de aptitud para cada uso, constituidos por 2.846 × 2.695 celdas de 20×20 m, se han tomado de Santé y Crecente (2005a). La superficies asignadas a cada uso del suelo se determinaron utilizando un modelo de programación lineal (Santé y Crecente, 2005b), cuyos resultados se muestran en la tabla 1.

Tabla 1. Superficies y pesos asignados a los usos del suelo

	Superficie (ha)	Superficie (nº celdas)	Peso
Maíz	30.799	769.975	0,2037
Trigo	2.009	50.225	0,0147
Otros cereales	142	3.550	0,0070
Patata	1908	47.700	0,0108
Forrajes plurianuales	27.835	695.875	0,1483
Otros forrajeros	2.525	63.125	0,0208
Hortalizas	14.530	363.250	0,0557
Frutales	224	5.600	0,0083
Prado	31.473	786.825	0,2770
Pastizal	4.629	115.725	0,0289
Eucalipto	7.747	193.675	0,0401
Resinosas	22.161	554.025	0,0773
Frondosas caducifolias	27.607	690.175	0,1074

En esta tabla también se muestran los pesos asignados a cada uso, los cuales se obtuvieron usando el Proceso Analítico Jerárquico (Saaty, 1980), en base a la comparación de pares de usos en función de su importancia económica.

El algoritmo se aplicó para distintas estrategias de ponderación de los términos de la función de coste, asignando un peso comprendido entre 0 y 1 a cada una de las funciones heurísticas, de modo que la suma de los pesos sea 1. En primer lugar, se ha considerado únicamente el término de la función heurística correspondiente a la maximización de la aptitud, asignando un peso 0 al término de minimización de perímetros (opción A). Esto ha permitido comparar los resultados obtenidos con el SA con los proporcionados por la optimización jerárquica, el análisis de punto ideal y MOLA, los cuales se basan exclusivamente en las puntuaciones de aptitud y no consideran requerimientos espaciales. Posteriormente se aplicó el algoritmo para distintas combinaciones de pesos;

Opción B: la aptitud y la compacidad tienen la misma importancia ($\alpha_1=0,5$ $\alpha_2=0,5$).

Opción C: el peso de la aptitud es mayor que el de la compacidad ($\alpha_1=0,75$ $\alpha_2=0,25$).

Opción D: el peso de la compacidad es mayor que el de la aptitud ($\alpha_1=0,25$ $\alpha_2=0,75$).

4 Evaluación de resultados

Se han implementado, además del algoritmo heurístico (SA), otras tres técnicas para la asignación de múltiples usos del suelo; optimización jerárquica (considerando la prioridad de los usos del suelo según los pesos de la tabla 1), análisis de punto ideal (utilizando los pesos y superficies de la tabla 1 y la distancia euclidiana) y MOLA (utilizando los pesos y superficies de la tabla 1 y una tolerancia de superficie de 100 ha),

La comparación de los resultados obtenidos con los distintos métodos se ha basado en una serie de indicadores de evaluación. Estos indicadores son la aptitud global, la superficie media de las regiones y la suma de los perímetros de las regiones del mapa de usos obtenido. Otros indicadores relacionados con los anteriores son: número de regiones, superficie de la región mayor y superficie de la región menor. La aptitud global corresponde a la suma de las puntuaciones de aptitud de cada una de las celdas para el uso al que son asignadas. La superficie media de las regiones se obtiene calculando la media de la superficie de todas las regiones generadas en el mapa de usos. La suma de los perímetros es la suma de los perímetros de todas las regiones generadas en el mapa de usos.

La comparación de los resultados obtenidos con el SA y los otros tres métodos se ha realizado para la opción A, en la que sólo se considera la optimización de la aptitud. Los mapas de usos del suelo resultantes de la ejecución de los cuatro métodos son mostrados en la fig. 2. Los resultados (tabla 2) indican que la solución generada por el SA mejora la aptitud obtenida con los restantes métodos. El SA produjo una aptitud global (3.051.305) mayor que la obtenida con MOLA (3.037.504), con el análisis de punto ideal (2.960.778) y con la optimización jerárquica (2.927.252), aumentándola aproximadamente en un 0,45%, 2,97% y 4,07% respectivamente. Sin embargo, la optimización jerárquica y el análisis de punto ideal proporcionan una asignación espacialmente más compacta que MOLA y, sobre todo, que el SA. Mientras que con la optimización jerárquica y el análisis de punto ideal la región media es de alrededor de 11 ha, con MOLA y con el SA no llega a las 5 ha. Del mismo modo, el número de regiones y la suma de sus perímetros es mucho mayor en los resultados proporcionados por el SA y, en menor medida, por MOLA. Por ello se puede afirmar que la distribución espacial de los usos es peor con el SA que con los otros tres métodos evaluados. Para subsanar esta deficiencia se ha añadido a la función de coste el segundo término de minimización del perímetro de las regiones.

En relación con el tiempo de cálculo requerido por los distintos procedimientos, el SA es el que presenta unos requerimientos más elevados. Aunque estos tiempos son relativamente grandes, hay que destacar que se trata de un problema de planificación de tamaño real con más de siete millones de unidades espaciales.

Tabla 2. *Indicadores para la evaluación de los mapas de usos obtenidos con los distintos métodos*

	Optimización jerárquica	Análisis de punto ideal	MOLA	SA ($\alpha_1=1, \alpha_2=0$)
Aptitud	2.927.252	2.960.778	3.037.504	3.051.305
Superficie media (ha)	11,63	11,48	4,68	4,60
Longitud perímetros (km)	24.751,12	27.492,60	29.135,68	29.166,64
Nº regiones	15.741	15.791	38.961	40.198
Mayor región (ha)	16.842,48	18.002,04	17.295,12	21.294,68
Menor región (ha)	0,04	0,04	0,04	0,04
Tiempo de cálculo	45 min.	7 h. 30 min.	3 h. 30 min.	4 h.

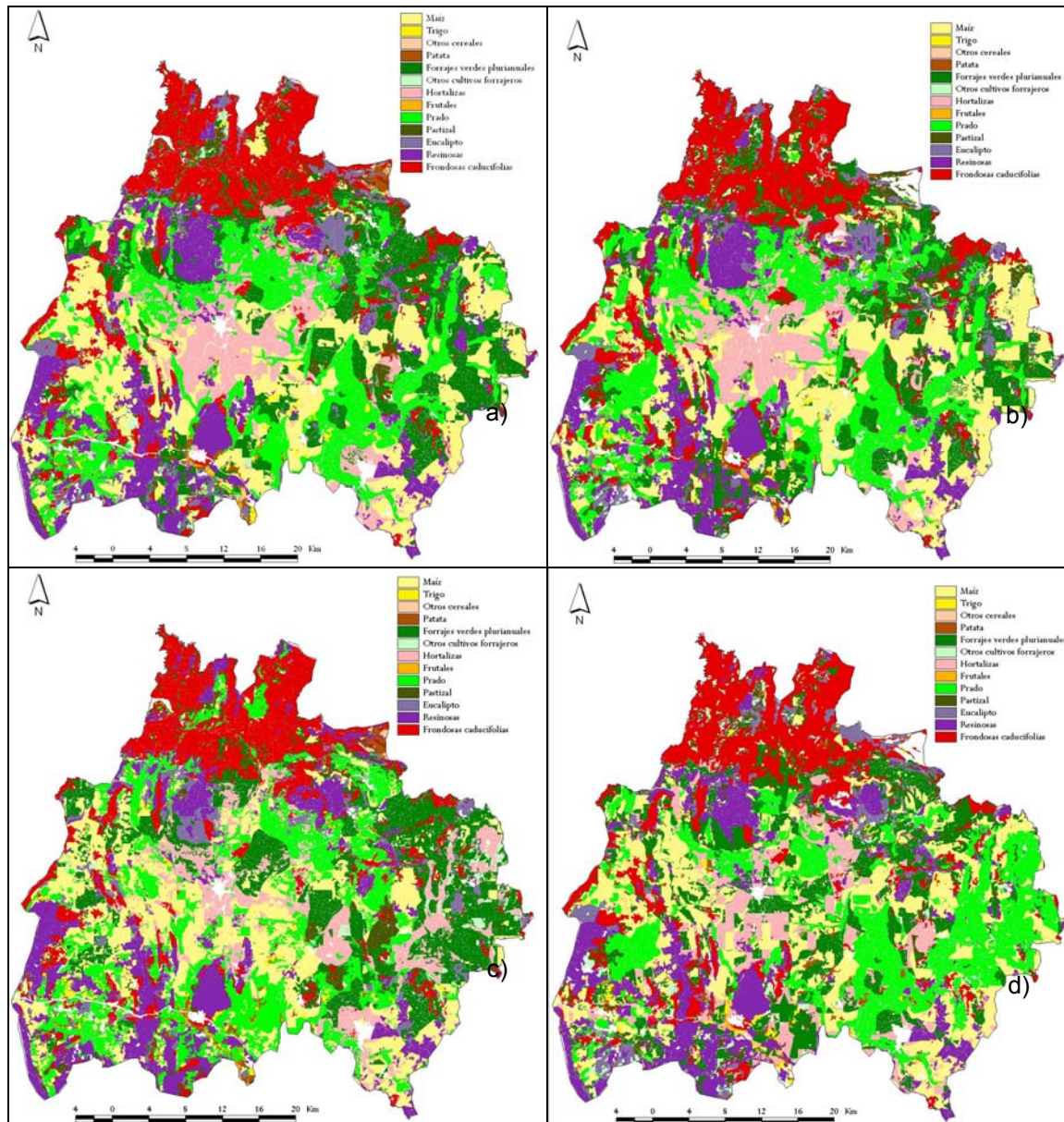


Figura 2. Mapas de usos del suelo obtenidos con a) el algoritmo basado en el SA, b) MOLA, c) el análisis de punto ideal y d) la optimización jerárquica

En una segunda etapa se evaluaron los resultados del SA para distintas estrategias de ponderación de los términos de la función de coste. La figura 3 muestra la solución de las opciones B, C y D.

Al introducir el segundo miembro de la función objetivo se obtiene una distribución espacial mejor que con cualquiera de los otros tres métodos (tabla 3), permitiendo mejorar notablemente la compacidad con respecto a la opción A (la superficie media es aproximadamente 5 veces mayor y el perímetro es alrededor de un 25% menor en las opciones B, C y D) a expensas de una reducción de la aptitud siempre inferior al 1%. Esto es posible debido a que determinados movimientos de intercambio del uso de dos celdas pueden implicar una pequeña disminución de la aptitud pero una gran reducción del perímetro total. En la fig. 4 se aprecia mejor el incremento de la compacidad al aumentar el peso del segundo término de la función de coste.

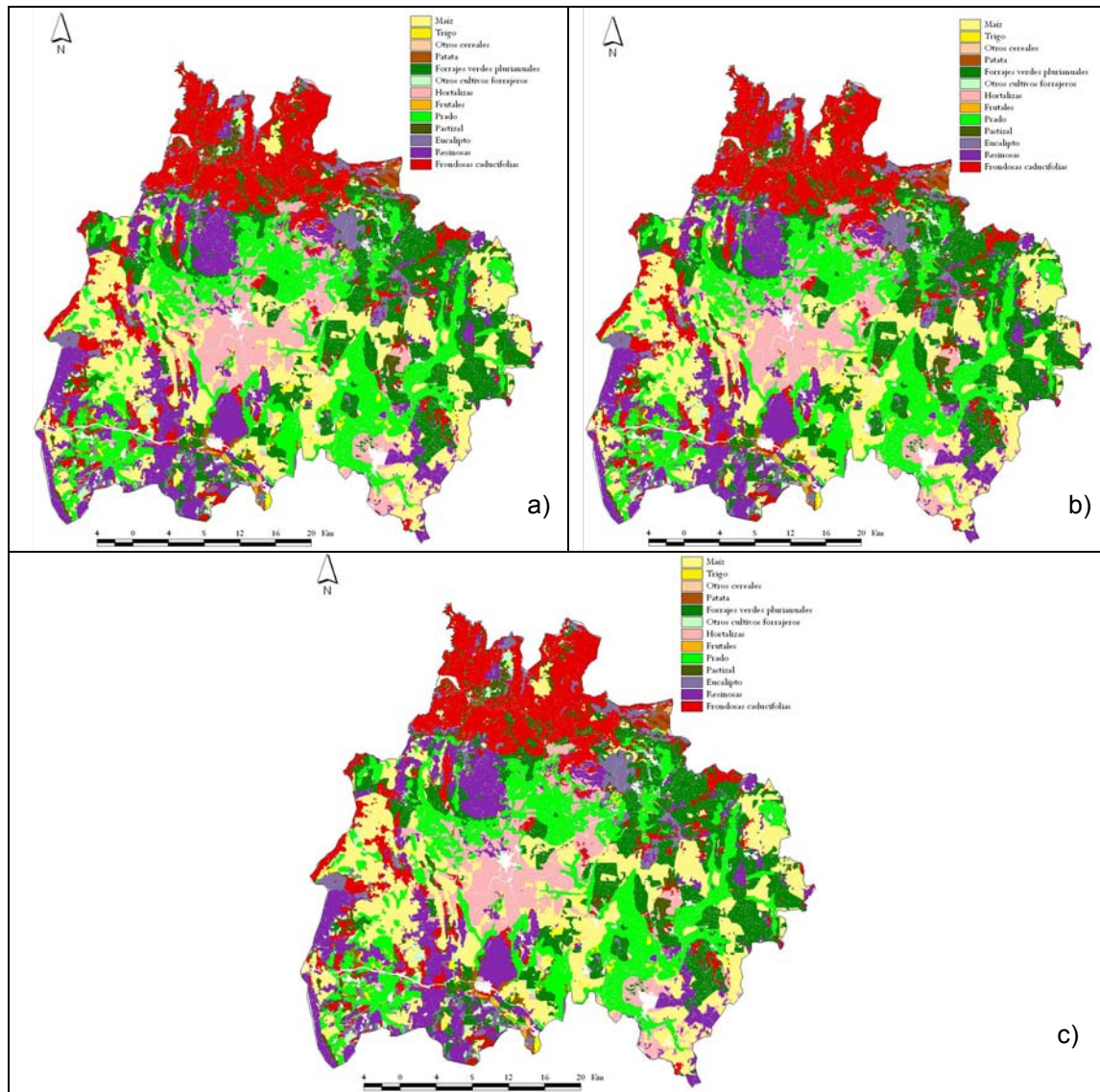


Figura 3. Mapas de usos del suelo obtenidos con el SA en la opción a) B, b) C y c) D

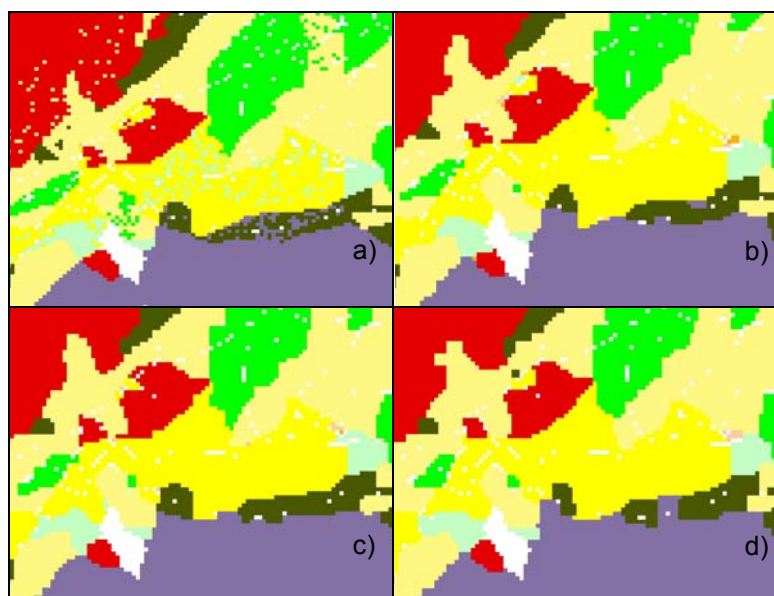


Figura 4. Evolución de la compactación en la opción a) A, b) C, c) B y d) D

Tabla 3. Indicadores para la evaluación de los mapas de usos obtenidos con el SA en las distintas opciones

	Opción B ($\alpha_1=0,5, \alpha_2=0,5$)	Opción C ($\alpha_1=0,75, \alpha_2=0,25$)	Opción D ($\alpha_1=0,25, \alpha_2=0,75$)
Aptitud	3.046.645	3.049.052	3.044.546
Superficie media (ha)	23,27	19,84	24,67
Longitud perímetros (km)	21.887,32	22.391,44	21.494,24
Nº regiones	7.792	9.325	7.512
Mayor región (ha)	17.706,36	21.950,80	22.119,84
Menor región (ha)	0,04	0,04	0,04
Tiempo de cálculo	≈12 h	≈12 h	≈12 h

Al incluir el segundo término de la función heurística (minimización del perímetro) el tiempo de cálculo se incrementa ya que es necesario ejecutar un mayor número de temperaturas hasta que no se acepten soluciones inferiores. Hay que destacar que el algoritmo ha sido ejecutado en un PC de características medias (procesador Intel Pentium de 1,4 GHz, memoria RAM de 512 MB y disco duro de 40 GB), disponible para cualquier usuario potencial.

5 Conclusiones

Se ha desarrollado un algoritmo heurístico, basado en el *simulated annealing*, para la asignación espacial multiobjetivo de los usos del suelo. Este algoritmo asigna las celdas, en las que se divide la zona de estudio, de modo que se satisfacen los requerimientos de superficie para cada uso del suelo. La eficacia del algoritmo fue verificada con su aplicación a una zona de estudio de más de siete millones de celdas. Los resultados alcanzados fueron comparados con los obtenidos mediante otros métodos ya existentes para la resolución del mismo problema.

Los resultados de la asignación de usos del suelo en la comarca de Terra Chá mostraron que el algoritmo, cuando se considera únicamente el primer término de la función de coste, proporciona una solución con mayor aptitud global que los restantes métodos evaluados, aunque a expensas de una mayor fragmentación de las regiones de cada uso del suelo. Sin embargo, el algoritmo presenta la ventaja, frente a los otros métodos, de que, mediante la combinación de los pesos de las funciones heurísticas, permite alcanzar el compromiso deseado por el planificador entre la aptitud global de la asignación de usos y las características espaciales de la distribución. Por el contrario, la optimización jerárquica, el análisis de punto ideal y MOLA no permiten al usuario decidir entre un mayor grado de aptitud o una mejor distribución espacial de las regiones de los usos. Los requerimientos adicionales del algoritmo, sobre todo en cuanto a tiempo de cálculo, son justificados por el hecho de obtener un modelo que posibilita la contemplación de restricciones espaciales que de otro modo serían ignoradas.

La preferencia del planificador por un objetivo u otro puede ser expresada a través de los factores de ponderación de las funciones heurísticas. En el caso de estudio presentado en este artículo, asignando el mismo peso a los dos términos de la función de energía se produce un incremento notable en la compacidad del mapa de usos final y una disminución de la aptitud inferior a un uno por cien con respecto a la máxima. Sin embargo, la implementación de una combinación de pesos distinta es cuestión de las preferencias del planificador y, por lo tanto, está sujeto a debate.

Futuras investigaciones podrían comparar el funcionamiento del *simulated annealing* con otros algoritmos heurísticos, como el *tabu search* o los algoritmos genéticos, u otros métodos como las redes neuronales, los sistemas expertos, etc. La combinación del *simulated annealing* con otra técnica que genere una solución inicial satisfactoria permitiría mejorar la eficacia del algoritmo diseñado en este trabajo.

6 Referencias

Aerts, J. C. J. H., Heuvelink, G. B. M. (2002). Using simulated annealing for resource allocation. *International Journal of Geographical Information Science*, 16 (6), 571-587.

- Aerts, J. C. J. H., Eisinger, E., Heuvelink, G. B. M., Stewart, T. (2003). Using linear integer programming for multi-site land-use allocation. *Geographical Analysis*, 35 (2), 148-169.
- Alier, J. L., Cazorla, A., Martínez, J. E. (1996). *Optimización en la Asignación Espacial de Usos del suelo: Metodología, Casos de Aplicación y Programa Informático*. Madrid: Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación.
- Barredo, J. I. (1996). *Sistemas de Información Geográfica y Evaluación Multicriterio en la Ordenación del Territorio*. Madrid: Ed. Ra-ma.
- Boyland, M., Nelson, J., Bunnell, F. L. (2004). Creating land allocation zones for forest management: a simulated annealing approach. *Canadian Journal of Forest Research*, 34, 1669-1682.
- Carsjens, G. J., Van der Knaap, W. (2002). Strategic land-use allocation: dealing with spatial relationships and fragmentation of agricultura. *Landscape and Urban Planning*, 58, 171-179.
- Carver, S. J. (1991). Integrating multi-criteria evaluation with geographical information systems. *International Journal of Geographical Information Systems*, 5 (3), 321-339.
- Cromley, R. G., Hanink, D. M. (2003). Scale-independent land-use allocation modeling in raster GIS. *Cartography and Geographic Information Science*, 30 (4), 343-350.
- Eastman, J. R., Jiang, H., Toledano, J. (1998). Multi-criteria and multi-objective decision making for land allocation using GIS. En: Beinat, E. y Nijkamp, P. (Eds.), *Multicriteria Analysis for Land-Use Management* (pp. 227-251). Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- Malczewski, J. (1996). A GIS-based approach to multiple criteria group decision-making. *Journal of Geographical Information Systems*, 10 (8), 955-971.
- Martínez-Falero, E., Trueba, I., Cazorla, A., Alier, J. L. (1998). Optimization of spatial allocation of agricultural activities. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 69 (1), 1-13.
- Nalle, D. J., Arthur, J. L., Sessions, J. (2002). Designing compact and contiguous reserve networks with a hybrid heuristic algorithm. *Forest Science*, 48 (1), 59-68.
- Pereira, J. M. C., Duckstein, L. (1993). A multiple criteria decision-making approach to GIS-based land suitability evaluation. *International Journal of Geographical Information Systems*, 7 (5), 407-424.
- Saaty, T. L. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. New York: McGraw-Hill.
- Santé, I., Crecente, R. (2005a). Evaluación de métodos para la obtención de mapas continuos de aptitud para usos agroforestales. *GeoFocus*, 5, 40-68.
- Santé, I., Crecente, R. (2005b). Decision Support System for agroforestry land use modelling. En: *Proceedings of the 5th Conference of the European Federation for Information Technology in Agriculture and 3rd World Congress on Computers in Agriculture and Natural Resources 2005 25-28 July Vila Real* (pp. 142-149). Vila Real, Portugal: Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro.
- Sharma, S. K., Lees, B. G. (2004). A comparison of simulated annealing and GIS based MOLA for solving the problem of multi-objective land use assessment and allocation. En: *The 17th International Conference on Multiple Criteria Decision Analysis*. Whistler, Canadá: Simon Fraser University.
- Stewart, T. J., Janssen, R., van Herwijnen, M. (2004). A genetic algorithm approach to multiobjective land use planning. *Computers & Operations Research*, 31, 2293-2313.
- Tarp, P., Helles, F. (1995). Multi-criteria decision-making in forest management planning - an overview. *Journal of Forest Economics*, 1 (3), 273-306.