

Evaluación de la vulnerabilidad a la degradación por erosión en suelos mediante un modelo de lógica borrosa

Assessment of soil vulnerability to erosion by a fuzzy logic model

I. Melendez-Pastor¹, P. Córdoba Sola, J. Navarro-Pedreño & I. Gómez

RESUMEN

Se presenta un modelo simplificado para evaluar la vulnerabilidad de suelos a procesos degradativos, tales como la erosión. Está basado en el empleo de la lógica borrosa para operar con variables predictivas continuas estimadas a partir de imágenes de teledetección y modelos digitales de elevaciones. Combina variables explicativas relativas al estado de la cubierta vegetal y diversos parámetros topográficos. Las estimaciones se realizan mediante un sistema de decisión implementado en un sistema de información geográfica (SIG), obteniéndose mapas de vulnerabilidad que pueden ser actualizados con nuevas imágenes de satélite. La zona estudiada se localiza en el sureste peninsular, caracterizado por un clima Mediterráneo semiárido. Se estimaron altas tasas de vulnerabilidad para todas las estimaciones realizadas, en relación a los umbrales máximos y mínimos esperables. Se estudió la respuesta de los cambios de vulnerabilidad en relación a los cambios de clases de erosión actual a potencial según el modelo USLE. Se estimó una alta correlación entre los cambios de clases de ero-

sión y los cambios de estimaciones de vulnerabilidad.

Palabras claves: Vulnerabilidad de suelos, lógica borrosa, SIG, teledetección.

ABSTRACT

A simplified fuzzy logic model to assess soil vulnerability to degradation processes, such as soil erosion, is presented. The model is based on the use of fuzzy logic to operate with explanatory continuous variables estimated from remote sensing images and digital elevation models. It combines explanatory variables concerning the state of vegetation cover and topographic parameters. The estimations are made by a decision system implemented in a geographic information system (GIS). Output vulnerability maps can be updated with new satellite images. The study area is located on the south-east Iberian Peninsula, characterized by a semiarid Mediterranean climate. It was found high vulnerability for all estimations in relation to the expected maximum and minimum thresholds. Responses of the vul-

¹ Grupo de Edafología Ambiental, Departamento de Agroquímica y Medio Ambiente. Universidad Miguel Hernández de Elche. Av. de la Universidad s/n. Edificio Alcudia. 03202 Elche (España). E-mail: imelendez@umh.es / jonavar@umh.es, Tfno. +34 966658417, Fax: +34 966658340

nerability changes in relation with changes of existing classes of potential erosion (based on the USLE) were analysed. It was considered a high correlation between changes in classes of soil erosion and changes in vulnerability estimations.

Key-words: Soil vulnerability, fuzzy logic, GIS, remote sensing.

INTRODUCCIÓN

La degradación del suelo es un proceso biofísico originado por diferentes causas socioeconómicas y políticas que inducen una disminución de su calidad o reducción de su productividad (Eswara *et al.*, 2001). La degradación del suelo implica la pérdida de la capacidad del sistema edáfico para desarrollar sus funciones (Poch & Martínez-Casasnovas, 2006). Un concepto relacionado con la degradación del suelo es la vulnerabilidad del suelo. Este último se refiere a la sensibilidad de un suelo frente a los procesos degradativos. La vulnerabilidad del suelo es la capacidad de que una o varias de las funciones ecológicas del suelo sean mermadas (Blum, 1990) La vulnerabilidad de un suelo se relaciona con la sensibilidad que posee frente a los procesos degradativos del mismo (erosión, desertificación, salinización,...), ejerciendo un papel crucial factores tales como la vegetación y la topografía del terreno. Suelos con una baja cobertura vegetal y elevadas pendientes resultan más vulnerables.

La erosión del suelo es una de tipos más notables de degradación edáfica, estando originada por la remoción activa de partículas debido a las fuerzas gravitacionales, el flujo de agua o del viento (Kapur & Akça, 2006). La importancia de la erosión del suelo en la degradación edáfica y la desertificación en el ámbito mediterráneo está plena-

mente reconocida (Brandt & Thornes, 1996). En el caso particular del sureste peninsular, la conjunción de factores tales como la existencia de un clima mediterráneo semiárido, altas tasas de pérdida de suelo por erosión o la elevada recurrencia de incendios, la hacen particularmente susceptible de sufrir procesos de desertificación (MARM, 2008).

Los Sistemas de Información Geográfica (SIG o GIS por sus siglas en inglés) han sido frecuentemente utilizados para la modelización de procesos de degradación edáfica (Lu *et al.*, 2004; De Paz *et al.*, 2006; Contador *et al.*, 2009). Dada la complejidad intrínseca del sistema edáfico, los modelos en ciencias del suelo suelen estar caracterizado por la existencia de múltiple y a veces conflictivos atributos, e incertidumbres en la concepción de las preferencias y los datos (McBratney & Odeh, 1997). Es por ello que se han desarrollado sistemas basados en la lógica borrosa (*fuzzy logic*) para representar la incertidumbre en las variables de predicción y en los atributos o clases predichas (McBratney *et al.*, 2003). A raíz de esta potencialidad de la lógica borrosa en la modelización de procesos edáficos, numerosas aplicaciones se han desarrollado en el ámbito de la modelización de la degradación edáfica (Tran *et al.*, 2002; Metternicht & Gonzalez, 2005; Cohen *et al.*, 2008). En torno a esta línea, Melendez-Pastor *et al.* (2006) proponen un modelo experimental basado en la lógica borrosa para evaluar la vulnerabilidad de los suelos a su degradación. Se basa en el empleo de imágenes de satélite y modelos digitales de elevaciones, para evaluar el efecto de la cobertura vegetal y la topografía en la vulnerabilidad a la degradación por erosión.

El objetivo de este estudio es aplicar un modelo empírico experimental para la evaluación de la vulnerabilidad de los suelos a un área de estudio del sureste peninsular, y

analizar la relación existente entre los incrementos de las estimaciones de vulnerabilidad, respecto a los cambios en las tasas de erosión actual a potencial según el modelo RUSLE.

MATERIALES Y MÉTODOS

El área de estudio (Figura 1) está ubicada en el sureste peninsular, concretamente en la sierra de Escalona (provincia de Alicante).

Se trata de un área con clima semiárido de acuerdo con el índice de aridez de la UNEP (1997). Según el sistema de clasificación climática de Köppen, es de clase *Bsk* que se corresponde con áreas de clima seco con una estación estival seca y temperaturas medias anuales inferiores a los 18°C). Las principales tipos de suelos son Calciorthid, Torriorthent y Camborthid (IGN-CNIG, 2005). Los principales usos del suelo son los cultivos intensivos de regadío, mezclados con pinares y zonas de matorrales xerófitos.

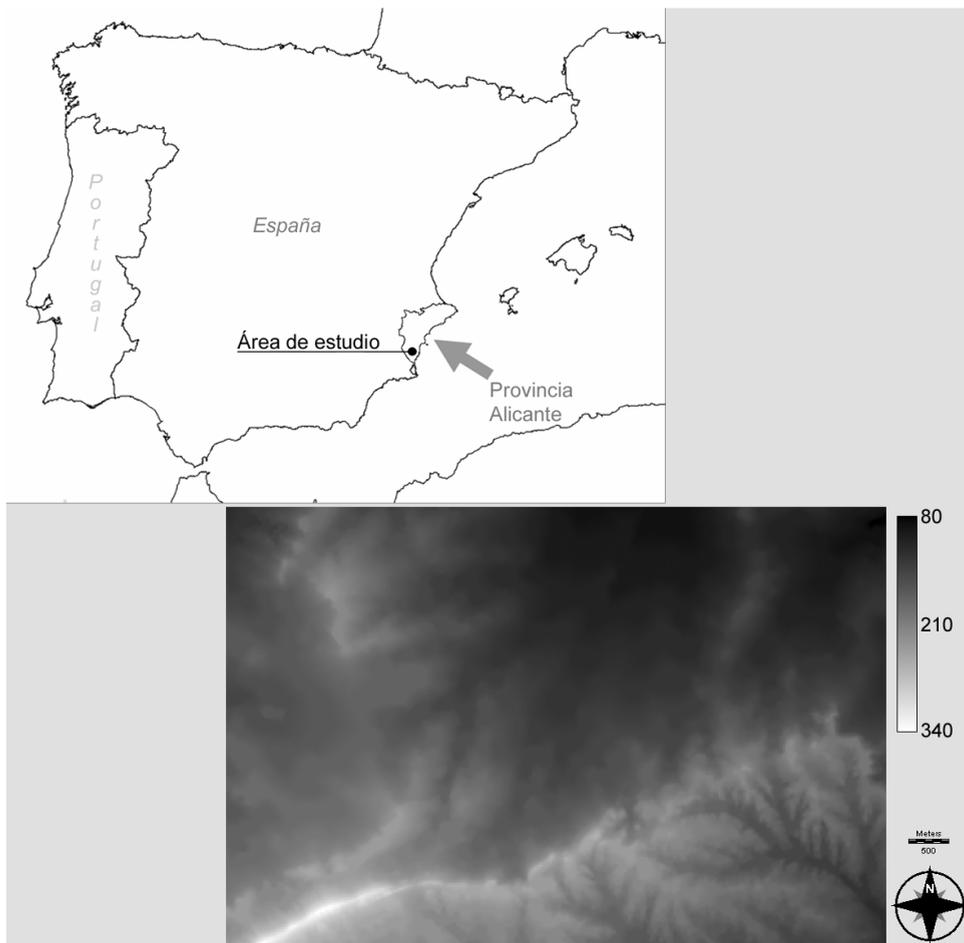


Figura 1. Localización y Modelo Digital de Elevaciones (DEM) del área de estudio.

En este estudio se aplicó un modelo de lógica borrosa para la estimación de la vulnerabilidad de los suelos. La lógica borrosa (*Fuzzy logic*) surge a raíz de la Teoría de Conjuntos Borrosos (*Fuzzy Sets* en inglés) desarrollada por Zadeh (1965), que definió el concepto de los conjunto borroso como: un conjunto borroso A en X es caracterizado por una función de pertenencia (*membership function*) $f_A(x)$ que asocia cada punto en X un número real en el intervalo $[0,1]$, en el que el valor de $f_A(x)$ en x representando el grado de pertenencia de x en A ; cuanto más se aproxima el valor de $f_A(x)$ a la unidad, mayor es el grado de pertenencia de x en A . La lógica borrosa tiene la enorme potencialidad de trabajar con variables continuas tales como mapas de parámetros edáficos, para las que se define una determinada función de pertenencia según su comportamiento observado con respecto al fenómeno de estudio. La teoría de los conjuntos borrosos

aportar una interesante herramienta matemática para comprender problemas de decisión y para construir reglas de decisión en sistemas de evaluación multi-criterio (Eastman, 2009).

La vegetación, el relieve y los tipos de suelos están considerados entre los factores más influyentes en el comportamiento de los suelos frente a los procesos erosivos (Morgan, 1997). Es por ello que han sido considerados en el modelo aquí presentado. Dado que existe una cierta homogeneidad en cuanto al tipo de suelos a nivel de la escala de trabajo utilizada (el área de estudio se corresponde con una unidad ambiental cartografía previamente por Antolín (1998), con una litología y erosividad homogéneas para la superficie analizada), el parámetro tipo de suelo se consideró homogéneo para toda el área de estudio por lo que no fue incluido en posteriores fases de la modelización. Es por ello que el modelo, combina de

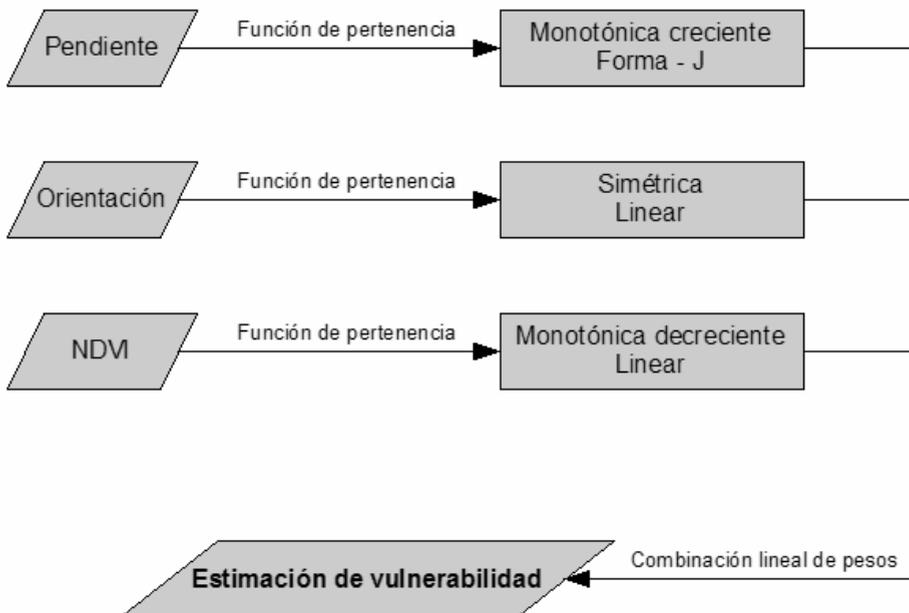


Figura 2. Diagrama de flujo del modelo de lógica borrosa

Tabla 1. Relación de estimaciones de vulnerabilidad realizadas y escenas ASTER utilizadas.

Estimación	Código	Año	Estación	Escena ASTER
1	E01	2000	Primavera	30/06/2000
2	E02	2000	Verano	01/08/2000
3	E31	2003	Primavera	22/05/2003
4	E32	2003	Verano	10/08/2003

manera simplificada dos tipos de información para evaluar es estado de la degradación del suelo, siendo estos la topografía (que a su vez considera la pendiente y orientación de las laderas) y el estado de la cubierta vegetal. La topografía determina en gran medida la formación del suelo (Jenny, 1941) y la erosión hídrica del suelo (Wischmeier & Smith, 1965). Las pérdidas de suelo se incrementan exponencialmente conforme se incrementa la pendiente (Wischmeier & Smith, 1965), mientras que la orientación de las laderas posee un efecto diferencial en las tasas de erosión (Agassi & Ben-Hur 1991) siendo las laderas orientadas al sur las más vulnerables. Por otra parte, la vegetación tiene una influencia directa e indirecta en los procesos erosivos mediante los siguientes mecanismos (Box & Bruce, 1995; Torri & Borselli, 2000): 1) las hojas y ramas, muy especialmente las hojas y ramas muertas de la superficie del suelo, interceptan parte de las gotas de lluvia reduciendo su energía cinética; 2) al disminuir la energía del impacto, se favorecen altas tasas de infiltración mediante la reducción del sellado superficial; 3) la vegetación incrementa la resistencia hidráulica reduciendo la velocidad de la escorrentía; 4) reduce los movimientos de tierras por el anclaje que proporciona el sistema radical; y 5) proporciona materia orgánica al suelo incrementando la estabilidad de los agregados. El modelo emplea la capacidad de la lógica borrosa para modelizar el comportamiento de las variables explicativas de un modo más realista que con un modelo de lógica booleana.

En la Figura 2 se muestra un diagrama de flujo simplificado del modelo de lógica borrosa empleado. Las variables explicativas de vulnerabilidad seleccionadas representan el estado de la cubierta vegetal (variable NDVI) y la topografía del terreno (variables pendiente y orientación). La variable NDVI se obtiene a partir del cálculo mediante imágenes de teledetección del índice espectral NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*), cuya formulación original se atribuye a Rouse *et al.* (1974), siendo éste el ratio normalizado entre la reflectividad de cubiertas en el infrarrojo cercano y el rojo. El NDVI ha sido relacionado con múltiples parámetros relativos al estado de la vegetación, tales como la cantidad de biomasa, el contenido en clorofila, el contenido hídrico de ellas hojas, el índice de área foliar (o *leaf area index* LAI en inglés) y otros muchos (Chuvieco, 2002). Por su parte, las variables topográficas se obtienen a partir de un modelo digital de elevaciones (MDE o *Digital Elevation Model* DEM en inglés). Los MDE pueden obtenerse de múltiples maneras, siendo lo más habitual el utilizar mapas topográficos tradicionales, o mediante sensores aerotransportados (e.g. LIDAR) o sensores satelitales (e.g. RADAR, sensores ópticos multi-angulares). A cada variable introducida en el modelo se le asignó una función de pertenencia dependiendo su comportamiento en relación al proceso de erosión y los rangos de valores para los que deseaba fuese modelizada. Las funciones de pertenencia se caracterizaron según dos parámetros (Eastman, 2009): 1) el tipo de

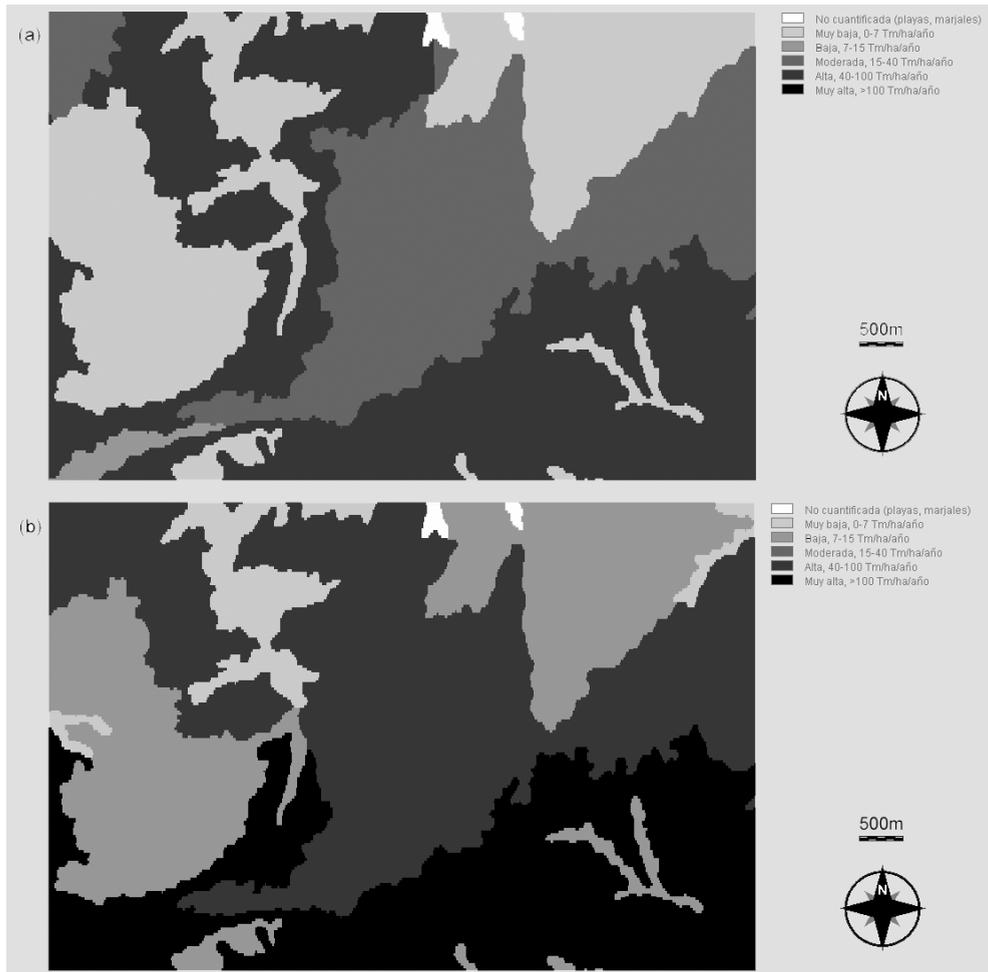


Figura 3. Mapas de erosión actual (a) y erosión potencial (b) para el área de estudio en base al modelo RUSLE. Fuente de datos: Antolín (1998).

función, pudiendo ser sigmoidea, exponencial (*J-shaped*), lineal o definida por el usuario; y 2) el comportamiento de la función, pudiendo ser monótonicamente creciente, monótonicamente decreciente o simétrica. Es esperable que suelos con baja cobertura vegetal y pendientes muy abruptas orientadas al medio día sean más vulnerables frente a la erosión. El modelo propuesto emplea las siguientes funciones de pertenencia para

las variables de entrada: 1) NDVI, función lineal monótonicamente decreciente; 2) pendiente, función exponencial monótonicamente creciente; y 3) orientación, función lineal simétrica. Finalmente, las funciones de pertenencia son combinadas ponderando su importancia relativa para obtener la estimación final de vulnerabilidad.

El modelo digital de elevaciones se generó a partir de cartografía vectorial (escala

1:10.000) que, mediante la estimación de polígonos TIN (*Triangulated Irregular Network*), se realizó una interpolación para obtener un MDE ráster con resolución espacial de 15m. Las variables pendiente y orientación de laderas se calcularon a partir del MDE obtenido. En la Figura 1 se muestra el MDE empleado en el modelo.

Para la estimación de la variable relativa a la cobertura vegetal, se utilizaron cuatro imágenes multispectrales adquiridas por el sensor ASTER, abordo del satélite TERRA. Las imágenes fueron adquiridas coincidiendo con el final de la primavera y final de verano, para los años 2000 (30 junio y 1 de agosto) y 2003 (22 mayo y 10 de agosto). La selección de tales fechas se debe a que a finales de verano la vegetación está completamente seca debido a la práctica ausencia de precipitación, y presenta un grado menor de protección del suelo respecto a la primavera. Las imágenes estaban corregidas atmosféricamente, presentando reflectividad en superficie (producto de nivel 2 AST_07) con una resolución espacial de 15m.

El modelo de lógica borrosa se desarrolló en el software IDRISI Andes, realizándose una estimación de vulnerabilidad para cada una de las imágenes de satélite, con la finalidad de evaluar las variaciones estacionales (primavera, final del verano) e inter-anales (2000, 2003). Estas cuatro estimaciones o escenarios, se corresponden con las fechas de adquisición de las escenas del sensor ASTER tal y como se presentan en la tabla 1.

En base a las estimaciones de vulnerabilidad derivadas del modelo, se evaluó el porcentaje de cambio experimentado comparando todas las estimaciones. Adicionalmente se utilizaron a fines de establecer un rango de posibles valores de vulnerabilidad para el área de estudio, una estimación del máximo valor posible del índice de vegetación ($NDVI=1$) y un valor del índice de vegetación crítico para cubiertas desnudas

($NDVI=0,1$) (Holben, 1986).

Con la finalidad de evaluar el funcionamiento del modelo de vulnerabilidad con relación a la erosión de suelos, se utilizaron con fines comparativos mapas de erosión actual y potencial (Figura 3a y b) estimados mediante la aplicación del modelo USLE adaptado a la Comunidad Valenciana (Antolín, 1998). Incrementos en las tasas de erosión (de una determinada categoría de erosión actual a otra diferente de erosión potencial) se identificaron con 1 y “no cambios” con 0. De este modo se pudieron calcular modelos de regresión logística binomial entre los incrementos de erosión (variable dependiente booleana), respecto los resultados de los cambios de vulnerabilidad.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Las estimaciones del índice espectral NDVI (Figura 4) muestran altos valores (mayor cantidad de vegetación) para las áreas de cultivo (zonas de forma poligonal y valores homogéneos) y vaguadas húmedas en los barrancos. Así mismo se puede apreciar una cierta variabilidad estacional con mayores valores para las imágenes de primavera. Estos mayores valores en primavera se deben al régimen ombométrico del área de estudio, donde las mayores precipitaciones son en primavera y otoño, mientras que una acusada sequía estival propicia la disminución de la vigorosidad de la vegetación y consecuentemente, una disminución en los valores del NDVI.

Se obtuvieron valores altos de vulnerabilidad para el área de estudio en todas las escenas, debido a la abrupta orografía existente y la poca vigorosidad de la cobertura vegetal. En la Figura 5 se puede observar cómo se obtuvieron valores promedios de vulnerabilidad $>80\%$ para la todas las escenas en base a las que se aplicó el modelo. No se

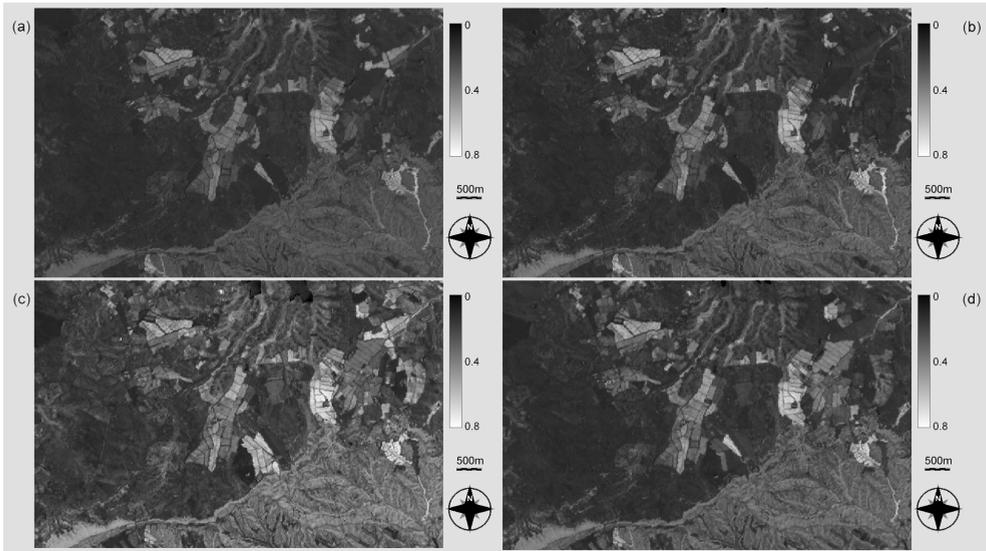


Figura 4. Estimaciones del índice de vegetación NDVI para: a) primavera 2000, b) verano 2000, c) primavera 2003, y d) verano 2003.

aprecia un cambio significativo entre la estimación de vulnerabilidad en la escena E01 y E02, mientras que sí que es posible apreciar un cambio más notable entre las esce-

nas E31 y E32, debido a una disminución de la cobertura vegetal. En la Figura 7 pueden observarse las estimaciones del modelo de vulnerabilidad para las escenas E31 y E32.

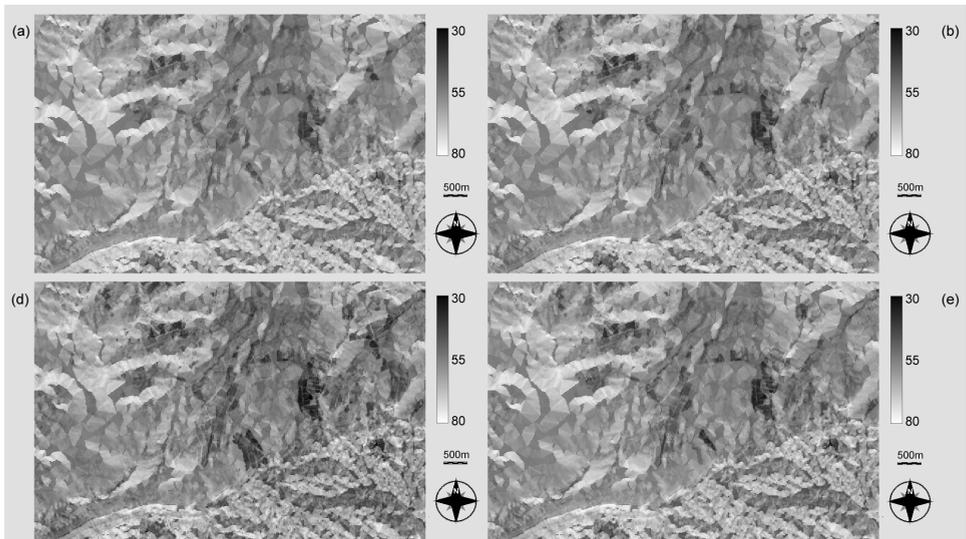


Figura 5. Estimaciones del vulnerabilidad del suelo para: a) primavera 2000, b) verano 2000, c) primavera 2003, y d) verano 2003.

Es posible apreciar un notable aumento en la estimación de vulnerabilidad en el centro de la escena (cambio de verde a marrón), atribuible a la eliminación de la cobertura vegetal en parcelas agrícolas.

Los mejores resultados de los modelos de regresión logística se obtuvieron mediante la inclusión de las variables independientes por el método de pasos hacia atrás por razón de verosimilitud. La detección de los incrementos de vulnerabilidad a la erosión, fue muy alta, ya que se alcanzó un porcentaje de acierto global del 82,3% utilizando como variable independiente los porcentajes de cambio de vulnerabilidad. La detección de "no incrementos" de vulnerabilidad a la erosión fue muy baja, debido a que las variables independientes utilizadas en los modelos estaban calculadas para estimar cambios de vulnerabilidad detectados mediante el modelo de lógica borrosa.

CONCLUSIONES

El empleo del modelo de estimación de vulnerabilidad mediante lógica borrosa se muestra altamente eficiente para la detección de incrementos en la vulnerabilidad a la erosión de suelos, pudiendo realizarse de manera sistemática y con alta frecuencia temporal estimaciones de vulnerabilidad, que permitirían un seguimiento temporal.

El modelo aquí presentado es un modelo simplificado, que brinda un marco de desarrollo marcado por el empleo de la lógica borrosa e información derivada de imágenes satelitales, cuya mejora y calibración presenta indudables oportunidades para el desarrollo de futuros modelos dinámicos de evaluación de la degradación de suelos.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Caja de Ahorros del Mediterráneo (CAM) la concesión de una beca predoctoral para la realización de este trabajo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agassi, M. & Ben-Hur, M. 1991. Effect of slope length, aspect and phosphogypsum on runoff and erosion from steep slopes. *Australian Journal of Soil Research*, 29: 197-207.
- Antolín, C. 1998. El suelo como recurso natural en la Comunidad Valenciana. Publicaciones de Divulgación Técnica. Colección "Territori". Número 8. Generalitat Valenciana. Valencia, España.
- Blum, W.E. 1990. The Challenge of Soil Protection in Europe. *Environmental Conservation*, 17: 72-74.
- Box, Jr., J. & Bruce, R. 1995. The effect of surface cover on infiltration and soil erosion. In Agassi, M. (Ed.) *Soil Erosion, Conservation and Rehabilitation*, pp. 107-123. Marcel Dekker, Inc., New York, USA.
- Brandt, C.J. & Thornes J.B. 1996. *Mediterranean Desertification and Land Use*. Wiley, Chichester, UK.
- Chuvienco, E. 2002. Teledetección Ambiental: la observación de la Tierra desde el Espacio. Ariel, Barcelona, España.
- Cohen, S., Svoray, T., Laronne, J. & Alexandrov, Y. 2008. Fuzzy-based dynamic soil erosion model (FuDSEM): Modeling approach and preliminary evaluation. *Journal of Hydrology*, 356: 185-198.
- Contador, J.F.L., Schnabel, S., Gutiérrez, A.G. & Fernández, M.P. 2009. Mapping sensitivity to land degradation in Extremadura. SW Spain. *Land Degradation &*

- Development, 20: 129-144.
- De Paz, J., Sánchez, J. & Visconti, F. 2006. Combined use of GIS and environmental indicators for assessment of chemical, physical and biological soil degradation in a Spanish Mediterranean region. *Journal of Environmental Management*, 79: 150-162.
- Eastman, J. 2009. *IDRISI Taiga Guide to GIS and Image Processing*. Clark Labs. Clark University, Worcester (MA), USA.
- Eswaran, H., Lal, R. & Reich, P. 2001. Land Degradation: An overview. In Bridges, E., Hannam, I., Oldeman, L., Pening de Vries, F., Scherr, S. & Sompatpanit, S. (Eds.) *Responses to Land Degradation*. Proc. 2nd. International Conference on Land Degradation and Desertification. Khon Kaen, Thailand, pp. 20-35. Science Publishers, Inc., Enfield (NC), USA.
- Holben, B.N. 1986. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR - data. *International Journal of Remote Sensing*, 7: 1417-1434.
- IGN-CNIG. 2005. *Atlas Nacional de España. Sección II Grupo 7. Edafología*. Segunda edición. Instituto Geográfico Nacional (IGN) -Centro Nacional de Información Geográfica (CNIG). Ministerio de Fomento, Madrid, España.
- Jenny, H. 1941. *Factors of soil Formation*. McGraw-Hill, New York, USA.
- Kapur, S. & Akça, E. 2006. Degradation: Global Assessment. In Lal, R. (Ed.) *Encyclopedia of Soil Science*, Second Edition, pp. 428-437. Taylor & Francis Group, New York, USA.
- Lu, D., Batistella, M., Moran, E. & Mausel, P. 2004. Application of spectral mixture analysis to Amazonian land-use and land-cover classification. *International Journal of Remote Sensing*, 25: 5345-5358.
- MARM. 2008. Programa de Acción Nacional contra la Desertificación (PAND). Convención de las Naciones unidas de Lucha Contra la Desertificación. Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino (MARM), Gobierno de España, Madrid, España.
- McBratney, A.B., Mendonça Santos, M.L. & Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117: 3-52.
- McBratney, A. & Odeh, I. 1997. Application of fuzzy sets in soil science: Fuzzy logic, fuzzy measurements and fuzzy decisions. *Geoderma*, 77: 85-113.
- Meléndez-Pastor, I., Navarro-Pedreño, J., Gómez, I., Mataix, J. & Jordán, M. 2006. A simplified fuzzy logic model to evaluate soil vulnerability. 1. Theoretical basis: DEM and Remote Sensing. 5th European Congress on Regional Geoscientific Cartography and Information Systems. Earth and Water. Proceedings Volume I, pp. 182-184. Institut Cartogràfic de Catalunya & Institut Geològic de Catalunya, Barcelona, España.
- Metternicht, G. & Gonzalez, S. 2005. FUERO: Foundations of a fuzzy exploratory model for soil erosion hazard prediction. *Environmental Modelling and Software*, 20: 715-728.
- Mitra, B., Scott, H., Dixon, J. & McKimney, J. 1998. Applications of fuzzy logic to the prediction of soil erosion in a large watershed. *Geoderma*, 86: 183-209.
- Morgan, R. 1997. *Erosión y Conservación del Suelo*. Mundi-Prensa, Madrid, España.
- Poch, R. & Martínez-Casasnovas, J. 2006. Degradation. In Lal, R. (Ed.) *Encyclopedia of Soil Science*, Second Edition, pp. 375-378. Taylor & Francis Group, New York, USA.
- Rouse, J., Hass, R., Schell, J. & Deering, D.

1974. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, pp. 3010-3017. NASA SP-351, Washington D.C., USA.
- Torri, D. & Borselli, L. 2000. Water erosion. In Sumner, M. (Ed.) Handbook of Soil Science, pp. G171-G194. CRC Press, Boca Raton (FL), USA.
- UNEP. 1997. World Atlas of Desertification. Second edition. United Nations Environment Programme (UNEP), Nairobi, Kenya.
- Wischmeier, W. & Smith, D. 1965. Predicting rainfall-erosion losses from cropland east of the Rocky Mountains. Guide for Selection of Practices for Soil and Water Conservation. Agriculture Handbook 282. United States Department of Agriculture (USDA), Washington D.C., USA.
- Zadeh, L. 1965. Fuzzy sets. Information and Control, 8: 338-353.