



# ESPACIO, TIEMPO Y FORMA

AÑO 2018 ISSN  
1130-2968  
E-ISSN 2340-146X

11

SERIE VI GEOGRAFÍA  
REVISTA DE LA FACULTAD DE GEOGRAFÍA E HISTORIA

UNED





# ESPACIO, TIEMPO Y FORMA

AÑO 2018  
ISSN 1130-2968  
E-ISSN 2340-146X

# 11

**SERIE VI GEOGRAFÍA**  
REVISTA DE LA FACULTAD DE GEOGRAFÍA E HISTORIA

DOI: <http://dx.doi.org/10.5944/etfvi.11.2018>



UNIVERSIDAD NACIONAL DE EDUCACIÓN A DISTANCIA

La revista *Espacio, Tiempo y Forma* (siglas recomendadas: ETF), de la Facultad de Geografía e Historia de la UNED, que inició su publicación el año 1988, está organizada de la siguiente forma:

- SERIE I — Prehistoria y Arqueología
- SERIE II — Historia Antigua
- SERIE III — Historia Medieval
- SERIE IV — Historia Moderna
- SERIE V — Historia Contemporánea
- SERIE VI — Geografía
- SERIE VII — Historia del Arte

Excepcionalmente, algunos volúmenes del año 1988 atienden a la siguiente numeración:

- N.º 1 — Historia Contemporánea
- N.º 2 — Historia del Arte
- N.º 3 — Geografía
- N.º 4 — Historia Moderna

ETF no se solidariza necesariamente con las opiniones expresadas por los autores.

UNIVERSIDAD NACIONAL DE EDUCACIÓN A DISTANCIA  
Madrid, 2018

SERIE VI · GEOGRAFÍA N.º 11, 2018

ISSN 1130-2968 · E-ISSN 2340-146X

DEPÓSITO LEGAL  
M-21.037-1988

URL  
ETF VI · GEOGRAFÍA · <http://revistas.uned.es/index.php/ETFVI>

DISEÑO Y COMPOSICIÓN  
Carmen Chincoa Gallardo · <http://www.laurisilva.net/cch>

Impreso en España · Printed in Spain



Esta obra está bajo una licencia Creative Commons  
Reconocimiento-NoComercial 4.0 Internacional.

## ARTÍCULOS · ARTICLES



# ANÁLISIS DEL EFECTO DE VARIABLES AMBIENTALES EN LA ESTIMACIÓN DE LA EROSIONABILIDAD (FACTOR K)

## ANALYSIS OF THE EFFECT OF ENVIRONMENTAL VARIABLES ON THE SOIL ERODIBILITY ESTIMATION (K FACTOR)

Pedro Pérez Cutillas<sup>1, 2</sup>, Gonzalo G. Barberá<sup>2</sup> & Carmelo Conesa García<sup>1</sup>

Recibido: 19/09/2017 · Aceptado: 15/01/2018

DOI: <http://dx.doi.org/10.5944/etfvi.11.2018.20187>

### Resumen

El objetivo principal de este trabajo se centra en la determinación y análisis de las variables ambientales que influyen en las divergencias de las estimaciones de erosionabilidad a partir de dos métodos, aplicando tres algoritmos de estimación del Factor K. La exploración de esta información permite conocer el peso que ejerce el origen de los datos de entrada a los modelos en el cómputo de erosionabilidad y qué importancia tiene en función del algoritmo elegido para la estimación del Factor K. Los resultados muestran que las pendientes, así como los índices de vegetación (NDVI) y de composición mineralógico (IOI) obtenidos mediante técnicas de teledetección han mostrado los valores de asociación más elevados entre ambos métodos.

### Palabras clave

Erosión; suelo; Pendiente; NDVI.

### Abstract

The main goal of this work is to determine and analyze the influence of environmental variables on the changes of two erodibility methods, through the application of three estimation algorithms of K Factor. The analysis of this information allows knowing the significance of the input data to the models in the erodibility estimation, and likewise the consequence of the algorithm selected for the estimation of K Factor. The results show that the slopes, as well as the vegetation index (NDVI) and the mineralogical composition index (IOI), generated both by remote sensing techniques, have shown the highest values of association between methods.

- 
1. Departamento de Geografía. Universidad de Murcia. <[pedrope@um.es](mailto:pedrope@um.es), [cconesa@um.es](mailto:cconesa@um.es)>.
  2. Grupo de Erosión y Conservación de Suelos. Centro de Edafología y Biología Aplicada del Segura, Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CEBAS-CSIC), <[perezcutillas@cebas.csic.es](mailto:perezcutillas@cebas.csic.es)>, <[gbarbera@cebas.csic.es](mailto:gbarbera@cebas.csic.es)>.

## Keywords

Erosion; Soil; Slope; NDVI.

.....

## 1. INTRODUCCIÓN

La erosionabilidad se ha expresado como la vulnerabilidad de un suelo a la erosión, lo cual está condicionado directamente por la disminución de la materia orgánica y la degradación de la estructura del suelo (Wischmeier *et al.*, 1971), así como la disposición resultante de la granulometría de los elementos que lo componen y del modo en que éstos aparecen organizados. Por tanto, los valores de textura y MO pasan a convertirse en información esencial para la realización de estimaciones del Factor K a escala regional.

Desde la publicación completa de la ecuación *Universal Soil Loss Equation* (USLE) (Wischmeier y Smith, 1978) por el *Soil Conservation Service* (en este momento, *Natural Resources Conservation Service*) de la USDA, hasta la actualidad, no han parado de surgir modelos de erosión hídrica, así como trabajos que permiten evaluar espacialmente la ocurrencia de los procesos de erosión (de Vente *et al.*, 2009), analizar su evolución temporal, y simular los efectos de cambios en las variables climáticas y paisajísticas (Poesen *et al.*, 2003; de Vente, 2013). En general, la modelización de estos procesos se basa en la comprensión de las leyes físicas y químicas que controlan las fases de meteorización, arranque y transporte de partículas del suelo.

Numerosas administraciones públicas y universidades han liderado el desarrollo y aplicación de estos modelos, demostrando el interés general por dicha problemática ambiental. Ejemplo de ello, son los modelos SWAT (*Soil and Water Assessment Tool*) (Arnold y Fohrer, 2005), WEPP (*Water Erosion Prediction Project*) (Nearing *et al.*, 1989) o ANSWERS (*Areal Nonpoint Source Watershed Environment Response Simulator*) (Beasley *et al.*, 1989) realizados en Estados Unidos y aplicados a nivel mundial. También en la UE se han elaborado robustos programas de investigación con desarrollo de modelos como EUROSEM (*European Soil Erosion Model*) (Morgan *et al.*, 1998), PESERA model (*Pan-European Soil Erosion Risk Assessment*) (Kirkby *et al.*, 2000) o WATEM/SEDEM (*Water and Tillage Erosion Model*) (Van Oost *et al.*, 2000), que vienen a ampliar considerablemente la oferta de estas herramientas.

Atendiendo a la formulación que adquiere la descripción de los procesos físicos representados, se pueden clasificar los modelos de erosión en tres grandes grupos (Merritt *et al.*, 2003): modelos empíricos, modelos conceptuales y modelos de base física. Los primeros están basados en el análisis estadístico de datos obtenidos mediante información cuantitativa a partir de instalaciones experimentales y de monitorización en campo, y, aunque generalmente son los modelos más sencillos de aplicar, no ofrecen una visión dinámica del proceso, sino que se orientan a la predicción de valores promedio a largo plazo. Los modelos conceptuales se basan en la representación de los principales procesos físicos de la de erosión como una

serie interna de almacenamientos entre los que se establecen relaciones matemáticas simplificadas, respondiendo así a una combinación de modelos físicos con otros estrictamente empíricos. Finalmente, los modelos de base física se fundamentan en leyes físicas que controlan las relaciones entre los parámetros y los procesos observados. Gracias a que se sustentan en ecuaciones válidas para cualquier área geográfica, estos modelos son más sencillos de calibrar a partir de datos empíricos, al contrario de lo que sucede con los modelos conceptuales.

Independientemente del tipo de modelo utilizado, hay factores comunes en los procesos erosivos que son necesarios cuantificar para poder conocer cuáles son los mecanismos más importantes en estos procesos de degradación del suelo. Resulta fundamental comprender los factores intrínsecos o inherentes a los suelos, ya que de sus propiedades se pueden obtener las características de vulnerabilidad de un suelo a la erosión. Para Hudson (1982), hay dos elementos que intervienen en la erosionabilidad, el primero se basa en las características físicas del suelo, y el segundo en la gestión y uso que se práctica sobre el mismo. Pero son estas primeras, las que conviene aislar y cuantificar para poder conocer las respuestas del suelo a estos procesos erosivos. Gracias precisamente a la aplicación de nuevos modelos a partir de relaciones estadísticas planteadas sobre los datos obtenidos en parcelas experimentales y su relación con propiedades del suelo fácilmente medibles, se están obteniendo mejores algoritmos de estimación del índice de erosionabilidad, lo que permite en gran parte sustituir los costosos y complejos sistemas de medición de este factor en campo.

La complejidad de los vínculos que aparecen entre las variables que participan en los procesos físicos del suelo, así como los problemas en determinar el origen y estado de las propias fuentes de información que intentan reflejar esta realidad, interfieren de forma sustancial en la estimación y en la precisión de los valores examinados. Este factor anima a explorar la dependencia a la que están sujetos los cálculos de la erosionabilidad, debido a que una importante variabilidad de los resultados está en el origen de los datos necesarios para su cómputo. A partir de esta hipótesis, se plantea el objetivo principal de este estudio, que se centra en determinar y analizar las variables que influyen de manera notoria en las divergencias de las estimaciones de erosionabilidad a partir de dos métodos, aplicando tres algoritmos de estimación del Factor K.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. ÁREA DE ESTUDIO Y FUENTES DE INFORMACIÓN

El área de estudio se centra en la Región de Murcia, situada al SE de la Península Ibérica (Figura 1), con un área aproximada de 1.130.000 has. A pesar de que se disponen de los datos analíticos del proyecto LUCDEME para toda la Cuenca del Segura, algunas de las variables ambientales requeridas por los procesos de modelización se restringen a los límites regionales.

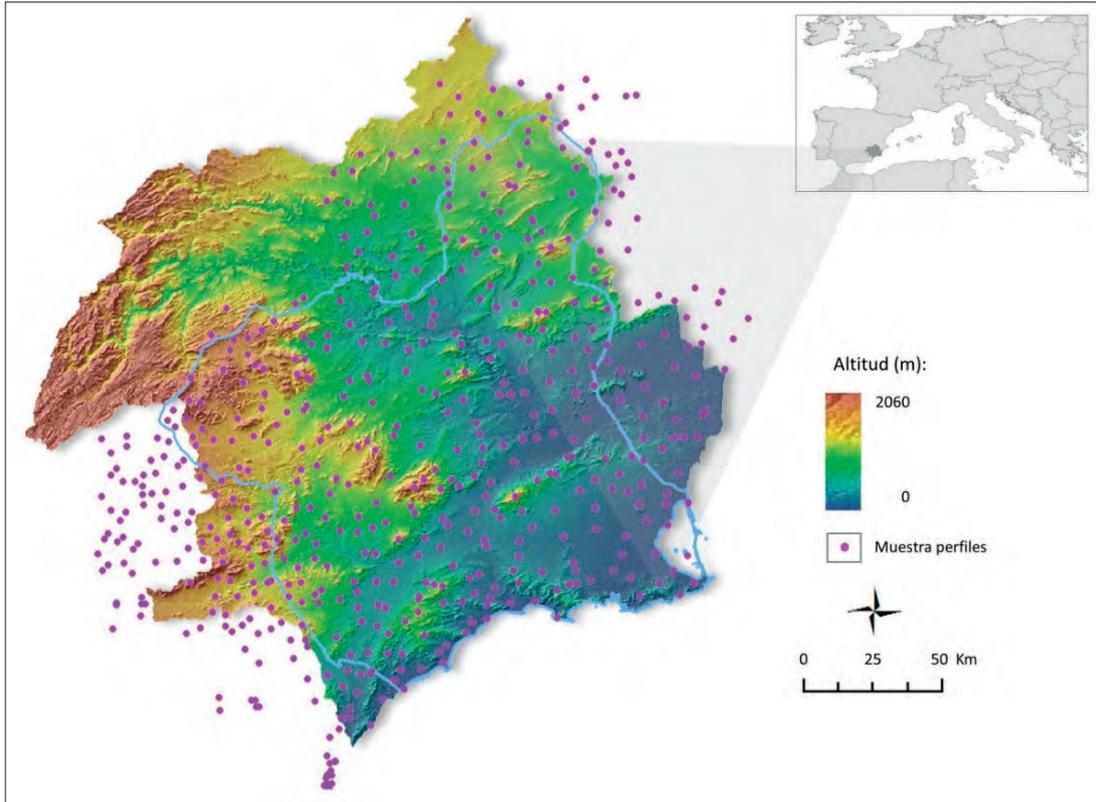


FIGURA 1. ÁREA DE ESTUDIO, CUENCA DEL RÍO SEGURA, EN EL SE DE LA PENÍNSULA IBÉRICA. EN CONTORNO, LÍMITE DE LA REGIÓN DE MURCIA. DISTRIBUCIÓN ESPACIAL DE LOS MUESTREOS DE CAMPO (PUNTOS MAGENTA) DEL PROYECTO LUCDEME PARA LAS DETERMINACIONES DE LOS PERFILES.

En conjunto, se trata de una superficie bastante accidentada, con la presencia de numerosas sierras alineadas en dirección ENE-WSW y asociadas a la dirección general de las Cordilleras Béticas, que con frecuencia superan los 1.000 m de altitud. Junto a estos relieves aparecen una serie de valles, cubetas, llanuras y altiplanos, que en conjunto configuran una topografía contrastada y diversas unidades de paisaje que hacen de la Cuenca del Segura un territorio singular de gran variedad paisajística.

Los datos que se emplean en este trabajo provienen de los valores de textura y MO de las determinaciones analíticas de los muestreos en los horizontes superficiales de los perfiles del proyecto LUCDEME (ICONA, 1986), así como la cartografía de suelos, E. 1:100.000 (Figura 2) del mismo proyecto y el mapa de litologías extraído de los datos cartográficos MAGNA, E. 1:50.000 (IGME, 2016) (Figura 3).

## 2.2. MÉTODOS DE ESTIMACIÓN DE LA EROSIONABILIDAD

La metodología está basada en el análisis comparativo de los valores de la erosionabilidad obtenidos por dos procedimientos de análisis espacial, a través de la

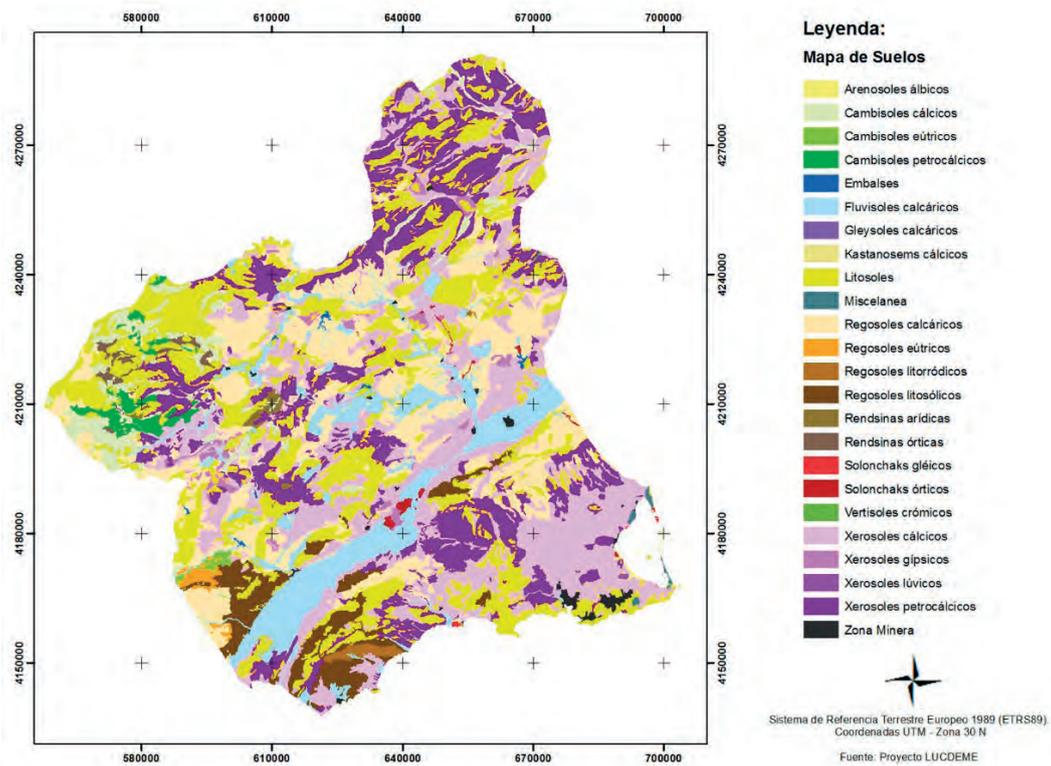


FIGURA 2. MAPA DE SUELOS (LUCDEME) [SLU]. MAPA DE SUELOS DEL PROYECTO LUCDEME. E. 1:100.000. CLASIFICACIÓN TAXONÓMICA ELABORADA BAJO EN EL SISTEMA WORLD SOIL CLASSIFICATION (FAO 1974).

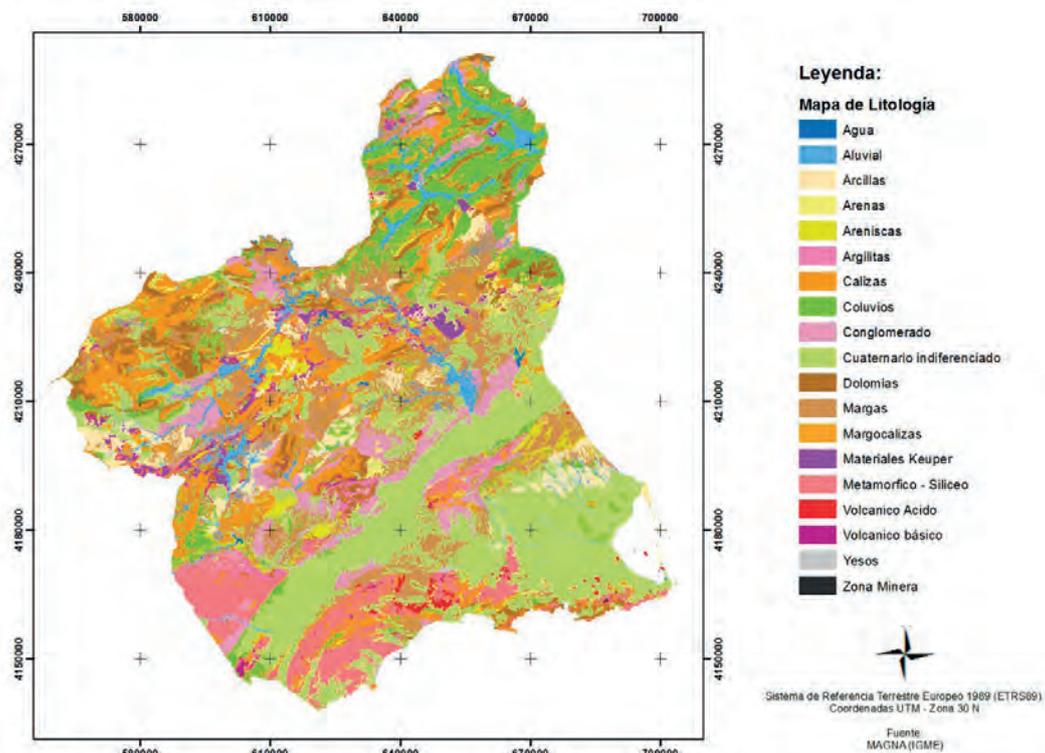


FIGURA 3. MAPA DE LITOLOGÍA (MAGNA) [LM]. CLASES LITOLÓGICAS RECLASIFICADAS DE LAS CATEGORÍAS DE LA CARTOGRAFÍA GEOLÓGICA MAGNA, E. 1:50.000.

evaluación de las variables ambientales utilizadas en la estimación de las texturas y materia orgánica, que han servido de entrada al cálculo del factor K (Figura 4).

El primer método consiste en atribuir a cada tipo de suelo un valor de K en función de los valores promedio de textura y/o MO, elaborado en la asignación directa de estos valores a los recintos cartográficos del Proyecto LUCDEME, que contienen una supuesta continuidad taxonómica (Pérez Cutillas *et al.*, 2013). La obtención cartográfica de los datos texturales se ha elaborado mediante la adopción de los valores medios de textura obtenidos en estos perfiles por unidad taxonómica, asignando dicho valor medio a todas las entidades espaciales que corresponden a esa unidad en el mapa de suelos del proyecto (1:100.000). En la cartografía edafológica del proyecto LUCDEME se han delimitado las unidades cartográficas individuales, así como la asociación de los suelos más representativos. Esta particularidad, obliga a modificar los valores promedio de textura iniciales dependiendo de las diferentes asociaciones mostradas por unidad cartográfica. Como el porcentaje de participación en estas agrupaciones de suelo nos es desconocido, se ha estimado un 50% en los casos de la existencia de dos suelos. De manera similar, han sido estimados los valores de MO, que también se han extraído de la base de datos de los suelos en los perfiles del proyecto LUCDEME.

Por su parte, el segundo método se obtiene de la mediante el uso de las texturas y MO modelizadas con variables ambientales (Pérez Cutillas *et al.*, 2017). Para la obtención de las capas modelizadas se han utilizado los valores obtenidos en campo, proporcionados por los datos analíticos de fracciones de textura y materia orgánica

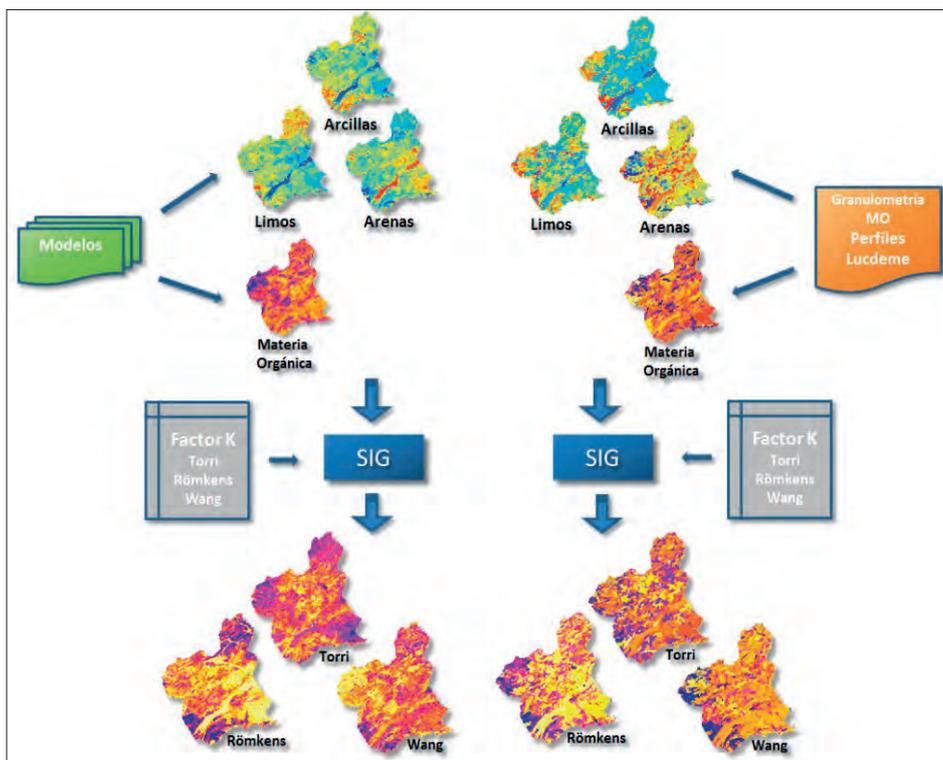


FIGURA 4. PLANTEAMIENTO METODOLÓGICO DEL ANÁLISIS SIG Y ESTADÍSTICO PARA LA ESTIMACIÓN DE LOS ÍNDICES DE EROSIONABILIDAD (FACTOR K).

de las bases de datos de la capa arable del proyecto LUCDEME. Los modelos estadísticos se han construido mediante regresiones lineales construidas ‘paso a paso’ con el Criterio de Información de Akaike (AIC) (1974). Este método ofrece una medida relativa de la pérdida de información cuando un determinado modelo es utilizado para describir la realidad. Los datos utilizados para los procesos de modelización se agrupan en cuatro bloques de capas de información SIG (TG: Topografía y aspectos geomorfológicos; C: Clima; T: Teledetección; SL: Suelo y litología), que quedan descritas en la Tabla 1. Estas variables proporcionan la base del análisis de comparación para ambos métodos. El cotejo de los resultados de estos dos métodos, serán revisados y evaluados por tres algoritmos de cálculo del Factor K obtenidos en revisión bibliográfica, lo que permitirá obtener una interesante información para conocer cuál es la influencia de los datos de entrada a estas ecuaciones, y determinar la importancia en la elección del algoritmo a utilizar.

Las imágenes del satélite utilizadas en el bloque de variables de teledetección (bloque T) corresponden al sensor TM de Landsat 5, mediante el uso de dos fechas (14/02/2009 y 24/07/2009). Estas imágenes corresponden a dos periodos estacionales diferentes del mismo año, uno estival y otro invernal. De esta forma se minimiza el posible sesgo estacional. Para cada periodo se estimó el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) (Townshend et al, 1985). Este índice aprovecha la diferencia de las características espectrales de estas dos bandas, donde las altas absorciones de pigmentos de clorofila en la banda Roja contrastan con la alta reflectividad de los materiales vegetales de la banda IRC.

$$\text{NDVI} = (\text{IRC} - \text{R}) / (\text{IRC} + \text{R})$$

dónde,

**IRC:** valor de los píxeles en la banda del Infrarrojo Cercano (0,75–0,90  $\mu\text{m}$ )

**R:** valor de los píxeles en la banda Roja (0,63–0,69  $\mu\text{m}$ )

También se han aplicado una serie de algoritmos sobre las imágenes seleccionadas para obtener indicadores mineralógicos (Sabins, 1981; Crosta et al., 2003), mediante combinación de las siguientes funciones estandarizadas «Clay Minerals» (minerales de arcilla, CMI), «Ferrous Minerals» (minerales ferrosos, FMI) y «Iron Oxide» (óxidos de hierro, IOI). Para cada una de las funciones se han realizado los cálculos correspondientes a la estación de verano (julio) e invierno (febrero).

Índice de Minerales Arcillosos (CMI) =  $\text{IRM} / \text{TP}$

Índice de Minerales Férricos (FMI) =  $\text{IRM} / \text{IRC}$

Índice de Óxido de Hierro (IOI) =  $\text{R} / \text{A}$

donde,

**A:** valor de los píxeles en la banda Azul (0,45–0,515  $\mu\text{m}$ )

**R:** valor de los píxeles en la banda Roja (0,63–0,69  $\mu\text{m}$ )

**IRC:** valor de los píxeles en la banda del Infrarrojo Cercano (0,75–0,90  $\mu\text{m}$ )

**IRM:** valor de los píxeles en la banda del Infrarrojo Medio (1,55–1,75  $\mu\text{m}$ )

**TP:** valor de los píxeles en la banda del Térmico Próximo (2,09–2,35 μm)

TABLA 1. DESCRIPCIÓN DE LA REPRESENTATIVIDAD DE LOS VALORES DE LAS VARIABLES AMBIENTALES Y SU ESTADÍSTICO DESCRIPTIVO CON EL CÁLCULO DEL RANGO, MEDIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR.

Bloque	Código	Variable	Rango	Media	Desv. Estándar
TG	DEM	Altitud	0 – 2057 (m)	612	±407
	Slp	Pendientes	0 – 79 (°)	7,5	±7,7
	CuP	Curvatura Perfil	-18 - 18	0,008	±0,27
	CuPP	Curvatura Perpendicular	-20 - 22	0,008	±0,41
	FAc	Acumulación de flujo	0 – 17 (pixel) *	1,6 *	±1,8
C	Pr	Precipitación	250 – 771 (mm)	390	±84
	Tmp	Temperatura	8,2 - 18,4 (°C)	15,1	±2,07
	RaDir	Radiación directa	0,001 - 2,258 **	1,36 **	±0,12
	RaDif	Radiación difusa	0,083 - 0,514 **	0,28 **	±0,01
	RaDur	Duración de radiación	40 – 4360 (h)	4,03	±0,27
T	NDVifeb	NDVI - Invierno	-1 - 1	0,05	±0,19
	NDVijul	NDVI - Verano	-1 - 1	0,03	±0,13
	CMifeb	CMI – Inverno	0 - 3,5	1,21	±0,97
	FMifeb	FMI – Inverno	0 - 3	0,83	±0,75
	IOifeb	IOI – Inverno	0 - 1,5	0,31	±0,28
	CMijul	CMI –Verano	0 - 3,5	1,21	±0,92
	FMijul	FMI –Verano	0 - 3	0,95	±0,76
	IOijul	IOI -Verano	0 - 1,5	0,39	±0,34
SL	FS	Fase Salina	Variables cualitativas		
	SLu	Suelos LUCDEME			
	LM	Litología MAGNA			

\* Acumulación de flujo está reescalado a valores logarítmicos (Ln) \*\* Radiación directa y difusa están escalados a 1/1000000 respecto a los valores originales. En la tabla están expresados en MWh/m². NDVI: Índice de vegetación normalizado. CMI: Índice de Composición Mineral, Clay Minerals; FMI: Índice de Composición Mineral, Ferrous Minerals; IOI: Índice de Composición Mineral, Iron Oxide. (Sabins, 1999). Imágenes de satélite Landsat captadas el 14/02/2009 (invierno) y 24/07/2009 (verano).

**2.2.1. Índices de cálculo del Factor K**

Las unidades con las que se han trabajado los índices de erosionabilidad en este trabajo se han ajustado al Sistema Internacional (SI) expresado en Mg\*ha\*h / ha\*MJ\*mm (Foster *et al.*, 1981). Los índices de cálculo del Factor K seleccionados corresponden a las ecuaciones de Römken *et al.* (1986), Torri *et al.* (1997) y Wang *et al.* (2012). En los tres casos, se trata de procedimientos deducidos del algoritmo propuesto por Wischmeier y Smith (1978), basados en el modelo simplificado de Shirazi y Boersma (1984).

### Factor K de Römken

El método de Römken *et al.* (1986) se trata de un método sencillo, que solo requiere de clasificaciones texturales, a diferencia del método originario de cálculo de K para USLE de Wischmeier y Smith (1978), que necesita datos de estructura y permeabilidad del suelo, además de valores de MO.

Donde  $D_g$  es la media geométrica del diámetro de las partículas del suelo (mm);  $f_i$ , la proporción de las partículas de suelo en la fracción  $i$  (%); y  $M_i$ , la media del tamaño de las partículas del suelo en la fracción  $i$  (mm)

$$D_g = \exp(0,01 \sum_{i=1}^n f_i \ln M_i)$$

$$K = 0,0034 + 0,0405 \exp \left[ -0,5 \left( \frac{\log D_g + 1,659}{0,7101} \right)^2 \right]$$

### Factor K de Wang

Este cálculo se basa en los algoritmos del método anterior, pero aumentando el número de variables que intervienen en el cálculo (Wang *et al.*, 2012). Esta ecuación trata de vincular también los valores de la MO con la  $D_g$  (igual al utilizado por Römken), que es una medida de fácil deducción y actúa como un parámetro textural uniforme (Shirazi y Boersma, 1984; Römken *et al.*, 1988).

Donde  $D_g$  es la media geométrica del diámetro de las partículas del suelo (mm);  $f_i$ , la proporción de las partículas de suelo en la fracción  $i$  (%);  $M_i$ , la media del tamaño de las partículas del suelo en la fracción  $i$  (mm); y OM, el contenido de ma-

$$D_g = \exp(0,01 \sum_{i=1}^n f_i \ln M_i)$$

$$K = 0,0364 - 0,0013 \left[ \ln \left( \frac{OM}{D_g} \right) - 5,6706 \right]^2 - 0,015 * \exp \left[ -28,9589 (\log(D_g) + 1,827)^2 \right]$$

teria orgánica (%).

### Factor K de Torri

El tercer método (Torri *et al.*, 1997), revisado por Torri *et al.* (2002), se halla dentro de la línea del método de Wang, ya que, además del contenido de MO y arcilla, utiliza  $D_G$  como parámetro para unificar cuantitativamente la textura del suelo, esta vez de modo parecido al expuesto por Shirazi *et al.* (1988).

Donde OM es la materia orgánica (gr/mm); C, el contenido de arcilla (gr/mm);  $D_g$ , la media geométrica del diámetro de las partículas del suelo (mm);  $d_{i-1}$ , la proporción

$$D_G = \sum_i f_i \log_{10}(\sqrt{d_i d_{i-1}})$$

$$K = 0,0293 (0,65 - D_G + 0,24 D_G^2) * \exp \left\{ -0,0021 \frac{OM}{C} - 0,00037 \left( \frac{OM}{C} \right)^2 - 4,02C + 1,72C^2 \right\}$$

de las partículas de suelo en la fracción  $i$  (%);  $d_i$ , el tamaño máximo de la fracción  $i$  de textura;  $y$ , el tamaño mínimo de la fracción  $i$  de textura.

Comparación de dos métodos de estimación de propiedades físico-químicas de suelo en el cálculo de la erosionabilidad.

La metodología seguida en la evaluación de los dos métodos de estimación de propiedades físico-químicas se centra en la comparación de los resultados del cálculo de  $K$  a partir de los valores de texturas y de  $MO$ , que han sido calculados individualmente para cada valor mínimo de información de las capas raster obtenidas, con los resultados de la estimación de dichas propiedades del suelo mediante los datos analíticos y cartográficos del proyecto LUCDEME, en los que la resolución es simplemente el recinto cartográfico o polígono que contiene una unidad taxonómica o combinación de unidades taxonómicas. Para ello, se plantea un cotejo diferenciado de los datos para las variables de origen cuantitativo y cualitativo.

En los datos cuantitativos se efectúa un análisis de correlación para medir el grado de relación entre las variables de interés y las diferencias en los cálculos de los valores del Factor  $K$ . Los análisis llevados a cabo, se han realizado mediante el índice de correlación de Pearson, ya que mide la relación lineal entre dos variables aleatorias, y a diferencia de la covarianza, el método de Pearson es independiente de la escala de medida de las variables.

Donde,  $\sigma_{XY}$  es la covarianza de  $(X, Y)$  y  $\sigma_X \sigma_Y$  son la desviaciones típicas de  $(X$  e  $Y)$ .

$$\rho_{X,Y} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Que aplicado al total de las muestras queda expresado como sigue:

También se ha aplicado el coeficiente de correlación de Spearman, que, al igual

$$r_{xy} = \frac{\sum_n x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{\sum_n x_i^2 - (\sum x_i)^2} \sqrt{\sum_n y_i^2 - (\sum y_i)^2}}$$

que el coeficiente de correlación de Pearson, oscila entre  $-1$  y  $+1$ , representando asociaciones negativas o positivas respectivamente. Cuando adopta valor  $0$  indica que no existe correlación, pero tampoco independencia de las variables. A diferencia del de Pearson, el coeficiente de correlación de Spearman es capaz de detectar asociaciones monótonas no estrictamente lineales.

Para seleccionar estas variables se han considerado de manera arbitraria los valores de los coeficientes de Pearson (o llegado el caso, de Spearman), con valor ab-

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum D^2}{N(N^2 - 1)}$$

soluta  $> 0,30$ , los cuales nos indicarán una varianza explicada de aproximadamente el  $10\%$  para la variable que estemos estudiando. Estos índices muestran cuál es el grado de asociación entre la diferencia entre métodos y una variable en particular, siendo los valores más altos los que sugieren que la diferencia entre métodos puede deberse al efecto de esa variable en alguna parte del proceso. Esta información

nos permite comprobar cuáles han sido los coeficientes de cada una de las variables obtenidos en los procesos de modelización de las fracciones de textura y MO, y con ello conocer la intensidad de su efecto en los resultados finales.

Un valor bajo de la correlación de Pearson y alto en la de Spearman puede obedecer a un patrón no lineal de la nube de puntos. Como norma general, los coeficientes de correlación miden la intensidad de la asociación existente entre variables. Pero los niveles de significación estadística en las correlaciones dependen del número de muestras, y con un alto número de ellas casi siempre se obtendrán valores estadísticamente significativos. En el caso de estudio, y a modo de ejemplo, con más 69.000 muestras que son analizadas por capa raster, pueden obtenerse coeficientes de correlación tan bajos como 0,0075, obteniéndose valores significativos al nivel de  $p < 0.05$ . Por ello, en estos casos la significación estadística puede carecer de relevancia, de modo que ha sido necesario adoptar otro método para elegir las variables a las que merece la pena prestar atención respecto a diferencias entre ambos métodos.

Lo correcto sería caracterizar esta nube de datos compleja, pero el uso de un modelo de regresión lineal puede provocar una pérdida notable de información, así como encubrir el problema que estamos analizando y desvirtuar las conclusiones. Una alternativa al uso de estos modelos de regresión es el empleo de los Modelos Aditivos Generalizados (GAM), que incorporan funciones no paramétricas con las que se adaptan mejor a estructuras no lineales de los datos.

Donde,  $\beta_0$ , es la intersección o término «constante» y  $f_1(x_1)$ , funciones de la variable.

$$g(E(Y)) = \beta_0 + f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_m(x_m)$$

La representación gráfica de nuestros datos nos permitirá mejorar los comentarios de los resultados, puesto que los valores de los coeficientes de correlación nos

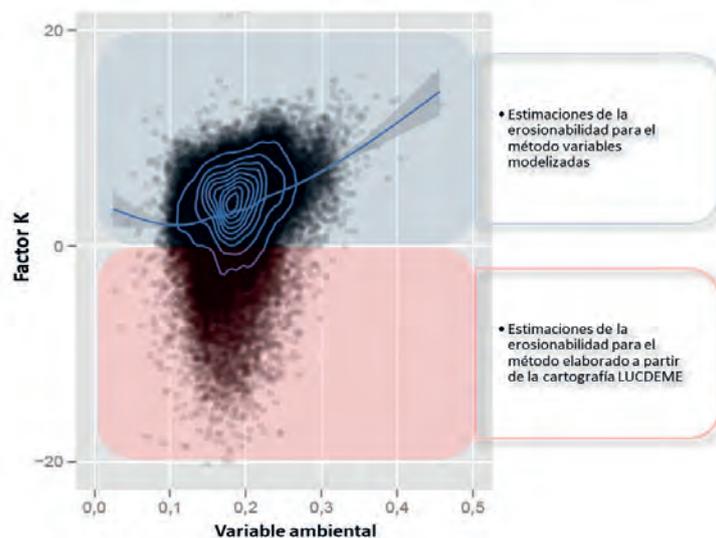


FIGURA 5. REPRESENTACIÓN A MODO DE EJEMPLO DE DISPERSIÓN DE LA NUBE DE PUNTOS RELACIONANDO DOS VARIABLES AJUSTADAS MEDIANTE UN GENERALIZED ADDITIVE MODEL (GAM). LOS VALORES SITUADOS EN EL MARCO AZUL MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES PARA EL MÉTODO DE VARIABLES MODELIZADAS. LOS VALORES REPRESENTADOS EN EL MARCO ROJO MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES PARA EL MÉTODO ELABORADO A PARTIR DE LA CARTOGRAFÍA LUCDEME.

indican la información correspondiente a la variabilidad que es explicada por una variable, pero no nos muestra la evolución que sigue la dispersión de los datos de las variables. El siguiente ejemplo (Figura 5) ayudará a interpretar mejor las diferencias existentes entre los dos métodos de estimación de la erosionabilidad, y el efecto de las variables ambientales en los modelos.

En el caso de las variables cualitativas, correspondientes al bloque de Suelos y Litología, se han aplicado criterios de normalización tipificada de los 69.394 datos disponibles para cada una de las tres capas de información de las «Diferencias» en el Factor K (Römken, Wang y Torri). Datos que posteriormente se normalizan mediante el procedimiento de tipificación, utilizando la media ( $\mu$ ) y la desviación típica ( $\sigma$ ) de cada capa:

Mediante este procedimiento se generan clases cuyos valores  $z$  en una distribución estandarizada son mayores de 0,67 y menores de -0,67, datos que correspon-

$$Z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

den al 25 % de los valores extremos con valor positivo y al 25 % de los valores de signo negativo, respectivamente, en una distribución tipificada normal (Figura 6).

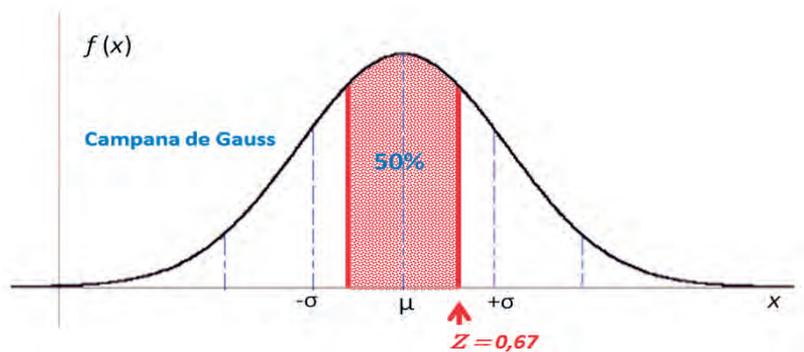


FIGURA 6. REPRESENTACIÓN DEL 50 % DE LOS VALORES EN UNA DISTRIBUCIÓN NORMAL TIPIFICADA, ASOCIADOS AL VALOR  $Z = \pm 0,67$ .

### 3. RESULTADOS

#### 3.1. ASOCIACIÓN ESTADÍSTICA DE LAS VARIABLES AMBIENTALES CON LAS DIFERENCIAS DE ESTIMACIÓN ENTRE MÉTODOS

El procedimiento de exploración estadística definido en el apartado metodológico nos permite profundizar un poco más en las relaciones entre los valores de *Diferencias* de los índices de erosionabilidad y los datos de las variables que han entrado en la modelización.

Como referencia para los análisis estadísticos se exponen a continuación los valores promedio ( $\bar{x}$ ) y desviación típica ( $\sigma$ ) para el total de ND obtenidos en las distintas capas *Diferencias* del Factor K (Tabla 2).

TABLA 2. VALORES PROMEDIO ( $\bar{x}$ ) Y DESVIACIÓN TÍPICA ( $\sigma$ ) DE LOS DATOS DE LAS DIFERENCIAS ENTRE MÉTODOS.

	<i>Römkens et al.</i>	<i>Wang et al.</i>	<i>Torri et al.</i>
$\bar{x}$	0,0009	-0,0010	0,0039
$\sigma$	$\pm 0,0055$	$\pm 0,0048$	$\pm 0,0046$

A continuación, se expone el estudio de la relación que muestran las diferentes variables ambientales sobre las diferencias de los dos métodos. Para ello se han calculado de manera diferenciada los valores de las variables cuantitativas y cualitativas.

### 3.1.1. Asociación de las variables ambientales cuantitativas

El estudio de las variables cuantitativas se ha elaborado a partir de los análisis de correlación para conocer los niveles de asociación estadística existente entre las variables ambientales y las diferencias de Factor K, abordando los resultados en las agrupaciones de variables en los siguientes bloques: topografía y aspectos geomorfológicos [TG]; clima [C]; y datos obtenidos mediante teledetección [RS] (Tabla 1).

#### Bloque [TG]

En la Tabla 3 se exponen los índices de correlación que exponen el nivel de asociación existente entre las variables ambientales [TG] y las capas diferencia.

Como se puede observar, las variables del bloque [TG] tienen una asociación bastante débil con los valores de las diferencias en los tres casos en estudio. Solo *Slp* con las diferencias del índice propuesto por *Torri et al.* obtiene un coeficiente de Spearman (0,294) que se acerca al valor de 0,30. También se puede comentar el coeficiente (Pearson) obtenido por las diferencias del índice de *Römkens et al.* con un valor de 0,217. En ambos casos la representación gráfica de los datos sigue una tendencia bastante cercana a los niveles medios, lo que sugiere una similitud en los resultados de los dos métodos, pero *Torri et al.* (Figura 7) muestra un incremento de los niveles de erosionabilidad para el método de modelización del Factor K, hasta que con pendientes superiores al 2% la asociación de esta variable con las diferencias desaparece.

También podemos comentar que la variable *DEM* en el caso de *Römkens et al.* obtiene un coeficiente de Pearson de 0,215, a pesar de no ser muy alto, nos permite expresar cuál es la tendencia que muestran la asociación de los valores de altitud en las diferencias. En este caso, los datos representados muestran unos valores mayores para los índices calculados por el método modelización. La tendencia que adopta la curva es compleja, ya que se produce una disminución de las diferencias hasta llegar a la cota 500 m., donde se invierte esta tendencia y comienza a aumentar las diferencias entre los dos métodos analizados a medida que aumenta la altitud.

TABLA 3. ANÁLISIS DE CORRELACIÓN DE LOS DATOS (ND) DE LAS DIFERENCIAS DE MÉTODO RESPECTO A LOS ND DE LAS VARIABLES AMBIENTALES AGRUPADAS EN EL BLOQUE TOPOGRAFÍA Y ASPECTOS GEOMORFOLÓGICOS [TG], ELABORADOS PARA TRES ÍNDICES DE EROSIONABILIDAD (RÖMKENS *ET AL.*, WANG *ET AL.* Y TORRI *ET AL.*) LOS VALORES SE EXPRESAN MEDIANTE LOS COEFICIENTES DE PEARSON (PE) Y SPEARMAN (SP) Y EL CUADRANTE DE EJE DE COORDENADAS EN EL QUE SE UBICA LA NUBE DE PUNTOS DE LOS DATOS ANALIZADOS. EL GRADO DE ASOCIACIÓN SE DETERMINA CON VALORES DE COEFICIENTES SUPERIORES A +/- 0,30.

	CuP		CuPP		DEM		Slp		Fac	
	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp
<b>Römkens <i>et al.</i></b>	0,071	0,049	-0,061	-0,068	0,215	0,114	0,217	0,096	0,001	-0,062
<b>Wang <i>et al.</i></b>	0,040	0,037	-0,039	-0,049	0,168	0,123	0,128	0,121	-0,075	-0,069
<b>Torri <i>et al.</i></b>	0,036	0,010	0,008	0,042	0,050	0,099	0,227	<b>0,294</b>	-0,069	-0,049

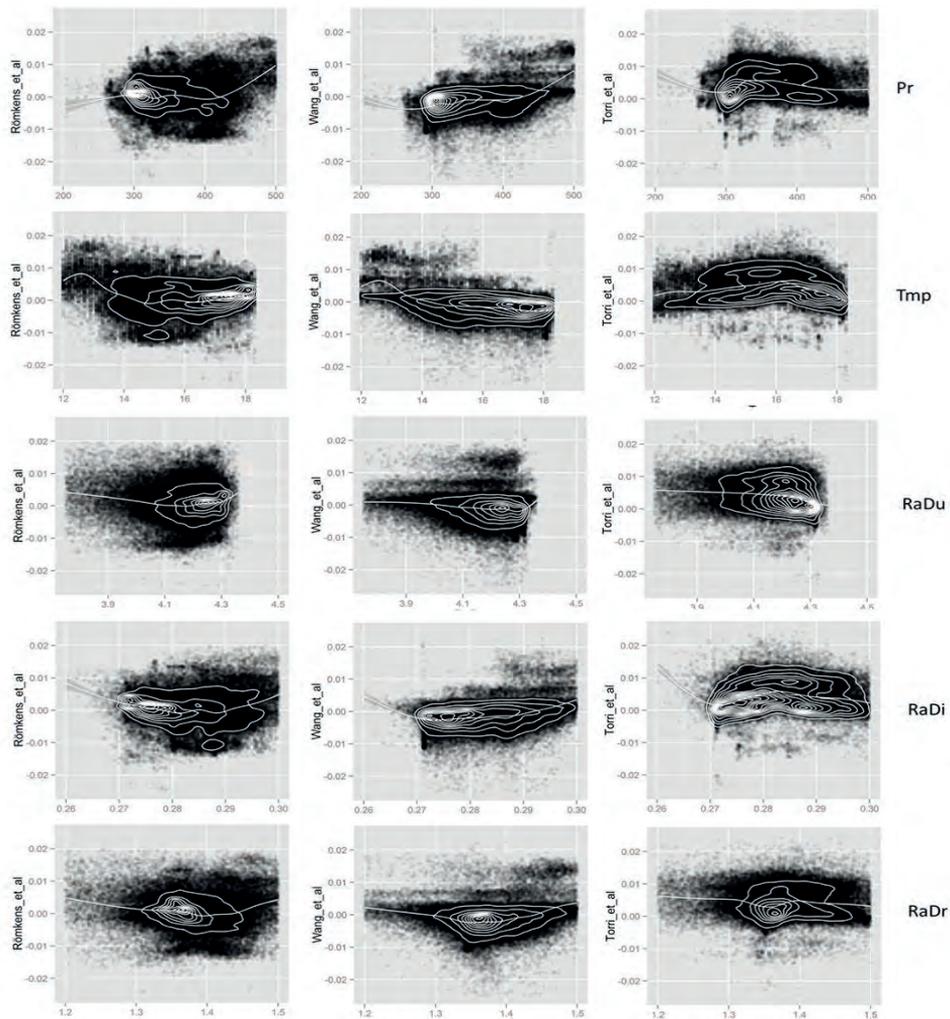


FIGURA 7. REPRESENTACIÓN DE LA DISPERSIÓN DE LA NUBE DE PUNTOS EN LAS VARIABLES DEL BLOQUE [TG] Y LAS DIFERENCIAS APLICADAS A LOS TRES CÁLCULOS DEL FACTOR K, AJUSTADAS MEDIANTE UN GENERALIZED ADDITIVE MODEL (GAM). LOS DATOS POSITIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO DE VARIABLES MODELIZADAS. LOS DATOS NEGATIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO ELABORADO A PARTIR DE LA CARTOGRAFÍA LUCDEME.

**Bloque [C]**

Los coeficientes de correlación obtenidos para las variables del bloque clima [C], se exponen a continuación (Tabla 4).

TABLA 4. ANÁLISIS DE CORRELACIÓN DE LOS DATOS (ND) DE LAS DIFERENCIAS DE MÉTODO RESPECTO A LOS ND DE LAS VARIABLES AMBIENTALES AGRUPADAS EN EL BLOQUE CLIMA [C], ELABORADOS PARA TRES ÍNDICES DE EROSIONABILIDAD (RÖMKENS *ET AL.*, WANG *ET AL.* Y TORRI *ET AL.*) LOS VALORES SE EXPRESAN MEDIANTE LOS COEFICIENTES DE PEARSON (PE) Y SPEARMAN (SP) Y EL CUADRANTE DEL EJE DE COORDENADAS EN EL QUE SE UBICA LA NUBE DE PUNTOS DE LOS DATOS ANALIZADOS. EL GRADO DE ASOCIACIÓN SE DETERMINA CON VALORES DE COEFICIENTES SUPERIORES A +/- 0,30.

	Pr		Tmp		RaDu		RaDi		RaDr	
	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp
<b>Römkens <i>et al.</i></b>	0,206	0,107	-0,184	-0,095	-0,102	-0,011	0,184	0,081	0,003	-0,027
<b>Wang <i>et al.</i></b>	0,149	0,123	-0,147	-0,105	-0,054	-0,016	0,157	0,099	0,022	-0,001
<b>Torri <i>et al.</i></b>	-0,018	0,061	-0,034	-0,082	-0,184	-0,239	0,019	0,068	-0,072	-0,038

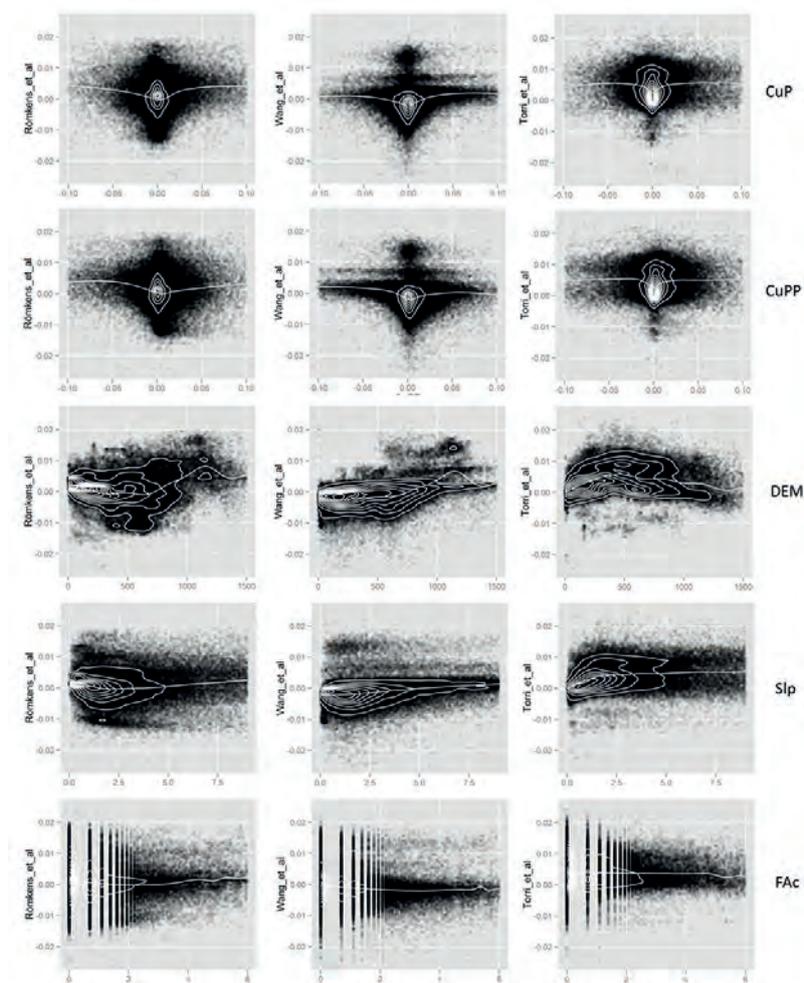


FIGURA 8. REPRESENTACIÓN DE LA DISPERSIÓN DE LA NUBE DE PUNTOS EN LAS VARIABLES DEL BLOQUE [C] Y LAS DIFERENCIAS APLICADAS A LOS TRES CÁLCULOS DEL FACTOR K, AJUSTADAS MEDIANTE UN GENERALIZED ADDITIVE MODEL (GAM). LOS DATOS POSITIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO DE VARIABLES MODELIZADAS. LOS DATOS NEGATIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO ELABORADO A PARTIR DE LA CARTOGRAFÍA LUCDEME

La asociación de las variables expuestas en este bloque débil ya que ninguna de ellas supera el valor de corte seleccionado. Mencionar que *Pr* con Römken *et al.* y *RaDu* con Torri *et al.*, obtienen unos coeficientes medianamente cercanos (Figura 8). En el caso de la *Pr* muestra una tendencia ascendente, pero no muy bien definida, ya que posee una serie de altibajos que denotan la complejidad con la que se asocian estas variables a los valores de los métodos expuestos. Por su parte, la variable *RaDu* nos muestra unos valores de erosionabilidad menores en el método convencional, con una tendencia descendente en la que a medida que aumenta el número de horas de insolación las diferencias entre métodos disminuyen.

**Bloque [T]**

Los coeficientes de correlación obtenidos para las variables del bloque teledetección [RS] se muestran en la Tabla 5.

TABLA 5. ANÁLISIS DE CORRELACIÓN DE LOS DATOS (ND) DE LAS DIFERENCIAS DE MÉTODO RESPECTO A LOS ND DE LAS VARIABLES AMBIENTALES AGRUPADAS EN EL BLOQUE TELEDETECCIÓN [RS], ELABORADOS PARA TRES ÍNDICES DE EROSIONABILIDAD (RÖMKENS ET AL., WANG ET AL. Y TORRI ET AL.) LOS VALORES SE EXPRESAN MEDIANTE LOS COEFICIENTES DE PEARSON (PE) Y SPEARMAN (SP Y EL CUADRANTE DEL EJE DE COORDENADAS EN EL QUE SE UBICA LA NUBE DE PUNTOS DE LOS DATOS ANALIZADOS. EL GRADO DE ASOCIACIÓN SE DETERMINA CON VALORES DE COEFICIENTES SUPERIORES A +/- 0,30.

	NDVIfeb		NDVIjul		CMIfeb		FMIfeb		IOIfeb		CMIjul		FMIjul		IOIjul	
	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp	Pe	Sp
<b>Römken <i>et al.</i></b>	0,128	0,139	0,315	0,303	-0,226	-0,216	-0,094	-0,096	0,086	0,101	0,210	0,210	-0,224	-0,218	-0,320	-0,334
<b>Wang <i>et al.</i></b>	0,063	0,104	0,130	0,202	-0,153	-0,177	-0,044	-0,068	0,051	0,087	0,123	0,163	-0,093	-0,138	-0,183	-0,246
<b>Torri <i>et al.</i></b>	0,051	0,078	0,117	0,135	-0,166	-0,170	-0,044	-0,054	0,085	0,118	0,199	0,213	-0,072	-0,074	-0,242	-0,252

Los índices de asociación de las variables obtenidas mediante técnicas de teledetección muestran una mayor asociación respecto a las diferencias mostradas por ambos métodos, siendo el índice de Römken *et al.* el que muestra los coeficientes más significativos (Tabla 5). Otro dato a mencionar, es la mayor correlación existente entre los datos aportados por la imagen de verano, que proporciona en todos los casos valores más altos que los procedentes de la imagen captada en febrero. Esto se puede observar en las líneas de tendencia de las variables presentadas (Figuras 9 y 10), en las que la linealidad en el caso de la imagen de invierno está más ajustada al valor central (0), que indica un efecto muy bajo de las variables en ambos métodos de estimación del Factor K.

Las variables que manifiestan una asociación superior al coeficiente de corte 0,30 en valor absoluto son *NDVIjul* y *IOIjul*. Respecto *NDVIjul* (Figura 8), observamos cómo además de Römken *et al.*, también tiene una cierta influencia Wang *et al.*, que en ambos casos como nos muestran los signos de sus coeficientes presentan una tendencia ascendente. Si nos fijamos en su representación gráfica se puede ver que en los dos índices del Factor K sus datos se encuentran distribuidos entre valores positivos y negativos, lo que significa que inicialmente se obtienen unos valores de erosionabilidad mayor para el método convencional, hasta un punto en el que se invierte.

En el caso de Wang *et al.* se produce con un valor del índice de vegetación de 0,12 (Figura 8), por lo que podemos interpretar que las zonas de roquedo o suelo desnudo tienen una importancia mayor para la erosionabilidad del Factor K obtenido por el método convencional, y en zonas de pastizal y vegetación de bajo porte las estimaciones del Factor K obtenido mediante modelización, llegando a un punto en el que se estabiliza. En el caso de Römken *et al.* la evolución es más compleja, ya que nos muestra una cierta estabilidad de la erosionabilidad para ambos métodos en los niveles más bajos de NDVI, pero a partir de valores de NDVI de 0,05 se incrementa el grado de erosionabilidad en el método del Factor K obtenido por modelización respecto al convencional.

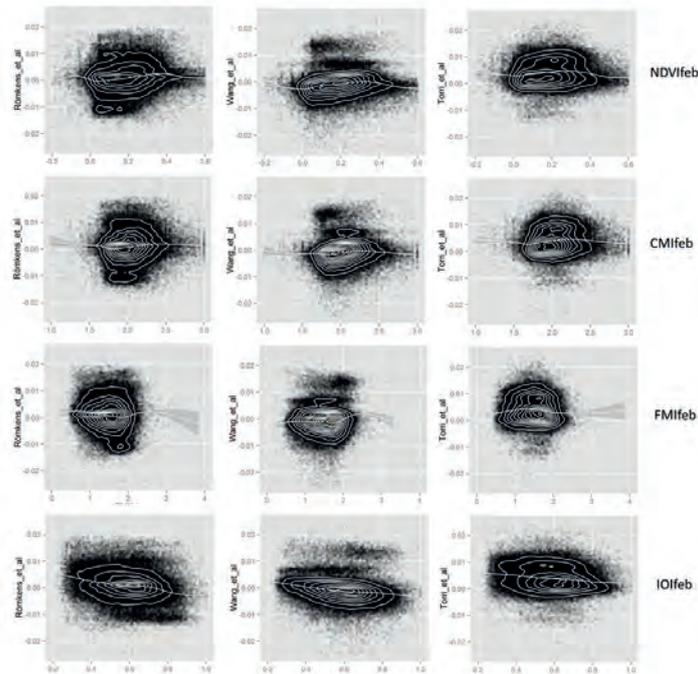


FIGURA 9. REPRESENTACIÓN DE LA DISPERSIÓN DE LA NUBE DE PUNTOS EN LAS VARIABLES DEL BLOQUE [RS] (FECHA: 14/02/2009) Y LAS DIFERENCIAS APLICADAS A LOS TRES CÁLCULOS DEL FACTOR K, AJUSTADAS MEDIANTE UN GENERALIZED ADDITIVE MODEL (GAM). LOS DATOS POSITIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO DE VARIABLES MODELIZADAS. LOS DATOS NEGATIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO ELABORADO A PARTIR DE LA CARTOGRAFÍA LUCDEME.

Para la variable *IOJjul* es de nuevo Römken *et al.* el que mayor nivel de asociación presenta, aunque también inciden de manera más débil Wang *et al.* y Torri *et al.* Para los tres casos se repite un patrón similar mostrando una tendencia descendente en la que a medida que aumenta la alteración de los materiales representados por IOI disminuye los niveles de erosionabilidad para el Factor K modelizado. A partir del rango 0,6 – 0,65 se modifica el proceso y pasa a incrementarse la erosionabilidad para el Factor K obtenido mediante el método convencional.

### 3.1.2. Asociación de las variables ambientales cualitativas

Para distinguir cuales son las variables ambientales cualitativas que mayor asociación presentan en las diferencias obtenidas por los dos procesos de estimación del Factor K, se van a utilizar las 10 variables más representativas de los Tipos de suelos (SLu) (Tabla 6) y las 11 clases de litología (LM) (Tabla 7), que en conjunto suman más del 80 % y 90 % respectivamente del total de muestras.

TABLA 6. CATEGORIZACIÓN DE LAS UNIDADES TAXONÓMICAS DEL PROYECTO LUCDEME EN LAS COMBINACIONES DE LOS DOS TIPOS DE SUELOS PRINCIPALES (SISTEMA FAO 1974). ENTRE PARÉNTESIS SE MUESTRAN LOS TIPOS DE SUELO DEL SISTEMA WORLD REFERENCE BASE FOR SOIL RESOURCES (FAO 1998).

Suelo 1	Suelo 2	Abreviatura
Fluvisol calcáricos		FluC
Litosol (Leptosol)		Lit
Litosol (Leptosol)	Xerosol cálcicos (Calcisol háplico)	Lit_XerC
Regosol calcáricos		RegC
Regosol calcáricos	Xerosol cálcicos (Calcisol háplico)	RegC_XerC
Regosol litosólicos		RegL
Regosol litosólicos	Xerosol cálcicos (Calcisol háplico)	RegL_XerC
Xerosol cálcicos (Calcisol háplico)		XerC
Xerosol cálcicos (Calcisol háplico)	Xerosol petrocálcicos (Calcisol pétrico)	XerC_XerP
Xerosol petrocálcicos (Calcisol pétrico)		XerP

TABLA 7. CATEGORIZACIÓN DE LAS CLASES LITOLÓGICAS RECLASIFICADAS DE LA CARTOGRAFÍA DEL MAPA GEOLÓGICO NACIONAL 1:50.000 (MAGNA).

Litología	Abreviatura
Arcillas	Clay
Arenas	Sand
Areniscas	SandSt
Calizas	LimSt
Coluvios	Collu
Conglomerado	Congl
Cuaternario indiferenciado	QuaUnd
Dolomías	Dolom
Margas	Marg
Materiales Keuper	Keup
Metamórfico - Silíceo	Met-Sil

#### Variable SLu

Los resultados de los valores estandarizados para las categorías de la variable (SLu) (Tabla 8), nos muestran que un gran número de estas clases tienen algún grado de asociación respecto a las diferencias detectadas en los dos métodos examinados.

TABLA 8. VALORES DE Z OBTENIDOS DE LA ESTANDARIZACIÓN DE LOS DATOS (ND) DIFERENCIAS DE LOS DOS MÉTODOS DE ESTIMACIÓN DEL FACTOR K, PARA DETERMINAR EL GRADO DE ASOCIACIÓN ENTRE LAS DIFERENCIAS ELABORADOS PARA TRES ÍNDICES DE EROSIONABILIDAD (RÖMKENS ET AL., WANG ET AL. Y TORRI ET AL.) Y LAS VARIABLES AMBIENTALES DE CARÁCTER CUALITATIVO SUELO (SLU), SELECCIONADAS ENTRE LOS VALORES DE Z EN UNA DISTRIBUCIÓN NORMAL QUE SEAN MAYORES A 0,67 Y MENORES A -0,67.

	FluC	Lit	Lit_XerC	RegC	RegC_XerC	RegL	RegL_XerC	XerC	XerC_XerP	XerP
	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor	Valor
<b>Römkens et al.</b>	-0,140	0,421	<b>0,684</b>	-0,259	0,184	0,348	-0,276	-0,284	-0,249	<b>-1,203</b>
<b>Wang et al.</b>	<b>-0,715</b>	0,053	0,541	<b>-1,176</b>	-0,354	0,144	<b>-0,971</b>	<b>-1,073</b>	<b>-0,737</b>	<b>-1,324</b>
<b>Torri et al.</b>	-0,476	<b>-0,801</b>	<b>1,266</b>	-0,230	<b>1,018</b>	-0,645	<b>0,699</b>	-0,271	0,609	-0,618

En general, llama la atención que hay poca coincidencia entre la desviación de los valores estandarizados entre los tres métodos. Así para Römkens *et al.* las clases que más se apartan de la diferencia promedio son Lit\_XerC y Xer\_P (Figura 11), para Wang FluC, RegC, RegL\_XerC, XerC, XerC\_XerP y XerP mientras que para el método de Torri *et al.* son Lit, Lit\_Xer, RegC\_XerC y RegL\_XerC. Igualmente, tampoco resultan excesivamente consistentes los signos de las desviaciones estandarizadas.

#### Variable LM

En los valores normalizados de las distintas categorías de la variable (LM) (Tabla 9) se puede observar que solo los *Collu*, y en menor medida *QuaUnd* y *Keup* las clases cuyos valores estandarizados promedio con mayor número de valores extremos. Al igual que en el caso anterior hay poca constancia de los valores y signos entre métodos de cálculo de K (Figura 11).

TABLA 9. VALORES DE Z OBTENIDOS DE LA ESTANDARIZACIÓN DE LOS DATOS (ND) DIFERENCIAS DE LOS DOS MÉTODOS DE ESTIMACIÓN DEL FACTOR K, PARA DETERMINAR EL GRADO DE ASOCIACIÓN ENTRE LAS DIFERENCIAS ELABORADOS PARA TRES ÍNDICES DE EROSIONABILIDAD (RÖMKENS ET AL., WANG ET AL. Y TORRI ET AL.) Y LAS VARIABLES AMBIENTALES DE CARÁCTER CUALITATIVO LITOLOGÍA (LM), SELECCIONADAS ENTRE LOS VALORES DE Z EN UNA DISTRIBUCIÓN NORMAL QUE SEAN MAYORES A 0,67 Y MENORES A -0,67.

	Clay	Sand	SandSt	LimSt	Collu	Congl	QuaUnd	Dolom	Marg	Keup	Met-Sil
<b>Römkens et al.</b>	0,047	0,184	0,648	0,521	<b>-1,223</b>	-0,410	0,067	0,251	0,074	<b>0,718</b>	-0,128
<b>Wang et al.</b>	-0,251	0,149	0,165	0,479	<b>-1,362</b>	-0,529	<b>-0,723</b>	0,378	-0,456	0,347	-0,219
<b>Torri et al.</b>	0,280	0,656	0,083	0,065	-0,286	0,251	-0,394	0,161	0,206	-0,458	0,619

## 4. DISCUSIÓN

La finalidad de este estudio se centra en la evaluación de la variabilidad de los resultados de las estimaciones a escala regional del Factor K a través de dos métodos distintos y tres algoritmos de cálculo. El análisis de esta información ha hecho posible conocer el peso que ejerce el origen de los datos de entrada a los modelos en el cómputo de erosionabilidad y qué importancia tiene en función del algoritmo elegido para la estimación del Factor K.

En relación al análisis comparativo, parece obvio que es preferible el uso de las texturas y OM obtenidas mediante modelización por disponer de una distribución

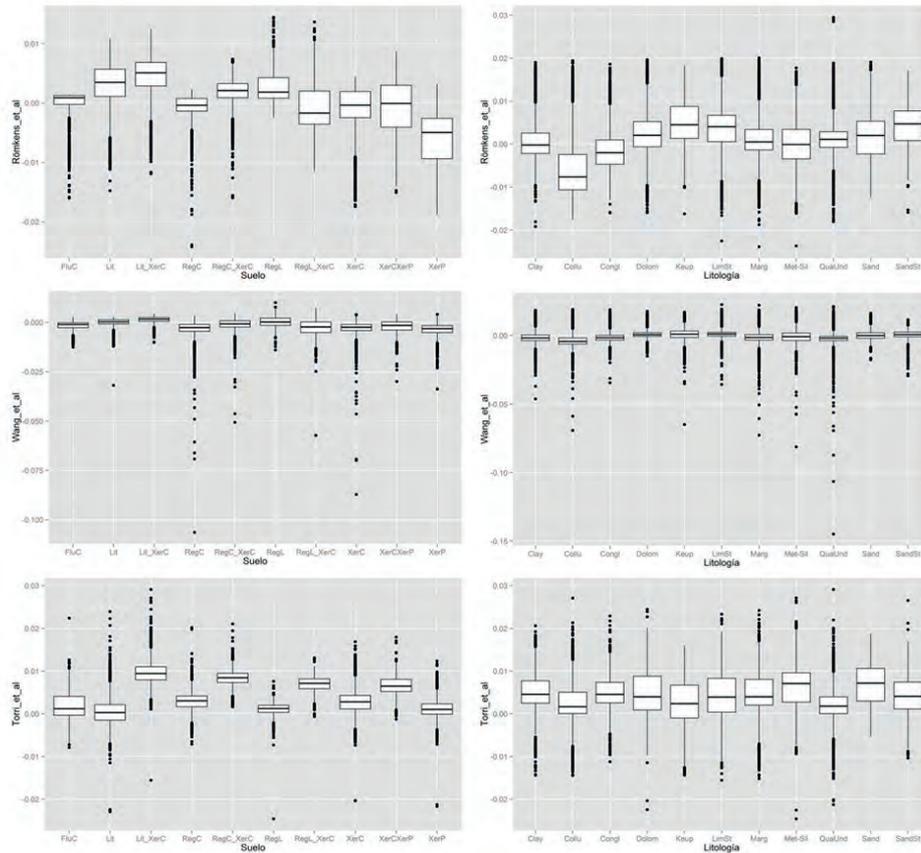


FIGURA 11. REPRESENTACIÓN EN DIAGRAMA DE CAJAS DE LAS CATEGORÍAS PERTENECIENTES A LAS VARIABLES CUALITATIVAS SUELO (SLU) Y LITOLOGÍA (LM) RESPECTO A LAS DIFERENCIAS EN LOS CASOS RÖMKENS ET AL. (1986); WANG ET AL. (2012); Y TORRI ET AL. (1997). LOS DATOS POSITIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO DE VARIABLES MODELIZADAS. LOS DATOS NEGATIVOS MUESTRAN VALORES DE ESTIMACIÓN MAYORES EN EL FACTOR K PARA EL MÉTODO ELABORADO A PARTIR DE LA CARTOGRAFÍA LUCDEME.

espacial más detallada, ya que la homogeneidad de los recintos de las capas obtenidas por el método Convencional (LUCDEME) no tiene en cuenta la variabilidad y diversidad del territorio, siendo poco fiable la estimación de la erosividad de un determinado suelo con base únicamente en su orden taxonómico. Sin embargo, el grado de cambio a nivel general, que se obtiene con el empleo de diferentes algoritmos para la estimación de la erosionabilidad es muy reducido.

Se inicia con esto una interesante discusión que permite medir las divergencias mostradas en los resultados de los cálculos del Factor K dependiendo del origen de los datos. Con el uso de los índices de correlación obtenidos entre las *Diferencias (Factor K)* y de las propiedades del suelo modelizadas (textura y MO) se ha podido determinar qué elementos son los que más están influyendo en los cálculos de erosionabilidad, información que puede ser útil para mejorar los resultados en futuros trabajos. En primer lugar, se observa una gran asociación de las diferencias entre el método convencional y el método de modelización del método de Römken *et al.* (1986) con las estimaciones de todas las fracciones de textura y de materia orgánica.

Ésta última relación es algo paradójica y de difícil interpretación, ya que los datos de MO no entran en los algoritmos de su fórmula (Pérez Cutillas *et al.*, 2013).

El planteamiento del trabajo permite analizar los resultados desde dos perspectivas diferentes. Por un lado, se puede determinar cuál es el grado de cambio, a nivel general, que producen los diferentes algoritmos empleados para la estimación de la erosionabilidad. Desde este enfoque, a pesar de que se puede deducir que su efecto es reducido, se pueden observar ciertas diferencias, como las mostradas por el índice de Wang *et al.*, que es el que menos interviene en las diferencias de ambos métodos. Una interpretación de este aspecto, se puede referir hacia una mayor consistencia de esta ecuación en el que las distintas fuentes de datos de entrada en el cómputo de los dos métodos no han proporcionado resultados distintos en su conjunto. Por su parte, el índice de Römken *et al.*, de forma inesperada debido a la vinculación de ambos algoritmos, ha ofrecido los resultados de mayores diferencias entre ambos métodos. Probablemente, la no participación de la MO en la ecuación de Römken *et al.* determina un efecto de cambio mayor como ha quedado mostrado en los resultados.

El segundo enfoque de los resultados está marcado en la relación que muestran las variables ambientales analizadas en la comparación de los dos métodos en estudio. Estos datos, de forma general, nos indican una cierta similitud en los dos métodos respecto a estas variables. La capa del mapa de suelos del LUCDEME ha entrado a formar parte de todos los modelos de textura utilizados en este trabajo (Pérez Cutillas *et al.*, 2013), lo que impone de partida, una fuerte similaridad en la estructura espacial basada en los polígonos de dicha cartografía. Por lo que esta correspondencia puede difuminar la asociación entre las citadas diferencias y otras variables ambientales.

De manera más detalla, observamos que en el bloque [TG] la variable S<sub>lp</sub> es una de las pocas que revelan una asociación moderadamente elevada con las *Diferencias*; su inclusión en la estimación del Factor K mediante las propiedades del suelo modelizadas, resulta lógica y coherente, ya que la pendiente es un factor muy importante en los procesos de erosión. Recientemente, Shabani *et al.* (2014) han evidenciado una alta correlación entre erosionabilidad y pendiente, y, aunque el efecto de la pendiente ya está contemplado en el modelo USLE o RUSLE, los autores proponen el uso de dicha variable en cálculos mejorados del Factor K.

Respecto al bloque [C] la asociación mostrada en la totalidad de las variables expuestas fue débil, ya que ninguna de ellas supera el valor de corte seleccionado. Por su parte, las variables que provienen de técnicas de teledetección [T], se han mostrado como las que mayor efecto presenta en las diferencias de ambos métodos. El NDVI es un buen indicador de la cobertura vegetal en el territorio, proporcionando resultados interesantes, que se expresan con distintas influencias según el método de estimación de la erosionabilidad utilizado. Por lo tanto, el uso de datos obtenidos por sensores remotos ha mostrado su utilidad en combinación con el resto de variables ambientales, aportando una medida indirecta y alternativa a las que se hacen en laboratorio a partir de las muestras de campo.

Finalmente, el bloque de las variables cualitativas [SL] proporciona resultados dispares dependiendo del algoritmo de cálculo del factor K utilizado. En las

*diferencias* de ambos métodos aplicadas por el índice de Wang *et al.*, se observa una mayor uniformidad en la respuesta de las categorías, tanto de suelo como de litología, lo que permite deducir que este índice está menos influenciado por estas variables. En el caso de Torri *et al.*, se produce un efecto similar para las categorías de litología, aunque para las clases de suelo se observa una mayor variabilidad. Mismo resultado que proporcionan ambas variables en el índice de Römken *et al.*, que se muestra como el índice de mayor variabilidad en todos los casos, lo cual induce a considerar que el origen de estas variables cualitativas es muy importante por el efecto que puede llegar a producir en este algoritmo.

## 5. CONCLUSIONES

Las principales conclusiones que se pueden extraer de este estudio están relacionadas con el origen de los datos empleados para la estimación de la erosionabilidad. Determinar el efecto de estas variables que participan como valores de entrada en los cálculos de los algoritmos del Factor K, proporciona una información interesante. Este es un aspecto muy determinante a la hora de utilizar uno u otro índice, por cuanto dicha decisión influye de forma notoria en la capacidad de seleccionar o de mejorar las distintas capas de información necesarias su cálculo.

De los índices analizados se puede concluir que la ecuación de Torri *et al.*, directamente más influida por el contenido de materia orgánica, es más sensible a las variables procedentes del bloque [TG], siendo la pendiente la más significativa. Por su parte, la ecuación de Römken *et al.*, presenta una mayor susceptibilidad a los datos que proceden del bloque [T], donde el índice de vegetación (NDVI) y el índice mineralógico (IOI) asociado a rocas formadas por minerales con cierto contenido en hierro, determinan los valores de mayor efecto. Por último, la ecuación de Wang *et al.*, muestra valores de escasa perceptibilidad en la mayoría de los bloques de variables analizadas, de las que solamente el bloque [SL] de suelo y litología, introduce algunos efectos.

## BIBLIOGRAFÍA

- ARNOLD, J.G., FOHRER, N.: «SWAT 2000: current capabilities and research opportunities in applied watershed modelling», *Hydrological Processes*, 19 (2005), pp. 563-572.
- BEASLEY, D.B., HUGGINS, L.F. y MONKE, E.J.: «ANSWERS: a model for watershed planning», *Transactions of ASAE* 23 (1989), pp. 938-944.
- CROSTA, A.P.; DE SOUZA FILHO, C.R.; AZEVEDO, F. y BRODIE, C.: «Targeting key alteration minerals in epithermal deposits in Patagonia, Argentina, using ASTER imagery and principal component analysis», *International Journal of Remote Sensing* 24 (2003), pp. 4233-4240.
- DE VENTE, J., POESEN, J., GOVERS, G., BOIX-FAYOS, C.: «The implications of data selection for regional erosion and sediment yield modelling», *Earth Surface Processes and Landforms* 34 (2009), pp. 1994-2007.
- DE VENTE, J., POESEN, J., VERSTRAETEN, G., GOVERS, G., VANMAERCKE, M., VAN ROMPAEY, A., ARABKHEDRI, M., BOIX-FAYOS, C.: «Predicting soil erosion and sediment yield at regional scales: Where do we stand?», *Earth-Science Reviews* 127 (2013), pp. 16-29.
- FAO. 1974.: Soil Map of the World. Vol I.
- FAO. 1998.: World Reference Base for Soil Resources. Roma.
- FOSTER, G.R., MCCOOL, D.K., RENARD, K.G., MODENHAUER, W.C.: «Conversion of the universal soil loss equation to SI metric units», *Journal of Soil Water Conservation* 36 (1981), pp. 355-359.
- HUDSON NW.: «Soil conservation, research and training requirements in developing tropical countries». In: *Soil erosion and conservation in the tropics*, Special Publication 43. Madison (WI): American Society of Agronomy 1982. Pp 121-143
- ICONA: «Proyecto LUCDEME (Lucha contra la Desertificación del Mediterráneo). Mapa de suelos, escala 1:100.000», ICONA (1986) - Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación.
- IGME: «MAGNA 50 - Mapa Geológico de España a escala 1:50.000». <<http://info.igme.es/cartografiadigital/geologica/Magna50.aspx>> Consulta en octubre 2016.
- KIRKBY, M.J., LE BISSONNAIS, Y., COULTHARD, T.J., DAROUSSIN, J., MCMAHON, M.D.: «The development of Land Quality Indicators for Soil Degradation by Water Erosion», *Agriculture, Ecosystems and Environment* 81 (2000), pp. 125-136.
- MERRITT, W.S., LETCHER, R.A., JAKEMAN, A.J.: «A review of erosion and sediment transport models», *Environmental Modelling Software* 18 (2003), pp. 761-799.
- MORGAN, R.P.C., QUINTON, J.N., SMITH, R.E., GOVERS, G., POESEN, J.W.A., AUERSWALD, K., CHISCI, G., TORRI, D., STYCZEN, M.E.: «The European soil erosion model (EUROSEM): a dynamic approach for predicting sediment transport from fields and small catchments», *Earth Surface Processes and Landforms* 23 (1998), pp. 527-544.
- NEARING, M.A., FOSTER, G.R., LANE, L.J., FINKNER, S.C.: «A process-based soil erosion model for USDA: water erosion prediction project technology», *Transactions of ASAE* 32 (1989), pp. 1587-1593.
- PÉREZ CUTILLAS, P.: «Modelización de propiedades físicas del suelo a escala regional. Casos de estudios en el Sureste Ibérico», (Tesis Doctoral), Universidad de Murcia 2013, ISBN: 978-84-697-0660-2.
- PÉREZ CUTILLAS, P.; BARBERÁ, G.G. y CONESA GARCÍA, C.: «Efectos de las variables ambientales en la estimación de materia orgánica del suelo a escala regional», *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles* 75 (2017), pp. 175-191.

- POESEN, J., NACHTERGAELE, J., VERSTRAETEN, G., VALENTIN, C.: «Gully erosion and environmental change: Importance and research needs», *Catena* 50 (2003), pp. 91-133.
- RÖMKENS, M.J.M.: «The soil erodibility factor: A perspective», In S. A. El-Swaify, W. C. Moldenhauer and A. Lo (eds.) *Soil Erosion and Conservation* 1985 (Ankeny, IA: Soil Conservation Society of America), pp. 445-461.
- RÖMKENS, M.J.M., PRASAD, S.N., POESEN, J.W.A.: «Soil erodibility and properties», *Trans. 13<sup>th</sup> congress of the Int. Soc. Of Soil Sci.*, Hamburg, Germany 5, 1986 pp. 492-504.
- RÖMKENS, M.J.M., POESEN, J.W.A., WANG, J.Y.: «Relationship between the USLE soil erodibility factor and soil properties», In: S. Rimwanichland (ed.) *Conservation for Future Generations* 1988 (Bangkok: Department of Land Development), pp. 371-385.
- RÖMKENS, M.J.M., YOUNG, R.A., POESEN, J.W.A., MCCOOL, D.K., EL-SWAIFY, S.A., BRADFORD, J.M.: «Chapter 3. Soil erodibility factor (K)», In K. G. Renard, G. R. Foster, G.A. Weesies, D. K. McCool and D. C. Yoder (eds.) *Predicting soil erosion by water: A guide to conservation planning with the Revised Universal Soil Loss Equation (RUSLE)*. Agriculture Handbook N 703. Washington, DC 1997: US Department of Agriculture), pp. 65-99.
- SABINS JR, F.F.: «Geological applications and training in remote sensing». *CORSE 81: the 1981 conference on remote sensing education, Lafayette*, (1981), pp. 77-82.
- SHABANI, F., KUMAR, L., ESMAEILI, A.: «Improvement to the prediction of the USLE K factor», *Geomorphology* 204 (2014), pp. 229-234.
- SHIRAZI, M.A., BOERSMA, L.: «A unifying quantitative analysis of soil texture», *Soil Science Society of America Journal* 48 (1984), pp. 142-147.
- SHIRAZI, M.A., BOERSMA, L., HART, W.: «A unifying analysis of soil texture: improvement of precision and extension of scale», *Soil Sci. Soc. Am. J.* 52 (1988), pp. 181-190.
- TORRI, D., POESEN, J., BORSELLI, L.: «Predictability and uncertainty of the soil erodibility factor using a global dataset», *Catena* 31 (1997), pp. 1-22.
- TORRI, D., SANTI, E., MARIGNANI, M., ROSSI, M., BORSELLI, L., MACCHERINI, S.: «The recurring cycles of Biancana badlands: Erosion, vegetation and human impact», *Catena* 106 (2013), pp. 22-30.
- TOWNSHEND, J.R.G.; GOFF, T.E. y TUCKER, C.J.: «Multitemporal dimensionality of images of Normalized Difference Vegetation Index at continental scales», *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing* 23 (1985), pp 888-895.
- VAN OOST, K., GOVERS, G., DESMET, P.J.J.: «Evaluating the effects of changes in landscape structure on soil erosion by water and tillage», *Landscape Ecology*, 15 (2000), pp. 579-591.
- WANG, B., ZHENG, F., RÖMKENS, M.J.M.: «Comparison of soil erodibility factors in USLE, RUSLE2, EPIC and Dg models based on a Chinese soil erodibility database», *Acta Agriculturae Scandinavica Section B: Soil and Plant Science* 63 (2012), pp. 69-79.
- WANG, B., ZHENG, F., RÖMKENS, M.J.M., DARBOUX, F.: «Soil erodibility for water erosion: A perspective and Chinese experiences», *Geomorphology* 187 (2013), pp. 1-10.
- WISCHMEIER, W. H., JOHNSON, C. B., CROSS, B. V.: «A soil erodibility nomograph for farmland and construction sites», *Journal of Soil and Water Conservation*, 26 (1971), pp. 189-193.
- WISCHMEIER, W.H., SMITH, D.D.: «Predicting rainfall erosion losses: A guide to conservation planning», *Agriculture Handbook*. U.S. Department of Agriculture, Washington D.C. (USA) 1978, 537 pp.

# 11



## ESPACIO, TIEMPO Y FORMA

UNED

SERIE VI GEOGRAFÍA

REVISTA DE LA FACULTAD DE GEOGRAFÍA E HISTORIA

### 13 PRESENTACIÓN · FOREWORD

#### Artículos · Articles

#### 17 JUAN CRUZ ALBERDI COLLANTES

Actuar desde la escala local: servicios de ensilado ante el abandono agrario · Acting from the Local Scale: Silage Services against Ground Abandonment

#### 47 MARÍA TERESA ÁLVAREZ ZUMETA

Valoración de paisajes culturales y potencial de los recursos turísticos en un territorio. Estudio de casos: El municipio de Lezo · Valuation of Cultural Landscapes and Potential of the Tourism Resources of a Territory. Case Study: The Municipality of Lezo

#### 83 AURELIO CEBRIÁN ABELLÁN

Necesarios reajustes de planificación en diseños turísticos funcionales: ejemplo de la Ruta Amanecista · Functional Tourist Designs and the Necessary Evolutionary Adjustments. The Example of the Amanecista Route

#### 107 MARIO CORRAL RIBERA; CONCEPCIÓN FIDALGO HIJANO & BEGOÑA PECO

Factores ambientales en la distribución de la seca en la encina (*Quercus ilex subsp. ballota*) · Environmental Variables in the Distribution of the Seca Disease in the Holm Oak (*Quercus ilex Subsp. Ballota*)

#### 121 JOSÉ MANUEL CRESPO CASTELLANOS, MARÍA LUISA GÓMEZ RUIZ & LUIS ALFONSO CRUZ NAÏMI

Una aproximación a los Parques Nacionales y sus paisajes a través de itinerarios didácticos · An Approach to the National Parks Landscapes and Educational Itineraries

#### 141 JULIO FERNÁNDEZ PORTELA

La diversificación económica en una comarca vitivinícola tradicional: las bases que sustentan el enoturismo en la denominación de origen Cigales (Valladolid) · The Economic Diversification in a Traditional Wine-Growing Region: The Bases that Sustain the Winetourism in the D.O. Cigales (Valladolid)

#### 169 MARÍA JOSÉ JIMÉNEZ MESEGUER & FRANCISCO JOSÉ MORALES YAGO

El casco antiguo de Cartagena: transformaciones urbanísticas y patrimoniales ante la recuperación de su paisaje cultural · The Old Town of Cartagena: Urban and Patrimonial Transformations Before the Recovery of its Cultural Landscape

#### 195 PEDRO PÉREZ CUTILLAS, GONZALO G. BARBERÁ & CARMELO CONESA GARCÍA

Análisis del efecto de variables ambientales en la estimación de la erosionabilidad (Factor K) · Analysis of the Effect of Environmental Variables on the Soil Erodibility Estimation (K Factor)

#### 219 MIGUEL A. SÁNCHEZ-CELADA

Evolución urbana de Ponce (Puerto Rico), según la Cartografía Histórica · Urban Evolution of Ponce (Puerto Rico), According to the Historical Cartography

#### 247 JOSÉ RAMÓN SÁNCHEZ HOLGADO

La puesta en valor del patrimonio cultural de La Herradura: el hundimiento parcial de la flota del Mediterráneo de Felipe II · The Enhancement of the Cultural Heritage of La Herradura: The Partial Sinking of Philip II's Fleet in the Mediterranean

#### Reseñas · Book Review

#### 279 FARINÓS DASÍ, Joaquín (coord.), *Territorio y Estados. Elementos para la coordinación de las políticas de Ordenación del Territorio en el siglo XXI*, Valencia, Tirant Humanidades, 2018, 1286 págs., ISBN 978-84-16556-85-4 (ENRIQUE ANTEQUERA TERROSO)

#### 287 AZCÁRATE LUXÁN, Blanca y RODRÍGUEZ HERNANDEZ, J. Julio, *Pasajeros de tercera clase*. Madrid, 2017, Ministerio de Empleo y Seguridad Social, 467 pp., ISBN 978-84-8417-517-9 (ANTONIO FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ)

#### 291 AZCÁRATE LUXÁN, Blanca y FERNÁNDEZ FERNÁNDEZ, Antonio, *Geografía de los paisajes culturales*, editorial UNED, 2017, 404 págs., ISBN 978-84-362-7197-3 (MARÍA LUISA de LÁZARO y TORRES)

#### 295 LÓPEZ-DAVALILLO LARREA, Julio (coord.), *Geografía de los paisajes de España*, Madrid, 2014, Universidad Nacional de Educación a Distancia, 349 pp., ISBN 978-84-362-6704-4 (MARÍA LUISA de LÁZARO y TORRES)

#### 299 ROMERO GONZÁLEZ, Juan (coord.), *Geografía Humana de España*, Publicaciones de la Universidad de Valencia, colección Tirant Humanidades, Valencia, 2017, 633 pp., ISBN 978-84-167-8665-7 (JULIO LÓPEZ-DAVALILLO LARREA)

#### Imágenes y palabras · Pictures and Words

#### 309 JULIO LÓPEZ-DAVALILLO LARREA

El paso *Libertadores* o cómo desafiar a la naturaleza · The *Libertadores* Passage or How to Challenge Nature

#### Síntesis de Tesis Doctorales · Summaries of Doctoral Thesis

#### 325 JOSÉ M<sup>a</sup> PRAT FORGA

*Evolución histórica del paisaje en la comarca de la Cerdanya. Del paisaje agrario al paisaje urbanizado de los territorios de montaña*. Director: Dr. David Cocero Matesanz, leída el 3 de julio de 2018.

#### 331 ALEJANDRO GARCÍA FERRERO

RODRÍGUEZ GARCÍA, José Luis, *Dinámicas sociales del paisaje en el Campo de Albacete*, Departamento de Geografía, Universidad Nacional de Educación a Distancia, Director: Manuel Antonio Zárate Martín, leída el 2 de noviembre de 2015.

#### Historia de la Geografía española · History of Geography in Spain

#### 337 AURELIO MARTÍN CODINA

Alejandro de Humboldt y Andrés Manuel del Río. Encuentros y desencuentros en la ciencia de la nueva España · Alexander von Humboldt and Andrés Manuel del Río. Agreements and Disagreements on Nueva España Region's Science