

ESTIMACIÓN DE LA CAPACIDAD DE USO DE LAS TIERRAS DEL ESTADO ARAGUA, VENEZUELA, MEDIANTE REGRESIÓN LOGÍSTICA MULTINOMINAL

LAND USE CAPABILITY ESTIMATION OF ARAGUA STATE, VENEZUELA BY MULTINOMIAL LOGISTIC REGRESSION

Oscar Abarca* y Miguel A. Bernabé P.**

*Profesor. UCV. Instituto de Ingeniería Agrícola. Facultad de Agronomía. Maracay, estado Aragua. Venezuela

**Profesor. Universidad Politécnica de Madrid. Departamento de Ingeniería Topográfica y Cartografía. Madrid.
Correo electrónico: abarcao@agr.ucv.ve, ma.bernabe@upm.es

RESUMEN

En esta investigación se desarrolla un modelo de geoprocesamiento para la estimación de la Capacidad de Uso de las Tierras agrícolas del estado Aragua, Venezuela, mediante el ajuste de un modelo de regresión logística multinominal. Se generaron 38 variables geomorfométricas, mediante el procesamiento de un Modelo Digital de Elevación (MDE) derivado de las imágenes radar SRTM (Shuttle Radar Topography Mission), de imágenes Landsat ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus) y de información climatológica del área. En definitiva se seleccionaron 19 variables como factores del modelo y se obtuvo una bondad de ajuste moderada a escala regional con un pseudo R^2 de 0,48, estadísticamente significativo ($P \approx 0$), y un Índice Kappa global de 76%. El modelo también se ajustó y validó a escala local, obteniéndose una mejora en el ajuste y capacidad de estimación en las localidades donde el factor relieve tiene mayor importancia ($R^2=0,76$ y $R^2=0,54$). En zonas planas, donde otros factores como el material parental son más importantes para la pedogénesis, el ajuste del modelo y su validación no es mejor que el regional ($R^2=0,32$). A nivel global se obtuvo un 76% de concordancia estimación/realidad y a nivel local ésta varía entre 64 y 93%.

Palabras Clave: geoprocesamiento; geomorfometría; Capacidad de Uso de la Tierra; regresión logística multinominal; Venezuela.

SUMMARY

This research develops a geoprocessing model for estimation the Land Use Capability of agricultural soils of Aragua State-Venezuela, by fitting a multinomial logistic regression model. Thirty eight geomorphometric variables were generated by processing of a Digital Elevation Model (DEM) derived from SRTM (Shuttle Radar Topography Mission) radar images, from Landsat ETM+ (Enhanced Thematic Mapper Plus), and wheather information. In the final 19 variables were selected as factors of the model and obtained a moderate adjustment to the regional level with a pseudo R^2 of 0.48, statistically significant ($P \approx 0$), and an overall Kappa index of 76%. The model also was adjusted and validated locally, resulting in an improvement in the fit and estimation capability in locations where the relief is more important factor ($R^2=0.76$ y $R^2=0.54$). In flat areas, where other factors such as parental material are more important for pedogenesis, model fit and validation is not better than the regional adjustment ($R^2=0.32$). Regionaly 76% of conformity was obtained between the estimation and the reality and locally this one changes between 64 and 93%.

Key Words: geoprocessing; geomorphometry; land use capability; multinomial logistic regression; Venezuela.

RECIBIDO: diciembre 09, 2011

ACEPTADO: enero 19, 2011

INTRODUCCIÓN

En Venezuela los estudios de suelo a escala 1:250.000 (Estudios a Gran Visión) cubren cerca del 95% de la superficie nacional, a escala 1:100.000 (Estudios de Reconocimiento) comprenden unas 8,8 millones ha (10% del territorio) y a escala 1:50.000 o mayor (estudios semi-detallados y detallados) abarcan solo unas 2,8 millones de ha (3% del territorio nacional) según Viloria (2008) y Rey (2007). Estas cifras reflejan la escasa disponibilidad de la información requerida para realizar una adecuada planificación y gestión del sector agrícola nacional o para implementar mecanismos de gestión de tierras como el impuesto predial (previsto en la Ley de Tierra y Desarrollo Agrario).

Los levantamientos de suelo requieren un arduo trabajo que implica fases de planificación, muestreo en campo, análisis de laboratorio y procesamiento de datos, por lo que son lentos y costosos, lo que explica en parte la escasez de mapas detallados y actualizados.

Cuando existe información edafológica apropiada se pueden aplicar métodos propuestos en diferentes países para la evaluación de la Tierra, tales como la Evaluación de Tierras por Capacidad de Uso (Klingebiel y Montgomery, 1961; Comerma y Arias, 1971); Clasificación de Tierras con Fines de Riego (USDI, 1971); Clasificación de la Capacidad de Fertilidad del Suelo (Sánchez *et al.*, 1982); Evaluación de Tierras para Propósitos Específicos, de acuerdo al esquema y directrices de la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (siglas en inglés FAO, 1991; 1990; 1985; 1983; 1976).

Algunas propiedades del suelo, claves en la determinación de la Capacidad de Uso de la Tierra, pueden ser evaluadas directamente con imágenes de sensores remotos. Esto a pesar de que usualmente el suelo se encuentra cubierto por la vegetación y que sólo en algunos casos su superficie es visible (Rossiter, 2005). Las imágenes multispectrales del sensor Landsat pueden representar covariables ambientales de vegetación, material parental y suelos y, conjuntamente con Modelos Digitales de Elevación (MDE), utilizarse para modelar la distribución del suelo en el paisaje (Boettinger *et al.*, 2008).

Un área de investigación que se viene desarrollando desde hace unos 15 años, útil para la estimación de las propiedades de los suelos en áreas con escasa información, es la cartografía predictiva de los suelos (Dobos y Hengl, 2009; Lagacherie, 2008; Scull *et al.*, 2003) y de otras variables ambientales relacionadas con la

pedogénesis (Hengl y MacMillan, 2009; Jelaska, 2009; Evans *et al.*, 2009; MacMillan *et al.*, 2009; Peckham, 2009; Emeis y Knoche, 2009). Algunos enfoques en esta área se orientan a la estimación de las propiedades de los suelos apoyándose en Modelos Digitales del Terreno (MDT) y modelado estadístico (Dobos y Hengl, 2009; Giasson *et al.*, 2008; Debella-Gilo *et al.*, 2007; Drăgut y Blaschke, 2006; Schneider y Robbins, 2001; Lagacherie y Voltz, 2000; McKenzie y Ryan, 1999) o la clasificación automatizada de unidades de suelos a partir de los MDT combinada con técnicas de clasificación de imágenes, aplicada sobre parámetros de dichos modelos (Valladares y Hott, 2008; Penizek y Boruvka, 2008; Mendoça-Santos *et al.*, 2008; Carvalho *et al.*, 2008; Hengl y Rossiter, 2003; Bathgate y Duran, 2003; Ventura e Irvin, 2000).

En el campo de la cartografía predictiva, la regresión logística multinomial es útil en la predicción de variables de tipo categórica o multi-categórica como las clases de Capacidad de Uso de la Tierra. Diversos autores emplearon este modelo para la cartografía predictiva de suelos con reportes satisfactorios de resultados (Giasson *et al.*, 2008; Debella-Gilo *et al.*, 2007; Brenning y Trombotto, 2006; Campling *et al.*, 2002; Ohlmacher y Davis, 2003; Gurdak (2006).

La ecuación de la relación entre la variable dependiente y las variables independientes en la regresión logística multinomial es la siguiente:

$$g_k(x) = \ln \left[\frac{P(Y=k|X)}{P(Y=0|X)} \right] = \beta_{k0} + \beta_{k1}\chi_{k1} + \beta_{k2}\chi_{k2} + \dots + \beta_{kq}\chi_{kq} = X' \beta' \quad (\text{Ec.1})$$

Donde:

$g_k^{(X)}$ es la función logit de la categoría k contra una categoría tomada como referencia,

X es el vector de variables independientes, $X = (\chi_0 + \chi_1 + \dots + \chi_q)$,

β_{kq} es el vector de coeficientes, estimado para la categoría k y la variable q .

El *logit* de la variable dependiente se puede convertir a *Odds* mediante la ecuación:

$$\text{Odds}(Y=m|I) = \frac{P(Y=I)}{1-P(Y=I)} = e^{\beta_{k0} + \beta_{k1}\chi_{k1} + \beta_{k2}\chi_{k2} + \dots + \beta_{kq}\chi_{kq}} \quad (\text{Ec.2})$$

El *Odds* se convierte a probabilidad P mediante la expresión:

$$P(Y=k|X) = \frac{e^{g_k^{(X)}}}{1 + e^{g_k^{(X)}} + e^{g_k^{(X)}} + \dots + e^{g_k^{(X)}}} \quad (\text{Ec.3})$$

Cada clase de Capacidad de Uso determinada con el modelo logístico, es una variable difusa y su afiliación o membresía al mapa es estimada a través de la probabilidad determinada con la regresión logística (Ec. 3). El modelo se aplica sobre puntos de muestreo, con Capacidad de Uso conocida (variable dependiente), y con un conjunto de atributos geomorfológicos, derivados de los MDT (variables independientes).

Para la elaboración de mapas de suelo, bajo el enfoque de cartografía predictiva de suelos, se utilizó capas derivadas de los MDT tales como el gradiente de la pendiente, longitud de la pendiente, curvatura horizontal y vertical, flujo acumulado, densidad de líneas de flujo, distancia a depresiones y cumbres (Bathgate y Duran, 2003) o profundidad de aguas subterráneas, pendiente, curvatura, cuenca visual, flujo acumulado, índice de humedad, índice de transporte de sedimentos y distancia al cauce más cercano (Hengl y Rossiter, 2003).

Los datos para la elaboración de los MDT pueden provenir de fuentes tan diversas como topografía de campo convencional o con el Sistema de Posicionamiento Global (siglas en inglés GPS), digitalización de mapas topográficos existentes o de imágenes de sensores remotos espaciales o aerotransportados. Particularmente interesante para áreas con escasa información topográfica, son las imágenes de Radar (bandas C y X) obtenidas por el Shuttle Radar Topography Mission (SRTM), suministrada su libre disponibilidad en Internet, vía FTP.

La mayor parte de la investigación en cartografía predictiva de suelos se ha hecho a escalas muy grandes, prevaleciendo una deficiencia en la producción de mapas regionales, con enfoque en el factor relieve, minimizando el efecto neto de los otros cuatro factores formadores del suelos (clima, biota, material parental y tiempo) demostrado por Scull *et al.*, 2003.

La cartografía predictiva de suelos podría ser utilizada en las áreas con escasa información edafológica de Venezuela para generar la información requerida en los procedimientos de valoración del impuesto territorial y con fines de planificación regional y gestión de políticas agrícolas.

El objetivo de esta investigación es estimar la Capacidad de Uso de la Tierra en áreas con escasa información edafológica, a partir del ajuste de un modelo de regresión logístico multinominal. Como área de estudio se seleccionó el estado Aragua, Venezuela, para realizar un ajuste de carácter regional, tomando información

existente sobre la Capacidad de Uso en algunos sectores representativos del Estado (variable dependiente), y variables geomorfológicas derivadas de los MDE satelital (variables predictoras del modelo).

MATERIALES Y MÉTODOS

Para lograr el objetivo propuesto se desarrolló la siguiente secuencia metodológica:

- a. Selección del área de estudio. Esta comprende al estado Aragua, región administrativa ubicada en el centro-norte de Venezuela y ocupa una superficie de 7 212,88 km². El estado se extiende entre los 9°15' y 10°32' de latitud norte y 66°32' y 67°52' de longitud oeste (WGS84). La superficie del estado se conforma por una franja estrecha de dirección NO-SE-S, con un ancho que varía entre 18 y 70 km y un largo de 190 km aproximadamente (Figura 1).
- b. Selección de áreas de muestreo para la definición de la variable dependiente Capacidad de Uso de la Tierra. Strebin y Pérez (1974) realizaron un estudio de clasificación de la Capacidad de Uso de las tierras del estado Aragua y generaron un mapa a escala 1:100.000 con clases y subclases de capacidad, para un nivel de manejo de agricultura a gran escala (manejo mejorado).

Otros autores revisaron la clasificación, actualizando los datos e incrementaron la escala, estudiando otros parámetros ambientales en la zona o en sectores de ésta (Biasino, 1983; Jaimes, 1985; Biasino *et al.*, 1990; Vilorio *et al.*, 1998; Abreu, 2000; Jácome *et al.*, 2001^a; Jácome *et al.*, 2001^b; SIACRA, 2005; SISDELAV, 2005; SIACARG, 2005; CEAEA, 2005; Pineda *et al.*, 2006; Machado *et al.*, 2007; Abarca, 1998; Abarca y Bernabé, 2008a; Abarca y Ormeño, 2009).

A partir de estos estudios se seleccionaron cinco sectores (Figura 2) en los que, además de la revisión o actualización de la variable Capacidad de Uso de la Tierra, se caracterizaron otras variables ambientales. En estos sectores se realiza el muestreo estadístico de la variable a predecir (Capacidad de Uso) y se controla la generación de las variables empleadas en el modelo. Los sectores seleccionados fueron: cuenca alta del río El Limón, cuenca del río Aragua, cuenca alta del río Guárico, sector Tocorón y sector La Peña. Las áreas seleccionadas son representativas de los distintos ambientes ecológicos que caracterizan la región y cuentan con estudios de suelo a escalas 1:25.000 y 1:100.000.

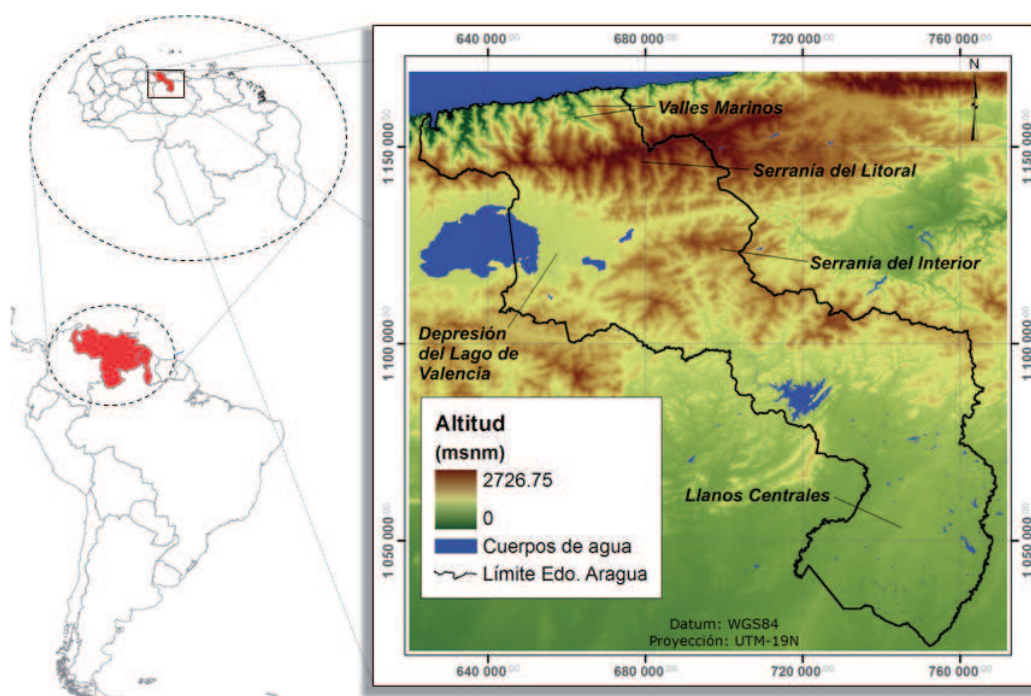


FIGURA 1. Ubicación del área de estudio y sus zonas eco-geográficas, estado Aragua, Venezuela.



FIGURA 2. Ubicación áreas de referencia para el muestreo de la variable dependiente.

c. Obtención de un MDE a partir de imágenes de sensores remotos como fuente básica para la generación de las variables independientes del modelo. Se seleccionó el MDE derivado de imágenes de radar de la Misión Topográfica Shuttle (SRTM). Esta etapa implica el preprocesamiento de los MDE.

d. Generación de variables geomorfológicas a partir del MDE y de la información ambiental disponible.

e. Selección de las variables geomorfológicas más significativas y ajuste del modelo estadístico de regresión.

f. Validación del modelo estadístico mediante análisis del error de clasificación en las áreas de muestreo seleccionadas.

Se emplean los siguientes recursos para el desarrollo de la investigación:

a) El MDE derivado de las imágenes de radar de la Misión Topográfica del Transbordador Endeavour (Shuttle Radar Topography Mission-SRTM) de febrero del 2000. Se utilizan 4 imágenes con un tamaño de $1^\circ \times 1^\circ$ cada una, que cubren desde las coordenadas 9° a 11° de LatN y 66° a 68° de Long O. Estas imágenes tienen una

resolución de 3" de arco (90 m), una exactitud de 20 m en horizontal y de 16 m en vertical y fueron obtenidas de la NASA (2009).

b) Ortofotos digitales del estado Aragua de fecha 1995 y 1998. Se emplean 91 ortofotos con un tamaño de 7.5'x 5' de arco y 2.5 m de resolución.

c) Cartas topográficas en papel a escalas 1:25.000 (93 hojas de 7.5'x 5' de arco) y 1:100.000 (11 hojas de 30'x 20' de arco).

d) Imágenes multiespectrales del sensor Landsat ETM+ de fechas 18/03/2000 y 14/03/2001 (University of Maryland, 2008).

e) Mapas de Capacidad de Uso de la Tierra de los sectores de referencia, disponibles a escala 1:100.000 y 1:25.000 (CEAEA, 2005; SISDELAV, 2005; SIACARG, 2005; SIACRA, 2005).

f) Datos promedios mensuales de las series históricas de precipitación, evaporación y temperatura disponibles para la red de estaciones climáticas del Estado Aragua y estados vecinos (MINAMB, 2008).

g) Software:

Se emplean los siguientes programas informáticos para el desarrollo de la investigación:

- SEXTANTE2.0 (Olaya, 2006): se utiliza para derivar, a partir de los MDE las principales variables geomorfológicas consideradas en el modelo.
- SAGA 2.0.4 (Cimmery, 2007): se utiliza para derivar, a partir de los MDE las variables geomorfológicas de más reciente implementación.
- IDRISI Andes (Eastman, 2006): se utiliza para ajustar y validar el modelo de regresión de la Capacidad de Uso de la Tierra.
- ArcGIS 9.3: se emplea para digitalización y edición de la información cartográfica.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Predictoras geomorfológicas. Variables independientes

El análisis de la significancia estadística de cada variable permitió en definitiva seleccionar las 19 más influyentes.

En el Cuadro 1 se presentan las variables seleccionadas, ordenadas en función del nivel de significancia en el ajuste del modelo de regresión, definiendo su principal vinculación con el proceso pedogenético del suelo. Los algoritmos de cálculo de estas variables corresponden a los implementados por los Sistemas de Información Geográfica (SIG) seleccionados, y operan básicamente con base en análisis de vecinos, sobre una ventana móvil de búsqueda (Figura 3).

En la Figura 4 se muestran seis de las variables geomorfológicas definidas. Los índices de Topes de Crestas y Fondos de Valles, como variables básicas, el Índice Topográfico de Humedad y la Acumulación de Flujo, como variables hidrológicas y el Excedente Hídrico Anual y el NDVI, como variables topo-bióticas.

Ajuste y validación del modelo de regresión

Los resultados del ajuste se presentan en el Cuadro 2.

El ajuste del modelo produjo los parámetros de las ecuaciones logísticas para cada categoría de clasificación. A modo de ejemplo, para la categoría 40 (clase de Capacidad de Uso IV) la ecuación de regresión es la siguiente:

$$\begin{aligned} &\text{logic (Clase IV) - Clase VII)} \\ &= -270,5770 - 14,0953(\text{DEM}) - 0,2586(\text{PEND}) + 0,1570(\text{FONV}) - 0,1688(\text{TWI}) \\ &- 14,8808(\text{SPI}) + 0,1039(\text{STI}) - 16,0410(\text{EXC}) + 0,0073(\text{DURAD}) - 5,0415(\text{ALM}) \\ &- 0,0056(\text{PENDA}) - 0,0697(\text{DI5NR}) + 0,4278(\text{TOPCR}) + 14,1893(\text{MPI}) \\ &+ 0,0072(\text{CONV}) + 0,7156(\text{LONF}) - 0,0060(\text{BALN}) + 126,1112(\text{FRACT}) \\ &+ 0,0390(\text{ACU}) - 2,8020(\text{NDVI}) \end{aligned}$$

Los estadísticos obtenidos durante el ajuste del modelo (Cuadro 2) permitieron su validación parcial. El logaritmo de la verosimilitud ($-2\ln L_0$), análogo a la sumatoria de los errores cuadrados en el análisis de regresión lineal, así como el índice de McFadden, análogo al coeficiente R^2 en regresión lineal, proporcionan una idea de la fortaleza de la relación entre las variables independientes (geomorfológicas) y la variable dependiente (Capacidad de Uso de la Tierra), y su nivel de significancia estadística. Por otra parte, la razón de Odds, que se deriva de los coeficientes asociados a las variables ($e^{\beta_{kq}(x)}$) da una idea del tipo e intensidad de la relación entre cada variable independiente con la variable dependiente.

La validación se completó aplicando las ecuaciones de regresión generadas por el modelo para derivar el mapa de predicción de la Capacidad de Uso de la Tierra y comparando las celdas correctamente clasificadas en la predicción.

CUADRO 1. Variables geomorfológicas seleccionadas para el ajuste del modelo de regresión.

Variable	Significado	Definición	Vínculo principal con la pedogénesis	Algoritmo de cálculo(*)	Unid.
DEM	Altitud	Altura sobre el nivel del mar	Tasa del flujo de materia Magnitud del flujo de energía radiante Magnitud de la energía potencial gravitatoria	SRTM (NASA, 2009)	m
TWI	Índice topográfico de humedad	Determina la influencia de la topografía en la humedad del suelo y en su potencial de generar escorrentía	Características del flujo en general Tasa del flujo de materia Mecanismo de transformación/translocación	$TWI = Ln \left[\frac{A}{\tan(\beta)} \right]$ (Beven y Kirkby, 1979)	-
PEND	Gradiente de la pendiente	Representa la máxima tasa de cambio de los valores de elevación como expresión de la primera derivada de la superficie	Tasa del flujo de materia	$\beta = \tan(\arctan \sqrt{G^2 + F^2}) * 100$ (Zevenbergen y Thorne, 1987)	%
FONDV	Índice de llanura de fondos de valles	Identifica y representa los fondos de los valles como regiones continuas	Mecanismo de acumulación/denudación Mecanismo de transformación/translocación	Gallant y Dowling (2003)	-
STI	Índice de transporte de sedimentos	Caracteriza el efecto de la topografía sobre las pérdidas de suelo	Tasa del flujo de materia Magnitud del flujo Mecanismo de acumulación/denudación	$STI = \left(\frac{A}{22,13} \right)^m \left(\frac{sen\beta}{0,0896} \right)^n$ (Mitosava y Mitas, 2001)	-
EXC	Excedente anual de humedad del suelo	Representa el excedente hídrico anual en el balance hídrico regional	Magnitud del flujo de materia Mecanismo de transformación/translocación Desarrollo de organismos	$\sum_{i=1}^{12} EXC_{(i)} = \sum_{i=1}^{12} Pr_{(i)} - \sum_{i=1}^{12} ETR_{(i)}$	m
MPI	Índice de protección morfológica	Determina el grado de resguardo que la configuración geomorfológica del terreno proporciona	Magnitud de la energía potencial gravitatoria Magnitud de los efectos del viento y la energía radiante	$MPI = \frac{\sum_{i=1}^9 MAX \left(\frac{S_{ij}}{DH_{ij}} \right)}{8}$ (Jenness, 2007)	-
DURAD	Duración de la radiación solar potencial	Es el número de horas al año de radiación solar potencial recibida	Tasa del flujo de energía Mecanismo de transformación/translocación Desarrollo de Organismos	Böhner y Antonić (2009)	h
ALM	Almacenamiento anual de humedad del suelo	Representa la distribución aproximada del almacenamiento potencial de humedad del suelo como consecuencia del balance hídrico regional	Mecanismo de transformación/translocación Desarrollo de Organismos	Puede variar entre: Mínimo = 0; Máximo = capacidad teórica de almacenam; Intermedio = $Disp_{(i)} - ETR_{(i)}$	m
PENDAA	Gradiente de la pendiente aguas arriba de la celda	Inclinación promedio del terreno entre todas las celdas situadas aguas arriba de la celda de cálculo	Multi Flow Direction (Quinn <i>et al.</i> , 1991; Freeman, 1991)		%

... continúa

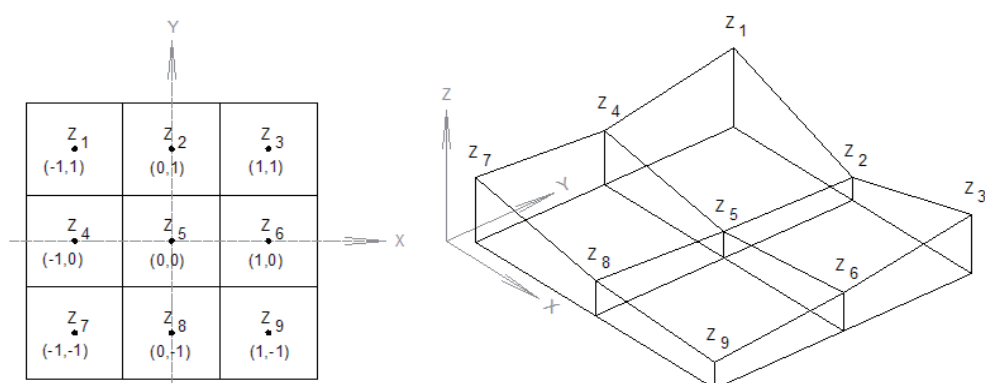
...continuación CUADRO 1.

Variable	Significado	Definición	Vínculo principal con la pedogénesis	Algoritmo de cálculo(*)	Unid.
TOPECRE	Índice de llanura de topes de crestas	Identifica y representa de forma continua la cima plana de terrenos elevados como filas, terrazas, mesetas	Mecanismo de acumulación/denudación Mecanismo de transformación/translocación	Gallant y Dowling (2003)	-
SPI	Índice de potencia de flujo	Indicador de la capacidad de un cauce (o celda) de producir erosión	Tasa del flujo de materia Mecanismo de acumulación/denudación	$SPI = A \cdot \tan(\beta)$ (Moore <i>et al.</i> , 1993)	-
DISTNRD	Distancia natural a la red de drenaje	Representa la distancia que recorre el agua desde la celda hasta el cauce más cercano a la misma	Características del flujo en ladera Mecanismo de acumulación/denudación	Deterministic-8 (D8) (O'Callaghan y Mark, 1984)	km
BALNET	Balance neto	Determina el balance neto relativo entre la entrada y la salida de sedimentos en una celda	Magnitud del flujo de materia Mecanismo de acumulación/denudación	MFD (Quinn <i>et al.</i> , 1991; Freeman, 1991) Factor LS (Wischmeier y Smith, 1978)	-
CONV	Índice de Convergencia	Permite distinguir áreas de flujo convergente de las divergentes	Concentración/dispersión de las líneas del flujo	$IC = \left[\left(\frac{1}{9} \sum_{i=1}^9 \theta_i \right) - 90 \right] \cdot \frac{100}{90}$ (Köthe <i>et al.</i> , 1996)	-
LONGF (L _j)	Longitud de las vías de flujo	Determina la distancia total de flujo desde la celda hasta las divisorias de agua	Características del flujo en general Tiempo de concentración del flujo	$L_i = L + \sum_{i=1}^k (L_{\#} \cdot d_i)$ (Suet y Lam, 2004)	km
FRACT	Dimensión fractal	Permite calcular o simular la rugosidad del terreno	Mecanismo de acumulación/denudación Características del flujo en general	$DF = \frac{Ln(2)}{Ln(2) + Ln \left(\frac{180-5}{2} \right)}$ Eastman (2006)	-
FLUAC (A _j)	Acumulación de flujo	Determina la superficie aguas arriba de un punto que recolecta todo el flujo recibido y lo transita por dicho punto	Magnitud del flujo de materia	$A_i = A + \sum_{i=1}^k (A_{\#} \cdot d_i)$ (Freeman, 1991)	ha
NDVI	Índice normalizado de diferencia de vegetación	Permite discriminar masas vegetales de zonas descubiertas	Mecanismo de transformación/translocación Tasa del flujo de materia y energía Desarrollo de Organismos	$NDVI = \frac{\rho_{IRCI} - \rho_{Ri}}{\rho_{IRCI} + \rho_{Ri}}$	-

(*) Símbolos: $G = (-Z_4 + Z_5)/2d$ (Figura 3); $H = (-Z_2 + Z_3)/2d$ (Figura 3); m = depende del tipo de erosión y varía entre 0,4 y 0,6; n = depende del tipo de erosión y varía entre 1,0 y 1,3;

$P_{r(i)}$ = Precipitación Promedio; $ETR(i)$ = Evapotranspiración real; S_{ij} = Gradiente de la pendiente ($^\circ$) en la celda i , en la dirección j ; DH_{ij} = Distancia horizontal en un radio de 2 km;

$Disp_{(0)} = Pr_{(0)} + ALM_{(c,i)} - ETP_{(0)}$; $ALM_{(c,i)}$ = Almacenamiento de humedad del suelo (mes anterior); $ETP_{(0)}$ = Evapotranspiración potencial; θ_i = es el ángulo de desviación entre el vector que une el centro de la celda i con el centro de la ventana móvil, hasta el vector de orientación de la celda i ; L = es el valor de la longitud acumulada de la celda central; d_i = fracción de flujo que drena a la celda vecina; A = área de captación de la celda central; ρ_{IRCI} = reflectividad al IR (Banda 4 ETM+); ρ_{Ri} = reflectividad al rojo (Banda 3 ETM+).



Fuente: Adaptado de Hengl y Evans (2009) y Burrough y McDonnell (2005).

FIGURA 3. Ventana de búsqueda móvil de 3x3 celdas para el cálculo de las variables geomorfológicas.

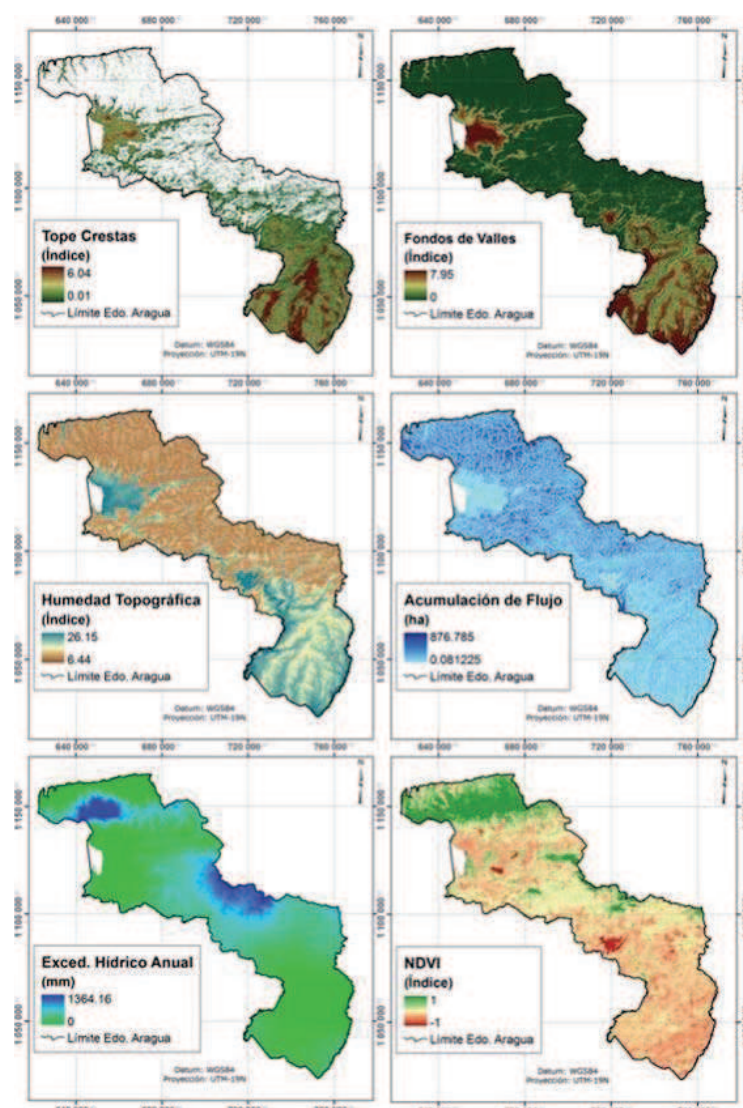


FIGURA 4. Algunas de las variables geomorfológicas empleadas para el ajuste del modelo.

CUADRO 2. Estadísticos de ajuste del modelo de regresión logística definitivo.

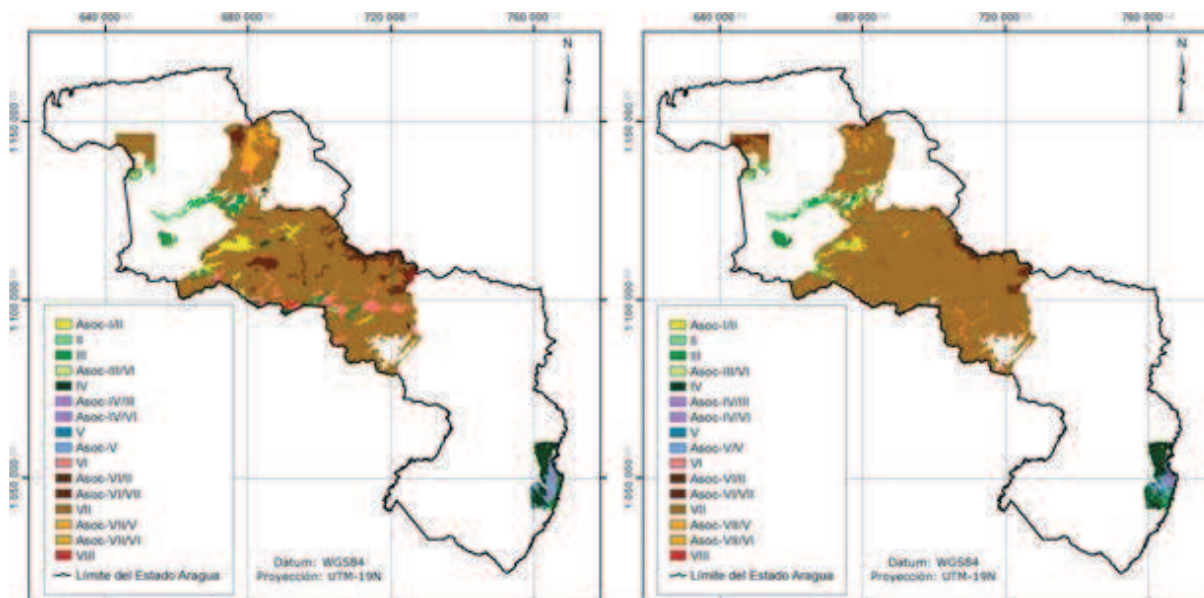
	Estadístico	Valor
Ajuste del modelo	$-2LnL_o$ (solo intercepto)	625 991,1796
	$-2LnL_m$ (intercepto+covariables)	327 657,8772
	Chi ²	298 333,3024
	Grados de libertad	304
	Significancia	0,00
	Pseudo R ² (McFadden)	0,4766
	Celdas correctas (%)	77,31
Clasificación	Cramers'V	0,3986

Dicho mapa se muestra en la Figura 5, comparado con el mapa original de Capacidad de Uso, derivado de levantamientos edafológicos convencionales, el cual fue utilizado para el muestreo de la variable dependiente.

De acuerdo al análisis de la razón de *Odds*, calculada sobre los coeficientes del Cuadro 3, las variables más importantes son: Dimensión Fractal (FRACT), Excedente Anual de Humedad (EXC), Índice de Potencia de Flujo (SPI), Índice de Protección Morfométrica (MPI), Almacenamiento Anual de Humedad del Suelo (ALM)

y Elevación (DEM). Las variables Duración de la Radiación (DURAD), Índice de Convergencia (CONV) y Balance Neto (BALNET), tienen muy poca influencia, con valores de *Odd* de 1 o cercanos a 1, para casi todas las categorías. El resto de variables tiene una influencia de intermedia a baja.

Los resultados de la predicción se evaluaron de acuerdo a la metodología propuesta por Pontius (2002, 2000) obteniéndose los índices Kappa de concordancia presentados en el Cuadro 4.

**FIGURA 5.** Mapas de Capacidad de Uso de la Tierra del área de estudio (levantamiento convencional y predicción del modelo).

CUADRO 3. Índices de concordancia derivados de la comparación entre el mapa real de Capacidad de Uso de la Tierra y el mapa predicho por el modelo de regresión.

Índice	Valor
k_{no}	0,7616
$k_{location}$	0,6127
$k_{quantity}$	0,9990
$k_{mandard}$	0,4494

Los resultados del ajuste y validación del modelo (Cuadros 2 y 3) fueron moderados, con un pseudo R^2 de 0,492 (el modelo explica casi el 50% de la variación total de las variables independientes) y una concordancia global (k_{no}) de 0,76. El tamaño del área de estudio (7 213 km²) y su ubicación geográfica determina que no exista homogeneidad litológica ni climática, además de la variabilidad de los otros factores formadores del suelo, lo que explica los valores medios del ajuste del modelo y su capacidad predictiva.

Para evaluar el efecto de la variabilidad regional se ajustó el modelo a nivel local, en tres de las áreas de referencia, ubicadas en tres zonas eco-geográficas diferentes:

serranía del litoral (cuenca del río El Limón), depresión del Lago de Valencia (sector Tocarón) y llanos centrales (sector La Peña).

En el Cuadro 4 se presentan los resultados del ajuste, observándose una mejora significativa del ajuste y de la capacidad predictora en los sectores El Limón y La Peña (Figura 6), pero no así en el sector Tocarón. Los resultados evidencian la influencia en el modelo del factor relieve, del que se derivan la mayor parte de las variables geomorfométricas predictoras. En Tocarón la pendiente es muy baja y la topografía plana, por lo que el factor relieve no destaca en la pedogénesis del suelo. El factor material parental es mucho más importante en este último caso, siendo la naturaleza de los estratos sedimentarios, originados por los depósitos lacustrinos (factor suelo), determinantes en la definición de la Capacidad de Uso de la Tierra.

La aplicación del modelo de regresión sobre todo el territorio del estado Aragua permite obtener mapas para cada clase de Capacidad de Uso, con la distribución de la probabilidad de ocurrencia de cada celda (Ec. 3, Ec. 4 y Cuadro 4). La extracción del valor de mayor probabilidad de ocurrencia de cada celda, entre todos los mapas, permite generar el mapa de predicción dura de la Capacidad de Uso de la Tierra en todo el Estado. Este mapa se presenta en la Figura 7.

El modelo de geoprocésamiento desarrollado se sintetiza en el diagrama UML de la Figura 8.

CUADRO 4. Estadísticos de ajuste y validación del modelo de regresión a escala local.

Índice	Áreas de referencia		
	Cuenca Alta río El Limón	Sector Tocarón	Sector La Peña
Ajuste			
Pseudo R^2	0,7583	0,3498	0,5548
Significancia (p)	0,00	0,00	0,00
Validación			
k_{no}	0,9337	0,6411	0,7249
$k_{location}$	0,8901	0,5827	0,6999
$k_{quantity}$	0,9972	1,0096	1,0437
$k_{standard}$	0,7922	0,4260	0,6247

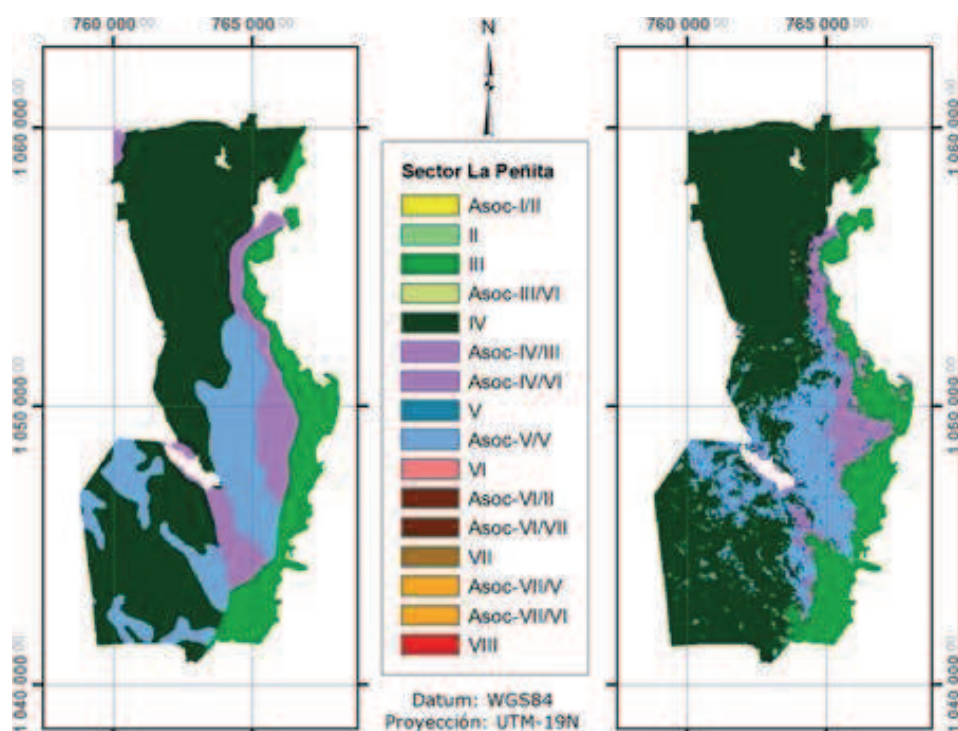


FIGURA 6. Capacidad de Uso de la Tierra del sector La Peña y Predicción del modelo local.

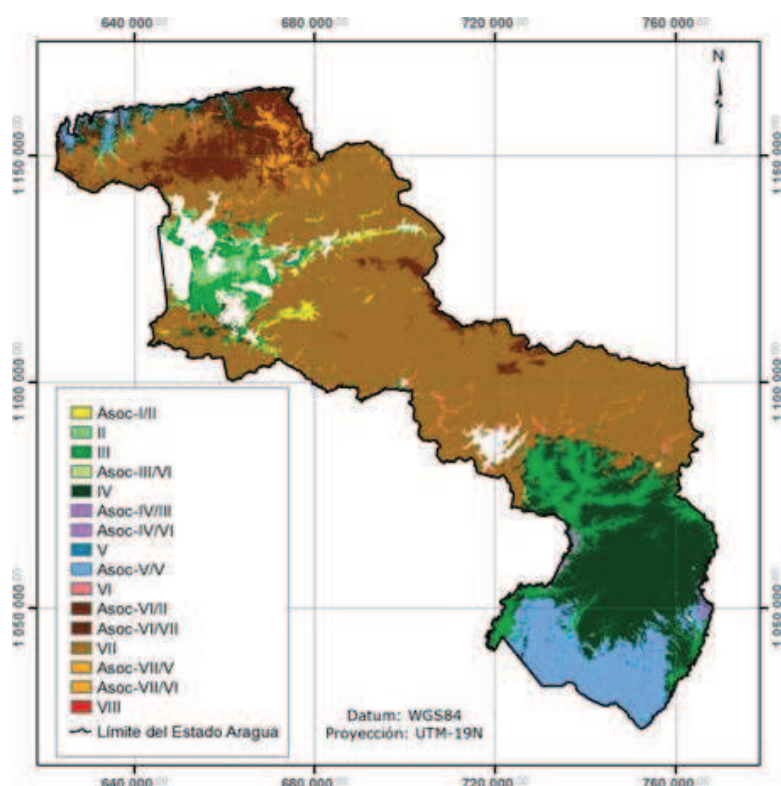


FIGURA 7. Predicción de la Capacidad de Uso de la Tierra con el modelo regional.

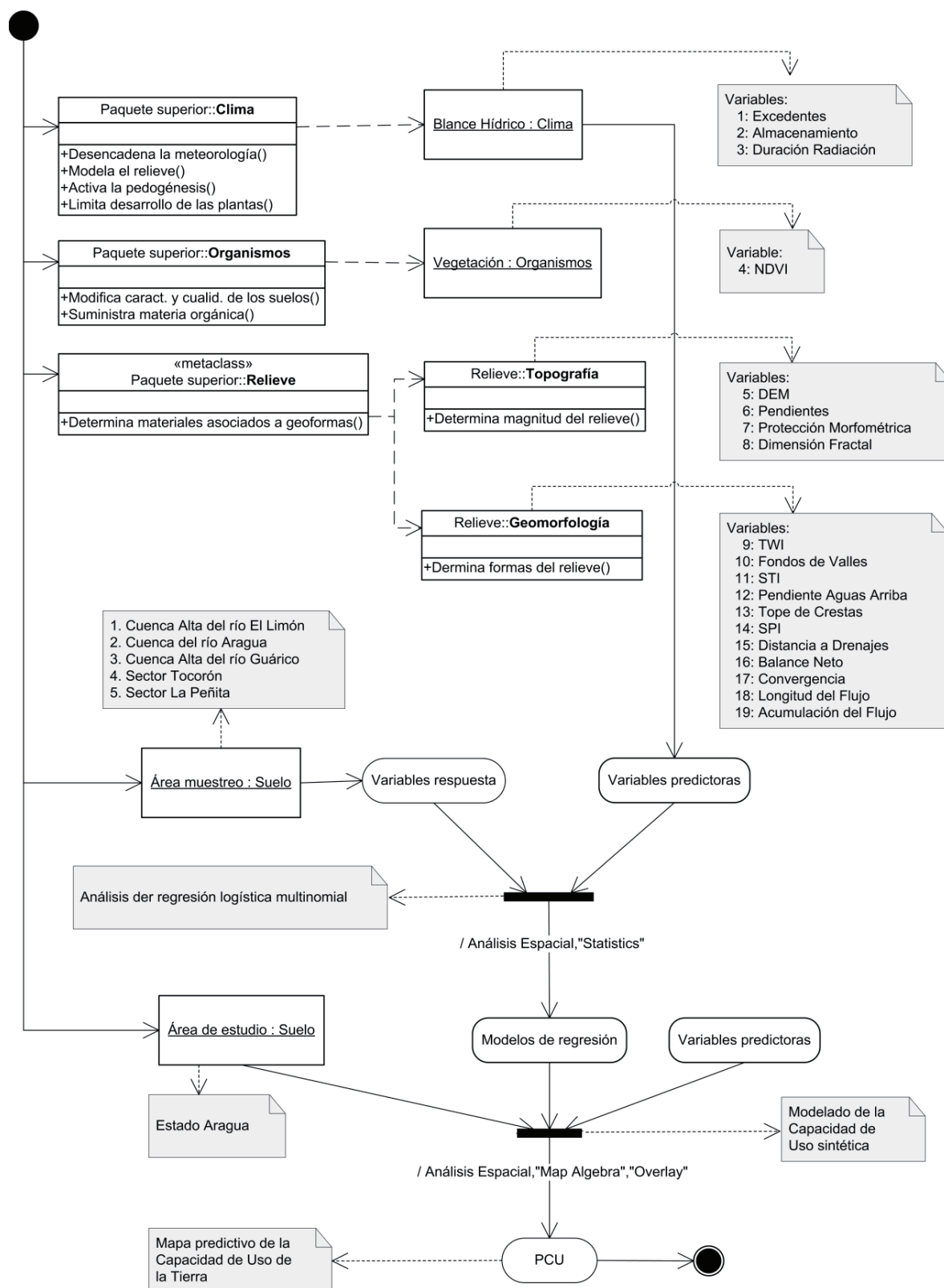


FIGURA 8. Modelo de geoprocesamiento para la predicción de la Capacidad de Uso de la Tierra.

CONCLUSIONES

- La investigación desarrollada permitió diseñar un modelo de geoprocésamiento para la predicción de la Capacidad de Uso de las Tierras en el estado Aragua, Venezuela, a partir de 20 variables geomorfológicas derivadas del MDE y de estudios de suelo existentes en sectores específicos utilizados como referencia, mediante el ajuste de un modelo de regresión logística multinomial.
- La metodología formulada condujo a la identificación y caracterización de un conjunto global de variables geomorfológicas, vinculadas con el proceso pedogénico del suelo, las cuales pueden ser evaluadas y aplicadas para ajustar modelos estadísticos que puedan predecir la Capacidad de Uso de las Tierras.
- El modelo ajustado no es extrapolable a otras regiones, dado que se probó su validez solo para las características específicas del área de estudio, pero se puede emplear la metodología para determinar el conjunto adecuado de variables geomorfológicas con el que se obtenga el mejor ajuste y validez del modelo en otras regiones de diferentes condiciones agroecológicas.
- La escala de aplicación del modelo ajustado está en función de la escala de la información de referencia utilizada para el muestreo de la variable dependiente y de la resolución del MDE empleado para derivar las variables independientes, que para el área de estudio determina una utilidad en planificación regional y valoración tributaria con escalas entre 1:100 000 y 1:250 000.
- La clasificación realizada también puede ser de utilidad para el pre-mapeo de unidades cartográficas en las cuales se realice el muestreo de estudios de suelo con menos subjetividad que en los procedimientos basados en juicios de expertos.

BIBLIOGRAFÍA

Abarca, O. 1998. Metodología para la aplicación de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) en la planificación del desarrollo físico agrícola. Estudio de caso: Plan de desarrollo físico-agrícola del área de influencia de la laguna La Caicara, municipio Autónomo Urdaneta, sur del estado Aragua, Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. 96 p.

Abarca, O. y M. Bernabé. 2008a. Desarrollo metodológico para la simulación hidrológica de caudales de estiaje con el SIG SEXTANTE. Mapping Interactivo, Nov/Dic (130) [en línea]. [Citado el 10/03/2009]. Disponible en: <http://www.mapp.inginteractivo.com/plantilla-ante.asp?id_articulo=1534>.

Abarca, O. y S. Ormeño. 2009. Evaluación de un método de corrección de los efectos topográficos sobre imágenes Landsat ETM+ en zonas montañosas tropicales. Mapping, 137, 30-40 pp.

Abreu, X. 2000. Caracterización pedogeomorfológica y de los tipos de utilización de la tierra relevantes en la Cuenca Alta del Río Guárico, Sector Sur de Aragua. Maracay, Venezuela: Fundacite Aragua. 114 p.

Bathgate, J. and L. Duran. 2003. A geographical information systems based landscape classification model to enhance soil survey: A southern Illinois case study. Journal of Soil and Water Conservation, 58(3):119-127.

Beven, K. and M. Kirkby. 1979. A physically based variable contributing area model of basin hydrology. Hydrological Sciences Bulletin. 24(1):43-69.

Biasino, J. 1983. Sur de Aragua. Mapa de suelos (1:100 000). Ministerio del Ambiente y de los Recursos Naturales Renovables-MARNR. Programa Inventario Nacional de Tierras. Caracas: DGIHA.

Biasino, J., G. López, A. Peñalosa y J. Berroterán. 1990. Inventario Nacional de Tierras. Guárico Central y Sur de Aragua. Tomo II. Municipio Urdaneta y Camatagua. 535 p.

Boettinger, J., R. Ramsey, J. Bodily, N. Cole, N. Kienast-Brown, S. Nield, A. Saunders and A. Stum. 2008. Landsat spectral data for digital soil mapping. In: A. Hartemink, A. McBratney y M. Mendonça-Santos (Eds.). Digital Soil Mapping with Limited Data. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 193-202 pp.

Böhner, J. and O. Antonić. 2009. Land-Surface parameters specific to topo-climatology. In: T. Hengl y H. Reuter (Eds.), Geomorphometry. Concepts, Software, Applications. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 195-213 pp.

Brenning, A. and D. Trombotto. 2006. Logistic regression modeling of rock and glacier distribution: Topo-

- graphic and climatic controls in the semi-arid Andes. *Geomorphology*, 81, 141-154 pp.
- Burrough, P. and R. McDonnell. 2005. *Principles of Geographical Information Systems. Spatial Information Systems and Geostatistics*. Oxford: Oxford University Press. 333 p.
- Campling, P., A. Gobin and J. Feyen. 2002. Logistic Modeling to Spatially Predict the Probability of Soil Drainage Classes. *Soil Sci. Soc. Am. J.*, 66, 1390-401 pp.
- Carvalho, W., E. Fernandes, C. Vieira, C. Schaefer and C. Chagas. 2008. Geomorphometric attributes applied to soil-landscapes supervised classification of mountainous tropical areas in Brazil: a case study. **In:** A. Hartemink, A. McBratney y M. Mendoça-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 357-365 pp.
- CEAEA. 2005. Programa de Cooperación para la recolección de la información que requiere la implementación del Decreto N° 578 de la Gobernación del Estado Aragua para el registro de tierras establecido en la Ley de Tierras y su reglamento. Comisión Especial Agraria del Estado Aragua. Informe final. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía.
- Cimmery, V. 2007. User Guide for SAGA (version 2.0) [en línea]. [Citado el 11/02/2009]. Disponible en: <<http://www.saga-gis.org/en/index.html>>.
- Comerma, J. y L. Arias. 1971. Un sistema para evaluar las capacidades de uso agropecuario de los terrenos en Venezuela. Maracay: Sociedad Venezolana de la Ciencia del Suelo. 57 p.
- Debella-Gilo, M., B. Etzelmuller and O. Klakegg. 2007. Digital soil mapping using Digital Terrain analysis and statistical modelling integrated into GIS: Examples from Vestfold County of Norway. *ScanGIS'2007 - Proceedings of the 11th Scandinavian Research Conference on Geographical Information Sciences*. Ås-Noruega: University of Life Sciences. 237-253 pp.
- Dobos, E. and T. Hengl. 2009. Soil mapping applications. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 461-479 pp.
- Drăgut, L. and T. Blaschke. 2006. Automated classification of landform elements using object-based image analysis. *Geomorphology*, 81, 330-344 pp.
- Eastman, R. 2006. *Idrisi Andes. Guide to GIS and Image Processing*. Worcester, Ma: Clark University. 327 p.
- Emeis, S. and H. Knoche. 2009. Applications in Meteorology. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 603-622 pp.
- Evans, I., T. Hengl and P. Gorsevski. 2009. Applications in Geomorphology. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 497-525 pp.
- Freeman, T. 1991. Calculating catchment area with divergent flow based on a regular grid. *Computer and Geosciences*, 17(3):413-422.
- Gallant, J. and T. Dowling. 2003). A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research*, 39(12):1.347-1.360.
- Giasson, E., S. Figueiredo, C. Tornquist and R. Clarke. 2008. Digital soil mapping using logistic regression on terrain parameters for several ecological regions in Southern Brazil. **In:** A. Hartemink, A. McBratney y M. Mendoça-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 225-232 pp.
- Gurdak, J. 2006. Using logistic regression to assess regional ground-water vulnerability: High Plains Aquifer. 5th National Water-Quality Monitoring Council Meeting, May-7-11, San Jose, CA.
- Hengl, T. and I. Evans. 2009. Mathematical and Digital Models of the Land Surface. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 31-63 pp.
- Hengl, T. and R. MacMillan. 2009. Geomorphometry - A key to Landscape Mapping and Modelling. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 433-460 pp.
- Hengl, T. and D. Rossiter. 2003. Supervised landform classification to enhance and replace photo-inter-

- pretation in semi-detailed soil survey. *Soil Science Society of America Journal*, 67(6):1 810-1 822.
- Holdridge, L. 1967. Life Zone Ecology. Tropical Science Center. San José, Costa Rica. (Tr. Humberto Jiménez Saa: Ecología Basada en Zonas de Vida, 1a. Ed. San José, Costa Rica: IICA, 1982.
- Jácome, A., G. Aguerrevere y M. López. 2001a. Sistema de Información Ambiental Cuenca Alta del Río Guárico. Informe final. Maracay-Venezuela: Fundacite Aragua. 110 p.
- Jácome, A., J. Vilorio y G. Elizalde. 2001b. Separabilidad de unidades pedogeomorfológicas en un sector del sur del estado Aragua, por medio de análisis digital de imágenes de satélite y un modelo digital de terreno. *Agronomía Trop.* 51(1):49-63.
- Jaimes, E. 1985. Análisis de las relaciones Geomorfología-Suelo en las Cuencas altas de los Ríos Aragua y Petaquire, Serranía del Litoral Central, Cordillera de la Costa. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. 300 p.
- Jelaska, S. 2009. Vegetation Mapping Applications. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 481-496 pp.
- Jenness, J. 2007. Some thoughts on analyzing topographic habitat characteristics [en lineal]. [Citado el 15/11/2009]. Disponible en: <http://www.jennessent.com/downloads/topographic_analysis_online.pdf>.
- Jenny, H. 1941. Factors of Soils Formation. New York: McGraw-Hill. 288 p.
- Klingebiel, A. and P. Montgomery. 1961. Land capability classification. Washington: Soil Conservation Service, USDA. 21 p.
- Köthe, R., E. Gehrt and J. Böhner. 1996. Automatische Reliefanalyse für geowissenschaftliche. Anwendungen - derzeitiger Stand und Weiterentwicklung des Programms SARA. *Arbeitshefte Geologie*, 1, 31-37 pp.
- Lagacherie, P. 2008. Digital Soil Mapping: A state of the Art. **In:** A. Hartemink, A. McBratney y M. Mendonça-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 3-14 pp.
- Lagacherie, P. and M. Voltz. 2000. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area and digital elevation data: a conditional probability approach. *Geoderma*, 97(3-4):187-208.
- Machado, D., M. Puche, J. Vilorio, M. Parra y M. Primera. 2007. Geoespacialización de información climática mediante la utilización de sistemas de Información Geográfica. Caso Cuenca Alta del río Guárico. II Jornadas Nacionales de Geomática, 03 al 05 de Octubre de 2007. Caracas. 16 p.
- MacMillan, R., A. Torregrosa, D. Moon, R. Coupé and N. Philips. 2009. Automated Predictive Mapping of Ecological Entities. **In:** T. Hengl y H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 551-578 pp.
- McBratney, A., S. Mendonça and B. Minasny. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, 3-52 pp.
- McKenzie, N. and P. Ryan. 1999. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. *Geoderma*, 89, 67-94 pp.
- Mendonça-Santos, H., R. Dart and J. Pares. 2008. Digital Mapping of Soil Classes in Rio de Janeiro State, Brazil: Data, Modelling and Prediction. **In:** A. Hartemink, A. McBratney y M. Mendonça-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 381-396 pp.
- Ministerio del Poder Popular para el Ambiente (MINAMB). 2008. Datos meteorológicos mensuales. Ministerio del Ambiente. Caracas: Dirección de Hidrología, Meteorología y Oceanología.
- Mitasova, H. and L. Mitas. 2001. Multiscale soil erosion simulations for land use management. **In:** R. Harmon and W. Doe (Eds.), *Landscape Erosion and Evolution Modeling*. New York: Kluwer Academic/Plenum Publishers. 321-347 pp.
- Moore, I., P. Gessler, G. Nielsen and G. Peterson. 1993. Soil Attribute Prediction Using Terrain Analysis. *Soil Science Society of America Journal*, 57(2):443-452.

- National Aeronautics and Space Administration (NASA). 2009. Shuttle Radar Topography Mission [en línea]. [Citado el 20/01/2009]. Disponible en: <<http://www2.jpl.nasa.gov/srtm/>>.
- O'Callaghan, J. and D. Mark. 1984. The Extraction of Drainage networks from Digital Elevation Data. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 28, 323-344 pp.
- Ohlmacher, G. and J. Davis. 2003. Using multiple logistic regression and GIS technology to predict landslide hazard in northeast Kansas, USA. *Engineering Geology*, 69, 332-343 pp.
- Olaya, V. 2006. Fundamentos de Análisis Geográfico con SEXTANTE [en línea]. [Citado el 0/05/2007]. Disponible en: <<http://campusvirtual.unex.es/cala/cala/course/view.php?id=146>>.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). 1976. Esquema para la evaluación de tierras. Roma: Boletín de Suelos N° 32.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). 1983. Directivas: Evaluación de Tierras para la Agricultura en Secano. Roma: Boletín de Suelos N° 52.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). 1985. Directivas: Evaluación de Tierras para la Agricultura de Regadío. Roma: Boletín de Suelos N° 55.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). 1990. Directivas: Evaluación de Tierras para Usos Forestales. Roma: Boletín de Montes N° 48.
- Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO). 1991. Guidelines: land evaluation for extensive grazing. Roma: Soils Bulletin N° 58.
- Peckham, S. 2009. Geomorphometry and Spatial Hydrologic Modelling. **In:** T. Hengl and H. Reuter (Eds.), *Geomorphometry. Concepts, Software, Applications*. Amsterdam-Oxford: Elsevier. 579-602 pp.
- Penizek V. and L. Boruvka. 2008. The Digital Terrain Model as a tool for improved delineation of alluvial soils. **In:** A. Hartemink, A. McBratney and M. Mendonça-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 319-326 pp.
- Pineda, C., D. Machado y E. Casanova. 2006. Evaluación física de tierras de la cuenca alta del Río Guárico con fines de producción sustentable de agua. *Agronomía Trop.* 56(3):385-414.
- Pontius, G. 2000. Quantification Error Versus Location Error in Comparison of Categorical Maps. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 66(8):1 011-1 016.
- Pontius, G. 2002. Statistical Methods to Partition Effects of Quantity and Location During Comparison of Categorical Maps at Multiple Resolutions. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 68(10):1 041-1 049.
- Quinn, P., K. Beven, P. Chevallier and O. Planchon. 1991. The prediction of hillslope flow paths for distributed hydrological modelling using digital terrain models. *Hydrological Processes*, 5, 59-79 pp.
- Rey, J. 2007. Levantamiento de suelos. Guía de Clases. Departamento de Edafología. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. 10 p.
- Rossiter, D. 2005. Digital Soil Mapping: towards a multiple-use Soil Information System. *Semana de la geomática*. Bogotá: IGAC. 13 p.
- Sánchez, P., W. Couto and W. Buol. 1982. The fertility capability soil classification system: Interpretation, applicability and modification. *Geoderma*, 27(4):283-309.
- Schneider, K. and P. Robbins. (Eds.) 2001. *GIS and Mountain Environments*. UNITAR/GRID Volume 5. Worcester, Ma: Clark Labs, Clark University. 125 p.
- Scull, P., J. Franklin, O. Chadwick and D. McArthur. 2003. Predictive soil mapping: a review. *Progress in Physical Geography*, 27(2):171-197.
- Sistema de Información Ambiental de la Cuenca Alta del Río Guárico (SIACARG). 2005. MARN-UCV [Programa informático]. [Consultado el 19/01/2005]. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Instituto de Edafología.

- Sistema de Información Ambiental de la Cuenca del Río Aragua (SIACRA). 2005. MARN-UCV [Programa informático]. [Consultado el 19/01/2005]. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Instituto de Edafología.
- Sistema de Información de Suelos de la Depresión del Lago de Valencia (SISDELAV). 2005. MARN-UCV-Fundación Polar. [Programa informático]. [Consultado el 19/01/2005]. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Instituto de Edafología.
- Strebin, S. y J. Pérez. 1974. Capacidad de uso de las tierras del estado Aragua. Caracas: Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Recursos Hidráulicos. 44 p.
- Suet, C. and Y. Lam. 2004. Comparison of flow routing algorithms used in Geographic Information Systems. University of Southern California, Faculty of the Graduate School. 97 p.
- United States Department of the Interior (USDI). 1971. Manual de clasificación de tierras con fines de riego. 2da Ed. A. Estrada (Trad.) Caracas: MOP-División de Edafología. 85 p.
- University of Maryland. 2008. Earth Science Data Interface (ESDI) at the Global Land Cover Facility [en línea]. [Citado el 23/02/2009]. Disponible en: <<http://glcftp.umiacs.umd.edu:8080/esdi/index.jsp>>.
- Valladares, G. and M. Hott. 2008. The use of GIS and Digital Elevation Model in Digital Soil Mapping - A case study from Sao Paulo, Brazil. **In:** A. Hartemink, A. McBratney and M. Mendonça-Santos (Eds.), Digital Soil Mapping with Limited Data. Wageningen-Sydney-Río de Janeiro: Springer. 349-356 pp.
- Ventura, S. and B. Irvin. 2000. Automate landform classification methods for soil-landscape studies. **In:** J. Wilson and J. Gallant (Eds.), Terrain Analysis. New York: Wiley and Sons. 267-294 pp.
- Viloria, J. 2008. Inventario expedito de tierras en parcelas rurales con escasa información de suelos. Guía de Clases. Maracay, Ven. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Instituto de Edafología. 11 p.
- Viloria, J., C. Estrada y J. Rey. 1998. SISDELAV: Sistema de información de suelos de la Depresión del Lago de Valencia. Universidad Central de Venezuela. Facultad de Agronomía. Instituto de Edafología. Venezuela. 6 (1-2).
- Wischmeier, W. and D. Smith. 1978. Predicting rainfall erosion losses - A guide to conservation planning. Agriculture Handbook N° 537. Washington DC: US Department of Agriculture.
- Zevenbergen, L. and C. Thorne. 1987. Quantitative analysis of land surface topography. Earth Surface Processes and Landforms, 12, 47-56 pp.