

**UNIVERSIDAD DE CONCEPCION**  
**FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES**  
**INGENIERÍA FORESTAL**



**MODELAMIENTO ESPACIAL DE PROPIEDADES DEL SUELO, EN SUELOS  
GRANÍTICOS DEL FUNDO CANTERA Y EL GUINDO.**

Por

RAÚL EDUARDO PÉREZ ASTORGA

MEMORIA PARA OPTAR  
AL TÍTULO DE  
INGENIERO FORESTAL

CONCEPCIÓN – CHILE

2014

**UNIVERSIDAD DE CONCEPCION  
FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES  
INGENIERÍA FORESTAL**



**MODELAMIENTO ESPACIAL DE PROPIEDADES DEL SUELO, EN SUELOS  
GRANÍTICOS DEL FUNDO CANTERA Y EL GUINDO.**

Por

RAÚL EDUARDO PÉREZ ASTORGA

MEMORIA PARA OPTAR  
AL TÍTULO DE  
INGENIERO FORESTAL.

CONCEPCIÓN – CHILE

2014

**MODELAMIENTO ESPACIAL DE PROPIEDADES DEL SUELO, EN SUELOS  
GRANÍTICOS DEL FUNDO CANTERA Y EL GUINDO.**

---

Profesor Guía

Rafael Rubilar P.

Profesor Asociado

Ingeniero Forestal, Ph. D.

---

Profesor Guía

David González L.

Profesor Asistente

Ingeniero Forestal, Ph. D.

Calificación de la Memoria de Título:

Rafael Rubilar P. : .

David González L. : .

## ÍNDICE MATERIAL

CONTENIDO	PÁGINA
I. RESUMEN	1
II. ABSTRACT	2
III. INTRODUCCIÓN	3
IV. MATERIALES Y MÉTODOS	6
4.1. Área de piloto	6
4.2. Toma de datos	7
4.3. Análisis de laboratorio	7
4.4. Procesamiento de información digital	9
4.5. Análisis estadístico	13
4.5.1. Regresión simple	13
4.5.2. Regresión múltiple.	14
4.6. Selección de modelos y validación.	14
V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN	16
5.1. Análisis estadístico	16
5.2. Modelos predictivos	17
5.2.1. Modelos de regresión lineales.	17
5.2.2. Modelos de regresión Múltiples.	21
5.2.3. Ajuste lineal por estrato	23
5.3. Medida de error	24
VI. CONCLUSIONES	26
VII. BIBLIOGRAFÍA	27
VIII APÉNDICE	30
8.1 Mapas digitales del suelo (MDS), mapas continuos de propiedades del suelo.	30

## ÍNDICE DE TABLAS

TABLA N°	PÁGINA
<b>En el texto</b>	
Tabla 1. Descripción de las propiedades físico-químicas analizadas del área de estudio	8
Tabla 2. Índice topográfico (MDT), interpretación y su fórmula utilizados en la predicción de propiedades del suelo.	10
Tabla 3. Estadísticos univariados de las propiedades físico-químicas del suelo	16
Tabla 4. Estadísticos univariados para los índices topográficos.	17
Tabla 5. Análisis de correlación lineal entre propiedades físico-químicas del suelo y los índices topográficos.	18
Tabla 6. Ajustes modelos de regresión múltiple entre propiedades del suelo y los índices topográficos.	21
Tabla 7. Ajuste de modelo para espesor de Hz A lineal por estrato de exposición, donde la variable independiente fue el índice de humedad TWI.	23
Tabla 8. RMSE y NRMSE para cada propiedad del suelo predicha, mediante modelos de regresión lineal simple, modelos de regresión múltiple y modelos de regresión simple por estrato.	25

## ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA N°	PÁGINA
<b><u>En el texto</u></b>	
Figura 1. Área de estudio 36°50' S, 73°01' O, predio Cantera y el Guindo.	6
Figura 2. Estimación de los índices del grupo a). CNBL, ACN, RR.	11
Figura 3. Método de estimación de MDT del segundo grupo. Relación de vecindad 3x3 celdas.	12
Figura 4. Reclasificación de la exposición..	12
Figura 5. Relaciones lineales simples entre MDT y las propiedades del suelo.	19
Figura 6. Relaciones lineales simples entre MDT y Textura del suelo	20
Figura 7. Relaciones lineales múltiples entre índices topográficos y las propiedades del suelo.	22
Figura 8. Relación entre espesor del Hz A y el índice de humedad del suelo por estrato de exposición	24
<b><u>En el apéndice</u></b>	
Figura 9. Predicción del espesor de Hz A, más espesor de Hz Oa.	30
Figura 10. Predicción del espesor de Hz Oi.	31
Figura 11. Predicción del espesor de Hz O.	32
Figura 12. Predicción pH.	33
Figura 13. Predicción la materia orgánica.	34
Figura 14. Predicción la proporción de arcilla.	
Figura 15. Predicción de la proporción de arena.	

## I. RESUMEN

Se mapearon propiedades de suelo usando un modelo digital de elevación (DEM). Se derivaron 16 índices topográficos (MDT). Las propiedades analizadas fueron, profundidad del horizonte mineral A, horizontes orgánicos Oi, Oe y Oa el pH, la materia orgánica además porcentaje de arcilla, arena y limo. Se relacionaron mediante regresión lineal simple, regresión múltiple y estratos. Las propiedades del suelo fueron predichas por los índices de humedad del suelo (TWI), modificaciones como índice de humedad modificado (WI) e índice de humedad relacionado con las redes de drenaje (TCI).

Palabras clave: Índice topográfico, modelo digital de elevación, propiedades del suelo.

## **II. ABSTRACT**

Soil properties were mapped using a digital elevation model (DEM). 16 topographic indices were derived from DEM. The properties were analyzed, depth of mineral A horizon, organic horizons Oi, Oe and Oa, pH, percentage organic matter addition of clay, sand and silt. Were related by simple linear regression, multiple regression and for stratum of aspect. Soil properties were predicted by the soil moisture index (TWI), modifications and modified humidity index (WI) and moisture content associated with drainage networks base level (TCI).

Key words: Topographic index, digital elevation model, soil properties.

### **III. INTRODUCCIÓN**

Debido al desarrollo exponencial de la computación y la captación de datos provenientes de sensores remotos en las últimas décadas, se han potenciado varias disciplinas. Entre las disciplinas relevantes destaca las Ciencias del Suelo, con apoyo de los Sistema de Información Geográficos (SIG) (Florinsky *et al*, 2002).

Los modelos digitales de elevación (MDE) son imágenes ráster que permiten la representación del paisaje y permiten modelar el terreno mediante determinados atributos. Al respecto, el empleo de MDE en las Ciencias del Suelo se ha aplicado en la determinación de las propiedades físico-químicas del suelo, utilizando índices topográficos o modelos digitales del terreno (MDT) (Moore 1993, Gessler *et al.* 1995, Florinsky *et al.* 2002, Guisson *et al.* 2006, Boher y Selige 2006). Además, Moore (1993) ha relacionado MDT tales como la pendiente (S), exposición (AS) y variables ambientales como el índice de humedad del suelo (TWI), erosividad, erodabilidad con propiedades del suelo, tales como textura del suelo, espesor del horizonte (Hz) A y materia orgánica del suelo superficial.

Además, se ha utilizado los MDE y MDT en la estimación de la erosión de suelos, dado a la relación entre los atributos físico-químicos y el movimiento de las partículas en el suelo superficial, a nivel de ladera o a nivel de cuenca (Weishmeier, 1981; Ryan, 2000).

Para la modelación de MDT, es posible diferenciarlos en tres grupos:

- a) Los MDT que utilizan la elevación vertical de la celda con respecto a las zonas de valles, de las cuales se derivan características geomorfológicas como la posición en la pendiente y forma del paisaje.
- b) Los MDT que consideran la relación de cambio de la elevación del terreno, es decir su variación horizontal a nivel de celdas, por ejemplo pendiente (S) y exposición (AS) Wiess (2001).
- c) Los MDT más avanzados que utilizan el concepto de árbol de procesos (McKenszie y Ryan, 1999). Estos MDT, combinan los dos primeros, esto es a) y b). Los árboles de

procesos explican de mejor manera la influencia de factores ambientales en las propiedades del suelo (Bohner y Selige. 2006).

A partir de los MDT avanzados, se han desarrollado diversos estudios para predecir propiedades del suelo, en que se correlacionan propiedades físicas y químicas del suelo con características topográficas, mediante el empleo modelos de regresión simples o complejos, Bock *et al.* (2007).

Moore (1993) considerando 231 muestras en una superficie de 5,4 ha, relacionó linealmente el índice de humedad (TWI) como variable explicatoria, en función de la profundidad del Hz A, fósforo extraíble, materia orgánica (Mo), porcentaje de limo (Li) y porcentaje de arena (Are) como variables independientes, a nivel de ladera. Gessler *et al* (1995) considerando 60 muestras en una superficie de 10.000 ha, estudiaron la relación entre los atributos del suelo y los MDT, en que solo obtuvieron correlaciones significativas en la predicción del espesor Hz A y profundidad total, señalando que a medida que aumenta el TWI hay presencia de suelos más profundos. A su vez, Florinsky *et al.* (2002), utilizando una regresión lineal simple en 210 muestras en 67 Ha. reportó una alta correlación entre propiedades del suelo y MDT como concentración de carbono, contenido de humedad y fosforo residual. Giasson *et. al.* (2006) utilizó regresión múltiple entre MDT índice de humedad (TWI), pendiente (S), área de acumulación específica (CA), elevación sobre nivel del canal (ACN), curvatura de perfil (PRC) y curvatura del plano (PLC) en la predicción de propiedades del suelo para caracterizar y estratificar unidades productivas.

El uso de MDT en el desarrollo de mapas digitales de suelos (MDS) con información de propiedades del suelo a nivel de celda y generar un mapa continuo para una propiedad específica del suelo. Entre los usos potenciales de estos mapas destacan los mapas de carbono, dado que están en función de Mo y densidad aparente (Esquivel *et al* 2013). Otro potencial uso de estos mapas continuos de propiedades del suelo, es el cálculo del factor de erodabilidad (K) de la ecuación universal de pérdida de suelo (USLE), que está

compuesto por materia orgánica, textura y estructura del suelo, de acuerdo con Weishmeier (1981)

En Chile se ha realizado un gran esfuerzo por mapear los suelos, mediante la fotointerpretación con enfoque en los terrenos utilizados en la agricultura, por lo que el país carece de estudios con enfoques en la modelación en función de MDT e imágenes satelitales.

El presente estudio tiene como objetivo predecir propiedades del suelo utilizando índices topográficos del terreno, en el predio la Cantera y el Guindo como una unidad piloto de suelos graníticos costeros de la cordillera de la costa.

## IV. MATERIALES Y MÉTODOS

### IV.1. Área de piloto

El área piloto de estudio se estableció en la zona costera de la región del Biobío en una zona representativa de la cordillera de la costa (latitud 36°50' S y longitud de 73°01' O), en el predio la Cantera y el Guindo, en un rodal de *Eucalyptus globulus* Labill de 10 años, con 24 ha de superficie. El sitio presenta una precipitación media anual de 1273 mm, (Dirección general de aguas, DGA). El rango de elevación se ubica entre los 42,2 a 188 msnm y es de topografía abrupta típica de la Cordillera de la Costa. El suelo es de origen granítico, clasificado como Asociación San Esteban, de textura franco arcillo arenosa, miembro de la familia Dystric Xerochrpts (Inceptisol) CIREN (1999) (Figura 1).

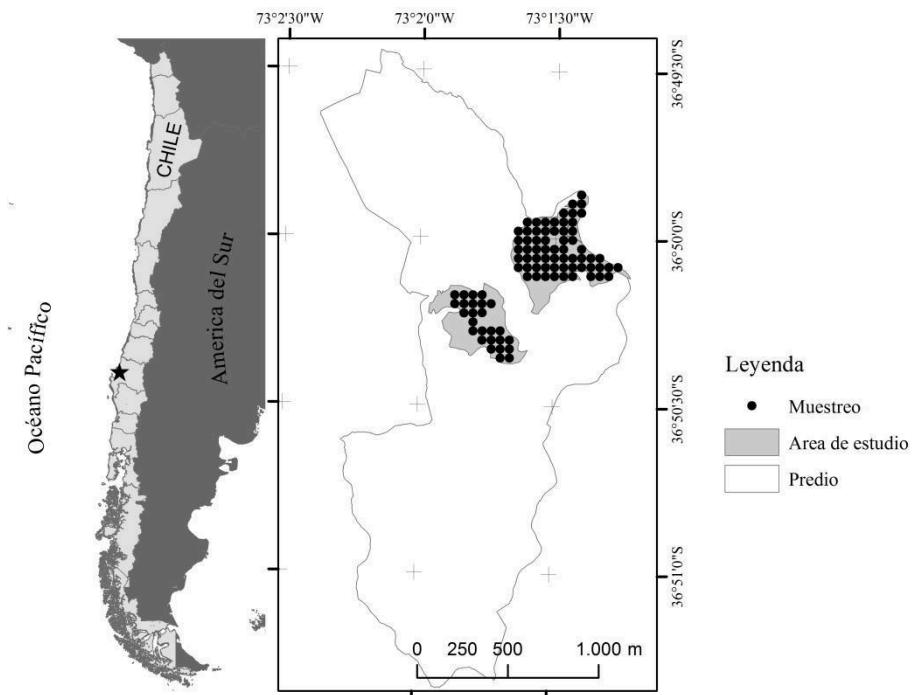


Figura 1. Área de estudio 36°50' S, 73°01' O, predio Cantera y el Guindo. Los puntos representan la distribución del muestreo espaciados cada 50 x 50 metros, bajo cobertura de *E. globulus* de 10 años al momento de la captura de datos.

#### **IV.2. Toma de datos**

El diseño experimental consistió en la distribución sistemática de 80 puntos de muestreo, cada 50x50 m, los que se navegaron con GPS Garmin Etrex Leyend, con sistemas de coordenadas proyectada, universal trasnversal de mercator (UTM) cuyo Datum fue World Geodesic System del 1984 (WGS 84) huso 18 Sur con un error de  $\pm 5$  m. Si no se obtenía el error mínimo se proyectaron los puntos de muestreo utilizando brújula y huincha de distancia.

En cada punto de muestreo se midió el espesor de los horizontes orgánicos con huincha métrica y se clasificaron en poco descompuesto (O<sub>i</sub>), semi descompuesto (O<sub>e</sub>) y muy descompuesto (O<sub>a</sub>). Cada punto fue barrenado a 30 cm de profundidad y se extrajo una muestra de suelo mineral y se midió la profundidad del Hz A.

#### **IV.3. Análisis de laboratorio**

Se siguió la metodología descritas en el manual de Nutrición y Productividad Forestal Sustentable (versión 2010) del Laboratorio de Suelos de la Facultad de Ciencias Forestales, para el análisis de terreno y de laboratorio, para cada una de las propiedades exploradas.

Las muestras de suelo mineral se secaron a temperatura ambiente por 24 horas, para luego ser tamizada a 2 mm y extraer solamente las fracciones finas de la muestra. Cada muestra tamizada fue separada y se realizaron los análisis de materia orgánica (Mo), pH y porcentaje de arena, arcilla y limo (Tabla 1).

Tabla 1. Descripción de las propiedades físico-químicas analizadas del área de estudio.

Nombre	Descripción	Unidad
Oi	Espesor del horizonte orgánico levemente descompuesto	cm
Oe	Espesor del horizonte orgánico moderadamente descompuesto	cm
Oa	Espesor del horizonte orgánico altamente descompuesto	cm
O	Espesor de los horizontes orgánicos	cm
A	Espesor del horizonte mineral A, mezclado con humus	cm
pH	Acides del suelo medido con pH-metro electrónico en mezcla 1:1	
Mo	Materia orgánica del suelo, por medio del método de ignición	%
Arc	Partículas del suelo < 0,02 mm, mediante hidrómetro	%
Are	Partículas del suelo 0,5-2 mm, mediante hidrómetro	%
Li	Partículas del suelo 0,02-0,5 mm, mediante hidrómetro	%

Donde los espesores se midieron con huincha métrica

El contenido de materia orgánica (Mo) se obtuvo a través del método de ignición a 450°C (Mook *et al.*, 1982). Una sub-muestra de 10 g de suelo tamizado y pesado en una balanza de precisión de ±0,0001 g, se secó por 24 horas en horno a 105°C para obtener el peso seco del suelo (*PSS*), para luego ser calcinado en una mufla a 450 °C por 24 horas (*PSC*) dejándose secar a temperatura ambiente en un desecador y pesadas en una balanza de precisión. El porcentaje de materia orgánica se calculó usando la fórmula [1].

$$MO(\%) = \frac{PSC_{450^\circ C} - PSS_{105^\circ C}}{PSS_{105^\circ C}} * 100 \quad [1]$$

Donde  $PSS_{105^\circ C}$  es el peso seco del suelo en gramos,  $PSC_{450^\circ C}$  corresponde al peso del suelo calcinado en gr.

El pH de las muestras de suelo se obtuvo utilizando un pH-metro electrónico en una solución 1:1 con agua destilada, la que se dejó decantar por 30 minutos, en el agua sobrante. El aparato electrónico fue calibrado con dos soluciones buffer de pH 7 y 4 ± 0,02 a 20 °C en cada oportunidad para realizar las determinaciones.

Para la determinación del porcentaje de arena, limo y arcilla se pesó una muestra de 40 g de suelo, la cual, se disolvió en agua destilada y se agregaron 20 ml de Peróxido de Hidrógeno ( $H_2O_2$ ) para la remoción de la materia orgánica. Luego se agregó 250 ml de

agua destilada y 50 ml de solución de Hexametafosfato de sodio para desagregar las partículas de suelo. La muestra se mezcló por 5 minutos para posteriormente ser depositada en un cilindro de decantación y posteriormente se le agregó agua destilada hasta completar un litro de solución para diluir la muestra (Bouyoucos 1962). El cálculo de los porcentajes de las partículas de suelo se realizó en base a las fórmulas [2, 3 y 4].

$$Arena(\%) = \frac{PSS_{105^{\circ}C} - C_{40\text{ segundos}}}{PSS_{105^{\circ}C}} 100 \quad [2]$$

$$Arcilla(\%) = \frac{C_{120\text{ minutos}}}{PSS} 100 \quad [3]$$

$$Limo(\%) = 100 - (Arena\% + Arcilla\%) \quad [4]$$

Donde  $PSS_{105}$  corresponde al peso de suelo seco en gr,  $C_{40\text{ segundos}}$  a la concentración del suelo en suspensión los primeros 40 segundos  $\text{gL}^{-1}$ ,  $C_{120\text{ minutos}}$  a la concentración del suelo en suspensión los primeros 120 minutos  $\text{gL}^{-1}$

#### **IV.4. Procesamiento de información digital**

Para la generación del MDE se usaron curvas de nivel cada un metro obtenidas desde un vuelo Laser Imaging Detection and Ranging (LiDAR) realizado el año 2008 sobre el área piloto. Las curvas de nivel se interpolaron mediante el método Anudem propuesto por Hutchinson (1987-2007). Esta herramienta se encuentra disponible en el software de información geográfica ArcGis 10.0 (ESRI®, USA), herramienta llamada “Topo to Raster”. El resultado fue una imagen raster con resolución de 5x5 m para celda.

El MDE fue utilizado como base para la modelación de 16 MDT (Tabla 2), para lo cual se utilizó el software System for Automated Geoscientific Analyses (SAGA), versión 2.0.8. del 2011.

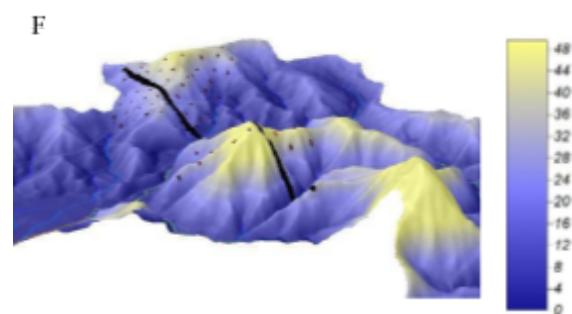
Tabla 2. Índice topográfico (MDT), interpretación y su fórmula utilizados en la predicción de propiedades del suelo.

G MDT	Interpretación	Formula	Autor
Elevación (E) $m\text{snm}$	Metros sobre el nivel de mar (MDE)		
a Nivel del Canal (CNBL) $m$	Elevación hasta la base del canal		Bock <i>et al</i> 2007
a Elevación sobre Nivel del Canal (ACN) $m$	Diferencia entre la superficie y el nivel del Caudal	$ACN = x_{ij} - y_{ij}$	Bock <i>et al</i> 2007
a Índice de Posición Topográfico (TPI)	Modela las formas del paisaje y posición en la pendiente	$TPI = x_{ij} - \bar{x}_{ij}$	Weiss 1999
a Relieve Relativo (RR)	Relación de cambio entre la elevación y la base del canal	$RR = \left(1 - \frac{y_{ij}}{x_{ij}}\right) 100$	Bock <i>et al</i> 2007
a Pendiente (S)	Ángulo entre la tangente del plano y la horizontal	$S = \text{ArcTan} \sqrt{p^2 + q^2}$	Travis <i>et al</i> 1975
a Exposición (AS)	Dirección de la pendiente con relación al norte	$AS = \text{ArcTan} \frac{p}{q}$	
b Plano de curvatura(PLC) $m^{-1}$	Curvatura horizontal	$PLC = \frac{p^2 r + 2pq + q^2 t}{p^2 + q^2 \sqrt{1+p^2 q^2}}$	Beven 1975
b Curvatura de Perfil (PRC) $m^{-1}$	Curvatura vertical	$PRC = \frac{q^2 r + 2pq + p^2 t}{p^2 + q^2 \sqrt{1+p^2 q^2}}$	Beven 1975
b Índice de Rugosidad (TRI)	Se relaciona con los cambios de pendiente	$TRI = \sqrt{\sum_{ij=1;1}^n (x_{i-n;j-n} - x_{ij})^2}$	Riley <i>et al</i> 1999
b Zona de Captación (CA) $m^2 m^{-1}$	Pixel que acumula superficie aguas arriba.		
c LS-Factor (LS)	Factor de erosión topográfico (USLE)	$LS = \frac{CA}{22,1} \tan S^{10} \left( b_0 + b_1 \sqrt{p^2 + q^2} + b_2 (\sqrt{p^2 + q^2})^2 \right)$	Weishmeier 1981
c Índice de caudal (SPI)	Índice de Caudal	$SPI = CA (\text{ArcTan} \sqrt{p^2 + q^2})$	Beven 1975
c Índice de Solifluxión (MBI)	Índice de transporte de sedimentos	$MBI = \frac{1}{\ln(1+LS)}$	Bohner and Selige 2006
c Índice de humedad (TWI)	Modela el contenido de humedad del suelo	$TWI = \frac{CA}{\ln(\tan s)}$	Beven 1975
c Índice de humedad Modificado (WI)	Modela el contenido de humedad del suelo	$WI = \frac{CA(1/15)^{\exp \exp(15)}}{\ln(\tan s)}$	Bohner and Selige 2006
c TCI low (TCI)	Índice de Humedad relacionado con ACN	$TCI \text{ low} = \frac{2RR + WI}{3}$	Bock <i>et al</i> 2007

G, indica grupo del índice, a relación vertical, b relación vecindad, c combinación de índices.  $r, t, s, p$  y  $q$  son derivadas de la función  $z = f(x, y)$ :  $r = \frac{\delta^2 z}{\delta x^2}$

$t = \frac{\delta^2 z}{\delta y^2}$ ,  $s = \frac{\delta^2 z}{\delta x \delta y^2}$ ,  $p = \frac{\delta z}{\delta x}$  y  $q = \frac{\delta z}{\delta y}$ . Considerando una relación de vecindad de 3x3 celdas.  $b_0=0,065$   $b_1=4,56$   $b_2=0,6541$ . Usando SAGA GIS 2.0.8

10



Los MDT se separaron en tres grupos según su origen, en el primer grupo se encuentran los índices Nivel del Canal (CNBL), el cual es una interpolación entre las zonas más bajas del MDE, Elevación sobre el Nivel del Canal (ACN) (Figura 2) que corresponde a la distancia vertical a las redes de drenaje y Relieve Relativo (RR), el cual es la relación de cambio entre los valles y las cimas, mientras más cerca de los valles este índice se acerca a cero. Este grupo, al no considerar la vecindad de píxeles, es limitado en zonas bajas donde no existe diferencia de elevación o es cercana a cero (por otra parte el índice CNBL, es la topografía suavizada sin los accidentes).

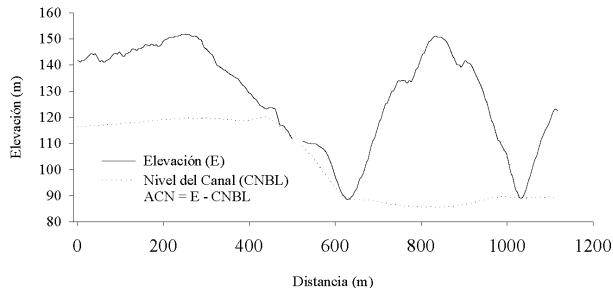


Figura 2. Estimación de los índices del grupo a). La línea continua representa la elevación sobre el nivel del mar, obtenida a partir de un modelo de elevación digital (DEM), La línea de puntos representa la interpolación de los puntos más bajos del DEM (CNBL). La elevación sobre el nivel del canal (CNBL), corresponde al incremento de la elevación desde CNBL ( $E - CNBL$ ).

El grupo b) y c) tienen relación con la variación horizontal de las celdas, o cambios del terreno, generalmente representado en una matriz de 3x3 celdas. Utilizando este concepto se modeló la pendiente (S), la exposición (AS), el área de captación específica (CA), la curvatura del perfil (PRC) y la curvatura del plano (PLC) (Figura 3).

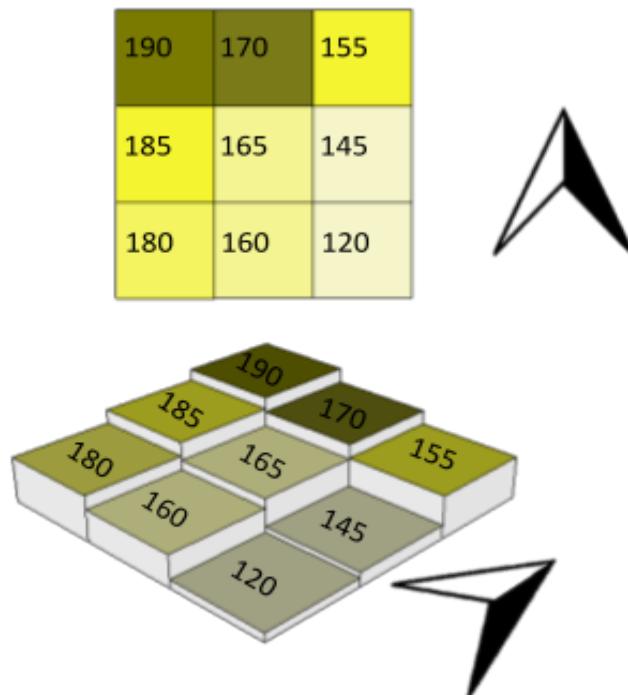


Figura 3. Método de estimación de MDT del segundo grupo, que considera la relación de vecindad. Estructura básica de una imagen ráster. Relación de vecindad 3x3 celdas.

Se estratificaron los mejores resultados en base a la exposición del suelo en cuatro categorías, exposición norte ( $315^{\circ}$  a  $45^{\circ}$ ), este ( $45^{\circ}$  a  $135^{\circ}$ ), sur ( $135^{\circ}$  a  $225^{\circ}$ ) y oeste ( $225^{\circ}$  a  $315^{\circ}$ ) (Figura 5).

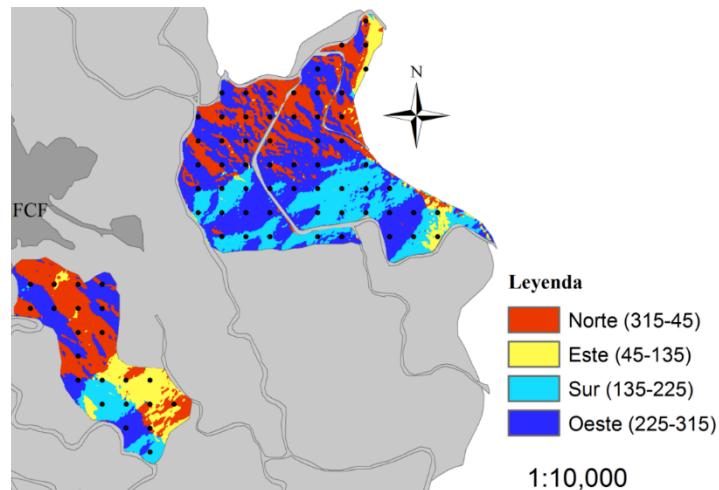


Figura 4. Reclasificación de la exposición. Norte  $315^{\circ}$  a  $45^{\circ}$ , Este  $45^{\circ}$  a  $135^{\circ}$ , Sur  $135^{\circ}$  a  $225^{\circ}$  y Oeste  $225^{\circ}$  a  $315^{\circ}$ . (Martínez 1999).

#### IV.5. Análisis estadístico

A partir del MDE se extrajeron los valores de dieciseis MDT para cada celda, utilizando el método del vecino más próximo. Con estos datos se realizó un análisis exploratorio en que los estadísticos univariados básicos fueron, mínimo, máximo, media, desviación estándar y el coeficiente de variación.

##### IV.5.1. Regresión simple

Se predijeron propiedades del suelo usando modelos de regresión simples, donde la variable dependiente es una propiedad físico-química del suelo y la variable independiente fueron los MDT [5].

$$y = b_0 + b_1 x_i + e_i \quad [5]$$

Donde  $y$  es la propiedad del suelo y  $x_i$  corresponde a un MDT, en que  $b_i$  es un parámetro estimado y  $e_i$  es el error aleatorio del modelo de regresión. Para las pruebas de la bondad de ajuste del modelo de regresión, se consideró el test de Global Moran's I (SA), para determinar si existe auto correlación espacial en las variables dependientes. SA, se definió a partir de la expresión siguiente [6]:

$$I = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}} * \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_i)^2} \quad [6]$$

Donde  $n$  es el número de puntos de muestreo,  $W_{ij}$  : matriz de vecindad de coordenadas  $x, y$  .  $x_i$  valor de cada propiedad de suelo, en el punto de muestreo. Para su cálculo se utilizó el software de análisis estadístico SAS (SAS Institute, 2000).

La normalidad de los modelos se analizó mediante el test de Shapiro-Wilk (SW). En los casos que no se cumpliera con el supuesto de normalidad, se aplicó una transformación a

la variable dependiente, mediante el método Box-Cox (Cox 1964). Este tipo de transformación es conocido como óptimo, en el cual la variable dependiente transformada es normal o aproximadamente normal. Para este análisis se utilizó el software de análisis estadístico Statistica (10.0). Finalmente, se aplicó el test de White (1980) que indicó si existe tendencia en los residuales y los valores predichos.

#### **IV.5.2. Regresión múltiple.**

Se estudió el comportamiento de las variables de suelo en función de varios MDT mediante regresión lineal múltiple. Además de los test estadísticos anteriores se consideró un valor de inflación de la varianza (VIF) menor a 10, para minimizar la autocorrelación entre variables independiente.

Mediante el método Stepwise, se seleccionaron las variables independientes considerando un máximo de tres, para la simplicidad del modelo [8].

$$y_i = b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + b_3 * x_3 + e_i \quad [8]$$

Donde  $y$  es una propiedad físico-química del suelo,  $x_1, x_2, x_3$  son los MDT;  $b_0, b_1, b_2, b_3$  son los parámetros del modelo y  $e_i$  es el error del modelo de regresión múltiple.

#### **IV.6. Selección de modelos y validación.**

Se realizó una validación cruzada usando el método dejar un dato fuera, dado el reducido set de datos, siendo el mejor modelo el que presentó menor error. Los test utilizados fueron la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y la raíz del error cuadrático medio normalizado (NRSME).

El RMSE que indica el grado de error entre el modelo predicho y los valores observados en unidades de cada propiedad y para su estimación se utilizó la expresión siguiente [10]:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2} / n \quad [10]$$

Donde  $y_i$  es valor observado,  $\hat{y}$  valor estimado,  $n$ , número de observaciones.

Se midió el error en porcentaje usando la raíz del error cuadrático medio normalizado (NRMSE) o error, en que el mejor modelo fue aquel que presentó un menor NRMSE, comparando los modelos de regresión lineales, de regresión múltiples, y la media de los de cada estrato fue el modelo predictor. Para su estimación, se utilizó la expresión siguiente [11]:

$$NRSME = \frac{RMSE}{x_{\max} - x_{\min}} \quad [11]$$

Donde RMSE fue la raíz del error medio cuadrático,  $x_{\max} - x_{\min}$  es el rango de observados.

## V. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### V.1. Análisis estadístico

Las propiedades del suelo mostraron importantes variaciones de acuerdo con el coeficiente de variación (CV), exceptuando la propiedad química pH y la físico-química Mo (Tabla 3). El porcentaje de arena, limo y arcilla del suelo superficial presentaron una variación similar, siendo el porcentaje de arcilla el menos variable. Los espesores del suelo orgánico presentaron una alta variabilidad, siendo el espesor del Hz Oi el más variable, en que se observó hasta una profundidad de 80 cm y amplias superficies sin suelo orgánico (Tabla 3).

Tabla 3. Estadísticos univariados de las propiedades físico-químicas del suelo (n=80)

Nombre	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar	CV%
A	0,5	54,0	5,9	9,6	163,9
OI	0,0	80,0	6,9	11,0	159,4
OE	0,1	20,0	2,3	2,6	113,0
OA	0,1	7,0	1,5	1,4	93,3
O	0,8	83,0	10,7	12,7	118,7
pH	4,3	7,0	5,4	0,4	7,4
Mo	3,9	21,8	8,7	3,1	35,6
Arcilla	28,3	75,3	52,1	9,0	17,3
Arena	12,6	46,9	31,8	6,7	21,1
Limo	4,7	34,4	16,1	5,5	34,2

Los MDT se observan influenciados por el área de captación del agua, curvatura del plano y de perfil, presentando una alta variabilidad en el área de estudio, tanto en cimas como valles. La topografía presentó una alta variabilidad lo que influenció los valores de área de acumulación específica, índice de caudal, índice de posición en la topografía e índice de solifluxión, lo que sugiere un fuerte impacto de la topografía en el sitio (Tabla 4).

Los MDT que presentaron menor variabilidad fueron aquellos que dependieron de la elevación vertical para el cálculo de MDT como relieve relativo (RR) con una variabilidad de 19 % (Tabla 4).

La pendiente así como la exposición presentaron mostró un CV de 39 y 34% respectivamente.

Tabla 4 Estadísticos univariados para los índices topográficos (n=80)

Nombre	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Estándar	CV%
X	675.560,0	676.410,0	676.006,0	223,7	26,32
Y	5.921.140,0	5.922.040,0	5.921.635,0	217,5	24,42
E	61,7	185,4	137,8	28,5	20,68
CNBL	35,9	113,7	79,8	15,5	19,42
ACN	18,3	100,0	58	21,1	36,38
RR	17,7	55,0	41,2	9,1	22,09
S	1,9	29,2	16,4	6,4	39,02
AS	15,3	345,4	243,3	81,8	33,62
PLC	-0,029	0,031	0,002	0,009	388,87
PRC	-0,007	0,017	0,002	0,005	272,67
AH	3,1	93,7	40,1	25,3	63,09
CA	5,2	1.100,2	92,1	189,5	205,75
LS	0,2	10,4	3,8	2	52,63
SPI	0,3	504,7	27,7	73,9	266,79
TPI	9,5	16,6	2,3	5,4	234,78
MBI	0,7	0,8	0,1	0,5	500,00
TRI	0,1	2,0	1,1	0,4	36,36
TWI	1,3	3,9	2,4	0,6	25,00
TCI	0,4	0,8	0,6	0,1	16,67
WI	2,9	7,4	4,7	1,2	25,53

CV% corresponde al coeficiente de variación.

## V.2. Modelos predictivos

### V.2.1. Modelos de regresión lineales.

La propiedad del suelo horizonte A, presentó relación directa con el MDT de humedad del suelo (TWI), lo que sugiere que un incremento del TWI explica la presencia de Hz A más profundo. Por otra parte, el suelo tiende a ser más delgado a medida que hay menor área de captación y pendientes fuertes.

La suma de los espesores de horizontes orgánicos (Hz O) presentó el mismo comportamiento que espesor del horizonte mineral (Hz A), ya que en la medida que incrementa la humedad del suelo, los horizontes orgánicos son más profundos (Tabla 5).

Tabla 5. Análisis de correlación lineal entre propiedades físicas-químicas del suelo y los índices topográficos.

Propiedad del suelo	Modelo								Validación	
	SA	x	b0	b1	R <sup>2</sup>	RMSE	VAR	SW	RMSE	NRMSE
Hz A t	0,0130 <0,000	TWI	-	0,1930*	1 0,	0,1	11,6	0,1	1,0	26,1
Hz O	1 <0,010	TWI	-	2,3370*	1 0,	12,4	2,3	0,1	12,5	15,2
HzA+Oa	1 <0,000	TWI	-4,7170*	2,6670*	1 0,	9,7	12,7	0,1	9,7	17,9
pH	1 <0,000	CA	5,2170*	0,1580*	1 0,	0,4	1,5	0,2	0,4	14,0
Mo	1 <0,000	WI	7,2750* 57,8160	1,2140*	1 0,	2,9	1,5	0,2	3,0	9,2
Arc	1 <0,000	WI	*	-4,7580* 47,0380	2 0,	8,2	24,6	0,1	8,4	17,8
Are	1 <0,000	TCI	-6,4590* 12,7730	*	1 0,	6,4	20,7	0,3	6,5	19,1
Li	1	AS	*	0,7860*	1	5,4	22,3	0,1	5,4	18,4

\*: Denota significancia del parámetro ( $P>0,05$ ); SA: Probabilidad asociada a autocorrelación espacial de la variable dependiente según test de Global Moran I; t: Transformación Box-Cox de variable dependiente; RMSE: Raíz del cuadro medio residual; SW: Probabilidad asociada a normalidad según *Shapiro Wilk*, aplicada a los residuales; R<sup>2</sup>: Coeficiente de determinación; x<sub>i</sub>: Índices topográficos. Se realizó una validación cruzada usando el método dejar uno fuera “Leave one out”.

El pH se correlacionó linealmente con el área de acumulación específica (CA), observándose el menor error en la validación (NRMSE) de 14,0%. Por lo que en el área acumulada (CA) es la variable que mejor explica el pH, indicando que en la medida que el suelo se acerca a las redes de drenaje tiende a ser más básico. Por el contrario, las áreas que acumulan menor área específica son las zonas divisorias de aguas, presentando suelos ácidos o de bajo pH.

El MDT que mejor explicó el porcentaje de materia orgánica fue el índice de humedad modificado (WI) con NRMSE de 9,2 %. Se observó que en la medida que aumenta la humedad incrementa la materia orgánica (Figura 5). A su vez, cuando la pendiente (S)

disminuye y la acumulación específica (CA) aumenta, el suelo presenta mayor Mo (figura 5 y 6).

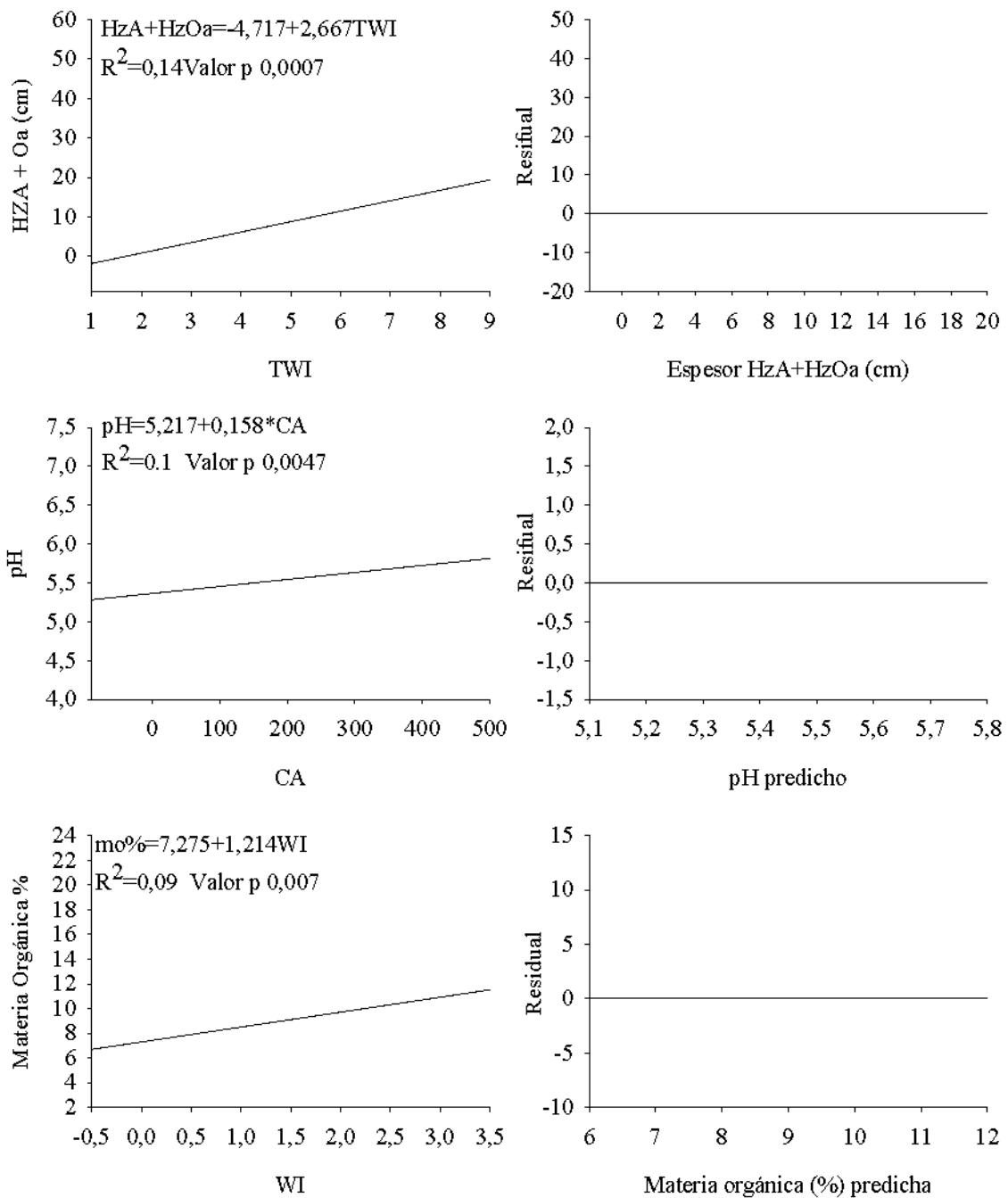


Figura 5. Relaciones lineales simples entre MDT y las propiedades del suelo, correspondientes a los modelos de la tabla 5. TWI, índice de humedad del suelo; CA, área

de acumulación específica; WI, índice de humedad del suelo modificado. Se muestra los residuos del modelo.

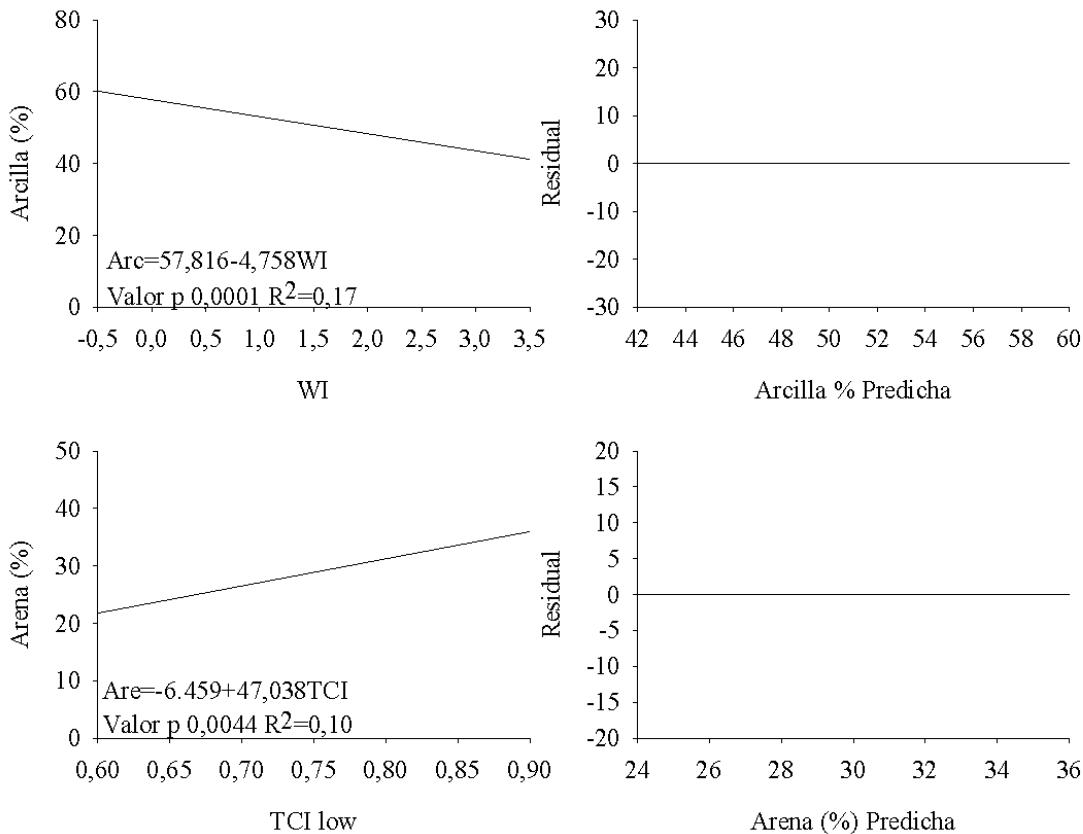


Figura 6. Relaciones lineales simples entre MDT y las propiedades del suelo, correspondientes a los modelos de la tabla 5. WI, Índice de humedad del suelo modificado; TCI(low), índice de humedad en función de ACN. Se muestran los residuos del modelo.

Moore (1993) registró relaciones entre el MDT TWI y Mo ( $R=0,57$ ) y con el porcentaje de limo ( $R=0,61$ ). En este estudio, se observó para el primer caso una relación de  $R=0,29$  lo cual sugiere que al aumentar TWI incrementa la materia orgánica. Mientras que para el limo la relación no fue significativa, pero el porcentaje de arcilla fue significativa y un de  $R=-0,46$  y para arena fue de  $R=0,26$ . Estos resultados muestran la estrecha dependencia entre TWI con Mo y textura.

Para el caso de relaciones entre MDT y la materia orgánica, en este estudio se obtuvieron resultados similares a los reportados por Florinsky *et al.* (2002). Así, se evidenció la estrecha correlación de AS, TWI y RR con Mo.

### V.2.2. Modelos de regresión Múltiples.

Los modelos múltiples mejoraron la calidad de las predicciones. En efecto, el espesor del Hz Oi se mostró altamente correlacionado con SPI, AS y TWI, lo que no fue evidenciado con los modelos de regresión simple. A su vez, el espesor del horizonte orgánico Oi que es la segunda propiedad que presenta mayor variabilidad, después del espesor del Hz A, solo pudo ser predicho con modelos de regresión múltiple, presentando un error o raíz del error medio cuadrático normalizado NRMSE de 12% y un RMSE de 9,6 cm en la validación. Estos resultados revelan que las algunas propiedades de un suelo solo pueden ser predichas utilizando diversos MDT, lo cual ha sido propuesto por (Florinsky *et al.* 2002).

La predicción del porcentaje de arcilla y arena fueron mejorados mediante la incorporación de varios MDT en el modelo de regresión múltiple (Tabla 6).

Tabla 6. Ajustes modelos de regresión múltiple entre propiedades del suelo y los índices topográficos.

Var De p	Parámetros estimados				S W	SA	VI F	R2	Var Ind			Validación	
	b <sub>0</sub>	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	b <sub>3</sub>					x <sub>1</sub>	x <sub>2</sub>	x <sub>2</sub>	NRMS E	RMS E
Oi	17,5330*	-0,2250*	-1,8110*	-1,5830*	0,3	0,0032	1,1	0,5	SPI	AS	TWI	12,0	9,6
O	17,5110*	0,1900*	-0,4620*	-	0,1	<0,000	1	1,4	SPI	AS	-	13,02	10,7
Arc	274,5040*	-4,2580*	-2,1710*	-1,9470*	0,2	<0,000	1	1,4	WI	R	AC		
Are	-110,2510*	-87,0320*	1,4270*	1,1370*	0,1	<0,000	1	1,9	PR	R	AC	16,03	7,53
									C	R	N	17,1	5,86

\*: Denota significancia del parámetro ( $P < 0,05$ ); VI, Valor de inflación de la varianza máxima; SW, Probabilidad asociada a normalidad según *Shapiro-Wilk*, aplicada a los residuales; SA, Probabilidad asociada a la auto correlación espacial, Moran's I; R<sup>2</sup>, Coeficiente de determinación; x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, Variables independientes en una regresión lineal múltiple.

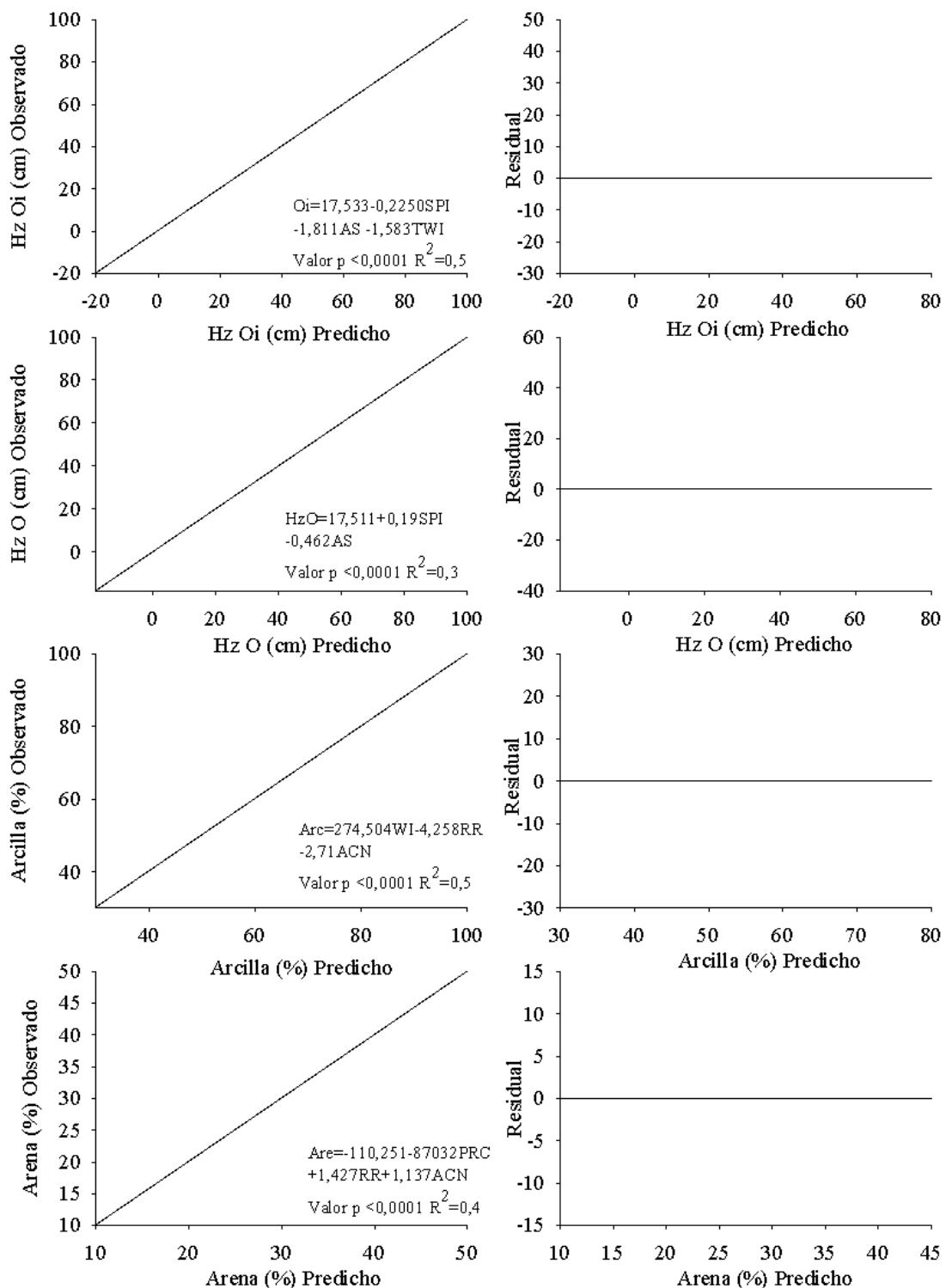


Figura 7. Relaciones lineales múltiples entre índices topográficos y las propiedades del suelo, correspondientes a los modelos de la tabla 6, además de graficar los residuales del modelo.

### V.2.3. Ajuste lineal por estrato

La propiedad del suelo que mejor respondió a la estratificación fue el espesor del Hz A. En efecto, mientras que en los estratos que representan la exposición Norte y Oeste el aumento del espesor del Hz A incrementa también el valor de TWI (Figura 8). En tanto que en los estratos de exposición Sur y Este, en la medida que el espesor de Hz A aumenta entonces disminuye TWI (Figura 8). Este estudio, difiere de lo encontrado por Moore *et al* (1993), en el sentido que atribuyó un aumento de TWI al aumento del espesor Hz A, independientemente de la exposición, lo que este estudio atribuye Moore *et al.* (1993) no estratificó el espesor Hz A en función de la exposición.

Correlaciones significativas para la predicción del espesor Hz A, fueron encontradas por Gessler *et al* (1995), en el sentido que en la medida que aumenta TWI, los suelos son más profundos, lo que coincide con este estudio e los estratos de exposición Norte y Oeste. Sin embargo, este estudio difiere en los estratos que representan las exposiciones Sur y Este (Tabla 7; Figura 8).

Tabla 7. Ajuste de modelo para espesor de Hz A lineal por estrato de exposición, donde la variable independiente fue el índice de humedad TWI.

Estrato	$b_0$	$b_1$	$R^2$	RMSE	N	NRMS E
Norte	-0,6856*	0,5286*	0,33	0,4452	22	24,2
Este	3,9877*	-1,2600*	0,46	0,8080	7	58,0
Sur	1,8320*	-0,0674ns	0,01	0,3991	18	22,8
Oeste	-2,9192*	1,6184*	0,31	1,0006	30	42,7

\* nivel de significancia <0,05 ns no significativo

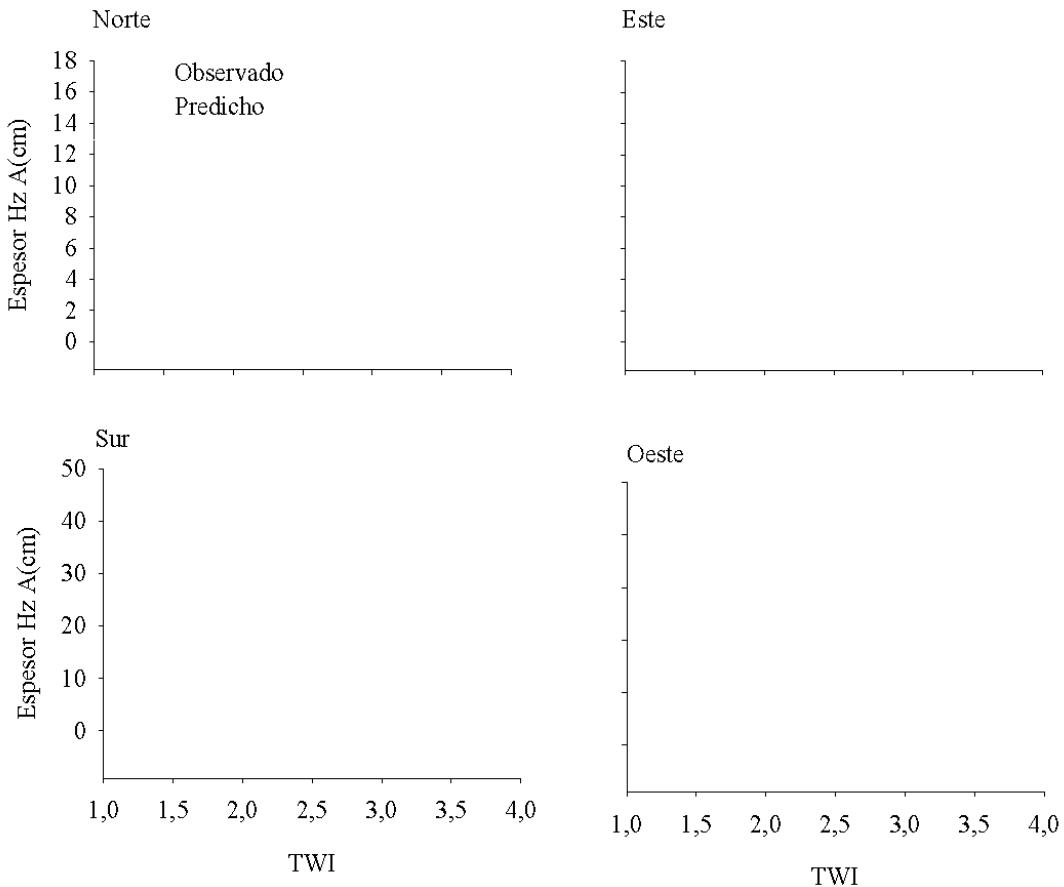


Figura 8. Relación entre espesor del Hz A y el índice de humedad del suelo por estrato de exposición. En función de la Tabla 7. Puntos gris corresponden a las observaciones y los puntos negros al modelo predictor.

### V.3. Medida de error

Se seleccionaron los modelos con el menor valor de RMSE y NRMSE, por lo cual las mejores predicciones fueron a, b, c, d, e, f, g y h Tabla 8). En general la predicción de las propiedades del suelo respondió al grupo de MDT derivados área de acumulación específica (CA, TWI, SPI, WI, TCI).

El espesor del Hz A, pudo ser predicho por el MDT TWI, los mejores modelos encontrados fueron en los estratos norte y oeste Tabla 8). Por otra parte Hz Oi únicamente mostro relación significativa en un modelo múltiple con las variables dependientes SPI,

AS y TWI. Se observó que el modelo que mejor explico la suma de los espesores Hz A con Hz Oa (HzA + Hz Oa) fue el MDT TWI (Tabla 8).

El pH fue predicho por MDT área de acumulación específica (CA), por otra parte se escogió el modelo lineal simple entre Mo y el MDT índice de humedad del suelo modificado (WI) que los que presentó el menor NRMSE (Tabla 8).

En los modelos de textura del suelo solo presentaron relaciones significativas la Arena y la Arcilla, siendo el modelo múltiple el que presento un menor error en ambo casos.

Tabla 8. RMSE y NRMSE para cada propiedad del suelo predicha, mediante modelos de regresión lineal simple, modelos de regresión múltiple y modelos de regresión simple por estrato.

Propiedad del suelo	Validación Modelos de regresión Lineal		Validación Modelos de regresión múltiple		Validación Modelos de regresión simple estrato	
	RMSE	NRMSE	RMSE	NRMSE	RMSE	NRMSE
Hz A	1,0	26,0	-	-	0,7	36,9 <sup>(a)</sup>
Hz Oi	-	-	9,6	12,0 <sup>(b)</sup>	-	-
Hz O	12,5	15,2	13,0	10,7 <sup>(c)</sup>	-	-
A+Oa	9,7	17,9 <sup>(d)</sup>	-	-	-	-
pH	0,4	14,0 <sup>(e)</sup>	-	-	-	-
Mo	3,0	9,2 <sup>(f)</sup>	-	-	-	-
Arc	8,4	17,8	16,0	7,5 <sup>(g)</sup>	-	-
Are	6,5	19,1	17,1	5,9 <sup>(h)</sup>	-	-

Los mejores modelos fueron graficados tridimensionalmente (Anexo).

## **VI. CONCLUSIONES**

El presente estudio analizó la capacidad predictora de 16 MDT para 9 propiedades del suelo, en el predio la Cantera y el Guindo, considerado como una unidad piloto de suelos graníticos costeros de la cordillera de la costa.

De acuerdo con este estudio solo tienen capacidad predictora 4 de 17 tipos de MDT entre los que destacan TWI, WI, TCI (low) y CA. Además, pueden predecirse 7 de las 9 propiedades del suelo, esto es Hz A, Hz Oi, Hz O, Hz A+Hz Oa, pH, Mo, Arc y Are.

## VII. BIBLIOGRAFÍA

1. Bouyoucos. 1962. Hydrometer method improved for making particle size analysis of soil. *Agronomy Journals* 54: 464-465.
2. Centro de Información de Recursos Naturales C. 1999. Descripción de Suelos y Materiales y Símbolos- Estudios Agrólogico de la VIII Región.
3. Conrad O. 2002-2011. System for Automated Geoscientific Analyses.
4. Rubilar R y Esquivel. Manual de Suelos. Concepción, Chile: Departamento de silvicultura, Facultad de Ciencias Forestales, Universidad de Concepción.
5. Elvio Giasson R.T.C., Alberto Vasconcellos Inda Junior, Gustavo Henrique Merten, Carlos Gustavo Tornquist. 2006. Digital soil mapping using multiple logistic regression and terrain parameters in southern Brazil. *Sci Agric* (Piracicaba, Braz) 63(3): 262-268.
6. Esquivel Edwin, Rubilar Rafael, Sandoval Simon, Acuña Eduardo, Cancino Jorge, Espinoza Miguel, Muñoz Fernando. 2013. Efecto de plantaciones dendroenergéticas en el carbono a nivel de suelo, en dos suelos contrastantes de la región de Biobío, Chile. *Revista Árvore*. Vol 37:6
- 7.
8. Florinsky I.V.E., R. G. Manning, G. R. Fuller, L. G. 2002. Prediction of soil properties by digital terrain modelling. *Environmental Modelling & Vol* 17(3): 295-311.
9. Gessler P.E. 1996. Progress in Soil-landscape Modelling and Spatial Prediction of Soil Attributes for Environmental Models. *Proc Int Conf/Work on Integ GIS.*

10. Kalivas D. P T.D.P., Kollias V J. 2002. Spatial prediction of two soil properties using topographic information. *Global Nest: the Int J* 4: 41-49.
11. Martínes Casasnovas J.A . 1999. Modelos digitales de terreno: Estructuras de datos y aplicaciones en análisis de forma del terreno y edafología. Universitat de Lleida. Departament de Medi Ambient i Ciències del Sòl.
12. McKenzie N.J., y P.J. Ryan. 1999. Spatial prediction of soil properties using environmental correlation. *Geoderma* 89(1–2): 67-94.
13. Mook D.H., y C.M. Hoskin. 1982. Organic determinations by ignition: Caution advised. *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 15(6): 697-699.
14. Moore I.D. 1993. Soil Attribute Prediction Using Terrain Analysis. *Modelling Change in Environmental Systems*.
15. Ryan P.J., N.J. McKenzie, D. O'Connell, A.N. Loughhead, P.M. Leppert, D. Jacquier, y L. Ashton. 2000. Integrating forest soils information across scales: spatial prediction of soil properties under Australian forests. *Forest Ecology and Management* 138(1–3): 139-157.
16. SAS INSTITUTE INC. 2000. *SAS/STAT User's Guide: vol. 1-3*. SAS Institute Inc. Cary, NC. 3884p
17. Selige J.B.T. 2006. Spatial prediction of soil attributes using terrain analysis and climate regionalisation. *Göttinger Geographische Abhandlungen* 15.
18. Weiss A. 2006. Topography Position Index TPI Landform, Slope Classification Standardization Neighborhood statistics. *GIS Analyst* Jenness Enterprises.

19. White H. 1980. A heteroskedasticity-constant covariance matrix estimator and direct test for heteroskedasticity. *Econometrica* 48.
20. Wischneier S. 1978. Predicting rainfall erosion losses a guide to conservation planning. Washington, DC.

**VIII APÉNDICE****8.1 Mapas digitales del suelo (MDS), mapas continuos de propiedades del suelo.**

Espesor del horizonte mineral A del suelo más el espesor del horizonte orgánico Oa .  
Hz A + Oa (cm)



Figura 9. Predicción del espesor de Hz A, más espesor de Hz Oa, en centímetros para el área de estudio, se observó la tendencia de que los suelos más profundos se encuentran en las zonas de acumulación de agua y de bajas pendientes.

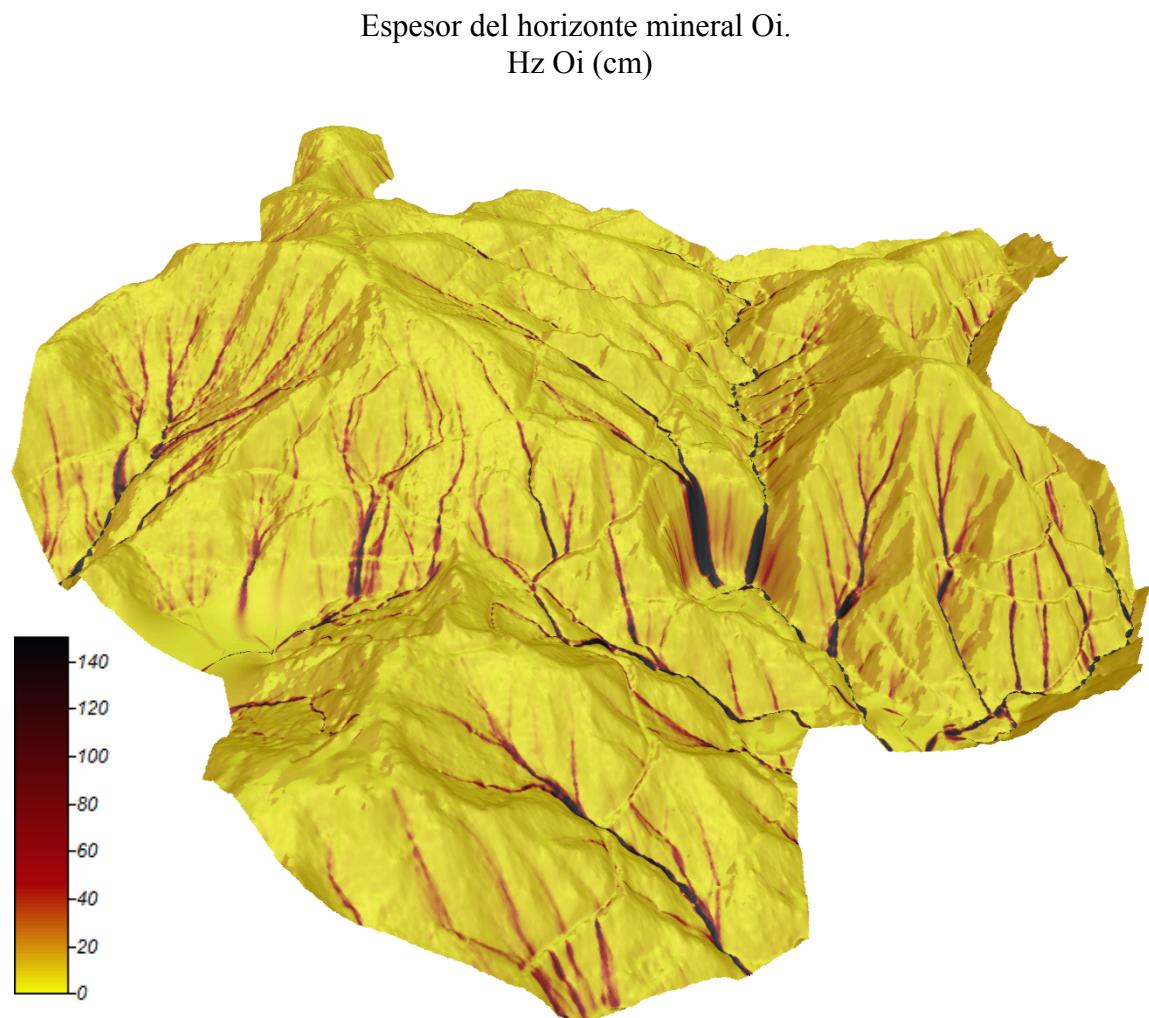


Figura 10. Predicción del espesor de Hz Oi en centímetros para el área de estudio, se observó la tendencia de que los suelos orgánicos más profundos, se encuentran en las zonas de acumulación de agua y de bajas pendientes.

Espesor de la suma de los espesores orgánicos (Hz O)  
Hz O (cm)

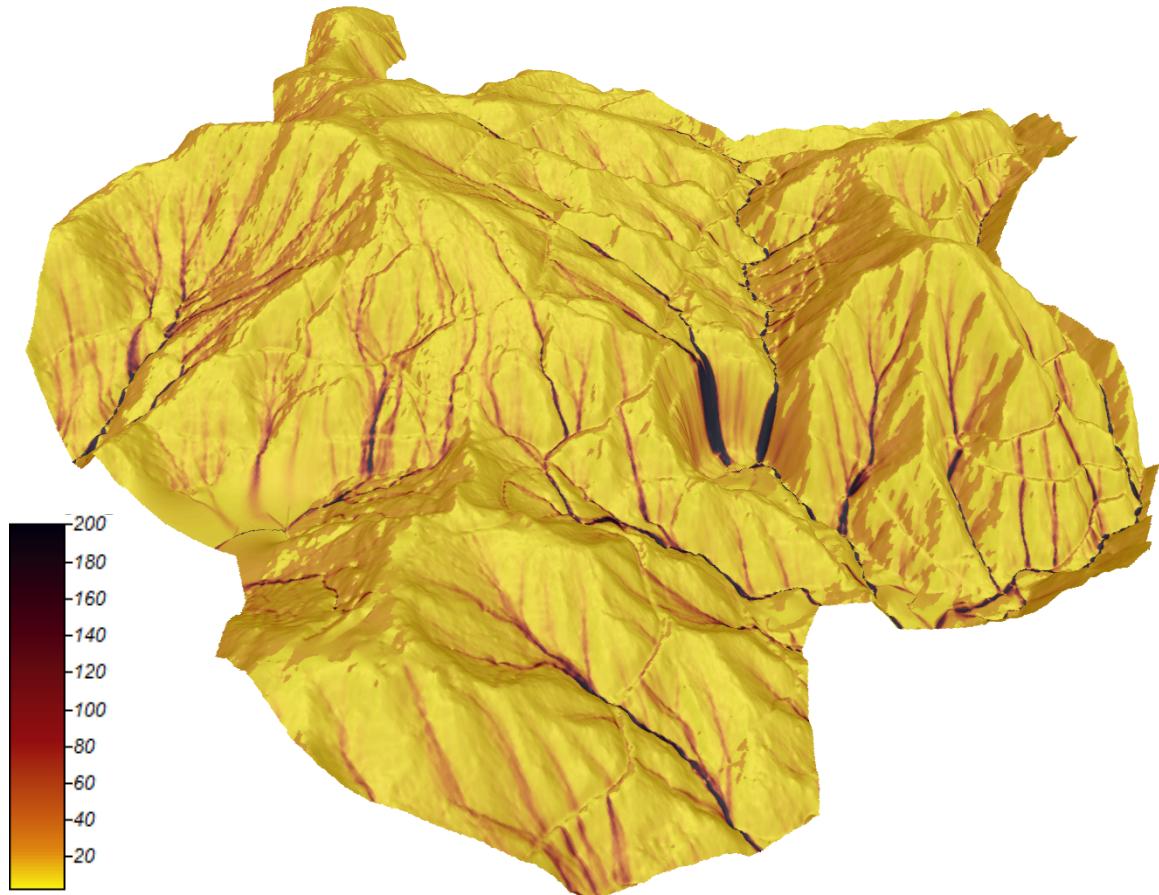


Figura 11. Predicción del espesor de Hz O, en centímetros para el área de estudio, se observó la tendencia de que los suelos más profundos se encuentran en las zonas de acumulación de agua y de bajas pendientes.

Acides del suelo mineral para los primeros 30 cm.  
pH

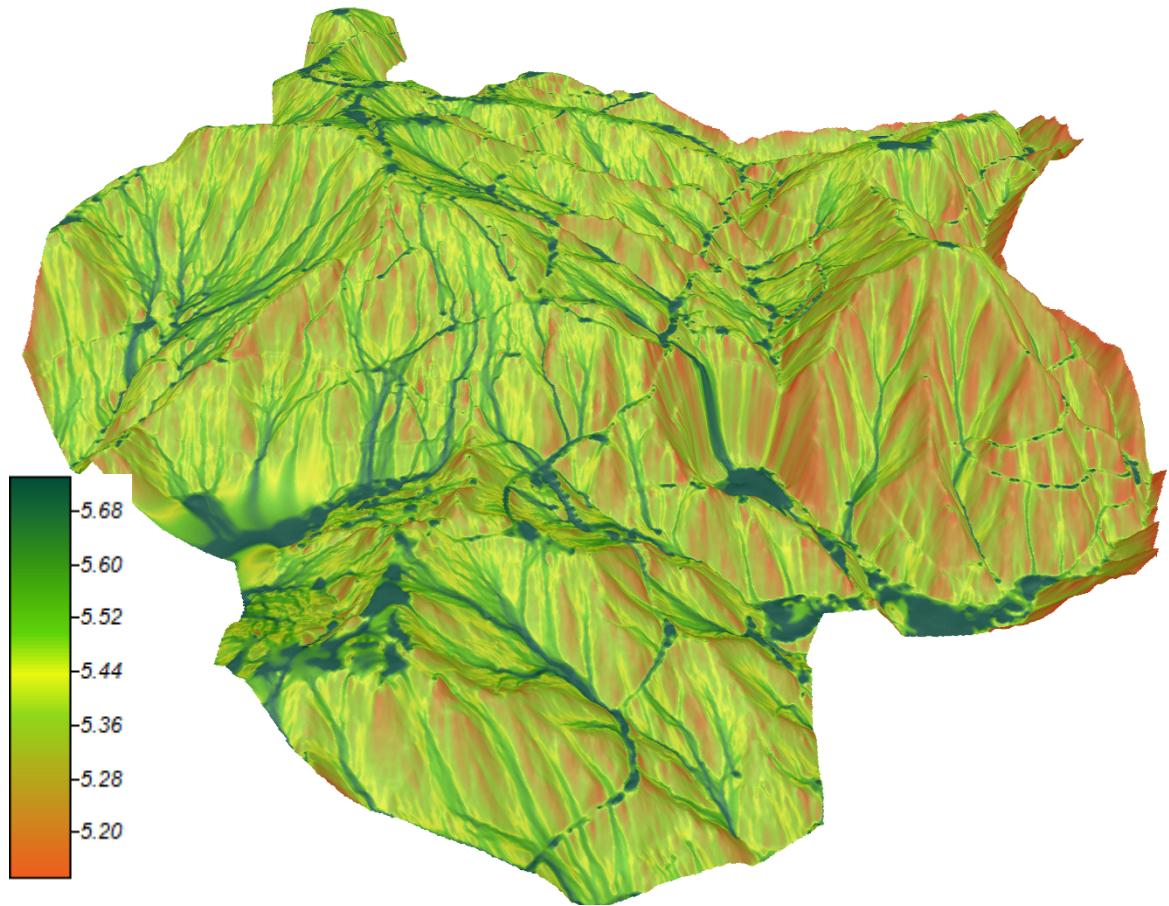


Figura 12 Predicción pH para el área de estudio, se observó la tendencia de que los suelos más ácidos se encuentran en las zonas de menor acumulación de agua y de pendientes.

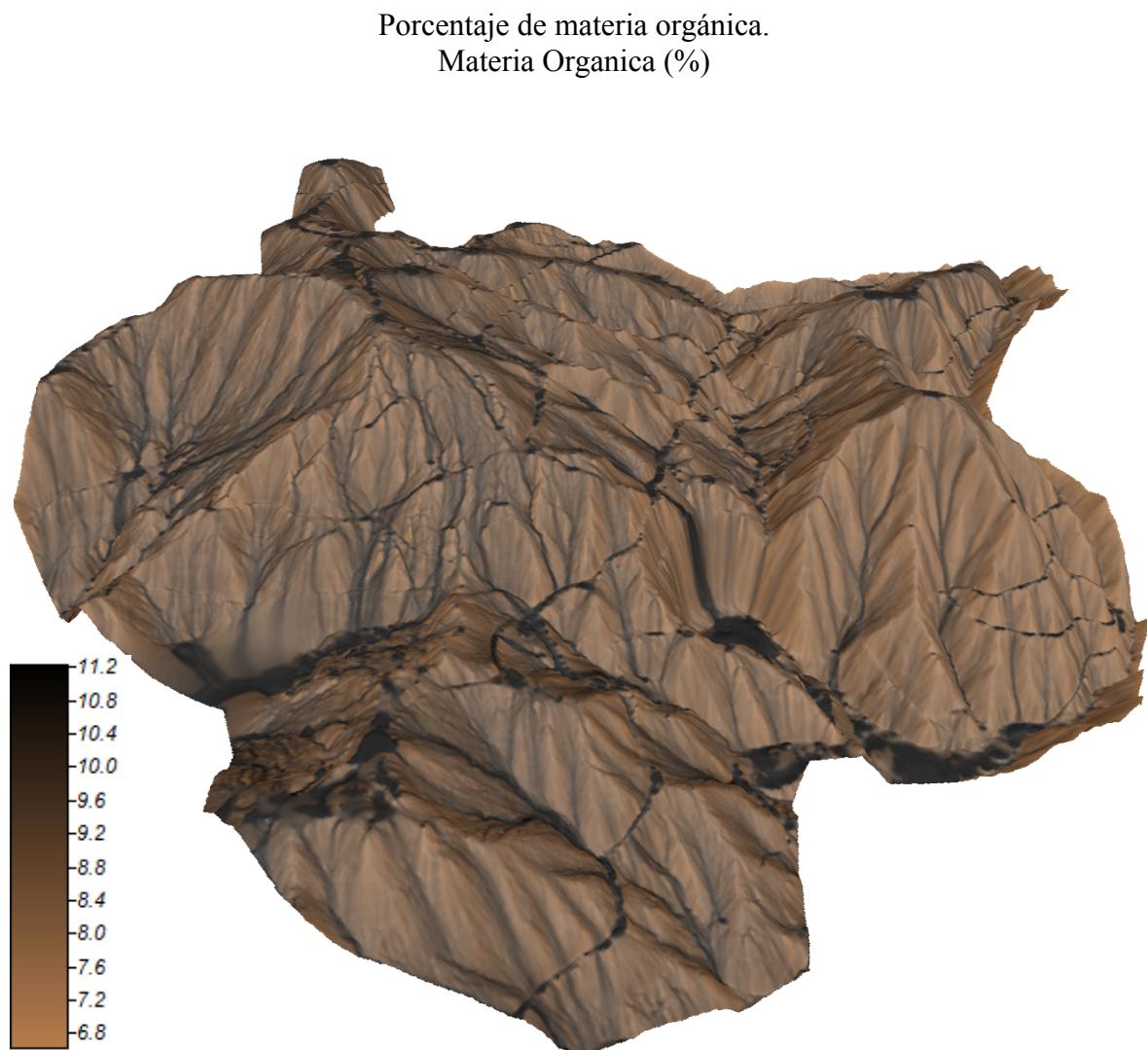


Figura 13. Predicción la materia orgánica, en porcentaje para el área de estudio, se observó la tendencia de que los suelos con mayor porcentaje de materia orgánica se encuentran en las zonas de acumulación de agua y de bajas pendientes.

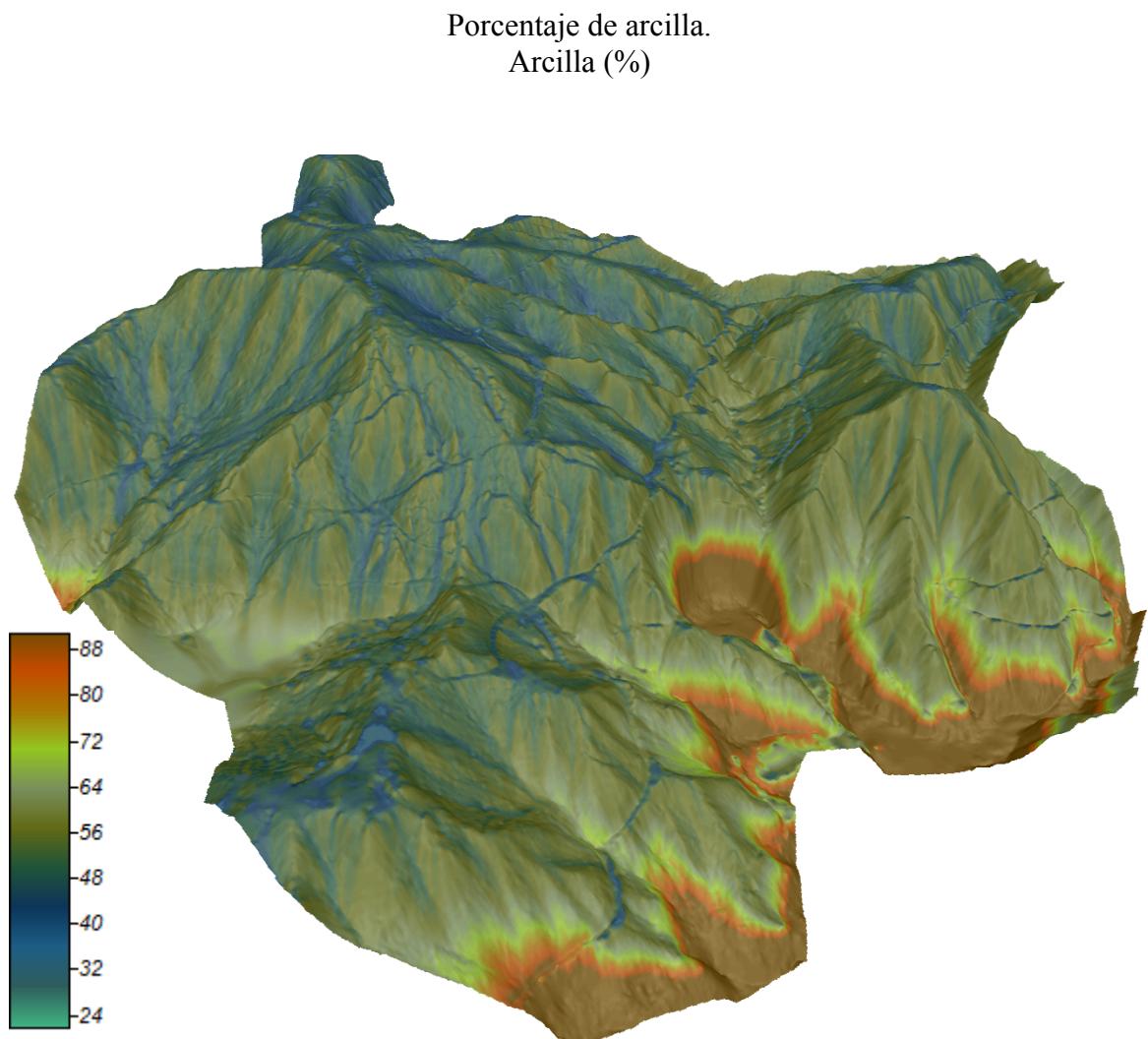


Figura 14 Predicción la proporción de arcilla, para el área de estudio, se observó la tendencia más arcillosos se encuentran en las zonas de acumulación de agua y de bajas pendientes.

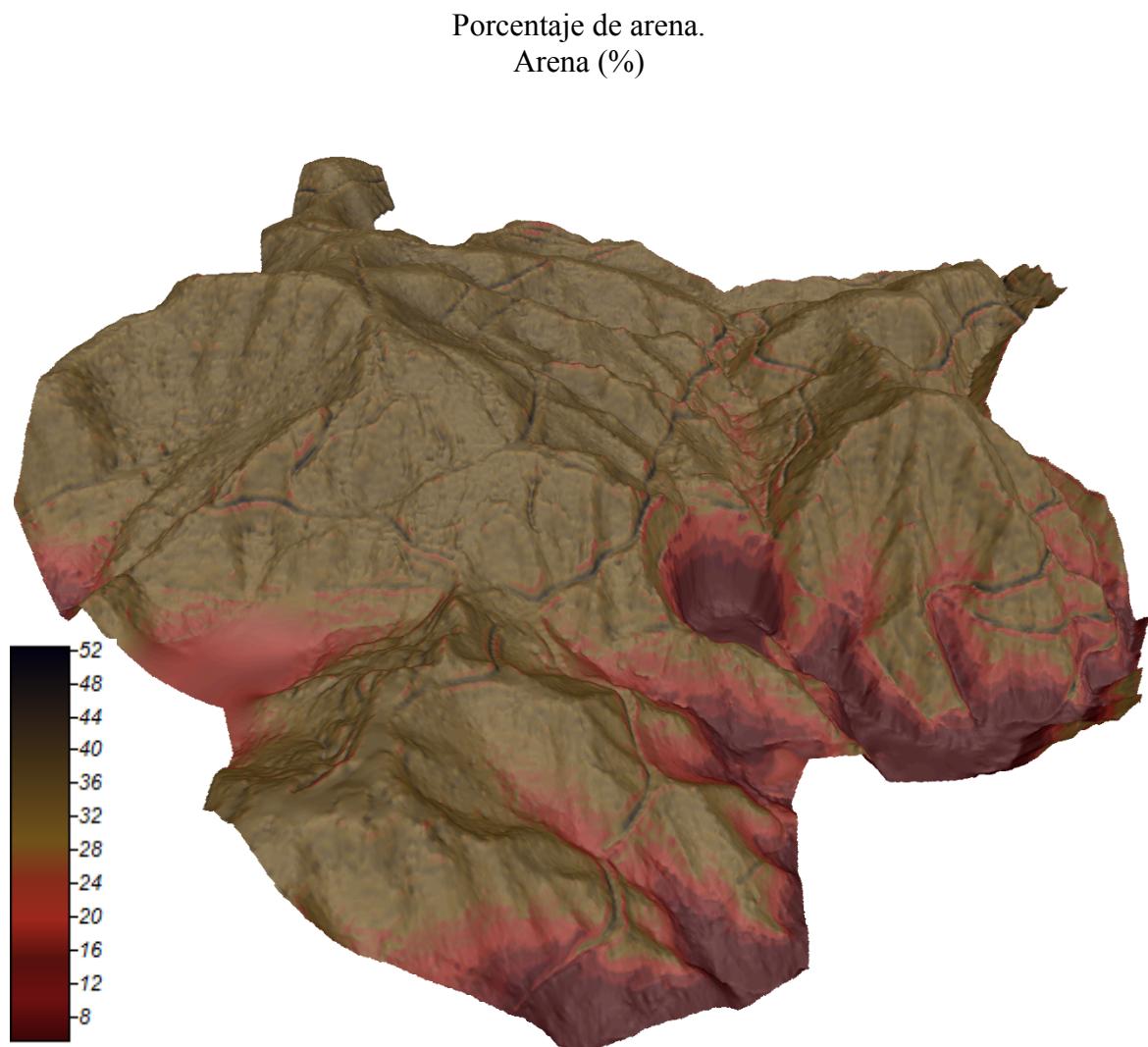


Figura 15. Predicción de la proporción de arena del suelo, para el área de estudio, se observó la tendencia de que los suelos más arenosos se encuentran en las zonas de menor acumulación de agua y de pendientes fuertes.