

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

Memoria de Título

**RELACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL
CON LA HUMEDAD DISPONIBLE DEL SUELO EN
ECOSISTEMAS NATURALES DE ZONAS ÁRIDAS**

NICOLÁS MUÑOZ TORO

Santiago, Chile

2013

UNIVERSIDAD DE CHILE
FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS
ESCUELA DE PREGRADO

Memoria de Título

**RELACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL
CON LA HUMEDAD DISPONIBLE DEL SUELO EN
ECOSISTEMAS NATURALES DE ZONAS ÁRIDAS**

**RELATIONSHIP BETWEEN EVAPOTRANSPIRATION
WITH AVAILABLE SOIL MOISTURE IN
ARID NATURAL ECO-SYSTEMS**

NICOLÁS MUÑOZ TORO

Santiago, Chile

2013

UNIVERSIDAD DE CHILE

FACULTAD DE CIENCIAS AGRONÓMICAS

ESCUELA DE PREGRADO

**RELACIÓN DE LA EVAPOTRANSPIRACIÓN REAL
CON LA HUMEDAD DISPONIBLE DEL SUELO EN
ECOSISTEMAS NATURALES DE ZONAS ÁRIDAS**

Memoria para optar al título profesional de:
Ingeniero en Recursos Naturales Renovables

NICOLÁS MUÑOZ TORO

Profesores Guía

Sr. Mauricio Galleguillos T.
Ingeniero Agrónomo, M.S. Dr.

Sr. Andrés De la Fuente De la F.
Ingeniero Agrónomo

Profesores Evaluadores

Sr. Oscar Seguel S.
Ingeniero Agrónomo, Dr.

Sr. Pablo Morales P.
Ingeniero Agrónomo, M.S. Ph.D.

Colaborador

Sr. Jorge Pérez Q.
Ingeniero Agrónomo, M.S. Ph. D.

Calificaciones

Santiago, Chile

2013

DEDICATORIA Y AGRADECIMIENTOS

En primer lugar quiero agradecer a mis padres, Cecilia y Alejandro, por su amor y paciencia durante todos estos años. Gracias también a mi hermano, por compartir su alegría diariamente, sacándonos tantas sonrisas desde lo cotidiano. A mi amplia familia: Les debo no sólo lo que soy, sino también lo que seré. Me han ayudado a recorrer el camino, y me han dado las herramientas para seguir sólo de aquí en adelante. Los amo y les agradezco haber estado ahí siempre.

Me gustaría agradecer al Proyecto de Desarrollo Social y AgroPecuario TVV y todos quienes lo conforman (en su amplia orgánica). Poca relación tienen con esta memoria, pero sí con lo que ella ha significado para mí, pues si hay alguien que sabe de refundación del ser, tenemos que somos nosotros. Nos hemos construido entre todos en áreas de conocimiento que en el discurso a todos importan, pero que en la práctica nadie se hace cargo de abordar. Nos valoro por nuestra disposición, nuestra capacidad de aprender y nuestros ideales. Gracias por ayudarme en la refundación de mi persona en este proceso, y por permitirme aportar con este proyecto.

Agradezco también al Laboratorio de Análisis Territorial, entidad que me ha permitido ganar experiencia, aportar con ideas y que me ha dado un espacio para forjarme como profesional. Compartir con ustedes me ha abierto los ojos en tantas cosas que no las puedo enumerar acá; pero si puedo resumirlas en esto: Me han enseñado de lo profesional, personal y cotidiano, y se los agradezco enormemente, sobre todo por darme la confianza de ser parte de este gran equipo de trabajo en un momento particularmente importante para el LAT como institución. Se los debo a ustedes: Andrés, Rodrigo F., Karla, Rodrigo V., Kathy, Pia, Vale, Felipe, Hilda, Karina, Gabriela, Cristian y Gloria.

No se puede quedar atrás el depto_of_munoz. Mis compadres queridos, no sé si han notado que hace rato nos quedamos sin dedos en las manos para contar los años que hemos construido historia. Tampoco sé si alguno de ustedes lo vio venir. Cuantas leyendas de amor y revolución, cuanta coyuntura política. Estamos irreconocibles en todo el sentido de la palabra, y sin embargo seguimos siendo los mismos. Se vienen nuevos brindis y nuevos momentos con los mismos viejos de siempre.

A mis compañeros de universidad, carrera y generación, les quiero agradecer por permitirme una gran transición desde el colegio a la Universidad. En particular gracias mis colegas recurseros: Claudio, Perry, Dani Bravo, Consuelo, Repollo, Negro, Largo, Lolo, Lucho, Dani Peña, Kboom, Lore, Messuto, Bianca, Javi Inostroza, Marcelo, Dieguito, Diego Tabilo.

Agradezco al profesor Oscar Seguel y don Hugo por su buena disposición y permitir el uso de los equipos del Laboratorio de Física de Suelos para los análisis realizados en esta memoria, así como a todos con quienes intercambié alguna palabra o recibí algún consejo tanto relacionado al presente trabajo como a la vida misma. Agradezco y doy crédito por muchos aspectos de esta memoria a mi profesor guía, Mauricio Galleguillos, por su gran

disposición, atención y motivación, y a Javiera Ulloa, gran compañera en este largo proceso. Es increíble ver todo cercano a culminar, y recordar el viaje a Las Cardas, esas jornadas de trabajo incesante, las experiencias compartidas. Gracias por acompañarme en esta excursión en el mundo científico. También agradezco a mi profesor colaborador, Jorge Pérez, por aportar con sus conocimientos y los espacios de trabajo, así como al equipo del Laboratorio de Ecología de Ecosistemas por compartir muchos de los conocimientos, energías positivas, motivación y aportes en los métodos estadísticos que permitieron el desarrollo de esta memoria.

Y finalmente a Denisse. Si hay alguien que sabe de lo que significó todo este proceso, eres tú. Gracias por ser ese pilar que me ha sostenido anímicamente en todo este periodo. Por ser como eres y contagiarme de tantas cosas buenas. Gracias por acompañarme en tanto recorrido. Eres la mejor compañera que podría querer para estos viajes.

Esta memoria fue financiada mediante el proyecto *Surface energy fluxes and its relation with biotic and abiotic characteristics of Mediterranean ecosystems*. U-INICIA VID 2012, code 1/0612, Universidad de Chile.

ÍNDICE

Resumen	1
Abstract	2
Introducción	3
Objetivos	6
Materiales y métodos	7
Área de Estudio	7
Materiales	8
Métodos	11
I. Estimación de la evapotranspiración real en el predio Las Cardas, mediante el modelo S-SEBI	11
I.1. Radiación Neta	13
I.2. Flujo de calor del suelo	19
I.3. Parametrización del modelo S-SEBI: Fracción Evaporativa	20
I.4. Flujos de calor sensible y latente	21
I.5. Estimación de la Evapotranspiración diaria	22
II. Índices de geoformas del paisaje vinculadas a la acumulación de agua y humedad	23
II.1. <i>MultiResolution Valley Bottom Flatness Index (MrVBF)</i>	24
II.2. <i>MultiResolution Ridge Top Flatness Index (MrRTF)</i> :	25
II.3. <i>Compound Topographic Index (CTI)</i> :	26
II.4. <i>Topographic Position Index (TPI)</i> :	27
II.5. Clasificación por la Posición de la Pendiente (<i>SP</i>)	28
II.6. Clasificación por Geoformas (<i>LF</i>):	29
III. Establecer las relaciones entre <i>ETd</i> , estimada mediante teledetección satelital, y humedad aprovechable, en zonas topográficas contrastadas	30
III.1. Definición de zonas de muestreo	31
III.2. Ejecución del muestreo.	33
III.3. Procesamiento de las muestras de suelo	33
III.4. Humedad aprovechable	34
III.5. Medición de Textura.	34
III.6. Ajuste de modelos lineales y polinómicos	36
Resultados y discusión	41

I.	Procesos para la estimación de la <i>ETd</i>	41
I.1.	Estimación de la Radiación Global (<i>Rg</i>).....	41
I.2.	Estimación de la Temperatura del aire.....	41
I.3.	Fracción Evaporativa:	44
I.4.	CDI:.....	45
I.5.	Evapotranspiración.....	46
II.	Procedimientos relacionados con el Análisis de los índices topográficos	48
II.1.	<i>Slope Position Classification (SP)</i> , empleando un <i>TPI</i>	52
II.2.	Clasificación por <i>LandForms (LF)</i> empleando combinación de dos <i>TPI</i>	54
III.	Procedimiento de Elección de Puntos de muestreo.....	59
III.1.	Definición de Unidades homogéneas (<i>UH</i>).....	59
III.2.	Elección de puntos de muestreo.....	63
IV.	Ajuste de modelos lineales y polinómicos entre variables de humedad del suelo versus Evapotranspiración.	65
IV.1.	Estadísticos de Grubbs y Shapiro Wilk.....	65
IV.2.	Análisis exploratorio de las variables.....	66
IV.2.i.	Relaciones entre variables topográficas simples y variables de humedad de suelo	68
IV.2.ii.	Relaciones entre <i>CTI</i> y las variables de humedad de suelo	69
IV.2.iii.	Relaciones entre <i>TPI</i> y las variables de humedad de suelo	70
IV.2.iv.	Relaciones entre variables topográficas y componentes texturales de suelo	70
IV.3.	Comportamiento de <i>HA</i> y <i>PwSh</i> en relación a la <i>ETd</i>	72
IV.4.	Relaciones de <i>HA</i> y <i>PwSh</i> en versus <i>ETd</i> , acotadas a las Clasificaciones por Posición de la Pendiente (<i>SP</i>) y Geoformas (<i>LF</i>).	74
IV.4.i.	Descripción de Relaciones entre <i>ETd</i> y <i>PwSh</i> empleando Clasificación <i>SP</i>	76
IV.4.ii.	Descripción de Relaciones entre <i>ETd</i> y <i>PwSh</i> empleando <i>LF</i>	76
IV.4.iii.	Discusión de resultados observados en las relaciones entre <i>ETd</i> y <i>PwSh</i>	77
IV.4.iv.	Descripción de Relaciones entre <i>ETd</i> y <i>HA</i> empleando Clasificación <i>SP</i>	77
IV.4.v.	Descripción de Relaciones entre <i>ETd</i> y <i>HA</i> empleando <i>LandForms</i>	80

IV.4.vi. Discusión de resultados observados en las relaciones entre <i>ETd</i> y <i>HA</i>	82
IV.5. Discusión de las relaciones observadas.	85
Conclusiones	87
Bibliografía	89
Anexos	97
Apéndices	103

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Estaciones meteorológicas cercanas al área de estudio.....	9
Cuadro 2. Criterios para la Clasificación por la Posición de Pendiente.....	29
Cuadro 3. Códigos de grilla y <i>TPI</i> empleados para Clasificación por la Posición de la Pendiente.....	29
Cuadro 4. Criterios para la Clasificación por geoformas (<i>LF</i>), empleando <i>TPI</i>	30
Cuadro 5. Códigos de grilla y <i>TPI</i> empleados para clasificación por Geoformas.....	30
Cuadro 6. Resumen de estadísticas de cada método.....	44
Cuadro 7. Porcentaje de área de cada clasificación <i>SP</i> , por cada categoría.....	53
Cuadro 8. Porcentaje de área de cada Geoforma, por cada categoría.	56
Cuadro 9. Estadísticas descriptivas por cada unidad homogénea de muestreo.....	63
Cuadro 10. Estadísticos del Test de Grubbs.....	65
Cuadro 11. Estadísticos del Test de Shapiro-Wilk considerando todos los datos y un set de datos sin <i>outlyer</i>	65
Cuadro 12. Estadísticos de significancia de las relaciones entre <i>CTI</i> (variable independiente) y <i>PwSh</i> y <i>HA</i> (variables dependientes).....	69
Cuadro 13. Estadísticos de significancia de los modelos Lineares y Polinómicos entre las variables independientes <i>CTI</i> y <i>MrVBF</i> y variables independientes: porcentaje de Arena, Limo y Arcilla.	71
Cuadro 14. Conjuntos de datos, agrupados en cada clasificación de las grillas de <i>SP</i> , que cumplen los requerimientos estadísticos de Normalidad (*).	74
Cuadro 15. Conjuntos de datos, agrupados en cada clasificación de las grillas de <i>LF</i> , que cumplen los requerimientos estadísticos de Normalidad (*).	75
Cuadro 16. Estadísticos de significancia de los modelos Lineares y Polinómicos entre <i>ETd</i> y <i>HA</i> , en las categorías de los mapas de Clasificación por Posición de la Pendiente.....	78
Cuadro 17. Coeficientes de los modelos polinómicos significativos ajustados a los datos de <i>ETd</i> y <i>HA</i> , en la categoría 4 de las clasificaciones <i>SP</i>	80

Cuadro 18. Estadísticos de significancia de los modelos Lineales y Polinómicos entre *ETd* y *HA*, en las categorías de los mapas de Landforms.....81

Cuadro 19. Coeficientes de los modelos polinómicos significativos ajustados a los datos de *ETd* y *HA*, en la categoría de geoforma 1: “*Canyons, Deeply incised streams*”82

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Área de estudio.	7
Figura 2. Estaciones meteorológicas cercanas al área de estudio	9
Figura 3. Precipitaciones de los años 2003, 2012 y promedio histórico de Campo Experimental Las Cardas.	10
Figura 4. Esquema de procedimientos para la evaluación de las relaciones mediante regresiones	11
Figura 5. Esquema de la obtención de parámetros físicos mediante modelación.	13
Figura 6. Imagen de Temperatura Superficial, obtenida mediante los canales TIR del sensor ASTER.	16
Figura 7. Patrón radiativo de días despejados versus patrón radiativo de un día nublado en estación Pan de Azúcar	18
Figura 8. Funcionamiento de las relaciones Temperatura-Reflectancia empleadas por el modelo S-SEBI para la caracterización de TH y TλE en cada píxel de la imagen	22
Figura 9. Valores de <i>TPI</i> a distintos radios de búsqueda. Fuente: Jenness, 2006.	27
Figura 10. Clasificaciones de Posición de Pendiente (SP) a distintas vecindades. Fuente: Elaboración propia en base a Jenness, 2006.	28
Figura 11. Puntos de muestreo dentro de un píxel.	33
Figura 12. Regresión lineal entre la Radiación global registrada por Estación CEAZA vs. registro del Explorador solar	41
Figura 13. Regresiones entre las <i>Tmin</i> y <i>Tmax</i> de estaciones Recoleta vs Las Cardas.	42
Figura 14. Regresiones entre <i>T11</i> modelada de Recoleta vs <i>T11</i> real de Las Cardas.	43
Figura 15. Regresiones entre <i>T11</i> modelada de Recoleta y Las Cardas.	43
Figura 16. Diagrama de dispersión entre Albedo de superficie y Temperatura de superficie, con rectas teóricas de máximo calor sensible, máximo calor latente y los píxeles empleados para producir la recta.	45
Figura 17. Ajuste de curva polinómica para la obtención del CDI.	46
Figura 18. Imagen de <i>ETd</i> en 3 dimensiones.	47

Figura 19. Comparación entre distintas formas de obtención de los índices <i>CTI</i> y <i>MrVBF</i>	49
Figura 20. Dominancia de los índices <i>MrVBF</i> y <i>MrRTF</i> , a 30 metros de resolución.	50
Figura 21. Índices <i>TPI</i> a distintos radios de vecinos.	51
Figura 22. Clasificaciones por <i>SP</i> empleando diferentes <i>TPI</i>	52
Figura 23. Clasificación por Geoformas, posterior a los filtros espaciales.	55
Figura 24. Comparación de las <i>UH</i> de Máxima verosimilitud inicial (a), realizada con <i>ETd</i> preliminar, y corregida (b) realizada con el cálculo correcto de <i>ETd</i>	59
Figura 25. <i>Boxplots</i> de las Unidades Homogéneas (preliminares a la izquierda y definitivas a la derecha) versus <i>ETd</i> , <i>MrVBF</i> y <i>SAVI</i>	60
Figura 26. Histogramas de las imágenes filtradas de <i>MrVBF</i> , <i>SAVI</i> , <i>ETd</i> y <i>CTI</i>	61
Figura 27. Puntos de muestreo efectivos y eliminados	64
Figura 28. Histograma del Porcentaje de humedad en terreno, en base a suelo húmedo.	66
Figura 29. Diagrama de caja de <i>HA</i> y <i>PwSh</i> en relación a categorías para cada clasificación de geoformas (<i>LF</i>).....	67
Figura 30. Gráfico de Relación entre Pendiente y <i>PwSh</i>	68
Figura 31. Agrupación de valores de <i>CTI</i> en distintos rangos del índice <i>MrVBF</i>	70
Figura 32. Gráficos de diagnóstico de la regresión entre <i>MrVBF</i> y Porcentaje de limo.	72
Figura 33. Gráfico de dispersión entre Evapotranspiración diaria (variable independiente) y (a) <i>HA</i> o (b) <i>PwSh</i> (ambas como variable dependiente); Modelos ajustados a los 29 puntos de muestreo.....	73
Figura 34. Modelos lineales y polinómicos ajustados a las mediciones de <i>ETd</i> y <i>PwSh</i> de la categoría “4. <i>Middle Slope</i> ” en distintas grillas de <i>SP</i>	76
Figura 35. Modelos lineales y polinómicos ajustados a las mediciones de <i>ETd</i> y <i>HA</i> de la categoría “4. <i>Middle Slope</i> ” en distintas grillas de <i>SP</i>	79
Figura 36. Modelos lineales y polinómicos ajustados a las mediciones de <i>ETd</i> y <i>HA</i> de la categoría “1. <i>Canyons, Deeply incised streams</i> ” en distintas grillas de <i>LF</i>	83
Figura 37. Regresión entre Resolución del DEM y Umbral de Pendiente, de acuerdo a la descripción de Gallant y Dowling (2003).	99

RESUMEN

La humedad del suelo es una variable fundamental en términos agronómicos y en el manejo de recursos naturales, usualmente estimada de manera puntual. Para su caracterización espacial, en los últimos años se han desarrollado varias técnicas que incluyen herramientas de SIG y percepción remota como insumos. Aun cuando se reportan resultados promisorios, no se emplean como práctica habitual en el manejo de recursos naturales debido a la falta de estudios que permitan caracterizar las relaciones entre distintos aspectos ecosistémicos dentro de lugares de importancia ecológica, como lo son las zonas áridas de nuestro país. En particular, se ha demostrado que la evapotranspiración diaria (ET_d) representa un buen descriptor de variaciones espaciales del agua intercambiada con la atmósfera. El objetivo de este estudio fue determinar las relaciones entre ET_d y la Humedad Aprovechable (HA) en distintas zonas topográficas de una cuenca árida en la Región de Coquimbo.

Se estimó la ET_d del 23 de Septiembre de 2003, además de productos topográficos de primer y segundo orden derivados del Modelo Digital de Elevación (DEM) ASTER. Se obtuvieron mediciones de variables texturales y de humedad del suelo en 30 ubicaciones, y se analizaron las relaciones entre ET_d y la humedad, topografía vs humedad y vs texturas y finalmente entre ET_d y humedad en zonas topográficas distintas, evaluando las relaciones en forma separada. De las variables topográficas simples, la pendiente explica 29% del contenido de agua en el suelo y TPI (índice de posición topográfica derivado del DEM) a 5000 metros explica un 20%. El mismo TPI explica un 14% de HA y 36% del porcentaje de limo. El índice de geoforma $MrVBF$ muestra resultados prometedores en la descripción de texturas

El análisis segmentado por criterios topográficos entre ET_d y HA representa mejoras en el ajuste y significancia de la regresión a varias escalas. Sin embargo se hace hincapié a considerar que las clasificaciones topográficas dependen mucho de los parámetros con que opera el algoritmo, y no existe un único criterio de clasificación. Se concluye que la ET_d registrada posterior a eventos pluviométricos del año 2003 posee relación significativa con la capacidad de almacenamiento hídrico del suelo en zonas de pendientes medias en la cuenca de Las Cardas.

Palabras clave: Evapotranspiración, Topografía, Geoformas, Humedad del suelo, Regresión lineal.

Abstract

Many ecological processes are affected by soil moisture, which is essential in fields of agronomy and management of renewable natural resources. In the last years, Remote sensing and GIS tools has been used for spatial characterization of soil moisture. Although promising results, this tools are not used as a routine practice in the management of natural resources due to the lack of knowledge in relationships between different ecosystem components in ecological significant areas, such as arid zones. In particular, the daily evapotranspiration (ET_d) is a key variable, because is strongly driven by soil moisture. The objective of the study is to determine the relationships between ET_d and Available Soil Moisture (ASM) over different topographical zones in an arid watershed of the Coquimbo Region.

Daily actual Evapotranspiration for September 23th of 2003 and first and second order topographic products were mapped from ASTER imagery. Data of variables related to soil moisture and textures were retrieved from 30 locations. The relationship between moisture vs ET_d and textures vs topography were evaluated. Amongst the simple topographic variables, slope explained 29% of the water content; meanwhile 5000 meter radius TPI explains 14% of ASM and 36% of Silt percent.

The moisture vs ET_d relationship in different topographical zones improves the fitting and significance of the regression at various observational scales. However, the topographic classifications strongly rely on the parameters of the algorithms, because there is no single criterion for classification. It is concluded that ET_d of September 23th of 2003 has significant relationship with ASM for Middle Slope zones in Las Cardas watershed.

Key Words: Evapotranspiration, Topography, Landform, Soil Moisture, Linear Regression.

INTRODUCCIÓN

Gran parte de los procesos que ocurren en un ecosistema están relacionados con características intrínsecas del sustrato en el que se hallan componentes bióticos y abióticos. En particular, la humedad de un suelo afecta una serie de procesos ecológicos, por lo que resulta de interés conocer la capacidad que tienen los suelos para almacenarla; Para ejemplificar, se puede señalar que la humedad almacenada es una variable clave dentro del balance hídrico de un ecosistema, al ser determinante en procesos como la infiltración y evapotranspiración (Stuart *et al.*, 2002). A su vez, determina la respiración de un ecosistema, lo que se traduce en la energía que este provee a sus componentes (Small y Kurc, 2001; Xu *et al.*, 2004); está relacionada con la nutrición vegetal (Cisneros, 2003) y es un factor que influye a la actividad fisiológica microbiana (Ramos y Zuñiga, 2008). Para entender este punto se puede mencionar que el desarrollo de la flora microbiana se encontraría regulado tanto por el contenido de materia orgánica como por el nivel hídrico del suelo; así, se impone una limitante para mantener una microflora diversificada en suelos con valores de potenciales inferiores al punto de marchitez permanente, como ocurre en el norte chico de nuestro país (Varnero, 1979). Además afecta a la expresión vegetacional, permitiendo con ello generar el potencial para establecerse durante su germinación y emergencia (Donoso, 1992; Piña, 2008). Lo anterior deriva a que, en términos agronómicos, resulta de especial interés conocer esta variable para comparar capacidades productivas de suelos (Shaxson y Barber, 2005). La humedad del suelo, las plantas y su relación son el núcleo de la ecohidrología y el estudio del balance de agua del suelo; la humedad del suelo controla las dinámicas de vegetación tanto como la vegetación ejerce controles sobre el balance hídrico (Tromp-van y McDonnell, 2006); cuando el agua es un factor limitante, el balance de la humedad del suelo es la variable más importante en cuanto al control de los patrones vegetacionales (Tinley, 1982; citado por Rodríguez-Iturbe *et al.*, 1999). Todo esto determina la relevancia de la capacidad de retención hídrica de un suelo en términos de conservación y manejo de los recursos naturales que dependen del sustrato para su desarrollo, uso y preservación.

De la capacidad total de almacenamiento de agua en un suelo, sólo una fracción puede ser usada por las plantas. Esta es descrita como la humedad aprovechable, o reserva útil de agua, que se define como la diferencia entre capacidad de campo y punto de marchitez permanente (Allen *et al.*, 1988; Donoso, 1992). La reserva útil hace alusión al contenido de agua del suelo que puede ser extraída por las plantas, para ser empleada principalmente en el proceso fisiológico de la transpiración que sustenta el crecimiento. Es una porción de agua potencialmente movilizable dentro del *continuum* suelo-planta-atmósfera. Su valor es característico de cada suelo, y depende, entre otras variables, de la textura, profundidad y compactación del suelo. Un suelo con buenas propiedades físicas proporcionan al ecosistema un equilibrio entre aportes y transformaciones, mientras que propiedades físicas deficientes conducen a la degradación de los mismos (Fernández-Pozo *et al.*, 2006). Esto representa una gran importancia en ecosistemas de zonas áridas y semi-áridas, donde las

características climáticas han determinado el desarrollo de sistemas con funcionamiento en situación de régimen hídrico irregular y altas tasas de evapotranspiración; en forma general, la productividad de estos suelos depende fuertemente de la capacidad de retener agua (Fernández, 2010).

Actualmente los análisis de suelo permiten establecer la humedad aprovechable con precisión en los puntos de medición. Sin embargo, el costo operativo de muestreo y la poca representatividad espacial y temporal de las muestras puntuales hace que estas mediciones no sean viables para la descripción de grandes extensiones de terreno (Mallick *et al.*, 2009; Verstraeten *et al.*, 2008) Para realizar una estimación espacializada se debe considerar la existencia de factores bióticos y abióticos que ejercen una influencia sobre el comportamiento de esta variable en el suelo (Famiglietti *et al.*, 1999; Moran *et al.*, 2004; Tromp-van y McDonnell, 2006), dándose una distribución continua y heterogénea de la humedad del suelo, que se ve influenciada por factores como la topografía, clima y vegetación (Rodríguez-Iturbe, 2000; Tromp-van y McDonnell, 2006). Los contenidos de agua del suelo presentan además un mayor rango de variación en ambientes áridos, dada la elevada variabilidad espacial de los componentes del balance de energía y agua en el suelo (Fernández, 2010).

Una aproximación posible frente al problema es el uso de modelación espacial de componentes topográficos y de teledetección para estimar variables relacionadas a la humedad aprovechable.

Entre los avances que se han desarrollado en cuanto a los componentes topográficos, en el ámbito de la modelación se han realizado avances tanto en la generación de índices descriptores de determinadas características del paisaje como en su estratificación espacial, usando ambas aproximaciones como insumos predictores de características físicas de suelo, considerando que el desarrollo del mismo ocurre como respuesta a las características litológicas y al movimiento de agua en el paisaje (Mulder *et al.*, 2011). En definitiva, las formas geográficas pueden ser usadas como fuente de datos auxiliares para el mapeo digital de suelos (Mulder *et al.*, 2011), pudiendo asociarse ciertos índices a variables de tipo continuas (MacMillan *et al.*, 2004). Esta aseveración tiene sus orígenes en el planteamiento cualitativo de Hans Jenny (1941) en el que consideraba a la topografía dentro de los factores formadores del suelo, y que se considera actualmente como la base del estudio de suelos y modelaciones cuantitativas (McBratney *et al.* 2003). El mapeo digital de suelos ha rescatado este modelo como base para distintas aproximaciones y el factor de topografía, o relieve, ha sido considerado en un gran número de modelos orientados a predecir atributos físicos de los suelos (McBratney *et al.* 2003; Grunwald, 2009).

Por otro lado, se han desarrollado numerosos estudios que relacionan la humedad superficial del suelo y la información obtenida por teledetección. Muchas de ellas se centran en las relaciones físicas entre variables / parámetros estimables mediante sensores de microondas pasivos y activos (Moran *et al.*, 2004; Anderson y Croft, 2009; Wang y Qu, 2009). La teledetección hiperespectral ha permitido caracterizar propiedades superficiales de los suelos aprovechando los cambios de reflectancia debido a las características de transmisividad y absorción energéticas del agua (Bryant *et al.*, 2003; Scull *et al.*, 2003; Anderson y Croft, 2009). La humedad del suelo influencia directamente a la temperatura de este, incrementando el calor específico y la conductividad térmica, por lo que se han usado

parámetros de emisividad para estimar la humedad superficial, calibrando parámetros en forma local (Sobrino *et al.*, 2012). La efectividad de estas herramientas varía, pero han presentado resultados prometedores. Sin embargo, debido al enfoque de los métodos de percepción remota, su aplicabilidad se limita sólo a las capas superficiales del suelo, la cual en general no supera los 5 centímetros de profundidad.

Una posible solución sería el uso de relaciones de temperatura superficial con índices espectrales de cobertura vegetal (Carlson, 2007), que tienen el potencial de estimar la humedad en profundidad del suelo usando la transpiración de la vegetación como una medición subrogante de esta variable (Moran *et al.*, 2004; Mulder *et al.*, 2011), lo que no cuantifica explícitamente la humedad del suelo en zonas de raíces, pero usa aproximaciones basadas en variables térmicas para una estimación de la disponibilidad de agua en el suelo (Crow *et al.*, 2008), considerando que la estructura espacial de la humedad del suelo es tanto causa como consecuencia de la vegetación (Rodríguez-Iturbe, 2000).

Dada la dinámica de extracción de agua ejercida por la vegetación se pueden estimar relaciones con variables que ligen la actividad vegetal con la evapotranspiración (Rodríguez-Iturbe *et al.*, 1999), estimable por teledetección, a propiedades físicas del suelo vinculadas a la humedad en la zona de raíces, lo que posee una relación directa con la humedad aprovechable (Crow *et al.*, 2008; Taylor *et al.*, 2012). Las estimaciones de evapotranspiración (ET_a) mediante modelaciones basadas en teledetección permiten obtener una aproximación de la situación real de las variaciones espaciales del agua que está siendo intercambiada con la atmósfera. Dentro de los modelos utilizados en la literatura, el modelo *Simplified Surface Energy Balance Index* (S-SEBI) resulta adecuado por su simplicidad y fácil interpretación, además de haber sido validado en diversos sistemas territoriales con una precisión cercana a 1 mm día^{-1} (Galleguillos *et al.*, 2011; Kalma *et al.*, 2008). Pese a estos prometedores resultados, existen escasas investigaciones que ligen estos componentes a la topografía (Taylor *et al.*, 2013). Además, estudios de las relaciones físicas descritas anteriormente sobre ecosistemas áridos son escasos y, en nuestro país, inexistentes.

La investigación propuesta busca explorar las relaciones entre la evapotranspiración y las propiedades físicas del suelo relacionadas con la humedad del suelo y la capacidad de almacenamiento del mismo, con miras a la generación de mecanismos predictivos basándose en la teoría del *continuum* suelo-planta-atmósfera, que establece relaciones entre la energía utilizada para intercambiar agua hacia la atmósfera vía evapotranspiración de la vegetación con la capacidad de almacenamiento hídrico. Además, debido a la influencia de la topografía en los factores relacionados con la capacidad de almacenamiento hídrico y retención de agua, se considera el uso de indicadores geomorfológicos vinculados a los procesos formadores de suelo, que también han demostrado condicionar propiedades físicas del mismo. El propósito del presente estudio es responder la siguiente pregunta: ¿De qué manera se relacionan la capacidad de almacenamiento hídrico de un suelo con la evapotranspiración real estimable mediante teledetección, en posiciones topográficas contrastadas?

Objetivo general

Determinar las relaciones entre ET_d y la capacidad de almacenamiento hídrico de una cuenca árida en la región de Coquimbo, considerando distintas zonas topográficas.

Objetivos específicos

1. Estimar la evapotranspiración real en la Estación Experimental Las Cardas, mediante el modelo S-SEBI.
2. Definir geoformas del paisaje estudiado vinculadas a la acumulación de agua y humedad.
3. Establecer las relaciones entre ET_d , estimada mediante teledetección satelital, y la humedad aprovechable, en zonas topográficas contrastadas.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de Estudio

El área de estudio se definió como el resultado de una modelación para obtener la cuenca hidrográfica que delimita la zona de Las Cardas, a partir de un modelo digital de elevación (DEM por sus siglas en inglés) producto del programa ASTER G-DEM. Dentro del área se encuentra ubicado el Campo Experimental Agronómico Las Cardas (CEALC) de la Universidad de Chile; en la Figura 1 se señala la ubicación de recepción y laboratorios.

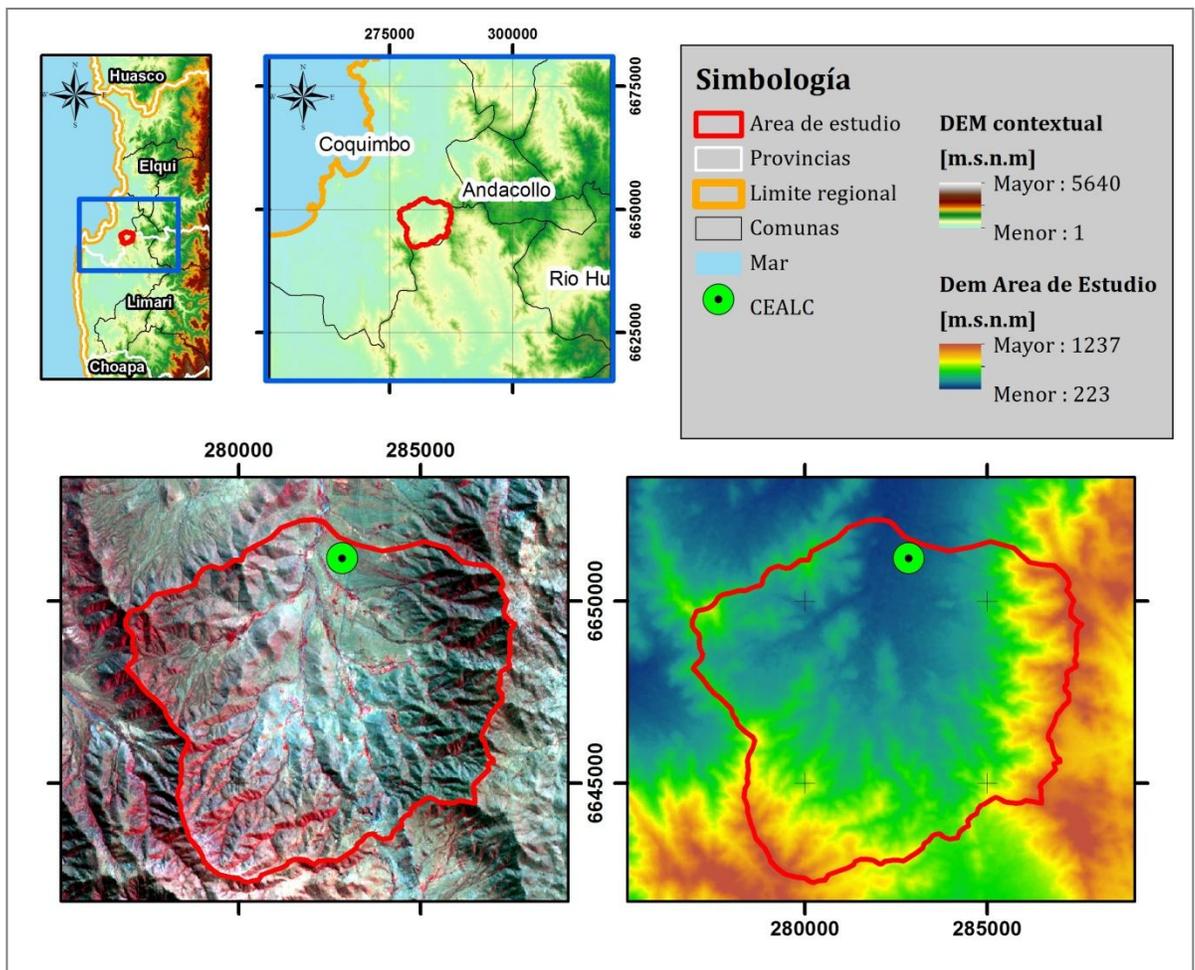


Figura 1. Área de estudio.

La Estación Experimental Las Cardas, propiedad de la Facultad de Ciencias Agronómicas de la Universidad de Chile, posee aproximadamente 5.435 hectáreas, se encuentra en el secano árido de la IV región de Coquimbo, a aproximadamente 37 km al sur de la Serena, entre dos

cadenas montañosas de la cordillera de la costa, de origen mesozoico-cenozoico que se cierran hacia el sur, conformando una cuenca del área de estudio (Azocar *et al*, 1981, citado por Rojo, 1989). Posee una precipitación media inferior a 120 mm anuales con una concentración entre los meses de Junio y Septiembre (Universidad de Chile, 2012), y evapotranspiración potencial del orden de 1.000 mm anuales, con un promedio de 150 mm al mes en épocas estivales y de menos de 50 mm en invierno (IREN, 1977). El predio posee vegetación arbustiva dominada por *Flourensia thurífera* (Mol.) (Incienso), *Gutierrezia resinosa* Hook. et Arn Blacke. (Pichanilla), *Heliotropium stenophyllum* Hook. et Arn. (Palo negro) y *Lithrea Caustica* Hook. et Arn. (Litre) (Cepeda-Pizarro, 1993). En los alrededores existen actividades pecuarias, apreciándose procesos erosivos y de compactación de suelos.

Los suelos de la región de Coquimbo son, en su mayoría, derivados de material granítico y sedimentario, con erosión generalizada especialmente en las cercanías de asentamientos humanos. El suelo del Centro Experimental Agronómico Las Cardas corresponde a un Aridisol, encontrándose la estación en una zona de régimen de humedad arídico (Van-Wambeke y Luzio, 1982). En términos generales, el material de origen se puede catalogar como coluvial, aun cuando en sectores más bajos se observa un horizonte enterrado de origen aluvial. Se encuentra en posición de *piedmont*, con pendientes de entre 3 y 15%, sin pedregosidad superficial, pero abundantes afloramientos rocosos (Perez, 1996). Las texturas son gruesas a través del perfil, normalmente franco arenosa con abundante gravilla de cuarzo. Son suelos de escaso desarrollo, con horizonte cámbico y, en ciertos sectores, con horizonte petrocálcico, por lo que pueden ser clasificados dentro del Gran Grupo Petrocambids (Luzio, s/a, citado por Mascayano, 2001).

Materiales

Para la extracción de muestras de suelo se utilizó un barreno tipo *Riverside*. Para la medición de las características de retención y almacenamiento hídrico del suelo se usaron platos de presión y estufas de secado a 105°C. Las texturas fueron obtenidas por decantación, requiriéndose probetas con capacidad superior a 1 Litro, densímetro, termómetro, agitador y pirofosfato de sodio como agente dispersante. Los análisis se realizaron en el Laboratorio de Física de Suelos de la Facultad de Ciencias Agronómicas de la Universidad de Chile

La información satelital se divide en imágenes satelitales de canales visibles en alta resolución, obtenibles mediante el software Google Earth, el modelo digital de elevación obtenido del programa ASTER G-DEM, de resolución espacial de 30 metros, e imágenes ASTER (*Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer*, a bordo del satélite TERRA) de las bandas espectrales VNIR (15 m de resolución), SWIR (30 m) y TIR (90 m), de nivel 2B, además del producto de emisividad. Estas imágenes se encuentran procesadas con calibración radiométrica, correcciones atmosféricas y geométricas. La escena fue adquirida a las 11 horas (aproximadamente) el día 23 de Septiembre de 2003, fecha en la cual la reserva de humedad del suelo se encuentra teóricamente en el rango

máximo, por lo que la vegetación herbácea se manifiesta vigorosamente, al haber radiación y temperaturas adecuadas para su desarrollo.

Los datos meteorológicos del presente estudio fueron obtenidos mediante una recopilación de información en distintas fuentes, incluyendo búsqueda web (en particular datos de la plataforma CEAZAmet¹) y datos obtenidos mediante Ley de Transparencia, para la estación meteorológica Recoleta. Las estaciones meteorológicas revisadas se detalla en el Cuadro 1, y su ubicación en el espacio puede ser consultada en la Figura 2.

Cuadro 1. Estaciones meteorológicas cercanas al área de estudio.

Nombre de estación	De	Fecha de datos disponibles ²		Ubicación			Datos disponibles ³			
		Desde	Hasta	Lat	Lon	M.s.n.m	Rg	Pp	Ta	HR
Pan de Azúcar	INIA	2004 - 01	-	-30,07	-71,23	135	✓	✓	✓	✓
La Florida	DirMet	1996	-	-29,92	-71,2	142		✓		
Las Cardas BR ⁴	UCHile	2008	2010	-29,92	-71,2	142		✓	✓	✓
Las Cardas (1)	CEZA	2009	2011	-29,92	-71,2	142	✓	✓	✓	✓
Las Cardas (2)	INIA	2012 - 06	-	-30,25	-71,26	282	✓	✓	✓	✓
Recoleta	DGA	2000 - 01	-	-30,51	-71,10	350		✓	✓ ⁵	
Quebrada Seca	INIA	2012 - 08	-	-30,5	-71,49	111	✓	✓	✓	✓
Ovalle	INIA	2013 - 01	-	-30,59	-71,25	292	✓	✓	✓	✓
Algarrobo Bajo	INIA	2011 - 01	-	-30,63	-71,45	80	✓	✓	✓	✓
La Serena	INIA	2004 - 01	-	-29,75	-71,25	162	✓	✓	✓	✓
Gabriela Mistral	INIA	2012 - 03	-	-29,98	-71,08	204	✓	✓	✓	✓

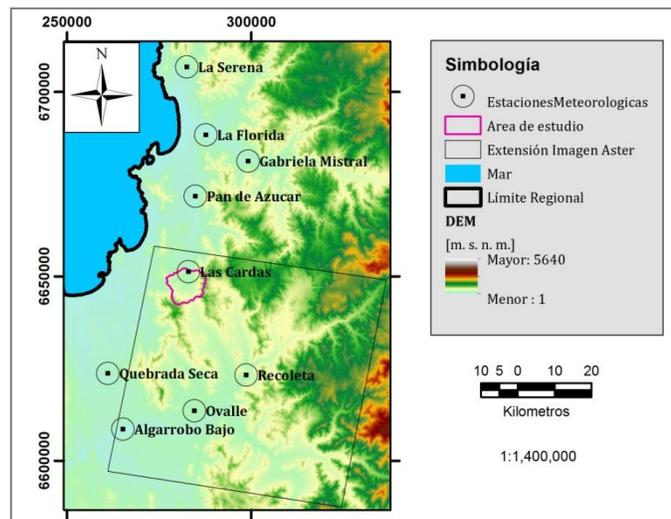


Figura 2. Estaciones meteorológicas cercanas al área de estudio.

¹ Disponible en el WWW: <http://www.ceazamet.cl/>

² El primer número corresponde al año, el segundo corresponde al mes.

³ Rg: Radiación global; Pp: Precipitación; Ta: Temperatura del aire; HR: Humedad relativa

⁴ Correspondiente a estación Bowen-Ratio.

⁵ La estación Recoleta sólo entrega datos de temperatura máxima y mínima, diarias (no instantáneas).

El trabajo se desarrolla bajo el supuesto de que las condiciones de las propiedades físicas y vegetacionales del área de estudio no varían sustancialmente desde la fecha de la obtención de la imagen hasta la ejecución del muestreo, debido a que se trata de una zona de manejo restringido, propiedad de la Universidad de Chile.

La revisión de registros mensuales (desde 1977 a 2012) del Centro de Estudios de Zonas Áridas (CEZA) de la Facultad de Ciencias Agronómicas de la Universidad de Chile muestra que en el año 2003 el último registro pluviométrico ocurre en Julio, alcanzando la máxima Pp acumulada del año, 123,25 mm (ver Figura 3). El valor de Pp acumulada en Julio es ligeramente mayor que la Pp acumulada promedio del mismo mes, considerando una serie de registros desde 1977 hasta el 2012. Posterior a Julio, la Pp acumulada promedio de cada mes supera a las Pp acumuladas mensuales del 2003.

El muestreo de suelos se realizó desde el lunes 24 de septiembre hasta el martes 2 de octubre de 2012, posterior a los registros pluviométricos de Agosto y Septiembre. Se puede observar que el año 2012 fue particularmente seco. Las precipitaciones acumuladas no son coincidentes al patrón de Septiembre de 2003, donde se observa que los eventos de mayor Pp se adelantan en comparación al promedio. Por tanto, los años 2003 y 2012 no corresponden a una situación hídrica similar. Sin embargo, tanto el muestreo como la adquisición de la imagen se dieron en momentos posteriores a los eventos de precipitación, por lo que se manifiesta vegetación herbácea, dando lugar a aumentos en la tasa de evapotranspiración.

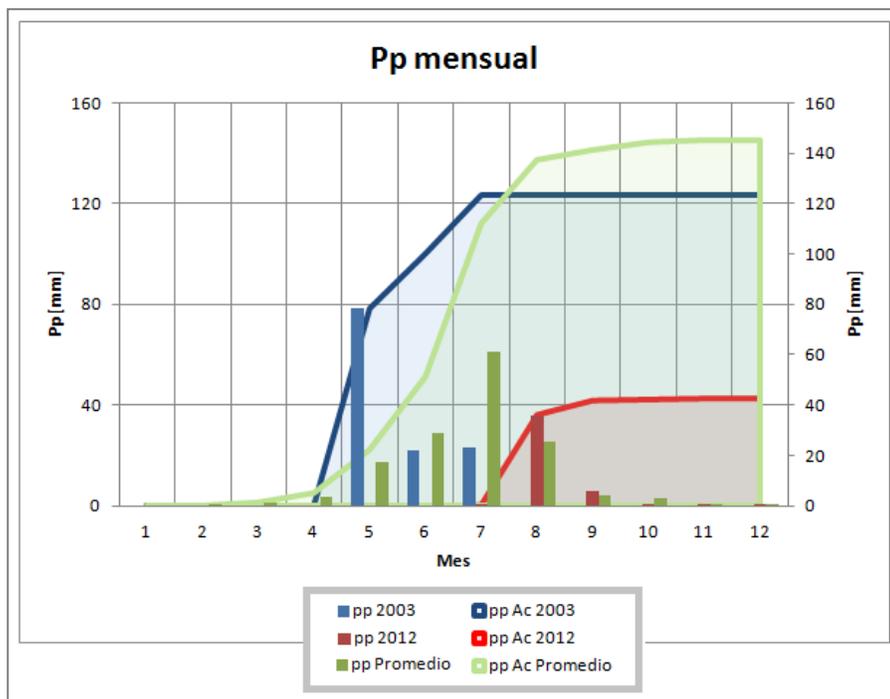


Figura 3. Precipitaciones de los años 2003, 2012 y promedio histórico (1977-2012) de Campo Experimental Las Cardas.

Para el procesamiento numérico y análisis de estadísticas descriptivas se utilizó el software Microsoft Office Excel 2007. El procesamiento de las imágenes y modelos se realizaron con los *softwares* Idrisi Taiga, SAGA GIS, ENVI v4.3, ArcGIS v10 y Class *Spatial Analyst*

(Teng *et al.*, 2008). Los procesos estadísticos fueron ejecutados mediante el Software R Project versión 2.7.2.

Métodos

Los procedimientos realizados para evaluar las relaciones entre las variables analizadas se observa en la Figura 4. La obtención de la ET_d , obtenida mediante herramientas satelitales (detallado en la sección I), fue empleada como variable independiente para explorar las relaciones con las variables de suelo relacionadas a la humedad, mediante regresiones lineales y polinómicas. Estas variables también fueron relacionadas a índices topográficos continuos (sección II) vinculados a la descripción de almacenamiento hídrico o a variables texturales, en función de su posición en la cuenca. Con estos índices topográficos se realizó una “discretización espacial”, mediante la aplicación de algoritmos que entregan como producto mapas de clasificaciones por Posición de la Pendiente (SP) y de Geoformas (LF). Las relaciones entre ET_d y humedad se evaluaron nuevamente, pero en forma separada de acuerdo a la zona topográfica delimitada. Se analizaron los estadísticos de significancia y se realizaron análisis de regresiones, para verificar si existe una mejora en la descripción de las variables Humedad Aprovechable (HA) y el Porcentaje de Agua en Suelo Húmedo ($PwSh$) (sección III).

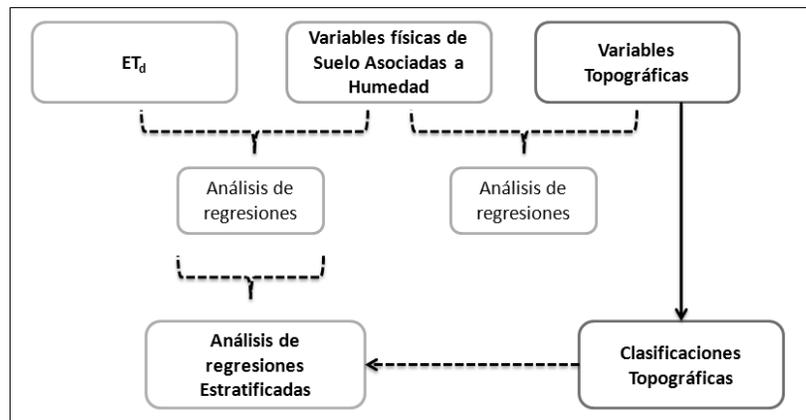


Figura 4. Esquema de procedimientos para la evaluación de las relaciones mediante regresiones.

Previo a la realización de los procedimientos se realizó una generalización espacial de las variables, detallada en el Apéndice I.

I. Estimación de la evapotranspiración real en el predio Las Cardas, mediante el modelo S-SEBI

La humedad en el suelo es un componente a conocer dentro de la dinámica hídrica del sistema. Para dar cumplimiento al objetivo general se hace necesario establecer una estimación de la evapotranspiración y una discretización de los elementos topográficos, que

son los componentes a ser integrados en el presente estudio. Para efecto del primer punto se utilizó el modelo S-SEBI (*Simplified Surface Energy Balance Index*) (Roerink *et al.*, 2000), que permite generar una aproximación de la evapotranspiración real espacialmente distribuida. Para el funcionamiento y calibración del modelo se contó con productos del sensor ASTER que permiten obtener datos de reflectancia en el visible, infrarrojo cercano y medio, y datos de temperatura superficial con una alta calidad (French *et al.*, 2008; Jacob *et al.*, 2004; Sabol *et al.*, 2009), obtenidos el 23 de Septiembre del año 2003. Con estos datos se pudo obtener una estimación de la evapotranspiración diaria (ET_d), que resulta ser un factor clave para la estimación de humedad superficial del suelo en otros modelos, y se han descrito relaciones demostradas en forma empírica entre la ET_d y la humedad superficial (Verstraeten *et al.*, 2005; Sobrino *et al.*, 2007; Galleguillos *et al.*, 2011).

El modelo sólo fue ajustado y calibrado a las condiciones locales de la Cuenca de estudio, sin ser validado, sustentándose en investigaciones que han demostrado la robustez de las estimaciones del algoritmo S-SEBI (Verstraeten *et al.*, 2005; Sobrino *et al.*, 2007; Galleguillos *et al.*, 2011); además, considerando los objetivos de este estudio, las magnitudes de la ET_d no resultan tan relevantes como su variación espacial.

El modelo utiliza la ecuación de balance energético, descrita por la Ecuación 1. En general, la ecuación omite el calor almacenado por fotosíntesis por ser comparativamente menor al de las otras variables, no influyendo sustancialmente en la ecuación del balance energético (Verstraeten *et al.*, 2005).

$$R_n = H + \lambda E + G_0 \quad \text{Ecuación 1}$$

Donde

- R_n : Radiación neta (de onda corta y onda larga) sobre la superficie [Wm^{-2}]
- H : Flujo de calor sensible desde la superficie [Wm^{-2}]
- λE : Flujo de calor latente desde la superficie [Wm^{-2}]
- G_0 : Flujo de calor del suelo [Wm^{-2}]
- λ : Calor latente de vaporización de agua ($2450 \text{ J g}^{-1} \text{ H}_2\text{O}$ a 20° C)
- E : Evapotranspiración [$\text{g H}_2\text{O m}^{-2} \text{ s}^{-1}$]

La Evapotranspiración real (ET_r) puede ser estimada resolviendo los demás términos de la Ecuación 1.

Ante la compleja determinación del calor sensible (Bastiaanssen *et al.*, 1998; Clothier *et al.*, 1986, citado por Verstraeten *et al.*, 2005), S-SEBI y varios otros modelos recurren al uso de la fracción evaporativa (detallado en la sección I.1). La estimación de flujo de calor del suelo, para el caso de esta memoria, se realizó mediante la formulación de Clothier *et al.* (1986) (detallada en la sección I.2).

S-SEBI requiere radiancias espectrales en los rangos del espectro visible, infrarrojo cercano, infrarrojo medio e infrarrojo térmico para determinar sus parámetros constitutivos: Albedo de superficie, temperatura de superficie y emisividad superficial. Para poder ejecutar el modelo se precisa de datos meteorológicos instantáneos, los que permiten caracterizar la temperatura del aire y la Radiación Global, a fin de conocer los componentes del balance radiativo al momento del paso del satélite. Con estas entradas, el balance energético de

superficie puede ser determinado. Un esquema de los procedimientos realizados en la presente memoria para la obtención de los flujos energéticos se resume en la Figura 5.

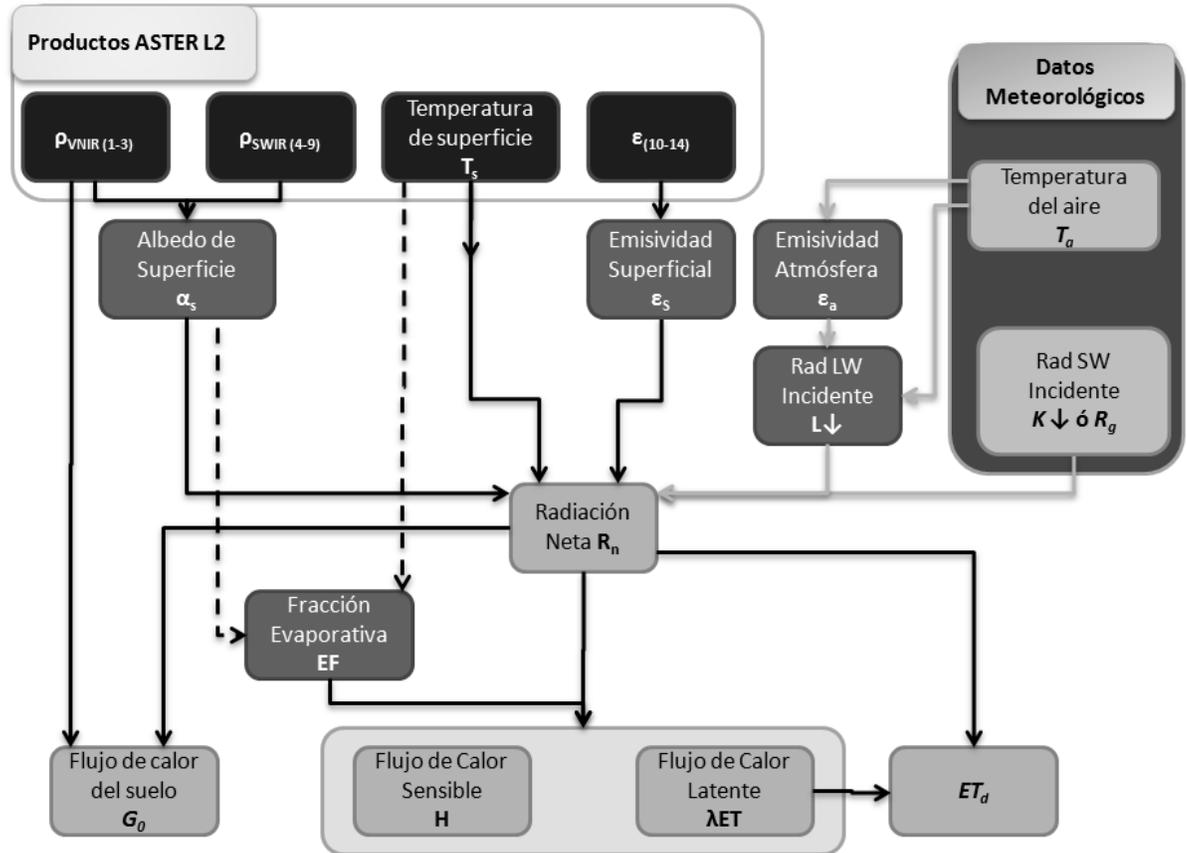


Figura 5. Esquema de la obtención de parámetros físicos mediante modelación.

I.1. Radiación Neta

La radiación neta (R_n) puede ser parametrizada entendiéndola como radiación compuesta por dos tipos de energía, clasificadas por su longitud de onda: La de onda corta (R_{sw}) y la de onda larga (R_{lw}). La radiación neta involucra un balance energético entre la energía ingresada y la que sale del sistema de estudio; tanto la R_{sw} como la R_{lw} incluyen un balance energético entre entradas y salidas. La implementación anterior puede ser descrita de acuerdo a la Ecuación 2.

$$R_n = R_{lw} + R_{sw} \quad \text{Ecuación 2}$$

I.1.i. Radiación de onda corta

El cálculo de la radiación de onda corta involucra la obtención de dos parámetros: la radiación incidente de onda corta y el albedo de superficie, descrito como la proporción de energía reflejada. El balance de la radiación de onda corta se puede escribir del siguiente modo (Verstraeten *et al.*, 2005).

$$R_{sw} = K \downarrow \cdot (1 - \alpha_s)$$

Ecuación 3

Donde

$K \downarrow$: Radiación incidente de onda corta [W m^{-2}]
 α_s : Albedo de superficie [-]

La radiación solar de onda corta puede ser de dos formas: radiación directa, que corresponde a la parte recibida directamente desde la emisión solar, y la radiación difusa, producto de las reflexiones que sufre la radiación en su paso por la atmósfera. La suma de ambas es conocida como radiación global (R_g) y, en la práctica, es equivalente al parámetro presentado como “Radiación incidente de onda corta” ($K \downarrow$).

I.1.i.a. Radiación Global (R_g)

La R_g puede ser medida con instrumentos meteorológicos, y en general las estaciones meteorológicas disponen de equipamientos para su cálculo. Sin embargo, en el caso del presente estudio, los datos más antiguos de R_g de Las Cardas fueron tomados desde el año 2008, mediante la estación meteorológica de *Bowen-Ratio* descrita en el Cuadro 1. Los datos tampoco pueden ser interpolados espacialmente, debido a que las estaciones meteorológicas cercanas no poseen datos de la fecha de estudio.

Para poder obtener datos fiables de R_g se recurrió al “Explorador del recurso solar en Chile”⁶ (en adelante, Explorador Solar), llevado a cabo por el Departamento de Geofísica de la Universidad de Chile, por encargo del Ministerio de Energía y GIZ⁷. El modelo utilizado para evaluar la transferencia radiativa es CLIRAD-SW. El modelo separa la radiación del sol en 11 bandas espectrales y considera las interacciones de cada banda de manera independiente. Funciona con información satelital generada por el satélite GOES EAST para los años 2003 a 2012, a una resolución espacial de un kilómetro.

A fin de validar la información para el día de obtención de los productos ASTER, se obtuvieron datos de R_g de las estaciones meteorológicas Las Cardas y Pan de Azúcar, en las fechas que sí se contaba con información (2004 en adelante para Pan de Azúcar y 2008, 2010, 2011, 2012 y 2013 para Las Cardas), filtrando la misma para obtener datos correspondientes a días despejados.

Para poder establecer los días despejados se efectuó un análisis del comportamiento de la radiación solar horaria de las estaciones Pan de Azúcar (Coordenadas Latitud: -30,07; Longitud: -71,23), Las Cardas *Bowen-Ratio* (2008 a 2010) y Las Cardas (estación del INIA, datos desde el 2012 en adelante). Estas tres estaciones presentan registros de radiación solar y temperatura. Se buscaron días en que la radiación global cumpliera con un patrón de curva continua sin quiebres observables, propios del comportamiento radiativo de una superficie sin cobertura nubosa. Esto con el objetivo de determinar los días despejados de distintos

⁶ Disponible en el sitio web <http://ernc.dgf.uchile.cl/Explorador/Solar2/>

⁷ Deutsche Gesellschaft für Internationale Zusammenarbeit (GIZ) GmbH

años, cuyo patrón radiativo se asemeje al del día 23 de Septiembre del año 2003 en el área de estudio.

Se establecieron regresiones lineales entre los datos de R_g a las 11 horas de los días despejados de Las Cardas y Recoleta, con los obtenidos del Explorador Solar para esas mismas fechas, en las coordenadas de las estaciones. Esto permitió estimar el error de la simulación del explorador solar y el ajuste a la verdad de terreno entregada por las estaciones meteorológicas. Con esta información, se procedió a ajustar el dato que entregó el Explorador Solar para el día 23 de Septiembre de 2003.

I.1.i.b. Albedo de superficie (α_s)

El Albedo de superficie es un coeficiente que permite estimar la relación entre la radiación incidente y la reflejada. Este fue estimado aplicando la combinación lineal de reflectancias de longitudes de onda de las bandas espectrales 1, 3, 5, 6, 8 y 9, del sensor ASTER, propuesta por Liang (2000). Las bandas de reflectancia pertenecen al producto AST-07 regrillado a una resolución de 90m, coincidentes con los productos del infrarrojo térmico.

$$\alpha_s = 0,484 \cdot \rho_1 + 0,335 \cdot \rho_3 - 0,324 \cdot \rho_5 + 0,551 \cdot \rho_6 + 0,305 \cdot \rho_8 - 0,367 \cdot \rho_9 - 0,0015 \quad \text{Ecuación 4}$$

Las bandas presentadas en la ecuación corresponden a las reflectancias del VNIR (originalmente a 15m) y al infrarrojo medio (SWIR) a 30m. Con la formulación anterior, el albedo de superficie queda descrito y la Radiación de onda corta puede ser estimada.

I.1.ii. Radiación de onda larga

La fracción correspondiente a la radiación de onda larga se puede expresar en función de la siguiente ecuación (Verstraeten *et al.*, 2005).

$$R_{lw} = \varepsilon_s \cdot (L \downarrow - \sigma T_s^4) \quad \text{Ecuación 5}$$

Donde

- ε_s : Emisividad de superficie [-]
- $L \downarrow$: Radiación incidente de onda larga [W m^{-2}]
- σ : Constante de Stefan-Boltzmann; $5,6697 \cdot 10^{-8}$ [$\text{W m}^{-2} \text{K}^{-4}$]
- T_s : Temperatura de superficie [K]

La temperatura de superficie es el único parámetro de la ecuación que se encuentra descrito directamente por un producto del sensor ASTER, el que se obtiene mediante las 5 bandas de emisividad de los canales Térmicos infrarrojos (ver Figura 6).

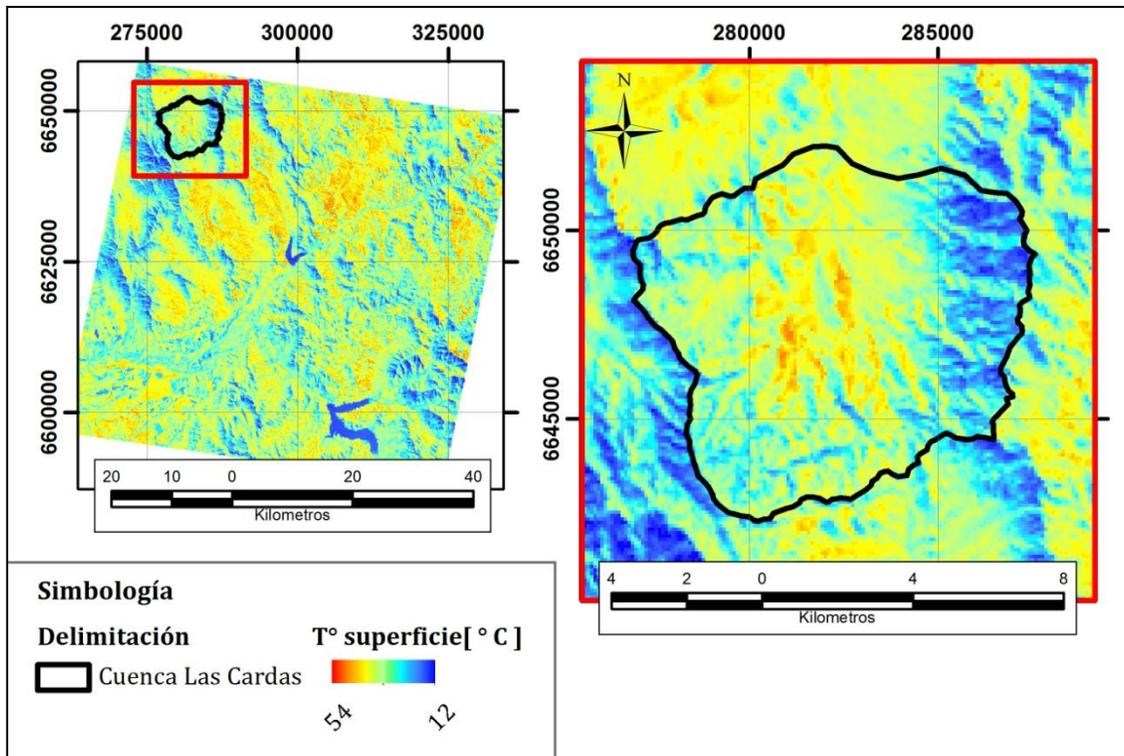


Figura 6. Imagen de Temperatura Superficial, obtenida mediante los canales TIR del sensor ASTER.

Con las mismas bandas de emisividad con las que se calcula la temperatura de superficie, puede describirse la emisividad superficial en forma de combinación lineal, según Ogawa *et al.* (2003):

$$\varepsilon_s = 0,014 \cdot \varepsilon_{10} + 0,145 \cdot \varepsilon_{11} - 0,241 \cdot \varepsilon_{12} + 0,467 \cdot \varepsilon_{13} + 0,004 \cdot \varepsilon_{14} + 0,128 \quad \text{Ecuación 6}$$

La radiación incidente de onda larga $L \downarrow$ se describirá mediante la formulación propuesta por Brutsaert (1975), la que requiere de la temperatura del aire y la emisividad de la atmósfera ε_a , de acuerdo a la Ecuación 7.

$$L \downarrow = \varepsilon_a \cdot \sigma \cdot (T_a + 273,15)^4 \quad \text{Ecuación 7}$$

Donde

- ε_a : Emisividad atmosférica [-]
- σ : Constante de Stefan-Boltzmann; $5,6697 \cdot 10^{-8}$ [$\text{W m}^{-2} \text{K}^{-4}$]
- T_a : Temperatura del aire [$^{\circ}\text{C}$]

La ε_a se puede estimar mediante la Ecuación 8.

$$\varepsilon_a = 9,2 \cdot 10^{-6} \cdot (T_a + 273,15)^2 \quad \text{Ecuación 8}$$

Con todos los parámetros obtenidos, la radiación neta puede ser calculada. Hasta este punto, el parámetro $L \downarrow$, según la formulación de Brutsaert, puede ser expresado en función de Temperatura del aire.

I.1.ii.a. Temperatura del aire

El dato meteorológico mencionado anteriormente para la fecha de la adquisición de la imagen (23 de Septiembre de 2003) no existe, debido a que la estación meteorológica Las Cardas entró en funcionamiento en Junio del 2012 y los registros de la estación *Bowen-Ratio* datan del año 2008. En resumidas cuentas, es el mismo problema que se presentó para la obtención de radiación global; sin embargo, para estimar este parámetro no se cuenta con una herramienta similar al Explorador solar que permita tener temperaturas del aire horarias. De hecho, la estación meteorológica con el dato más antiguo de temperatura a la hora requerida (11 am) es la estación Pan de Azúcar, y sus registros datan del 2004, por lo que tampoco resulta de utilidad. Ante esta situación, se evaluaron distintos modelos que permitirían obtener datos de Temperatura a las 11 am (T_{11}), con el uso de registros de temperaturas de aire máximas (T_{max}) y mínimas (T_{min}) diarias de otras estaciones cercanas. La única estación que posee T_{max} y T_{min} (únicos datos entregados por la estación, ver Cuadro 1) para la fecha requerida, y que se encuentra cercana al área de estudio, corresponde a la estación Recoleta (perteneciente a la DGA), ubicada en el embalse del mismo nombre.

Para obtener una estimación de la temperatura que hubo en Las Cardas en el momento de la adquisición de la imagen primero debe generarse un modelo o utilizar uno pre-existente. La alternativa escogida fue realizar 3 procedimientos distintos, en los que se realizaron regresiones entre los datos de T_{max} y T_{min} existentes de la Estación Recoleta, además de la T_{11} modelada (variable independiente) y los datos de la estación Las Cardas (variable dependiente), bajo el supuesto de que las curvas de temperatura son semejantes entre estaciones para un día determinado, diferenciándose cuantitativamente de acuerdo a la oscilación térmica de cada una de las estaciones (Garrido y Martínez, 1989). Las regresiones se realizaron empleando datos de días en que ambas estaciones tuvieran cielos despejados, pues la cobertura nubosa influye significativamente sobre la temperatura (Sánchez-Lorenzo *et al.*, 2008). Las regresiones también obedecen al supuesto de que se puede esperar una relación entre las temperaturas de dos lugares cercanos, la que permite aproximarse a la temperatura de Las Cardas en una fecha determinada, usando como variable predictora la temperatura de Recoleta.

Para poder establecer los días despejados se efectuó el mismo análisis del comportamiento de la radiación horaria realizado para la comparación de las radiaciones globales de las estaciones Pan de Azúcar, Las Cardas *Bowen-Ratio* y Las Cardas; sin embargo, dado que lo que se requiere es buscar días en que la estación Recoleta se encontrara sin cobertura nubosa que afecte las temperaturas, se consideraron días libres de nubosidad sólo aquellos en que ambas estaciones analizadas (Pan de Azúcar y Las Cardas) presentaran el patrón radiativo característico, observable en la Figura 7. Esto se hizo bajo el supuesto de que si ambas estaciones se encuentran con cielos despejados, entonces la estación Recoleta, que se ubica cerca de ambas estaciones (ver Figura 2), se encontrará bajo esta misma situación.

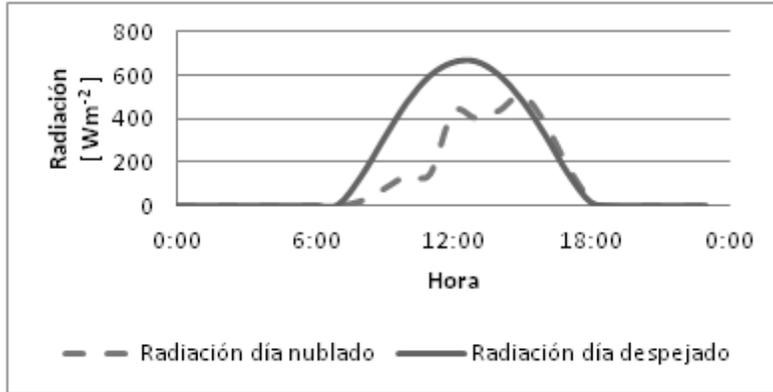


Figura 7. Patrón radiativo de días despejados versus patrón radiativo de un día nublado (14 de Agosto de 2013), en estación Pan de Azúcar.

Una vez establecidos los días en que se cumple la condición mencionada se procedió a buscar relaciones lineales de tres formas:

1. Entre las T_{max} y T_{min} diarias de Las Cardas con las de la estación Recoleta. T_{max} y T_{min} de Las Cardas se ingresan a dos modelos matemáticos (explicados a continuación) que permiten obtener la T_{11} en Las Cardas,
2. Entre la T_{11} registrada en Las Cardas con la T_{11} modelada de estación Recoleta y
3. Entre la T_{11} modelada en Las Cardas la T_{11} modelada de estación Recoleta.

Las modelaciones de temperatura horaria usadas requieren fundamentalmente datos de la temperatura máxima y mínima del día y las horas asociadas a la salida y puesta del sol.

El primer método utilizado fue presentado por de Wit *et al.* (1978). Requiere de la temperatura mínima (T_{min}) y la máxima (T_{max}) del día. Divide el día en 2 segmentos; desde el amanecer (H_0) hasta las 14:00 horas y desde las 14:00 hasta el amanecer del día siguiente. La ecuación descriptiva del primer segmento está dada por:

$$T_{deWit} = \frac{T_{max} + T_{min}}{2} - \frac{T_{max} - T_{min}}{2} \left(\cos \left(\pi \cdot \frac{H - H_0}{H_{Tmax} - H_0} \right) \right) \quad \text{Ecuación 9}$$

Donde

- T_{deWit} : Temperatura modelada por método Wit [°C]
- T_{max} : Máxima temperatura registrada [°C]
- T_{min} : Mínima temperatura registrada [°C]
- H : Hora a la que se requiere modelar T_{deWit} [h]
- H_0 : Hora de salida del sol [h]
- H_{Tmax} : Hora de máxima temperatura; equivalente a 14,0 [h]

El segundo método corresponde al utilizado por Wilkerson *et al.* (1983). A diferencia del modelo de Wit, este subdivide el día en 3 segmentos: (a) de medianoche hasta 2 horas posteriores al amanecer, (b) horas de luz y (c) del ocaso a medianoche. El método asume

cambio de temperatura desde la noche hasta 2 horas después del amanecer, y que las temperaturas nocturnas son lineares en el tiempo. A diferencia del método anterior, para el segmento (a) y (c) se requiere de la T_{max} y T_{min} de los días anterior y siguiente. Sin embargo, para la modelación a 11:00 horas no se requiere de estos parámetros. La ecuación constitutiva de la modelación en el segmento (b) del día se encuentra dada en la siguiente ecuación:

$$T_{Wilk} = T_{min} + (T_{max} - T_{min}) \cdot \left(\text{sen}\left(\pi \cdot \frac{H - H_0}{H_{set} - H_0}\right) \right) \quad \text{Ecuación 10}$$

Donde

H_{set} : Hora de puesta del sol [h]

Debido a que en el país opera un sistema de cambio de horario, las horas de amanecer y ocaso debieron ser ajustadas para que se observaran en forma continua⁸.

Se establecieron las comparaciones de las modelaciones con los tres métodos, evaluándose la desviación estándar, el error medio cuadrado (determinado por la Ecuación 12) y, en el caso de los métodos 2 y 3, el R^2 . El modelo que presentara estadísticos más fiables en su ajuste sería utilizado para la suposición del dato a las 11:00 horas en la estación Recoleta, para el día 23 de Septiembre de 2003, con el que se obtiene la T_{11} en estación Las Cardas.

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(T_{0i} - T_{ei})^2}{n}} \quad \text{Ecuación 11}$$

Donde

T_{0i} : Temperatura observada en el tiempo i [°C]

T_{ei} : Temperatura estimada en el tiempo i [°C]

n : Número de observaciones

I.2. Flujo de calor del suelo

El flujo de calor del suelo corresponde a la parte de la energía proveniente del sol que es absorbida por el suelo y que, debido al gradiente térmico en la parte superior del perfil de suelo, creado por la cobertura vegetal, textura del suelo y humedad del suelo, dan lugar al flujo de calor. Los suelos con baja humedad conducen calor de mejor modo que el suelo húmedo debido a que hay menos humedad disponible para absorber la energía incidente (Verstraeten *et al.*, 2005).

En la presente memoria de título se utiliza la aproximación mediante la formulación de Clothier *et al.* (1986), definida según la Ecuación 12.

⁸ Los datos de horas, denotado por H_{set} y H_0 , fueron obtenidos del siguiente sitio web: <http://www.timeanddate.com/worldclock/astronomy.html?n=1961&month=3&year=2003&obj=sun&afl=-12&day=1>

$$G_0 = R_n \cdot \left(0,295 - 0,01331 \cdot \frac{\rho_{nir}}{\rho_{red}} \right) \quad \text{Ecuación 12}$$

Donde

- ρ_{nir} : Reflectancia en el infrarrojo cercano.
 ρ_{red} : Reflectancia en el canal correspondiente al rojo.

I.3. Parametrización del modelo S-SEBI: Fracción Evaporativa

Hasta este punto, la R_n , o radiación neta, es calculada como el término restante de todas las entradas y salidas de radiación de onda corta (R_{sw}) y de onda larga (R_{lw}), determinado según la Ecuación 2, 3 y 5. Por otra parte, el flujo de calor del suelo se establece en función de la R_n y canales rojo e infrarrojo cercano, según lo explicado en la sección anterior. Los pasos siguientes se enfocan en la obtención de los flujos de calor sensible (H) y calor latente (λE), los que se calculan conjuntamente, como la denominada “fracción evaporativa” (A).

La fracción evaporativa es la fracción de energía disponible transferida desde la superficie via calor latente, y es igual al cociente de calor latente y la energía disponible (Small y Kurc, 2001). Se encuentra determinada por la Ecuación 13 (Roerink *et al.*, 2000):

$$A = \frac{\lambda E}{\lambda E + H} = \frac{\lambda E}{R_n + G_0} \quad \text{Ecuación 13}$$

Se ha observado que la temperatura de superficie y la reflectancia están correlacionadas, y que las relaciones pueden ser aplicadas para determinar las propiedades efectivas de la superficie del suelo. Asumiendo una radiación global y temperatura del aire constantes, una explicación formal puede ser dada a la reflectancia de superficie y temperatura observadas.

A bajas reflectancias, la temperatura de superficie es relativamente constante con una reflectancia en aumento. Este tipo de comportamiento se da en superficies saturadas de agua, como cuerpos de agua y suelos con riego, en las que toda la energía disponible es usada para el proceso de evaporación. A medida que la reflectancia aumenta también lo hace la temperatura de superficie. Hasta cierto punto, la temperatura de superficie puede ser denominada como “régimen evaporativo” (*evaporation controlled*) debido a que los cambios en temperatura son resultado de la disminución de la evaporación, como consecuencia de una menor disponibilidad de agua en el suelo. En este punto, el incremento en el exceso de flujo de calor sensible excede el decremento en la radiación neta dado el incremento de reflectancia. Después de cierto valor umbral de reflectancia, la temperatura de superficie disminuye a medida que la reflectancia aumenta. Este fenómeno se debe al hecho de que la humedad del suelo ha disminuido al punto de que la evaporación no puede llevarse a cabo, por lo que la energía disponible es empleada sólo para calentar la superficie. Aun así, debido al incremento de la reflectancia, la energía disponible disminuye debido al decremento de radiación neta (mas energía es reflejada por el mayor albedo generado por suelos secos). Este proceso conlleva una disminución de la temperatura a medida que la reflectancia aumenta. A partir de este punto se dice que la temperatura es “régimen radiativo” (*radiation*

controlled). Una representación gráfica del funcionamiento del S-SEBI puede observarse en la Figura 8.

El modelo S-SEBI asume que las temperaturas extremas $T_{\lambda E}$ y T_H pueden ser determinadas desde la misma imagen. Esto es posible cuando las condiciones atmosféricas son constantes en la extensión espacial en que se implementa el algoritmo, y si es que hay suficientes píxeles de condición “seca” y “húmeda” en el espectro de reflectancia. Si bien las distintas velocidades del viento pueden alterar los valores de temperaturas extremas $T_{\lambda E}$ y T_H , mientras hayan píxeles de condición seca y húmeda el algoritmo funcionará. Por ello, dentro de los supuestos del modelo se asume que las 2 relaciones de reflectancia-temperatura, $\lambda E_{max}(r_0)$ y $H_{max}(r_0)$ puedan ser determinadas. El S-SEBI calcula la fracción evaporativa de la siguiente manera:

Para cada píxel se determinan la reflectancia de superficie, r_0 , y la temperatura de superficie T_0 , donde la temperatura está relacionada a la humedad del suelo y, por consiguiente, a los flujos. Junto a la temperatura dependiente de la reflectancia $T_{\lambda E}$, donde $\lambda E_{max}(r_0) = R_n - G_0$, con $H = 0$; y la temperatura dependiente de la reflectancia T_H , donde $H_{max}(r_0) = R_n - G_0$, con $\lambda E = 0$, la fracción evaporativa es calculada como el cociente expresado en la Ecuación 14.

$$\Lambda = \frac{T_H - T_0}{T_H - T_{\lambda E}} \quad \text{Ecuación 14}$$

La determinación de los límites para la relación entre λE_{max} y H_{max} se basan en una función lineal de una selección de píxeles con menor y mayor temperatura, respectivamente (Verstraeten *et al.*, 2005). La Figura 8 muestra las relaciones teóricas entre Temperatura y reflectancia, empleadas por el modelo para la caracterización de $T_{\lambda E}$ y T_H para todos los píxeles de la grilla; además se añade un caso particular teórico, representado por los puntos en que la reflectancia posee un valor r_0 .

I.1. Flujos de calor sensible y latente

Estos flujos se calculan a partir de la fracción evaporativa, en el caso del flujo de calor latente (Ecuación 15), y no evaporativa, para el flujo de calor sensible (Ecuación 16) (Roerink *et al.*, 2000).

$$\lambda E = \Lambda \cdot (R_n - G_0) \quad \text{Ecuación 15}$$

$$H = (1 - \Lambda) \cdot (R_n - G_0) \quad \text{Ecuación 16}$$

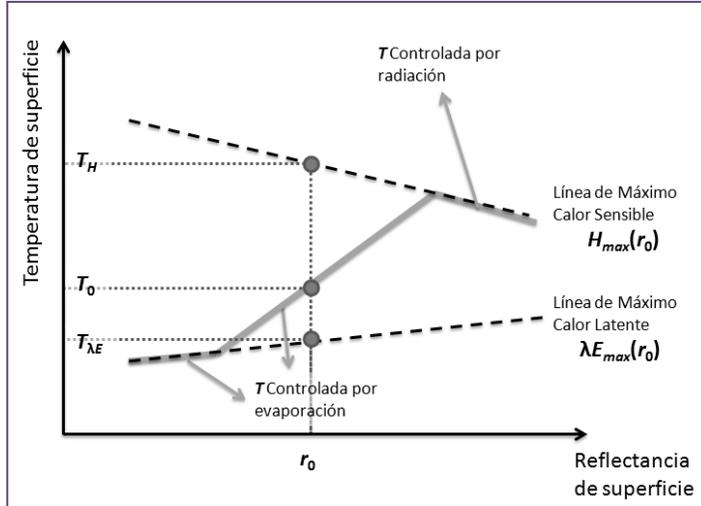


Figura 8. Funcionamiento de las relaciones Temperatura-Reflectancia empleadas por el modelo S-SEBI para la caracterización de T_H y $T_{\lambda E}$ en cada píxel de la imagen. Fuente: Elaboración propia, basada en Roerink *et al.*, 2000.

I.2. Estimación de la Evapotranspiración diaria

El paso de la Evapotranspiración instantánea a la diaria consiste en asumir que la fracción evaporativa (Λ) instantánea en el momento de paso del satélite es igual a la Λ diaria (Roerink *et al.*, 2000), así como que el flujo de calor del suelo diario se considera equivalente a cero (Roerink *et al.*, 2000; Sobrino *et al.*, 2007).

$$ET_d = \Lambda \frac{R_{nd}}{\lambda E} \quad \text{Ecuación 17}$$

Donde

ET_d : Evapotranspiración diaria [mm día^{-1}].
 R_{nd} : Radiación neta diaria [$\text{W m}^{-2} \text{ día}^{-1}$].

La ET_d se deriva de Λ extrapolando la radiación neta instantánea en el momento de paso del satélite, mediante el coeficiente Cd_i , definido según la Ecuación 18.

$$Cd_i = R_{nd}/R_{ni} \quad \text{Ecuación 18}$$

Donde

Cd_i : Coeficiente de transformación.

La obtención del Cd_i se desarrolla mediante una formulación empírica. Se ha demostrado que esta relación varía en función del día del año, por lo que para su cálculo se utilizaron datos de R_{nd} y R_{ni} (a las 11 horas) de la estación Las Cardas BR, para distintos días del año entre el 2008 al 2012. El valor del Cd_i es graficado en función del día del año, efectuándose una regresión que recoge la Ecuación 19.

$$Cd_i = a \cdot DOY^2 + b \cdot DOY + c \quad \text{Ecuación 19}$$

Donde

DOY : Día del año, equivalente a 267 para el 23 de Septiembre de 2003.

Con este valor, la Ecuación 17 se puede reescribir de la siguiente manera:

$$ET_d = \Lambda \frac{Cd_i \cdot R_{ni}}{\lambda E} \quad \text{Ecuación 20}$$

Con estos parámetros ingresados a la ecuación se concreta la estimación de la evapotranspiración diaria en el área de estudio para el día 23 de Septiembre del año 2003.

II. Índices de geoformas del paisaje vinculadas a la acumulación de agua y humedad

El relieve es uno de los factores preponderantes en las características y propiedades de un suelo, determinando las gradientes hidráulicas y deposición de materiales parentales por efecto de fuerzas gravitatorias. La caracterización de la topografía obedece a dos motivos fundamentales: primero, establecer mediante índices continuos, relaciones entre estos y las variables de interés del suelo, y en segundo lugar la determinación de unidades homogéneas en función de criterios topográficos, proceso denominado “discretización del espacio”. Con ello se separaron los análisis de acuerdo a zonas clasificadas en función de la topografía, y con ello se aislaron las variables de interés del presente estudio, bajo el supuesto de que en zonas con distintas características en el relieve los efectos de las fuerzas y procesos mencionados variarán, y en consecuencia, la capacidad de almacenamiento hídrico se verá afectada.

Los componentes topográficos fueron extraídos del modelo digital de elevación ASTER G-DEM. Se obtuvo en primera instancia información topográfica de primer orden correspondiente a pendientes, exposiciones, curvatura, curvatura planar, curvatura de perfil, derivadas de flujo (acumulación y dirección de flujo). Adicionalmente se calcularon atributos de terreno de segundo orden como el *Compound Topographic Index (CTI)*, conocido también como *Topographic wetness index (TWI)*, *Multi Resolution Valley Bottom Flatness (MrVBF)*, *Multi Resolution Ridge Top Flatness (MrRTF)* y varios *Topographic position index (TPI)*. Para poder obtener estos índices topográficos se aplicaron correcciones al DEM que permitan obtener algoritmos de flujo continuos evadiendo errores en la modelación (Mark, 1988), producto de los denominados “pits”.

Utilizando los *softwares* CLASS *Spatial Analyst*, SAGA GIS, Idrisi Taiga y ArcGIS 10 se procedió la obtención de los atributos topográficos, los que de acuerdo a Moore *et al.*, 1991 pueden ser clasificados en:

1. **Atributos de derivadas primarias:** Son aquellos calculados directamente a partir de los datos de elevación, e incluyen pendiente, exposición, curvatura y área contribuyente a un punto (Moore *et al.*, 1991).

2. **Atributos de derivadas secundarias:** Estas se derivan de los atributos primarios, combinando dos o más para caracterizar la variabilidad espacial de procesos específicos en el paisaje (McBratney *et al.*, 2003).

Los índices que resultan de interés son fundamentalmente atributos de provenientes de derivadas secundarias: El *CTI* aproxima una modelación del contenido de agua en el suelo (Moore *et al.*, 1991) basada fundamentalmente en parámetros topográficos; específicamente la acumulación de flujo superficial y la pendiente. Por otra parte, el *MrVBF* es un algoritmo iterativo que permite identificar fondos de valle utilizando una clasificación de pendiente restringida a áreas convergentes combinada con una progresiva reducción del umbral de clasificación de pendientes (Gallant y Dowling, 2003). Su complemento, *MrRTF*, se aboca a la detección de cumbres planas. El *Topographic Position Index*, o *TPI*, es un algoritmo derivado directamente de los datos de elevación, y sus resultados varían sustancialmente en función del radio de búsqueda usado para la implementación, pero es de interés debido a que se puede utilizar como insumo para la clasificación del paisaje en formas geográficas distintivas y discretas (“geoformas”) a distintas escalas de observación, mediante la modificación de los parámetros de obtención.

II.1. *MultiResolution Valley Bottom Flatness Index (MrVBF)*⁹

El índice se presenta como un algoritmo que permite diferenciar de manera sustancial las geoformas de valle en relación con las zonas de laderas pronunciadas. La necesidad primaria para la elaboración de este índice (y su uso en esta memoria) es básicamente para discriminar los procesos hidrológicos disímiles que suceden en las dos geoformas mencionadas. En general, los suelos de las laderas tienden a ser poco profundos en relación con los suelos de valles, y dominan los procesos de erosión y transporte de material. En contraste, los valles tienden a funcionar como depósitos de los sedimentos de zonas más altas. A diferencia de la descripción tradicional de una geoforma, este índice describe la pertenencia de un lugar a la clasificación de “valle”.

Las características de los valles tienden a ser, en forma general, relativamente planos y bajos en comparación al entorno. Esto permite que puedan ser identificables por medio de fotointerpretación y mapas de contornos, principalmente mediante criterio experto; Sin perjuicio de lo anterior, se pueden utilizar métodos basados en la implementación de algoritmos computarizados que permitan reconocer las tendencias descritas. En función de esto, el algoritmo del índice identifica fondos de valle basado en los siguientes supuestos:

1. Los fondos de valle son bajos y planos en relación a sus alrededores.
2. Los fondos de valle suceden a distintas escalas.
3. Fondos de valle más grandes son más planos que los pequeños.

⁹ Descripción basada en Gallant, J. and T. Dowling. 2003. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research* 39 (4): 1-14

El índice utiliza una clasificación de pendientes restringida a áreas convergentes. El algoritmo se aplica a múltiples escalas por una generalización progresiva del DEM combinado con una reducción progresiva del umbral de la clasificación de pendiente. Los resultados a diferentes escalas se combinan en un único índice.

El *MrVBF* utiliza dos subíndices: *flatness* y *lowness*¹⁰. *Flatness* se mide por el inverso de la pendiente, y *lowness* se mide por un ranking de elevación respecto a un área circundante. Ambas mediciones, en escala de 0 a 1, se multiplican y pueden ser interpretadas como funciones de membrecía de clasificaciones difusas.

La identificación de los fondos de valle se lleva a cabo a una gran variedad de escalas. La medición de *flatness* (por inverso de la distancia) y la combinación de las mediciones de *flatness* con *lowness* son llevadas a cabo en una serie de escalas separadamente, lo que permite que las descripción de fondos de valle de escalas más gruesas se superpongan a las de escalas más finas, representando las características de escalas más gruesas sin un exceso de detalle, mientras se previene que las áreas pequeñas sean ignoradas en la generalización. Se considera que una ubicación es un fondo de valle plano a una escala dada si es suficientemente baja y plana (a esa misma escala), y si es suficientemente plana (sin ser necesariamente baja) en todas las escalas más finas.

El cálculo final del algoritmo entrega una clasificación difusa en formato ráster de resolución idéntica al DEM ingresado. Sus valores oscilan entre 0 y 3, pudiendo superar este valor dependiendo de la resolución del DEM ingresado o las diferencias topográficas entre distintos sitios. El valor 0 implica que la zona no es plana. Valores mayores del índice van indicando la presencia de valles más definidos de acuerdo a los tres criterios mencionados anteriormente. Ver más detalles en Anexo II.

II.2. *MultiResolution Ridge Top Flatness Index (MrRTF*¹¹):

Este índice es un producto complementario al *MrVBF*, derivado de manera similar. Posee la particularidad de identificar las zonas más altas del paisaje. *Ridge Top* puede traducirse como “cima de cumbre”. El sentido del índice es la identificación de los puntos más altos y planos en relación a los circundantes¹².

¹⁰ Ninguna de estas palabras tienen traducción literal al español. Sin embargo derivan de *flat* y *low*, que significan plano y bajo, respectivamente. *Flatness* da cuenta de que tan plano es un lugar, pudiendo ser traducido como “planicidad”, “planitud” o “planeidad”. Por otra parte, *lowness* da cuenta de que tan bajo está un lugar en comparación a sus vecinos, siendo una medición “relativa” de la altura. Puede ser traducido como “bajez”. Debido a las complicaciones de traducción, se ha preferido dejar los términos en inglés, evitando que pierdan su significado original.

¹¹ Ibid

¹² Así como en varios de los casos descritos en cuanto a topografía (ver conceptos de la nota al pie 10), la palabra “*Ridge*” tampoco posee una traducción literal: Dependiendo del contexto se ha encontrado que su definición varía de ser una “cordillera” (como en “*mountain ridge*”) a una “rugosidad” (en valles), siendo también traducida como “cresta” o “montaña”. En cualquier caso, se desprende de las traducciones que corresponde a una categoría donde el sitio se encuentra por sobre el contexto topográfico circundante.

La lectura de los índices es relativa a la posición del píxel en el espacio. En varios sitios, al menos uno de los índices (*MrVBF* y *MrRTF*) posee un valor mayor a 0,5, identificando la ubicación como un fondo de valle o una cima de cumbre, permitiendo la identificación inequívoca de estos píxeles como un fondo de valle o una cima de cumbre, o una ladera (*hillslope*), si es que ambos índices son menores a 0,5. Ver más detalles en Anexo III.

II.3. *Compound Topographic Index (CTI):*

Existen varios índices de topografía compuesta. En este caso, el índice más utilizado basado en hidrología es el *Compound Topographic Index* denotado en la literatura por w (Ecuación 21). Es una función tanto de la pendiente como del área contribuyente aguas arriba. Se han encontrado altas correlaciones con varias propiedades del suelo, como profundidad del horizonte ($r = 0,55$), porcentaje de limo ($r = 0,61$), contenido de materia orgánica ($r = 0,57$) y fósforo ($r = 0,53$) (Moore *et al.*, 1991).

$$w_T = \ln \frac{A_s}{T \tan \beta} \quad \text{ó} \quad w = \ln \frac{A_s}{\tan \beta} \quad \text{Ecuación 21}$$

Donde:

- T : Transmisividad cuando el perfil del suelo está saturado.
 β : Pendiente [radianes].

El factor A_s , vinculado a la acumulación de flujo, puede ser calculado mediante la Ecuación 22

$$A_s = (FAcc + 1) \cdot A \quad \text{Ecuación 22}$$

Donde:

- $FAcc$: Valor de flujo acumulado.
 A : Área del píxel [m^2].

El cálculo de $FAcc$ depende del cálculo de la dirección de flujo (*flow direction*). El módulo de ArcInfo para la obtención de *flow direction*, implementado por ESRI en el *software* ArcGIS, usa el algoritmo *D8*, que posee desventajas debido a que asume que la proximidad del flujo viene desde sólo una de ocho direcciones posibles (debido a que el píxel sobre el que se ejerce el algoritmo posee 8 píxeles vecinos), en direcciones de 45° , lo que en la práctica significa una discretización de la dirección del flujo. Para compensar esto se puede emplear el algoritmo *D-infinity* (D^∞), desarrollado por Tarboton (1997), descrito en el Apéndice II.

El índice w asume propiedades del suelo uniformes. Moore *et al.* (1988b, citado por Moore *et al.*, 1991) encontraron una fuerte correlación entre la distribución de w y la distribución del contenido de agua superficial del suelo en una cuenca sin explotación agrícola. Distintas correlaciones han sido encontradas dependiendo de los lugares de estudio. Para ejemplificar, Burt y Butcher (1986, citado por Moore *et al.*, 1991) encontraron las mejores correlaciones producto del índice de humedad y curvatura planar, mientras que en el estudio de Moore *et*

al. (1988b, citado por Moore *et al.*, 1991) se encontró que una relación lineal entre el índice w y la exposición se comportaba mejor.

II.4. Topographic Position Index (TPI):

La posición topográfica de un lugar es un fenómeno que depende inherentemente de la escala de observación. Tal como en el caso del *MrVBF*, que a resoluciones espaciales menores puede perder detalle en función de la ubicación, el *TPI* posee un algoritmo que permite obtener la altitud relativa de un píxel en función de los píxeles vecinos. Esto se realiza mediante un cómputo que relaciona el valor del píxel respecto a la estadística de altitudes de un grupo definido de píxeles vecinos. El algoritmo se encuentra definido mediante una función de búsqueda de estos píxeles, promediándolo y comparándolo con el valor de análisis, y repitiendo este proceso en toda la extensión geográfica (como consta en la Ecuación 23). Según esta relación, los píxeles con un valor de $TPI > 0$ representa una cima, mientras que un $TPI < 0$ implica la existencia de un valle (Weiss, 2001).

$$TPI = DEM - FocalMean_{(DEM, irad, orad)} + 0,5 \quad \text{Ecuación 23}$$

Donde:

- DEM* : Valor de altitud del píxel
- FocalMean* : Valor del promedio de los píxeles vecinos, en función de valores radiales
- irad* : Valor de radio interno, para definir radio de búsqueda
- orad* : Valor de radio externo, para definir radio de búsqueda

La función *FocalMean* puede ser implementada en el software ArcGIS mediante la herramienta “*Focal Statistics*”, utilizando una vecindad con forma de anillo que quede definida mediante un radio interno y uno externo de celdas. Estos dos parámetros son los que permiten obtener detalles a distintas escalas, pues mayores valores de radio externo implican una búsqueda en más píxeles vecinos. Una misma coordenada geográfica puede ser considerada como una cima de montaña a una escala de búsqueda y como un valle en otra. Con estas diferencias se obtuvieron 8 valores de *TPI* con los radios de búsqueda de 100, 150, 250, 500, 1000, 2500 y 5000 metros, sobre el DEM de 30 metros de resolución.

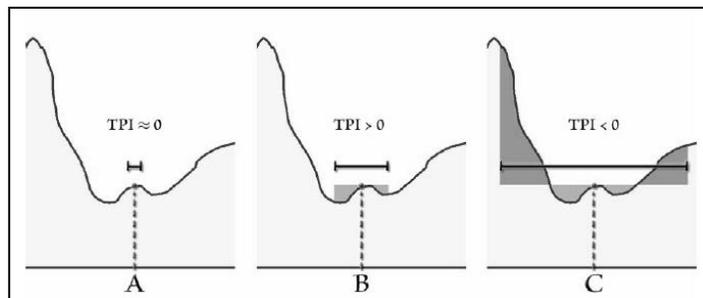


Figura 9. Valores de *TPI* a distintos radios de búsqueda. Fuente: Jenness, 2006.

El uso de *TPI* a diferentes escalas puede ser empleado para clasificar el paisaje tanto en posiciones de pendiente como en categorías de geformas.

II.5. Clasificación por la Posición de la Pendiente (*SP*)

Para el caso de la clasificación por la posición de la pendiente, se definen umbrales de *TPI* en términos de la desviación estándar (*sd*) desde la elevación, por lo que se toma en cuenta la variabilidad de los valores de elevación en la vecindad. Esto conlleva que celdas con un valor idéntico de *TPI* pueden caer en distintas clasificaciones dependiendo de esta variabilidad en las respectivas vecindades (Figura 10). Al igual que en el caso del *TPI*, esta clasificación será sensible a las vecindades definidas. Valores pequeños de búsqueda pueden captar valles y cimas locales, mientras que búsquedas más amplias pueden captar fenómenos a mayor escala espacial.

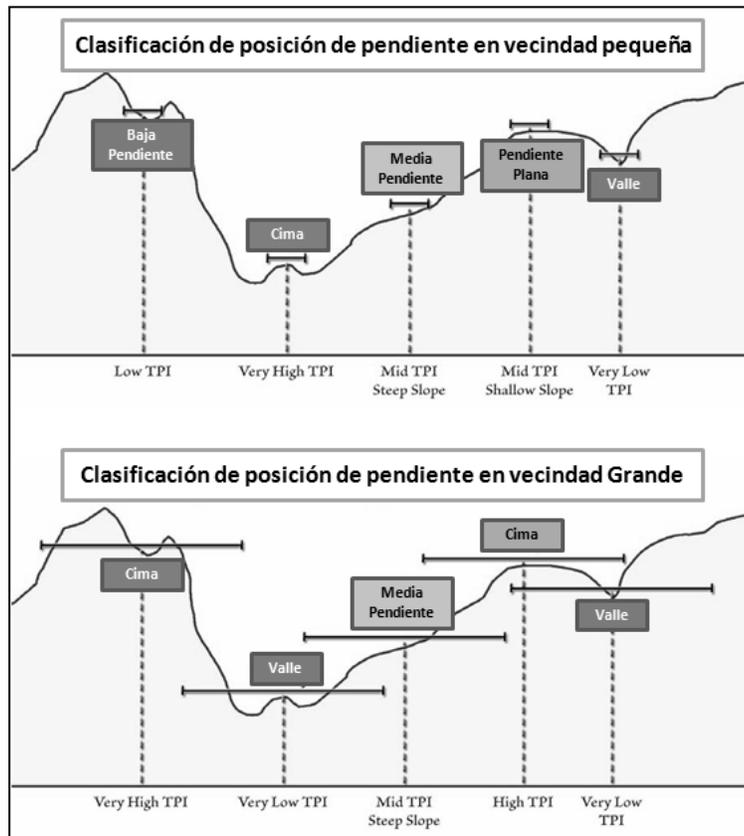


Figura 10. Clasificaciones de Posición de Pendiente (*SP*) a distintas vecindades. Fuente: Elaboración propia en base a Jenness, 2006.

El producto de este proceso es un paisaje definido en 6 clases, de acuerdo al Cuadro 2:

Cuadro 2. Criterios para la Clasificación por la Posición de Pendiente.

Clasificación	Criterio de selección
<i>Valley</i>	$TPI < -1sd$
<i>Lower Slope</i>	$-1sd < TPI < -0,5sd$
<i>Flat Slope</i>	$-0,5sd < TPI < 0,5sd; \text{ Slope} < 5^\circ$
<i>Middle Slope</i>	$-0,5sd < TPI < 0,5sd; \text{ Slope} > 5^\circ$
<i>Upper slope</i>	$0,5sd < TPI < 1sd$
<i>Ridge</i>	$TPI > 1sd$

Fuente: Elaboración propia en base a Weiss, 2001

Esta regla fue aplicada a 8 distintos *TPI*, obteniéndose 8 grillas de clasificación por la posición de la pendiente (en adelante *SP*). Los detalles del radio de búsqueda del *TPI* empleado en cada *SP*, más el código correspondiente empleado en la descripción de los resultados, se encuentra en el Cuadro 3.

Cuadro 3. Códigos de grilla y *TPI* empleados para Clasificación por la Posición de la Pendiente.

Código de grilla	Rangos de búsqueda del <i>TPI</i>
	m
<i>SP 1</i>	100
<i>SP 2</i>	150
<i>SP 3</i>	200
<i>SP 4</i>	250
<i>SP 5</i>	500
<i>SP 6</i>	1000
<i>SP 7</i>	2500
<i>SP 8</i>	5000

II.6. Clasificación por Geoformas (*LF*):

Este tipo de discretización espacial se calcula mediante reglas de decisión basadas en 2 índices *TPI* obtenidos a distintas escalas de búsqueda de los píxeles vecinos. Estas reglas se resumen en el Cuadro 4:

Cuadro 4. Criterios para la Clasificación por geoformas (*LF*), empleando dos *TPI*.

Clasificación	Criterio de selección	
	Valor de TPI_{min}	Valor de TPI_{max}
<i>Canyons, Deeply Incised Streams</i>	$TPI \leq -1$	$TPI \leq -1$
<i>Midslope drainages, Shallow Valleys</i>	$TPI \leq -1$	$-1 < TPI < 1$
<i>Upland Drainages, Headwaters</i>	$TPI \leq -1$	$1 \leq TPI$
<i>U-shaped Valleys</i>	$-1 < TPI < 1$	$TPI \leq -1$
<i>Plains small</i>	$-1 < TPI < 1$	$-1 < TPI < 1; Slope \leq 5^\circ$
<i>Open Slopes</i>	$-1 < TPI < 1$	$-1 < TPI < 1; Slope > 5^\circ$
<i>Upper Slopes, Mesas</i>	$-1 < TPI < 1$	$1 \leq TPI$
<i>Local Ridges / Hills in valleys</i>	$1 \leq TPI$	$TPI \leq -1$
<i>Midslope Ridges, Small Hills in Plains</i>	$1 \leq TPI$	$-1 < TPI < 1$
<i>Mountain Tops, High Ridges</i>	$1 \leq TPI$	$1 \leq TPI$

Fuente: Elaboración propia, en base a Weiss, 2001

En total se realizó esta regla en 8 casos: Los radios de búsqueda del *TPI* mínimo y máximo, y los códigos de grilla empleados como notación son ilustrados en el Cuadro 5.

Cuadro 5. Códigos de grilla y *TPI* empleados para clasificación por Geoformas.

Código de grilla	Rangos de búsqueda de los <i>TPI</i>	
	TPI_{min}	TPI_{max}
n° celdas		
<i>LF 1</i>	3	11
<i>LF 2</i>	3	30
<i>LF 3</i>	10	30
<i>LF 4</i>	10	50
<i>LF 5</i>	10	100
<i>LF 6</i>	15	30
<i>LF 7</i>	15	100
<i>LF 8</i>	30	100

III. Establecer las relaciones entre ET_d , estimada mediante teledetección satelital, y humedad aprovechable, en zonas topográficas contrastadas.

Una vez obtenidas las variables críticas, se deben establecer parámetros de análisis con mediciones en terreno para poder efectuar el análisis exploratorio contrastándolas con datos de terreno.

III.1. Definición de zonas de muestreo

Se estableció *a priori* discretizar el espacio geográfico en 10 unidades, o “Unidades Homogéneas” (en adelante **UH**), utilizando una clasificación no supervisada de máxima verosimilitud, ingresando las grillas de evapotranspiración y de los índices *SAVI* y *MrVBF*. De estos tres criterios, dos ya fueron explicados en las partes previas de la explicación del método. El tercer elemento es el índice *SAVI*, que permite observar el estado de cobertura vegetal, como se indica en la siguiente sección. La clasificación no supervisada empleando estas tres variables se realiza a fin de seccionar el paisaje en unidades homogéneas (o *UH*) en términos de expresión vegetal (*SAVI*), características de geoforma (*MrVBF*) y la actividad fisiológica vegetal.

III.1.i. Índice *SAVI*

El tipo y vigor de la vegetación en un lugar específico se encuentra influenciado por propiedades subsuperficiales del suelo, por lo que debe ser posible inferir información del subsuelo a través de la respuesta de la especie vegetal (Taylor *et al.*, 2012), particularmente en ecosistemas naturales o recientemente desarrollados, donde la vegetación natural debiera representar alguna clase de relación equilibrada con el tipo de suelo (McBratney *et al.*, 2003). La expresión vegetal, en particular el tipo, uso de suelo, cobertura de suelo y biomasa han sido obtenidas desde hace varios años utilizando las reflectancias de bandas visibles e infrarrojas captadas por percepción remota (McBratney *et al.*, 2003), empleando los denominados índices espectrales. En particular, el NDVI o índice de vegetación de diferencia normalizada, es uno de los más empleados en la literatura científica (Running *et al.*, 2000; Cracknell, 2001), y ha sido relacionado con varias propiedades del suelo, como humedad a nivel de raíces, textura y capacidad de almacenamiento de agua en el suelo, al existir una estrecha relación entre la expresión del vigor de la vegetación y la capacidad de carga hídrica de un suelo (Lozano-García *et al.*, 1991).

El NDVI, o índice de vegetación normalizado, ha sido ampliamente utilizado para inferir el estado de cobertura vegetal, pero se encuentra afectado por el aporte de energía que refleja el suelo, en particular en zonas donde la cobertura vegetal no es densa, lo que produce un decremento en los valores del NDVI cuando incrementa el brillo del suelo en condiciones idénticas (Huete, 1988). El suelo cambia su reflectividad a distintos grados de humedad (variable clave en este estudio). Es por ello que se propone el uso del índice *SAVI* (*Soil adjusted vegetation index*) (Huete, 1988), que ajusta un factor de corrección para el aporte de reflectividad que otorga el suelo, lo que lo hace adecuado para su uso en zonas áridas con cobertura vegetal intermitente. El *SAVI* añade a la ecuación un factor de corrección de brillo del suelo, que será de 0 en las áreas con mucha vegetación y de 1 en áreas sin vegetación verde. Cuando este factor es 0, el *SAVI* es igual al NDVI. Típicamente el factor de corrección se ha estandarizado en 0,5.

SAVI permite una estimación de la expresión vegetal más ajustada para áreas de cobertura vegetal difusas como las que se observan en zonas de climas áridos (Huete, 1988). La obtención del mismo está dado por la Ecuación 24.

$$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R + L} \cdot (1 + L) \quad \text{Ecuación 24}$$

Donde

- NIR* : Valor de reflectancia en la banda del Infrarrojo.
- R* : Valor de reflectancia de la banda del rojo.
- L* : Factor de corrección de brillo del suelo.

III.1.ii. Clasificación no supervisada para determinación de Unidades Homogéneas (UH)

Previo a la ejecución de la clasificación se efectuaron dos criterios de filtro: Todas aquellas zonas que superaran los 45° de pendiente serían excluidos del análisis. Lo mismo sucedería para aquellos píxeles que superasen los 800 m.s.n.m. Ambos criterios fueron pensados en función de la aplicabilidad del muestreo, considerando la demanda de recursos en la obtención de los datos. Cada criterio por sí solo es condición suficiente para que el píxel quede excluido de los procesos siguientes.

Luego de aplicados los filtros, cada uno de estos parámetros fue normalizado mediante una función lineal, donde los valores mínimos de todas las imágenes tomaban el valor 0, y los máximos el valor 1. El tamaño mínimo de clase para la clasificación no supervisada fue definido en 4 celdas con un intervalo de muestra de 4 celdas. Se utilizó una fracción de rechazo de 0, con lo que se establece que todos los píxeles fueron clasificados en alguna de las 10 UH, sin quedar ninguno sin clasificar. Además, todas las clases fueron asignadas con una misma probabilidad a priori. Posterior a este proceso se eliminaron aquellos píxeles que estuvieran en agrupaciones espaciales menores o iguales a un número de 4 celdas.

III.1.iii. Ubicación de los puntos de muestreo

En cada una de las clases se definieron cuatro ubicaciones de interés. La elección de las mismas se realizó de manera manual, eligiendo uno de los píxeles de las zonas centrales de cada clase (para evitar efectos de las zonas de borde). De esta manera, por cada una de las clases había un total de 4 píxeles a ser muestreados. Posteriormente se eliminó el píxel que presentara más dificultad de ser muestreado por cada clase, mediante revisión de imágenes satelitales (Google Earth).

En cada uno de los píxeles se definió una transecta lineal de una longitud de 100 m, desde dirección Noroeste a Sudeste. El centro de la misma se hizo coincidir con el centro de los píxeles elegidos. Se tomaron muestras de tres lugares dentro de esta transecta: Al inicio (0 m), al centro (50 m) y al final (100 m); en cada una de estas ubicaciones hubo una dispersión en un radio de 5m para la extracción de la muestra de suelo. En la Figura 11 se puede observar una representación de la situación en un terreno plano, visto desde arriba, tal como la observación de una imagen satelital. El punto central de la transecta es coincidente con el centro del píxel. En cada uno de estos puntos se realizó extracción de suelo. Se debe considerar que a veces la distancia es menor a 50m desde el punto central, debido a las ondulaciones del terreno.

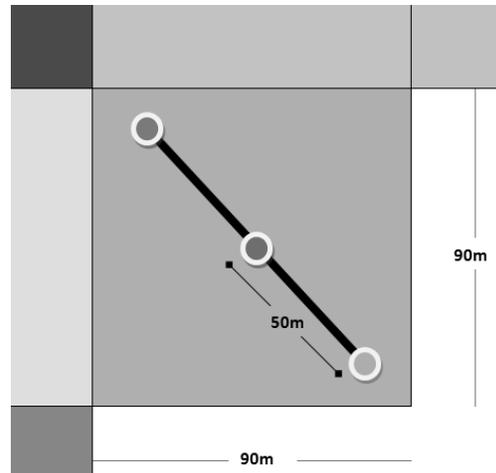


Figura 11. Puntos de muestreo dentro de un píxel.

III.2. Ejecución del muestreo

El muestreo se realizó desde el lunes 24 de septiembre hasta el martes 2 de octubre de 2012. Estas fueron semanas posteriores a las precipitaciones de invierno, de modo de observar *in-situ* la expresión de la humedad en condiciones similares a captadas en la imagen del sensor ASTER el 23 de Septiembre del 2003. Se extrajeron las muestras de suelo hasta 20 cm de profundidad, utilizando el barreno tipo *Riverside*. Estas muestras fueron llevadas a laboratorio para efectuar las mediciones de contenido de agua, densidad aparente, densidad real, textura, y agua aprovechable, por medio del uso de platos de presión, todas metodologías descritas en Dane y Topp (2002)

III.3. Procesamiento de las muestras de suelo

Cada una de las muestras extraídas fue llevada a laboratorio para efectuar los procesos de medición.

La estimación del contenido de agua se realizó pesando parte de la masa total extraída, aún con alto contenido de agua, sometiéndola posteriormente al proceso de secado en estufa a 105 °C para ser pesada nuevamente (Donoso, 1992).

Se obtuvieron mediciones de: masa de suelo húmedo, masa de suelo seco y porcentaje de humedad en base a suelo húmedo ($PwSh$).

El contenido de agua del suelo (w) fue expresado en términos gravimétricos mediante la Ecuación 25.

$$w = \frac{Mw}{MSs} \quad \text{Ecuación 25}$$

Donde:

- Mw : Masa de agua en el suelo [g]
- MSs : Masa de suelo seco [g]

La masa de agua en el suelo se calcula mediante la Ecuación 26

$$M_w = M_t - M_{Ss} \quad \text{Ecuación 26}$$

Donde

M_t : Masa de suelo total (Masa de sólidos M_{Ss} y masa de agua)

El contenido volumétrico del agua del suelo (θ) se expresa de las siguientes maneras

$$\theta = \frac{V_w}{V_t} = w \cdot D_a \quad \text{Ecuación 27}$$

Donde:

V_w : Volumen de agua [cm^3]

V_t : Volumen total de suelo [cm^3]

D_a : Densidad aparente del suelo

La densidad aparente del suelo se expresa como una relación entre la Masa de suelo seco [g] y el Volumen total de suelo [cm^3].

$$D_a = \frac{M_{ss}}{V_t} \quad \text{Ecuación 28}$$

Debido a que las entradas y salidas de agua se expresan en términos de altura de agua (h), es conveniente asimismo expresar el contenido de agua en el suelo de la siguiente forma:

$$h = \theta \cdot \text{profundidad} \quad \text{Ecuación 29}$$

III.4. Humedad aprovechable

La humedad aprovechable (H_a) se encuentra definida por:

$$H_a = (CC - PMP) \cdot D_a \cdot \text{prof} \quad \text{Ecuación 30}$$

Donde

CC : Capacidad de campo del suelo

PMP : Punto de Marchitez Permanente

Para obtener las propiedades mencionadas anteriormente el suelo se somete a un tratamiento de ollas a presión. Para la CC el suelo se somete a 33 kPa de presión, mientras que para el PMP se somete a 1500 kPa (Dane y Topp, 2002).

III.5. Medición de Textura

La textura determina en gran medida la humedad disponible de los suelos, debido fundamentalmente a la energía con la que se retiene el agua a distintos componentes

texturales. A texturas más finas, mayor será la capacidad de almacenamiento de agua del suelo (Soil Conservation Service - Engineering Division, 1964).

La medición de textura se realizó utilizando el método de Bouyoucos (1936), que permite expresar los distintos tamaños de partículas constituyentes del suelo, entre arena, limo y arcilla, como porcentaje del peso total de un suelo seco; El proceso se basa en las diferentes velocidades de decantación de cada una de estas partículas en un medio acuoso, sobre la base de la Ley de Stokes.

En una suspensión de suelo colocada en la probeta de sedimentación, la densidad a X profundidad va disminuyendo a medida que las partículas van sedimentando. Como estas sedimentan a velocidades proporcionales a su tamaño, una lectura de la densidad en determinado tiempo t puede servir como una medición del contenido de limo + arcilla, o de arcilla. Para determinar esta densidad se utiliza el hidrómetro de Bouyoucos, graduado para leer directamente en gramos /litro. Se encuentra calibrado para un funcionamiento a 20°C , pero se puede emplear a distintas temperaturas con las correcciones necesarias.

Primero se humedecieron con agua destilada 50 gr de cada muestra de suelo, añadiéndole como agente dispersante 20 g de polifosfato de sodio. La mezcla es dejada durante al menos 18 horas en este estado. Posteriormente fueron colocadas en una batidora eléctrica durante 5 minutos. Cada muestra fue colocada en una probeta de decantación, añadiendo 1000 cm^3 de agua. La muestra se trata mecánicamente con un émbolo de agitación para homogeneizar la muestra en suspensión; en el caso de que la muestra tenga espuma se trata con unas gotas de alcohol amílico. A partir del momento en que se extrae el émbolo se contabilizan 2 momentos: 40 segundos ($40''$) y 2 horas (2h). En ambos casos se procede a realizar lecturas tanto del hidrómetro o densímetro de Bouyoucos como de temperatura. La lectura del hidrómetro a los $40''$ permite obtener el cálculo del porcentaje de arena decantada, mientras que la lectura a las 2h permite el cálculo de arcilla en suspensión. El cálculo de limo se realiza por una diferencia entre ambas.

Para obtener el valor de densidad de la suspensión se debe considerar una corrección de la medición de acuerdo a la temperatura [$^{\circ}\text{C}$] del momento en que se realiza la medición, conforme la ecuación siguiente:

$$Dens_t = Dens'_t - (20 - Temp_t) \cdot 0,4 \quad \text{Ecuación 31}$$

Donde:

$Dens_t$: Valor de densidad con corrección de temperatura, para el tiempo t [g l^{-1}]
 $Dens'_t$: Medición de la densidad para el tiempo t , a temperatura $Temp_t$ [g l^{-1}]
 $Temp_t$: Temperatura de la solución en el tiempo t [$^{\circ}\text{C}$]

En paralelo al proceso anterior se obtuvo el Porcentaje de agua en base a suelo húmedo de las muestras de suelo, con lo que se obtuvo la Masa de suelo seco de cada una de las muestras (MSs). Para la determinación de los contenidos de cada tipo de partícula se utilizaron las siguientes fórmulas:

$$\% \text{ Arena} = \left(1 - \frac{Dens_{40''}}{MSs} \right) \cdot 100 \quad \text{Ecuación 32}$$

$$\% \text{ Arcilla} = \left(\frac{Dens_{2h}}{MSs} \right) \cdot 100 \quad \text{Ecuación 33}$$

$$\% \text{ Limo} = 100 - \% \text{ Arena} - \% \text{ Arcilla} \quad \text{Ecuación 34}$$

Utilizando estos datos se efectuó la categorización de la clase textural de cada muestra de suelo de acuerdo al Apéndice III.

III.6. Ajuste de modelos lineales y polinómicos

Muchos de los procedimientos estadísticos se basan en el supuesto de que la población se encuentra normalmente distribuida; en caso contrario, la inferencia puede no ser confiable o válida (Razali, 2011; Akbarzadeh *et al.*, 2013). Para esta memoria, se evaluó la normalidad de los datos mediante los tests de Shapiro-Wilk (1965).

El test de Shapiro Wilk para evaluar normalidad calcula un estadístico W que prueba si una muestra aleatoria proviene de una distribución normal. Valores pequeños de W son evidencia de desviación de la normalidad. Se encuentra definido por la Ecuación 35 (NIST/SEMATECH, 2012).

$$W = \frac{\left(\sum_{i=1}^n a_i x_{(i)} \right)^2}{\sum_{i=1}^n (x_{(i)} - \bar{x})^2} \quad \text{Ecuación 35}$$

Donde

- $x_{(i)}$: Valores de la i -ésima estadística de orden
- a_i : Constantes generadas por las medias, varianzas y covarianzas de las estadísticas ordenadas de una muestra de tamaño n , proveniente de una distribución normal

Las constantes a_i se encuentran detalladas en Pearson y Hartley (1972).

Los tests fueron evaluados tanto para la totalidad de los puntos de muestreo ($n = 30$) como para los puntos clasificados bajo las categorías de geoformas y de texturas. En el caso del test de Shapiro, se consideraron aceptables aquellas agrupaciones mayores o iguales a 7 datos. La hipótesis nula en este test es que la distribución de la variable es normal, versus la hipótesis alternativa que indica que la distribución de la variable no es normal. La evaluación se realizó con un valor $p < 0,05$; si el valor p es mayor, entonces no hay evidencia para decir que la hipótesis nula es falsa, y en consecuencia, es probable la distribución de la variable es normal; el test requiere de $n \geq 7$.

Para aquellas situaciones en que la distribución no fuera normal, se procedió a la identificación de datos atípicos (*outliers*). Para esto, se utilizó el Test de Grubbs (1969), definido por la Hipótesis nula: no hay datos atípicos; versus la hipótesis alternativa: Existe exactamente un *outlyer* en el set de datos. El test de dos colas está dado por la ecuación:

$$G = \frac{\max|y_i - \bar{y}|}{s}$$

Ecuación 36

Donde

s : Desviación estándar de la muestra
 \bar{y} : Promedio de la muestra

El test estadístico de Grubbs es la mayor desviación absoluta del promedio de la muestra, en unidades/ términos de la desviación estándar de la muestra.

Las otras dos maneras en que se define el test es mediante una hipótesis de una cola (unilateral), dadas por las ecuaciones 37 y 38; en la Ecuación 37, la hipótesis nula es que no existen *outliers*, y la hipótesis alternativa indica que el mínimo valor es un *outlier*. La Ecuación 38 cambia la hipótesis alternativa, indicando que el valor máximo es un *outlier*.

$$G = \frac{\bar{y} - y_{min}}{s}$$

Ecuación 37

$$G = \frac{y_{max} - \bar{y}}{s}$$

Ecuación 38

Donde:

y_{max} : Valor máximo
 y_{min} : Valor mínimo

Para el test de 2 colas, la hipótesis nula se rechaza si se cumple la condición establecida en la Ecuación 39.

$$G > \frac{(n-1)}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{(t_{\frac{\alpha}{2n}, n-2})^2}{n-2 + (t_{\frac{\alpha}{2n}, n-2})^2}}$$

Ecuación 39

Donde

$(t_{\frac{\alpha}{2n}, n-2})^2$: Denotación del valor crítico de la distribución t, con $n - 2$ grados de libertad y un nivel de significancia de α/n

Mediante este test se formularon hipótesis tanto para los valores máximos y mínimos de cada distribución de variables. Aquellos valores que no verificaron la H_a fueron descartados del análisis.

Posteriormente, se volvió a realizar el estadístico de Shapiro-Wilk para re-evaluar la normalidad de los datos. Aquellos que no cumplieron con la condición de normalidad se les efectuaron distintas transformaciones hasta que el estadístico no rechazara la distribución normal. El ajuste de modelos lineales fue realizado con énfasis sobre los sets de datos que presentaran distribución normal.

La regresión lineal de mínimos cuadrados puede ser usada para ajustar datos a cualquier función que tenga la forma de la Ecuación 40 descrita a continuación.

$$f_{x;\beta} = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots \quad \text{Ecuación 40}$$

Donde

β_i : Coeficientes de regresión.
 x_i : Variables explanatorias

Los criterios para establecer una regresión lineal son:

1. Cada variable en la función es multiplicada por un parámetro desconocido.
2. Existe a lo más un parámetro desconocido sin una correspondiente variable.
3. Todos los términos individuales son sumados para producir el valor final de la función.

El término lineal se usa aun cuando la función no sea una línea recta. Sin embargo, para el desarrollo de esta memoria, el término de modelo lineal se ocupará para los modelos ajustados a una línea recta en la forma de la Ecuación 41, mientras el término de modelo polinómico se empleará para evaluar las regresiones ajustadas a un modelo lineal de la forma descrita por la Ecuación 42, donde $x_{i,2} = x_{i,1}^2$ (Zar, 2010). Los modelos son efectuados a partir de las mediciones (x_i, y_i) aplicando el método de los mínimos cuadrados para estimar los parámetros desconocidos, minimizando la suma de las desviaciones cuadradas entre los datos y el modelo.

$$\hat{y}_i = a + b_1x_{i,1} \quad \text{Ecuación 41}$$

$$\hat{y}_i = a + b_1x_{i,1} + b_2x_{i,2} \quad \text{Ecuación 42}$$

Donde

\hat{y}_i : i -ésimo valor predicho por la variable x_i
 a : Intercepto en el eje Y
 b_1 : Coeficiente de regresión para la variable x_1
 b_2 : Coeficiente de regresión para la variable x_2
 $x_{i,j}$: i -ésimo valor de la j -ésima variable predictora

Para testear la significancia de la regresión realizó un F-test para regresión. Se evaluó la hipótesis nula $H_0: \beta_0 = \beta_1 = \beta_2 = 0$ y la hipótesis alternativa $H_A: \beta_j \neq 0$, para al menos un valor de j . Asumiendo que la hipótesis nula es cierta, el Test estadístico queda definido como la Ecuación 43.

$$F = \frac{RegMS}{ResMS} \quad \text{Ecuación 43}$$

Donde

$RegMS$: Media de los cuadrados del modelo, definida por SSM/DFM

$ResMS$: Media de los cuadrados del error, definida por SSE/DFE

La $RegMS$ y la $ResMS$ quedan definidas por los valores de la suma de los cuadrados de la regresión (SSM) y la suma de los cuadrados de los residuales (SSE), con los respectivos grados de libertad (DFM y DFE). La SSM corresponde a la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores predichos y la media de la variable respuesta, como se muestra en la Ecuación 44, mientras que la SSE es la suma de los cuadrados de la diferencia entre los valores observados (y_i) y los predichos (Ecuación 45).

$$SSM = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \quad \text{Ecuación 44}$$

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad \text{Ecuación 45}$$

El valor del resultado de la Ecuación 43 fue evaluado con un intervalo de confianza del 95% para (DFM, DFE) grados de libertad. Se evaluó el valor p con un nivel de significancia del 0,05, indicando que el resultado observado es altamente improbable bajo la hipótesis nula (la observación es difícilmente probable que sea resultado del azar).

Respecto a los coeficientes b_1 y b_2 de la Ecuación 41 y 42 se analizaron los estadísticos de el t-test. El t-estadístico es calculado mediante la Ecuación 46 (Zar, 2010).

$$t = \frac{b - \beta_0}{s_b} \quad \text{Ecuación 46}$$

Donde

s_b : Error estándar del coeficiente b

Se evaluó el valor p con un nivel de significancia del 0,05.

Además, se evaluó el ajuste de ambos modelos empleando el R^2 y el R^2_{adj} , definidos por las ecuaciones 47 y 48. El coeficiente de determinación R^2 , o índice de correlación, da cuenta de la asociación lineal entre las magnitudes de las dos variables. En el caso del R^2_{adj} , en lugar de estar basado en la suma de los cuadrados residuales y la suma total de los cuadrados (SSY), se basa en la gran varianza (Crawley, 2007). El R^2_{adj} dice la proporción de la variabilidad de la variable dependiente que puede ser explicada por la variable independiente (Cayuela, 2010).

$$R^2 = \left(\frac{\sum xy}{\sqrt{\sum x^2 \sum y^2}} \right)^2 = \frac{SSR}{SSY} \quad \text{Ecuación 47}$$

$$R^2_{adj} = \frac{s_T^2 - s^2}{s_T^2} \quad \text{Ecuación 48}$$

Donde

$$\begin{aligned} s_T^2 & : \text{Gran varianza, definida como } s_T^2 = SSY/(n - 1) \\ s^2 & : \text{Varianza del error} \end{aligned}$$

En primera instancia, se ajustaron modelos lineales y polinómicos de segundo grado a las relaciones empleando como variables independientes la ET_d , el índice $SAVI$, todos los índices topográficos, y como variables dependientes la Humedad aprovechable (HA) y el Porcentaje de agua en base a suelo húmedo ($PwSh$). Se evaluaron las estadísticas de ambos tipos de modelos, con énfasis en los valores del R_{adj}^2 , los valor p de cada variable (el intercepto y la evapotranspiración y, en el caso del modelo Polinómico, la ET_d^2) y el estadístico F (y su respectivo valor p).

Posterior a estos análisis se realizaron nuevamente regresiones lineales y polinómicas empleando como variable independiente la ET_d y como variables dependientes la HA y el $PwSh$, pero acotadas a cada una de las categorías de los 16 mapas de clasificación (8 mediante *Slope Position (SP)* y 8 por geoformas (*LF*).

Empleando los modelos lineales y polinómicos se realizó un Análisis de varianza para observar el nivel en que el modelo polinómico representaba diferencias estadísticamente significativas en relación al modelo lineal, en cuanto a la varianza. Esto se realizó empleando el estadístico F, como se muestra en la Ecuación 49; los modelos se encuentran denotados como $i = 2$ y 1 , respectivamente.

$$F = \frac{\frac{RSS_1 - RSS_2}{p_2 - p_1}}{\frac{RSS_2}{n - p_2}} \quad \text{Ecuación 49}$$

Donde

$$\begin{aligned} RSS_i & : \text{Suma de cuadrados de los residuos del modelo } i \\ p_i & : \text{Número de parámetros del modelo } i \end{aligned}$$

Bajo la hipótesis nula, de que el modelo 2 provee un ajuste significativamente mejor que el modelo 1, F tendrá una distribución F, con $p_2 - p_1, n - p_2$ grados de libertad. La hipótesis nula se rechaza si el F calculado es mayor que el valor crítico de la distribución F para una probabilidad de rechazo del 0,05% (Crawley, 2007).

Con esta información se observó la significancia de la ET_d respecto a las variables de humedad del suelo, tanto individual como conjunta en todo el modelo, además de evaluar la mejora al describir la relación como polinómica respecto al modelo lineal.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

I. Procesos para la estimación de la ET_d

I.1. Estimación de la Radiación Global (R_g)

Se realizó un modelo lineal entre los datos de R_g instantánea de la estación CEAZA versus las mediciones del explorador solar. La revisión de días despejados arrojó un total de 64 fechas, desde el 21 de Junio de 2012 hasta el 28 de Diciembre de 2012. Los resultados pueden observarse en la Figura 12.

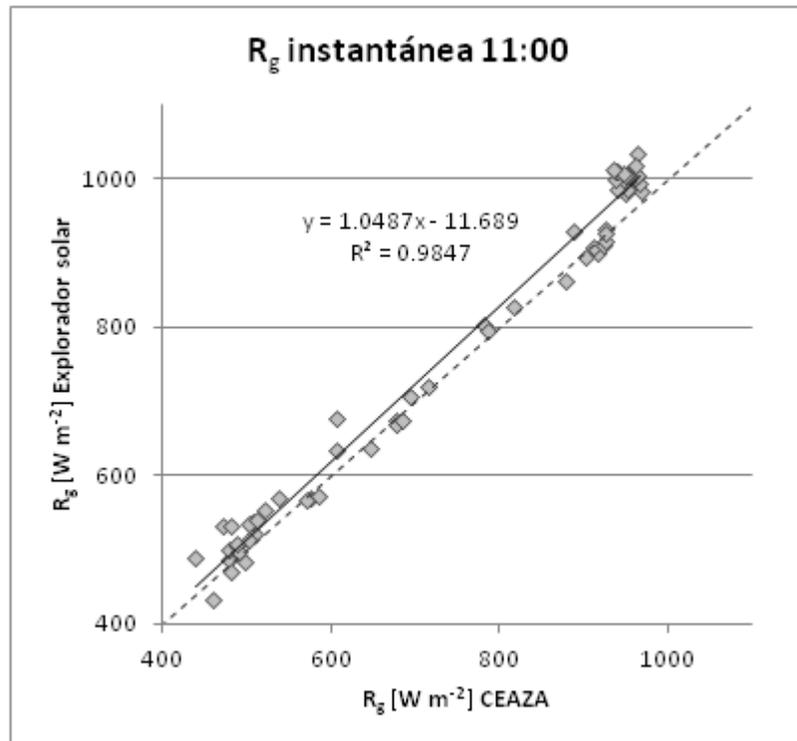


Figura 12. Regresión lineal entre la Radiación global registrada por Estación CEAZA vs. registro del Explorador solar.

El uso del modelo lineal entrega un valor de $796,5 \text{ W m}^{-2}$ a las 11 horas del 23 de Septiembre de 2003 en la estación experimental Las Cardas. Esta respuesta ocurre frente al input de $823,6 \text{ W m}^{-2}$ modelado por el Explorador Solar.

I.2. Estimación de la Temperatura del aire

La temperatura correspondiente al momento de adquisición de la imagen fue modelada mediante tres procedimientos distintos, todos empleando regresiones. Para esto, en primer

lugar se evaluó la normalidad de los datos de T_{min} , T_{11} y T_{max} de los registros de las estaciones Las Cardas y Recoleta que cumplieron con los supuestos mencionados, de haber sido efectuadas en *clear sky condition*. La elección del procedimiento a efectuar se realizó en función del error cuadrado medio (RMSE) y el MSE:

I.2.i. Regresiones entre Temperaturas mínimas y máximas

Se efectuaron dos regresiones: Entre las T_{min} de las estaciones Recoleta y Las Cardas, y las T_{max} . El resultado se puede observar en la Figura 13.

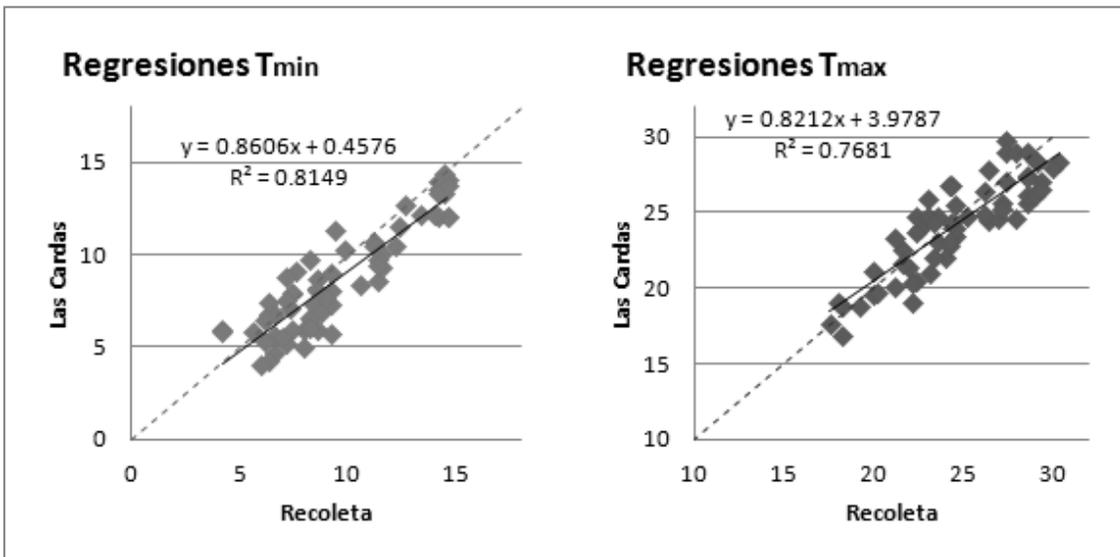


Figura 13. Regresiones entre las T_{min} y T_{max} de estaciones Recoleta vs Las Cardas.

Con estas ecuaciones de regresión, se evaluó el RMSE entre las temperaturas reales (mínimas y máximas) de Las Cardas con las modeladas con las regresiones anteriores. En el caso de la T_{min} el error es de 1,2, mientras que para T_{max} el error es de 1,5. El MSE de ambas temperaturas es 0. Usando las ecuaciones de regresión, se ingresaron las temperaturas de estación Recoleta, obteniéndose un valor modelado de T_{min} y T_{max} en Las Cardas, a las que se les aplicaron los modelos de Wit y Wilkerson. Estas predicciones tuvieron un error estimado de 3,6 y 1,8, respectivamente. Los MSE de los modelos arrojaron valores de -3,1 y 0,4, indicando esto que el modelo de Wit subestimó abruptamente la temperatura. Las desviaciones estándar resultaron en 1,8 y 1,7, respectivamente. Mediante esta aproximación, el modelo que presenta los mejores estadísticos es el modelo Wilkerson.

I.2.ii. Regresiones entre modelos de T_{11} Recoleta con T_{11} real de Las Cardas

Con las T_{min} y T_{max} de la estación Recoleta se generaron 2 suposiciones de T_{11} , una para cada modelo. Estas fueron relacionadas con la T_{11} Las Cardas de la misma hora:

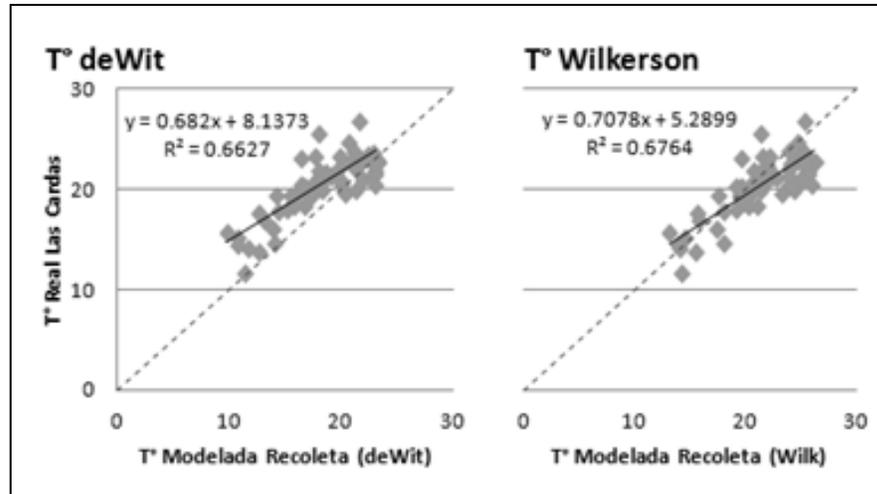


Figura 14. Regresiones entre T_{11} modelada de Recoleta vs T_{11} real de Las Cardas.

El uso de estas regresiones arrojó un error de 1,7 para el modelo deWit y 1,7 para Wilkerson, con MSE de 0 para ambos casos. La desviación estándar de los MSE de los respectivos modelos arrojó como resultados 1,75 y 1,71, pudiéndose observar que las variaciones son similares.

I.2.iii. Regresiones entre T_{11} modeladas de Recoleta y Las Cardas

Del mismo modo que en el punto de los resultados, se realizaron regresiones, pero esta vez evaluando las T_{11} modeladas de Recoleta vs las modeladas de Las Cardas.

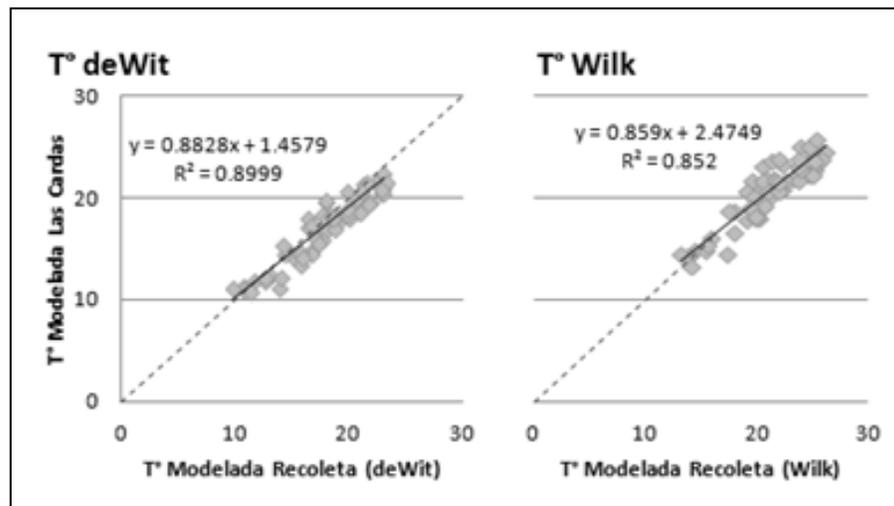


Figura 15. Regresiones entre T_{11} modelada de Recoleta y Las Cardas.

Ambas regresiones entregaban una temperatura supuesta para las 11 de Las Cardas. Al comparar estas suposiciones con los valores reales de las 11 am, los errores arrojaron valores de 3,6 °C para el modelo deWit y 1,8 °C para el modelo Wilkerson.

Cuadro 6. Resumen de estadísticas de cada método.

Método	Modelo	R^2	$RMSE$	MSE	σMSE	T_{11} LC
Regresión de T_{min} y T_{max} de Las Cardas con estación Recoleta	deWit	-	3,6	-3,1	1,83	13,4
	Wilkerson	-	1,8	0,4	1,73	16,6
Regresión de T_{11} modelada de Recoleta con T_{11} Real Las Cardas	deWit	0,66	1,7	0	1,75	17,2
	Wilkerson	0,68	1,7	0	1,71	16,8
Regresión de T_{11} modelada de Recoleta con T_{11} modelada Las Cardas.	deWit	0,90	3,6	-3,1	1,89	13,2
	Wilkerson	0,85	1,8	0,4	1,79	16,4

Los resultados obtenidos sugieren que el mejor modelo a emplear, por tener mayor R^2 al ser comparado con los datos reales, así como menores valores de dispersión y error, es el modelo Wilkerson, empleado en la segunda aproximación. Con ello, se asume que la temperatura del aire del día 23 de Septiembre de 2003, en Las Cardas, fue de 16,8 [°C].

I.3. Fracción Evaporativa

El gráfico ilustrado en la Figura 16 muestra la relación existente entre el albedo de superficie y la temperatura de superficie, en el momento de adquisición de la imagen. Las líneas 1 y 2 representan las líneas de máximos flujos de calor latente y sensible, respectivamente. El régimen se concentra en la fase evaporativa, sin observarse un régimen radiativo claro.

La situación descrita coincide con lo que era esperable encontrar en el área de estudio en esa fecha. El régimen evaporativo se encuentra descrito casi en la totalidad del sitio, encontrándose muy poco régimen radiativo. Esta situación es esperable en un entorno de alta humedad disponible y alta actividad vegetacional (manifestada por la evapotranspiración).

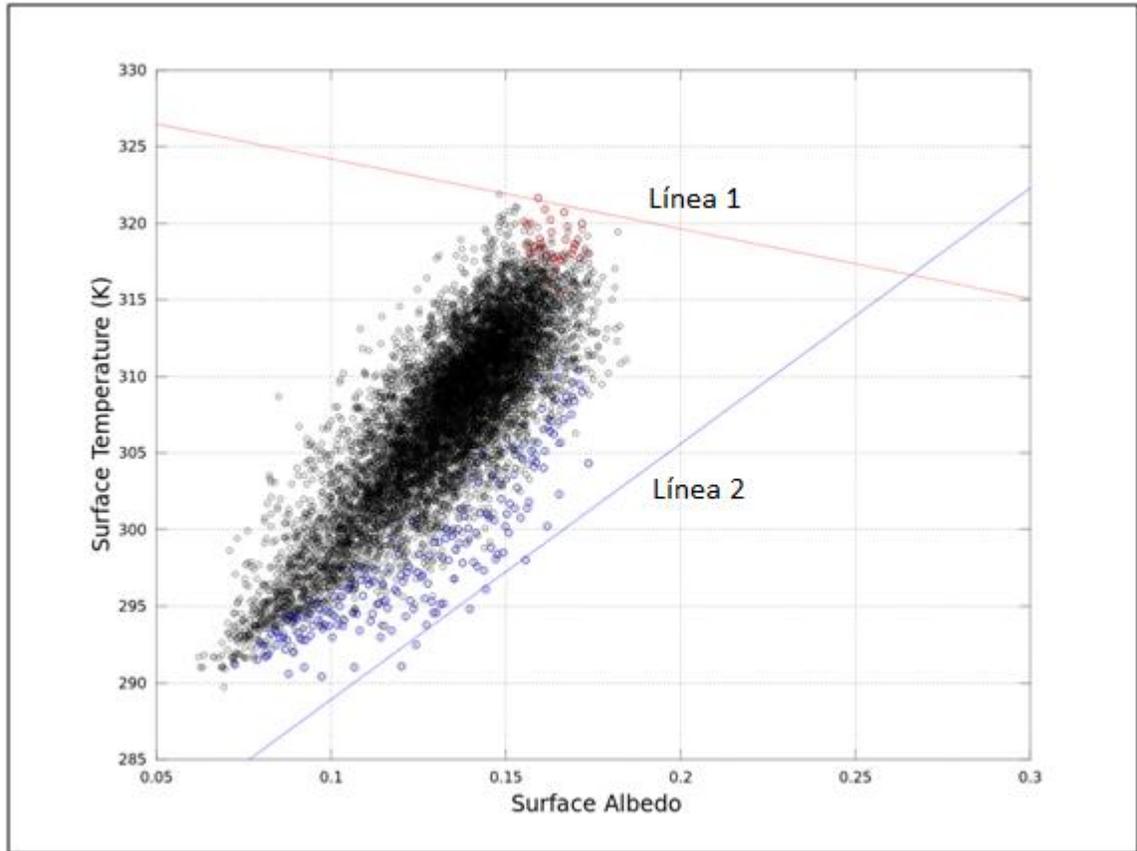


Figura 16. Diagrama de dispersión entre Albedo de superficie y Temperatura de superficie, con rectas teóricas de máximo calor sensible, máximo calor latente y los píxeles empleados para producir las rectas.

I.4. CDI

La obtención de este parámetro se realizó considerando los datos disponibles de radiación neta en las estaciones meteorológicas de las Cardas. El universo muestral para su obtención fueron todos los días despejados de los años 2008, 2009 y 2010.

Cada horario tiene su propia estimación de CDI. Para la obtención de la curva de las 11:00 horas se debió determinar primero los días despejados, del mismo modo que se realizó para la obtención de la radiación global y la temperatura del aire. Posterior a esto, se efectuó el cálculo de cociente entre R_{ni} y la R_{nd} . El ajuste de la curva modelada con estos datos es de 0,816.

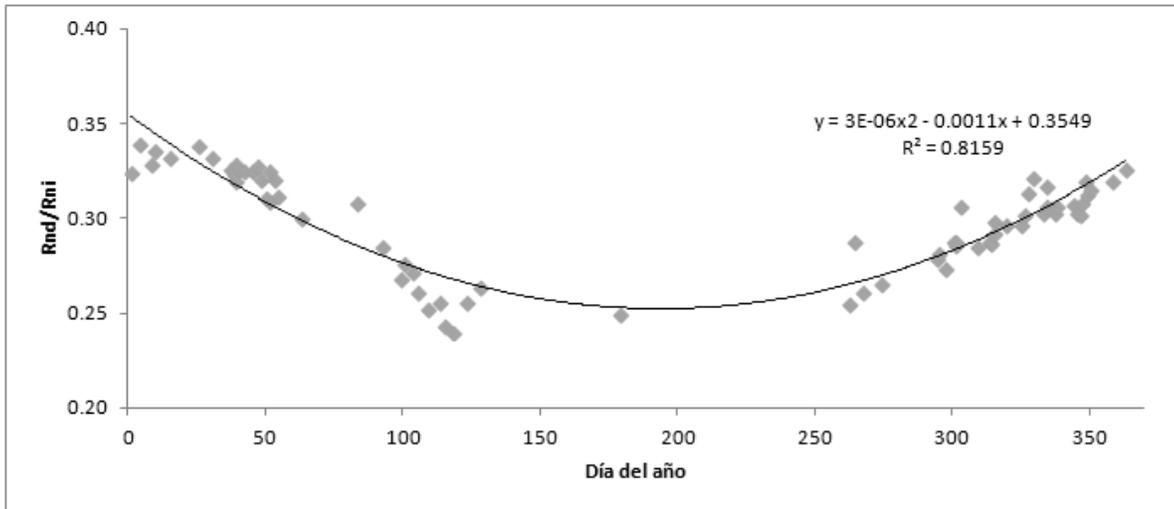


Figura 17. Ajuste de curva polinómica para la obtención del CDI.

Al ingresar el día 266, correspondiente a la adquisición de la imagen ASTER, el resultado del coeficiente es de 0,275.

I.5. Evapotranspiración

La ET_d obtenida posee una media de $2,259 \text{ mm día}^{-1}$, con una desviación estándar de $0,895 \text{ mm día}^{-1}$. Alcanza valores mínimos de $0,006 \text{ mm día}^{-1}$, y máximos de $5,05 \text{ mm día}^{-1}$, los que tienden a concentrarse en la parte este de la cuenca, sobre todo en las laderas de exposición sur, lo que se condice con la desarrollada expresión vegetacional que, según la teoría, presentan estos sectores al compararse con la contraparte de exposición norte. Esto sería un indicador de que en la zona este de la cuenca habría mayor concentración de agua en el suelo en la fecha de adquisición de la imagen. Lo anterior puede deberse al comportamiento de la humedad del aire en este sector, que se ve influenciado por neblinas matutinas que se originan en el sector costero, al oeste de la cuenca, en dirección hacia el este, generando un impacto directo de la corriente de aire húmeda sobre las laderas con valores de alta evapotranspiración.

Mediante simple observación se puede mencionar que los sectores de relieves más planos presentan valores de evapotranspiración menores; sin embargo esta hipótesis se demostrará en función de los resultados de los índices de geoforma en las secciones posteriores de esta memoria.

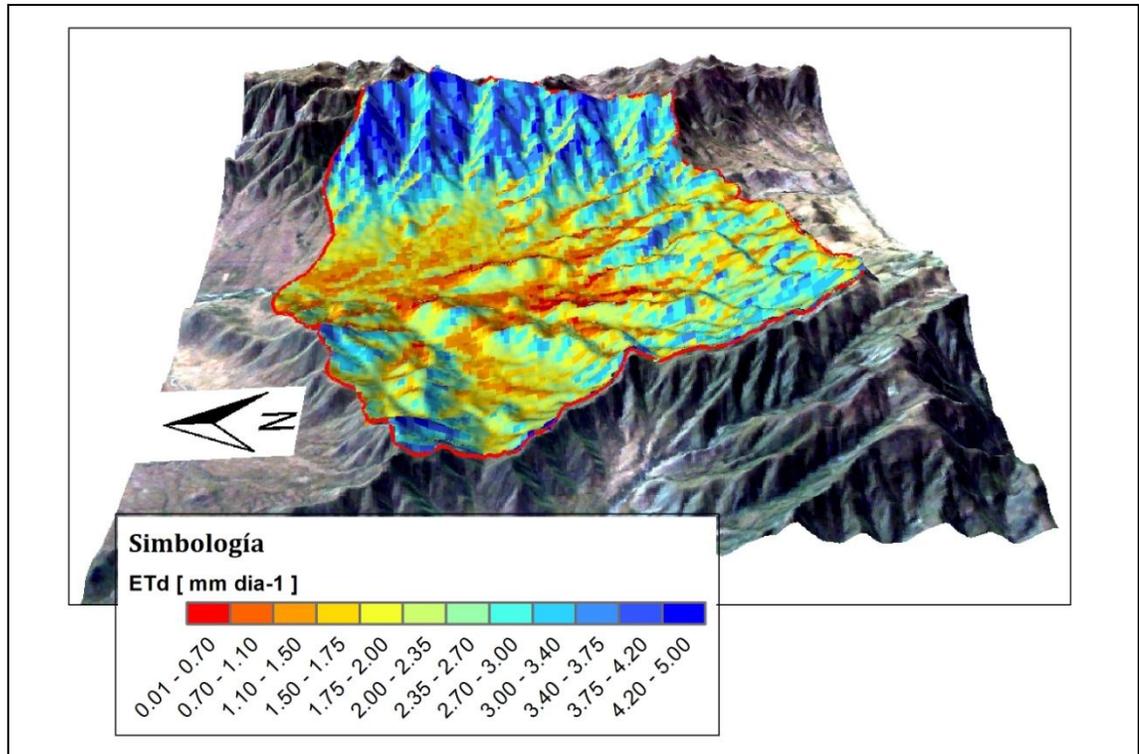


Figura 18. Imagen de ET_d en 3 dimensiones.

II. Procedimientos relacionados con el Análisis de los índices topográficos

Los productos topográficos descritos fueron obtenidos a partir de los *softwares* CLASS *Spatial Analyst (CTI)* y de SAGA (*MrVBF*, *MrRTF* y *TPI*); en el caso de los *MrVBF* y *MrRTF*, se efectuaron modificaciones en los parámetros de acuerdo a la resolución del DEM ingresado, correspondiente a 2 casos: DEM de 30 metros y DEM de 90 metros, generalizado a partir del de 30 metros.

En consecuencia de lo anterior, para los índices *MrVBF*, *MrRTF* y *CTI* se obtuvieron 3 resultados: uno proveniente del DEM a 30 metros, que serviría como insumo para el análisis, otro proveniente de los índices obtenidos a 30 metros, pero generalizados a 90 metros, y un último resultado proveniente de la computación del índice sobre el DEM de 90 metros. Se puede observar que pese a generalizar la información, estas cartografías contienen parte del detalle de los modelos de 30m, particularmente en cuanto a los rangos de datos y a la distribución en el espacio. La Figura 19 da cuenta de los resultados obtenidos. Las primeras filas muestran los índices obtenidos a partir del DEM de 30m. La segunda fila muestra los índices obtenidos a partir del DEM de 30m, pero posteriormente generalizados; es decir, corresponden a los índices de la primera fila generalizados a 90m. La última fila muestra los índices obtenidos a partir del DEM generalizado a 90m.

En el caso del *CTI*, cuyo contexto se encuentra en lo catalogado como un índice de acumulación de flujo, se puede observar que la generalización a partir del *CTI* de 30 metros entrega una distribución espacial muy similar a la del *CTI* de 90 metros. Sin embargo, el patrón de acumulación se pierde debido a la generalización. Lo opuesto ocurre cuando el *CTI* se obtiene a partir del DEM de 30 metros: se puede observar bien el patrón de acumulación sobre las líneas de drenaje, pero el índice aumenta sus valores en comparación con los dos anteriores.

Al considerar el *CTI* como un índice basado en la acumulación de los flujos, la asimilación con los parámetros físicos del suelo analizados en la presente memoria tienen más sentido que al considerarlos sólo como un promedio de los valores de 30 metros. Aun cuando la agregación del DEM es una generalización gruesa de la situación real, aun se cumple el patrón de acumulación determinado por las líneas de drenaje. Por esta razón, para los procesos siguientes se consideró usar el *CTI* proveniente desde el DEM de 90 metros.

En el caso del *MrVBF*, se observa el patrón opuesto cuando se comparan los índices originales con los productos de 90 metros. El *MrVBF* generalizado a partir del índice de 30 metros muestra una distribución espacial similar a la original, y los patrones espaciales de valle (valores más altos) se mantienen. Cuando se usa el DEM generalizado a 90 metros para obtener el *MrVBF* muchos de estos patrones desaparecen; esto coincide con la misma descripción del índice, que se beneficia de la descripción detallada del terreno a resoluciones espaciales mayores. El factor escala es predominante en el nivel de descripción que puede alcanzar este algoritmo, por lo que usando un DEM de menor resolución espacial generará resultados con niveles de membrecía menores a los valles. Recordando los supuestos establecidos en la metodología, existen distintos fondos de valle, de acuerdo a su extensión espacial, y considerando esto, los fondos de valle más grandes son más planos que los pequeños. Un DEM con poco detalle no logrará captar los fondos de valle menores, por lo que estos valores simplemente se perderán dentro de ese contexto.

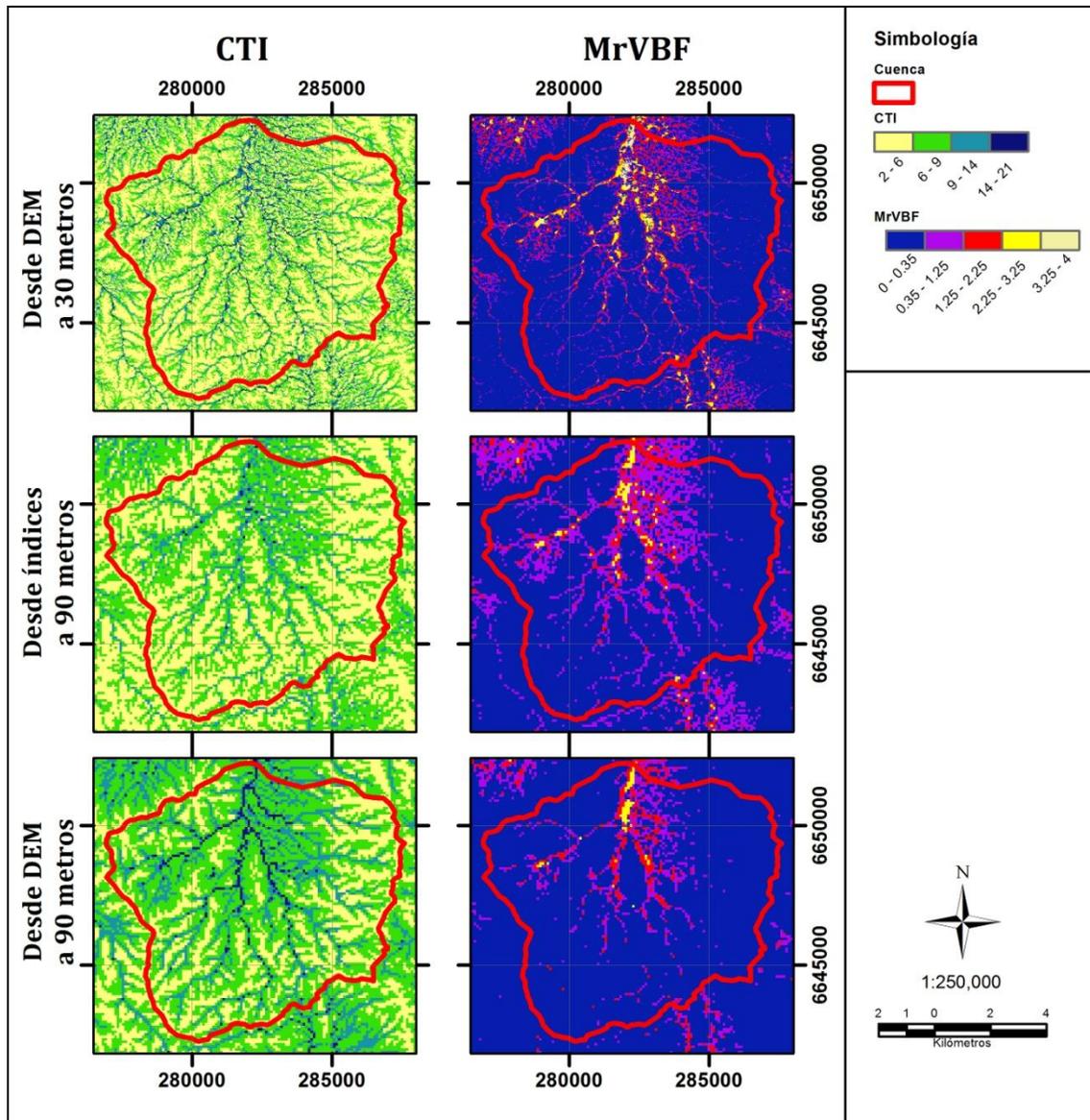


Figura 19. Comparación entre distintas formas de obtención de los índices *CTI* (Izquierda) y *MrVBF* (derecha).

Las modelaciones tienen por objeto acercarse a la descripción espacial del territorio. En este caso, los índices de geoformas deben dar cuenta del relieve, considerando el mayor detalle contextual, y entregar un resultado que permita caracterizar el lugar. La observación del *MrRTF* en un ambiente tridimensional permite concluir que el índice, orientado a localizar sitios de altas cumbres, no permite discriminar sectores homogéneos en función de los sectores más altos de la cuenca; por otra parte, el índice *MrVBF* sí parece indicar apropiadamente los sectores definidos bajo el criterio de Valle, en función de los tres supuestos establecidos en la metodología.

Al realizar un cruce entre los valores significativos de los índices *MrVBF* y *MrRTF* (mayores a 0,5) se puede observar que gran parte de los lugares que el *MrVBF* se encuentra describiendo un “valle”, las vecindades también presentan altos valores de *MrRTF*, al

menos en el sector bajo de la cuenca (ubicaciones en el Norte del área de estudio, ver Figura 20). Sin embargo, sólo existen 207 píxeles que presentan simultáneamente $MrVBF$ y $MrRTF > 0.5$, lo que representa un área de 167 hectáreas. El resto de la cuenca presenta 3 situaciones distintivas:

1. Lugares en que sólo el $MrVBF$ presenta valor sobre 0,5, representando un 11% del área de la cuenca.
2. Lugares en que sólo el $MrRTF$ presenta valor sobre 0,5, representando un 4% del área.
3. Lugares en que tanto $MrVBF$ como $MrRTF$ son menores a 0,5, siendo esta la situación mayoritaria en la cuenca (85% del área total).

Una rápida observación a la Figura 20 permite corroborar que la mayor parte del área no se encuentra descrita por ninguno de los índices. Esta corresponde a zonas montañosas del área de estudio. En consecuencia, se puede decir que los índices pueden describir sólo la parte baja de la cuenca, sin permitir una discriminación de otras geformas más pronunciadas. Esto era esperable en el índice $MrVBF$, pero no en el $MrRTF$. Para el desarrollo de esta memoria se empleó sólo el primero, previa generalización a resolución de 90 metros (Ver Figura 19), para su uso en la clasificación no supervisada orientada a delimitar zonas de muestreo y para la búsqueda de relaciones con la HA , empleándolo como variable independiente.

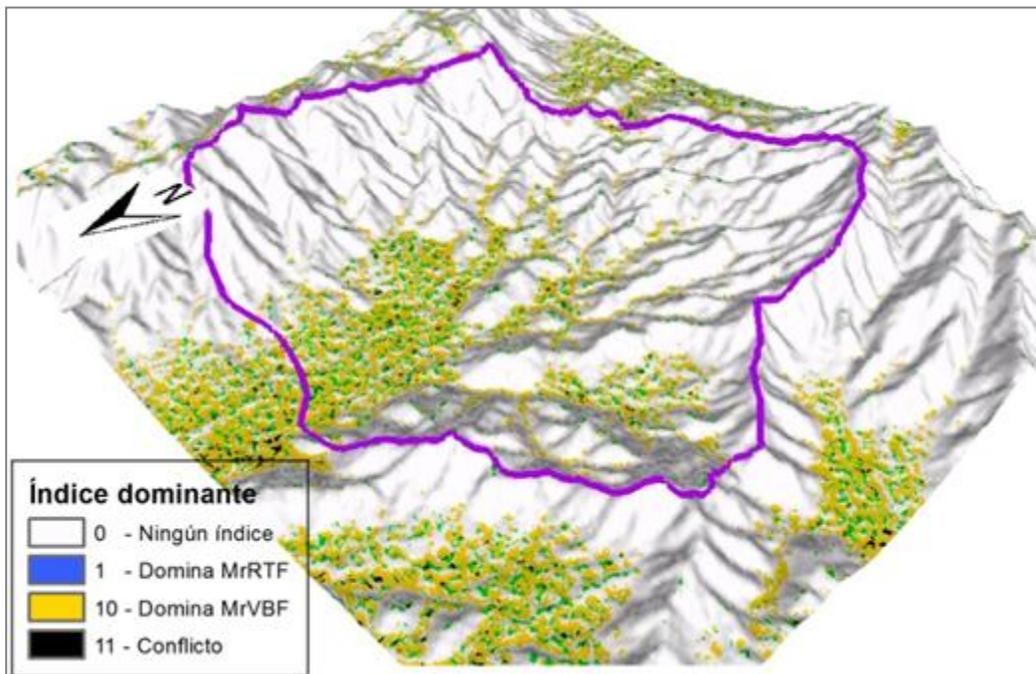


Figura 20. Dominancia de los índices $MrVBF$ y $MrRTF$, a 30 metros de resolución.

Como cuarto indicador topográfico, se obtuvieron los índices TPI a resolución de 30 metros. Este índice posee características continuas y disímiles según el rango de vecindad que se le asigne a la computación del algoritmo, como fue explicado en la sección de metodología. Es

por esto que para los procesos posteriores se obtuvieron 8 índices de *TPI*, con los siguientes rangos de vecindades: 100, 150, 200, 250, 500, 1000, 2500 y 5000 metros. Posteriormente se realizó una generalización de los *TPI* obtenidos, a una resolución de 90 metros coincidente con las bandas del canal térmico del sensor ASTER. Los resultados pueden ser observados en la Figura 21.

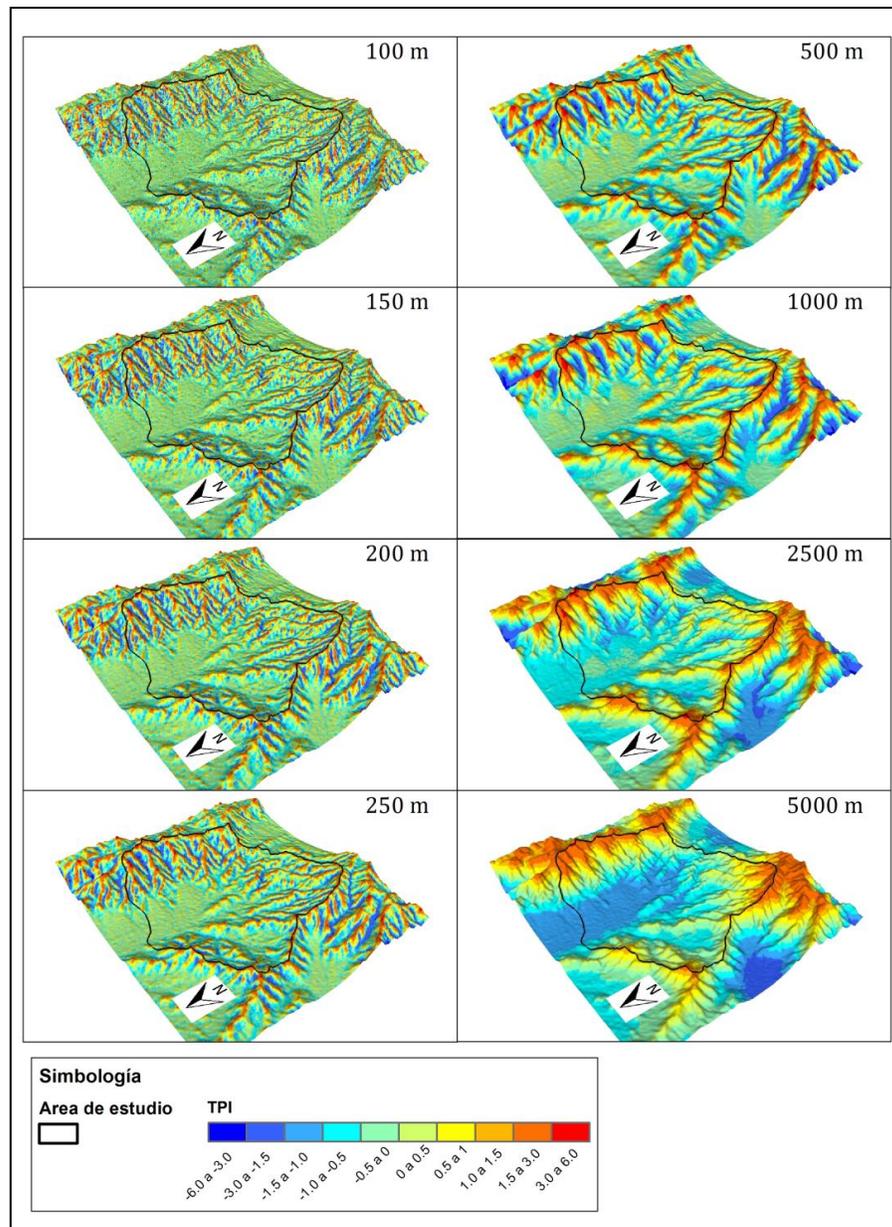


Figura 21. Índices *TPI* a distintos radios de vecinos.

En cada uno de los puntos se extrajeron los valores de los *TPI* tanto a 30 como a 90 metros. Un rápido análisis permitió corroborar que el efecto de la generalización fue nulo al analizar los puntos de interés. Esto se debe a dos cosas: Primero, el producto del *TPI* es el promedio de los valores en la vecindades. La generalización, a su vez, es la consideración de los promedios que caigan en el bloque de análisis. En segundo lugar, los puntos de muestreo

fueron elegidos exactamente al centro de píxeles de 90 metros, y en coincidencia, al centro del bloque de análisis para la generalización. Al efectuar ambos procesos, el resultado es que el valor de cada píxel de 30 metros original coincidirá con el valor que tome el píxel de 90 metros.

Como era de esperar, las variaciones en los índices se acentúan a medida que las diferencias de los radios de búsqueda aumentan. En los primeros 4, a variaciones de 50 metros, las diferencias visuales son mínimas en una misma escala de colores. Sin embargo, en los últimos 4 índices, de 500, 1000, 2500 y 5000 metros, las diferencias en los patrones espaciales son notorios. Los valores tienden a agruparse en una misma forma espacial a pequeña escala, por lo que no se aprecia una dispersión espacial notoria.

II.1. *Slope Position Classification (SP), empleando un TPI.*

Mediante el uso de los distintos índices *TPI* más las pendientes obtenidas desde el mismo DEM de 30 metros de resolución, se realizó la clasificación por la posición de la pendiente. El empleo de los primeros 4 *TPI* en la *SP* entregó resultados similares, aunque los primeros se pueden observar “atomizados” debido al escaso detalle captado de las vecindades a radios tan pequeños de búsqueda (Ver Apéndice IV). En la Figura 22 se pueden observar las clasificaciones a partir de radios mayores a 250 metros.

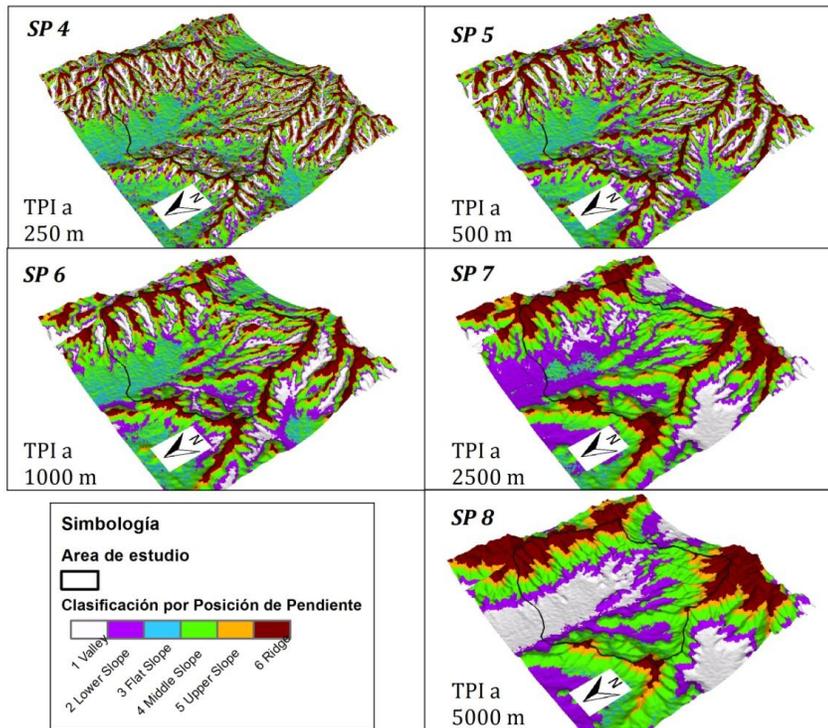


Figura 22. Clasificaciones por *SP* empleando diferentes *TPI*.

Para realizar el análisis de esta clasificación se aplicó previamente un filtro para eliminar todos aquellos píxeles que no se encuentran en el área de la cuenca. Con ello se pueden obtener datos de cuanta superficie de la cuenca cae dentro de cada categoría. Esta

información permite distinguir diferencias entre las clasificaciones empleando diferentes *TPI*. Una visualización de esto se puede observar en el caso de la clasificación “*Valley*” dentro de las primeras 4 grillas, con rangos de búsqueda sobre los *TPI* de 100, 150, 200 y 250 metros. Estas poseen una clasificación de valle con un área promedio de 1105,8 hectáreas, y desviación estándar de 34,74 hectáreas. Esto representa una variación ínfima, y se repiten valores similares cuando se realizan estadísticas descriptivas con los *TPI* con radios de búsqueda menores o iguales a 250 metros. Las excepciones notables se encuentran en la clasificación de “*Valley*”, con una desviación estándar de 17,95 ha, y la clase “*Upper slope*”, con una desviación estándar mayor a las registradas en las otras clases (86,71 ha).

Cuadro 7. Porcentaje de área de cada clasificación *SP*, por cada categoría.

Categoría	Porcentaje del Área para las categorías en las grillas <i>SP</i>							
	<i>SP 1</i>	<i>SP 2</i>	<i>SP 3</i>	<i>SP 4</i>	<i>SP 5</i>	<i>SP 6</i>	<i>SP 7</i>	<i>SP 8</i>
1 <i>Valley</i>	15,0	15,1	14,8	14,5	12,0	9,0	5,6	21,2
2 <i>Lower Slope</i>	14,9	14,6	15,5	15,0	17,2	19,7	29,1	23,4
3 <i>Flat Slope</i>	6,4	7,1	7,3	7,6	7,3	6,6	3,1	1,0
4 <i>Middle Slope</i>	34,3	34,3	34,4	35,0	36,8	39,3	39,3	34,3
5 <i>Upper Slope</i>	13,7	12,6	11,4	11,0	10,6	10,4	9,9	8,2
6 <i>Ridge</i>	15,8	16,4	16,6	16,8	16,1	15,0	12,9	11,8

Conforme el rango de búsqueda va aumentando desde los 500 metros, se observa una disminución de las áreas clasificadas como 1 (“*Valley*”), 3 (“*Flat Slope*”), 5 (“*Upper Slope*”) y 6 (“*Ridge*”). Esto se condice con un aumento en las áreas clasificadas como 2 (“*Lower Slope*”) y 4 (“*Middle Slope*”). Sin embargo, esta tendencia desaparece cuando se comparan los *TPI* de 500, 1000 y 2500 metros versus el *TPI* de 5000 metros, donde la clasificación de 1 (“*Valley*”) vuelve a tener preponderancia en el paisaje, a la vez que 3 “*Flat Slope*” y 5 “*Upper Slope*” disminuyen sus representatividades espaciales.

Al efectuar un análisis visual se puede constatar lo planteado por Weiss (2001), en el sentido que las clasificaciones son extremadamente dependientes del radio de búsqueda del *TPI* empleado. En efecto, la clasificación de “1 *Valley*” puede encontrarse en las líneas de drenaje cuando los rangos de búsqueda para los *TPI* son menores, y esto debido principalmente a que los valores negativos de *TPI* a esta escala puede detectar muy bien geoformas de acumulación en “forma de U”, tal como sucede con las líneas de drenaje en un DEM de 30 metros de resolución. Las únicas clasificaciones en que los valles pueden ser distinguidos¹³ con este índice, a la escala de trabajo empleada, es con el *TPI* de 2500 m para el caso de valles locales, y el *TPI* de 5000 m para el caso del gran valle de la cuenca en Las Cardas.

En el caso de las cimas de montaña (6 “*Ridge*”), estas tienden a mantenerse espacialmente estables hasta los radios de búsqueda hasta 500 metros. Esto quiere decir que la ubicación de los “*Ridge*” no cambia sustancialmente. Sin embargo, el análisis del radio de búsqueda de

¹³ Considerando una definición tradicional de valle como “Llanura de tierra entre montes o alturas”, según definición de la Real Academia de la Lengua Española.

1000 metros permite detectar una pérdida en el área de esta clasificación, la que tiende a “contraerse” hacia los sectores con mayores altitudes, tendencia que continua hasta el mayor radio de búsqueda analizado (ver Cuadro 7). Esto es por la naturaleza contextual de la clasificación. A escalas menores de observación los fenómenos se generalizan, pues se considera un mayor número de píxeles vecinos. Es por ello que la clasificación en cualquiera de las categorías variará según el radio.

Independiente de si el concepto de la clasificación encaja con el significado que se le entrega, resulta de todos modos ser un buen criterio para separar el espacio en diversas unidades homogéneas funcionales, vinculadas tanto a las formas locales como a los fenómenos reconocidos en una escala de observación menor. Es por ello que los análisis posteriores serán separados usando este criterio, entre otros, para la búsqueda de las relaciones.

Se exploraron relaciones en aquellas clasificaciones que contaban con un n de 7 o más muestras, pues este es el menor número de datos requerido para realizar el Test de Shapiro-Wilk para evaluar normalidad.

II.2. Clasificación por *LandForms* (LF) empleando combinación de dos TPI

La combinación de 2 TPI, mediante una regla de decisión, puede ser empleada para clasificar geoformas. En el caso de este estudio, se volvieron a realizar TPI para este propósito, con radios de búsqueda basados en celdas (a diferencia del caso anterior, que la búsqueda se realizó en metros).

Se ejecutaron 8 algoritmos de geoformas, cada uno descrito por los TPI empleados (mínimo y máximo), presentados en la sección II.6.

Cabe mencionar que los códigos LF 1 y LF 2 presentaron un evidente fenómeno de “atomización” de los píxeles. Esto significa que los valores en el terreno no pudieron ser ubicados junto a un gran número de píxeles vecinos del mismo valor, quedando aislados del resto de los píxeles. Para la visualización de este fenómeno, recurrir al Apéndice V. Se efectuaron 2 filtros espaciales sobre todas las grillas para disminuir la información atomizada.

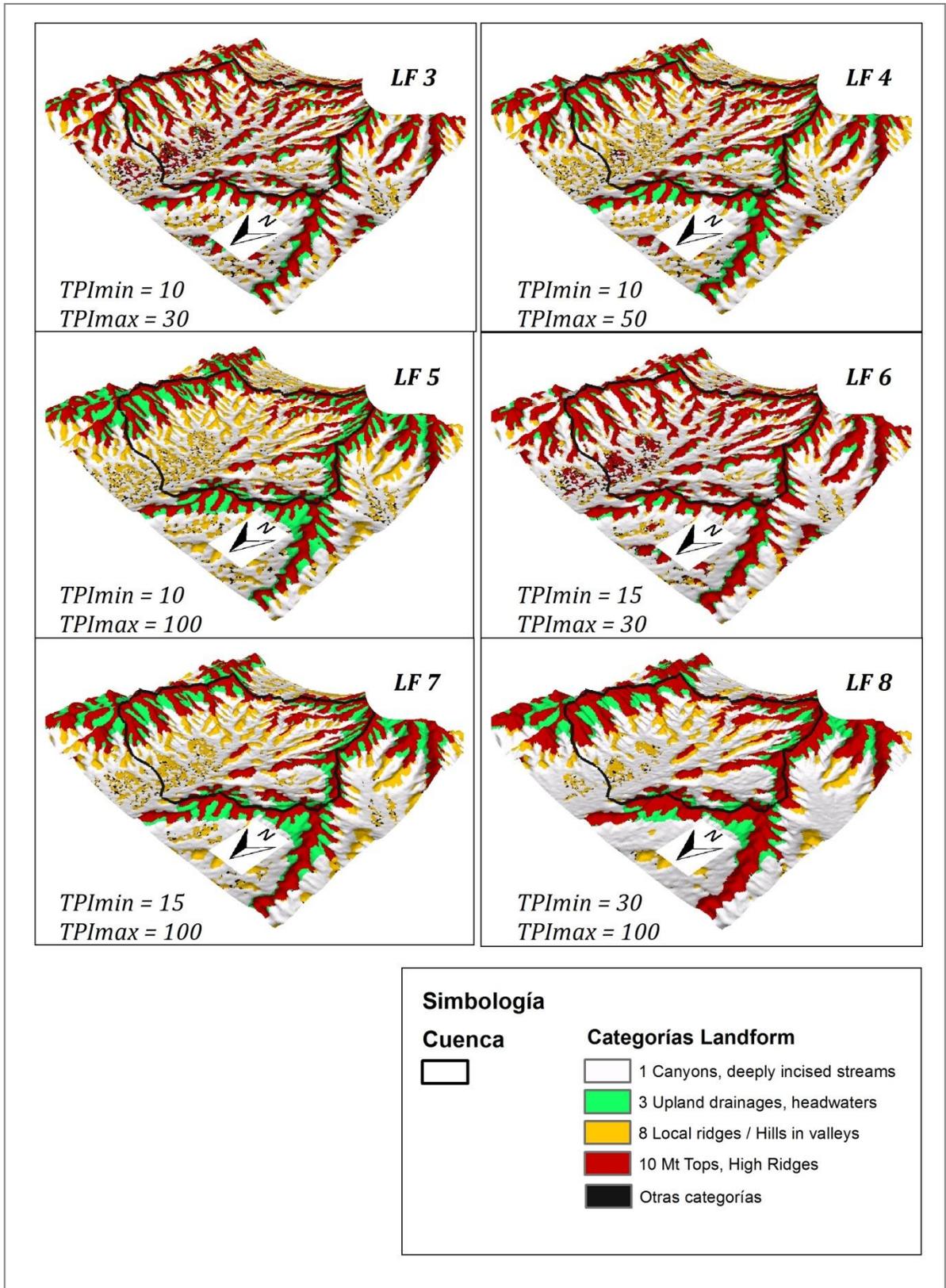


Figura 23. Clasificación por Geoformas, posterior a los filtros espaciales.

En el Cuadro 8 se puede observar el resumen del porcentaje de área total que ocupa cada categoría de geoforma, en cada uno de los 8 mapas de geoformas generados. La clasificación con menor representación espacial es la 5 (“*Plains*”). Esta situación se da las 8 grillas generadas. La categoría 6 (“*Open slopes*”) también se encuentra escasamente representada, no alcanzando el 1% del área de la cuenca en ninguna de las clasificaciones. La categoría 2 (“*Midslope drainages, shallow valleys*”) supera ese umbral sólo en el caso de la grilla de Geoforma “3 y 11” (rango de búsqueda en TPI_{min} de 3, en TPI_{max} de 11), alcanzando un 1,4%, mientras que en resto de las grillas no supera el 1%. Finalmente, al observar los porcentajes de área de la categoría 9 (“*Midslope ridges, Small hills in plains*”) respecto al total se observa valores pequeños, que si bien superan el 1% mencionado anteriormente, tampoco resulta significativo en comparación al total del área, representando un rango de variación entre 0,3 y 1,9 %. En consecuencia, las clasificaciones 2, 5, 6 y 9 no se analizaron.

Cuadro 8. Porcentaje de área de cada Geoforma, por cada categoría.

Categorías	Porcentaje del Área para las categorías en las grillas LF							
	LF 1	LF 2	LF 3	LF 4	LF 5	LF 6	LF 7	LF 8
1. <i>Canyons, deeply incised streams</i>	35,5	31,8	43,3	42,2	39,4	47,6	42,3	47,5
2. <i>Midslope drainages, shallow valleys</i>	1,4	0,7	0,8	0,4	0,3	0,7	0,3	0,3
3. <i>Upland drainages, headwaters</i>	6,1	10,5	7,5	8,9	11,8	5,1	10,8	8,4
4. <i>U-Shaped valleys</i>	8,0	9,2	3,4	3,9	4,0	2,5	3,0	1,8
5. <i>Plains</i>	0,5	0,1	0,1	0,0	0,0	0,1	0,0	0,0
6. <i>Open slopes</i>	0,9	0,3	0,2	0,0	0,0	0,2	0,0	0,0
7. <i>Upper slopes, mesas</i>	5,5	5,2	1,3	1,0	0,9	1,0	0,7	0,5
8. <i>Local ridges /Hills in valleys</i>	8,5	15,1	9,6	14,2	18,3	6,2	16,3	12,4
9. <i>Midslope ridges, small hills in plains</i>	1,9	1,1	1,2	0,7	0,3	1,3	0,4	0,4
10. <i>Mt Tops, High ridges</i>	31,8	25,9	32,7	28,5	24,9	35,4	26,2	28,8

Como complemento al análisis anterior, basado netamente en las áreas relativas, se debe analizar la representatividad de las áreas de acuerdo al tipo de producto del cual son obtenidas. Las grillas que emplean menores radios de búsqueda representan con porcentajes bajos a las clases 4 (“*U-shaped valleys*”) y 7 (“*Upper slopes, mesas*”), pero aun así mayores al valor fijado anteriormente como crítico, de un 1 %. Sin embargo, conforme las clasificaciones van aumentando los radios de búsqueda de píxeles vecinos, se puede observar que la representatividad se ve mermada. En el caso de la clasificación 7 esta apenas alcanza valores de un 1%. La clase 4 supera este umbral, pero si se observa su distribución espacial se puede concluir que no se encuentra en agrupamientos homogéneos, sino más

bien dispersos en el espacio. Analizar una clasificación dispersa espacialmente y atomizada pierde sentido cuando el análisis está enfocado, precisamente, a sectorizar y agrupar lugares de características topográficas homogéneas, y más aun cuando se trata de una clasificación que debiera permitir discriminar “valles con forma de U”. Por estas razones, las clases 4 y 7 también han sido descartadas del análisis.

Luego de aplicados los filtros anteriores, las clasificaciones que predominan son: 1 (“*Canyons, deeply incised streams*”) y 10 (“*Mt Tops, High ridges*”), representando respectivamente las zonas de drenaje pronunciado y las zonas de altas cumbres. La clase 3 (“*Upland drainages, headwaters*”) posee sus menores representatividades espaciales en las grillas derivadas de índices cuyas diferencias en los radios de búsqueda son pequeños; cuando la diferencia entre ambos radios aumenta, también aumenta el área clasificada bajo esta categoría. El fenómeno se repite en la clase 8 (“*Local ridges / Hills in valleys*”). Con lo anterior, el paisaje puede quedar descrito en 4 geoformas:

1. Drenajes pronunciados (“*Canyons, deeply incised streams*”),
3. Fuente de drenajes (“*Upland drainages, headwaters*”),
8. Cimas locales (*Local ridges / Hills in valleys*), y
10. Cumbres (“*Mt Tops, High ridges*”).

El hecho de que el paisaje quedara descrito en no más de 4 geoformas, de las 10 consideradas, responde a 3 eventos específicos: En primer lugar, la escala de visualización de los fenómenos de geoformas representa un acercamiento a la delimitación de fenómenos que no se encuentran delimitados, debido a la naturaleza continua de los paisajes. El mero hecho de que se empleen dos índices obtenidos a distintas escalas implica que las escalas escogidas determinarán el funcionamiento del algoritmo. A su vez, la lectura de estos índices obedece, en sí mismo, a la escala de obtención del insumo (el DEM), que no pasa de ser sólo una generalización de un fenómeno continuo. Cada píxel es una simplificación del espacio, mientras que las geoformas son regiones o parte del paisaje con coherencia de forma, procesos u otros factores no representados en el DEM (Mark, 2009). Esto se encuentra ligado en gran parte al segundo hecho: El algoritmo desarrollado es, en esencia, una regla de decisión mediante el empleo de dos índices a escalas diferentes. Ello implica que mediante el cumplimiento de ciertas reglas el píxel se asignará a una geoforma determinada. Este tipo de comportamiento, basado en decisiones, se aplica mediante un análisis previo por parte del desarrollador del algoritmo, comúnmente denominado como “criterio experto”, el que recoge no sólo la experiencia del desarrollador sino que también sus sesgos. En el caso específico de las geoformas mencionadas, cabe plantearse la duda de por qué aquellos sectores asignados como “1. *Canyons...*” no responden ante la categoría “4. *U-Shaped Valleys*”, o “5. *Plains*”, dado que la configuración de varios sitios de las clasificaciones en la primera categoría podrían perfectamente caer dentro de la cuarta o quinta mencionadas. Resulta aun más interesante notar que las categorías 4 y 5 casi no presentan representatividad en todas las grillas; sin embargo, sería erróneo afirmar que no existen “valles en forma de U” o “planicies” sólo porque el índice lo delimitó así. La respuesta a ese planteamiento es que el comportamiento en la clasificación se encuentra altamente influenciado por la regla de decisión.

Es importante notar que la delimitación de un “dominio” de paisaje está determinado por aspectos culturales; existen distintas categorías para distintos lenguajes, y muchos de ellos agrupan criterios no sólo topográficos, sino también del uso que se le da al espacio. La delimitación entre lo que es un “*hill*” (colina) y “*mountain*” (montaña) en el idioma español puede ser obvia, pero la distinción en el idioma inglés es relativamente reciente, a tal punto que antes la palabra “*hill*” agrupaba la concepción de montañas. Es después de que se introduce esta palabra en el lenguaje que se comienza a usar “*hill*” para describir a sectores menores que una montaña (Straumann, 2009). En forma inversa, la categoría “3. *Upland drainages, headwaters*” no posee una traducción exacta al español, ante lo que se ha optado por traducir lo anterior sencillamente como “Fuentes de drenajes”, pese a que revista dudas de la exactitud de la frase.

III. Procedimiento de Elección de Puntos de muestreo

III.1. Definición de Unidades homogéneas (UH)

La definición de cada una de las UH, producto de la clasificación no supervisada se puede observar en la Figura 24. Las áreas en blanco entre cada zona corresponden a píxeles que se encontraban en agrupaciones menores o iguales a 4 unidades, por lo que fueron excluidos.

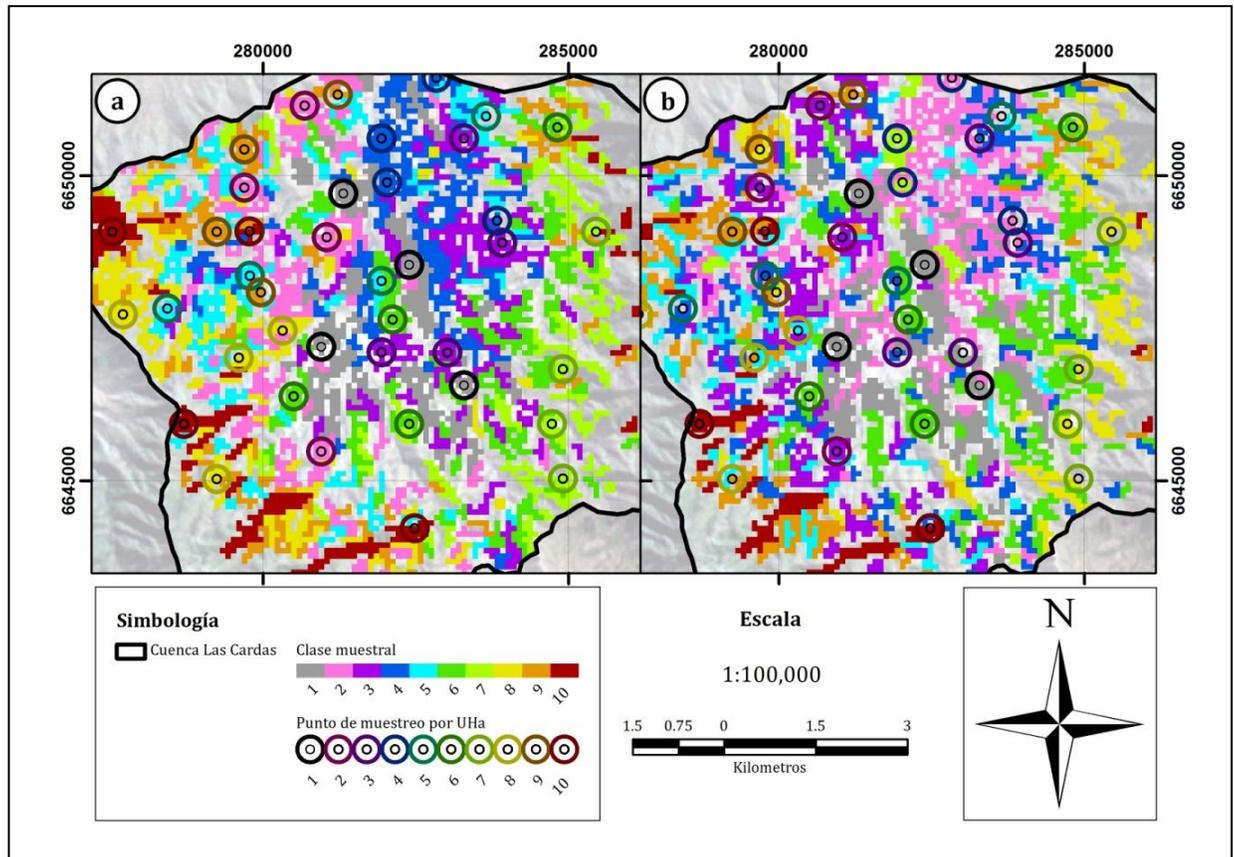


Figura 24. Comparación de las UH de Máxima verosimilitud inicial (a), realizada con ET_d preliminar, y corregida (b) realizada con el cálculo correcto de ET_d .

Las UH fueron designadas en primera instancia para la definición de puntos de muestreo. Como se detalló en la fase de metodología, estas fueron descritas ingresando como parámetros las variables ET_d , el $MrVBF$ y el $SAVI$, previa aplicación de una función lineal para estandarizar los valores desde 0 a 1. Sin embargo, al momento de la realización del muestreo durante el año 2012 no se disponía de datos de la estación Recoleta, para modelar las temperaturas, ni de Radiación global, pues estos debieron ser recabados mediante una extensa revisión de métodos para la elección del más apropiado. Es por esto que, para esa instancia, se realizó una modelación de ET_d en función de valores promedio desde el año 2008 al 2010 de la misma estación Las Cardas. La R_g presentó una variación de 750 W m^{-2} versus $823,6 \text{ W m}^{-2}$ de la modelación arrojada por el Explorador Solar. Por su parte, en la modelación de Temperatura con promedios históricos el dato ingresado al modelo era de $18.4 \text{ }^\circ\text{C}$ versus los $16.8 \text{ }^\circ\text{C}$ obtenidos mediante el procedimiento de la sección I.2 de

Resultados. Es por esto que la ET_d calculada por ambos métodos difiere. Al considerar que el dato de ET_d debe ser normalizado antes de realizar la clasificación no supervisada, se esperaba que las clases calculadas con la nueva ET_d diera una clasificación similar a la efectuada con la ET_d preliminar, lo que no ocurrió (ver Figura 25). Se pueden apreciar diferencias significativas en varias de las clases, entre las que destacan la clase 4 (primera fila), la que en la versión preliminar de la clasificación tiende a ubicarse en los fondos de valle, mientras que en la segunda versión se encuentra más dispersa. Las UH 2 y 3 también cambiaron su conformación espacial.

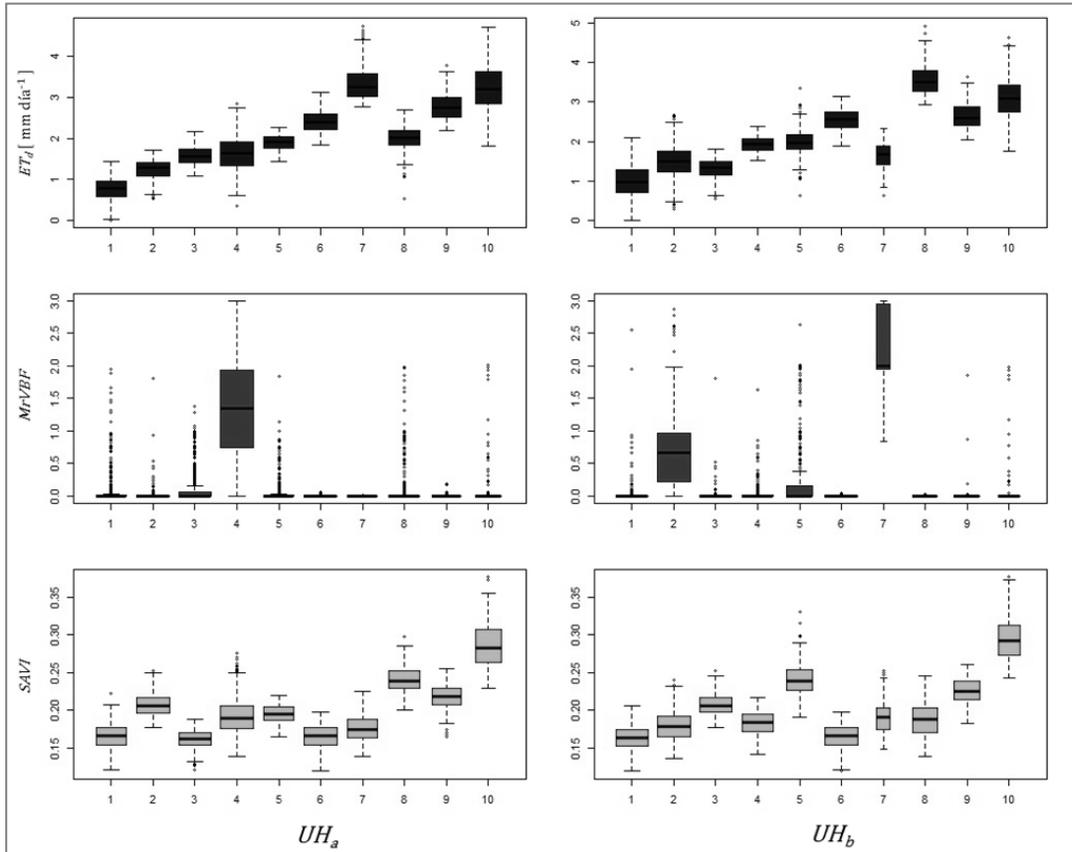


Figura 25. Boxplots de las Unidades Homogéneas (preliminares a la izquierda y definitivas a la derecha) versus ET_d , $MrVBF$ y $SAVI$.

Cada una de las clases computadas posee un rango de representatividad respecto a las distintas variables ingresadas en la clasificación no supervisada de máxima verosimilitud. Para ilustrar cada uno de estos rangos se realizaron *Boxplots*, cuyo resultado gráfico puede observarse en la Figura 25. Tanto en la versión preliminar de las UH como la versión definitiva se observan patrones distintivos para los índices empleados y la ET_d . En el caso de esta última, en general cada una de las clases posee valores distintivos, repitiéndose poco conforme a la clasificación aumenta de valor ordinal. Los valores de ET_d tienden a concentrarse en las UH 8, 9 y 10, mientras que los más bajos se pueden observar en las UH 1, 2 y 3.

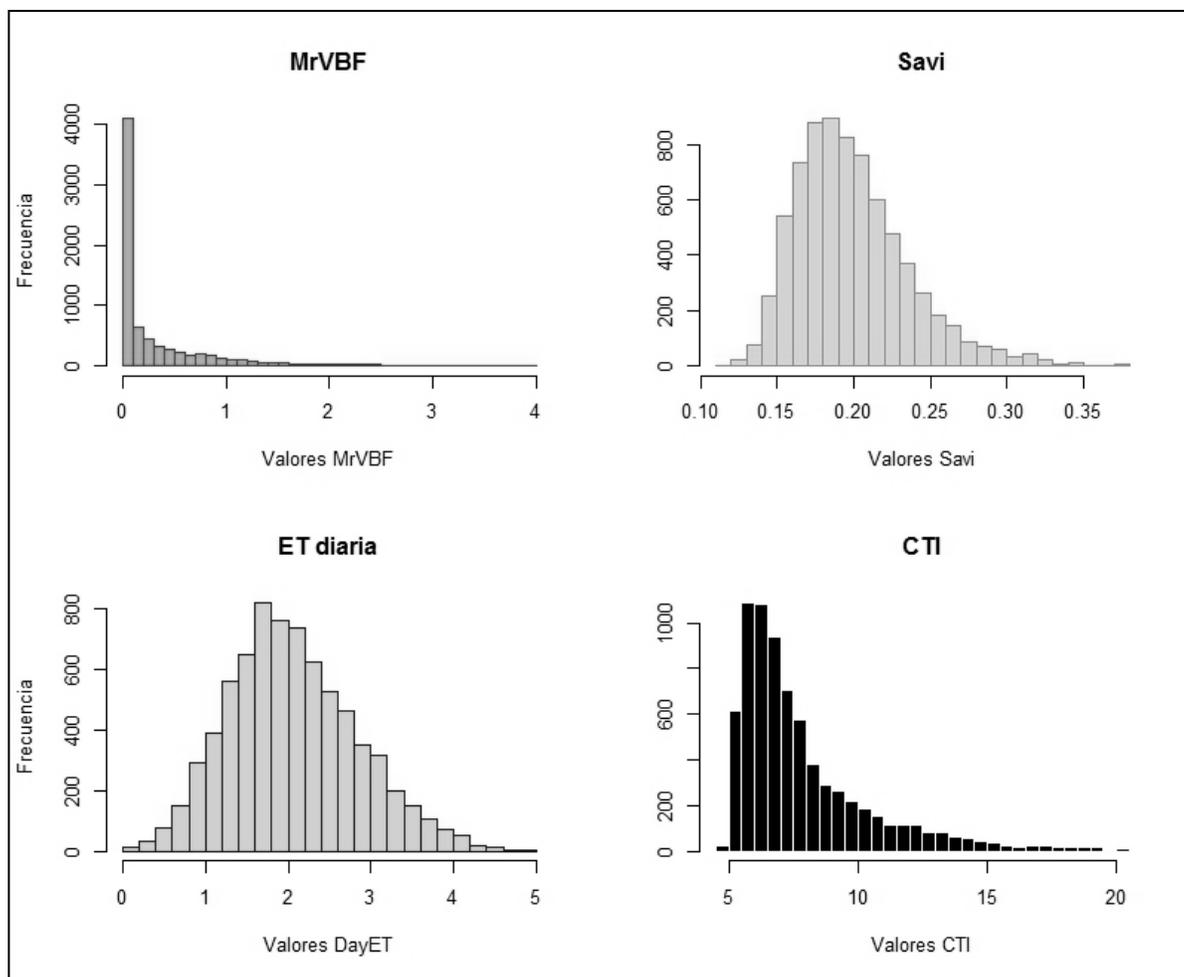


Figura 26. Histogramas de las imágenes filtradas de *MrVBF*, *SAVI*, *ET_d* y *CTI*.

El patrón de frecuencias en el *SAVI* sigue una tendencia similar que en el caso de la *ET_d*. Sin embargo hay diferencias significativas entre algunas de las *UH* de la versión preliminar y definitiva, como en las clases 2, 3, 5 y 8. Las clases 5 y 8, en particular, disminuyen su valor en la clasificación definitiva al punto en que no se pueden considerar homólogas con sus pares de la clasificación preliminar.

El cambio más drástico es posible observarlo en los valores que agrupa cada clase en el *MrVBF*. Al observar los *boxplots* de este índice se distinguen tanto la homogeneidad en la concentración de los valores, como una gran presencia de *outliers*. Ambos eventos pueden ser explicados por la distribución que posee el índice, que tiende a tener una alta frecuencia de valores 0 o similares, disminuyendo la frecuencia conforme el valor del índice aumenta (Ver Figura 26). Esto se debe a que el índice prueba una serie de condiciones para detectar valles, siendo pocos los píxeles que cumplen estos requerimientos. Además de eso, se debe considerar que el paisaje local estudiado corresponde a una cuenca de relieves muy pronunciados, con pocos sectores que se pueden catalogar como “valle”.

La elección de los Puntos de Muestreo se realizó empleando la primera versión de las Unidades Homogéneas, por lo que esta será la versión que se caracterizará a continuación.

III.1.i. Caracterización de la primera versión de Unidades Homogéneas (UH_a).

Las UH permiten una buena distinción de los valores de ET_d . Los valores de dispersión indican que son pocas las UH que exhiben patrones similares. Estos casos ocurren fundamentalmente entre las UH 7 y 10 (Alta evapotranspiración) y entre clases 5 y 8 (ET_d media). Los valores estadísticos descriptivos de la ET_d pueden ser consultados en el Cuadro 9, al igual que para los índices $SAVI$ y $MrVBF$.

Al observar el comportamiento del $MrVBF$ se observa que la mayor parte de las clases posee su media cercana al valor 0 (clases 1, 2, 5, 6, 7, 8, 9 y 10). Sólo la UH 4 resulta distintiva respecto a las demás, presentando el mayor número de píxeles en situación de terreno “plano”. Todas las demás se presentan con una tendencia tener valores bajos del índice, pero en particular las UH_a 6, 7 y 9 presentan marcadamente los relieves mas abruptos; esto puede ser apreciado por que la concentración se encuentra extremadamente cercana al valor 0, mientras que las demás presentan *outliers* que toman valores mayores. Además de lo anterior, es importante destacar que la UH_a 4, definida como de terreno “plano”, también posee píxeles cuyos valores de índice son 0.

Los valores del índice $SAVI$ tienen un rango de 0,1195 hasta 0,3769, con una media de 0,1987 y desviación estándar de 0,036. Debido a que el $SAVI$ entrega referencias sobre el vigor vegetacional, se pueden caracterizar las UH con los $SAVI$ mas altos como de alto vigor, y aquellas en que el $SAVI$ es más bajo se puede esperar escaso desarrollo vegetacional.

La representatividad de cada UH respecto al $SAVI$ no es única. Varias de estas agrupan valores muy similares entre ellas, e incluso la concentración de los datos en los distintos cuartiles tiende a ser similar, como en el caso de la UH_a 2 (1,26) y la 9 (1,51). Las UH_a 1, 3 y 6 también exhiben un patrón similar, aunque la 3 es más acotada (ver Cuadro 9).

El análisis conjunto permite observar que las UH_a agrupan características disímiles de comportamiento vegetacional y evapotranspirativo. Ejemplos de esto son las UH 1, 2 y 3, con valores de ET_d bajos, pero comportamientos vegetacionales distintos, reflejado en el índice $SAVI$. En el caso de las clases 1, 3, 6 y 7, con expresión vegetacional extremadamente baja, se encuentran diferencias en la ET_d que es importante remarcar, pues si bien en la UH_a la ET_d alcanza sus menores valores, ya en la clase 7 su comportamiento es netamente evapotranspirativo. La clase 4, caracterizada por una concentración de valores agrupados en fondos de valle, es una de las que presenta mayores dispersiones del índice $SAVI$ y de ET_d , indicados en los rangos de 0,14 y 2,57 mm día⁻¹, respectivamente. Estas altas dispersiones de valores pueden estar dadas por las grandes diferencias que se pueden esperar en el uso de suelo de los terrenos planos, en los que se encuentran tanto sitios con pastoreo intensivo como lugares en recuperación.

Cuadro 9. Estadísticas descriptivas por cada unidad homogénea de muestreo.

UH_a	Píxeles	Evapotranspiración			Índice $MrVBF$			SAVI		
		Rango	\bar{x}	s	Rango	\bar{x}	s	Rango	\bar{x}	s
1	464	1,42	0,81	0,26	1,95	0,09	0,28	0,101	0,166	0,017
2	585	1,20	1,26	0,24	1,81	0,01	0,10	0,075	0,207	0,015
3	532	1,14	1,60	0,22	1,37	0,11	0,23	0,067	0,162	0,012
4	546	2,57	1,68	0,42	2,99	1,35	0,80	0,136	0,192	0,023
5	495	0,94	1,92	0,19	1,83	0,06	0,17	0,054	0,196	0,012
6	565	1,33	2,42	0,25	0,05	0,00	0,00	0,078	0,166	0,016
7	477	2,18	3,37	0,41	0,01	0,00	0,00	0,086	0,176	0,018
8	500	2,06	2,01	0,28	1,98	0,10	0,32	0,098	0,241	0,016
9	426	1,51	2,79	0,32	0,18	0,00	0,01	0,090	0,219	0,016
10	359	2,89	3,17	0,53	2,00	0,06	0,28	0,147	0,286	0,027

Volviendo al análisis de las UH_a con alto valor de ET_d (clases 7, 9 y 10) se aprecian comportamientos disímiles de expresión vegetal. Las cubiertas agrupadas en la clase 7, pese a alcanzar valores muy altos en la imagen de ET_d , presentan una cubierta con valores de SAVI de 0,176 (SD de 0,018); en la clase 10, cuyo valor promedio de ET_d es similar a la de la clase 7 (3,37 mm día⁻¹ en la clase 7 y 3,17 mm día⁻¹ en la clase 10) se observa que el índice SAVI es sustancialmente mayor, con un promedio de 0,286, lo que implica una diferencia de 0,11. La explicación puede ser prevista en función del tipo de cobertura y la época de obtención de la imagen, pues en el mes de Septiembre de 2003 (fecha de adquisición de las imágenes satelitales) la vegetación se debió haber encontrado teóricamente en el punto de máxima expresión. Esta situación afecta también a las especies anuales, que poseen poca cobertura vegetal pero altos valores de ET_d .

III.2. Elección de puntos de muestreo

Los puntos fueron seleccionados mediante los criterios definidos en la metodología, empleando las unidades homogéneas explicadas en la sección anterior (UH_a). La selección de los puntos se realizó en forma manual sobre cartografía digital, bajo dos criterios. Que el punto fuera accesible y que se encontrara lejos de los bordes de la agrupación de píxeles, a fin de evitar influencias de otras clases (que se pueden dar en los bordes de las unidades homogéneas). De los 4 puntos seleccionados en cada UH (40 puntos en total) se eliminó aquel que presentara mayores dificultades operativas de ser muestreado, bajo criterios de altitud, pendiente y rutas. Los puntos seleccionados y eliminados (marcados con una X roja) pueden ser observados en la Figura 27. El color e identificador de cada punto en la simbología representa la UH_a a la que corresponde.

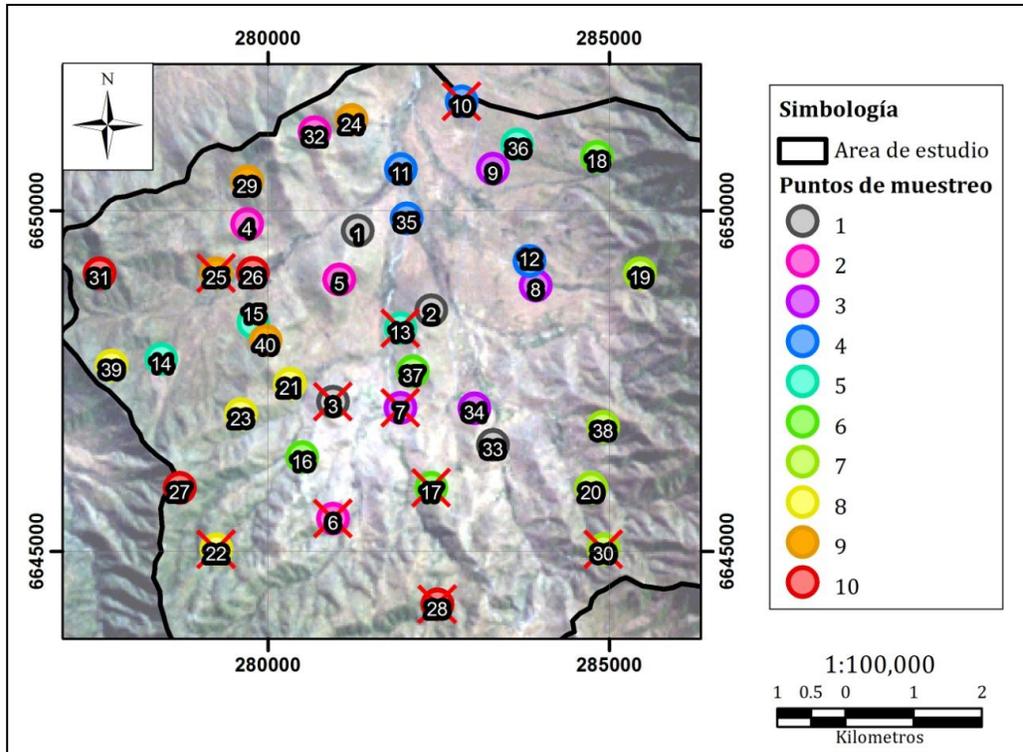


Figura 27. Puntos de muestreo efectivos y eliminados (marcados con una X).

IV. Ajuste de modelos lineales y polinómicos entre variables de humedad del suelo versus Evapotranspiración.

IV.1. Estadísticos de Grubbs y Shappiro Wilk.

La aplicación del test de Grubbs muestra que existe un *Outlyer* en la parte superior de la distribución de las variables *HA*, *CC* y *PwSh*; Esta medición extrema correspondió en los tres casos al punto de muestreo 27.

Cuadro 10. Estadísticos del Test de Grubbs.

Variable	Estadísticos Test de Grubbs		
	<i>G</i>	<i>U</i>	Valor p
<i>PwSh</i>	3,65	0,525	3,8 E-04
<i>CC</i>	3,2878	0,614	0,004
<i>PMP</i>	1,8062	0,884	0,976
<i>HA</i>	3,5404	0,553	0,001
<i>ET_d</i>	1,9466	0,865	0,684

La prueba de normalidad de Shapiro-Wilk muestra que las tres variables anteriormente descritas no presentan una distribución normal. Sin embargo, el mismo test realizado sobre el set de datos sin el *outlyer* muestra que no existe evidencia para rechazar la normalidad en la distribución de las variables (ver Cuadro 11).

Cuadro 11. Estadísticos del Test de Shapiro-Wilk considerando todos los datos y un set de datos sin el *outlyer* (el Punto 27).

Variable	Estadísticos Test de Shapiro-Wilk			
	Todos los datos		Sin <i>outlyer</i>	
	<i>W</i>	Valor p	<i>W</i>	Valor p
<i>PwSh</i>	0,89	0,01	0,99	0,99
<i>CC</i>	0,91	0,02	0,95	0,22
<i>PMP</i>	0,94	0,08	sin cambio	sin cambio
<i>HA</i>	0,90	0,01	0,98	0,75
<i>ET_d</i>	0,97	0,53	sin cambio	sin cambio
<i>Arena</i>	0,96	0,51	sin cambio	sin cambio
<i>Limo</i>	0,94	0,09	sin cambio	sin cambio
<i>Arcilla</i>	0,98	0,97	sin cambio	sin cambio

También se efectuó el test de Grubbs a las variables de *SAVI*, *MrVBF*, *MrRTF* y *CTI*, detectándose en las tres últimas un *outlyer* en el valor más alto. En el caso de *MrRTF*, se realizó el test de Grubbs iterativamente descartando todos los *outlyers*; el test describe a todos los datos mayores a 0,0014 como *outlyers* de la distribución de la variable *MrRTF*, lo que implica la eliminación de 12 de los registros. El resto de los valores del índice posee un

promedio de $2,9 \text{ E-}05$, con una desviación estándar de $6,3 \text{ E-}05$. En esta circunstancia, el poder descriptivo de las cumbres empleando este índice es nulo, y en consecuencia, su uso pierde sentido en la realización de esta memoria.

Posterior a esto se realizó el test de Shapiro-Wilk sobre los sets de datos sin *outlyer* de *SAVI*, *MrVBF* y *CTI*. El único que arrojó un valor p mayor a $0,05$ fue la variable *CTI*; de este modo, el resto de las variables no cumple con el criterio de normalidad requerido para la regresión por mínimos cuadrados.

IV.2. Análisis exploratorio de las variables

Los valores de Porcentaje de agua en base a suelo húmedo (*PwSh*) en terreno oscilaron entre $1,52$ y $12,7$ %, con un promedio de $5,38$ y una media de $5,1$ %. La desviación estándar es de 2 %.

De los sitios muestreados, 12 corresponden a suelos Areno Francoso, 1 a Arenoso, 1 suelo Franco (PM 27), 2 Franco Arcillo arenosos y 14 Franco Arenosos.

La Figura 28 permite observar un sitio con alto valor de humedad, correspondiente al punto 27. De las 3 mediciones realizadas en este, existe una ubicación que registró un 23% de capacidad de almacenamiento hídrico relativa a la profundidad total (20 cm), traducándose en una potencial columna de 4,6 cm de agua. Las otras dos mediciones registran 3,2 y 3,5 cm de agua, por lo que se puede establecer este sitio como un hito en cuanto al porcentaje de agua. El sitio presenta varias características únicas en relación con los lugares aledaños. La medición de terreno arrojó un resultado de $12,7\%$ de *PwSh*, muy por encima del promedio. Además, este es el único suelo que presentó una textura “Franca”, con contenido de arena de 48% , 33 % de limo y 19% de arcilla, registrando el contenido más bajo de arena dentro de todos los sitios, además de los contenidos más altos de limo.

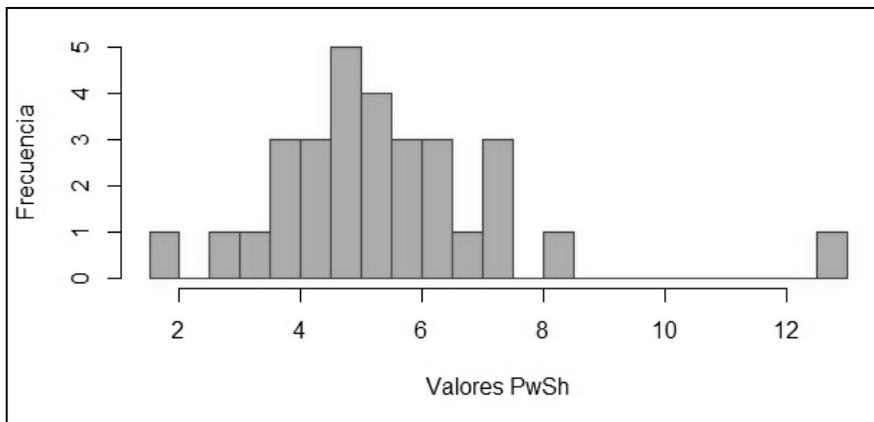


Figura 28. Histograma del Porcentaje de agua en terreno, en base a suelo húmedo.

Al observar las mediciones registradas en el PM 27 se puede notar estabilidad en los registros de *HA*: Las mediciones varían de 3,2 a 4,6 cm, con un promedio de 3,8 cm y una desviación estándar de 0,7 cm. El menor valor registrado en el sitio supera la media de todas las mediciones de *HA*, lo que descartaría un error en el muestreo. Sin embargo, para efectos del presente estudio se descartará de las modelaciones debido a su comportamiento

atípico con el resto de los puntos, tanto en términos de humedad del suelo como de textura, lo que es determinante en el comportamiento de la humedad de suelo del sitio.

Se realizaron varios diagramas de caja para constrastrar un potencial comportamiento distintivo de la humedad en cada clasificación de geoformas, de manera que por sí sola esta permita estimar la variable en algún rango aceptable. La Figura 29 da cuenta de los resultados. No se aprecian patrones de humedad para las categorías por cada producto de Geoformas. Cabe mencionar que este análisis no se realizó para la clasificación por posición de la pendiente (*SP*) debido a que en la mayor parte de las 8 ejecuciones del algoritmo sólo se encontraba bien representada la categoría 4 (“*Middle slope*”); las otras se representaron con un numero aceptable de datos sólo en:

- La categoría 2 (“*Lower slope*”) para las *SP* 7 y 8, registrando 8 mediciones en ambos casos, y
- la categoría 1 (“*Valley*”) para la *SP* 8, con 8 mediciones.

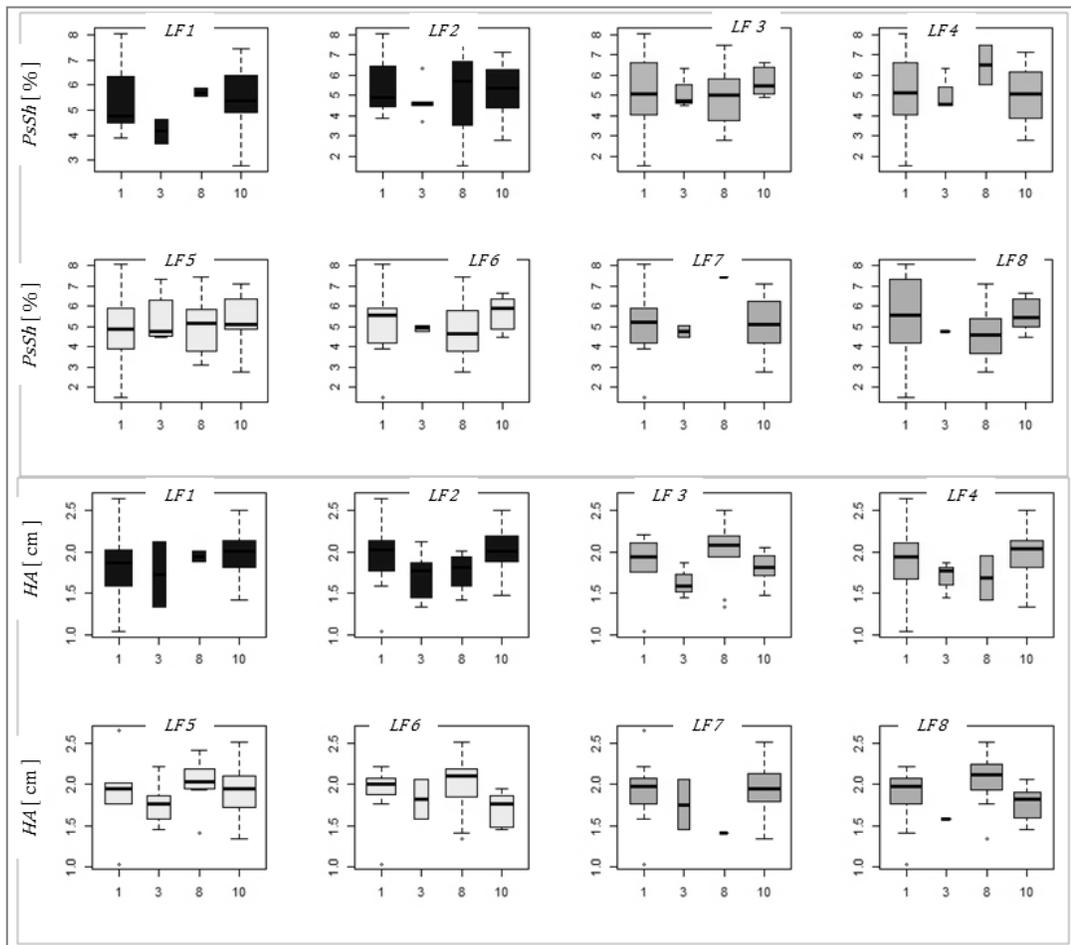


Figura 29. Diagrama de caja de *HA* y *PwSh* en relación a categorías para cada clasificación de geoformas (*LF*). El ancho de la caja es proporcional al número de datos.

Sólo en la *LF* 5 y *LF* 8 se cuenta con la suficiente cantidad de puntos para caracterizar adecuadamente las clasificaciones 1, 8 y 10; en el resto de las grillas sólo quedaba descrita

adecuadamente una o dos clasificaciones de geoforma. En ninguna de las grillas la geoforma 3 pudo ser caracterizada, por poseer pocos puntos de muestreo.

Este tipo de análisis puede mejorarse empleando un diseño de muestreo que capture un mayor número de muestras en las categorías de las clasificaciones menos representadas, a fin de realizar análisis estadísticos apropiados (p.e. ANOVA), para evaluar la relación entre estas geoformas y el *PwSh* o la *HA*.

IV.2.i. Relaciones entre variables topográficas simples y variables de humedad de suelo

Siguiendo los patrones encontrados en la literatura, detallados en metodología, se prosiguió a evaluar como variables independientes al *DEM*, pendiente, exposición, curvatura de perfil, curvatura planar y curvatura (Moore *et al.*, 1991). Las variables dependientes fueron *PwSh* y *HA*. Los detalles de los estadísticos de significancia para los distintos componentes de los modelos lineales y polinómicos pueden ser consultados en el Apéndice VI. De las relaciones evaluadas, la única que presentó un valor p menor a 0,05 es la de Pendiente y *PwSh*. El valor p del coeficiente de la pendiente topográfica arrojó 0,01 en el modelo lineal. En el modelo polinómico, el valor p fue de 0,173, pero por otra parte el coeficiente de la pendiente al cuadrado dio 0,039, presentando el modelo con ello un valor p de 0,0045. El ANOVA entre modelos, empleando el estadístico F, presentó un valor p de 0,039, registrándose con ello una mejora significativa en el modelo polinómico.

En esta relación de pendiente y *PwSh* la ecuación polinómica registró un $R_{adj}^2 = 0,2893$. Con ello, un 29% de las variaciones en el *PwSh* pueden ser explicadas mediante la pendiente, en todo el territorio estudiado. Esta es la única relación declarada como significativa en todo el set de variables topográficas simples. Esto tiene sentido al considerar que la pendiente es un factor regulador tanto de energía como de distribución de los distintos materiales del suelo (Easton *et al.*, 2005; Tromp-van y McDonnell, 2006).

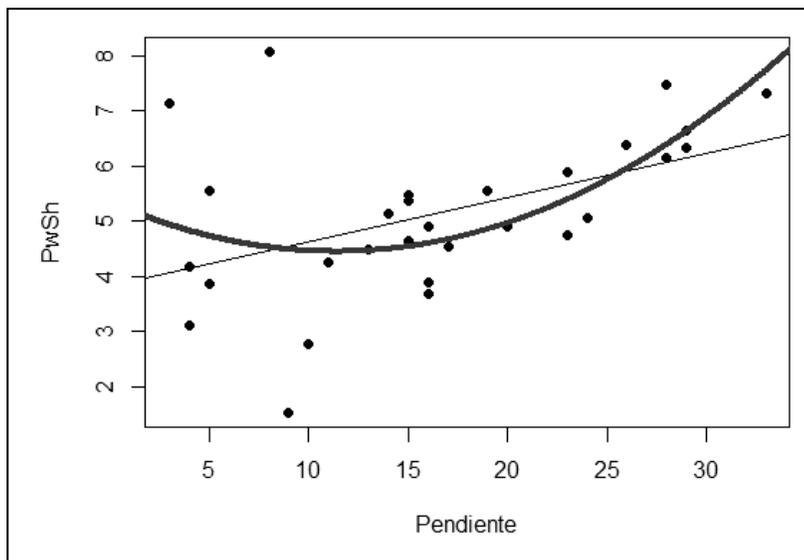


Figura 30. Gráfico de Relación entre Pendiente y *PwSh*.

IV.2.ii. Relaciones entre *CTI* y las variables de humedad de suelo

Al evaluar la relación lineal entre *CTI* y *PwSh* (Cuadro 12) se aprecia que los valores *p* de los coeficientes de los modelos lineales y polinómicos son mayores a 0,05; el valor *p* de los modelos también arrojó valores mayores a 0,05 (0,094 en el lineal y 0,053 en el polinómico). En consecuencia, el *CTI* no posee un modelo lineal o polinómico ajustable que minimice en forma significativa los errores medios cuadrados; la misma situación se da al evaluar la relación entre *CTI* y *HA*. El R_{adj}^2 del modelo lineal de *CTI* y *PwSh* es 0,07; el del modelo polinómico es 0,15. Los R_{adj}^2 de los modelos entre *CTI* y *HA* fueron menores (-0,04 y -0,06 respectivamente).

Cuadro 12. Estadísticos de significancia de las relaciones entre *CTI* (variable independiente) y *PwSh* y *HA* (variables dependientes).

Variable dependiente	Modelo	<i>CTI</i>				
		P-value			R_{adj}^2	P-value
		Int	<i>CTI</i>	<i>CTI</i> ²		
<i>PwSh</i>	Modelo lineal	0,000	0,094	-	0,07	0,094
	Modelo polinómico	0,018	0,060	0,079	0,15	0,053
	ANOVA	----- No aplica -----				0,079
<i>HA</i>	Modelo lineal	0,001	0,959	-	-0,04	0,959
	Modelo polinómico	0,194	0,479	0,480	-0,06	0,774
	ANOVA	----- No aplica -----				0,480

Si bien la literatura describe buenas relaciones entre la humedad y el *CTI* (Moore *et al.*, 1988b, y Burt y Butcher, 1986, citados por Moore *et al.*, 1991), en el caso particular del área de estudio se deben estudiar las razones de las dispersiones de la humedad a valores de *CTI* intermedios; es claro que el valor *outlyer* de *CTI* no es una anomalía, dada la estructura de cálculo empleado para su obtención (ver histograma de la Figura 26). Sólo un punto de muestreo registró un alto valor del índice por sobre la media de los valores muestreados. En promedio, los *CTI* de las zonas muestreadas registran valores de 6,9, con una desviación estándar de 2, mientras que el punto analizado posee un valor de 16,3, coincidente con lo que se puede interpretar como una zona de acumulación de sedimentos provenientes de sectores aportantes en términos de drenaje. Existen una gran variedad de zonas con valores intermedios que no han sido muestreadas. Esto se condice con el método de elección de puntos de muestreo, orientado a obtener una gran variabilidad espacial en distintas condiciones dadas por los *inputs* a la clasificación no supervisada. Muchos de los mayores valores de *CTI* son encontrados en sitios con índice *MrVBF* sustancialmente mayor a 0. La única unidad homogénea que tenía características de valle, y con ello un índice *MrVBF* alto, es la *UH_a* 4. En efecto, los puntos de esta *UH* presentan los más altos valores de *CTI*: 7,6, 8,5 y 16,3, todos por sobre la media.

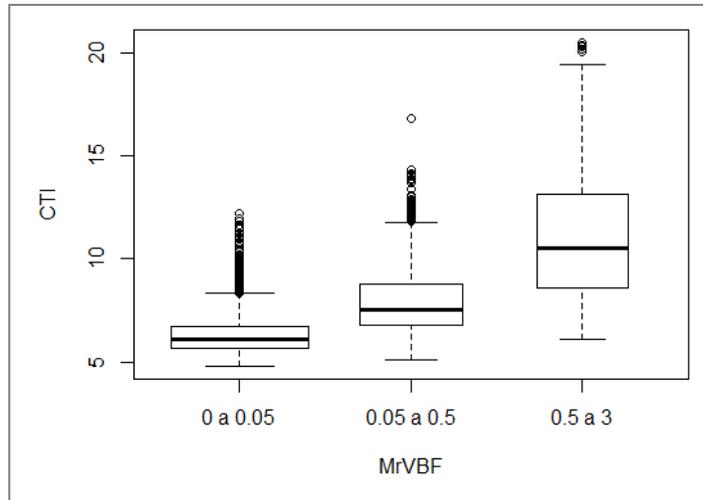


Figura 31. Agrupación de valores de *CTI* en distintos rangos del índice *MrVBF*.

IV.2.iii. Relaciones entre *TPI* y las variables de humedad de suelo

Las regresiones efectuadas entre los 8 distintos *TPI* y la *HA* arrojaron 16 modelos: 8 regresiones lineales y 8 polinómicas. Fueron evaluados los valor p de los coeficientes de los modelos. La única regresión que muestra una relación significativa entre *TPI* y *HA* es la regresión lineal que emplea el *TPI* de 5000 metros. El coeficiente de *TPI* posee un valor p de 0,025, y un 14% las variaciones en la *HA* pueden ser explicadas por el *TPI*. El detalle de los 16 modelos, con los 8 *TPI* respectivos, se encuentra en el Apéndice VI.

Las regresiones entre los 8 *TPI* y el *PwSh* arrojaron resultados similares. Sólo el modelo lineal entre el *TPI* a 5000 metros puede explicar en forma significativa las variaciones en el *PwSh* (en un 20%). El detalle de los 16 modelos relacionando *TPI* con *PwSh* se puede observar en el apéndice VIII.

Se observa que el *TPI* a 5000 metros presenta una relación con las variables de humedad del suelo, en tanto los R_{adj}^2 son significativos; En el caso de la relación con *PwSh* la pendiente parece entregar mejores resultados. Sin embargo, la pendiente no permite caracterizar la *HA*, a diferencia del *TPI* a 5000 metros, lo que le pudiera conferir al *TPI* un uso adicional como descriptor del *PwSh*.

IV.2.iv. Relaciones entre variables topográficas y componentes texturales de suelo

Se realizaron regresiones empleando como variables independientes a los índices *MrVBF*, *CTI* (ver Cuadro 13), y los 8 *TPI*, y como variables dependientes los porcentajes de arena, limo y arcilla. Con ello, se realizaron 30 modelaciones lineales con las respectivas regresiones polinómicas.

Cuadro 13. Estadísticos de significancia de los modelos Lineales y Polinómicos entre las variables independientes *CTI* y *MrVBF* y variables independientes porcentaje de Arena, Limo y Arcilla.

Variable dep	Modelo	<i>CTI</i>					<i>MrVBF</i>				
		P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value
		Int	<i>CTI</i>	<i>CTI</i> ²			Int	<i>MrVBF</i>	<i>MrVBF</i> ²		
Arena	Linear	2E-06	0,16	-	0,04	0,16	<2e-16	0,90	-	-0,04	0,90
	Polinómico	0,21	0,83	0,74	0,00	0,36	<2e-16	0,01	0,01	0,19	0,03
	ANOVA	----- No aplica -----			-----	0,74	----- No aplica -----			-----	0,01
Limo	Linear	0,01	0,73	-	-0,03	0,73	2E-15	0,01	-	0,20	0,01
	Polinómico	0,18	0,36	0,37	-0,04	0,63	7E-16	0,11	0,03	0,31	3E-03
	ANOVA	----- No aplica -----			-----	0,37	----- No aplica -----			-----	0,03
Arcilla	Linear	0,00	0,10	-	0,07	0,10	2E-13	0,02	-	0,17	0,02
	Polinómico	0,44	0,22	0,18	0,10	0,10	7E-14	0,01	0,04	0,27	0,01
	ANOVA	----- No aplica -----			-----	0,17	----- No aplica -----			-----	0,04

Respecto al índice *CTI*, se observa que ninguno de los coeficientes de regresión entrega un valor p menor a 0,05, salvo los interceptos de los modelos lineales. Además, el R_{adj}^2 para estos modelos es menor a 0,1; menos del 10% de la variabilidad de los componentes texturales del suelo puede ser explicado por *CTI*.

En cuanto al *MrVBF*, los modelos polinómicos entre este y los componentes texturales muestran modelos y coeficientes significativos (a excepción del coeficiente de x_1 , que presentando un valor p de 0,11 no explica significativamente a la variable limo). Las regresiones lineales también presentan en todos los casos los coeficientes a y b_1 como significativos. El Anova entre modelos mediante el F-test indica que los modelos polinómicos presentan diferencias significativas respecto a los lineales. Los R_{adj}^2 también mejoran significativamente en los modelos polinómicos. En estos casos se observa que el *MrVBF* explica un 19% de la variación del porcentaje de Arena, 31% de la del limo y un 27% de la variación del porcentaje de arcilla.

Por otra parte, los estadísticos entre los 8 distintos *TPI* con la Arena y la Arcilla permiten observar que ni las relaciones lineales ni polinómicas pueden describirlas (ver Apéndice IX). En cuanto al limo, sólo el *TPI* de radio de búsqueda a 5000 metros mostró coeficientes estadísticamente significativos, tanto en la modelación lineal como polinómica. Los R_{adj}^2 indican que, en el modelo lineal, *TPI* a 5000 metros explica un 22% de la variación del porcentaje de limo, mientras que el polinómico explica un 36% en la variación de la misma variable. Además, el ANOVA permite inferir que los modelos polinómicos son significativamente diferentes a los lineales.

El R_{adj}^2 del modelo polinómico con variable dependiente “Limo” y variable independiente *TPI* a 5000 metros implica una mejora respecto al modelo polinómico que emplea el *MrVBF* como variable independiente. Sin embargo, el *MrVBF* no sólo se ajusta bien ante el porcentaje de Limo, sino que también sucede la misma situación con los porcentajes de Arena y Arcilla. Aun cuando se observan buenos resultados, al observar los gráficos de la

Figura 32, en particular los de residuales versus valores ajustados y el gráfico Q-Q se pueden observar evidencias de no-normalidad en los datos; los residuales no se encuentran distribuidos en forma aleatoria y normal. El gráfico “*Scale-Location*” muestra la raíz cuadrada de los residuales estandarizados en función de los valores ajustados. Al igual que en el caso del primer gráfico, tampoco debiera notarse un patrón, sino que los valores deberían distribuirse aleatoriamente en forma normal. Finalmente, el gráfico de datos atípicos versus residuales muestra que no existen puntos que estén influenciando los análisis (Crawley, 2007). En consecuencia, los buenos resultados de las regresiones entre *MrVBF* y el porcentaje de Limo deben ser observados con cautela. La misma situación se observa entre el índice y los porcentajes de Arcilla y Arena.

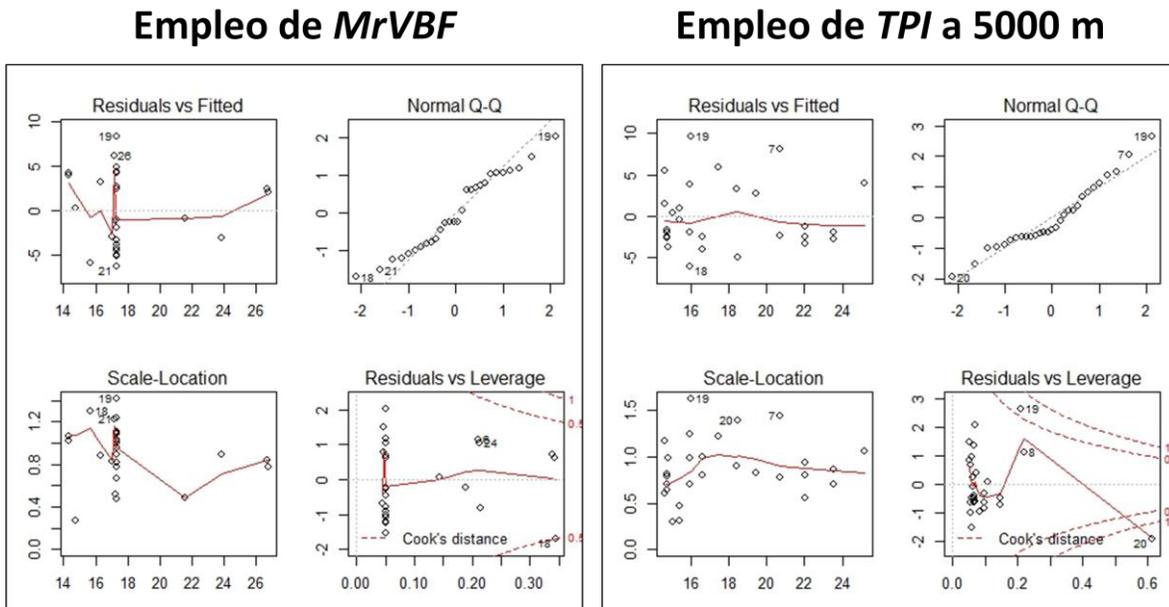


Figura 32. Gráficos de diagnóstico de la regresión entre *MrVBF* y Porcentaje de limo.

El *MrVBF*, debido a la estructura del algoritmo, genera una distribución alejada de la normalidad, por lo que requiere una transformación en los datos o bien, algún ajuste de regresión con un método diferente de obtención al presentado en la presente memoria (mínimos cuadrados). Si se puede cumplir esta condición, entonces las relaciones que fueran resultado de esta transformación o un modelo no paramétrico pudieran ser un insumo importante para la evaluación de la relación entre el índice y los porcentajes de los componentes texturales.

IV.3. Comportamiento de *HA* y *PwSh* en relación a la ET_d

Las gráficas entre las variables de Evapotranspiración diaria y *HA*, y de ET_d con el *PwSh* permiten observar regresiones entre las variables, realizadas con modelos lineales de tendencia polinómica de segundo grado (Figura 33). Se puede observar en ambos casos los valores de los coeficientes del intercepto, ET_d y ET_d^2 , así como el R_{adj}^2 . Al realizar las regresiones empleando todos los puntos, sin acotarlas a las geoformas, ambos modelos presentaron niveles bajos de ajuste: $R^2 = 0,15$ y $R^2 = 0,218$, para las relaciones de ET_d con

la HA y el $PwSh$ respectivamente. La capacidad de almacenamiento de agua presenta esta tendencia con la evapotranspiración hasta valores de ET_d cercanos a 3 mm día^{-1} , posterior a lo cual se presentan grandes variaciones en la capacidad de almacenamiento hídrico; Cuando se analizan las dispersiones en el rango de ET_d entre 3 y 4 mm día^{-1} , se observa que se presentan puntos con una alta dispersión respecto a la recta de ajuste.

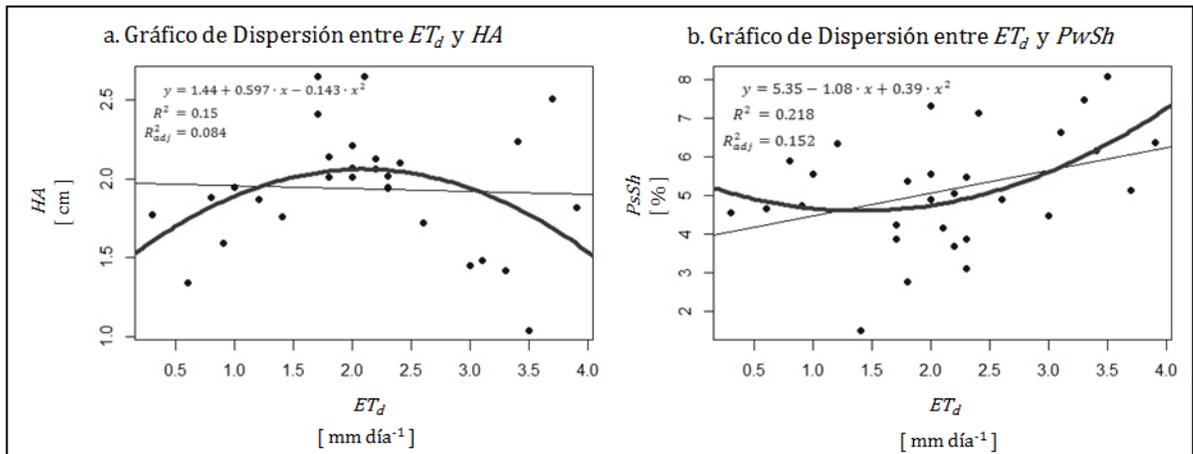


Figura 33. Gráfico de dispersión entre Evapotranspiración diaria (variable independiente) y (a) HA , o (b) $PwSh$ (ambas como variable dependiente). Modelos ajustados a los 29 puntos de muestreo.

Las variaciones en la HA registradas en estos lugares de alta evapotranspiración pueden ser atribuidas al comportamiento de las distintas capas de vegetación. La explicación de este fenómeno puede encontrarse en los tipos de formaciones vegetacionales que pueden observarse en zonas con alta evapotranspiración. El comportamiento evapotranspirativo normal se encuentra asociado a la actividad fisiológica; en época primaveral, posterior a las primeras lluvias, es esperable que no sólo la vegetación boscosa, con suelos evolucionados y alta capacidad de almacenamiento hídrico, esté efectuando evapotranspiración, sino que también se puede esperar que la cobertura herbácea se encuentre desarrollando el mismo proceso.

La imagen ASTER fue captada en una época del año posterior a los eventos de lluvia, en que la vegetación herbácea teóricamente se expresa vigorosamente. Las especies anuales efímeras de regiones áridas y semiáridas, como pequeñas hierbas y gramíneas cubren los terrenos en épocas primaverales. En un tiempo muy breve, posterior a las primeras lluvias, las plántulas se desarrollan vegetativamente aprovechando el agua disponible del suelo, fructificando y dispersando sus semillas en el momento en que, generalmente, el agua se ha agotado (Donoso, 1992). Ello conlleva que en sitios con baja capacidad de almacenamiento hídrico puede existir un comportamiento fenológico de alta evapotranspiración asociado a este tipo de vegetación, tal cual puede darse en las zonas con estructura vegetal arbustiva o boscosa.

Para observar el fenómeno contrastado en distintas zonas topográficas se registraron las correlaciones lineales y polinomiales obtenidas en cada clasificación, registrándose el n muestral por cada criterio topográfico. En función de lo anterior se ha dividido el siguiente

análisis en dos partes: filtros bajo el criterio de clasificación por la posición de la pendiente y por geoformas.

IV.4. Relaciones de HA y $PwSh$ en versus ET_d , acotadas a las Clasificaciones por Posición de la Pendiente (SP) y Geoformas (LF)

Las 29 mediciones de las variables HA , $PwSh$ y ET_d fueron distribuidas en cada una de las clasificaciones de los 16 mapas de geoformas generados: 8 para la Clasificación por la Posición de la Pendiente y 8 por la de *LandForms*. Luego de esto, se evaluó la normalidad de los puntos incluidos en cada una de las categorías de los 16 mapas. Debido a que el test de Shapiro-Wilk se realiza para $n \geq 7$, todas aquellas agrupaciones de los valores que no superaron este umbral no fueron evaluadas. Como resultado, se obtuvo que en todas las clasificaciones cuyo $n \geq 7$ no existe evidencia que permita rechazar la normalidad de las variables (Ver Apéndices VI y XI). El número de puntos empleados en cada uno de los análisis estadísticos, diferenciado por clasificación, se puede observar en el Cuadro 14 y el Cuadro 15, para los mapas de SP y *LandForm* respectivamente.

Cuadro 14. Conjuntos de datos, agrupados en cada clasificación de las grillas de SP , que cumplen los requerimientos estadísticos de Normalidad (*).

Categoría en la Clasificación SP	SP 1	SP 2	SP 3	SP 4	SP 5	SP 6	SP 7	SP 8
	n	n	n	n	n	n	n	n
1 Valley	3	1	0	0	1	0	0	8 *
2 Lower Slope	5	4	5	4	0	2	8 *	8 *
3 Flat Slope	2	3	4	4	4	3	1	0
4 Middle Slope	7 *	12 *	12 *	13 *	16 *	17 *	15 *	12 *
5 Upper Slope	7 *	4	3	4	6	5	4	1
6 Ridge	5	5	5	4	2	2	1	0
Total	29	29	29	29	29	29	29	29

Sobre estas grillas se generaron en total 48 modelos: 12 modelos lineales y 12 modelos polinómicos que describían la relación entre ET_d y HA , más otros 24 modelos que describían la relación entre ET_d y $PwSh$ en forma lineal y polinómica. Con ello, quedan sin describir un total de 20 situaciones, concentradas en las categorías 1, 2 y 5. Las categorías 3 y 6 en ningún caso presentaron un $n \geq 7$ por lo que no se pueden realizar análisis de regresiones sobre estas.

En general, en cuanto a las clasificaciones SP , la categoría con mejor representación en términos del número de datos es la “4. Pendiente media”. En la grilla SP 1, que emplea el TPI con menor radio de búsqueda en su construcción, se observa el menor número de puntos para esta categoría ($n = 7$). En el resto de las grillas de SP la categoría 4 presenta siempre $n \geq 12$. Varias de estas agrupaciones poseen puntos de muestreo coincidentes, los que son empleados en las regresiones entre las variables dependientes e independientes de interés en las secciones posteriores de los resultados de esta memoria. Ello implica que las regresiones analizadas para una misma categoría (en este caso, la categoría “4. Pendiente

media”) emplean un grupo de puntos en común, que caen varias veces dentro de esta categoría a distintas escalas de observación. Por ello, en caso de encontrar una relación significativa entre las variables analizadas en una de estas regresiones es esperable que las regresiones realizadas entre las mismas variables, empleando otra de las grillas *SP*, tengan estadísticos similares. De hecho, en la clasificación 4 de las grillas *SP 2* y *SP 3* se ocupan los mismos datos; en consecuencia, el análisis estadístico entrega los mismos resultados.

Cuadro 15. Conjuntos de datos, agrupados en cada clasificación de las grillas de *LF*, que cumplen los requerimientos estadísticos de Normalidad (*).

Categoría en la Clasificación <i>LF</i>	<i>LF 1</i>	<i>LF 2</i>	<i>LF 3</i>	<i>LF 4</i>	<i>LF 5</i>	<i>LF 6</i>	<i>LF 7</i>	<i>LF 8</i>
	<i>n</i>							
1. <i>Canyons, deeply incised streams</i>	10 *	8 *	9 *	9 *	7 *	10 *	11 *	11 *
2. <i>Midslope drainages, shallow valleys</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
3. <i>Upland drainages, headwaters</i>	2	5	3	3	5	2	2	1
4. <i>U-Shaped valleys</i>	1	0	0	0	0	0	0	0
5. <i>Plains</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
6. <i>Open slopes</i>	0	0	0	0	0	0	0	0
7. <i>Upper slopes, mesas</i>	0	1	0	0	0	0	0	0
8. <i>Local ridges /Hills in valleys</i>	2	4	12 *	2	8 *	11 *	1	10 *
9. <i>Midslope ridges, small hills in plains</i>	1	0	0	1	0	0	0	0
10. <i>Mt Tops, High ridges</i>	13 *	11 *	5	14 *	9 *	6	15 *	7 *
Total	29	29	29	29	29	29	29	29

Por otra parte, el número de puntos empleados en una categoría de *LF* varía bastante entre las distintas grillas (Cuadro 15). Sin embargo, de las 4 categorías discriminables en las grillas de *LF* existe una que no cumple con el *n* mínimo establecido para el estudio de las relaciones. La categoría “3. *Upland drainages, headwaters*” sólo presenta un máximo de 5 puntos, en la *LF 5* ($TPI_{min} = 10$; $TPI_{max} = 100$); en todo el resto de las categorías el $n \leq 3$. De este modo, sólo las categorías 1, 8 y 10 pueden ser analizadas.

De estas, la categoría 1 posee representación suficiente en las 8 grillas de *LF*. La categoría 10 (Cimas altas) es representada en 6 de las 8 grillas, no pudiendo cumplir con el *n* mínimo en la *LF 3* ($TPI_{min} = 10$; $TPI_{max} = 30$) y *LF 6* ($TPI_{min} = 15$; $TPI_{max} = 30$). Estas dos grillas son aquellas construidas con menor diferencia entre los radios de búsqueda entre TPI_{min} y TPI_{max} (en conjunto con la *LF 1*). Finalmente, la categoría 8 es representada adecuadamente en 4 de las 8 grillas: *LF 3*, 5, 6 y 8.

IV.4.i. Descripción de Relaciones entre ET_d y $PwSh$ empleando Clasificación SP

Los estadísticos descritos en detalle pueden ser observados en el Apéndice XII.

Se generaron 12 procedimientos de modelamiento estadístico. De todas las relaciones registradas, el único modelo que entregó un valor p menor a 0,05 fue el polinómico ajustado a los datos ($n = 7$) de la categoría “4. *Middle Slope*”, en la grilla de SP 1 (a partir de TPI a 100 metros), la que es producto del menor de los TPI empleados. Este modelo presentó un R_{adj}^2 de 0,826. Tanto el coeficiente de ET_d como el de ET_d^2 registran valor p menores a 0,05. Además, el ANOVA entre ambos modelos arrojó como resultado un valor p = 0,015, estableciéndose que el modelo polinómico presenta diferencias significativas con el modelo lineal, en términos de varianza. En la Figura 34 se puede observar el gráfico de dispersión y los modelos de regresión lineal y polinómico ajustado a los puntos de la categoría 4 en distintas grillas de SP.

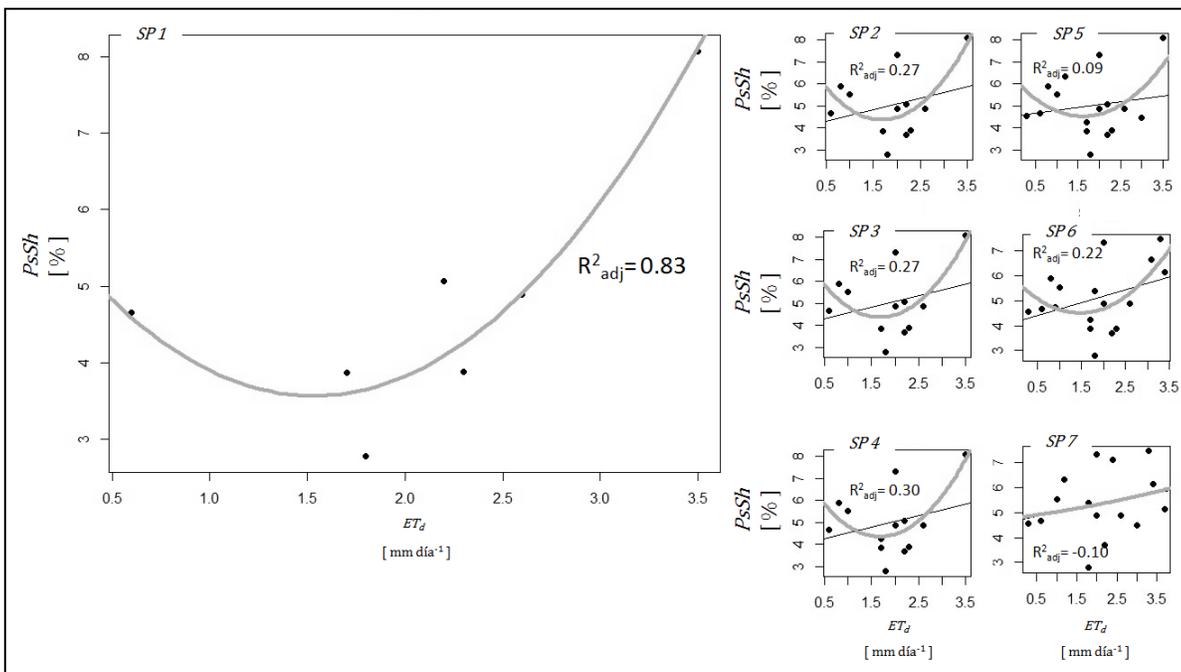


Figura 34. Modelos lineales y polinómicos ajustados a las mediciones de ET_d y $PwSh$ de la categoría “4. *Middle Slope*” en distintas grillas de SP.

IV.4.ii. Descripción de Relaciones entre ET_d y $PwSh$ empleando LF

Se generaron 18 procedimientos. Los estadísticos obtenidos en cada modelo pueden ser consultados en el Apéndice XIII. Todos los modelos ajustados a los respectivos sets de datos presentaron valor p > 0,05; en consecuencia, se rechaza su significancia. Los modelos representados gráficamente pueden ser consultados en el Apéndice XIV.

IV.4.iii. Discusión de resultados observados en las relaciones entre ET_d y $PwSh$.

En general se puede apreciar que los modelos empleados, tanto de carácter polinómico como lineal, no dan indicios de que exista una relación de este tipo entre ET_d del 23 de Septiembre de 2003 y $PwSh$. La sectorización por geoformas permitió separar los datos empleados en sets acotados, pero esto no representó una mejoría en las descripciones realizadas.

El porcentaje de agua del suelo cuantificado por mediciones en terreno y posteriores procedimientos de laboratorio puede haberse encontrado por bajo la máxima capacidad de almacenamiento hídrico del suelo. En consecuencia, es poco esperable que la evapotranspiración observada en la fecha de obtención de la imagen ASTER sea una buena aproximación a la cuantificación de humedad del suelo. Es probable que esta diferencia entre la situación captada por el sensor en la fecha de obtención de imagen ASTER y la fecha de realización de muestreo se deba al prolongado déficit hídrico que se ha observado en el área de estudio durante el año 2012; esto se condice con lo observado en la diferencia de precipitaciones en los años 2003 y 2012, observado en la Figura 3.

Si bien el valor p del modelo polinómico acotado a la clasificación 4 de la SP 1 indica que es altamente probable que la relación dada entre la ET_d y el $PwSh$ no sea producto del azar, es importante recordar que las clasificaciones en las primeras tres grillas (con TPI de 100, 150 y 200 metros) son extremadamente similares, tanto en términos de área como de representatividad. Por ello, cualquier fenómeno que se dé en una de las clasificaciones en cualquiera de estas grillas debiera ser similar en las grillas construidas en base a TPI ligeramente mayores. La relación descrita, si bien es estadísticamente significativa, al ser evaluada en escalas ligeramente menores la relación pierde significancia. En consecuencia, no se puede establecer como conclusión lógica que exista una relación entre las variables analizadas en esa geoforma (Pendiente media) a esa escala de observación (TPI a 100 metros de radio de búsqueda), debido a que el fenómeno no se visualiza en escalas de observación ligeramente más grandes, cuya configuración espacial es idéntica a la de la escala de observación analizada (Ver figura en el Apéndice IV).

IV.4.iv. Descripción de Relaciones entre ET_d y HA empleando Clasificación SP

Se generaron 12 procedimientos de modelamiento estadístico; al igual que en los casos anteriores, cada procedimiento involucró el ajuste de un modelo lineal y polinómico, así como un ANOVA entre ambos. Los estadísticos descritos en detalle pueden ser observados en el Cuadro 16.

Cuadro 16. Estadísticos de significancia de los modelos Lineales y Polinómicos entre ET_d y HA , en las categorías de los mapas de Clasificación por Posición de la Pendiente

Cat SP	Modelo	Clasificación SP con TPI a 100					Clasificación SP con TPI a 150					Clasificación SP con TPI a 200					Clasificación SP con TPI a 250														
		n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value						
			Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2								
1	Linear Polinómico ANOVA		n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7								
2	Linear Polinómico ANOVA		n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7								
4	Linear Polinómico ANOVA	7	0,010	0,562	-	-0,11	0,562	12	0,000	0,517	-	-0,05	0,517	Mismos estadísticos que con Clasificación SP de TPI a 150 metros			13	0,000	0,481	-	-0,04	0,482	-	0,021	0,000	0,000	0,78	0,000			
5	Linear Polinómico ANOVA	7	0,001	0,606	-	-0,13	0,606		n < 7				n < 7				n < 7				n < 7										
			No aplica				No aplica				No aplica				No aplica				No aplica				0,000								
			No aplica				0,541																								
Cat SP	Modelo	Clasificación SP con TPI a 500					Clasificación SP con TPI a 1000					Clasificación SP con TPI a 2500					Clasificación SP con TPI a 5000														
		n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value						
			Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2								
1	Linear Polinómico ANOVA		n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7								
2	Linear Polinómico ANOVA		n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7								
4	Linear Polinómico ANOVA	17	0,000	0,434	-	-0,02	0,434	17	0,000	0,805	-	-0,06	0,805	15	0,000	0,315	-	0,01	0,315	12	0,000	0,926	-	-0,10	0,926	-	0,020	0,923	0,934	-0,22	0,992
5	Linear Polinómico ANOVA		n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7				n < 7								
			No aplica				0,000				No aplica				0,019				No aplica				0,579								
			No aplica				0,000				No aplica				0,019				No aplica				0,934								

En todas las grillas de *SP* se pudo efectuar un modelo que describiera la categoría “4: *Middle Slope*”, debido a las características de distribución de los puntos en las clasificaciones descritas en el Cuadro 14. Sin embargo, los análisis estadísticos dieron ajustes significativos sólo en las grillas de 100, 150, 200, 250 y 500 metros. Además, en todos estos modelos los valores del coeficiente de ET_d y de ET_d^2 arrojaron un $p < 0,05$. El modelo de la categoría 4 en la grilla de 1000 metros presenta valores significativos en sus coeficientes, pero el R_{adj}^2 arroja un valor de 0,243, con un Valor $p > 0,05$, lo que permite establecer que el modelo no es significativamente mejor de un modelo generado al azar. Al evaluar el ANOVA entre los modelos Lineales y Polinómicos se observó que en todos los casos mencionados anteriormente el segundo se ajustó mejor que el primero. El resto de los modelos evaluados no presentan estadísticos significativos.

La Figura 35 permite verificar que las regresiones realizadas entre las variables en la categoría 4 de las distintas clasificaciones *SP* comparten varios de los puntos de muestreo. En particular, se observa que aquellos modelos polinómicos significativos tienden a tener muchos puntos en común. Las *SP* 6, 7 y 8 también comparten varios de estos puntos, pero se puede observar en estas que existen ubicaciones de alta evapotranspiración en los que se expresan contrastes en la capacidad de almacenamiento hídrico, similares al registrado en el diagrama de dispersión de la Figura 33. Los puntos con altos valores de ET_d y HA aumentan los residuales respecto al modelo, y con ello disminuyen su nivel de ajuste.

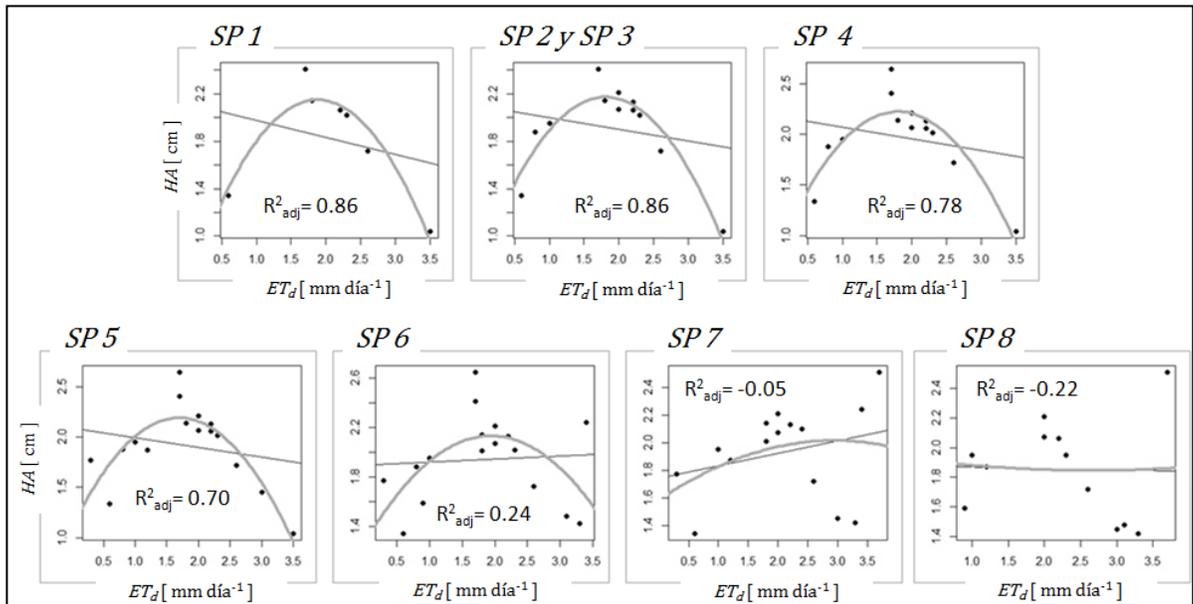


Figura 35. Modelos lineales y polinómicos ajustados a las mediciones de ET_d y HA de la categoría “4: *Middle Slope*” en distintas grillas de *SP*.

Los modelos visualizados en la parte superior de la Figura 35 poseen coeficientes similares entre ellos, lo que se condice con el uso de determinados puntos en varias de las clasificaciones. Esto permite inferir que los modelos descritos representan el fenómeno (relación HA y ET_d) de forma similar.

Cuadro 17. Coeficientes de los modelos polinómicos significativos ajustados a los datos de ET_d y HA , en la categoría 4 de las clasificaciones SP .

Grilla de SP	Coeficiente		
	Int	ET_d	ET_d^2
$SP 1$	0,551	1,702	-0,453
$SP 2$ y $SP 3$	0,776	1,543	-0,427
$SP 4$	0,737	1,652	-0,458
$SP 5$	1,103	1,286	-0,379
Promedio	0,792	1,546	-0,429
Desv. Est.	0,230	0,186	0,036

Las categorías 1 y 5 sólo pudieron ser caracterizadas en las grillas $SP 8$ y 1 , respectivamente, con TPI a 5000 y a 100 metros. En ambos casos, los valores p de los coeficientes mostraron que los datos de ET_d y ET_d^2 acotados a estas categorías no tienen relación con los datos de HA . La clasificación 2, por su parte, pudo ser descrita en las grillas $SP 7$ y 8 , con TPI a 2500 y 5000 metros, pero en ambos casos los valores p del modelo establecían que el modelo no era significativo. En consecuencia, los únicos modelos significativos entre las variables analizadas en esta sección son aquellos que emplean los puntos de la categoría 4, en las grillas $SP 1, 2, 3$ (equivalente a la 2), 4 y 5. Estos modelos se realizan todos acotados a la categoría de pendiente media, a una escala de observación “local”, pues los TPI empleados usan radios de búsqueda de 100, 150, 200, 250 y 500 metros, a diferencia de las $SP 6, 7$ y 8 , que emplean TPI de 1000, 2500 y 5000 metros (mayor escala de observación).

Es probable que exista una relación entre la ET_d del 23 de Septiembre de 2003 y la capacidad de almacenamiento hídrico en lo que se puede definir como “Pendiente media” (categoría 4 de la SP) observadas a pequeña escala de observación, a radios de observación menores o iguales a 500 metros. Esta aseveración debe apoyarse en nuevos estudios que permitan describir secciones de la curva con evapotranspiraciones en los primer y cuarto cuartiles de la distribución, a fin de corroborar los resultados o visualizar otro tipo de comportamientos en la relación, que no se ajusten a los modelos empleados.

IV.4.v. Descripción de Relaciones entre ET_d y HA empleando *LandForms*

Se generaron 18 procedimientos de modelamiento estadístico, quedando sin describir 6 situaciones por tener un n muestral menor a 7. Los estadísticos descritos en detalle pueden ser observados en el Cuadro 18.

Cuadro 18. Estadísticos de significancia de los modelos Lineales y Polinómicos entre ET_d y HA , en las categorías de los mapas de *Landforms*.

Clase LF	Modelo	Clasif. LF con TPI de 3 y 11 m					Clasif. LF con TPI de 3 y 30 m					Clasif. LF con TPI de 10 y 30 m					Clasif. LF con TPI de 10 y 50 m								
		n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value
			Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2		
1	Linear		0,000	0,425	-	-0,03	0,425		0,003	0,399	-	-0,03	0,399		0,001	0,524	-	-0,07	0,524		0,002	0,500	-	-0,07	0,500
	Polinómico	10	0,025	0,016	0,009	0,59	0,019	8	0,658	0,016	0,010	0,71	0,019	9	0,016	0,035	0,020	0,53	0,044	9	0,467	0,022	0,014	0,58	0,031
	ANOVA		----- No aplica			-----	0,009		----- No aplica			-----	0,010		----- No aplica			-----	0,020		----- No aplica			-----	0,014
8	Linear													0,000	0,252	-	0,04	0,252							
	Polinómico		n < 7						n < 7					12	0,038	0,223	0,314	0,05	0,315		n < 7				
	ANOVA		----- No aplica			-----	0,009		----- No aplica			-----	0,162		----- No aplica			-----	0,314		----- No aplica			-----	0,014
10	Linear		0,000	0,461	-	-0,04	0,461		0,000	0,774	-	-0,10	0,774								0,000	0,347	-	0,00	0,347
	Polinómico	13	0,008	0,087	0,098	0,14	0,184	11	0,018	0,156	0,162	0,05	0,340		n < 7					14	0,037	0,200	0,268	0,03	0,346
	ANOVA		----- No aplica			-----	0,098		----- No aplica			-----	0,162		----- No aplica			-----	0,314		----- No aplica			-----	0,268

Clase LF	Modelo	Clasif. LF con TPI de 10 y 100 m					Clasif. LF con TPI de 15 y 30 m					Clasif. LF con TPI de 15 y 100 m					Clasif. LF con TPI de 30 y 100 m								
		n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value
			Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2		
1	Linear		0,005	0,302	-	0,05	0,302		0,000	0,270	-	0,04	0,270		0,000	0,494	-	-0,05	0,494		0,000	0,114	-	0,17	0,114
	Polinómico	7	0,458	0,116	0,073	0,52	0,104	10	0,198	0,027	0,013	0,57	0,021	11	0,258	0,008	0,005	0,59	0,012	11	0,162	0,018	0,007	0,64	0,007
	ANOVA		----- No aplica			-----	0,073		----- No aplica			-----	0,013		----- No aplica			-----	0,005		----- No aplica			-----	0,007
8	Linear		0,000	0,441	-	-0,05	0,441		0,000	0,203	-	0,08	0,203								0,000	0,011	-	0,52	0,011
	Polinómico	8	0,122	0,695	0,603	-0,18	0,659	11	0,005	0,312	0,474	0,03	0,355		n < 7					10	0,001	0,192	0,582	0,48	0,043
	ANOVA		----- No aplica			-----	0,603		----- No aplica			-----	0,474		----- No aplica			-----	0,355		----- No aplica			-----	0,582
10	Linear		0,002	0,277	-	0,05	0,277								0,000	0,225	-	0,04	0,225		0,001	0,320	-	0,03	0,321
	Polinómico	9	0,099	0,337	0,463	-0,01	0,433		n < 7					15	0,000	0,261	0,396	0,03	0,339	8	0,041	0,615	0,735	-0,17	0,607
	ANOVA		----- No aplica			-----	0,463		----- No aplica			-----	0,433		----- No aplica			-----	0,396		----- No aplica			-----	0,735

La categoría “1. *Canyons, deeply incised streams*” cumple con el n-muestral mínimo para establecer las relaciones en todas las grillas analizadas. La categoría 3 no cumple esta condición en ninguna de las grillas. La categoría “8. *Local ridges /Hills in valleys*” no cumple con el mínimo número de mediciones en las grillas que emplean TPI_{min} de 3 celdas (*LF 1* y *LF 2*); tampoco lo cumple en las grillas *LF 4* y *LF 7*. Por otra parte, la categoría “10. *Mt. Tops, High ridges*” no cumple el n mínimo en dos casos: con $TPI_{min} = 10$ y $TPI_{max} = 30$, y con $TPI_{min} = 15$ y $TPI_{max} = 30$, representando las grillas *LF 3* y *LF 6*, respectivamente (ver Cuadro 15).

De todas las relaciones analizadas en las categorías 8 y 10, ninguna presentó un Valor p menor a 0,05, con la sola excepción de la categoría 8 (cimas en contexto de valle) en la grilla *LF 8*, con $TPI_{min} = 30$ y $TPI_{max} = 100$ (representando esta la grilla con clasificaciones a escalas más pequeñas). Al analizar el caso se observó que los valores p de los coeficientes del modelo polinómico dieron mayor a 0,05 tanto para el coeficiente de ET_d como de ET_d^2 , lo que establece que no existe relación entre la variable independiente ET_d y la *HA*. Sin embargo, en el modelo lineal del mismo caso, el coeficiente del ET_d registra un valor p de 0,011, indicando que la pendiente es significativa y que ET_d es un descriptor aceptable de *HA*. También el modelo lineal registra un menor valor p que el polinómico ($0,011 < 0,043$). Al realizar el ANOVA entre los modelos, el valor p dio 0,582, estableciendo que ambos modelos no presentan diferencias significativas en cuanto a su varianza.

Cuadro 19. Coeficientes de los modelos polinómicos significativos ajustados a los datos de ET_d y *HA*, en la categoría de geoforma 1: “*Canyons, Deeply incised streams*”.

Grilla de Geoforma	Coeficiente		
	Int	ET_d	ET_d^2
<i>LF 1</i>	1,08	1,38	-0,40
<i>LF 2</i>	0,28	2,12	-0,55
<i>LF 3</i>	1,30	1,16	-0,35
<i>LF 4</i>	0,47	1,88	-0,49
<i>LF 6</i>	0,81	1,57	-0,43
<i>LF 7</i>	0,59	1,75	-0,46
<i>LF 8</i>	0,82	1,54	-0,42
Promedio	0,76	1,63	-0,44
Desv Est	0,32	0,32	0,06

En cuanto a la categoría 1, los valores p de los modelos polinómicos en todos los casos dio menor a 0,05, a excepción de la grilla de Geoformas *LF 5*, cuyos TPI se hicieron con 10 y 100 píxeles de distancia; en este caso, el modelo polinómico registró un valor p de 0,104. Salvo el caso mencionado, todos los modelos polinómicos presentaron coeficientes de ET_d y ET_d^2 menores a 0,05, y sus R_{adj}^2 variaron entre 0,53 (en la grilla *LF 3*) y 0,71 (grilla *LF 2*). Además, en todos los casos se estableció que los modelos polinómicos presentaban diferencias significativas con los modelos lineales correspondientes, en términos de varianza (salvo la grilla *LF 5* mencionada anteriormente). Un examen preliminar a los coeficientes de

las regresiones realizadas en la categoría 1 de las distintas grillas permite observar que la desviación estándar del coeficiente cuadrático de la ecuación polinómica posee una desviación estándar de 0,06. Además, la desviación estándar de los coeficientes del intercepto y de ET_d son del orden de 0,3. Los coeficientes de todas las ecuaciones son muy similares (ver Cuadro 19).

La revisión de la Figura 36 permite observar que varias de las mediciones aparecen en más de un modelo. Existen varios puntos que de hecho se encuentran en todas las regresiones observadas, pero cabe llamar la atención al punto de mayor ET_d (alcanzando $3,5 \text{ mm día}^{-1}$) y los puntos de mayor capacidad de almacenamiento hídrico (por sobre $2,5 \text{ cm}$), que poseen una ET_d del orden de los 2 mm día^{-1} . Estos puntos son relevantes en su posición dentro del diagrama de dispersión. El punto de mayor evapotranspiración aparece en general como un caso aislado, remarcando la tendencia de que los valores altos de ET_d poseen una baja capacidad de almacenamiento hídrico en esta geoforma, a distintas escalas de observación. Así mismo, los valores de mayor HA se encuentran en valores medios de ET_d , lo que genera el ajuste polinómico característico al efectuar la regresión por medio del procedimiento de mínimos cuadrados.

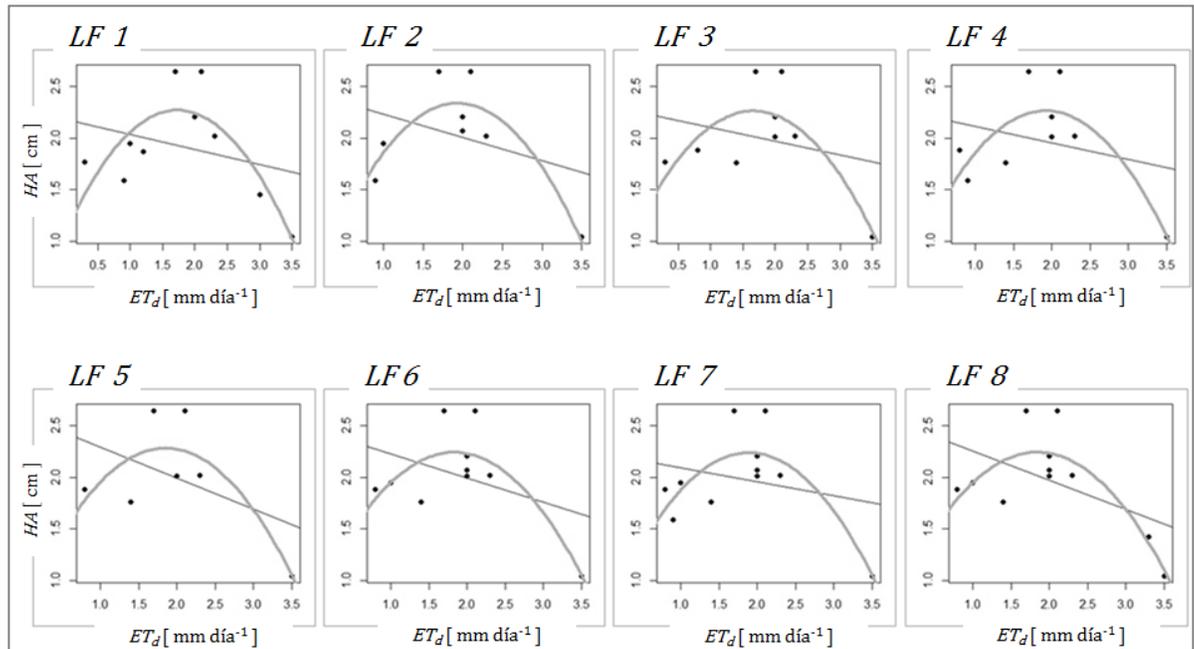


Figura 36. Modelos lineales y polinómicos ajustados a las mediciones de ET_d y HA de la categoría “1. *Canyons, Deeply incised streams*” en distintas grillas de LF .

Se debe señalar que un mayor número de muestras permitiría describir esta relación de manera más acabada. Las mediciones debiesen realizarse idealmente en los puntos de mayor evapotranspiración, a fin de describir mejor esta sección de la curva. En general, los valores de ET_d se concentran por debajo de los $2,5 \text{ mm día}^{-1}$.

El hecho de que los coeficientes sean tan similares y que los puntos empleados en varias de las regresiones sean los mismos permite plantear que la relación, en efecto, es una sola. Al efectuar la relación en grillas de geoformas con distintos TPI da a lugar a un modelo similar.

Además, un análisis rápido a los datos permite corroborar que el Punto de Muestreo 27, descrito anteriormente como un *outlyer*, no cae dentro de ninguna de estas clasificaciones.

IV.4.vi. Discusión de resultados observados en las relaciones entre ET_d y HA

En general se puede apreciar que los modelos empleados, tanto de carácter polinómico como lineal, dan indicios de que existe una relación de este tipo entre ET_d y HA . Esta relación se ve mejorada al emplear sectorización por geofomas tanto por la aproximación de la clasificación por Posición de la Pendiente como por Geofomas propiamente tal. El separar los datos empleados en sets acotados a una de las categorías SP y una categoría LF permite describir relaciones con altos valores de R_{adj}^2 . Estas sectorizaciones son, respectivamente, las categorías de “Pendiente media” y “Cañones y Cauces pronunciados”.

En las categorías que pudieron ser apropiadamente descritas en todo el espectro de escalas analizado se observaron, en general, buenos ajustes de los modelos a los datos. Cabe destacar que la aseveración anterior debe ser interpretada con cautela, pues los modelos a menor escala de la categoría 4 en la clasificación SP tienden a registrar puntos con un comportamiento distinto al modelado a escalas mayores, con altos valores tanto de ET_d como de HA , lo que hace que los primeros modelos mencionados no posean un buen ajuste a la curva. Esta situación, además, podría plantear que existen puntos con las mismas características en las clasificaciones de menor escala, que no fueron muestreados, y que podrían potencialmente significar una dispersión respecto a las curvas registradas de la Figura 35.

Añadido a lo anterior, cabe destacar el hecho de que los buenos ajustes obtenidos en la relación de las variables en el marco de la categoría “Cañones y Cauces pronunciados” de la clasificación por geofomas carece de una buena descripción de HA cuando los valores de ET_d aumentan por sobre los 2,5 mm día⁻¹.

Finalmente, es necesario declarar que la densidad aparente, insumo necesario para el cálculo de la humedad aprovechable, fue calculada empleando el volumen del barreno como volumen conocido, sin emplear los procedimientos establecidos por la NCh. 1116 Of. 77, que requieren de una medida metálica, impermeable y provista de dos asas reforzadas en sus bordes, de forma interior de un cilindro recto abierto por una de sus caras planas y rectificadas interiormente. La situación descrita se dio debido a limitantes en la capacidad operativa de muestreo en la zona de estudio; se requería obtener muchas muestras en poco tiempo, en una zona extensa y con áreas de difícil acceso. Entonces, el segundo fenómeno puede estar dado por errores en las mediciones de la densidad aparente, los que podrían afectar las mediciones de la Humedad Aprovechable. Aun considerando lo anterior, es importante recalcar que el presente estudio se plantea como un análisis exploratorio, con énfasis a los cambios en distintos contextos espaciales y topográficos, por lo que, si bien las mediciones no se adecuan al estándar, todas conllevan un error asociado similar. Las mediciones de la capacidad de almacenamiento hídrico realizadas en este estudio no son comparables con aquellas realizadas siguiendo la norma establecida, pero sí son comparables entre ellas al ser realizadas todas empleando la misma metodología.

IV.5. Discusión de las relaciones observadas

Los distintos procedimientos empleados para acotar las relaciones, en una gran variedad de escalas, han mejorado significativamente las relaciones entre la variable independiente y las dependientes. Sin embargo, estos procedimientos no han sido realizados para ajustar relaciones con otras variables independientes, que mostraron buenos resultados en los modelos ajustados: En particular, la pendiente y el $PwSh$ parecen tener buenas relaciones, a diferencia de lo observado entre la ET_d de la fecha de la imagen ASTER. Por otra parte, la derivada secundaria CTI , que también emplea pendiente, no ha mostrado ajustes significativos, en cuanto a sus coeficientes. El CTI posee un valor p de 0,053 en la evaluación del modelo polinómico, lo que se ubica muy cercano al límite del intervalo de confianza de 95% evaluado en esta memoria. Un muestreo más exhaustivo podría captar valores de CTI y porcentaje de humedad que se ajusten mejor a este intervalo. Sin embargo, el R_{adj}^2 del modelo que emplea CTI es menor al que emplea pendiente, lo que a priori desincentiva continuar explorando esta relación. Los esfuerzos debieran ser dirigidos a aquellas variables con mayor R_{adj}^2 . El TPI a 5000 metros (LF 8) presenta un mejor nivel de ajuste (explica 20% de la variabilidad en $PwSh$), mejorando el nivel de ajuste respecto a CTI , pero siendo inferior aun a la Pendiente. Es importante destacar, además, que los $PwSh$ fueron obtenidos en un periodo de tiempo extenso, por lo que las variaciones horarias y diarias pueden conducir a errores en la lectura de estas relaciones.

En cuanto a las texturas, las relaciones significativas del índice $MrVBF$ con los porcentajes de Arena, Limo y Arcilla permiten inferir que el índice describe bien los procesos de deposición de materiales que dan lugar a la composición textural de los suelos. No tiene sentido acotar esta relación a distintas zonas topográficas, debido a que el mismo índice cumple esta función.

El empleo de la Evapotranspiración como variable independiente no arroja buenos resultados en el ajuste con el $PwSh$, lo que tiene relación con lo mencionado con el primer párrafo de esta sección. Sin embargo, sí posee relación con la capacidad de almacenamiento hídrico, lo que apoya el supuesto de que la humedad del suelo en la fecha de la estimación de ET_d estaba cercana al máximo. Esta relación mejora significativamente al ser ajustada a las categorías de pendiente media a grandes escalas de observación, obtenidas mediante la clasificación SP ; este estudio puede ser definitivamente complementado con mas observaciones en terreno en las otras clasificaciones que no alcanzaron el n -muestral requerido para su descripción, a fin de entender la dinámica de la relación entre ET_d y HA en otras unidades del paisaje topográfico.

Es importante señalar que, aun cuando la función de regresión no ayuda a explicar la anatomía funcional de un sistema natural, puede ser útil en su habilidad de predecir HA en función de ET_d . Las ecuaciones pueden ser empleadas para obtener ventaja en predecir la magnitud de una variable en función de otra. Sin embargo, se debe tener cautela en predecir HA para un valor de ET_d fuera del rango empleado para obtener la ecuación de regresión (Zar, 2010).

CONCLUSIONES

La evapotranspiración diaria es un factor de interés en el estudio de las interacciones entre el suelo, planta y atmósfera. Su estimación mediante herramientas remotas, como imágenes satelitales, permite realizar investigaciones a nivel de paisajes que de otro modo resultarían muy laboriosas. Para el caso particular del presente estudio, su obtención conllevó diversos análisis relativos a la estimación de parámetros físicos que no se conocían para el lugar y la fecha de adquisición de la imagen satelital. Sin embargo, debido a que el enfoque de estudio es la espacialización de la variable, más que su cuantificación exacta, los errores asociados no representan una preocupación mayor, y la metodología es empleada asumiendo esta incertidumbre, y con miras al análisis exploratorio entre la Evapotranspiración y las variables de suelo, en particular la Humedad aprovechable.

Se estimaron con éxito varios índices topográficos, derivados tanto de atributos primarios como secundarios, los que si bien no representan información física, como en el caso de la ET_d , sí permiten una lectura del paisaje a nivel de procesos físicos subyacentes, como en el caso de la detección de valles, pendientes, laderas pronunciadas o cimas de cumbres. A su vez, se efectuaron diversos procesos que permitieron la observación de unidades homogéneas de paisaje en función de su topografía. Sin embargo cabe destacar que el proceso de discretización del paisaje es un fenómeno dependiente tanto de la escala de observación como del observador mismo. Varios de los criterios utilizados corresponden a realidades de autores foráneos analizando paisajes totalmente diferentes a los estudiados en el transcurso de la presente memoria, y la misma traducción de conceptos para describir una geoforma ha resultado en un futuro desafío a nivel local, en términos de la ontología empleada para la descripción de nuestros espacios, dada la singular topografía no sólo de la cuenca de Las Cardas, sino de las variadas realidades del territorio semiárido nacional donde se puedan abordar los análisis de maneras similares a las aquí efectuadas.

Se caracterizaron las relaciones entre los índices topográficos y los porcentajes de los distintos componentes texturales del suelo, demostrando que el $MrVBF$ posee los ajustes más significativos, seguido de TPI a 5000 metros de radio. Los otros índices y variables primarias obtenidas del modelo digital de elevación ASTER G-DEM no presentan buenos ajustes. Las relaciones encontradas entre variables topográficas automatizadas y los componentes texturales del suelo permiten aproximarse a la caracterización de parámetros físicos del suelo relacionados con la humedad en forma remota. Continuar con la descripción de estas relaciones puede disminuir significativamente los costos asociados al muestreo y caracterización del suelo mediante procedimientos en terreno.

Además de lo anterior, se caracterizaron las relaciones empleando ET_d del 23 de Septiembre de 2003 como variable independiente y HA y $PwSh$ como variables dependientes, en distintas zonas topográficas. Los modelos de regresión evaluados empleando HA mejoraron significativamente en varias de estas zonas; el hecho de que estas relaciones sí difieren a nivel de las unidades topográficas analizadas permite inferir que la ET_d registrada posterior

a eventos pluviométricos sí posee relación con la capacidad de almacenamiento del suelo en zonas de pendientes medias en la cuenca de Las Cardas. Sin embargo es importante recalcar que los resultados obtenidos sólo dan cuenta de la relación entre la ET_d captada en el momento de adquisición de la imagen empleada, lo que plantea preguntas sobre el comportamiento de estas relaciones empleando ET_d en distintos momentos de desarrollo fenológico de la vegetación. Futuros estudios con diseños de muestreo realizados en función de las unidades topográficas y temporales pueden permitir caracterizar las otras zonas para obtener y evaluar nuevas relaciones, así como complementar los análisis realizados en los sitios en que se observaron buenos resultados.

El estudio realizado tiene carácter exploratorio, por lo que las relaciones siempre fueron evaluadas empleando sólo una variable independiente. Existe un amplio nicho de investigación para evaluar la respuesta de las características físicas del suelo ante distintas variables, a fin de evaluar las más significativas para la búsqueda de mecanismos y modelos predictivos de suelo, ya sea por medios empíricos o físicos.

BIBLIOGRAFÍA

- Akbarzadeh Baghban; A, S. Younespour; S. Jambarsang; M. Yousefi; F. Zayeri and F. Azizi Jalilian. 2013. How to test normality distribution for a variable: a real example and a simulation study. *Journal of Paramedical Sciences*. 4 (1): 73:77.
- Allen, R.; L. Pereira; D. Raes and M. Smith. 1988. Chapter 8: E_t Under soil water stress conditions. *Crop evapotranspiration – Guidelines for computing crop water requirements*. Food and Alimentary Organization, FAO. Recuperado de: <<http://www.fao.org/docrep/X0490E/x0490e0e.htm>> Consultado el: 27 de Abril de 2012.
- Anderson, K. and H. Croft. 2009. Remote sensing of soil surface properties. *Progress in Physical Geography* 33 (4): 457-473.
- ASTER, 2013. ASTER Instrument Characteristics. Recuperado de: <<http://asterweb.jpl.nasa.gov/characteristics.asp>>. Consultado el: 10 de Julio de 2012.
- Bastiaanssen, W.; M. Menenti; R. Feddes and A. Holtslag. 1998. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL). 1. Formulation. *Journal of Hydrology* 212-213: 198-212.
- Boyucos, G. D. 1936. Directions for Making Mechanical Analysis of Soils by the Hydrometer Method. *Soil Sci.* 42(3).
- Brutsaert, W. 1975. On a derivable formula for long-wave radiation from clear skies. *Water Resources Research* 11 (5): 742-744.
- Bryant, R.; D. Thoma; S. Moran; C. Holifield; D. Goodrich; T. Keefer. et al. 2003. Evaluation of hyperspectral, infrared temperature and radar measurements for monitoring surface soil moisture. (pp. 528-533). In: *Procedures 1st Interagency Conferency on Research in the Watersheds*. (27 a 30 de Octubre de 2003, Benson, AZ). Benson, AZ.
- Cayuela, L. 2010. Modelos lineales: Regresión, ANOVA y ANCOVA. Centro Andaluz de Medio Ambiente, Universidad de Granada, España. 20p.
- Carlson, T. 2007. An overview of the "Triangle Method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery. *Sensors* 7: 1612-1629.
- Cepeda-Pizarro, J. 1993. Litter decomposition in deserts: an overview with an example from coastal arid Chile. *Revista Chilena de Historia Natural* 66: 323-336.
- Cisneros, R. 2003. Apuntes de la materia de riego y drenaje. Centro de Investigación y estudios de posgrado y Área agrogeodésica. Facultad de Ingeniería. Universidad Autónoma de San Luis Potosí, 164p.

Clothier, B. E.; K. L. Clawson; P. J. Pinter Jr.; M. S. Moran; R. J. Reginato and R. D. Jackson. 1986. Estimation of soil heat flux from net radiation during the growth of alfalfa. *Agricultural and Forest Meteorology* 37 (4): 319-329.

Cracknell, A.P., 2001, The exciting and totally unanticipated success of the AVHRR in applications for which it was never intended. *Advances in Space Research* 28: 233–240.

Crawley, M. 2007. *The R Book*. John Wiley & Sons Ltd, The Atrium, Southern Gate, Chichester. 949 pp.

Crow, W.; W. Kustas and J. Prueger. 2008. Monitoring root-zone soil moisture through the assimilation of a thermal remote sensing-based soil moisture proxy into a water balance model. *Remote Sensing of Environment* 112: 1268-1281

Dane, J. H. y G. C. Topp. 2002. *Methods of soil analysis: Physical Methods*. Soil Science Society of America, Madison, Wisconsin, EEUU. 1692 p.

de Wit, C. T.; J. Goudriaan and H. H. van Laar. 1978. Simulation of assimilation, respiration and transpiration of crops. 148p

Donoso, C. 1992. *Ecología forestal: El bosque y su medio ambiente*. Editorial Universitaria. 3era Ed. 368 pp.

Easton, Z.; A. M. Petrovic; D.J. Lisk and I.M. Larsson-Kovach. 2005. Hillslope position effect on nutrient and pesticide runoff from turfgrass. *International Turf Science Research Journal* 10: 121-129.

Famiglietti, J.; J. Devereaux; C. Laymon; T. Tsegaye; P. Houser; T. Jackson. et al. 1999. Ground-based investigation of soil moisture variability within remote sensing footprints during the Southern Great Plains 1997 (SGP97) Hydrology Experiment. *Water Resources Research* 35 (6): 1839-1851.

Fernández J., 2010. El recurso Suelo-agua en medios áridos y semiáridos. (pp. 143-149). En: Gonzalez J. C4 y CAM. Características generales y uso en programas de desarrollo de tierras áridas y semiáridas. Homenaje del doctor Julio López Gorgé. Consejo Superior de Investigaciones Científicas. Madrid, España. 200 pp.

Fernández-Pozo L.; T. Buyolo y J. Cabezas. 2006. Efectos del pastoreo en clima mediterráneo árido sobre propiedades físicas del suelo. *Edafología* 13 (3): 161-169.

French, F.; T. Schmugge; J. Ritchie; A. Hsu; F. Jacob and K. Ogawa. 2008. Detecting land cover change at the jornada experimental range, New Mexico with ASTER emissivities. *Remote Sensing of Environment* 112: 1730-1748.

Gallant, J. and T. Dowling. 2003. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research* 39 (4): 1-14.

Galleguillos, M.; F. Jacob; L. Prévot; A. French and P. Lagacherie. 2011. Comparison of two temperature differencing methods to estimate daily evapotranspiration over a

Mediterranean vineyard watershed from ASTER data. *Remote Sensing of Environment* 115: 1326-1340.

Garrido, R., y F. Martínez. 1989. Cálculo de la temperatura instantánea del aire a partir de la máxima y mínima diaria y el análisis de Fourier. *Aplicaciones en la cuenca del Segura. Paralelo 37* (13): 113-125.

Grubbs, F. 1969. Procedures for Detecting Outlying Observations in Samples. *Technometrics* 11(1): 1-21.

Grunwald S. 2009. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modeling approaches. *Geoderma* 152: 195-207.

Huete, A. R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment* 25 (3): 295-309.

IREN (Instituto Nacional de Investigación en Recursos Naturales). 1977. Estudio de comunidades agrícolas de la IV Región. Volumen 3: Caracterización climática. Santiago, Chile. 35p.

Jacob, F.; F. Petitcolin; T. Schmugge; É. Vermote; A. French and K. Ogawa. 2004. Comparison of land surface emissivity and radiometric temperature derived from MODIS and ASTER sensors. *Remote Sensing of Environment* 90: 137-152.

Jenness, J. 2006. Topographic Position Index (tpi_jen.avx) extension for ArcView 3.x, v. 1.3a. Jenness Enterprises. Disponible en: <http://www.jennessent.com/arcview/tpi.htm>.

Jenny, H. 1941. Factors of soil formation. A system of quantitative pedology. McGraw Hill, New York, EEUU. 281 p.

Kalma, J.; T. McVicar and M. McCabe. 2008. Estimating land surface evaporation: A review of methods using remotely sensed surface temperature data. *Surveys in Geophysics* 29: 421-469.

Liang, S. 2000. Narrowband to broadband conversions of land surface albedo: I. Algorithms. *Remote Sensing of Environment* 76: 213-238.

Lozano-García, D.; R. Fernández and C. Johannsen. 1991. Assessment of regional biomass-soil relationships using vegetation index. *Transactions on Geosciences and Remote Sensing* 29 (2): 331-339.

MacMillan, R. A.; R. Keith and D. McNabb. 2004. Defining a hierarchy of spatial entities for environmental analysis and modeling using digital elevation models (DEMs). *Computer, Environment and Urban Systems* 28: 175-200.

Mallick, K.; B. Bhattacharya and N. Patel. 2009. Estimating volumetric surface moisture content for cropped soils using a soil wetness index based on surface temperature and NDVI. *Agricultural and Forest Meteorology* 149: 1327-1342.

- Mark, D. M. 1988. Network models in geomorphology. (pp. 73-96). In: Anderson M. G. *Modeling Geomorphological Systems*. Chichester.
- Mark, D. M. 2009. From Land Forms to Landforms: Bridging the Quantitative-Qualitative Gap in a Multilingual Context. (pp. 13-16). In: *Proceedings of Geomorphometry* (2 de Septiembre de 2009, Zurich, Switzerland). University of Zurich.
- Mascayano, C. 2001. Establecimiento de un índice de actividad biológica global del suelo en ecosistemas áridos de la IV región. Memoria Ingeniero Agrónomo. Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Agronómicas. Santiago, Chile. 61p.
- McBratney, A. B.; M. L. Mendonça and B. Minasny. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma* 117: 3-52.
- Moore, I. D.; R. Grayson and A. Ladson. 1991. Digital terrain modelling: A review of hydrological, geomorphological and biological applications. *Hydrological Processes* 5: 3-30.
- Moran, M. S.; C. Peters-Lidard; J. Watts and S. McElroy. 2004. Estimating soil moisture at the watershed scale with satellite-based radar and land surface models. *Canadian Journal of Remote Sensing* 30 (5): 805-826.
- Mulder, V.; S. deBruin; M. Schaepman and T. Mayr. 2011. The use of remote sensing in soil and terrain mapping - A review. *Geoderma* 162: 1-19.
- NIST/ SEMATECH. 2012. 7.2.1.3 Anderson-Darling and Shapiro-Wilk tests. Recuperado de: < <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/prc/section2/prc213.htm>> Consultado el: 22 de Diciembre de 2012.
- Ogawa, K.; T. Schugge and F. Jacob. 2003. Estimation of land surface window (8-12 μm) emissivity from multi-spectral thermal infrared remote sensing – A case study in a part of Sahara Desert. *Geophysical Research Letters* 30 (2): 39-1-39-4.
- Pearson, A. V. and H.O. Hartley. 1972. *Biometrika Tables for Statisticians*, Vol 2, Cambridge, England, Cambridge University Press. 385p.
- Perez, J. 1996. Elaboración de un modelo para la determinación de la capacidad de sustentación de terrenos de pastoreo de la Región árida chilena. Memoria Ingeniero Agrónomo. Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Agrarias y Forestales. Santiago, Chile. 122p.
- Piña, L. 2008. Efecto del microrelieve y la influencia de *Acacia caven* (Mol.) Mol. en el crecimiento y desarrollo de la pradera anual de clima mediterráneo. Memoria Ingeniero Agrónomo. Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Agronómicas. Santiago, Chile. 37p.
- Ramos, E. and D. Zuñiga. 2008. Efecto de la Humedad, Temperatura y pH del suelo en la actividad microbiana a nivel de laboratorio. *Ecología Aplicada*. 7 (1-2): 123-130.

- Razali, N. M. 2011. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests. *Journal of Statistical Modeling and Analytics* 2 (1): 21-33.
- Rodriguez-Iturbe, I.; P. D'Odorico; A. Porporato and L. Ridolfi. 1999. On the spatial and temporal links between vegetation, climate and soil moisture. *Water Resources Research* 35 (12): 5709-3722.
- Rodriguez-Iturbe, I. 2000. Eco-hydrology: a hydrologic perspective of climate-soil-vegetation dynamics. *Water Resources Research* 36 (1): 3-9.
- Roerink, G.; Z. Su and M. Menenti. 2000. S-SEBI: A simple remote sensing algorithm to estimate the surface energy balance. *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere* 25 (2): 147-157.
- Rojo, H. 1989. Efecto del sistema y de la época de pastoreo sobre la disponibilidad de forraje de incienso (*Flourensia thurifera* (Mol.) DC.). Memoria Ingeniero Agrónomo. Universidad de Chile, Facultad de Ciencias Agrarias y Forestales. Santiago, Chile. 108p.
- Running, S.; P. Thornton; R. Nemani and J. Glassy. 2000. Chapter 3: Global terrestrial gross and net primary productivity from the Earth Observing System. (pp. 44-57). In: Sala, O. E., R. B. Jackson, H.A. Mooney and R.W., Howarth (Eds). *Methods in Ecosystem Science* (Springer Verlag, New York). 421p.
- Sabol, D.; A. Gillespie; E. Abbott and G. Yamada. 2009. Field validation of the ASTER Temperature-Emissivity separation algorithm. *Remote Sensing of Environment* 113: 2328-2344.
- Sanchez-Lorenzo, A.; J. Sigo; J. Calbo; J. Martin-Vide; M. Brunet; E. Aguilar. et al.. 2008. Efectos de la nubosidad e insolación en las temperaturas recientes de España. En: *Cambio Climático Regional y sus Impactos*, Publicaciones de la Asociación Española de Climatología, Serie A, nº 6, 273-283. Sigo, J.; Brunet, M. and Aguilar, E. (Eds).
- Scull, P.; J. Franklin; O. A. Chadwick and D. McArthur. 2003. Predictive soil mapping: A review. *Progress in Physical Geography* 27 (2): 171-197.
- Shapiro, S. S. and M.B. Wilk. 1965. An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika* 52 (3,4): 591-611
- Shaxson, F. and R. Barber. 2005. Optimización de la humedad del suelo para la producción vegetal. *Boletín de suelos de la FAO* 79. ISSN 1020-0657. 114p..
- Small, E. and S. Kurc. 2001. The influence of soil moisture on the surface energy balance in semiarid environments. *New Mexico Water Resources Research Institute*. 30p.
- Sobrino, J.; M. Gómez; J. Jiménez.-Muñoz and A. Olioso. 2007. Application of a simple algorithm to estimate daily evapotranspiration from NOAA-AVHRR images for the Iberian Peninsula. *Remote Sensing of Environment* 110 (2): 139-148.
- Sobrino, J. A.; B. Franch; C. Mattar; J. C. Jiménez.-Muñoz and C. Corbari. 2012. A method to estimate soil moisture from Airbone Hyperspectral Scanner (AHS) and ASTER data:

Application to SEN2FLEZ and SEN3EXP campaigns. *Remote Sensing of Environment* 117: 415-428.

Soil Conservation Service, Engineering Division. 1964. *Irrigation: Soil-Plant-Water Relationships*. All U.S. Government Documents (Utah Regional Depository). 64p.

Soil Survey Division Staff. 1993. chapter 3. Soil Conservation Service. En su: *Soil survey manual, volume Handbook 18*,. U.S. Department of Agriculture,. Recuperado de: <<http://soils.usda.gov/technical/manual/contents/chapter3.html>> Consultado el: 24 de Mayo de 2012.

Straumann, S. 2009. Experiences in Developing Landform Ontology. (pp. 17-21). In: *Proceedings of Geomorphometry (2 de Septiembre de 2009, Zurich, Switzerland)*.. University of Zurich.

Stuart, F., P. Matson and H. Mooney. 2002. *Principles of Terrestrial Ecosystem Ecology*. New York. 398p.

Tarboton, D. G. 1997. A new method for the determination of flow directions and upslope areas in grid digital elevation models. *Water Resources Research* 33 (2): 309-319.

Taylor, J.; F. Jacob; M. Galleguillos; L. Prevor and P. Lagacherie. 2013. The utility of remotely-sensed vegetative and terrain covariates at different spatial resolutions in modelling soil and watertable depth (for digital soil mapping). *Geoderma* 193-194: 83-93.

Teng, J.; J. Vaze; N. K. Tuteja and J. C. Gallant. 2008. CLASS Spatial Analyst: A GIS-based tool for spatial and distributed hydrological modelling. *Transactions in GIS* 12 (2): 209-225.

Tromp-van, H. and J. McDonnell. 2006. On the interrelations between topography, soil depth, soil moisture, transpiration rates and species distribution at the hillslope scale. *Advances in Water Resources* 29: 293-310.

Universidad de Chile. 2012. Centro de estudios de zonas áridas (CEZA). Campo Experimental Las Cardas (CELC), Facultad de Ciencias Agronómicas. Recuperado de: <<http://www.agronomia.uchile.cl/centros/ceza/2.html>> Consultado el: 21 de marzo de 2012

Van-Wambeke, A. y W. Luzio. 1982. Determinación de los regímenes de humedad y temperatura para los suelos de Chile. *Agricultura Técnica*: 149-159.

Varnero, M. T. 1979. Dinámica de la mineralización de la materia orgánica en suelos del Norte Chico. (pp. 377-386). En: 2° Simposio Nacional de la Ciencia del Suelo. (17 al 20 de Octubre de 1978, Santiago). Universidad de Chile, Fac. de Cs. Agrarias y Forestales.

Verstraeten, W.; F. Veroustraete and J. Feyen. 2005. Estimating evapotranspiration of European forests from NOAA-imagery at satellite overpass time: Towards an operational processing chain for integrated optical and thermal sensor data products. *Remote Sensing of Environment* 96 (2): 256-276.

Verstraeten, W.; F. Veroustraete and J. Feyen. 2008. Assessment of Evapotranspiration and Soil Moisture Content Across Different Scales of Observation. *Sensors* 8: 70-117.

Wang, L. and J. Qu. 2009. Satellite remote sensing applications for surface soil moisture monitoring: A review. *Frontiers of Earth Science in China* 3 (2): 237-247.

Weiss, A. 2001. Topographic position and landform analysis. Poster Presentation. ESRI International User Conference, San Diego, CA.

Wilkerson, G. G.; J. W. Jones; K. J. boote; K. T. Ingram and J. W. Mishoe. 1983. Modeling soybean growth for crop management. *Transactions of the ASABE* 26 (1): 63-73.

Xu, L.; D. Baldocchi and J. Tang. 2004. How soil moisture, rain pulses and growth alter the reswponse of ecosystem respiration to temperature. *Global Biogeochemical Cycles* GB4002. 18 (4): 1-10.

Zar, J.H. 2010. Biostatistical analysis. 5ta ed. Prentice Hall, Inc. 1974. 944p.

ANEXOS

I. Características del Sensor áster

Características	VNIR	SWIR	TIR
Rango espectral	B1: 0,52 a 0,60 Nadir looking	B4: 1600 - 1700	B10: 8,125 – 8,475
	B2: 0,63 – 0,69 Nadir looking	B5: 2,145 – 2,185	B11: 8,475 – 8,825
	B3: 0,76 – 0,86 Nadir looking	B6: 2,185 – 2,225	B12: 8,925 – 9,275
	B3: 0,76 – 0,86 Backward looking	B7: 2,235 – 2,285	B13: 10,25 – 10,95
		B8: 2,295 – 2,365	B14: 10,95 – 11,65
		B9: 2,360 – 2,430	
Resolución espacial	15 m	30 m	90 m
Data rate	62 Mbits / seg	23 Mbits / seg	4,2 Mbits / seg
Cross-track	+ - 24 °	+ - 8,55 °	+ - 8,55°
Pointing	+ -318 km	+ - 116 km	+ -116 km
Swath Width	60 km	60 km	60 km
Detector Type	Si	PtSi-Si	HgCdTe
Quantization	8 bits	8 bits	12 bits

II. Descripción del algoritmo *MrVBF* (Gallant y Dowling, 2003)

A cada generalización de escala, el tamaño de la celda del DEM aumenta en un factor de 3, y el umbral de la pendiente se reduce en un factor de 2.

Dos atributos de terreno son usados como componentes del algoritmo: Pendiente y Porcentaje de elevación. La pendiente se computa usando técnicas estándar de diferencias de altitud, calculándose como porcentaje (la mayoría de los software de SIG integran este algoritmo). Por otra parte, el percentil de elevación (PCTL) se computa utilizando un “*stand-alone program*”, en la que se genera un ranking de la elevación del punto en análisis respecto a las celdas circundantes en un radio especificado por el usuario. Es calculado como la proporción entre el número de puntos de elevación menor al punto computado y el total de puntos en el área radial. En consecuencia, valores bajos indican que el punto es bajo en el paisaje local.

En varios puntos en el algoritmo se requiere una transformación para mapear un valor de ingreso mayor a 0 dentro del rango [0, 1]. Para ello el algoritmo aplica la siguiente función.

$$N_{(x,t,p)} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x}{t}\right)^p} \quad \text{Ecuación 50}$$

Donde

- x : Variable a transformar.
- t : Umbral (*thereshold*).
- p : Parámetro de forma (*shape parameter*).

Fase de Escala más fina

Se calcula la pendiente S_1 , siendo posteriormente transformada a *flatness* F_1 [0, 1] mediante la Ecuación 50, con $p = 4$

$$F_1 = N(S_1, t_{s,1}, 4) \quad \text{Ecuación 51}$$

Donde

- $t_{s,1}$: Umbral (*thereshold*) para el primer paso.

De acuerdo a Gallant y Dowling, el algoritmo de *MrVBF* fue desarrollado utilizando un DEM de 25m de resolución, pero puede ser aplicado a cualquier resolución con los ajustes apropiados. La relación entre el tamaño y (*flatness*) de los fondos de valle se incorpora reduciendo el umbral en un factor de 2 con cada fase, y se asume que la relación entre el umbral de pendiente, resolución y valor de *MrVBF* no varía entre paisajes o entre DEMs de diferente resolución. En el caso de que la resolución espacial del DEM difiera significativamente de los 25m el umbral de pendiente inicial debe ser ajustado para conservar la relación entre pendiente resolución. “Una resolución de 75m, considerado como un paso de resolución más grande que la resolución base de 25m usará un umbral de pendiente de 8% en vez de 16%, para el primer paso. En cambio, un DEM con resolución inicial de 8m, un paso menor que la resolución base, usará un umbral de 32% para el primer paso”.

En función de lo anterior se puede realizar la regresión mostrada en la Figura 37:

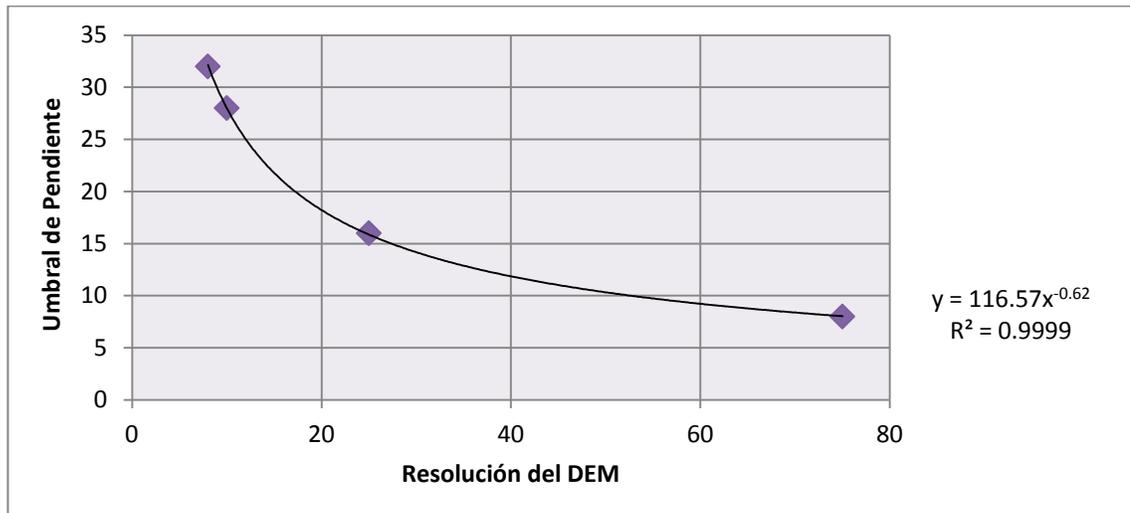


Figura 37. Regresión entre Resolución del DEM y Umbral de Pendiente, de acuerdo a la descripción de Gallant y Dowling (2003).

Aplicando la ecuación de regresión para la resolución de 30m que posee el DEM ASTER, el umbral inicial queda establecido en 14.

El percentil de elevación para el primer paso ($PCTL_1$) es calculado con un radio de 3 celdas (la mitad del número usado para las siguientes). El percentil de elevación es transformado a un valor de *lowness* local usando la Ecuación 50 con $t = 0,4$ y $p = 3$, y son luego combinadas con F_1 para producir un índice preliminar de *valley flatness* (PVF_1) para la primera fase.

$$PVF_1 = F_1 \cdot N(PCTL_1, 0,4, 3) \quad \text{Ecuación 52}$$

F_1 y el percentil de elevación transformado se comportan como funciones de membrecía, donde los valores mayores a 0,5 significan suficiente *flatness* o *lowness* para ser considerados como un fondo de valle. El producto de los dos se puede considerar como un indicador de fondo de valle cuando es mayor que 0,25. PVF_1 es transformado usando la ecuación 1 para compensar esta tendencia (*bias*)

$$VF_1 = 1 - N(PVF_1, 0,3, 4) \quad \text{Ecuación 53}$$

Valores grandes de VF_1 , mayores a 0,5, indican una característica de incremento de fondo de valle.

Segunda fase:

Comienza del mismo modo con el DEM original, en su resolución base, usando un umbral de pendiente $t_{s,2} = t_{s,1}/2$

$$F_2 = N(S_2, t_{s,2}, 4) \quad \text{Ecuación 54}$$

El cálculo del percentil de elevación usa un radio de 6 celdas y el *valley flatness index* para este paso se computa del mismo modo que el primer paso: Mediante un nuevo *Preliminary Valley Flatness* (PVF_2 , Ecuación 55) y luego mediante un nuevo *Valley Flatness Index* (VF_2), ingresando el PVF_2 en la Ecuación 56.

$$PVF_2 = F_2 \cdot N(PCTL_2, 0,4, 3) \quad \text{Ecuación 55}$$

$$VF_2 = 1 - N(PVF_2, 0,3, 4) \quad \text{Ecuación 56}$$

El índice VF_2 tiene la misma interpretación que el VF_1 pero a una escala más ancha, debido al cambio en el radio de búsqueda para computar el percentil de elevación, y al un menor umbral de pendiente. El resultado de los pasos 1 y 2 son combinados para formar $MrVBF_2$, de modo que las áreas identificadas como fondo de valle en VF_2 toman valores aproximados entre 1,5 a 2, mientras que las áreas excluidas de VF_2 pero incluidas por VF_1 toman valores entre 0,5 a 1. Este resultado se logra por una combinación ponderada de VF_1 (entre [0, 1]) y $1 + VF_2$ (entre [1, 2]), explicada en la Ecuación 57.

$$MrVBF_2 = W_2 \cdot (1 + VF_2) + (1 - W_2) \cdot VF_1 \quad \text{Ecuación 57}$$

La ponderación se deriva de VF_2 usando la Ecuación 50.

$$W_2 = 1 - N(VF_2, t, p_2) \quad \text{Ecuación 58}$$

Los parámetros t y p_2 deben elegirse para entregar una transición rápida de los valores de PVF_2 [0, 0,3]; a la vez que se asegura que $MrVBF_2 = 1,5$ cuando $VF = 0,6_2$ y $VF_1 = 0$. Al elegir el valor de $t = 0,4$, p_2 toma el valor de 6,68.

Un índice de “planicidad” combinado, o *combined flatness index* CF_2 se computa para ser usado en las fases consiguientes.

$$CF_2 = F_1 \cdot F_2 \quad \text{Ecuación 59}$$

Siguientes Fases:

En términos generales, las siguientes fases son similares a la segunda fase, con la diferencia de que el DEM se encuentra suavizado, con resoluciones progresivamente más gruesas. Además, el índice *Combined flatness* es incluido para prevenir que las áreas no planas captadas a escalas más finas se pierdan en el análisis de escalas mas gruesas.

El nivel de generalización (escala) y el tamaño de la celda del DEM son manipulados por el algoritmo de manera independiente. A continuación, la **escala** y **resolución** de cada imagen son identificadas por dos subíndices, en el orden mencionado anteriormente. En ambos casos la escala y resolución originales serán denotadas por el subíndice 1. A modo de ejemplo, el DEM original se denota como $DEM_{(1,1)}$, y es igual al $DEM_{(2,2)}$, pues en el segundo paso no hay un suavizado ni cambios en la resolución del $DEM_{(1,1)}$.

El procesamiento en cada paso (L) usa tres capas de información del paso previo ($L - 1$): i) el $DEM_{(L-1, L-1)}$, ii) un índice de *flatness* acumulativo $CF_{(L, L-1)}$ y iii) el $MrVBF$ acumulado $MrVBF_{(L-1, 1)}$.

Primero, el DEM suavizado $DEM_{(L, L-1)}$ se deriva sin cambios de resolución. El suavizado, o *smoothing*, se realiza usando una función focal media con un *kernel* Gaussiano $g(r)$, de 11 x 11, con un radio efectivo de 3 celdas.

$$g(r) = 4,3565e^{-\left(\frac{r}{3}\right)^2} \quad \text{Ecuación 60}$$

Donde

r : Distancia (en celdas) desde el centro del *kernel*

Luego se deriva la pendiente $S_{(L, L-1)}$ desde el DEM suavizado y luego se redefine de acuerdo a la resolución base $S_{(L, 1)}$ usando una interpolación bilinear. El DEM suavizado es generalizado a la resolución del actual paso del proceso ($DEM_{(L, L)}$) y se calcula el percentil de elevación ($PCTL_{L, L}$) a partir de este DEM, usando una ventana de 6 celdas. Luego, el percentil de elevación es llevado (*refined*) a la resolución base ($PCTL_{L, 1}$). El percentil de elevación se computa después de generalizar el DEM pues la computación es más eficiente con pocas celdas en la ventana, y no es afectada significativamente por el proceso de generalización debido al número sustancial de celdas en la ventana.

Flatness $F_{L, 1}$ se computa a la resolución base usando el umbral de pendiente para el paso L

$$F_{L,1} = N(S_{L,1}, t_{s,L}, 4) \quad \text{Ecuación 61}$$

Este índice es multiplicado por el *flatness* combinado de los pasos previos para generar el índice acumulado de *flatness* combinado $CF_{(L, 1)}$ en esta fase

$$CF_{(L, 1)} = CF_{(L-1, 1)} \cdot F_{(L, 1)} \quad \text{Ecuación 62}$$

Este índice contiene el efecto de *flatness* de todas las escalas previas, por lo que un *flatness* bajo (pendiente excesiva) en cualquier escala reducirá al CF para todas las escalas más gruesas. Este *flatness* combinado previene que las pequeñas áreas escarpadas sean consideradas planas cuando el DEM es generalizado.

El índice preliminar de planos de valle (*preliminary valley flatness*) es el producto de *flatness* acumulado ($CF_{(L, 1)}$) combinado con el percentil de elevación transformado a *lowness*:

$$PVF_{L,1} = CF_{L,1} \cdot N(PCTL_{L,1}, 0,4, 3) \quad \text{Ecuación 63}$$

El índice final de planos de valle queda definido como

$$VF_{L,1} = 1 - N(PVF_{L,1}, 0,3, 4) \quad \text{Ecuación 64}$$

El $MrVBF_{(L, 1)}$ se computa de $VF_{L,1}$ y $MrVBF_{(L-1, 1)}$ usando la ponderación descrita en el segundo paso.

$$MrVBF_{L, 1} = W_{L,1} \cdot (L - 1 + VF_{L,1}) + (1 - W_{L,1}) \cdot MrVBF_{L-1,1} \quad \text{Ecuación 65}$$

$$W_{L,1} = 1 - N(VF_{L,1}, t, p_L) \quad \text{Ecuación 66}$$

El valor de t se mantiene en 0,4 y p_L varía de forma que la contribución desde $VF_{L,1}$ es siempre $L - 0,5$ cuando $VF_{L,1} = 0,6$. Entonces:

$$p_L = \frac{\log\left(\frac{L - 0,5}{0,1}\right)}{\log(1,5)} \quad \text{Ecuación 67}$$

III. Descripción del producto complementario $MrRTF$ (Gallant y Dowling, 2003).

Para poder obtener este resultado se realizan los mismos pasos que los usados para la obtención del $MrVBF$, pero reemplazando la sección de función no lineal en las ecuaciones 53, 56 y 64 por:

$$N(1 - PCTL_{L,1}, 0,35, 3) \quad \text{Ecuación 68}$$

Quedando los pasos anteriormente descritos de la siguiente manera

$$PVF_1 = F_1 \cdot N(1 - PCTL_1, 0,35, 3) \quad \text{Ecuación 69}$$

$$PVF_2 = F_2 \cdot N(1 - PCTL_2, 0,35, 3) \quad \text{Ecuación 70}$$

$$PVF_{L,1} = CF_{L,1} \cdot N(1 - PCTL_{L,1}, 0,35, 3) \quad \text{Ecuación 71}$$

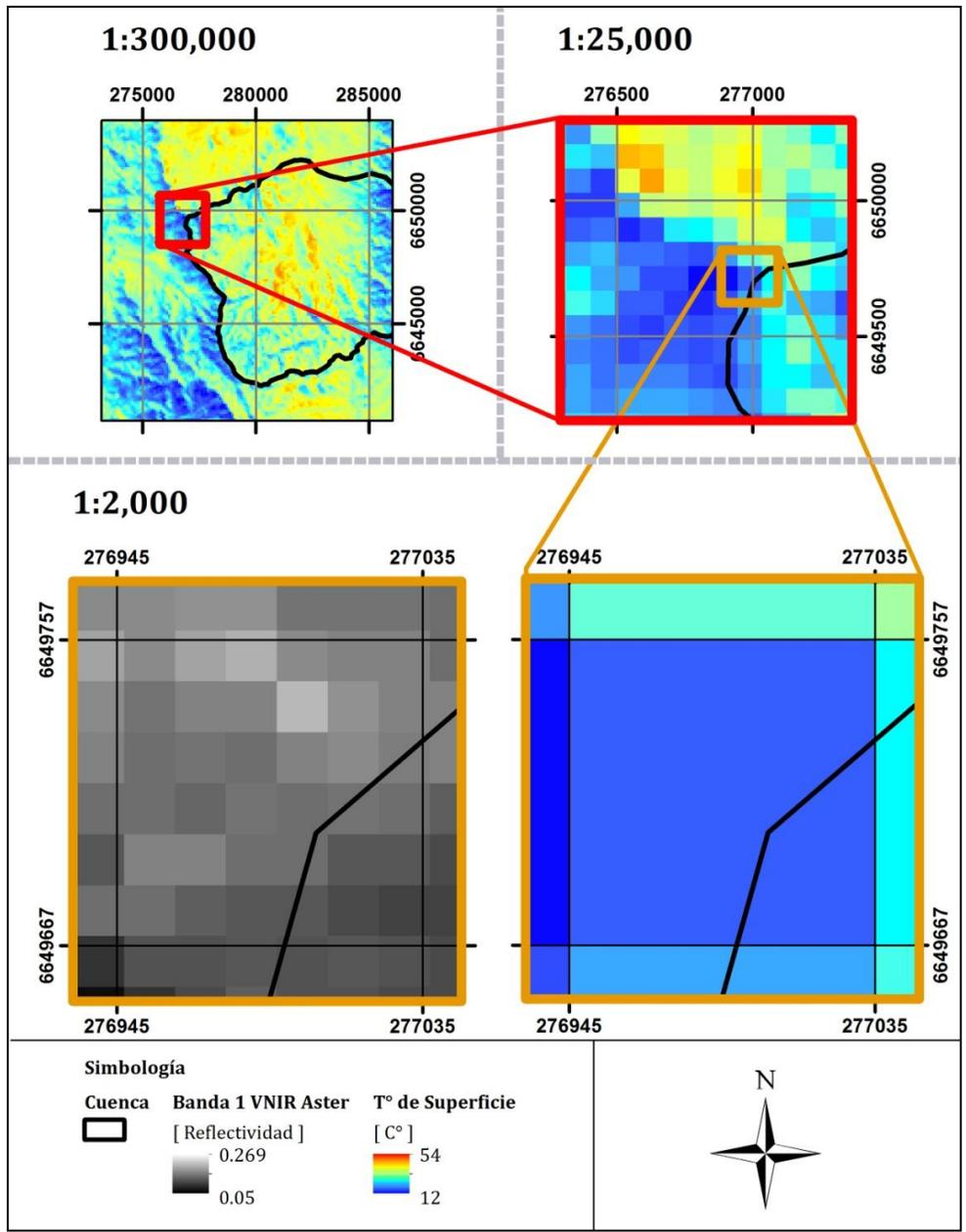
APÉNDICES

I. Generalización espacial (*Upscaling*) de Variables.

Existe un leve desfase espacial entre los canales VNIR, de 15 m de resolución espacial respecto a los TIR, cuya resolución es de 90 m. En la figura anexa se observa el acercamiento a un píxel de la imagen de temperatura de superficie; esta “escena” se encuentra representada con borde amarillo, y a su izquierda se corresponde a la misma “escena”, pero con la imagen de la banda 1 del sensor VNIR ASTER, con una resolución 6 veces mayor (15 m versus 90 m). Se ha hecho coincidir la grilla de coordenadas con el píxel de las bandas TIR de 90m; de este modo se puede apreciar el desfase espacial entre los píxeles en la figura inferior izquierda. El mismo fenómeno sucede con el modelo digital de elevación, que posee 30 m de resolución. Por los objetivos planteados en este estudio se hizo necesaria una normalización de las grillas ráster de acuerdo a los parámetros de la imagen satelital ASTER correspondientes a los canales térmicos.

Para poder generar las clasificaciones de áreas basándose en criterios espaciales homogeneizados se realizó un regrillado de las imágenes VNIR y del DEM para que coincidieran con la grilla de coordenadas del canal TIR; La transformación de ubicación de los píxeles se realizó por el método de *Nearest Neighbour* (vecino más cercano). Este método permite conservar el valor original de los píxeles; en esencia, sólo significa trasladar los píxeles de 15m de resolución espacial para ajustarlos a los píxeles de 90m, lo que se traduce en un cambio de posición de aproximadamente 3m en dirección suroeste.

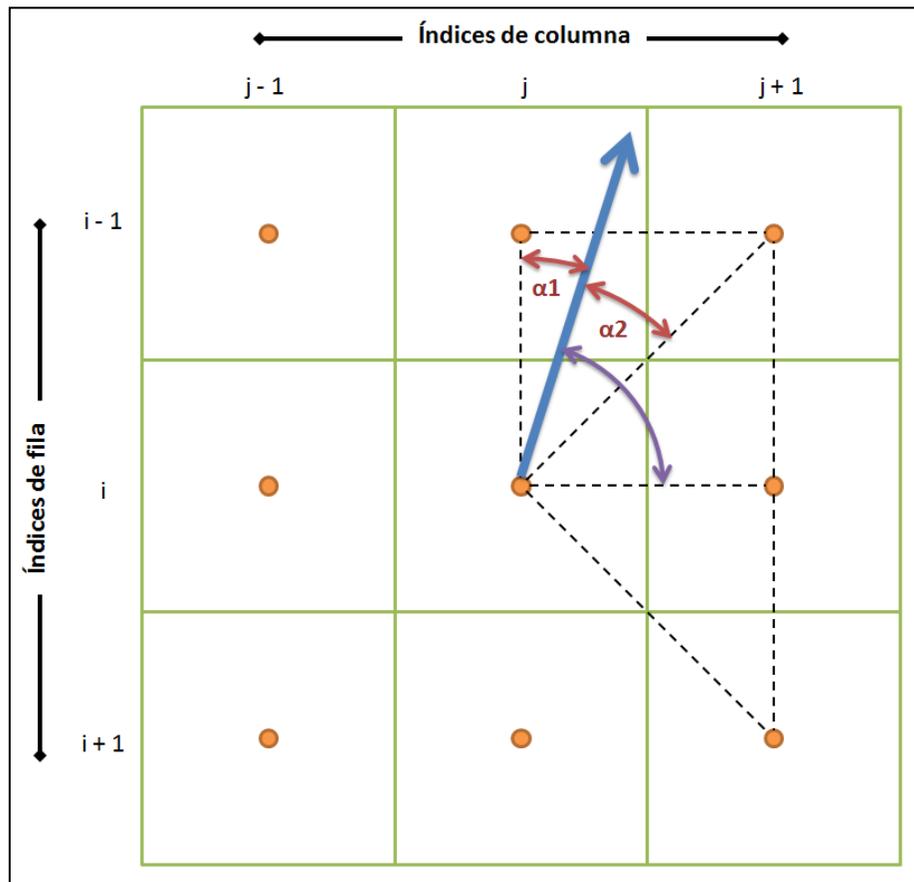
Posterior a este proceso se realizó la generalización de los datos, por medio de un promedio de todos los píxeles que estaban contenidos dentro del píxel de 90 m. En el caso de la generalización de las imágenes VNIR se promediaron 36 píxeles (de 15 x 15 m) por cada píxel del TIR; para el DEM la generalización correspondiente fue de 9 píxeles (de 30 x 30 m).



II. Descripción simple del algoritmo D_∞ de Tarboton (1997)

En el algoritmo D_∞ , cada píxel puede tomar cualquier valor entre 0 y 2π , examinando 8 facetas triangulares por píxel en el que cada triángulo posee un vértice en el centro del píxel y 2 vértices en los centros de los píxeles vecinos.

La dirección de flujo queda definida como la pendiente más escarpada hacia una altitud menor sobre estas facetas triangulares, en una grilla centrada en los bloques. En la figura, la línea azul gruesa es la dirección del flujo; el ángulo de la dirección de flujo queda definido por la línea morada. La proporción de flujo hacia el píxel $(i-1, j)$ es $\alpha_2/(\alpha_1+\alpha_2)$, mientras que la proporción al píxel $(i-1, j+1)$ es $\alpha_1/(\alpha_1+\alpha_2)$.

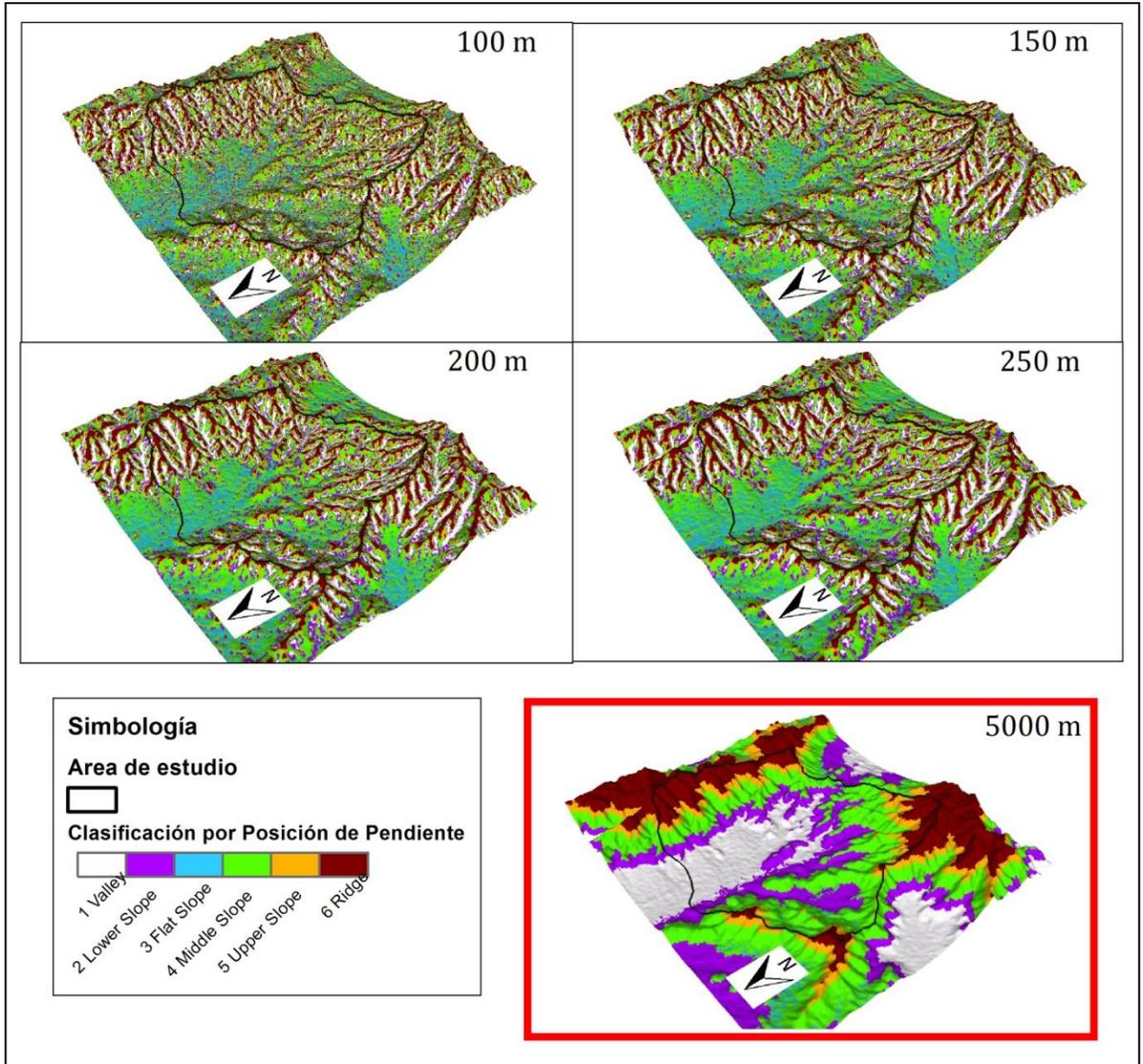


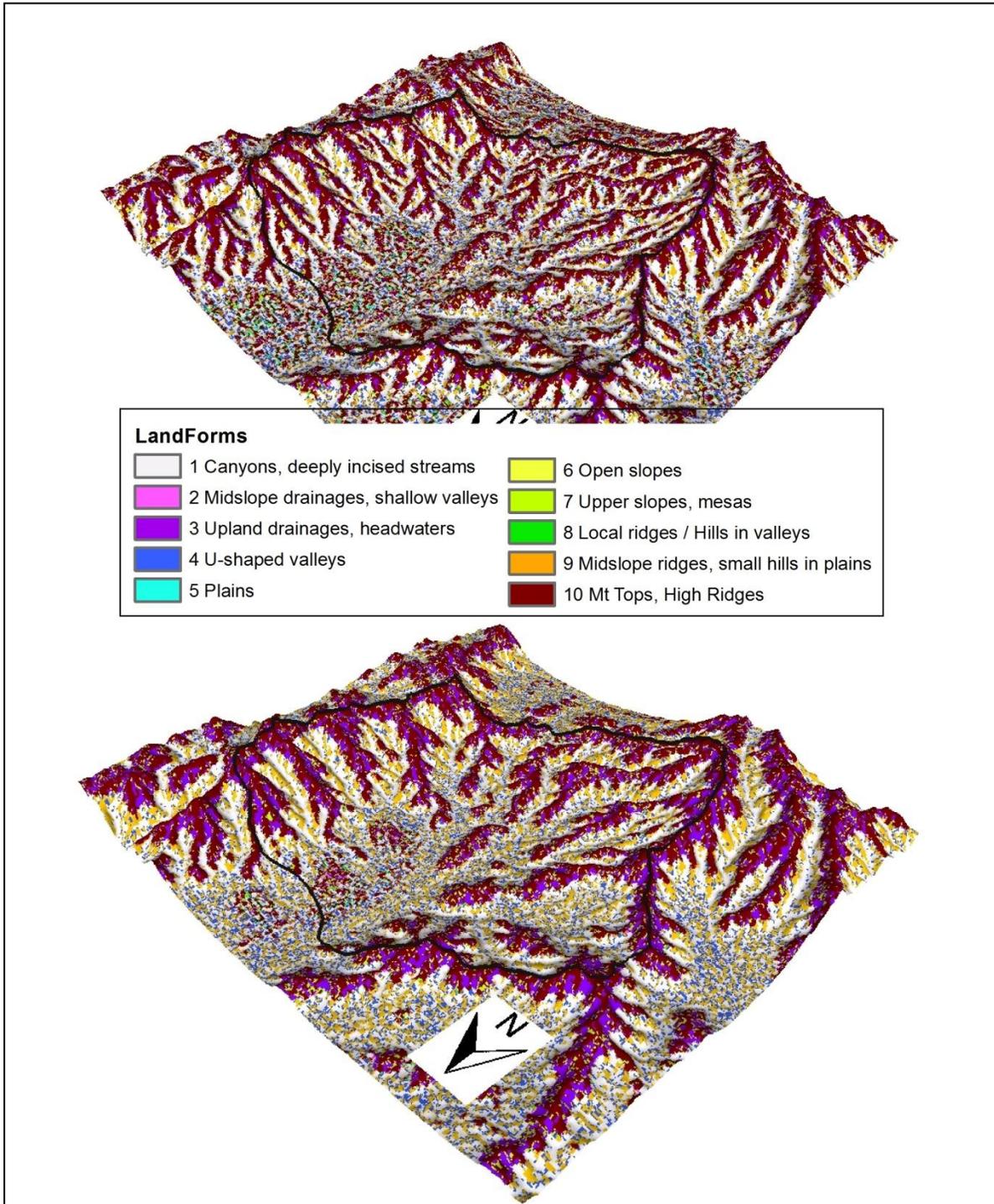
III. Clases texturales de suelo según porcentaje de componentes.

Nombres vulgares de los suelos(textura general)	Arena	Limo	Arcilla	Clase textural
	[%]			
Suelos arenosos (textura gruesa)	86 - 100	0 - 14	0 - 10	Arenoso
	70 - 86	0 - 30	0 - 15	Areno francoso
Suelos francos (textura moderadamente gruesa)	50 - 70	0 - 50	0 - 20	Franco arenoso
Suelos francos (textura mediana)	23 - 52	28 - 50	7 - 27	Franco
	20 - 50	74 - 88	0 - 27	Franco limoso
	0 - 20	88 - 100	0 - 12	Limoso
Suelos francos (textura moderadamente fina)	20 - 45	15 - 52	27 - 40	Franco arcilloso
	45 - 80	0 - 28	20 - 35	Franco arcillo arenoso
	0 - 20	40 - 73	27 - 40	Franco arcillo limoso
Suelos arcillosos (textura fina)	45 - 65	0 - 20	35 - 55	Arcillo arenoso
	0 - 20	40 - 60	40 - 60	Arcillo limoso
	0 - 45	0 - 40	40 - 100	Arcilloso

Fuente: Elaboración propia, modificado de Soil Survey Division Staff (1993).

IV. SP empleando TPI con radios de búsqueda de 100, 150, 200 y 250 m, comparada con la de TPI a 5000m.



V. Evidencia de atomización en las grillas *LF 1* y *LF 2* de Geoformas.

VI. Estadísticos de significancia de modelos Lineales y Polinómicos para la relación entre HA y TPI

Variable dependiente	Modelo	DEM					Pendiente					Exposición				
		P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value
		Int	DEM	DEM ²			Int	Slope	Slope ²			Int	Exp	Exp ²		
PwSh	Modelo linear	0.009	0.086	-	0.07	0.086	1.33E-07	0.010	-	0.19	0.010	1.28E-11	0.171	-	0.03	0.171
	Modelo polinómico	0.419	0.924	0.897	0.04	0.234	1.69E-06	0.173	0.039	0.29	0.005	1.30E-07	0.201	0.096	0.10	0.097
	ANOVA	-	-	-	-	0.898	-	-	-	-	0.039	-	-	-	-	-
HA	Modelo linear	1.22E-08	0.151	-	0.04	0.151	9.32E-14	0.231	-	0.02	0.231	1.79E-13	0.095	-	0.07	0.095
	Modelo polinómico	0.103	0.915	0.769	0.01	0.348	3.41E-09	0.257	0.380	0.01	0.334	1.19E-09	0.329	0.562	0.04	0.215
	ANOVA	-----	No aplica	-----	-----	0.769	-----	No aplica	-----	-----	0.380	-----	No aplica	-----	-----	-----

Variable dependiente	Modelo	Curvatura de Perfil					Curvatura Planar					Curvatura				
		P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value
		Int	C ₁	C ₁ ²			Int	C ₂	C ₂ ²			Int	C ₃	C ₃ ²		
PwSh	Modelo linear	<2e-16	0.093	-	0.07	0.093	<2e-16	0.195	-	0.03	0.195	<2e-16	0.105	-	0.06	0.105
	Modelo polinómico	1.4E-14	0.292	0.155	0.11	0.089	9.1E-15	0.377	0.116	0.08	0.125	4.64E-15	0.248	0.155	0.10	0.098
	ANOVA	-----	No aplica	-----	-----	0.155	-----	No aplica	-----	-----	0.116	-----	No aplica	-----	-----	-----
HA	Modelo linear	<2e-16	0.833	-	-0.04	0.833	<2e-16	0.553	-	-0.02	0.553	<2e-16	0.864	-	-0.04	0.864
	Modelo polinómico	<2e-16	0.627	0.450	-0.05	0.731	<2e-16	0.567	0.967	-0.06	0.841	<2e-16	0.949	0.751	-0.07	0.936
	ANOVA	-----	No aplica	-----	-----	0.450	-----	No aplica	-----	-----	0.968	-----	No aplica	-----	-----	-----

Variable dependiente	Modelo	Exposición normalizada al Norte					Exposición normalizada al Este				
		P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value
		Int	Exp _N	Exp _N ²			Int	Exp _E	Exp _E ²		
PwSh	Modelo linear	<2e-16	0.392	-	-0.01	0.392	<2e-16	0.847	-	-0.04	0.847
	Modelo polinómico	3.5E-09	0.276	0.288	0.00	0.393	1.3E-12	0.624	0.353	-0.04	0.632
	ANOVA	-----	No aplica	-----	-----	0.288	-----	No aplica	-----	-----	0.353
HA	Modelo linear	<2e-16	0.514	-	-0.02	0.514	<2e-16	0.637	-	-0.03	0.637
	Modelo polinómico	5.9E-14	0.414	0.440	-0.04	0.599	1.31E-15	0.477	0.416	-0.04	0.640
	ANOVA	-----	No aplica	-----	-----	0.440	-----	No aplica	-----	-----	0.416

VII. Estadísticos de significancia de modelos Lineales y Polinómicos para la relación entre HA y TPI

Modelo	TPI a 100 m					TPI a 150 m					TPI a 200 m					TPI a 250 m				
	P-value			R_{adj}^2	P-value															
	Int	TPI	TPI^2			Int	TPI	TPI^2			Int	TPI	TPI^2			Int	TPI	TPI^2		
Linear	<2e-16	0.888	-	-0.04	0.888	<2e-16	0.868	-	-0.04	0.868	<2e-16	0.720	-	-0.03	0.720	<2e-16	0.616	-	-0.03	0.616
Polinómico	<2e-16	0.522	0.434	-0.05	0.725	<2e-16	0.374	0.308	-0.03	0.581	<2e-16	0.213	0.198	0.00	0.404	<2e-16	0.202	0.228	-0.01	0.422
ANOVA	----- No aplica -----					----- No aplica -----				0.308	----- No aplica -----				0.198	----- No aplica -----				0.228

Modelo	TPI a 500 m					TPI a 1000 m					TPI a 2500 m					TPI a 5000 m				
	P-value			R_{adj}^2	P-value															
	Int	TPI	TPI^2			Int	TPI	TPI^2			Int	TPI	TPI^2			Int	TPI	TPI^2		
Linear	<2e-16	0.554	-	-0.02	0.554	<2e-16	0.756	-	-0.03	0.756	<2e-16	0.186	-	0.03	0.186	<2e-16	0.025	-	0.14	0.025
Polinómico	<2e-16	0.584	0.856	-0.06	0.828	<2e-16	0.564	0.583	-0.06	0.818	<2e-16	0.246	0.992	-0.01	0.425	<2e-16	0.506	0.414	0.13	0.061
ANOVA	----- No aplica -----				0.856	----- No aplica -----				0.583	----- No aplica -----				0.992	----- No aplica -----				0.414

VIII. Estadísticos de significancia de modelos Lineales y Polinómicos para la relación entre *PwSh* y *TPI*

Modelo	<i>TPI</i> a 100 m					<i>TPI</i> a 150 m					<i>TPI</i> a 200 m					<i>TPI</i> a 250 m				
	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value
	Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²			Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²			Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²			Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²		
Linear	<2e-16	0.074	-	0.08	0.074	<2e-16	0.069	-	0.08	0.069	<2e-16	0.091	-	0.07	0.091	0.000	0.129	-	0.05	0.129
Polinómico	0.000	0.433	0.441	0.07	0.155	0.000	0.567	0.419	0.07	0.142	0.000	0.821	0.312	0.07	0.146	0.000	0.898	0.228	0.07	0.154
ANOVA	----- No aplica -----			0.441	----- No aplica -----						----- No aplica -----			0.313	----- No aplica -----			0.228		

Modelo	<i>TPI</i> a 500 m					<i>TPI</i> a 1000 m					<i>TPI</i> a 2500 m					<i>TPI</i> a 5000 m				
	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value	P-value			R_{adj}^2	P-value
	Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²			Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²			Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²			Int	<i>TPI</i>	<i>TPI</i> ²		
Linear	0.000	0.280	-	0.01	0.280	0.000	0.281	-	0.01	0.281	<2e-16	0.144	-	0.04	0.144	0.000	0.009	-	0.20	0.009
Polinómico	0.000	0.832	0.404	0.00	0.396	0.000	0.894	0.234	0.02	0.275	0.000	0.247	0.782	0.01	0.338	0.000	0.358	0.409	0.19	0.024
ANOVA	----- No aplica -----			0.404	----- No aplica -----			0.234			----- No aplica -----			0.782	----- No aplica -----			0.410		

IX. Estadísticos de significancia de modelos Lineales y Polinómicos para la relación entre *TPI* y variables de porcentajes de los componentes texturales

Variable dep	Modelo	<i>TPI</i> a 100 m					<i>TPI</i> a 150 m					<i>TPI</i> a 200 m					<i>TPI</i> a 250 m				
		P-value			R^2_{adj}	P-value	P-value			R^2_{adj}	P-value	P-value			R^2_{adj}	P-value	P-value			R^2_{adj}	P-value
		Int	x	x^2			Int	x	x^2			Int	x	x^2			Int	x	x^2		
% Arena	Linear	<2e-16	0,94	-	-0,04	0,94	<2e-16	0,77	-	-0,03	0,77	<2e-16	0,57	-	-0,02	0,57	<2e-16	0,42	-	-0,01	0,42
	Polinómico	<2e-16	0,99	0,95	-0,08	1,00	<2e-16	0,80	0,93	-0,07	0,95	<2e-16	0,44	0,59	-0,05	0,74	<2e-16	0,26	0,41	-0,02	0,51
	ANOVA	-----	No aplica	-----	0,95	-----	No aplica	-----	0,93	-----	No aplica	-----	0,59	-----	No aplica	-----	0,41	-----	No aplica	-----	0,41
% Limo	Linear	3E-16	0,49	-	-0,02	0,49	4E-16	0,47	-	-0,02	0,47	4E-16	0,44	-	-0,01	0,44	4E-16	0,34	-	0,00	0,34
	Polinómico	6E-15	0,42	0,66	-0,05	0,71	5E-15	0,51	0,79	-0,05	0,75	4E-15	0,42	0,66	-0,04	0,67	3E-15	0,26	0,46	-0,02	0,49
	ANOVA	-----	No aplica	-----	0,66	-----	No aplica	-----	0,79	-----	No aplica	-----	0,66	-----	No aplica	-----	0,46	-----	No aplica	-----	0,46
% Arcilla	Linear	4E-13	0,55	-	-0,02	0,55	6E-13	0,77	-	-0,03	0,77	8E-13	0,97	-	-0,04	0,97	8E-13	0,82	-	-0,03	0,82
	Polinómico	9E-12	0,42	0,59	-0,05	0,72	6E-12	0,76	0,88	-0,07	0,95	5E-12	0,76	0,72	-0,07	0,94	5E-12	0,61	0,64	-0,07	0,87
	ANOVA	-----	No aplica	-----	0,59	-----	No aplica	-----	0,88	-----	No aplica	-----	0,72	-----	No aplica	-----	0,64	-----	No aplica	-----	0,64
Variable dep	Modelo	<i>TPI</i> a 500 m					<i>TPI</i> a 1000 m					<i>TPI</i> a 2500 m					<i>TPI</i> a 5000 m				
		P-value			R^2_{adj}	P-value	P-value			R^2_{adj}	P-value	P-value			R^2_{adj}	P-value	P-value			R^2_{adj}	P-value
		Int	x	x^2			Int	x	x^2			Int	x	x^2			Int	x	x^2		
% Arena	Linear	<2e-16	0,13	-	0,05	0,13	<2e-16	0,32	-	0,00	0,32	<2e-16	0,93	-	-0,04	0,93	<2e-16	0,28	-	0,01	0,28
	Polinómico	<2e-16	0,04	0,17	0,08	0,12	<2e-16	0,08	0,11	0,06	0,17	<2e-16	0,96	0,79	-0,07	0,96	<2e-16	0,55	0,14	0,06	0,18
	ANOVA	-----	No aplica	-----	0,17	-----	No aplica	-----	0,11	-----	No aplica	-----	0,79	-----	No aplica	-----	0,14	-----	No aplica	-----	0,14
% Limo	Linear	5E-16	0,34	-	0,00	0,34	3E-16	0,84	-	-0,04	0,84	<2e-16	0,12	0,05	0,12	6E-13	0,01	0,22	0,01	0,01	
	Polinómico	3E-15	0,17	0,32	0,00	0,39	5E-15	0,41	0,11	0,03	0,27	3E-12	0,09	0,44	0,04	0,22	5E-13	0,78	0,01	0,36	1E-03
	ANOVA	-----	No aplica	-----	0,32	-----	No aplica	-----	0,11	-----	No aplica	-----	0,44	-----	No aplica	-----	0,01	-----	No aplica	-----	0,01
% Arcilla	Linear	1E-12	0,21	-	0,02	0,21	4E-13	0,09	-	0,07	0,09	7E-14	0,14	-	0,04	0,14	7E-11	0,31	-	0,00	0,31
	Polinómico	4E-12	0,12	0,33	0,02	0,28	2E-11	0,08	0,49	0,05	0,19	6E-11	0,06	0,22	0,06	0,16	3E-10	0,54	0,96	-0,04	0,60
	ANOVA	-----	No aplica	-----	0,33	-----	No aplica	-----	0,49	-----	No aplica	-----	0,22	-----	No aplica	-----	0,96	-----	No aplica	-----	0,96

X. Estadísticos de normalidad para las variables HA , $PwSh$ y ET_d , en las categorías de los mapas de Clasificación por Posición de la Pendiente

Clase SP	Clasificación SP con TPI a 100							Clasificación SP con TPI a 150							Clasificación SP con TPI a 200							Clasificación SP con TPI a 250						
	n	HA		PwSh		ET _d		n	HA		PwSh		ET _d		n	HA		PwSh		ET _d		n	HA		PwSh		ET _d	
		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P
1	3			n < 7				1			n < 7				0			n < 7				0			n < 7			
2	5			n < 7				4			n < 7				5			n < 7				4			n < 7			
3	2			n < 7				3			n < 7				4			n < 7				4			n < 7			
4	7	0.94	0.61	0.87	0.19	0.97	0.91	12	0.87	0.07	0.94	0.56	0.95	0.61	12	0.87	0.07	0.94	0.56	0.95	0.61	13	0.93	0.33	0.94	0.42	0.95	0.61
5	7	0.95	0.71	0.84	0.10	0.97	0.90	4			n < 7				3			n < 7				4			n < 7			
6	5			n < 7				5			n < 7				5			n < 7				4			n < 7			

Clase SP	Clasificación SP con TPI a 500							Clasificación SP con TPI a 1000							Clasificación SP con TPI a 2500							Clasificación SP con TPI a 5000						
	n	HA		PwSh		ET _d		n	HA		PwSh		ET _d		n	HA		PwSh		ET _d		n	HA		PwSh		ET _d	
		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P
1	1			n < 7				0			n < 7				0			n < 7				8	0.89	0.26	0.98	0.94	0.92	0.45
2	0			n < 7				2			n < 7				8	0.92	0.40	0.94	0.64	0.94	0.57	8	0.84	0.08	0.94	0.57	0.9	0.31
3	4			n < 7				3			n < 7				1			n < 7				0			n < 7			
4	16	0.97	0.78	0.95	0.43	0.98	0.95	17	0.98	0.93	0.97	0.81	0.96	0.59	15	0.95	0.48	0.96	0.71	0.97	0.86	12	0.95	0.62	0.88	0.09	0.95	0.64
5	6			n < 7				5			n < 7				4			n < 7				1			n < 7			
6	2			n < 7				2			n < 7				1			n < 7				0			n < 7			

XI. Estadísticos de normalidad para las variables HA , $PwSh$ y ET_d , en las categorías de los mapas de *Landform*.

Clase <i>LF</i>	Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 3 y 11 m							Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 3 y 30 m							Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 10 y 30 m							Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 10 y 50 m						
	n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>		n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>		n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>		n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>	
		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P
1	10	0.96	0.82	0.86	0.08	0.98	0.94	8	0.93	0.52	0.85	0.10	0.91	0.38	9	0.92	0.42	0.96	0.82	0.96	0.76	9	0.95	0.68	0.97	0.86	0.93	0.47
2	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
3	2			n < 7				5			n < 7			3			n < 7				3			n < 7				
4	1			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
5	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
6	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
7	0			n < 7				1			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
8	2			n < 7				4			n < 7			12	0.89	0.13	0.97	0.87	0.95	0.68	2			n < 7				
9	1			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				1			n < 7				
10	13	0.97	0.90	0.96	0.74	0.92	0.24	11	0.99	0.99	0.94	0.58	0.91	0.28	5			n < 7			14	0.96	0.80	0.97	0.87	0.95	0.61	

Clase <i>LF</i>	Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 10 y 100 m							Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 15 y 30 m							Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 15 y 100 m							Clasif. <i>LF</i> con <i>TPI</i> de 30 y 100 m						
	n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>		n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>		n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>		n	<i>HA</i>		<i>PwSh</i>		<i>ET_d</i>	
		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P		W	P	W	P	W	P
1	7	0.91	0.39	0.96	0.86	0.96	0.78	10	0.90	0.22	0.97	0.84	0.92	0.35	11	0.94	0.47	0.96	0.77	0.91	0.25	11	0.94	0.52	0.96	0.73	0.93	0.39
2	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
3	5			n < 7				2			n < 7			2			n < 7				1			n < 7				
4	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
5	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
6	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
7	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
8	8	0.91	0.32	0.97	0.87	0.93	0.52	11	0.93	0.44	0.96	0.71	0.94	0.56	1			n < 7			10	0.94	0.53	0.97	0.92	0.95	0.62	
9	0			n < 7				0			n < 7			0			n < 7				0			n < 7				
10	9	0.98	0.94	0.94	0.58	0.96	0.75	6			n < 7			15	0.98	0.99	0.97	0.80	0.97	0.84	7	0.93	0.55	0.91	0.40	0.98	0.96	

XIII. Estadísticos de significancia de los modelos Lineares y Polinómicos entre ET_d y $PwSh$, en las categorías de los mapas de *Landform*

Clase LF	Modelo	Clasif. LF con TPI de 3 y 11 m					Clasif. LF con TPI de 3 y 30 m					Clasif. LF con TPI de 10 y 30 m					Clasif. LF con TPI de 10 y 50 m								
		n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value
			Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2		
1	Linear		0.002	0.382	-	-0.02	0.382		0.045	0.214	-	0.12	0.214		0.053	0.242	-	0.07	0.242		0.107	0.218	-	0.09	0.218
	Polinómico	10	0.013	0.580	0.432	-0.06	0.503	8	0.053	0.336	0.210	0.25	0.210	9	0.042	0.443	0.245	0.15	0.257	9	0.087	0.399	0.250	0.17	0.243
	ANOVA		----- No aplica -----			0.432		----- No aplica -----			0.210		----- No aplica -----			0.245		----- No aplica -----			0.250				
8	Linear													0.007	0.224	-	0.06	0.224							
	Polinómico		n < 7					n < 7					12	0.037	0.551	0.379	0.04	0.330		n < 7					
	ANOVA		----- No aplica -----					----- No aplica -----					----- No aplica -----			0.379		----- No aplica -----							
10	Linear		0.090	0.035	-	0.29	0.035		0.102	0.081	-	0.22	0.081								0.006	0.072	-	0.18	0.072
	Polinómico	13	0.478	0.187	0.269	0.31	0.063	11	0.637	0.296	0.386	0.21	0.161		n < 7					14	0.055	0.896	0.566	0.13	0.180
	ANOVA		----- No aplica -----			0.269		----- No aplica -----			0.386		----- No aplica -----					----- No aplica -----			0.566				

Clase LF	Modelo	Clasif. LF con TPI de 10 y 100 m					Clasif. LF con TPI de 15 y 30 m					Clasif. LF con TPI de 15 y 100 m					Clasif. LF con TPI de 30 y 100 m								
		n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value	n	P-value			R^2_{adj}	P-value
			Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2				Int	ET_d	ET_d^2		
1	Linear		0.300	0.224	-	0.13	0.224		0.076	0.249	-	0.06	0.249		0.030	0.230	-	0.06	0.230		0.063	0.107	-	0.18	0.107
	Polinómico	7	0.088	0.235	0.144	0.41	0.157	10	0.054	0.303	0.186	0.18	0.211	11	0.026	0.259	0.150	0.20	0.169	11	0.038	0.261	0.139	0.31	0.092
	ANOVA		----- No aplica -----			0.144		----- No aplica -----			0.186		----- No aplica -----			0.150		----- No aplica -----			0.139				
8	Linear		0.078	0.258	-	0.07	0.258		0.007	0.187	-	0.09	0.187								0.004	0.401	-	-0.02	0.401
	Polinómico	8	0.020	0.083	0.056	0.50	0.075	11	0.016	0.580	0.350	0.09	0.277		n < 7					10	0.015	0.613	0.445	-0.07	0.527
	ANOVA		----- No aplica -----			0.056		----- No aplica -----			0.350		----- No aplica -----					----- No aplica -----			0.445				
10	Linear		0.013	0.197	-	0.11	0.197								0.000	0.186		0.06	0.186		0.007	0.881	-	-0.19	0.881
	Polinómico	9	0.128	0.755	1.000	0.03	0.465		n < 7					15	0.002	0.642	0.401	0.05	0.299	8	0.020	0.171	0.158	0.15	0.323
	ANOVA		----- No aplica -----			1.000		----- No aplica -----					----- No aplica -----			0.401		----- No aplica -----			0.158				

XIV. Representación gráfica de los modelos Lineares y Polinómicos entre ET_d y $PwSh$, en las categorías de los mapas de *Landform*

