

**TRANSFORMACIÓN DEL BOSQUE TROPICAL SECO EN LA REGIÓN DEL
ALTO MAGDALENA (TOLIMA-COLOMBIA): VALOR PREDICTIVO DE
VARIABLES AMBIENTALES.**

JAIRO ANDRÉS MERCHÁN GARZÓN

UNIVERSIDAD DE CIENCIAS APLICADA Y AMBIENTALES U.D.C.A

FACULTAD DE INGENIERÍAS

BOGOTÁ D.C

2017

**TRANSFORMACIÓN DEL BOSQUE TROPICAL SECO EN LA REGIÓN DEL
ALTO MAGDALENA (TOLIMA-COLOMBIA): VALOR PREDICTIVO DE
VARIABLES AMBIENTALES.**

JAIRO ANDRÉS MERCHÁN GARZÓN

**Trabajo de grado para optar al título de
Ingeniero Geógrafo y Ambiental**

Directora:

LUZ PIEDAD ROMERO DUQUE Ph.D

UNIVERSIDAD DE CIENCIAS APLICADA Y AMBIENTALES U.D.C.A

FACULTAD DE INGENIERIAS

BOGOTÁ D.C

2017

Directora

Dra. Luz Piedad Romero Duque

Bogotá D.C. Noviembre de 2017.

Nota de Aceptación

Jurado

Dra. Jenny Maritza Trilleras Motha

Bogotá D.C. Noviembre de 2017.

*A mi madre por su apoyo, amor
y dedicación incondicional.*

En honor a mi padre.

AGRADECIMIENTOS

El autor expresa sus agradecimientos a las siguientes personas y entidades:

Dra. **LUZ PIEDAD ROMERO DUQUE** Directora de Maestría de la Facultad de Ciencias Ambientales de la Universidad de Ciencias Aplicadas y Ambientales U.D.C.A por su voto de confianza al darme la oportunidad de realizar este trabajo de investigación y convertirse en mi mentora; por su asesoría, dedicación, tiempo y aportes para el desarrollo de este trabajo de investigación.

Ing. Geógrafa y Ambiental **MARIA FERNANDA BATISTA MORALES** profesional GIS en Ecodes Ingeniería por brindarme su experiencia en análisis e interpretación cartográfica para este trabajo de investigación y por compartir jornadas de trabajo para el desarrollo del mismo.

Universidad de Ciencias Aplicadas y Ambientales – U.D.C.A por formarme como profesional íntegro e idóneo.

Angélica Batista, Nancy Leyva Gutiérrez, Sandra Quijas y Mauricio “Pato” Salcedo por su aporte en el desarrollo del trabajo de investigación.

Contenido

LISTA DE TABLAS.....	8
LISTA DE FIGURAS.....	9
LISTA DE ANEXOS	10
GLOSARIO	11
RESUMEN.....	13
ABSTRACT	14
INTRODUCCION	15
OBJETIVOS	17
OBJETIVO GENERAL.....	17
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	17
ANTECEDENTES	18
MARCO TEORICO	20
METODOS	26
5.1 ÁREA DE ESTUDIO	26
5.2 METODOLOGÍA.....	26
5.2.1 Índices de vegetación	26
5.2.2 Variables Hidrológicas.....	29
5.2.3 Variables Predictivas de Perturbación Antropogénica	32
5.2.4 Modelos predictivos	34
RESULTADOS	37
6.1 ÍNDICES DE BIOMASA	37
6.2 VARIABLES DE PERTURBACIÓN ANTROPOGÉNICA	40
6.3 VARIABLES HIDROLÓGICAS.....	40
6.4 MODELOS PREDICTIVOS	46
DISCUSIÓN	51
CONCLUSIONES.	54
RECOMENDACIONES.....	55
BIBLIOGRAFÍA.....	56
ANEXOS.....	63

LISTA DE TABLAS

TABLA 1. RANGOS DE NDVI PARA BOSQUE SECO TROPICAL (BTs) CORRESPONDIENTES A SU ESTADIO SUCESIONAL SUGERIDOS POR KALACSKA ET AL. (2004).....	29
TABLA 2. PESOS ASIGNADOS AL FACTOR DE POSICIÓN RELATIVA EN LA PENDIENTE PARA EL CÁLCULO DEL ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE HUMEDAD RELATIVA (FALL & MORGAN, 2000)	30
TABLA 3. PESOS ASIGNADOS SEGÚN CONFIGURACIÓN DE LA PENDIENTE PARA EL CÁLCULO DEL ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE HUMEDAD RELATIVA (FALL & MORGAN, 2000)	30
TABLA 4. PESOS ASIGNADOS AL FACTOR DE ORIENTACIÓN DE LA PENDIENTE (°) PARA EL CÁLCULO DEL ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE HUMEDAD RELATIVA (FALL & MORGAN, 2000)	30
TABLA 5. PESOS ASIGNADOS AL ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE HUMEDAD RELATIVA SEGÚN LA CLASIFICACIÓN DE LA CURVATURA (FUENTE: LEYVA. N, 2004).....	31
TABLA 6. FORMAS DEL TERRENO GENERADAS A PARTIR DE LA CLASIFICACIÓN JENNESS (2005).	31
TABLA 7. PESOS ASIGNADOS AL ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE HUMEDAD RELATIVA SEGÚN FORMAS DEL TERRENO (FUENTE: LEYVA, 2004).....	32
TABLA 8. COORDENADAS GEOGRÁFICAS TOMADAS DE DATOS GPS RECOLECTADOS EN CAMPO POR GRUPO DE INVESTIGACIÓN.....	32
TABLA 9. RELACIÓN ENTRE DISTANCIAS Y COBERTURA DE PASTOS EN LA VENTANA TEMPORAL.	33
TABLA 10. RELACIÓN ENTRE DISTANCIAS Y COBERTURA DE CULTIVOS EN LA VENTANA TEMPORAL.	34
TABLA 11. RELACIÓN ENTRE DISTANCIAS Y COBERTURA DE TIERRA DESNUDA Y DEGRADADA. ...	34
TABLA 12. GRUPO DE VARIABLES PREDICTIVAS SEGÚN SU ATRIBUTO.....	35
TABLA 13. 15 MEJORES MODELOS SEGÚN R^2 A PARTIR DE 6 Y 8 VARIABLES PREDICTIVAS PARA EL AÑO 1987.	48
TABLA 14. QUINCE (15) MEJORES MODELOS SEGÚN R^2 A PARTIR DE 6 Y 8 VARIABLES PREDICTIVAS PARA EL AÑO 2000.....	49
TABLA 15. QUINCE (15) MEJORES MODELOS SEGÚN R^2 A PARTIR DE 6 Y 8 VARIABLES PREDICTIVAS PARA EL AÑO 2014.....	50

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1. ETAPAS PARA EL DESARROLLO DE UN MODELO DE ECOLOGÍA DEL PAISAJE.....	24
FIGURA 2. EJEMPLO DE MODELO POBLACIONAL EXPLÍCITO.	25
FIGURA 3. LOCALIZACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO “CUENCA ALTA DEL RÍO MAGDALENA (COLOMBIA)”.	27
FIGURA 4. VALORES DE NDVI DEL BOSQUE TROPICAL SECO DE LA CUENCA ALTA DEL RÍO MAGDALENA (COLOMBIA) PARA LOS AÑOS 1987, 2000 Y 2014. A. ÉPOCA HÚMEDA, B. ÉPOCA SECA	39
FIGURA 8. VALORES DE DISTANCIA EUCLIDIANA DESDE EL DRENAJE PRINCIPAL AL BOSQUE TROPICAL SECO DE LA CUENCA ALTA DEL RÍO MAGDALENA (COLOMBIA) PARA 1987, 2000 Y 2014.	44
FIGURA 10. RANGOS DE VARIACIÓN DEL ÍNDICE TOPOGRÁFICO DE HUMEDAD RELATIVA PARA ÁREA DE ESTUDIO.....	47

LISTA DE ANEXOS

ANEXO 1. CATÁLOGO DE IMÁGENES PARA EVALUACIÓN Y ANÁLISIS DE VARIABLES PREDICATIVAS.	64
ANEXO 2A. TABLA DE VARIABLES PREDICTIVAS, VALORES CALCULADOS PARA EL AÑO 1987.....	65
ANEXO 2B. TABLA DE VARIABLES PREDICTIVAS, VALORES CALCULADOS PARA EL AÑO 2000.	66
ANEXO 2C. TABLA DE VARIABLES PREDICTIVAS, VALORES CALCULADOS PARA EL AÑO 2000.	67
ANEXO 3A. MATRIZ COMPARATIVA DE LOS VALORES NDVI PARA LOS 6 PARCHES DE BOSQUE O SITIOS DE ESTUDIO EN ZONA NORTE. NDVIJAM= RANGOS ÍNDICE DE VEGETACIÓN NORMALIZADO CALCULADO EN BTS; NDVIK= RANGOS PARA ÍNDICE DE VEGETACIÓN SUGERIDO POR KALACKSKA ET AL. (2004) EN BTS; NDVICAT= RANGO CATEGORIZADO A PARTIR DE KALACKSKA ET AL. (2004); (#)= VALOR DE TONELADAS POR HECTÁREAS DE VEGETACIÓN EN SITIO DE ESTUDIO.	68
TABLA 3B. MATRIZ COMPARATIVA DE LOS VALORES NDVI PARA LOS 6 PARCHES DE BOSQUE O SITIOS DE ESTUDIO EN ZONA SUR. NDVIJAM= RANGOS ÍNDICE DE VEGETACIÓN NORMALIZADO CALCULADO EN BTS; NDVIK= RANGOS PARA ÍNDICE DE VEGETACIÓN SUGERIDO POR KALACKSKA ET AL. (2004) EN BTS; NDVICAT= RANGO CATEGORIZADO A PARTIR DE KALACKSKA ET AL. (2004); (#)= VALOR DE TONELADAS POR HECTÁREAS DE VEGETACIÓN EN SITIO DE ESTUDIO.	69
ANEXO 4. MATRIZ DE ANÁLISIS AIC PARA LOS 15 MEJORES MODELOS CON 8 VARIABLES PREDICTIVAS AÑO 1987.	70
ANEXO 5. VALORES DE R A PARTIR DE LAS REGRESIONES INDIVIDUALES DE LAS VARIABLES PREDICTIVAS DEL AÑO 1987, 2000 Y 2014 RESPECTO A LA VARIABLE DEPENDIENTE (ÁREA).....	71
ANEXO 6 TABLAS DE VARIABLES PREDICTIVAS FINALES PARA LA ELABORACIÓN DE MODELOS AÑO 1987 Y 2000.....	72

GLOSARIO

Biodiversidad: Variabilidad de organismos vivos de cualquier fuente, incluidos, entre otras cosas, los ecosistemas terrestres y marinos y otros ecosistemas acuáticos y los complejos ecológicos de los que forman parte. (CDB, 1992)

Bosque Tropical Seco (BTs): Bioma forestal que se presenta en tierras bajas de zonas tropicales y que se caracteriza por presentar una estacionalidad marcada de lluvias con varios meses de sequía, tiempo durante el cual se desarrollan procesos ecológicos. (Pizano y García (Editores) 2014).

Ecología del paisaje: se define como la interacción entre patrones espaciales y procesos ecológicos, que son consecuencia de la heterogeneidad espacial a diversas escalas. Definición introducida por Carl Troll en 1939 (Turner *et al.*, 2001).

Escala: Dimensión espacial o temporal de un objeto o proceso, caracterizado por el grano o la extensión (Turner, Gardner & O'Neill, 1991).

Imagen multiespectral: Se captan mediante un sensor digital que mide la reflectancia de energía en muchas bandas, estos distintos valores de reflectancia se combinan para crear imágenes de color. (Comisión Nacional del Agua, México, 2005)

Imagen satelital: Matriz digital de puntos (igual a una fotografía digital) capturada por un sensor a bordo de un satélite que orbita alrededor de la tierra. (Comisión Nacional del Agua, México, 2005)

Índices Espectrales: Parámetro calculado a partir de los valores de la reflectividad a distintas longitudes de onda y que pretende extraer de los mismos información relacionada con la vegetación minimizando la influencia de perturbaciones relacionadas con el suelo y las condiciones atmosféricas. (Gilabert *et al.*, 1997)

Índice de diferencia infrarroja normalizado (NDII): Índice que evalúa el contenido de agua de la vegetación y se calcula a partir de una banda espectral muy sensible a la absorción de agua en las hojas (infrarrojo medio de onda corta, **SWIR** por sus siglas en inglés). (Parra Lara (Ed.). 2011)

Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI): Índice calculado a partir de la relación de las cantidades de luz provenientes del infrarrojo cercano y rojo, que es reflejada por la vegetación y capturada por el sensor del satélite, que permite identificar la presencia de vegetación verde en la superficie y caracterizar su distribución espacial, así como la evolución de su estado a lo largo del tiempo. (Petorelli, 2005)

Índice Topográfico de Humedad Relativa (TRMI): Es un índice escalar sumado de los parámetros de cuatro características del terreno: **1.)** Posición topográfica, **2.)** aspecto de la pendiente, **3.)** pendiente, y **4.)** configuración de pendiente; que indica la disponibilidad de humedad relativa del suelo en terreno de montaña (Parker, 1982)

Ordenamiento Ambiental Territorial: Proceso de diseño y planificación del uso del territorio y de los recursos naturales renovables de la Nación a fin de garantizar su adecuada explotación y desarrollo sostenible. (Ley 99, 1993)

Paisaje: Se considera como un grupo de formas, objetos y elementos que definen a un espacio geográfico, dentro del cual se llevan a cabo, las interrelaciones sociales, económicas y culturales con el medio natural. (Mateo, 2003)

Servicios Ecosistémicos: Son aquellos procesos ecológicos que se incorporan en la producción y distribución de beneficios materiales e inmateriales para los seres humanos. (Boyd y Banzhaf, 2007)

Teledetección: Registro de información de un objeto sin entrar en contacto material con él en las regiones del ultravioleta, visible infrarrojo y microondas, por medio de instrumentos como escáneres y cámaras localizadas en plataformas móviles (un avión o satélite) y el análisis de la información adquirida por medio de técnicas de fotointerpretación, interpretación de imágenes y procesado de las mismas. Sobrino, 2001 (Citado por Sabins, 1978)

Teledetección Espacial: Uso de las imágenes de satélite como un insumo de datos para extraer información del medio geofísico y geográfico. (Comision Nacional del Agua, Mexico, 2005)

Transformación del paisaje: cambios en la cobertura del suelo, debido a actividades desarrolladas es un mismo espacio y periodo de tiempo determinado (Marburger & Forman, 1997)

Variables predictivas: Aquellos patrones espaciales biofísicos y antropogénicos que definen los modelos de especies herbáceas y leñosas, que permiten una mejor planeación de la conservación de las distintas facetas de la diversidad. (Quijas, 2011).

RESUMEN

El conocimiento de la transformación de la biodiversidad a partir de la teledetección y la estimación y análisis de índices espectrales pueden convertirse en una manera práctica de evaluar el territorio y sus recursos, además de ser una técnica que puede proveer información base para guiar la toma de decisiones en la identificación de áreas prioritarias de conservación. En esta investigación se determinó el valor predictivo de variables ambientales (topográficas, hidrológicas antrópicas y de Biomasa) por medio de procedimientos estadísticos con el propósito de analizar y establecer de ser posible la transformación espacio-temporal para los años subsecuentes de la cobertura de Bosque Seco Tropical en la región del alto Magdalena (Colombia). Se procesó una serie compuesta de 112 imágenes de los sensores Landsat 4-5 TM, Landsat 7 ETM+ y Landsat 8, correspondientes a los periodos de época seca y húmeda en las temporalidades 1987, 2000 y 2014; junto a una serie subsecuente para los años 1990, 1995 y 2010 utilizados como años de control para los valores de las variables de Biomasa (Índices NDVI y NDII). Para mejorar el nivel de interpretación de los cambios que presentaba la cobertura se realizó una corrección de los valores por medio del TVI (Índice de Vegetación Transformado) y los rangos establecidos por Kalacska et al. (2004) para NDVI en BTs. Para las variables de perturbación antropogénica e hidrológicas, se aplicó y modificó la metodología sugerida por Quijas (2011) en donde se evaluaron una serie de distancias euclidianas a partir de sitios de muestreo respecto a las coberturas más cercanas y con mayor impacto en las comunidades vegetales, que para este caso fueron Pastos, Cultivos y tierra desnuda y degradada. No obstante, considerando como la escala espacial puede llegar a afectar la capacidad de distintas variables predictoras de biomasa, se calculó a partir de los valores de los índices de biomasa vegetal (NDVI, NDII) tres escalas espaciales: 50, 150 y 300 m. Estos datos se agregaron como el quinto grupo de variable predictora y se denominaron "Donas". Finalizado el procesamiento, se obtuvo un total de 28 variables predictivas, que fueron agrupadas y procesadas según su atributo por medio de los programas estadísticos SPSS y JMP para obtener los 15 mejores modelos de prueba para cada año, dando como resultado un algoritmo matemático de predicción con las mejores variables para establecer área.

Los datos obtenidos se presentan a continuación.

Palabras Clave: Teledetección, NDVI, Variables Predictivas, Conservación, Ordenamiento Ambiental, Modelos Predictivos.

ABSTRACT

The knowledge of the transformation of biodiversity from remote sensing and the estimation and analysis of indices spectral can become a practical way to evaluate the territory and its resources, in addition to being a technique that can provide information base to guide decision making in the identification of priority areas for conservation. In this research I determined the predictive value of environmental variables (topographical, hydrological, anthropogenic and biomass) through statistical procedures with the purpose to analyse and establish if possible the transformation of space-time for subsequent years of the coverage of Tropical Dry Forest in the region of alto Magdalena (Colombia). Is processed by a series composed of 112 images of the sensor Landsat 4-5 TM, Landsat 7 ETM+ and Landsat 8, corresponding to the periods of dry season and wet in the temporalities 1987, 2000 and 2014; next to a series subsequent to the years 1990, 1995 and 2010 are used as years of control for the values of the variables of Biomass (Indices NDVI and NDII). To improve the level of interpretation of the changes that had the coverage I performed a correction of the values by means of the TVI (Vegetation Index Transformed) and the ranges established by Kalacska et al. (2004) for NDVI in BTs. For the variables of anthropogenic disturbance and watersheds, was applied and modified the methodology suggested by Quijas (2011) where they evaluated a series of distances euclidean from sampling sites with respect to hedges closest and with the greatest impact on the plant communities, which in this case were Grasses, Crops and bare ground and degraded. Considering, however, as the spatial scale can affect the ability of different predictor variables of biomass, was calculated from the values of the indices of plant biomass (NDVI, NDII) three spatial scales: 50, 150 and 300 m. These data were added as the fifth group of predictor variable and is called "Donuts". Finished the processing, we obtained a total of 28 predictive variables, which were grouped and processed according to its attribute by means of the statistical programmes SPSS and JMP to obtain the 15 best models of testing for each year, giving as result a mathematical algorithm of prediction with best variables to set area.

The data obtained are presented below.

Key words: Remote Sensing, NDVI, Predictive Variables, Conservation, Environmental planning, Predictive Models.

INTRODUCCION

Ward et al (1998) señalan que la pérdida de diversidad vegetal y de productividad primaria neta a largo plazo, es el resultado de la combinación de procesos que actúan sobre el suelo y que incluyen la erosión hídrica y eólica, la sedimentación, la pérdida de estructura y fertilidad del suelo y la salinización, entre otros. Procesos que se presentan de manera recurrente en los bosques tropicales secos (BTs), cuya área de distribución coincide con las principales regiones donde se presenta clima apto para la ganadería y la agricultura (Miles et al. 2006; Hoekstra et al., 2005). Situación que ha dado como resultado la pérdida de su cobertura natural, y el aumento de fuertes procesos erosivos, convirtiendo al BTs en uno de los ecosistemas más amenazados por la actividad humana a nivel mundial (Miles et al. 2006; Hoekstra et al., 2005). En Colombia, una de las regiones de mayor transformación del BTs es la del valle alto del río Magdalena, donde sólo queda el 8 % de su cobertura, debido a períodos favorables y nocivos del clima y a la presión de actividades económicas como la agricultura, ganadería, la minería, la industria y la actividad forestal (Hocquenghem, 1999).

Dado el incremento de la población humana y los cambios ambientales que ocurren a escala local y global, se hace necesario realizar monitoreo ambiental para entender las tendencias de pérdida de cobertura vegetal y de degradación del suelo en el tiempo y entender las causas de dicha degradación (Li et al., 2004) y especialmente las de los ecosistemas secos como el bosque tropical seco (Sánchez-Asofeifa et al., 2005). Sin embargo, los datos de campo disponibles en la actualidad son en general difíciles de usar para la predicción de los cambios regionales o globales, porque estos datos se recogen tradicionalmente en pequeñas escalas espaciales y temporales y varían en su tipo y fiabilidad.

Es así, como una de las formas de evaluar los cambios en la cobertura y el uso del suelo, es a través de la teledetección que permite el seguimiento de los procesos que ocurren constantemente. Las imágenes de teledetección permiten conocer los procesos vegetales y edáficos de largo y mediano plazo, mediante la aplicación de índices espectrales. Algunos índices de la actividad vegetal, se construyen con la información satelital mediante el uso de datos de reflectancia de distintas combinaciones de bandas espectrales, los cuales realzan la contribución de la vegetación en función de la respuesta espectral de una superficie y la de atenuar otros diferentes a la vegetación (Roldán et. al., 2003).

En este sentido, la modelación de la dinámica del paisaje es una herramienta ideal que permite visualizar y comprender las relaciones entre los componentes del paisaje.

Relaciones que pueden traducirse, entre otras cosas, en variables predictivas que explican diferentes patrones del paisaje. Este tipo de modelos se han utilizado a menudo para describir la interacción compleja de acciones y las influencias no lineales de diferentes factores; y su uso se convierte en una buena alternativa para analizar grandes áreas de la superficie de la Tierra, para generar cartografía y monitorear procesos (Jennings, 2000; Saveraid et al. 2001; Kerr & Ostrovsky, 2003). Además, resulta en la actualidad una herramienta imprescindible para el estudio de la conservación ecológica y otras importantes aplicaciones biológicas.

Por ejemplo, Quijas (2013) propone que las variables que están asociadas a la distribución de la diversidad son: Las variables de perturbación, las hidrológicas y las de biomasa vegetal, las cuales definen los patrones espaciales para las distintas formas de vida, y señala que conocer el estado de dichas variables permite una mejor planeación de la conservación de las distintas facetas de la diversidad y reduce los posibles sesgos que presenten los rangos obtenidos para cada índice espectral al momento de su análisis e interpretación. De acuerdo a Wescott y Brandon (2000), tratar numéricamente los componentes del medio físico, en forma de variables, permite delimitar las áreas que se ajustan a determinadas características, en función de unos parámetros específicos, dando origen a los modelos predictivos.

Teniendo en cuenta que, de manera general, la diversidad biológica incrementa con el área y que variables ambientales, hidrológicas, antrópicas y de biomasa tienen un valor predictivo de la biodiversidad (Quijas et al, 2013), este trabajo busca evaluar el valor predictivo de estas variables en la determinación del área del Bosque Tropical seco en la región del alto Magdalena (Tolima-Colombia).

OBJETIVOS

Objetivo General

Identificar el valor predictivo de variables ambientales (hidrológicas, antrópicas, topográficas y de biomasa) para determinar el área del Bosque Tropical seco (BTs) de la cuenca alta del valle del río Magdalena (Tolima-Colombia).

Objetivos Específicos

- Analizar el comportamiento de las variables predictivas ambientales (perturbación, hidrológicas, topográficas y de biomasa) para los años 1987, 2000 y 2014.
- Evaluar modelos predictivos de dichas variables que puedan explicar la transformación del bosque tropical seco.

ANTECEDENTES

El desarrollo de los Sistemas de Información Geográfica como herramienta diagnóstica ha hecho posible el análisis del territorio de una forma inimaginable hace unas décadas. De acuerdo a Wescott y Brandon (2000), tratar numéricamente los componentes del medio físico, en forma de variables, permite delimitar las áreas que se ajustan a determinadas características, en función de unos parámetros específicos, dando origen a los modelos predictivos.

Los modelos se han utilizado a menudo para describir la interacción compleja de acciones y las influencias no lineales de diferentes factores. A través de los SIG (Sistema de Información Geográfica), existen oportunidades para describir y analizar factores espacialmente explícitos, además de pronosticar escenarios futuros a través del uso de modelos predictivos (DeMers, 2002)

No obstante, el uso de este tipo de modelos no es nuevo y se basa en diferentes aspectos según lo requiera el estudio (Ode y Fry, 2006). Esta opción fue propuesta y realizada hace más de 20 años por Nicholls (1989) y sus posibilidades quedan patentes en diversos trabajos según cita Lobo y Hortal (2003). Además, en estos últimos años, y debido al creciente interés por la modelización de fenómenos complejos, los modelos predictivos han experimentado un enorme auge.

En los condados de Orange, Durham, y Wake (Carolina del Norte) en el año 2004, se realizó la modelación de los patrones de vegetación con las variables explicativas cuya base fueron los cambios de uso de la tierra en la región de piedemonte para descubrir las ventajas de utilizar una técnica de modelado no paramétrico que estuviera libre de supuestos de distribución (Taverna et al., 2004).

Para este estudio se implementaron los modelos CART (Clasificación y Regresión de Árboles) y GLM (Modelo Lineal Generalizado) para probar hipótesis específicas de las variables ambientales que afectan patrón de vegetación dominante en la zona de estudio y cuya base son variables topográficas y edáficas. Por su parte, Cayuela et al. (2006) para evaluar la deforestación y fragmentación de bosques tropicales montanos en los Altos de Chiapas, propusieron un modelo predictivo para la diversidad () de árboles y otro para la complementariedad de las comunidades de bosque (diversidad) a partir de las relaciones de diversidad con una serie de variables ambientales a escala local y regional.

Más adelante, Gómez (2007) enfoca los modelos predictivos hacia el estudio de la distribución espacial de la vegetación prehistórica, y su evolución a lo largo de la transición al Holoceno en el área del valle del Ason (Cantabria), con base en el método de Weighted Values (Valores Ponderados), a partir de los requerimientos ecológicos de la vegetación arbórea. Continuando con los estudios de distribución de la vegetación, Quijas (2011) sugiere para la modelación y mapeo de la diversidad vegetal dentro de una cuenca hidrológica, el uso de variables biofísicas predictivas derivadas de información cartográfica y percepción remota.

Esta serie de variables que se clasifican en perturbación antropogénica, hidrológicas y de biomasa vegetal, son evaluadas a partir de índices de diversidad como el NDVI (Índice Normalizado de Vegetación) y NDII (Índice de Infrarrojo Normalizado) y distancias euclidianas a perturbaciones antropocéntricas, estas últimas según cita el autor, también definen los patrones espaciales de especies herbáceas y leñosas (Schnitzer & Bongas 2002; Luck et al. 2007), pero son pocos los trabajos de modelación que han incorporado este tipo de variables predictivas (Cayueta et al. 2006; Christensen & Heilmann-Clausen 2009; Feilhauer & Schmidtlein 2009).

Esta última variable toma mayor fuerza cuando Ode y Fry (2005) evidencian que cuando se trata de predecir la presión sobre los bosques originada por efectos antrópicos, se observa que la atracción de estos hacia la población radica en varios aspectos que se pueden resumir en dos factores principales: El acceso y calidad del bosque. Variables que se analizan en este estudio.

MARCO TEORICO

Para efectos del trabajo de investigación, la fundamentación metodológica del proyecto recae en la teledetección, el análisis espacial, el análisis de índices espectrales y de variables predictivas y desde el punto de vista teórico recae en la ecología del paisaje y la transformación del mismo (Turner et al 2008; Forman y Godrón 1986). El estudio de los patrones, procesos y dinámicas de los cambios en el uso del suelo ha incrementado la necesidad de nuevas formas de analizar e interpretar los paisajes teniendo en cuenta los factores temporales, espaciales y escalares de sus componentes para generar parámetros de gestión y distribución adecuadas. De esta manera, es necesario conocer los aportes y conceptos de la ecología del paisaje a nivel de comprensión y transformación de sistemas.

Etimológicamente, el término paisaje procede del latín *“pagus”*, que significa territorio, campo, distrito, pueblo. El latín *“pagensis”* que en francés se denominó *“pays”*, y que derivó luego en *“paysage”* indica que es algo relativo al campo, al territorio usado. Para la Real Academia Española (RAE), el paisaje es *“la extensión de terreno que se ve desde un sitio”* o *“la extensión de terreno que se considera en su aspecto artístico”*. Desde esta idea, el término "paisaje" tiene un significado netamente escenográfico, es decir, una evocación pictórica como una postal o fotografía (González Bernáldez, 1981)

Desde la perspectiva científica, existen numerosas definiciones de paisaje, las que han evolucionado a lo largo de la historia, con diferentes enfoques pero que tienden a complementarse entre sí. La geografía rusa y alemana crearon los elementos básicos de la vertiente física del paisaje, por su parte, los geógrafos europeos y americanos en la primera mitad del siglo XX continuaron trabajando en los cimientos de la ciencia del paisaje como una disciplina natural (Morlans, 2005).

James Hassinger en 1919 fue uno de los primeros en afirmar que la geografía del paisaje como región natural, contaba con un objeto propio. El autor señalaba que ninguna otra ciencia distinguía las múltiples relaciones que se establecen entre las manifestaciones de la naturaleza viva y la no viva, junto con las personas de diferentes estratos sociales que actúan por motivos económicos.

No obstante, el concepto “Ecología del Paisaje” (Landscape Ecology) se introduce por primera vez en la terminología asociada a la interpretación científica de las fotografías aéreas por el geógrafo alemán Carl Troll en 1938, quien identificó la necesidad de llegar a

una visión integral de los ecosistemas, para poder realizar estudios apropiados que permitieran entender mejor el funcionamiento del paisaje como un todo.

Años más adelante el mismo autor definió como paisaje geográfico a *“una parte de la superficie terrestre con una unidad de espacio que, por su imagen exterior y por la actuación conjunta de sus fenómenos, al igual que las relaciones de posiciones interiores y exteriores, tiene un carácter específico, y se distingue de otros por fronteras geográficas y naturales”*.

Esta definición fue complementaria a la propuesta por Alexander Von Humboldt a mediados del siglo XIX, en la cual el paisaje es *“el conjunto de características de una región de la Tierra”*. No obstante, Zonneveld (1984), se refiere al paisaje como: *“una parte de la superficie terrestre reconocible, que resulta y es mantenida por la mutua actividad de seres vivos y no vivos, incluyendo en el primer grupo al hombre”*, y advierte que el objeto de estudio de la ecología del paisaje es el “paisaje”, siendo este el resultado de la heterogeneidad de un área de tierra compuesta por un grupo de ecosistemas interactuantes.

Forman y Godron (1986) siguieron que la visión e interpretación del paisaje propuesta por la ecología del paisaje se fundamenta en una aproximación de carácter estructural - morfológica y funcional, es decir, la ecología del paisaje centra su atención en tres características: la estructura, la funcionalidad y el cambio. El concepto es renovado por Risser (1987) quien afirma que el paisaje puede ser observado desde el punto de vista de los procesos ecológicos y estudiado a diferentes escalas espaciales

Por su parte, Turner (1989) muestra como la historia de los estudios ecológicos provee las bases para el estudio de los patrones espaciales y los procesos a nivel paisaje. Para el autor, la ecología del paisaje hace énfasis en el estudio de los procesos ecológicos relacionados con los patrones espaciales de configuración de los mismos. De esta manera, entre los principios básicos en los que se fundamenta la Ecología del Paisaje se incluyen los siguientes:

El **Paisaje** se considera como una entidad espacio-temporal integrada, cuya expresión morfológica y funcional se debe fundamentalmente a las relaciones que se dan entre sus componentes, y no a una suma de las cualidades de estos.

El **hombre** es uno de los factores formadores del Paisaje, en especial de los paisajes culturales o transformados.

Un diagnóstico ecológico integrado y una planificación prospectiva del uso de la tierra que garantice la conservación y el uso sostenido de los recursos, sólo pueden lograrse mediante un enfoque integral.

Para Etter (1991) esta introducción de la dimensión geográfica o espacial al concepto de *ecosistema* fue uno de los puntos de partida importantes para el logro de una mejor aplicación del enfoque ecosistémico propuesto por Tansley a comienzos de siglo. Ya que la Ecología del Paisaje permitía combinar la aproximación horizontal del análisis espacial de los fenómenos naturales empleado por los geógrafos, con la aproximación vertical del análisis funcional de los biólogos.

Definiciones más recientes como la de la Convención Europea del Paisaje se refieren al paisaje como *“componente esencial del entorno en el que viven las poblaciones, expresión de diversidad de su común patrimonio cultural, ecológico, social, económico, y a su vez, fundamento de su identidad”*. Así mismo, Farina (2008), lo define como un *“sistema complejo formado por materia organizada, energía estructurada, información y significado operando e interaccionando simultáneamente en un modelo no lineal”*, y se basan más en intercambios energéticos y de información, derivados del desarrollo de las ciencias de la complejidad (Vargas, 2013). No obstante, para efectos de este trabajo el enfoque y definición de Forman & Godron (1986), quienes denominan al paisaje como un área o espacio heterogéneo, en donde se deben tener en cuenta características como la estructura del paisaje, la función y los cambios del mismo a través del tiempo es el más apropiado para ser la base de la investigación.

Por otra parte, la variedad y amplitud de análisis que ofrecen las imágenes satelitales para el estudio de la superficie terrestre, permite una mejor descripción del paisaje geográfico junto con sus componentes ecológicos. Desde esta perspectiva, dado que la tierra se transforma mediante varios procesos espaciales aumentando la pérdida de hábitat y causando efectos diferentes en el patrón espacial y los procesos ecológicos de los ecosistemas; es necesario abarcar el concepto de transformación del paisaje.

Forman (1995) se refiere a este fenómeno como una *“fase en una secuencia más amplia de procesos espaciales que transforman la tierra por causas naturales o humanas de una forma a otra”*. Por su parte, Nogué (2009) afirma que el paisaje es el resultado de una transformación colectiva de la naturaleza concibiéndolo así, como un producto social. El autor señala que los paisajes reflejan una determinada forma de organizar y experimentar el territorio y se construyen socialmente en un marco complejo y cambiante, razón por la cual,

las definiciones sobre el paisaje son tan diversas y a menudo opuestas. En la actualidad, la ecología del paisaje es una perspectiva científica transdisciplinaria, consolidada y reconocida, que intenta comprender y ayudar a resolver algunos de los principales retos ambientales contemporáneos en la conservación del patrimonio natural y cultural (Vila et al. 2006).

Estos principios teóricos cuentan a su vez con el desarrollo que ha tenido en las últimas décadas los Sistemas de Información Geográfica (SIG), ya que permiten evaluar, cuantificar y analizar los cambios en la estructura morfológica de los paisajes, convirtiéndose en un sistema de monitoreo ágil de los patrones de uso del paisaje (MacGarigal, 1995). Con el esquema propuesto por Turner et al. (2008), se puede afirmar que el paisaje es, en definitiva, una entidad dinámica que evoluciona temporalmente como consecuencia de unos procesos naturales y unas intervenciones antrópicas o por el cese de éstas (Morlans, 2005). Con base en lo anterior, los modelos espaciales de simulación se convierten en una herramienta útil para poder predecir y analizar los efectos nocivos del proceso de expansión urbana y cambio climático que afectan directamente los ecosistemas del país, tal como lo sugiere (Henríquez, 2007).

Este tipo de modelos son una representación de un componente o proceso de la realidad (Henríquez y Azócar, 2007), y son considerados por diversos autores como modelos dinámicos capaces de pronosticar posibles comportamientos futuros. Henríquez et al., (2006) señalan la potencialidad de representar la magnitud de los cambios, su localización a futuro y sus patrones espaciales.

Un modelo es espacial cuando las variables, los inputs, o los procesos a modelar tienen ubicaciones espacialmente explícitas y son útiles cuando la heterogeneidad espacial de los recursos o procesos son necesarios para representar o predecir el comportamiento del sistema en forma adecuada, es decir, para este caso en particular, el patrón espacial es la variable independiente en el análisis mientras que las variables ecológicas de respuesta van variando según el cambio en el patrón espacial.

Estos grupos de variables ecológicas o predictores ambientales, suelen ser parámetros simples donde pueden estar incluidas la extensión de las áreas urbanas, las principales vías de transporte, las condiciones topográficas, la existencia de tierras en situación especial, vegetación, entre otras (Henríquez y Azócar, 2007).

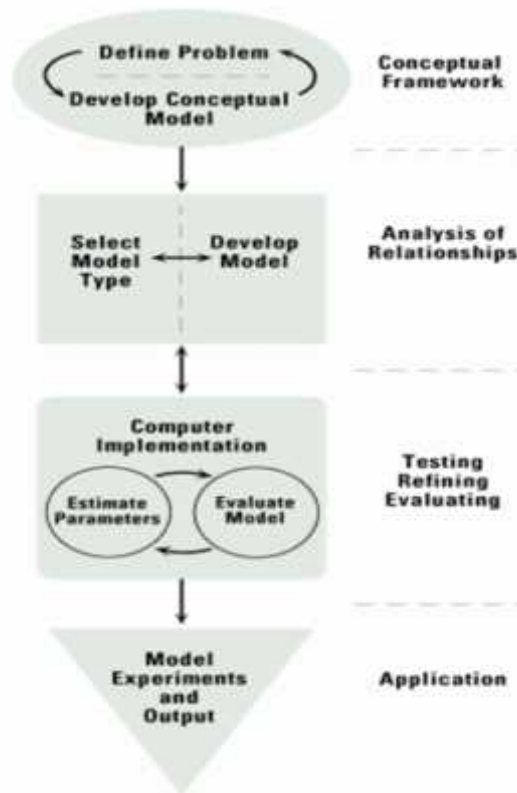


Figura 1. Etapas para el desarrollo de un modelo de ecología del paisaje

Una amplia clase de modelos asumen que las variables con componente climático son los conductores principales de la distribución geográfica (Franklin, 1995; Guisan y Zimmerman, 2000; Jarvis et al. 2005), Los modelos espaciales que explican la transformación del paisaje integran atributos visibles del mismo, estos pueden resumirse en dos características indicadoras: la geoforma o expresión visible del modelo de la superficie terrestre y la cobertura, que se define como el resultado de la asociación espacio-temporal de los elementos biológicos vegetales característicos (Etter, 1991).

En ecología del paisaje los modelos más utilizados son: modelos neurales de paisaje, modelos de cambio en el paisaje y modelos poblacionales explícitos y metapoblaciones. No obstante, según sea el caso, se recurre a los modelos estadísticos que involucran análisis de regresión como una herramienta que permite analizar información con múltiples datos e investigar relaciones funcionales entre variables.

En este contexto, las relaciones entre las variables son expresadas en forma de una ecuación o un modelo que conectan la variable respuesta o dependiente y una o más variables de predicción o variables explicativas (Chatterjee et al, 2000). Según Hosmer y Lemeshow (2000) la regresión logística resuelve el objetivo de modelar como influye en la

probabilidad de aparición de un suceso, la presencia o no de diversos factores y el valor de los mismos

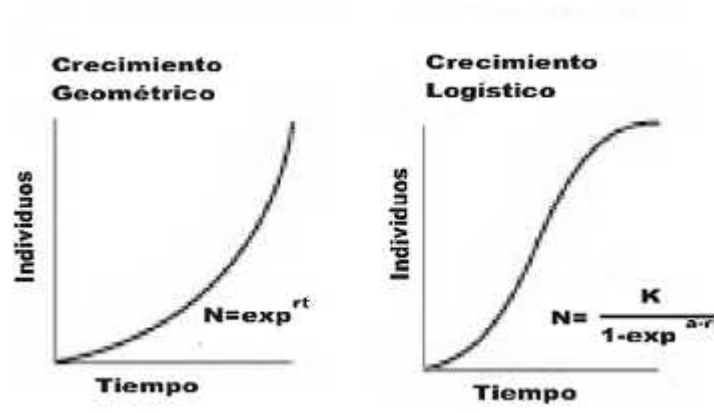


Figura 2. Ejemplo de Modelo poblacional explícito.

Por lo tanto, no cabe duda que el estudio descriptivo y funcional del paisaje debe ser un paso previo en cualquier proyecto o actuación que presuma una intervención del hombre, una decisión que afecte al uso del suelo o a la gestión de los recursos naturales en un espacio geográfico determinado, contribuyendo de esta manera a la toma de decisiones y a la base diagnóstica del ordenamiento territorial.

METODOS

5.1 Área de Estudio

La cuenca alta del río Magdalena se encuentra localizada en la parte sur-occidental del país, entre las cordilleras Central y Oriental y tiene como eje geográfico el valle del río Magdalena. La zona de estudio se encuentra entre los puntos extremos $74^{\circ} 50' 34.8'' W$ $5^{\circ} 18' 39.5994'' N$ - $74^{\circ} 34' 4.7994'' W$ $3^{\circ} 53' 9.6'' N$ y $74^{\circ} 43' 48'' W$ $3^{\circ} 17' 31.1994'' N$ - $75^{\circ} 56' 13.1994'' W$ $2^{\circ} 2' 59.9994'' N$ (Figura 3). La región del Alto Magdalena representa el 5.2% del territorio, geográficamente limita por el norte con el río Patá y el río Cabrera; al Sur con el Macizo Colombiano; al Occidente con la cordillera Central y al Oriente con la cordillera Oriental. El Valle del Alto Magdalena constituye el eje del sistema hidrográfico del departamento del Huila (CAM, 2012).

5.2 Metodología

5.2.1 Índices de vegetación

Índice Normalizado Diferencial de Vegetación (NDVI). Para analizar la vegetación y la detección de los cambios en los patrones de la biomasa del BTs. se evaluó el índice de vegetación NDVI. Para la elaboración de los modelos se usaron imágenes de satélite del catálogo virtual de los portales: Earthexplorer.usgs.gov, Glovis.usgs.gov y Glcapp.glc.umd.edu (Anexo 1). De acuerdo a la ventana temporal propuesta en el proyecto, fueron necesarias 2 escenas compuestas de 8 imágenes del sensor Landsat 4-5 TM para el año 1987, Landsat 7 ETM+ para la temporalidad 2000 y Landsat 8 OLI para 2014; cada escena corresponde a los periodos de época seca y húmeda respectivamente. Los criterios que se evaluaron para la descarga de imágenes fue la información proporcionada por climogramas, elaborados previamente a partir de datos de estaciones meteorológicas del área de estudio, las cuales permitieron visualizar los meses en que se presenta mayor precipitación y sequía.

Previo a la modelación del índice espectral para la evaluación de la biomasa fotosintéticamente activa en la cobertura de Bosque Seco Tropical, se ejecutó el procesamiento digital de las imágenes con el programa ArcGIS 10.1, con el objetivo de diseñar la composición de las bandas satelitales y posterior formación de mosaicos para las escenas de época seca y húmeda.

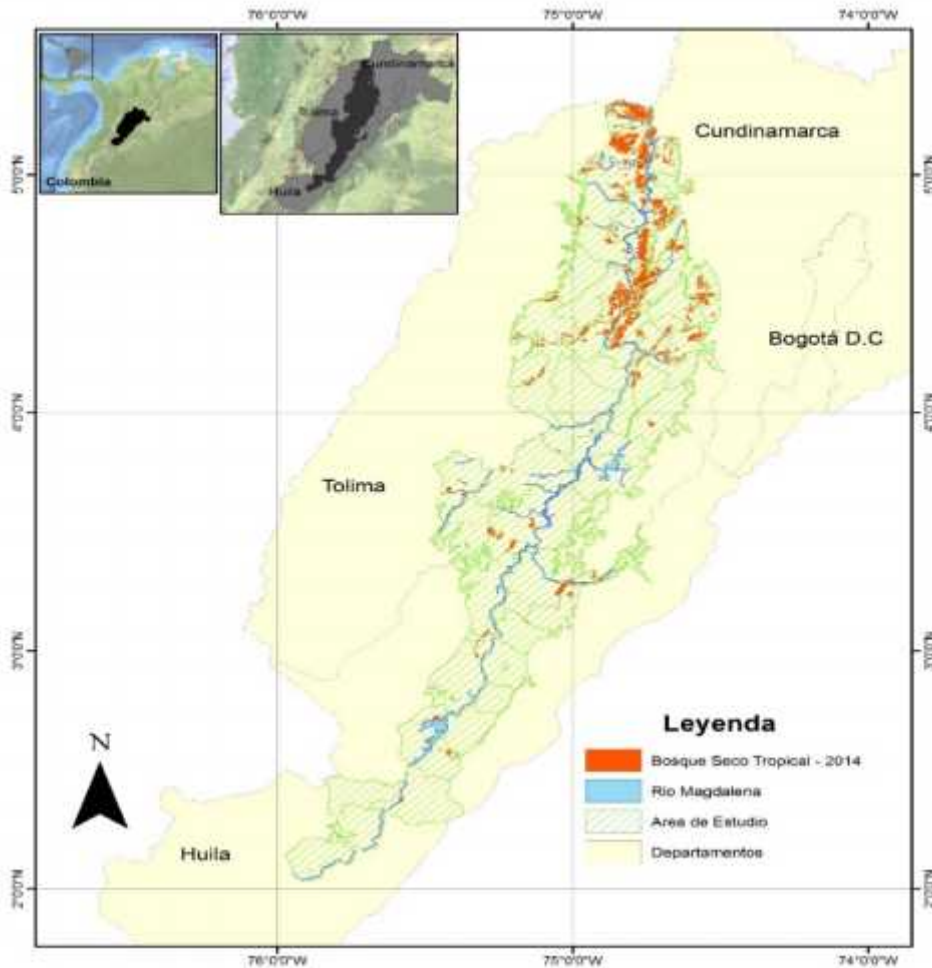


Figura 3. Localización del área de estudio “Cuenca alta del río Magdalena (Colombia)”.

Esta actividad fue necesaria para crear un dataset ráster que contuviera un subconjunto de las bandas de los dataset ráster originales de las imágenes descargadas, de esta manera, se tendría la combinación de bandas específicas para el análisis de NDVI. Posteriormente, se crearon los mosaicos de los múltiples datasets rásteres para tener una sola entidad existente. Con el raster de mosaicos se elaboró un corte, cuya base de diseño fue la zona de estudio formada por los municipios, de esta manera, se obtuvieron los resultados de NDVI para el área de Bosque Seco.

Finalmente, el modelo del índice espectral se desarrolló con la herramienta NDVI de la barra Image Analysis que dispone el ArcGIS, obteniendo un dataset de banda única con valores entre -1,0 y 1,0 que representan el verdor en la zona de estudio. Los valores negativos representan nubes, agua y nieve, mientras que los valores cercanos a cero representan rocas y tierra desnuda. No obstante, los valores se comprobaron calculando la

ecuación del índice manualmente por medio de raster calculator del programa ARCGis. La ecuación que se ingresó en la herramienta de algebra de mapas fue:

$$NDVI = \text{Float} ([\text{Band NIR}] - [\text{Band Red}]) / \text{Float} ([\text{Band NIR}] + [\text{Band Red}])$$

Índice de Vegetación Transformado (TVI). Para realizar la corrección de los valores de NDVI y de esta manera, interpretar los cambios que presenta la cobertura de BTs, se realizó el cálculo del índice de vegetación transformado (TVI) para todos los años de estudio (1987, 2000 y 2014).

$$T = \sqrt{\frac{N - Re}{N + R}} + 0,5$$

A partir de los valores obtenidos de NDVI, Deering et al. (1975), señalan que se debe agregar la constante 0,50 a todos sus valores y calcular la raíz cuadrada de los resultados. La constante 0,50 se introduce para evitar operar con valores negativos del NDVI, es decir, minimiza los efectos del suelo que pueda alterar los rangos del índice.

$$\text{Float} ([\text{NDVI BTs 1987}] + 0,5)$$

El cálculo de la raíz cuadrada se emplea para corregir los valores del NDVI que se aproximan a una distribución Poisson e introducir una distribución normal. Sin embargo, los valores negativos aún permanecerán si se hallan valores menores que (-0,5) en el NDVI.

$$\text{Float} (\text{SquareRoot} (\text{NDVI}+0,5))$$

Finalmente, se realizó una reclasificación de los rangos NDVI, a partir de la definición de Kalacska et al. (2004), quien asigna características específicas a la vegetación según las etapas sucesionales que presenta el Bosque Tropical Seco (Tabla 1).

Índice Infrarrojo Normalizado de Vegetación (NDII). Para analizar el contenido de humedad en la vegetación y cartografiar los patrones de estrés hídrico se evaluó el índice de vegetación NDII. Para la elaboración de los modelos se usaron imágenes de satélite del catálogo virtual de los portales: Earthexplorer.usgs.gov, Glovis.usgs.gov y Gicfapp.gicf.umd.edu. El NDII, se calculó a partir de la ecuación establecida por Hardisky et al. (1983), que utiliza las reflectividades de las bandas infrarrojo cercano (NIR) e infrarrojo medio (SWIR) (bandas 4 y 5 en el sensor Landsat), a partir de la siguiente expresión:

$$N = \frac{N - S}{N + S}$$

Posterior a la elaboración de los mosaicos de las bandas, la ecuación que se ingresó en la herramienta de álgebra de mapas fue:

$$NDII = \text{Float} ([\text{Band NIR}] - [\text{Band SWIR}]) / \text{Float} ([\text{Band NIR}] + [\text{Band SWIR}])$$

El resultado fue 6 dataset Raster con rangos a escala científica, correspondientes a los periodos húmedo y seco de cada año evaluado (1987, 2000 y 2014).

Tabla 1. Rangos de NDVI para Bosque Seco Tropical (BTs) correspondientes a su estadio sucesional sugeridos por Kalacska et al. (2004).

Estadio Sucesional	Dosel	Rango de NDVI	Descripción
Temprano	1 estrato, 6m de altura media.	0,43-0,58	Alto porcentaje de árboles deciduos, con muchos arbustos, árboles pequeños con pastos y presencia de suelo desnudo en áreas abiertas.
Intermedio	2 estratos, 10m de altura media.	0,58-0,70	Estrato superior compuesto por especies deciduas de rápido crecimiento. El segundo estrato está compuesto por lianas y especies tolerantes a la sombra.
Tardío	2 estratos, 30m de altura media.	0,70-0,83	Regeneración de especies tolerantes a la sombra. Una pequeña cantidad de luz alcanza el piso forestal. Existen especies siempre verdes con copas traslapadas que forman un dosel continuo.

5.2.2 Variables Hidrológicas

Índice Topográfico de Humedad Relativa. Dentro del análisis de la variabilidad espacial de los factores ambientales que pueden incidir en la distribución del BTs se calculó el Índice Topográfico de Humedad Relativa (Parker, 1982), para observar su relación con la retención de humedad en el suelo. Este índice considera aspectos del relieve que al combinarlos por medio de la asignación de pesos da como resultado el parámetro de humedad relativa. El índice toma valores comprendidos entre 0 y 60, siendo los factores considerados y los rangos de variación de sus pesos (Tabla 2). De acuerdo con la posición relativa de las celdas dentro de la pendiente se establecen los grupos. Según la configuración de la pendiente (concauidad/convexidad) se divide en los grupos (Tabla 3). Los límites entre los mismos se establecen arbitrariamente en función de las condiciones que se consideren pertinentes. Para la pendiente, el peso se calcula a partir de la pendiente expresada en grados, mediante la expresión:

$$P = 10 - \frac{1}{3} < 30^\circ$$

Para pendientes mayores de 30° , P es igual a 0. Como último factor, la influencia de la orientación, expresada en grados, el peso que se le asigna (Tabla 4).

Tabla 2. Pesos asignados al factor de posición relativa en la pendiente para el cálculo del Índice Topográfico de Humedad Relativa (Fall & Morgan, 2000)

Posición relativa	Peso
Fondo de valle	20
Parte baja	15
Parte media	10
Parte alta	5
Cima	0

Tabla 3. Pesos asignados según configuración de la pendiente para el cálculo del Índice Topográfico de Humedad Relativa (Fall & Morgan, 2000)

Configuración de la pendiente	Peso
Cóncava	10
Cóncava / Rectilínea	8
Plana	5
Convexa / Rectilínea	2
Convexa	0

Tabla 4. Pesos asignados al factor de orientación de la pendiente ($^\circ$) para el cálculo del Índice Topográfico de Humedad Relativa (Fall & Morgan, 2000)

Orientación	Peso
1–9	18
10–18	19
19–26	20
27–35	19
36–44	18
45–53	17
54–62	16
63–71	15
72–80	14
81–90	13
90–98	12
99–107	11
108–116	10
117–125	9

Orientación	Peso
126–134	8
135–143	7
144–152	6
153–161	5
162–170	4
171–179	3
180–188	2
189–197	1
198–207	0
208–216	1
217–225	2
226–234	3
235–243	4

Orientación	Peso
244–252	5
253–261	6
262–270	7
271–279	8
280–288	9
289–297	10
298–306	11
307–315	12
316–324	13
325–333	14
334–342	15
343–351	16
352–360	17

Para obtener el TRMI con el Modelo digital de elevación (DEM), se calcula la curvatura horizontal y vertical y clasificación de la curvatura y la orientación de la pendiente, variables que guardan una buena relación con la humedad del suelo. Para la variable de clasificación de la curvatura, se aplican los diferentes pesos (Tabla 5).

Tabla 5. Pesos asignados al Índice Topográfico de Humedad Relativa según la clasificación de la curvatura (Fuente: Leyva. N, 2004)

Clasificación de la curvatura (horizontal/Vertical)	Clase	Peso
Cóncava / Cóncava	0	10
Cóncava / Plana	1	8
Cóncava / Convexa	2	7
Plano / Cóncava	3	6
Plana / Plana (Sin Curvaturas)	4	5
Plano / Convexa	5	4
Convexa / Cóncava	6	3
Convexa / Plana	7	2
Convexa / Convexa	8	0

Posterior a ello, se debe generar el mapa de formas del terreno y establecer la ponderación (Tabla 6). Cabe resaltar que estos valores corresponden a un ajuste hecho por Leyva, (2004) de la reclasificación propuesta por Jenness (2005), para que concuerden con las formas conocidas y presentes del relieve colombiano.

Tabla 6. Formas del terreno generadas a partir de la clasificación Jenness (2005).

Valor	Formas del terreno (Clasificación Jenness)	Formas del Terreno (Clasificación Adaptada)
0	Bajos / Corrientes	Cauces de ríos en montañas / Cubetas
1	Drenaje de laderas medias	Vallecitos en montañas
2	Drenaje de laderas altas	Cuesta homoclinal
3	Valles	Plano de inundación grandes ríos
4	Planos	Terrazas aluviales
5	Laderas abiertas	Abanicos aluviales / Taludes de terrazas
6	Laderas superiores	Laderas bajas / Colinas
7	Crestas locales	Laderas Medias
8	Crestas de laderas medias	Hombro de ladera
9	Crestas altas	Cimas o crestas de montaña

Es de anotar que en la clasificación adaptada algunas formas del terreno tienen una representación diferente en paisajes de montaña, de piedemonte y de la planicie, es decir píxeles del mismo valor para este parámetro tienen diferente connotación en los paisajes, como el caso del valor 0, que puede ser cauce de ríos incisados en montañas o cubetas en el piedemonte; valor 5, abanicos aluviales en piedemonte o taludes de terrazas, bien sea para la planicie o el piedemonte y valor 6, correspondiente a laderas bajas en paisaje de

montaña o colinas en piedemonte (Leyva, 2004). Una vez reclasificado el mapa por formas del terreno, se asigna el peso (Tabla 7).

Tabla 7. Pesos asignados al Índice Topográfico de Humedad Relativa según formas del terreno (Fuente: Leyva, 2004)

Posición Relativa	Forma	Peso
Plano de inundación grandes ríos	3	20
Vallecitos en montañas y cuesta	2, 1, 0	17
Terrazas aluviales	4	15
Abanicos aluviales / Taludes de terrazas	5	10
Laderas bajas / Colinas	6	5
Hombro de ladera	7, 8	2
Cimas o crestas de montaña	9	0

Finalmente, a los mapas de las variables de pendiente (en grados) y orientación se les aplicaron los pesos según las tablas 1-3 y 1-4. Posteriormente en raster calculator, se suman todos los mapas resultantes y se obtuvo el mapa del Índice Topográfico de Humedad Relativa.

5.2.3 Variables Predictivas de Perturbación Antropogénica

Distancias Euclidianas. Para evaluar esta variable se ubicaron 12 sitios de muestreo (Tabla. 8), que corresponden a zonas relevantes en el proceso de degradación ecosistémica.

Tabla 8. Coordenadas Geográficas tomadas de Datos GPS recolectados en Campo por Grupo de Investigación

id	x	y	z	Sitio	Departamento	Municipio
1	-74,878306	4,710806	331	1	Tolima	Venadillo
2	-74,861056	5,175250	479	2	Tolima	Mariquita
3	-74,7307500	4,8823610	279	3	Cundinamarca	San Juan de Rio seco
4	-74,772861	4,536500	280	4	Cundinamarca	Guataqui
5	-74,858528	4,324417	314	5	Cundinamarca	Girardot
6	-74,848528	4,279444	328	6	Cundinamarca	Girardot
7	-75,008333	3,245917	676	7	Huila	Baraya
8	-75,187417	3,218639	393	8	Huila	VillaVieja
9	-75,204806	3,242028	411	9	Huila	VillaVieja
10	-75,048528	3,255972	539	10	Huila	VillaVieja
11	-75,167417	3,205250	427	11	Huila	VillaVieja
12	-75,312750	3,040833	498	12	Huila	Neiva

El procesamiento digital se desarrolló con base en la ubicación de los puntos GPS, para lo cual fue necesario exportarlos de su matriz en Excel a ARCGis 10.1 y transformarlos a formato shape. La variable en ser evaluada es la distancia euclidiana se aplicó a 3 tipos de cobertura presentes alrededor de la zona de estudio; consideradas las más relevantes en la transformación y fragmentación del BTs, con respecto a los puntos de muestreo, que determinó para cada celda la distancia al punto más cercano. Esta herramienta de **Spatial analyst tools** permite evidenciar cuales son los trayectos en línea recta de los sitios de muestreo a la cobertura más cercana, como indicador de la accesibilidad de los pobladores para generar impactos en los ecosistemas.

Para que el resultado euclidiano abarcara solo la zona de estudio y los valores de referencia tuvieran como base los puntos de muestreo, se tomó como mascara de corte al shape de Zona_Estudio_Municipios, antes de realizar el procesamiento con la herramienta de proximidad (Tablas 9 a 11).

Tabla 9. Relación entre distancias y cobertura de Pastos en la ventana temporal.































	1987	2000	2014
Cobertura PASTOS	Intervalo de Distancias (m)	Intervalo de Distancias (m)	Intervalo de Distancias (m)
	 0 - 1.000	 0 - 800	 0 - 800
	 1.001 - 2.000	 801 - 1.600	 801 - 1.600
	 2.001 - 3.000	 1.601 - 2.500	 1.601 - 2.500
	 3.001 - 4.000	 2.501 - 3.300	 2.501 - 3.300
	 4.001 - 5.000	 3.301 - 4.000	 3.301 - 4.100
	 5.001 - 6.000	 4.001 - 4.900	 4.101 - 4.900
	 6.001 - 8.000	 4.901 - 5.800	 4.901 - 5.800
	 8.001 - 9.000	 5.801 - 6.600	 5.801 - 6.600
	 9.001 - 10.000	 6.501 - 7.400	 6.601 - 7.400
 10.001 - 11.000	 7.401 - 8.200	 7.401 - 8.200	

Tabla 10. Relación entre distancias y cobertura de Cultivos en la ventana temporal.

	1987	2000	2014
	Intervalo de Distancias (m)	Intervalo de Distancias (m)	Intervalo de Distancias (m)
Cobertura CULTIVOS	0 - 4.000	0 - 7.000	0 - 7.000
	4.001 - 8.000	7.001 - 14.000	7.001 - 14.000
	8.001 - 12.000	14.001 - 21.000	14.001 - 21.000
	12.001 - 16.000	21.001 - 28.000	21.001 - 28.000
	16.001 - 20.000	28.001 - 35.000	28.001 - 35.000
	20.001 - 24.000	35.001 - 42.000	35.001 - 42.000
	24.001 - 28.000	42.001 - 49.000	42.001 - 49.000
	28.001 - 32.000	49.001 - 56.000	49.001 - 56.000
	32.001 - 36.000	56.001 - 63.000	56.001 - 63.000
	36.001 - 40.000	63.001 - 70.000	63.001 - 70.000

Tabla 11. Relación entre distancias y cobertura de Tierra desnuda y degradada.

	1987	2000	2014
	Intervalo de Distancias (m)	Intervalo de Distancias (m)	Intervalo de Distancias (m)
Cobertura TIERRA DESNUDA Y DEGRADADA	0 - 2.700	0 - 21.500	0 - 21.500
	2.701 - 5.400	21.501 - 43.000	21.501 - 43.000
	5.401 - 8.100	43.001 - 64.500	43.001 - 64.500
	8.101 - 10.800	64.501 - 86.000	64.501 - 86.000
	10.801 - 13.500	86.001 - 107.500	86.001 - 107.500
	13.501 - 16.200	107.501 - 129.000	107.501 - 129.000
	16.201 - 18.900	129.001 - 150.500	129.001 - 150.500
	18.901 - 21.600	150.501 - 172.000	150.501 - 172.000
	21.601 - 24.300	172.001 - 193.500	172.001 - 193.500
	24.301 - 27.000	193.501 - 215.000	193.501 - 215.000

5.2.4 Modelos predictivos

Regresiones y Correlaciones Estadísticas. Para el desarrollo de los modelos predictivos, las 29 variables predictivas a evaluar se organizaron en tablas para los años 1987, 2000 y 2014 respectivamente (Anexo 2), y evaluado previamente que los datos cumplieran con una distribución normal o distribución de Gauss, se elaboraron regresiones múltiples para correlacionar los valores de área (dependiente) y las variables predictivas obtenidas de la cartografía digital e imágenes satelitales. Acto seguido, con las 29 variables predictivas, se realizó un análisis de correlación para evitar el uso de variables colineares, excluyendo las variables altamente correlacionadas ($r > 0,7$). Para construir los modelos de regresión múltiple, se consideraron todas las combinaciones posibles de variables predictoras que arroja el software de análisis estadístico JMP 8.0

Sin embargo, dado que la correlación de puntos de muestreo con las variables calculadas arrojaban un valor de tolerancia poco confiable (Valor 1), fue necesario organizar

una nueva subdivisión de categorías para los datos, distribuyéndolos en cinco (5) grupos según su atributo (*Biomasa (Húmedo – Seco), Donas, Topográficas, Hidrológicas y Perturbación*) para realizar una estandarización de las variables y de esta manera filtrar la variables que generaran posibles errores al momento de diseñar el modelo (Tabla 12.)

Tabla 12. Grupo de Variables Predictivas según su atributo.

Biomasa		Donas	Topográficas	Hidrológicas	Perturbación
Húmedo	Seco				
NDVI Húmedo	NDVI Seco	% cobertura Dosel 50m Seco	Pendiente	Índice Topográfico	Distancia a Pastos
NDII Húmedo	NDII Seco	% cobertura Dosel 150m Seco	Altitud	Distancias a cauces principales	Distancia a Cultivos
NDVI Húmedo Dona 50m	NDVI Seco Dona 50m	% cobertura Dosel 300m Seco	Aspecto	Distancias a cauces secundarios	Distancia a TDD
NDVI Húmedo Dona 150m	NDVI Seco Dona 150m				
NDVI Húmedo Dona 300m	NDVI Seco Dona 300m				
NDII Húmedo Dona 50m	NDII Seco Dona 50m				
NDII Húmedo Dona 150m	NDII Seco Dona 150m				
NDII Húmedo Dona 300m	NDII Seco Dona 300m				

Con los grupos organizados, inicialmente se realizaron regresiones lineales individuales para cada variable respecto a la variable de respuesta (área), con el propósito de conocer sus valores de R^2 e identificar cuáles son propensas a una mayor multicolinealidad (Anexo 3.)

Finalizadas las regresiones, se procedió a elaborar las correlaciones grupales para elegir las variables finales con las cuales se elaboraron los modelos en el programa estadístico JMP. Cabe mencionar que dichas variables se eligieron a partir del nivel de significancia (0,7) es decir, se seleccionaron aquellas que presentaron un valor de correlación por encima de 0,67. No obstante, las variables que no fueron posibles seleccionar a partir del valor de significancia fueron elegidas por su valor de R estimado, a partir de las regresiones individuales.

Con las variables establecidas (Anexo 4), se adjuntaron los datos al programa JMP y por medio de su herramienta Analyze – Fit Model, se seleccionan las variables dependientes e independientes y antes de correr el modelo elegimos la opción Stepwise. Los modelos de Regresión Paso A Paso o Stepwise, tienen un enfoque para la selección de un subconjunto de los efectos de un modelo de regresión, es decir, este tipo de modelo me

permite aplicar el efecto de la herencia y explorar de forma interactiva los predictores que parecen proporcionar un buen ajuste.

Antes de correr los modelos, en la opción *All possible models* se establecieron la cantidad de variables y número de modelos que se deseaban; para este caso en particular y dado los pocos puntos de muestreo con los que se cuentan, se configuro el programa para calcular los 15 mejores modelos a partir de 6 y 8 variables.

Con los 15 mejores modelos elegidos a partir de su valor R^2 , se utilizó una matriz estadística de AIC para identificar las variables que más se repiten en ellos. El criterio de Información de Akaike o **AIC** sigue siendo el más utilizado en análisis de datos ecológicos porque aborda el compromiso entre la complejidad y la capacidad predictiva de un modelo. Cuanto más complejo sea el modelo peor será su capacidad para predecir en un abanico amplio de situaciones.

Es decir, cuantas más variables y cuantas más interrelaciones entre los componentes incorpore un modelo, más concretas serán sus predicciones, pero también menos generalizables. Si un modelo es sencillo, e incluye sólo los componentes con mayor importancia en el sistema, podrá predecir en un mayor número de escenarios aceptando un cierto error de precisión.

Dentro de la matriz de AIC, la selección del mejor modelo se realizó a partir de cuatro características: Primero se manejó el Akaike Information Criterion de segundo orden (**AICc**, por sus siglas en inglés), usando la corrección para tamaños de muestra pequeños para elegir los 15 modelos con el **AICc** más bajo. Luego se calculó el Δ_i de cada modelo, que es la diferencia entre el **AICci** de cada modelo i y el mínimo **AICc**; de esta manera se seleccionó sólo los modelos con $\Delta_i < 2$. Posterior a esto se eligieron los modelos con los más altos valores del coeficiente de determinación (R^2).

Finalmente, se eligió el mejor modelo para maximizar el poder predictivo, así como la inclusión de las variables independientes que más frecuentemente aparezcan como relevantes a los distintos modelos y cuya capacidad predictiva individual fuera mayor; estas variables son aquellas con mayor peso **Akaike** (w_i), que es la suma de los valores w_i de cada variable para todos los modelos i (Burnham & Anderson, 2002).

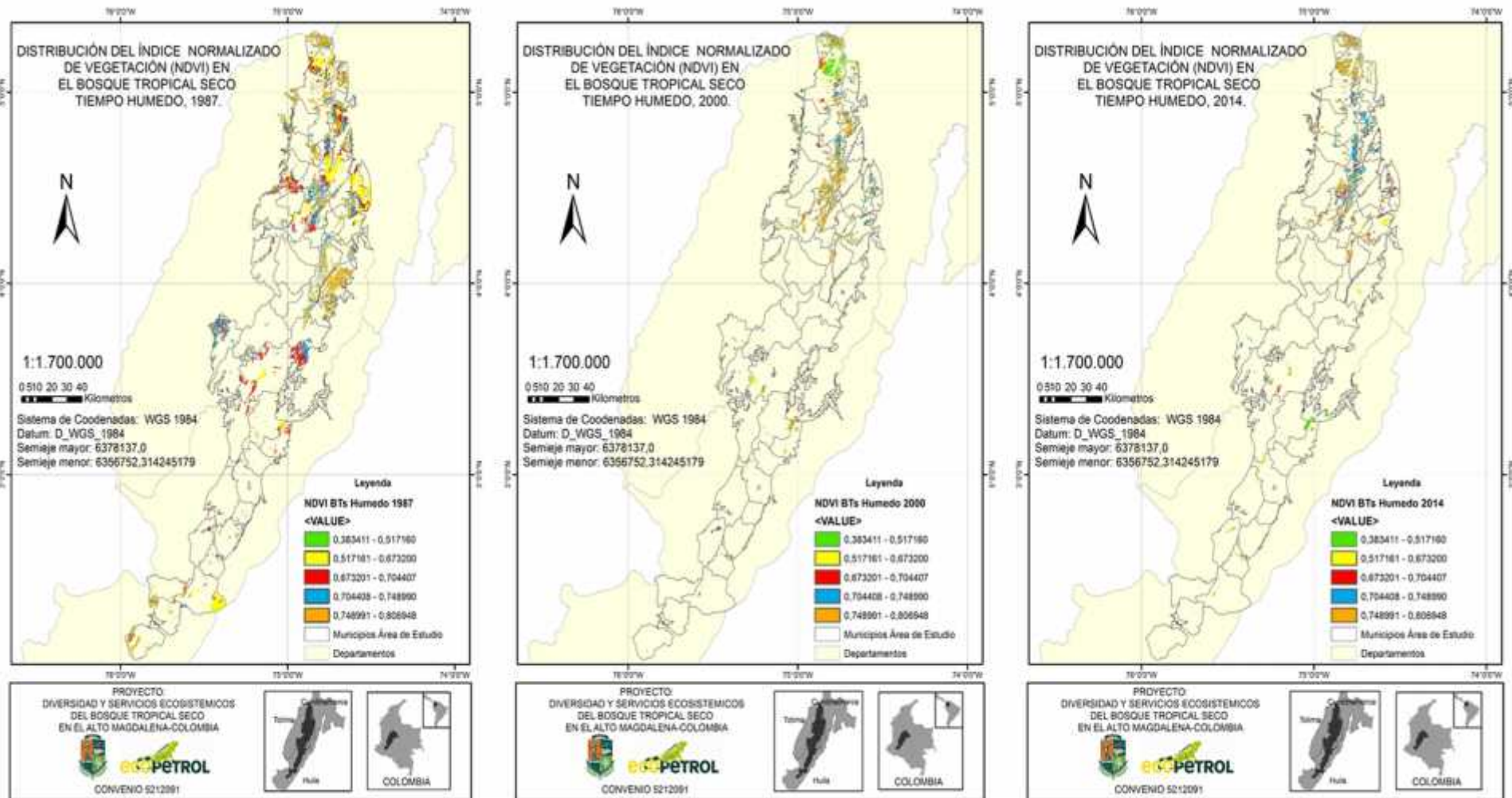
RESULTADOS

6.1 Índices de Biomasa

Los resultados muestran un patrón consistente entre la época seca y húmeda para los tres años analizados (1987, 2000 y 2014) (Figura 4), en donde durante la época húmeda registra valores altos de NDVI y en la época seca valores bajos. De manera general, y a pesar de la evidente pérdida de bosque tropical seco en toda la región se observa que un incremento de los valores de NDVI durante los tres años, en la zona norte (Tolima y Cundinamarca), lo que indica una recuperación del BTs. En la zona sur (Huila), no sólo se observa una disminución considerable de su cobertura, sino también el deterioro que han sufrido los remanentes de bosque cuyos valores de NDVI son muy bajos.

En 1987 los pocos remanentes de bosque que quedan en el departamento del Huila, muestran valores intermedios a altos de NDVI (0,76 a 0,80, rojo, azul y naranja en Figura 4, lo que indica el estado de conservación relativamente bueno que tenían. Sin embargo, para los años 2000 y 2014, los valores de NDVI son bajos (amarillo y verde), lo que indica áreas de regeneración temprana y sólo quedan unos pocos parches con valores intermedios (rojo) (8,400 ha para el 2000 y 5,600 para el 2014, respectivamente). Por el contrario, en 1987 la zona norte presentó un amplio rango de valores de NDVI (0,38 a 0,80. Los valores más altos (azul y rojo) correspondieron a 12,100 ha, los intermedios (rojo) 5,800 ha y los bajos (amarillo y verde) 3,120 ha. Para el año 2000, los remanentes con valores intermedios y altos (rojo y azul) se perdieron, pero algunos de los que tenían valores bajos (amarillo) se recuperaron y mostraron valores altos (naranja). Sin embargo, en 2014 bajaron (azul).

Es importante señalar que los valores de precipitación promedio para los años analizados fueron 178,1 mm para 1987, 111,5 mm para 2000, 172,7 mm para 2014.



a.

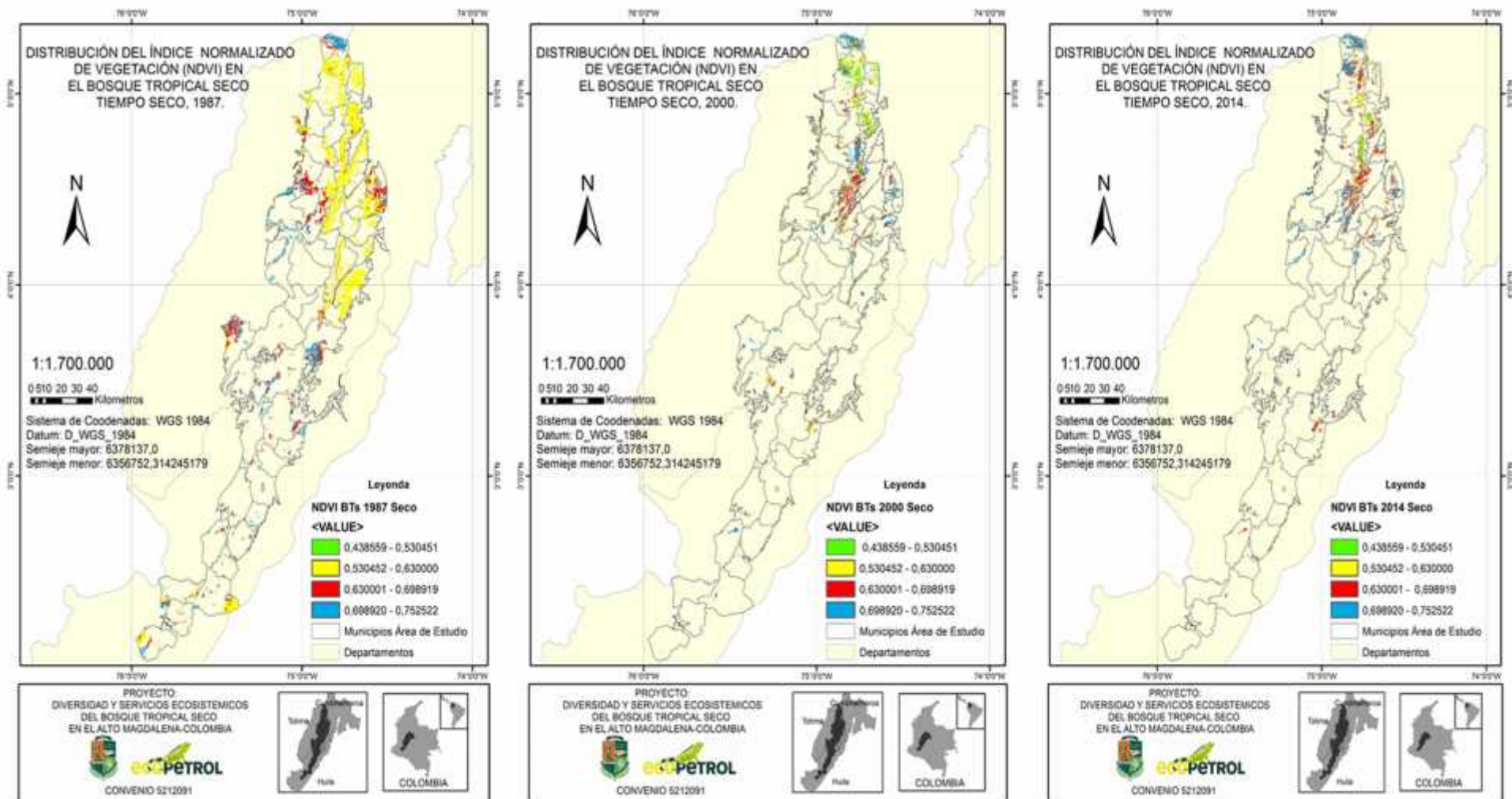


Figura 4. Valores de NDVI del bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena (Colombia) para los años 1987, 2000 y 2014. a. Época húmeda, b. Época seca

6.2 Variables de perturbación Antropogénica

Cuando se evalúa la distancia euclidiana de los cultivos a los parches de bosque tropical seco (BTs) de la región en 1987 (Figuras 5, 6 y 7), se encuentra que la distancia varió de 0 a 40000 m, mientras que la distancia a pastos varió de 0 a 11000 m y a tierra desnuda y degradada varió de 0 a 27,500 m. En este año, la mayor cobertura amenazante son los pastos, dado que es la cobertura predominante en la región, seguida de tierra desnuda y degradada. Los pastos y la tierra desnuda y degradada son la principal amenaza a los BTs localizados en las zonas planas de la región, mientras que en los BTs localizados en las zonas de mayor pendiente la amenaza disminuye.

Como se mencionó para el NDVI, en el año 2000 la pérdida de cobertura del BTs fue significativa y tanto los cultivos, como los pastos son la cobertura más amenazante para este ecosistema. Mientras que en 1987 los pastos cubrían 22.000 hectáreas, en 2000 cubrieron 17.600; los cultivos por su parte en 1987 cubrían 11.000 hectáreas, mientras que en 2000 15.200. Por su parte la tierra desnuda y degradada es una cobertura amenazante para los parches del departamento del Huila, especialmente para aquellos localizados en el denominado "Desierto de la Tatacoa". La amenaza de las coberturas de cultivos y pastos, se evidencia en 2014, donde las distancias no varían mucho entre 2000 y 2014 pero se pierden parches de BTs que son transformados en cultivos o pastos (2.600 ha). El mismo patrón lo presenta la tierra desnuda y degradada.

6.3 Variables Hidrológicas

Cuando se evaluó la distancia euclidiana a una fuente hídrica, éstas se clasificaron en dos tipos, drenajes principales, que en este caso fue el río Magdalena (Figura 8) y drenajes secundarios (Figura 9), que correspondieron a todos aquellos que drenan hacia el río Magdalena. Con respecto al cauce principal, como es obvio, los bosques localizados en las zonas planas están más cerca del cauce principal que los parches localizados en las zonas de ladera (Figura 8a); y en la medida que se fue perdiendo bosque también se fueron reduciendo las distancias a este cauce. En el caso de los drenajes secundarios no se presentaron cambios en relación con las distancias a BTs, entre los años analizados (Figura 9).

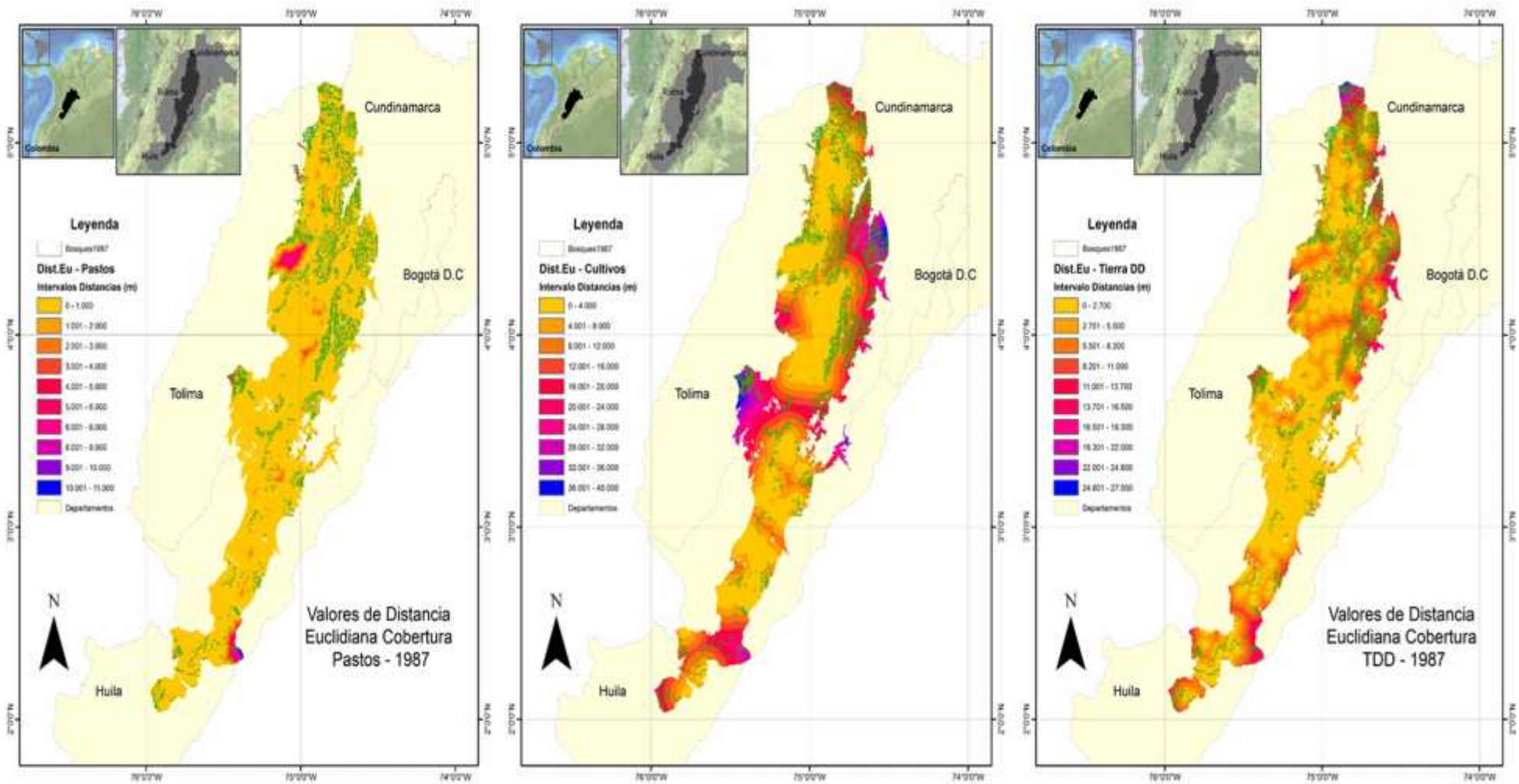


Figura 5. Valores de distancia euclidiana al bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena (Colombia) de las coberturas de a. pastos, b. cultivos y c. tierra desnuda y degradada para 1987

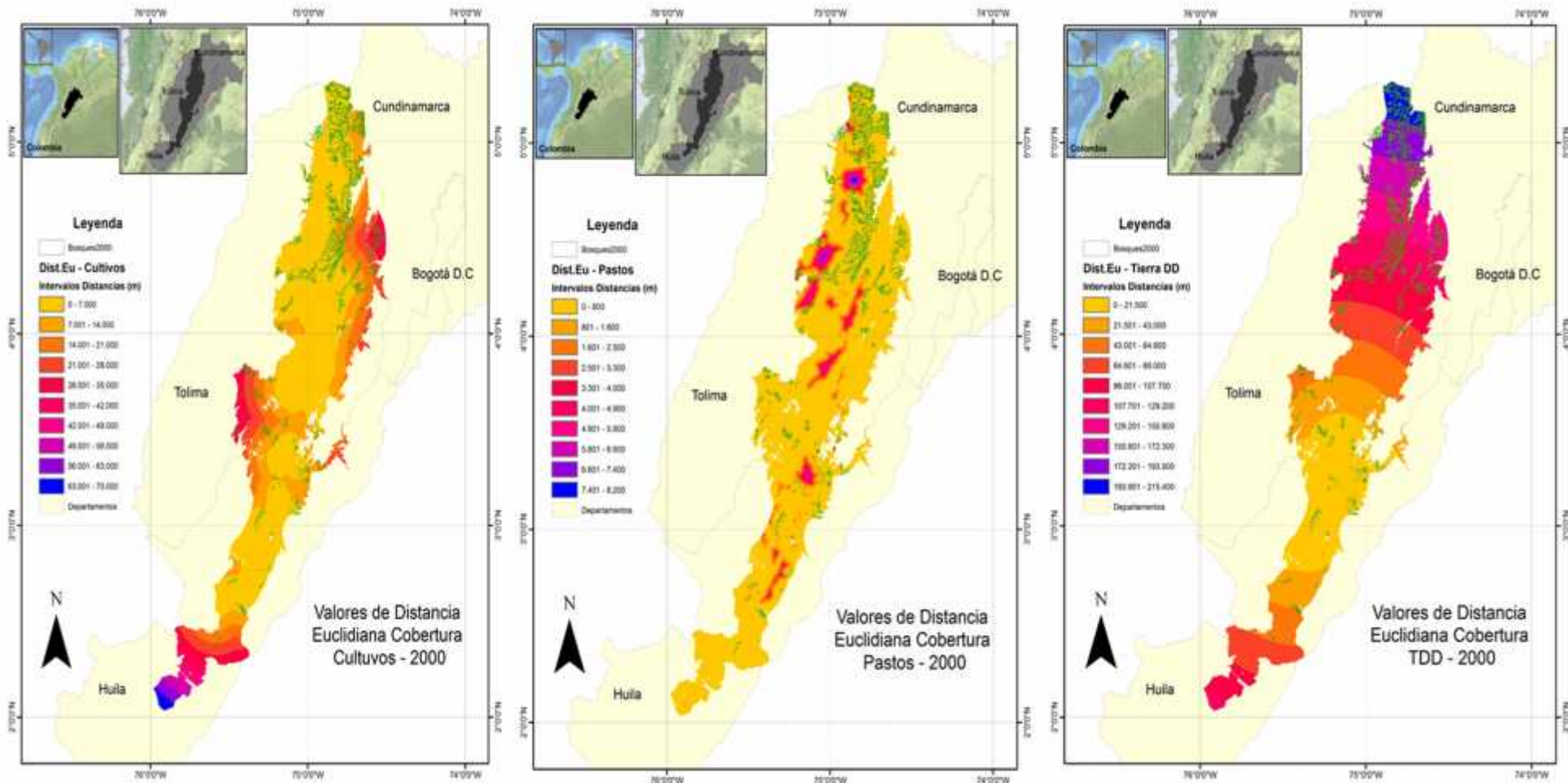


Figura 6. Valores de distancia euclidiana al bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena (Colombia) de las coberturas de pastos, cultivos y tierra desnuda y degradada para 2000

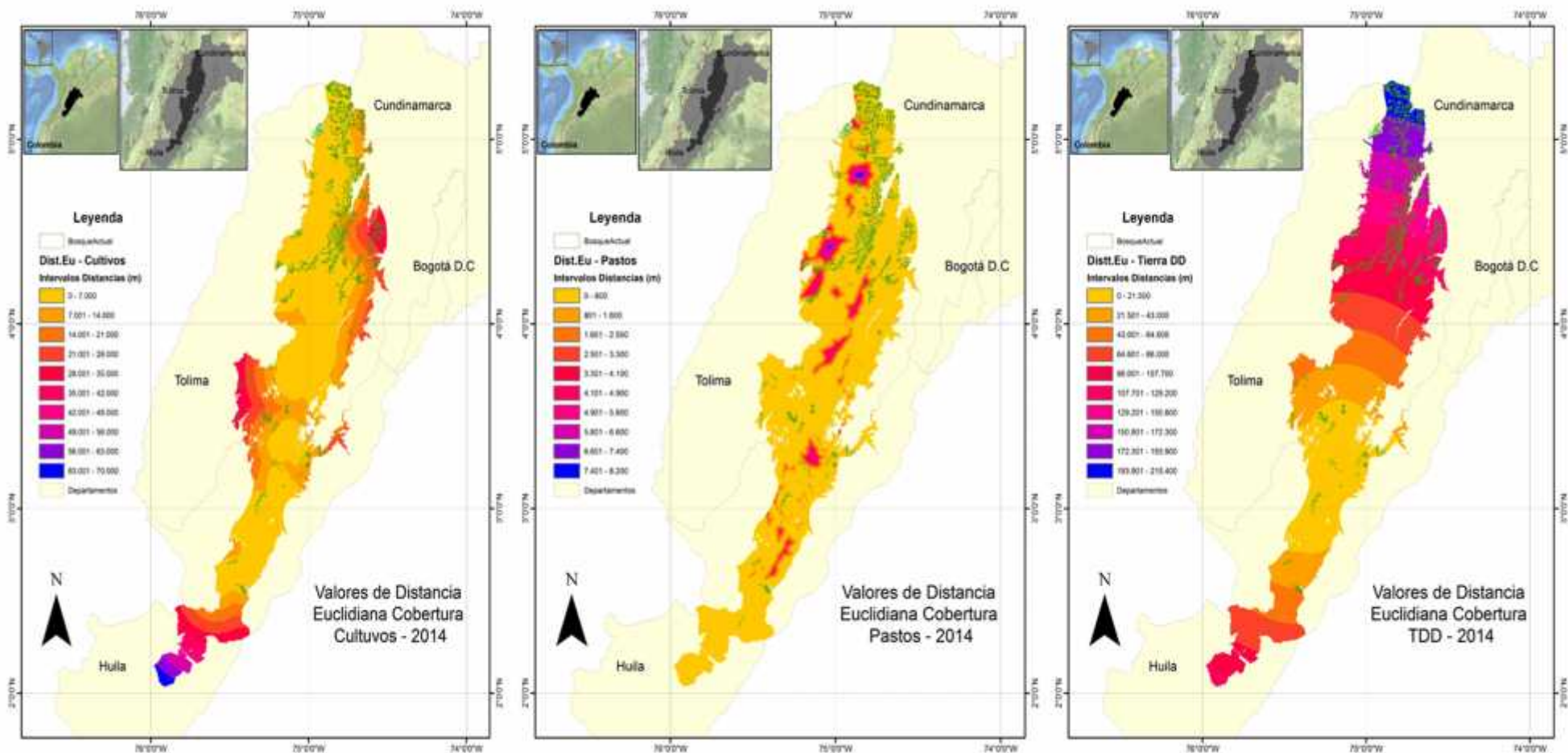


Figura 7. Valores de distancia euclidiana al bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena (Colombia) de las coberturas de pastos, cultivos y tierra desnuda y degradada para 2014

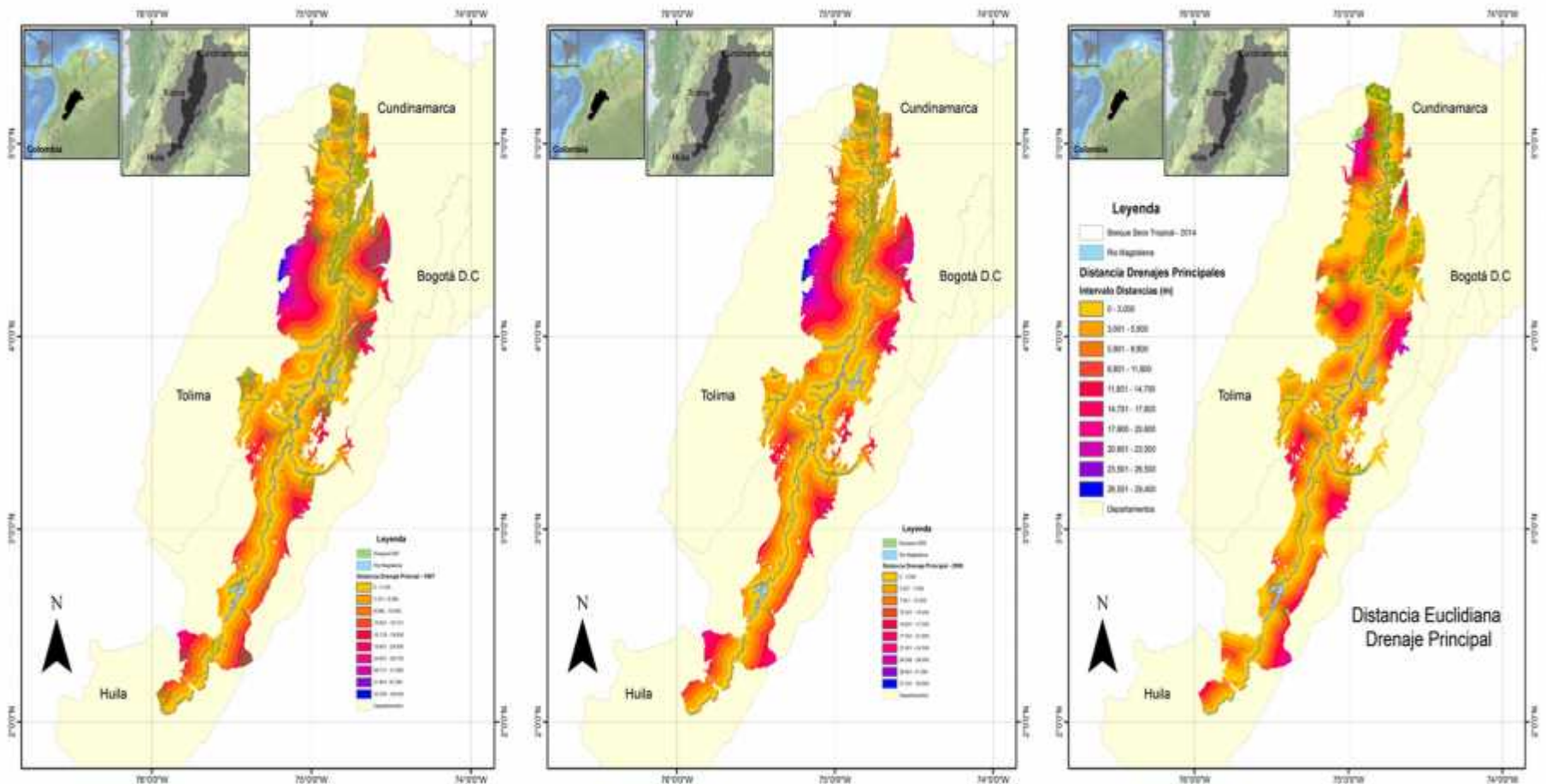


Figura 8. Valores de distancia euclidiana desde el drenaje principal al bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena (Colombia) para 1987, 2000 y 2014.

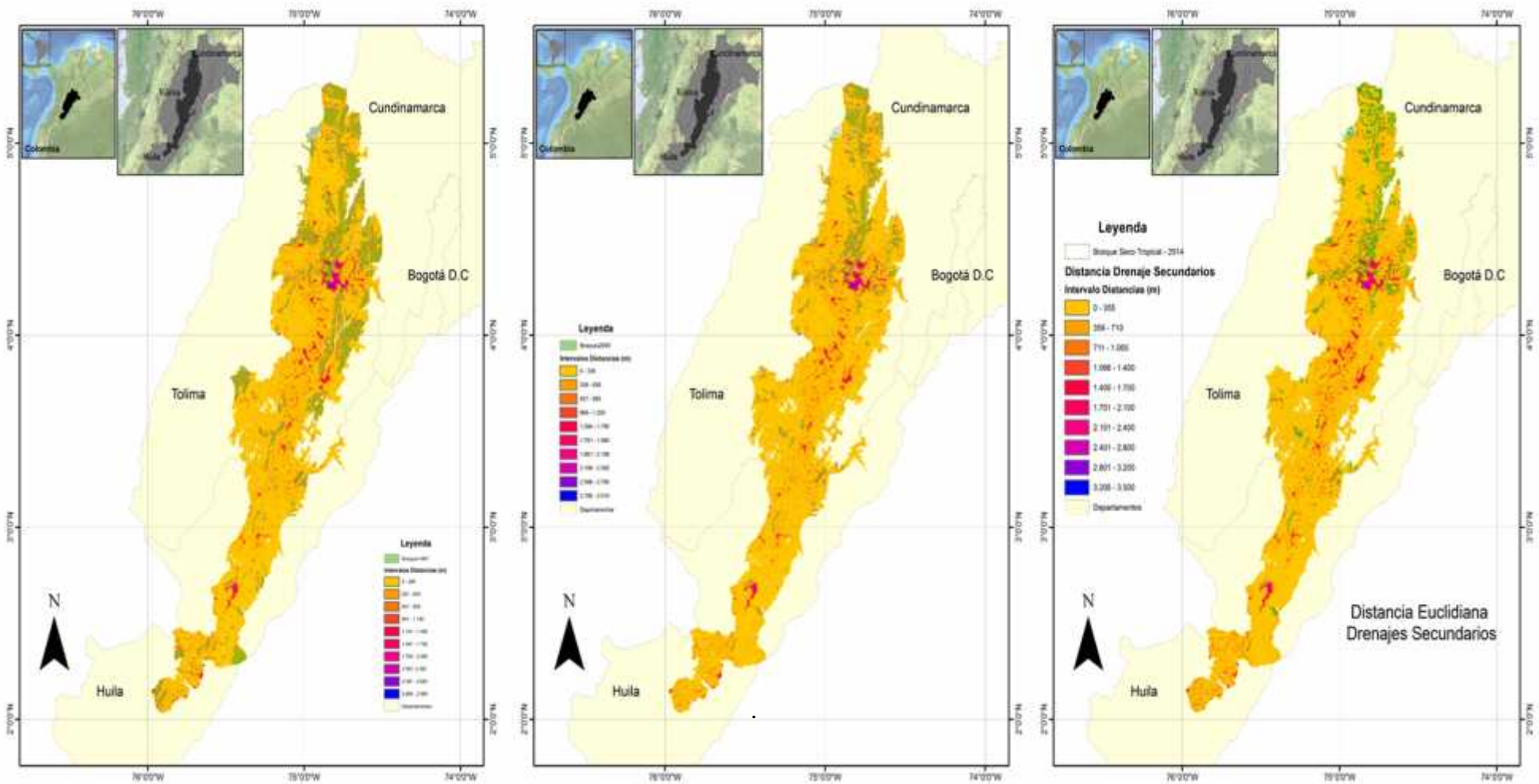


Figura 9. Valores de distancia euclidiana desde los drenajes secundarios al bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena (Colombia) para 1987, 2000 y 2014.

Adicionalmente, se evaluó el índice topográfico de humedad relativa que da una idea de la retención de agua. En este sentido, la combinación de curvaturas que presenta el modelo digital de elevación proporciona valores diversos para el índice topográfico de humedad relativa (Figura 10), siendo el rango más bajo 5 a 17, el que corresponde a zonas de montaña y laderas, con pendientes mayores. En el rango 17,1 a 25 están las laderas medias de forma cóncava/convexa; en el de 25,1 a 31 las de menores pendientes con una orientación propicia para una mayor radiación solar y de concavidad plano-cóncava a rectilínea o llana. Finalmente, el rango entre 38,1 y 49 se presenta en sectores bajos como valles, de curvatura cóncava/cóncava. Los valores bajos de índice topográfico de humedad relativa (5-25) se encuentran en las zonas de ladera, mientras que los valores altos (31-49) se encuentran en la zona más plana.

6.4 Modelos predictivos

Es importante señalar que no se presentan los datos del índice normalizado de infrarojo (NDII) que fueron obtenidos en otro objetivo del proyecto Diversidad y servicios ecosistémicos del Bosque tropical seco de la cuenca alta del río Magdalena y que fueron proporcionados para incluirlos dentro de las variables predictivas. Para cada año se obtuvieron los 15 mejores modelos predictivos, a partir de las variables analizadas, incluyendo el NDII (Tabla 13), para cada uno de los años analizados, siendo los modelos del año 2014 los que mayor R mostraron.

En la tabla de modelos los valores de la casilla **Number** representan la cantidad de variables contenidas que el programa considero como las más relevantes para la creación de cada modelo; respecto a **RSquare** y **AICc**, estos son los valores de R² y del criterio de información de Akaike para cada modelo, el cual es la medida de la calidad relativa para el modelo estadístico. Estos últimos valores fueron utilizados como criterios de selección y dentro del algoritmo desarrollado para los modelos definitivos. A manera de ejemplo se presenta el algoritmo para el modelo 3 con 6 variables del año 1987:

$$ACE = 124.02 + 29.03 * NDVI_Hu0.50 * NDII_Hu - 3.44 * NDVI_Se + 0.044 * NDVI_Se_Dona50m + 0.06 * \%Cob.Dosel50m + 0.002 * Pendiente$$

Los valores que acompañan a cada variable son valores de estimaciones actuales calculados por el programa JMP al correr el control de regresión paso a paso ingresando las variables del modelo 3. El valor inicial del algoritmo corresponde al que presenta el intercepto para dicho modelo.

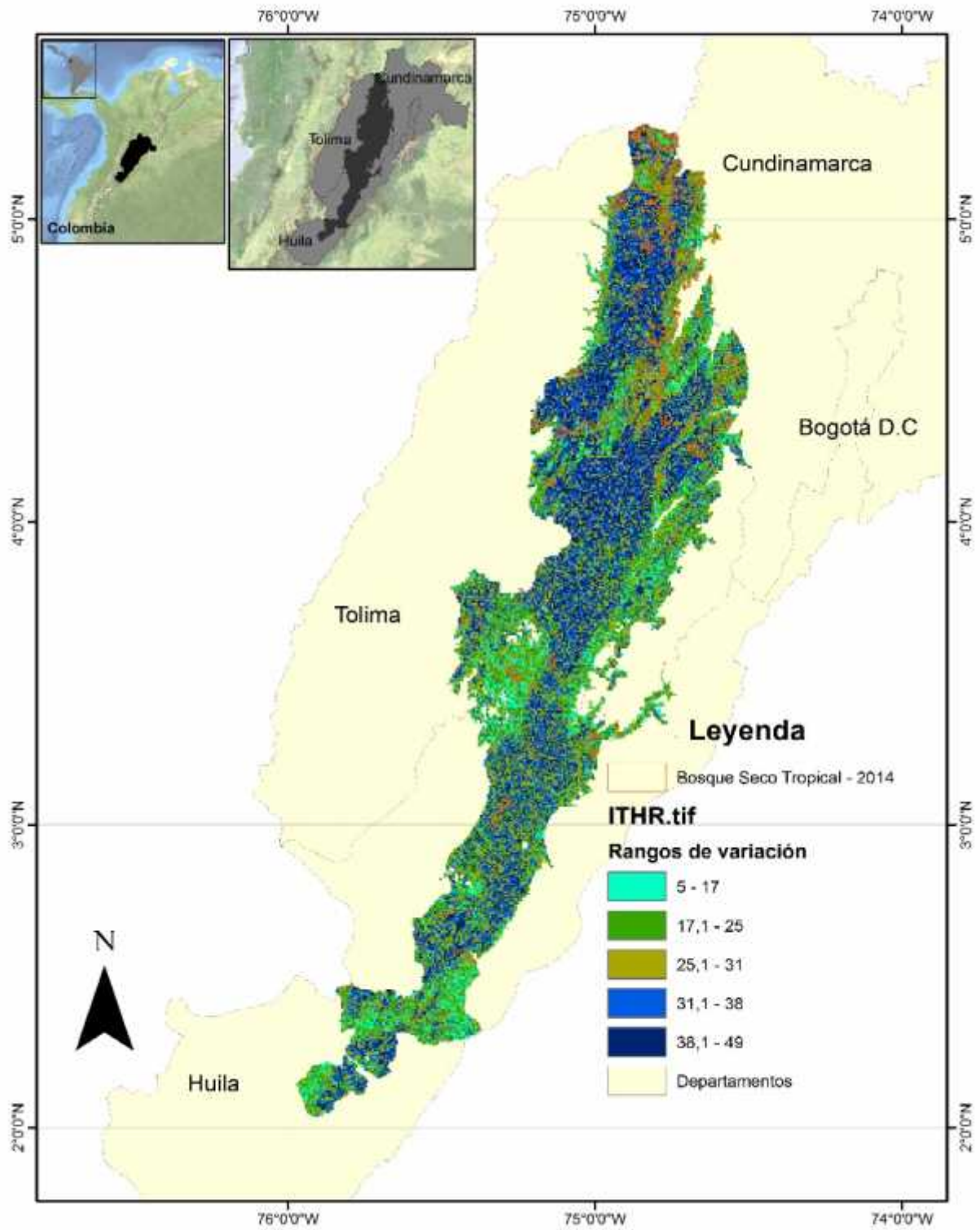


Figura 10. Rangos de variación del Índice Topográfico de Humedad relativa para Área de estudio.

Model	Number	RSquare	RMSE	AICc
NDII Hu.,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	6	0,8236	3664,96	284,507
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Pastos	6	0,8145	3758,9	285,114
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente	6	0,8142	3761,7	285,132
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente	6	0,8125	3778,96	285,242
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Dist. Pastos	6	0,8077	3826,77	285,544
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec	6	0,8069	3834,89	285,594
NDII Hu.,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec	6	0,8065	3839,16	285,621
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente	6	0,8046	3858,15	285,74
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente	6	0,8027	3876,82	285,855
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Pastos	6	0,8026	3877,32	285,858
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Pastos	6	0,8023	3880,57	285,879
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,% Cob.Dosel 50m,Pendiente	6	0,8011	3892,02	285,949
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente	5	0,8007	3556,26	263,972
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,Pendiente,Dist. Pastos	6	0,799	3913,04	286,079
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Pastos	6	0,798	3922,44	286,136

Model	Number	RSquare	RMSE	AICc
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8531	4318	458,312
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8505	4356,81	458,527
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	7	0,8498	3782	326,583
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8498	4365,92	458,577
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8424	4472,67	459,157
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,839	4520,88	459,414
NDII Hu.,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8365	4555,56	459,597
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8363	4557,85	459,61
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8363	4559,09	459,616
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	7	0,8362	3948,3	327,616
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8362	4559,19	459,617
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8339	4591,22	459,785
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Se._Dona 50m,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8322	4615,74	459,912
NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	7	0,8319	4000,66	327,932
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco,NDVI Se._Dona 50m,% Cob.Dosel 50m,Pendiente,Dist. Cau. Sec,Dist. Pastos	8	0,8312	4628,98	459,981

Tabla 13. 15 mejores modelos según R^2 a partir de 6 y 8 Variables Predictivas para el año 1987.

Model	Number	RSquare	RMSE	AICc
NDVI Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	6	0,8596	545,12	238,773
NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	6	0,8543	555,4	239,221
NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	6	0,8521	559,477	239,397
NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	6	0,8508	561,996	239,505
NDVI Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente	6	0,8502	563,021	239,549
NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	6	0,8497	564,111	239,595
NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	6	0,8473	568,466	239,779
NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	6	0,8465	570,106	239,849
NDVI Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	6	0,8462	570,496	239,865
NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	6	0,8462	570,523	239,866
NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	5	0,846	521,238	217,886
NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente	6	0,8456	571,652	239,914
NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	5	0,8445	523,75	218,001
NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente	6	0,8445	573,635	239,997
NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente	5	0,8444	523,966	218,011

Model	Number	RSquare	RMSE	AICc
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,8727	670,266	413,603
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,8717	672,807	413,694
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,8716	673,031	413,702
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDII Seco,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	7	0,87	586,513	281,852
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	8	0,8644	691,575	414,354
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	8	0,8631	695,028	414,474
NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	8	0,8626	696,266	414,517
NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,8621	697,473	414,558
NDII Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. a TDD	7	0,862	604,168	282,564
NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,862	697,645	414,564
NDVI Hu.,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,8613	699,398	414,624
NDII Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	8	0,8608	700,779	414,672
NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	7	0,8607	607,131	282,681
NDVI Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,NDII Seco Dona 50m,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	8	0,8607	701,026	414,68
NDVI Hu.,NDVI Hu. Dona 50m,NDVI Seco,NDII Seco,% Cob. Dose 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Dist. a TDD	8	0,8605	701,557	414,698

Tabla 14. Quince (15) mejores modelos según R^2 a partir de 6 y 8 Variables Predictivas para el año 2000.

Model	Number	RSquare	RMSE	AICc
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,9063	407,681	231,801
NDVI Hu.,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,896	429,496	233,052
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.	6	0,8903	441,099	233,691
NDVI Hu.,NDII Seco,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8898	442,005	233,741
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8882	445,319	233,92
NDVI Hu.,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,888	445,722	233,942
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8866	448,465	234,089
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,886	449,611	234,15
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8852	451,258	234,238
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8837	454,232	234,395
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDII Seco,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8828	455,836	234,48
NDVI Hu.,NDII Seco,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	6	0,8818	457,778	234,582
NDVI Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	5	0,8807	419,888	212,696
NDVI Hu.,NDII Hu.,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	5	0,8797	421,652	212,797
NDVI Hu.,NDII Seco,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	5	0,8797	421,69	212,799

Model	Number	RSquare	RMSE	AICc
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	8	0,942	413,97	402,038
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	8	0,9316	449,526	404,016
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.	8	0,9305	453,342	404,218
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	8	0,9264	466,315	404,896
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.	7	0,9257	405,943	273,02
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	8	0,9246	472,226	405,198
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.	7	0,9232	412,621	273,412
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	8	0,9191	489,039	406,038
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	8	0,9177	493,127	406,237
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Distancia a TDD	8	0,9166	496,579	406,405
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Distancia a TDD	8	0,9164	496,998	406,425
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	8	0,9161	498,109	406,479
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco_Dona 150m,% Cob. Dose1 50m,Pendiente,Dist. cauces prin.	7	0,9154	432,953	274,566
NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDII Seco,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Distancia a TDD	7	0,9149	434,455	274,649
NDVI Hu.,NDII Hu.,NDVI Hu._Dona 50m,NDVI Seco_Dona 150m,NDII Seco_Dona 50m,% Cob. Dose1 50m,Dist. cauces prin.,Distancia a TDD	8	0,9099	516,185	407,334

Tabla 15. Quince (15) mejores modelos según R^2 a partir de 6 y 8 Variables Predictivas para el año 2014.

DISCUSIÓN

El uso de variables biofísicas predictivas derivadas de información cartográfica y percepción remota permiten escalar datos de campo a regiones más amplias. En particular es relevante incorporar entre estas variables, aquellas que reflejen el desempeño temporal de la cobertura analizada. En este sentido, el NDVI permite no solo determinar la presencia de vegetación y realizar un seguimiento de la misma, también permite observar la eficiencia metabólica de la vegetación o localizar áreas donde el crecimiento de la vegetación es menor, distinguir vegetación sana, o vegetación con estrés por falta de agua, sequía, entre otras.

Como se observa en el periodo de 1987 a 2014, se presentó a nivel regional un patrón de pérdida gradual en la cobertura del bosque. Como se menciona en los resultados, las diferencias en los valores del NDVI indican la existencia de factor que está regulando el comportamiento espectral de la vegetación, uno de ellos la posición e inclinación de la pendiente. Esto sugiere que las variaciones de NDVI (0,38 – 0,80 y 0,43 – 0,75) están relacionados con un incremento del estrés hídrico y como advierten (Nemani y Running, 1989; Gow ard and Hope, 1989) el NDVI presenta una relación lineal con los factores pendiente y altitud, dado que estos son un indicador de la evapotranspiración en bosques.

López (2012), sugiere que esta respuesta espacial en la cual los valores de NDVI presentan un incremento a pesar de la pérdida de bosque puede estar asociado al régimen de precipitación y la humedad relativa que inciden en la firma espectral de la cobertura y determinan el rango del NDVI obtenidos de la imagen satelital. Asociado a lo anterior, considerando la distribución del índice obtenido en la serie temporal, bosques con buena cobertura y valores intermedios en el departamento del Tolima y valores intermedios a altos de NDVI (0,76 a 0,80) indicando un estado de conservación menor en la zona del Huila, el comportamiento de los datos podría estar influenciado por el comportamiento microclimático en estos periodos y, la distribución de las precipitaciones, más que con el estado de conservación.

En este sentido, una de las variables a considerar es el aporte de agua desde las cuencas o cualquier fuente hídrica que rige la zona. El Instituto Humboldt (2016), alerta sobre el hecho de que con la pérdida de cobertura, derivada de quemas para expandir los cultivos, se genera una disminución en la oferta del recurso hídrico para los centros urbanos, porque

implican una pérdida de plantas en la retención de la humedad. Esta afirmación apoyaría lo mencionado por Zuluaga (2016), en la cual la cobertura de BTs presenta una pérdida del follaje como adaptación fisiológica ocasionada por el estrés hídrico. Estas características no solo se relacionan con las variables de biomasa y antrópicas sino que inciden directamente sobre ellas, para el caso de NDVI, que es el índice más usado para extraer las propiedades biofísicas de la vegetación; representa que se tendrá una mayor sensibilidad por parte de la banda infrarroja al estrés hídrico que presente la cobertura ocasionando posibles alteraciones en los valores de la actividad fotosintética. Por otro lado, la perturbación que puedan generar las 3 coberturas continuas al BTs (pastos, cultivos y TDD) están ligadas al estado de oferta hídrica, pues como se observa en la cartografía generada de BTs, la cobertura se encuentra rodeada en una especie de matriz, en su mayoría, de zonas de cultivos y pastos.

A pesar de ello, la presión de las coberturas de cultivos y pastos hacia el bosque; como evidencia la investigación de Vargas (2012) para la zona del Huila, generan procesos de fragmentación, abrasión o desgaste y contracción; fenómenos recurrentes para esta zona del valle del Magdalena y que concuerdan con el uso de zonas destinadas para cultivos y actividades ganaderas como se observa en la ventana temporal, donde pastos y la tierra desnuda y degradada eran la principal amenaza a los BTs localizados en las zonas planas de la región, luego para la época del 2000 al 2014, son los cultivos y los pastos la cobertura más amenazante para este ecosistema ya que no hay grandes variaciones en los valores de distancia (0 – 70000m).

Cayuela et al. (2006) señala que los posibles patrones espaciales de una cobertura están determinados por variables climáticas, de heterogeneidad ambiental y disturbio. El conjunto de variables agrupadas usadas en el presente estudio, que usualmente han sido seleccionadas para la determinar la distribución espacial de la diversidad, también explican el área de cobertura del BTs como lo demostraron los modelos obtenidos.

Por otra parte, Wang et. al (2013), implementaron las correlaciones entre la dinámica de la vegetación representado por el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y factores hidro-climatológicos. Dentro de las variables hidro-climatológicas que utilizaron se encuentran los valores de NDVI obtenidos de la serie de datos que representan la dinámica de la vegetación. Entre sus resultados obtenidos encontraron que la disponibilidad de agua es el factor más importante en la restauración de la vegetación y recomiendan una estrategia práctica para la restauración de los ecosistemas del lago que toman a partir de los cambios

en el NDVI. No obstante, de acuerdo a los datos de variables hidrológicas la oferta hídrica de la zona de estudio no tiene una causa directa en la reducción de la cobertura del bosque en la ventana temporal, ya que la mayoría de la cobertura actual presenta distancias de (0 – 355m) y (356 – 710m) respecto a causas secundarios.

Desde el punto de vista del índice de vegetación, los resultados reflejan el proceso de transformación por el que ha atravesado el BTs descrito anteriormente dado que se ha presentado una reducción de la cobertura gradual, y para el año 2014 los valores de vigorosidad para cada zona son claros; Tolima (0.70 a 0.80) y Huila (0.38 a 0.70) en temporada húmeda y (0.43 a 0.75) – (0.53 a 0.75) para temporada seca respectivamente, resultados que son complementados con los valores de distancias euclidianas a coberturas.

Otros autores como Sevillano et. al (2012) se han enfocado en la relevancia de las variables topograficas como determinante de la dinámica temporal del arbolado en las dehesas (bosque formado por encinas, alcornoques u otras especies); de acuerdo a los autores las áreas con pérdida de árboles y con regeneración fueron correctamente predichas usando tan solo variables topográficas.

Respecto a las variables antropogénicas, ellas responden a procesos temporales que permiten ampliar la perspectiva de análisis para casos ambientales. En general, se observa como el conjunto de variables propuestas en la investigación aportan a la predicción de cambios temporales sobre coberturas boscosas. En palabras de Bolsi, (1993), “la incorporación de la variable temporal posibilita el acceso al amplio campo de las explicaciones de fenómenos”. Las distribuciones espaciales no son ajenas a los procesos naturales o a la relación población/territorio que han ocurrido en el pasado, tampoco las distribuciones futuras pueden ser radicalmente ajenas a las distribuciones actuales, aun cuando el azar juega un papel importante en ellas. Para encontrar el camino de las explicaciones a estos hechos, la Geografía deberá estar comprometida con el análisis de los procesos de transformación.

CONCLUSIONES.

1. La relación de variables ambientales permitió entender los patrones en que se encuentra la cobertura de los remanentes de BTs y como se asocian al área del bosque, además dichos resultados pueden ser llevados al desarrollo de patrones de predicción que expliquen su transformación.
2. Las decisiones de manejo y conservación por parte de entidades públicas y población civil han sido determinantes y se reflejan en la tendencia de pérdida del BTs en la mayor parte de la ventana temporal de estudio.
3. De acuerdo a las variables hidrológicas, la oferta hídrica de la zona de estudio no tiene una causa directa en la reducción de la cobertura del bosque en la ventana temporal.
4. Las distancias de variables antrópicas revelaron que la mayor amenaza que presenta el BTs actualmente, es su proximidad a las coberturas de cultivos y pastos.

RECOMENDACIONES.

1. Los resultados de las variables ambientales pueden ser tomados como información diagnóstica para los futuros planes de ordenamiento ambiental territorial, con el fin de restablecer la multifuncionalidad de los paisajes deteriorados, así como maximizar el bienestar social de las comunidades locales que dependen de ellos.
2. Los enfoques de mapeo u/o modelado basados en variables predictivas tienen algunas limitaciones al momento de su interpretación, por lo cual, es necesario establecer un tope o criterio de selección para elegir el número de variables adecuado y de esta manera prevenir que la multicolinealidad de variables secundarias no reduzcan la capacidad de extrapolación de los modelos.
3. Realizar comparaciones entre dos mediciones temporales para identificar cambios en los valores de los índices espectrales es el mejor método para evaluar los aspectos climáticos que inciden en el vigor del crecimiento de la cobertura de BTs.

BIBLIOGRAFÍA

Aldana D, A. T., Bosque Sendra, J. (2008). Cartografía de la cobertura/uso de la tierra del Parque Nacional Sierra de La Culata, estado Mérida-Venezuela. *Revista Geográfica Venezolana*, Vol. 49. Pág. 173-196.

Antrop, M., 2005. Why landscapes of the past are important for the future. *Landscape Urban Plan.* 70, 21–34. Bustamante, J., Díaz-Delgado, R., Aragonés, D.; Laboratorio de Sistemas de Información Geográfica y Teledetección (LAST) y Grupo de Ecología Espacial, Dep. Biología Aplicada, Estación Biológica de Doñana, CSIC: Determinación de las características de masas de aguas someras en las marismas de Doñana mediante teledetección. *Revista de Teledetección.* (2005). 24: 107-111.

Abaurrea Pereda, M. 2013. Comparación de índices de vegetación en zona semiárida de Navarra. Universidad Pública de Navarra. Tesis de Grado Publicada. Pág. 1-9 y 11-20.

Balvanera, P., Cotler, H. (2007). Acercamientos al Estudio de los Servicios Ecosistémicos. *Gaceta Ecologica N° Especial 84-85.* Instituto Nacional de Ecología, Mexico. Pág. 8-15.

Berberoglu, S., Akin, A. 2009. Assessing different remote sensing techniques to detect land use/cover changes in the eastern Mediterranean. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 11. Elsevier. Pág. 46-53.

Boyd, J., Banzhaf, S., 2007. What are ecosystem services? The need for standardized environmental accounting units. *Ecological Economics* 63 (2–3), Pág. 616–626.

Campo-Bescós, M. A, Muñoz-Carpena, R., Southworth, J., Waylen, P. R., Bunting, E. y Zhu, L. 2013. Combined Spatial and Temporal Effects of Environmental Controls on Long-Term Monthly NDVI in the Southern Africa Savanna. *Remote Sensing.*

Carlson, T.N, Ripley, D.A, (1997) On the Relation between NDVI, Fractional Vegetation Cover, and Leaf Area Index. Elsevier. Pág. 1-10.

Carbal Herrera, A. 2009. La valoración económica de bienes y servicios ambientales como herramienta estratégica para la conservación y uso sostenible de los ecosistemas: “Caso Ciénaga La Caimanera, Coveñas - Sucre, Colombia”. *Revista Criterio Libre*, N° 10, Pág. 71-89.

Cayuela, L., Golicher, D.J., Rey Benayas, J.M., González-Espinosa, M. y Ramírez-Marcial, N. 2006. Fragmentation, disturbance and tree diversity in tropical montane forests. *Journal of Applied Ecology.* Vol 43.

Cheng, Y-B., Wharton, S., Ustin, S. L., Zarco T., P. J., Falk, M. and Tha Paw U, K. (2007). Relationships between Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer water indexes and tower flux data in an old-growth conifer forest. *Journal of Applied Remote Sensing*, Vol. 1. University of California. Pág. 1-20.

Colombia. Ley General Ambiental de Colombia. LEY 99 DE 1993. TITULO II. Del Ministerio Del Medio Ambiente Y Del Sistema Nacional Ambiental. Artículo 7.

Colombia. Corporación Autónoma Regional Del Alto Magdalena. Plan de Acción Territorial (PAT 2007-2009). Capítulo 2. Síntesis Ambiental.

Convención de las Naciones Unidas de Lucha Contra la Desertificación - CNULD. (2013). Aspectos económicos de la desertificación, la degradación de las tierras y la sequía: Metodologías y análisis para la toma de decisiones. In UNCCD (Ed.), 2da conferencia científica de la Convención de las Naciones Unidas de Lucha Contra la Desertificación - CNULD (p. 73). UNCCD.

Dennison, P.E., Roberts, D.A., Peterson, S.H., Rechel, J.; 2003. Use of normalized difference water index for monitoring live fuel moisture. Department of Geography, University of California Santa Barbara, California. Pag. 1-16.

Dyer, J. M.; 2009. Assessing topographic patterns in moisture use and stress using a water balance approach. *Landscape Ecology* N° 24; DOI 10.1007/s10980-008-9316-6. Pág. 391-401.

España. Ministerio de Ciencia e Innovacion. CIEMAT. (2010). Aplicación de índices espectrales al estudio de cubiertas superficiales en el PNTD. Universidad Autonoma de Madrid.

Etter A. 1991. INTRODUCCIÓN A LA ECOLOGÍA DEL PAISAJE: Un marco de integración para los levantamientos ecológicos. Colombia.

Etter, A. and Van Wyngaarden, W., 2000. Patterns of Landscape Transformation in Colombia, with Emphasis in the Andean Region. *AMBIO: A Journal of the Human Environment*, N°29. Pág. 432-439.

Faccio, C., 2010. Evaluación de la variación espacio temporal de la producción de biomasa en humedales mediante el uso de sensores remotos Santa Teresa – Rocha-Uruguay. Tesis de Grado Universidad de la Republica. Uruguay. Pág. 22-46.

Feeley, K.J., T.W. Gillespie & J.W. Trorgh. 2005. The utility of spectral indices from Landsat ETM+ for Measuring the Structure and Composition of Tropical Dry Forests. *Biotropica* 37: 508-517.

Foody, G. M. 2001. Monitoring the Magnitude of Landcover Change around the Southern Limits of the Sahara. Department of Geography, University of Southampton, Highfield, Southampton. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* Vol. 67, N° 7. Pág. 841-847.

Forman, R. T., 1995. Some general principles of landscape and regional ecology. *Landscape Ecology* Vol. 10 N° 3. Pág. 133-142.

Franklin, J., 1995. Predictive vegetation mapping: geographic modelling of biospatial patterns in relation to environmental gradients. *Progress in Physical Geography* N° 19. Department of Geography, San Diego State University. En: <http://ppg.sagepub.com/content/19/4/474>

Gilabert, M. A., González-Piqueras, J., García-Haro, J. 1997. Acerca de los Índices de Vegetación. *Revista de Teledetección* N° 8. Departamento de Termodinámica, Facultad de Física, Universidad de Valencia. p 1-10.

Gilabert, M. A., Younis, M. T., García – Haro, J. y Melia, J. 1997. Sobre la utilización de derivadas en el análisis de datos de alta resolución espectral, en Casanova J. L. y Sanz Justo, J. (eds.). *Teledetección: Usos y aplicaciones*. P 407-414.

Gómez Nieto, I.; Martín Isabel, M. P. 2008. Estudio Comparativo De Índices Espectrales Para La Cartografía De Áreas Quemadas Con Imágenes MODIS. *Revista Asociación Española De Teledetección*. Vol. 29. Departamento de Geografía, Instituto de Economía y Geografía, CSIC. Madrid. Pág. 15-24.

González Bernaldez, F. (1981): *Ecología y Paisajes*. Madrid: Editorial Blume.

Guo, X. 2003. Relationships between NDVI and climatological variability in the prairie ecozone of Canada. *Prairie Perspectives: Geographical Essays*. Vol 6. Eberts, D. and Wiseman, D. (Ed). Pág. 32-44.

Henríquez, C. y Azócar, G. (2007). Propuesta de modelos predictivos en la planificación territorial y evaluación de impacto ambiental. Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales. Barcelona: Universidad de Barcelona, vol. XI, N° 245.

Henriquez, C., Azócar, G. y Aguayo, M. (2006). Cambio de uso del suelo y escorrentía superficial: aplicación de un modelo de simulación espacial en Los Ángeles, VIII Región del Biobío, Chile. Revista de Geografía Norte Grande, N° 36. Pág 61-74.

Hocquenghem A.M. 1999. Una historia del Bosque Seco. En: Bosques secos y desertificación. Memorias del seminario internacional. INRENA – Proyecto Algarrobo. Lima. p 231-254

Hoekstra, J., Boucher, T., Ricketts, T., Roberts, C., 2005. Confronting a biome crisis: Global disparities of habitat loss and protection. Ecology Letters 8, Pág. 23–29.

Instituto Alexander von Humboldt, consulta virtual, martes 11 de Marzo, 2014.

Iverson. L. R., Dale. M. E., Scott, C. T. and Prasad, A. 1997. A GIS-derived integrated moisture index to predict forest composition and productivity of Ohio forests (U.S.A.). USDA Forest Service, Northeastern Forest Experiment Station. Landscape Ecology 12: 331–348.

Jackson, T. J., Chen, D., Cosh, M., Li, F., Anderson, M., Walthall, C., Doriaswamy, P., Hunt, E. R. 2004. Vegetation water content mapping using Landsat data derived normalized difference water index for corn and soybeans. Remote Sensing of Environment 92. Elsevier. Pag. 475-480.

Jennings, M. D. 2000. Gap analysis: concepts, methods, and recent results. Landscape Ecology Vol. 15, Pág. 5–20.

Kalacska, M., Sanchez-Azofeifa, G.A., Calvo-Alvarado, J.C., Quesada, M., Rivard, B., Janzen, D.H. 2004. Species composition, similarity and diversity in three successional stages of a seasonally dry tropical forest. Forest Ecology and Management 200. Pág. 227-245, Elsevier.

Kerr, J.T. and Ostrovsky, M., 2003. From space to species: Ecological applications of remote sensing. Trends in Ecology and Evolution, Vol. 18. Pág. 299-305.

Krishnaswamy, J., Bawa, K., Ganeshiah, K.N, Kiran, M.C., 2009. Quantifying and mapping biodiversity and ecosystem services: Utility of a multi-season NDVI based Mahalanobis distance surrogate. Remote Sensing of Environment 113. Pág. 857–867, Elsevier.

Lasanta, T., Vicente-Serrano, S.M., Romo, A. 2004. Influencia de La Topografía en La Estacionalidad de la Actividad Vegetal: Análisis en el Pirineo Occidental Aragonés a Partir de Imágenes NOAA-AVHRR. Boletín de la A.G.E. N° 38. Pág. 175-195.

Leiva, N., 2012. Metodología para el cálculo de la humedad del suelo usando parámetros topográficos (MDE), climáticos y edáficos en un sector del piedemonte depositacional del municipio de Villavicencio. Bogotá.

Leal-Pinedo, J.M., Linares-Palomino, R. 2005. Los bosques secos de la reserva de biosfera del noroeste (Perú): diversidad arbórea y estado de conservación. Caldasia 27. Pág. 195-209.

Li, J., Lewis, J., Rowland, J., Tappan, G., Tieszen, L.L. 2004. Evaluation of land performance in Senegal using multi-temporal NDVI and rainfall series. Journal of Arid Environments 59(3): 463-480.

Linares-Palomino, R., Oliveira-Filho, A.T., Pennington, R.T. 2011. Neotropical seasonally dry forests: diversity, endemism, and biogeography of woody plants. En. Dirzo,

R., Young, H.S., Mooney, H.A., Ceballos, G. (Eds.). Seasonally dry tropical forests. Ecology and Conservation. Island Press. Washington, D.C.

Lunetta, R.L., Knight, F.K, Ediriwickrema, J., Lyon, J.G., and Worthy, L.D. (2006). Landcover change detection using multi-temporal MODIS NDVI data. *Remote Sensing of Environment*, 105, 142-154.

Lyon, J.G., Yuan, D., Lunetta, R. S., and Elvidge, C.D. 1998. A Change Detection Experiment Using Vegetation Indices. *Pág.* 143-150.

MA (Millenium Ecosystem Assessment), 2005. *Ecosystems and Human Well-being: Current States and Trends*. World Resources Institute, Washington, D.C.

Maass J.M., Balvanera P., Castillo A., Daily G.C., Mooney H.A., Ehrlich P., Quesada M., Miranda A., Jaramillo V.J., Garcia-Oliva F., Martinez-Yrizar A., Cotler H., Lopez-Blanco J., Perez-Jimenez A., Burquez A., Tinoco C., Ceballos G., Barraza L., Ayala R. & Sarukhan J. (2005). Ecosystem services of tropical dry forests: Insights from long-term ecological and social research on the Pacific Coast of Mexico.

Manis, G., Lowry, J., Ramsey, R. D. 2002. Pre-classification: An Ecologically Predictive Landform Model. *Remote Sensing/GIS Laboratory, College of Natural Resources, Utah State University*. *Pag.* 1-5.

Marburger, Joy E. "Land Mosaics." *Ecology*, Vol. 78, No. 2, 1997, *Pág.* 642.

Marquez C., G., Valenzuela, E. 2008. Estructura Ecologica y Ordenamiento Ambiental Territorial: aproximación conceptual y metodológica a partir del proceso de ordenacion de cuencas. *Gestión y Ambiente Vol. 11 N°2. Universidad Nacional de Colombia*. *Pág.* 137-148.

Martín, F., Corbera, J., Marchan, J. F., González, A.; RapidEye and the Rededge band for modelling the vegetation and the recovery of the soil Moisture (2011). *Mapping*, núm. 50, *Pág.* 10-20.

Martinuzzi, S., Gould, W. A., Ramos Gonzalez, O. M., Martinez Robles, A., Calle Maldonado, P., Pérez-Buitrago, N., Fumero Caban, J. J. (2008). Mapping tropical dry forest habitats integrating Landsat NDVI, Ikonos imagery, and topographic information in the Caribbean Island of Mona. *Rev. Biol. Trop. (Int. J. Trop. Biol. ISSN-0034-7744) Vol. 56*. *Pág.* 625-637.

Mateo, J., 2003. La idea del paisaje en el turismo de las sociedades post modernas, retos y alternativas. *Págs.*125133. En: *Paisaje Ordenamiento Territorial y Turismo Sostenible*, Alberto Capacci (Ed.), Genova, Italia.

Mexico. CONAGUA. Subgerencia de Informatica y Sistema Geografico del Agua. Jefatura de Control Cartografico. *Percepcion Remota: "Fundamentos de Teledeteccion Espacial"*. Capítulos 1 y 2. (2005).

Miles, L., Newton, A. C., DeFries, R. S., Ravilious, C., May, I., Blyth, S. Kapos, V., y Gordon, J. E. 2006. A global overview of the conservation status of tropical dry forests. *Journal of Biogeography*. 33(3): 491-505.

Murphy, P. G. and Lugo, A. E. 1986. Ecology of Tropical Dry Forest. *Annual Review of Ecology and Systematics*, Vol. 17. *Pág.* 67-88.

Ode, A. and Fry, G. 2006. A model for quantifying and predicting urban pressure on woodland. *Landscape and Urban Planning*, Vol. 77. Elsevier. *Pág.* 17–27.

Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación (FAO). Estudios de caso sobre la evaluación de la degradación de los bosques. Análisis del índice normalizado de la vegetación (NDVI) para detección de degradación de la cubierta forestal

en México 2008-2009. Publicación digital recuperada de:
<http://www.fao.org/docrep/012/k8593s/k8593s00.pdf>

Parker, A. J., (1982). The Topographic Relative Moisture Index: An Approach To Soil-Moisture Assessment In Mountain Terrain, *Physical Geography*, 3:2, Pág. 160-168.

Parra Lara, A. del C (Ed.). 2011. Incendios de la cobertura vegetal en Colombia, Tomo I. Pág. 86-89. Publicación digital recuperada de:
<http://content.yudu.com/Library/A1tk67/Incendiosdelacobertu/resources/index.htm?referrerUrl=>

Paruelo, J.M, Epstein, H.E, Lauenroth, W.K, Burke, I.C; 1997. ANPP estimates from NDVI for the central Grassland Region of the United States. *Ecology* 78: Pág. 953 – 958.

Paruelo, J.M, Guerschman, J.P, Piñeiro, G, Jobbágy, E.G, Verón, S.R, Baldi, G, Baeza, S.; 2006. Cambios en el uso de la tierra en Argentina y Uruguay: Marcos conceptuales para su análisis. *Agro ciencia*. Vol. 10, N°. 2, pág. 47 – 61.

Perú. Capítulo 2. Índices de Vegetación. Tesis Universidad de Piura en Biblioteca Virtual, en: http://www.biblioteca.udep.edu.pe/BibVirUDEP/tesis/pdf/1_59_185_24_508.pdf

Pérez-Cabello, F., Nogués, D. 2001. Los paisajes erosivos en la cuenca media del Río Cidacos (La Rioja, España). Una aproximación cartográfica mediante la utilización de datos de satélite y MDT. *Zubia Monográfico N° 13*. Pág. 157-173.

Peters, A.J., Walter-Shea, E.A., Ji, L., Viña, A., Hayes, M., Svoboda, M.D.; American Society for Photogrammetry and Remote Sensing. (2002) Drought Monitoring with NDVI-Based Standardized Vegetation Index. Vol. 68, N°. 1, January 2002, pp. 71-75.

Pettorelli, N., Olav Vik, J., Mysterud, A., Gaillard, J.M., Tucker, C., Stenseth, N.C., Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change. *TRENDS in Ecology and Evolution* Vol.20 N°.9 September (2005). Elsevier.

Pizano, C. y H, García (Editores). 2014. El Bosque Seco Tropical en Colombia. Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt (IAvH). Bogotá, D.C., Colombia.

Quétier, F., Tapella, E., Conti, G., Cáceres, D., Díaz, D. (2007). Servicios Ecosistémicos y Actores Sociales: Aspectos conceptuales y metodológicos para un estudio interdisciplinario. *Gaceta Ecológica N° Especial 84-85*. Instituto Nacional de Ecología, Mexico. Pág. 17-26.

Quijas Fonseca, S. Biodiversidad Vegetal y Generación de Servicios Ecosistémicos, Acercamientos a diferentes escalas espaciales: Capítulo IV. Modelación y mapeo de la diversidad vegetal dentro de una cuenca Hidrológica. (2012), Pág. 96 – 127.

Rodríguez, N., D. Armenteras, M. Morales & M. Romero. 2004. Ecosistemas de los Andes colombianos. Instituto de Investigaciones de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt. Bogotá.

Roldan Taborda, E., Poveda, G., Mesa, J. C., 2003. Análisis de la variabilidad espacio-temporal del NDVI en Colombia y en la cuenca amazónica. *Revista avances en recursos hidráulicos, Escuela de Geociencias y Medio Ambiente, Medellín*.

Sanchez-Azofeifa, G.A., J.P. Rodriguez & J. Nassar. 2005. Research priorities in tropical dry forests environments. *Biotropica* 37: 477-485.

Saveraid, E. H., Debinski, D. M., Kindscher, K. and Jakubauskas, M. E. 2001. A comparison of satellite data and landscape variables in predicting bird species occurrences in the Greater Yellowstone ecosystem. USA. *Landscape Ecology* 16.

Seoane, J., Bustamante, J. 2001. Modelos Predictivos De La Distribución De Especies: Una revisión de sus limitaciones.

Sobrino, J. A., Raissouni, N., Kerr, Y., Olioso, A., Lopez-Garcia, M. J., Belaid, A. El Kharraz, M. H., Cuenca, J., Dempere, L. 2000. Teledetección. Sobrino, J. A. (Ed), servicio de publicaciones, Universidad de Valencia, Cap 4: Interaccion de la Radiacion con la Superficie Terrestre. Pág 91-107.

Southworth, J. 2004. An assessment of Landsat TM band 6 thermal data for analyzing land cover in tropical dry forest regions. Department of Geography & Land Use and Environmental Change Institute (LUECI), University of Florida. International Journal of Remote Sensing Vol. 25, N°4. Pág 689–706.

Southworth, J., Munroe, D., Nagendra, H. 2004. Land cover change and landscape fragmentation - comparing the utility of continuous and discrete analyses for a western Honduras Region. Department of Geography & Land Use and Environmental Change Institute (LUECI), University of Florida. Agriculture, Ecosystems and Environment 101. Elsevier. Pag. 185-203.

Taverna, K., Urban, D. L. and McDonald, R. I. 2004. Modeling landscape vegetation pattern in response to historic land-use: A hypothesis-driven approach for the North Carolina Piedmont, USA. Landscape Ecology. Vol 20.

Troll, C., Ecologia del Paisaje. Gaceta Ecologica N° 68. Pág. 71-81.

Tucker, C. J., 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. Remote Sensing of Environment, 8, Pág. 127–150

Tucker, C.J. et al. (1985) African land-cover classification using satellite data. Science 227, 369–375.

Turner, M., Gardner, R & O'Neill, R. (1991). Potential Responses of Landscape Boundaries to Global Environmental Change. En: Holland, M., Risser, P & Naiman, P. Ecotones: the Role of Landscape Boundaries in the Management and Restoration of Changing Environments, (pp 52-75). Chapman and Hall. New York, EEUU. En: Forman, R. (1995). Land Mosaics: The Ecology of Landscapes and Regions. (Primera edición). Cambridge, Inglaterra: Cambridge University Press.

Turner, M., Romme, W. H., Gardner, R. H., O'Neill, R. V. and Kratz, T. K. (1993). A revised concept of landscape equilibrium: Disturbance and stability on scaled landscapes. Environmental Sciences Division, Oak Ridge National Laboratory. Landscape Ecology vol. 8, N°3. Pág 213-227.

Turner, M. Gardner, R. H., O'Neill, R. V.; 2001. Landscape Ecology in Theory and Practice. New York: Springer-Verlag.

Varga Linde, D., Vila Subirós, J. 2005. Ecología del paisaje y sistemas de información geográfica ante el cambio socioambiental en las áreas de montaña mediterránea. Una aproximación metodológica al caso de los valles d'Hortmoier y Sant Aniol (Alta Garrotxa. Girona). AREAS Revista Internacional de Ciencias Sociales N° 25 "La transformación del territorio, antes y después de 1950". Pág. 59-72.

Vegetation Cover and Leaf Area Index. Elsevier.

Vila Subirós, J., Varga Linde, D., Llausàs Pascual, A., Ribas Palom, A. 2006. Conceptos y métodos fundamentales en ecología del paisaje (landscape ecology). Una interpretación desde la geografía. Documents d'anàlisi geogràfica, N°48. Barcelona. Pág. 151-165. Publicacion digital disponible en: <http://ddd.uab.cat/record/19329>

Wang, Q., Adiku, S., Tenhunen, J., Granier, A., On the relationship of NDVI with leaf area index in a deciduous forest site. *Remote Sensing of Environment* 94 (2005) 244–255. Elsevier. (2005)

Wang, F., Wang, X., Zhao, Y., Yang, Z. 2013. Temporal variations of NDVI and correlations between NDVI and hydro-climatological variables at Lake Baiyangdian, China.

Ward, D., Ngairorue, B.T., Kathena, J., Samuels, R., Ofran, Y., 1998. Land degradation is not a necessary outcome of communal pastoralism in arid Namibia. *Journal of Arid Environments* 40, 357–371.

Weishou, S., Di, J., Hui, Z., Shouguang, Y., Haidong, L., Naifeng, L. 2011. The Response Relation between Climate Change and NDVI over the Qinghai -Tibet plateau. *World Academy of Science, Engineering and Technology* Vol. 59. Pág. 2216-2222.

Wescott, K. L. and Brandon, R. J. (Ed), 2000. *Practical Applications of GIS For Archaeologists. A Predictive Modeling Kit*. Londres, Taylor & Francis.

Xiuwan, C. 2002 Using remote sensing and GIS to analyse land cover change and its impacts on regional sustainable development, *International Journal of Remote Sensing*, 23:1, 107-124, DOI: 10.1080/01431160010007051

Yuan, F., Sen Roy, S. 2007. Analysis Of The Relationship Between Ndvi And Climate Variables In Minnesota Using Geographically Weighted Regression And Abstract Spatial Interpolation. *ASPRS 2007 Annual Conference Tampa, Florida*. Pág. 1-6.

Zamora, G., Maldonado, N. 2017. Estimación De La Productividad Primaria Neta En Coberturas De Bosque Seco Tropical A Partir De Imágenes satelitales Landsat 8 Oli Tirs. Tesis de Grado, Universidad Francisco José de Caldas.

Zerda, H. R., Tiedemann, J. L. 2010. Dinámica temporal del NDVI del bosque y pastizal natural en el Chaco Seco de la Provincia de Santiago del Estero, Argentina. *Ambiência - Revista do Setor de Ciências Agrárias e Ambientais*. Vol. 6. Brasil. Pág. 13-22. Publicacion digital recuperada de: <http://revistas.unicentro.br/index.php/ambiencia/article/viewFile/971/971>

ANEXOS

Anexo 1. Catálogo de Imágenes para evaluación y análisis de variables predicativas.

Año	Epoca	Satelite	Sensor	Path	Row	Imagen
1987	Humedo	LANDSATs 4-5	TM	8	56	LT40080561987319XXX03
					57	LT50080571987103XXX02
					58	LT50080581987263XXX02
					59	LT50080591987103XXX02
				9	56	LT50090561987286XXX01
					57	LT50090571986251XXX02
					58	LT50090581987286XXX01
					59	LT50090591987286XXX01
	Seco			8	56	LT50080561986212XXX08
					57	LT50080571987231XXX02
					58	LT50080581987231XXX01
					59	LT50080591987215XXX01
				9	56	LT50090561986219XXX03
					57	LT50090571986187XXX09
					58	LT50090581987206XXX01
					59	LT50090591986235AAA03
2000	Humedo	LANDSAT 7	ETM+	8	56	LE70080562000099EDC00
					57	LE70080572000291EDC00
					58	LE70080582000275EDC00
					59	LE70080591999288EDC00
				9	56	LE70090562000330EDC00
					57	LE70090572000314EDC00
					58	LE70090582000298EDC00
					59	LE70090592000298EDC00
	Seco			8	56	LE70080562000275EDC00
					57	LE70080572000051EDC00
					58	LE70080582000275EDC00
					59	LE70080592000243EDC01
				9	56	LE70090562000234EDC00
					57	LE70090572000234EDC00
					58	LE70090582000234EDC00
					59	LE70090592000202EDC00
2014	Humedo	LANDSAT 8	OLI	8	56	LC80080562014289LGN00
					57	LC80080572014289LGN00
					58	LC80080582014289LGN00
					59	LC80080592014065LGN00
				9	56	LC80090562014296LGN00
					57	LC80090572014296LGN00
					58	LC80090582014296LGN00
					59	LC80090592014296LGN00
	Seco			8	56	LC80080562014177LGN00
					57	LC80080572014209LGN00
					58	LC80080582014177LGN00
					59	LC80080592014177LGN00
				9	56	LC80090562014200LGN00
					57	LC80090572014216LGN00
					58	LC80090582014216LGN00
					59	LC80090592014216LGN00

Anexo 2a. Tabla de Variables Predictivas, valores calculados para el año 1987.

Sitio	NDVI Humedo	NDVI Seco	NDII Humedo	NDII Seco	NDVI Humedo Dona 50m	NDVI Humedo Dona 150m	NDVI Humedo Dona 300m	NDVI Seco Dona 50m	NDVI Seco Dona 150m
1	0,450704	-0,021053	-0,004831	-0,07	0,451786	0,46877	0,500783	-0,025713	-0,022297
2	0,231638	-0,024658	0,013953	-0,060686	0,280425	0,302968	0,301086	-0,028373	-0,026244
3	0,314286	-0,018634	0,295775	-0,048193	0,265428	0,121435	0,132445	-0,015077	-0,018341
4	0,32	-0,025641	0,118644	-0,085561	0,287979	0,254043	0,195488	-0,019199	-0,023072
5	0,211429	0,003802	-0,066079	-0,128713	0,223911	0,223679	0,251271	0,004933	0,002442
6	0,098214	-0,020243	0,0837	-0,13879	0,093825	0,096709	0,096206	-0,015101	-0,016711
7	0,070968	0,333333	-0,135417	-0,11811	0,088608	0,077045	0,070058	0,301205	0,299977
8	0,046358	0,117117	-0,313043	-0,340426	0,052646	0,054826	0,066278	0,122165	0,12715
9	0,019608	0,070175	-0,239024	-0,28655	0,027136	0,030464	0,02865	0,058578	0,071069
10	0,04698	0,234568	-0,152174	-0,152542	0,039781	0,043172	0,039034	0,230478	0,238934
11	0,160494	0,44186	-0,125581	-0,010638	0,026501	0,028167	0,025887	0,096034	0,097666
12	0,185714	0,191919	-0,092896	-0,163121	0,21908	0,236426	0,245366	0,249243	0,286582

NDVI Seco Dona 300m	NDII Humedo Dona 50m	NDII Humedo Dona 150m	NDII Humedo Dona 300m	NDII Seco Dona 50m	NDII Seco Dona 150m	NDII Seco Dona 300m	% cobertura Dosele 50m	% cobertura Dosele 150m	% cobertura Dosele 300m
-0,019606	0,030962	0,059827	0,077083	-0,068681	-0,06594	-0,068188	78,53981634	12,39802518	48,91226954
-0,023724	0,044397	0,117735	0,125149	-0,054648	-0,054342	-0,055195	78,53981634	12,55747203	77,9915618
-0,009748	0,242668	0,174224	0,210622	-0,037067	-0,040027	-0,033038	78,53981634	12,55747206	72,11735406
-0,022525	0,110167	0,080304	0,012289	-0,079927	-0,08127	-0,080655	78,53981634	12,55747206	62,14436281
0,012712	-0,055709	-0,044846	0,006412	-0,132793	-0,135967	-0,132577	78,53981634	10,63890939	47,32653262
-0,017806	0,079244	0,077172	0,062371	-0,138072	-0,139537	-0,141436	78,53981634	7,799932643	35,76595004
0,27396	-0,152709	-0,158926	-0,17019	-0,181818	-0,172601	-0,210703	10,5290957	6,005643385	48,40729752
0,14227	-0,30634	-0,29072	-0,259681	-0,322571	-0,313045	-0,288797	78,53981634	12,55747206	58,42152757
0,063262	-0,251992	-0,241479	-0,245589	-0,313303	-0,301504	-0,311349	78,53981634	9,929230661	31,64749094
0,222667	-0,151343	-0,156598	-0,166057	-0,163088	-0,180112	-0,221238	78,53981634	12,55747206	76,36809545
0,104853	-0,260109	-0,260184	-0,250895	-0,33105	-0,322829	-0,30136	19,51655179	8,541878578	19,94046095
0,295771	-0,087035	-0,079068	-0,075571	-0,161756	-0,154374	-0,146459	78,53981634	11,74930771	33,29578174

Pendiente	Altitud	Aspecto	Indice Topografico	Distancias a cauces principales	Distancias a cauces secundarios	Distancia a Pastos	Distancia a Cultivos	Distancia a TDD	Area
23,211172	300	192,094757	22	820,500916	259,465179	366,939178	1661,387817	2447,789551	514,145052
21,967773	463	330,123993	22	8935,552734	259,465179	1037,860718	6670,829102	8856,09082	7365,20707
23,942686	264	272,910828	27	733,878357	259,465179	366,939178	4418,532715	5221,63623	12305,0025
41,462029	395	320,552979	38	580,181763	820,500916	518,930359	14441,74902	1037,860718	18435,8027
5,407172	289	12,994617	28	1037,860718	1069,802368	259,465179	6615,089844	5589,050781	4664,45041
8,597386	301	81,869896	31	820,500916	1297,325928	259,465179	3373,047363	1888,935059	3109,6336
36,09082	713	282,319458	27	3641,767334	518,930359	259,465179	5570,953613	1578,265015	447,974611
27,181278	417	290,056091	27	3891,977783	259,465179	518,930359	3124,374512	518,930359	341,933153
7,181663	374	253,610458	36	2139,604736	0	366,939178	2646,036133	259,465179	82,817799
10,707495	549	119,475891	23	3529,10791	366,939178	580,181763	3857,227295	2216,871582	1541,70846
9,760547	413	184,763641	31	6167,416992	0	259,465179	4784,301758	366,939178	51,07959
5,284266	507	184,398712	30	4784,301758	259,465179	366,939178	7564,64502	259,465179	23,598493

Anexo 2b. Tabla de Variables Predictivas, valores calculados para el año 2000.

Sitio	NDVI Humedo	NDVI Seco	NDII Humedo	NDII Seco	NDVI Humedo Dona 50m	NDVI Humedo Dona 150m	NDVI Humedo Dona 300m	NDVI Seco Dona 50m	NDVI Seco Dona 150m
1	0,186813	0	0,033493	-0,184549	0,178513	0,14239	0,156192	0,037924	0,01902
2	0,043478	0,272727	0,096447	0,142857	0,043603	0,013196	0,007582	0,239599	0,204769
3	0,181818	-0,194379	-0,056995	-0,165049	0,121498	0,01242	0,041328	-0,198633	-0,201063
4	0,244186	0,090909	0,04902	0,034014	0,315005	0,387544	0,235327	0,119007	0,079778
5	0,094118	-0,170507	-0,234568	-0,277108	0,094135	0,136166	0,257216	-0,177643	-0,19838
6	0,509934	0,009709	0,151515	0,094737	0,477693	0,447064	0,35465	-0,021991	0,004032
7	0,202614	0,202614	-0,111111	-0,111111	0,242442	0,236757	0,173487	0,242442	0,236331
8	0,032609	0,032609	-0,233871	-0,233871	0,051473	0,040292	-0,01348	0,051473	0,040228
9	-0,174468	-0,174468	-0,227092	-0,227092	-0,121835	-0,064246	-0,00902	-0,121835	-0,064296
10	0	0	0	0	-0,002479	-0,040969	-0,134092	-0,002479	-0,040903
11	0,1875	0,1875	0,034014	-0,093023	0	0,171322	0,132294	0	0,171115
12	0,030303	0,030303	-0,15	-0,15	0,041696	-0,001599	-0,0036	0,04089	-0,001507

NDVI Seco Dona 300m	NDII Humedo Dona 50m	NDII Humedo Dona 150m	NDII Humedo Dona 300m	NDII Seco Dona 50m	NDII Seco Dona 150m	NDII Seco Dona 300m	% cobertura Dosel 50m Seco	% cobertura Dosel 150m Seco	% cobertura Dosel 300m Seco
-0,005722	0,041079	0,01654	0,034126	-0,148571	-0,161958	-0,166521	78,53981634	12,39802563	48,9122696
0,157532	0,053362	-0,031267	-0,035633	0,102803	0,024921	0,047818	78,53981634	10,76730719	47,57630363
-0,19583	-0,104303	-0,061921	0,002251	-0,163727	-0,157495	-0,151608	78,53981634	11,88399487	65,16366873
0,002217	-0,00458	0,049604	-0,013942	-0,116995	-0,15449	-0,164486	34,12489945	5,916251979	37,75258872
-0,173694	-0,233922	-0,173598	-0,073963	-0,281959	-0,253846	-0,247344	39,12731785	6,259874707	40,12908773
-0,016552	0,148332	0,108794	0,030231	0,059235	0,000407	-0,055219	78,53981634	7,739768847	32,13643091
0,173371	-0,05943	-0,060477	-0,103699	-0,05943	-0,060657	-0,10374	78,53981634	9,901585372	49,8200921
-0,013425	-0,21213	-0,19896	-0,191198	-0,21213	-0,19895	-0,191111	78,53981634	10,41236492	24,05438273
-0,009077	-0,222578	-0,210802	-0,187993	-0,222578	-0,210883	-0,188106	78,53981634	8,33551369	21,14989925
-0,134089	-0,002479	-0,040036	-0,137897	-0,002479	-0,039984	-0,137885	78,53981634	12,51970534	48,40511196
0,131835	0	0,000621	-0,017313	0	0,000408	-0,017398	0	2,668134166	6,883739499
-0,003521	-0,13065	-0,146154	-0,145982	-0,131568	-0,146212	-0,145985	78,53981634	11,74930882	33,29578415

Pendiente	Altitud	Aspecto	Indice Topografico	Distancias a cauces principales	Distancias a cauces secundarios	Distancia a Pastos	Distancia a Cultivos	Distancia a TDD	Area
23,211172	300	192,094757	22	820,500916	259,465179	366,939178	518,930359	148893,2344	511,2661
21,967773	463	330,123993	22	8935,552734	259,465179	518,930359	259,465179	199759,375	83,175931
23,942686	264	272,910828	27	733,878357	259,465179	366,939178	3209,406982	171181,3594	2804,68101
41,462029	395	320,552979	38	580,181763	820,500916	259,465179	13462,21777	133085,6563	2505,25943
5,407172	289	12,994617	28	1037,860718	1069,802368	259,465179	935,515015	107915,3672	1406,07212
8,597386	301	81,869896	31	820,500916	1297,325928	259,465179	1160,363525	103548,3906	702,00706
36,09082	713	282,319458	27	3641,767334	518,930359	259,465179	5696,427734	2091,875244	331,378224
27,181278	417	290,056091	27	3891,977783	259,465179	0	5195,786133	580,181763	38,94599
7,181663	374	253,610458	36	2139,604736	0	259,465179	7470,614746	366,939178	76,45232
10,707495	549	119,475891	23	3529,10791	366,939178	259,465179	3632,512451	580,181763	1190,27308
9,760547	413	184,763641	31	6167,416992	0	259,465179	4318,361328	259,465179	21,265348
5,284266	507	184,398712	30	4784,301758	259,465179	259,465179	733,878357	2216,871582	23,628817

Anexo 2c. Tabla de Variables Predictivas, valores calculados para el año 2014.

Sitio	NDVI Humedo	NDVI Seco	NDII Humedo	NDII Seco	NDVI Humedo Dona 50m	NDVI Humedo Dona 150m	NDVI Humedo Dona 300m	NDVI Seco Dona 50m	NDVI Seco Dona 150m
1	0,473695	0,354861	0,237132	0,069701	0,452111	0,439053	0,441899	0,349089	0,346313
2	0,534155	0,446659	0,328727	0,22343	0,505539	0,454798	0,473928	0,440904	0,415565
3	0,389453	0,344722	0,222936	0,167978	0,356092	0,168688	0,210072	0,319362	0,106596
4	0,194094	0,152755	0,041912	0,003707	0,394942	0,395657	0,384216	0,330328	0,282584
5	0,456695	0,252124	0,142566	-0,057838	0,444666	0,430555	0,37979	0,251285	0,25852
6	0,490614	0,429955	0,259223	0,251144	0,494491	0,4957	0,446616	0,436713	0,435421
7	0,197608	0,305922	-0,045675	0,006146	0,22864	0,223488	0,199269	0,331113	0,344515
8	0,271168	0,16086	-0,037013	0,05701	0,264246	0,264698	0,251832	0,158947	0,196923
9	0,192815	0,18806	-0,043275	0,047845	0,218098	0,23236	0,259663	0,193252	0,194798
10	0,087545	0,299578	0,025217	0,080573	0,089251	0,102821	0,094809	0,290564	0,309493
11	0,471863	0,415534	0,221961	0,251768	0	0,340451	0,298698	0	0,251817
12	0,252587	0,253313	0,043378	0,111745	0,271035	0,268746	0,254238	0,243343	0,257456

NDVI Seco Dona 300m	NDII Humedo Dona 50m	NDII Humedo Dona 150m	NDII Humedo Dona 300m	NDII Seco Dona 50m	NDII Seco Dona 150m	NDII Seco Dona 300m	% cobertura Dosel 50m Seco	% cobertura Dosel 150m Seco	% cobertura Dosel 300m Seco
0,365846	0,227902	0,20538	0,210486	0,069934	0,070297	0,093533	78,53981634	12,39802563	48,9122696
0,414007	0,278224	0,202839	0,228859	0,219944	0,187358	0,186779	78,53981634	10,76730719	47,57630363
0,132741	0,206716	0,154906	0,163575	0,157572	0,120045	0,111796	78,53981634	11,88399487	65,16366873
0,331406	0,156468	0,160702	0,184851	0,106413	0,060366	0,131251	34,12489945	5,916251979	37,75258872
0,262569	0,127585	0,119282	0,100802	-0,07459	-0,036804	0,000177	39,12731785	6,259874707	40,12908773
0,419221	0,260499	0,246449	0,187013	0,245034	0,229557	0,178091	78,53981634	7,739768847	32,13643091
0,346411	-0,011922	-0,000748	0,002446	0,061112	0,096228	0,098612	78,53981634	9,901585372	49,8200921
0,207622	-0,038229	-0,017249	-0,015616	0,055886	0,053235	0,047706	78,53981634	10,41236492	24,05438273
0,196792	-0,021977	-0,00019	0,022285	0,055251	0,054088	0,055964	78,53981634	8,33551369	21,14989925
0,302172	0,028935	0,024229	0,024837	0,077721	0,083486	0,071113	78,53981634	12,51970534	48,40511196
0,242377	0	0,075955	0,05989	0	0,088811	0,102051	0	2,668134166	6,883739499
0,237445	0,047316	0,049933	0,042988	0,104262	0,11557	0,111481	78,53981634	11,74930882	33,29578415

Pendiente	Altitud	Aspecto	Indice Topografico	Distancias a cauces principales	Distancias a cauces secundarios	Distancia a Pastos	Distancia a Cultivos	Distancia a TDD	Area
23,211172	300	192,094757	22	820,500916	259,465179	366,939178	518,930359	148893,2344	508,445405
21,967773	463	330,123993	22	8935,552734	259,465179	1160,363525	259,465179	199759,375	83,1568
23,942686	264	272,910828	27	733,878357	259,465179	366,939178	3209,406982	171181,3594	2348,48345
41,462029	395	320,552979	38	580,181763	820,500916	259,465179	13462,21777	133085,6563	2504,41278
5,407172	289	12,994617	28	1037,860718	1069,802368	259,465179	935,515015	107915,3672	1328,68874
8,597386	301	81,869896	31	820,500916	1297,325928	259,465179	1160,363525	103548,3906	690,300469
36,09082	713	282,319458	27	3641,767334	518,930359	259,465179	5696,427734	2091,875244	331,378223
27,181278	417	290,056091	27	3891,977783	259,465179	0	5195,786133	580,181763	36,753224
7,181663	374	253,610458	36	2139,604736	0	259,465179	7470,614746	366,939178	70,004301
10,707495	549	119,475891	23	3529,10791	366,939178	259,465179	3632,512451	580,181763	1183,15392
9,760547	413	184,763641	31	6167,416992	0	259,465179	4318,361328	259,465179	21,265349
5,284266	507	184,398712	30	4784,301758	259,465179	259,465179	733,878357	2216,871582	22,382732

Época	Año	NDVI JAM		NDVI Kalacksa		NDVI categorizado		Venadillo			Cambao			Mariquita			Guataquí			Girardot 1			Girardot 2			
								NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	
Húmeda	1987	0,00	0,20	0,38	0,51	0,0	0,30																			
		0,20	0,40	0,51	0,67	0,3	0,4								92								78			
		0,40	0,59	0,67	0,7	0,4	0,6				60			62				92	79						78	
		0,59	0,79	0,7	0,74	0,6	0,7	72					60			62		92				79			78	
				0,74	0,80	0,7	0,8		72	72		60			62						79					
	2000	0,00	0,16	0,00	0,36	0,0	0,3																			
		0,16	0,31	0,36	0,48	0,3	0,4							62												
		0,31	0,47	0,48	0,53	0,4	0,6	72							62	62										
		0,47	0,63	0,53	0,59	0,6	0,7		72	72		60					92				79				78	
				0,59	0,65	0,7	0,8					60	60					92	92		79	79			78	78
	2014	0,58	0,59	0,582	0,585	0,4	0,6																			
		0,59	0,60	0,585	0,640	0,6	0,7		72	72		60	60			62	62		92	92		79	79		78	78
0,60		0,62														92										
0,62		0,63					72			60			62						79					78		
Seca	1987	0,14	0,30	0,43	0,53	0,3	0,4																			
		0,30	0,45	0,53	0,63	0,4	0,6	72	72	72	60	60	60	62	62	62	92	92	92	79	79	79	78	78	78	
		0,45	0,60	0,63	0,69	0,6	0,7																			
		0,60	0,75	0,69	0,75	0,7	0,8																			
	2000	0,00	0,14	0,00	0,43	0,3	0,4				60	60	60											78	78	78
		0,14	0,29	0,43	0,49	0,4	0,6													79	79	79				
		0,29	0,43	0,49	0,54	0,6	0,7	72	72	72						92	92	92								
		0,43	0,58	0,54	0,60	0,7	0,8							62	62	62										
	2014	0,58	0,59	0,57	0,60	0,4	0,6						60					92								
		0,59	0,61	0,60	0,63	0,6	0,7		72	72		60	60				62		92			79		78	78	
		0,61	0,63	0,63	0,64			72							62		92				79			78		
		0,63	0,64											62						79						

Anexo 3a. Matriz comparativa de los Valores NDVI para los 6 parches de Bosque o sitios de estudio en Zona Norte. NDVIJAM= Rangos Índice de Vegetación Normalizado calculado en BTs; NDVIK= Rangos para Índice de Vegetación sugerido por Kalackska et al. (2004) en BTs; NDVICat= Rango categorizado a partir de kalackska et al. (2004); (#)= Valor de toneladas por Hectáreas de vegetación en sitio de estudio.

Época	Año	NDVI JAM		NDVI Kalacksa		NDVI categorizado		Baraya			Villavieja 1			Villavieja 2			Doche			Villavieja 3			Nelva			
		NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	NDVIJAM	NDVIK	NDVICat	
Humeda	1987	0,00	0,20	0,38	0,51	0,0	0,30																			
		0,20	0,40	0,51	0,67	0,3	0,4	76				41	33					17				29			60	
		0,40	0,59	0,67	0,7	0,4	0,6		76	76		41				33		17					29		60	
		0,59	0,79	0,7	0,74	0,6	0,7								33							29			60	
				0,74	0,80	0,7	0,8																			
	2000	0,00	0,16	0,00	0,36	0,0	0,3						33		33									60	60	
		0,16	0,31	0,36	0,48	0,3	0,4							33		17	17	17						60		
		0,31	0,47	0,48	0,53	0,4	0,6	76	76	76												29	29	29		
		0,47	0,63	0,53	0,59	0,6	0,7					41														
				0,59	0,65	0,7	0,8						41	41												
	2014	0,58	0,59	0,582	0,585	0,4	0,6		76	76		41	41				17	17	17			29	29	60	60	
		0,59	0,60	0,585	0,640	0,6	0,7	76				41			33	33						29		60		
0,60		0,62												33												
0,62		0,63																								
Seca	1987	0,14	0,30	0,43	0,53	0,3	0,4																			
		0,30	0,45	0,53	0,63	0,4	0,6																			
		0,45	0,60	0,63	0,69	0,6	0,7	76	76	41	41	41	33	33	33	17	17	17				29	29	60	60	60
		0,60	0,75	0,69	0,75	0,7	0,8	76														29				
	2000	0,00	0,14	0,00	0,43	0,3	0,4						33	33	33											
		0,14	0,29	0,43	0,49	0,4	0,6																	60	60	60
		0,29	0,43	0,49	0,54	0,6	0,7	76	76	76							17	17	17			29	29	29		
		0,43	0,58	0,54	0,60	0,7	0,8					41	41	41												
	2014	0,58	0,59	0,57	0,60	0,4	0,6					41	41			33	33						29	60	60	60
		0,59	0,61	0,60	0,63	0,6	0,7		76	76	41				33				17	17		29	29			
		0,61	0,63	0,63	0,64			76									17									
		0,63	0,64																							

Anexo 3b. Matriz comparativa de los Valores NDVI para los 6 parches de Bosque o sitios de estudio en Zona Sur. NDVIJAM= Rangos Índice de Vegetación Normalizado calculado en BTs; NDVIK= Rangos para Índice de Vegetación sugerido por Kalackska et al. (2004) en BTs; NDVICat= Rango categorizado a partir de kalackska et al. (2004); (#)= Valor de toneladas por Hectáreas de vegetación en sitio de estudio.

no sitios=12	Modelos																
	187	188	243	244	245	246	247	248	249	250	251	252	253	254	255		
AIC	458,312	458,527	326,583	458,577	459,157	459,414	459,597	459,61	459,616	327,616	459,617	459,785	459,912	327,932	459,981		
Delta AIC	0,000	0,215	-131,729	0,265	0,845	1,102	1,285	1,298	1,304	-130,898	1,305	1,473	1,600	-130,380	1,689		
AIC Rank	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15		
AIC _w	462,612	463,027	330,095195	463,077	463,857	463,914	464,097	464,11	464,116	331,1282	464,117	464,285	464,412	331,4442	464,481		
ΔAIC _w	0,000	0,215	-132,717	0,265	0,845	1,102	1,285	1,298	1,304	-131,684	1,305	1,473	1,600	-131,368	1,689		
exp(-ΔAIC _w /2)	1,000	0,898	0,0000000	0,876	0,655	0,576	0,526	0,523	0,521	0,0000000	0,521	0,479	0,448	0,0000000	0,434		
Mejores modelos con un ΔAIC_w ≤ 2																	
Akaike weight	0,000	0,000	0,475	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,283	0,000	0,000	0,000	0,242	0,000	1,000	
Ratio de evidencia	1,000	1,113	0,000	1,142	1,526	1,735	1,901	1,914	1,919	0,000	1,920	2,089	2,228	0,000	2,304		
R ²	0,8531	0,8505	0,8498	0,8498	0,8424	0,839	0,8365	0,8363	0,8363	0,8362	0,8362	0,8339	0,8322	0,8319	0,8312		
# variables	8	8	7	8	8	8	8	8	8	7	8	8	8	7	8		
K	9	9	8	9	9	9	9	9	9	8	9	9	9	8	9		
Modelos del JMF con los mayores valores de R²																	
Variables independientes	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	# models that include variable	proportion of models that include variable
NDVI Hu.	x	x	x	x	x	x		x	x	x	x		x			11	0,7333333
NDII Hu.				x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	12	0,8
NDVI Hu. Dona 50m	x	x	x	x	x	x		x	x	x		x			x	11	0,7333333
NDVI Seco	x	x	x	x	x		x		x		x	x		x	x	11	0,7333333
NDVI Se. Dona 50m	x	x	x	x	x			x					x			9	0,6
NDII Se. Dona 50m	x					x	x				x	x	x	x		7	0,4666667
% Cob. Dosei 50m	x	x	x	x		x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	14	0,9333333
Pendiente		x			x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	12	0,8
Dist. Cau. Sec	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	15	1
Dist. Pastos	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x	15	1

Anexo 4. Matriz de Análisis AIC para los 15 mejores modelos con 8 Variables Predictivas año 1987.

Anexo 5. Valores de R a partir de las Regresiones Individuales de las Variables Predictivas del año 1987, 2000 y 2014 respecto a la variable dependiente (Área).

Variable	Año	R
NDVI Hu.	1987	0,50
	2000	0,29
	2014	0,14
NDII Hu.	1987	0,74
	2000	0,15
	2014	0,07
NDVI Hu. Dona 50m	1987	0,45
	2000	0,34
	2014	0,26
NDVI Hu. Dona 150m	1987	0,25
	2000	0,23
	2014	0,08
NDVI Hu. Dona 300m	1987	0,14
	2000	0,21
	2014	0,052
NDII Hu. Dona 50m	1987	0,73
	2000	0,02
	2014	0,37
NDII Hu. Dona 150m	1987	0,67
	2000	0,27
	2014	0,35
NDII Hu. Dona 300m	1987	0,60
	2000	0,40
	2014	0,40
NDVI Seco	1987	0,53
	2000	0,43
	2014	0,209
NDII Seco	1987	0,38
	2000	0,06
	2014	0,25
NDVI Se. Dona 50m	1987	0,53
	2000	0,38
	2014	0,30
NDVI Se. Dona 150m	1987	0,54
	2000	0,52
	2014	0,28
NDVI Se. Dona 300m	1987	0,55
	2000	0,63
	2014	0,14
NDII Se. Dona 50m	1987	0,61
	2000	0,21
	2014	0,07
NDII Se. Dona 150m	1987	0,61
	2000	0,26
	2014	0,18
NDII Se. Dona 300m	1987	0,64
	2000	0,33
	2014	0,001

Variable	Año	R
% Cob.Dosel 50m	1987	0,30
	2000	0,13
	2014	0,16
% Cob. Dosel 150m	1987	0,39
	2000	0
	2014	0,037
% Cob. Dosel 300m	1987	0,52
	2000	0,56
	2014	0,53
Pendiente	1987	0,53
	2000	0,35
	2014	0,37
Altitud	1987	0,30
	2000	0,38
	2014	0,35
Aspecto	1987	0,35
	2000	0
	2014	0,007
Ind. Topo	1987	0,31
	2000	0,19
	2014	0,22
Dist. Cau. Prin	1987	0,28
	2000	0,61
	2014	0,62
Dist. Cau. Sec	1987	0,32
	2000	0,37
	2014	0,41
Dist. Pastos	1987	0,28
	2000	0,15
	2014	0,10
Dist. Cultivos	1987	0,73
	2000	0,35
	2014	0,40
Distancia a TDD	1987	0,36
	2000	0,50
	2014	0,49

Anexo 6 Tablas de Variables Predictivas Finales para la elaboración de Modelos año 1987 y 2000.

Sitio	Area	NDVI Hu.	NDII Hu.	NDVI Hu. Dona 50m	NDVI Seco	NDVI Se. Dona 50m	NDII Se. Dona 50m	% Cob. Dosel 50m	Pendiente	Dist. Cau. Sec	Dist. Pastos
1	514,145052	0,450704	-0,004831	0,451786	-0,021053	-0,025713	-0,068681	78,53981634	23,211172	259,465179	366,939178
2	7365,20707	0,231638	0,013953	0,280425	-0,024658	-0,028373	-0,054648	78,53981634	21,967773	259,465179	1037,86072
3	12305,0025	0,314286	0,295775	0,265428	-0,018634	-0,015077	-0,037067	78,53981634	23,942686	259,465179	366,939178
4	18435,8027	0,32	0,118644	0,287979	-0,025641	-0,019199	-0,079927	78,53981634	41,462029	820,500916	518,930359
5	4664,45041	0,211429	-0,066079	0,223911	0,003802	0,004933	-0,132793	78,53981634	5,407172	1069,80237	259,465179
6	3109,6336	0,098214	0,0837	0,093825	-0,020243	-0,015101	-0,138072	78,53981634	8,597386	1297,32593	259,465179
7	447,974611	0,070968	-0,135417	0,088608	0,333333	0,301205	-0,181818	10,5290957	36,09082	518,930359	259,465179
8	341,933153	0,046358	-0,313043	0,052646	0,117117	0,122165	-0,322571	78,53981634	27,181278	259,465179	518,930359
9	82,817799	0,019608	-0,239024	0,027136	0,070175	0,058578	-0,313303	78,53981634	7,181663	0	366,939178
10	1541,70846	0,04698	-0,152174	0,039781	0,234568	0,230478	-0,163088	78,53981634	10,707495	366,939178	580,181763
11	51,07959	0,160494	-0,125581	0,026501	0,44186	0,096034	-0,33105	19,51655179	9,760547	0	259,465179
12	23,598493	0,185714	-0,092896	0,21908	0,191919	0,249243	-0,161756	78,53981634	5,284266	259,465179	366,939178

Sitio	Area	NDVI Hu.	NDII Hu.	NDVI Hu. Dona 50m	NDVI Seco	NDII Seco	NDII Seco Dona 50m	% Cob. Dosel 50m	Pendiente	Dist. cauces prin.	Dist. a TDD
1	511,2661	0,186813	0,033493	0,178513	0	-0,184549	-0,148571	78,53981634	23,211172	820,500916	148893,234
2	83,175931	0,043478	0,096447	0,043603	0,272727	0,142857	0,102803	78,53981634	21,967773	8935,55273	199759,375
3	2804,68101	0,181818	-0,056995	0,121498	-0,194379	-0,165049	-0,163727	78,53981634	23,942686	733,878357	171181,359
4	2505,25943	0,244186	0,04902	0,315005	0,090909	0,034014	-0,116995	34,12489945	41,462029	580,181763	133085,656
5	1406,07212	0,094118	-0,234568	0,094135	-0,170507	-0,277108	-0,281959	39,12731785	5,407172	1037,86072	107915,367
6	702,00706	0,509934	0,151515	0,477693	0,009709	0,094737	0,059235	78,53981634	8,597386	820,500916	103548,391
7	331,378224	0,202614	-0,111111	0,242442	0,202614	-0,111111	-0,05943	78,53981634	36,09082	3641,76733	2091,87524
8	38,94599	0,032609	-0,233871	0,051473	0,032609	-0,233871	-0,21213	78,53981634	27,181278	3891,97778	580,181763
9	76,45232	-0,174468	-0,227092	-0,121835	-0,174468	-0,227092	-0,222578	78,53981634	7,181663	2139,60474	366,939178
10	1190,27308	0	0	-0,002479	0	0	-0,002479	78,53981634	10,707495	3529,10791	580,181763
11	21,265348	0,1875	0,034014	0	0,1875	-0,093023	0	0	9,760547	6167,41699	259,465179
12	23,628817	0,030303	-0,15	0,041696	0,030303	-0,15	-0,131568	78,53981634	5,284266	4784,30176	2216,87158

Sitio	Area	NDVI Hu.	NDII Hu.	NDVI Hu. Dona 50m	NDII Seco	NDVI Seco Dona 150m	NDII Seco Dona 50m	% Cob. Dosel 50m	Pendiente	Dist. cauces prin.	Distancia a TDD
1	508,445405	0,473695	0,237132	0,452111	0,069701	0,346313	0,069934	78,53981634	23,211172	820,500916	148893,234
2	83,1568	0,534155	0,328727	0,505539	0,22343	0,415565	0,219944	78,53981634	21,967773	8935,55273	199759,375
3	2348,48345	0,389453	0,222936	0,356092	0,167978	0,106596	0,157572	78,53981634	23,942686	733,878357	171181,359
4	2504,41278	0,194094	0,041912	0,394942	0,003707	0,282584	0,106413	34,12489945	41,462029	580,181763	133085,656
5	1328,68874	0,456695	0,142566	0,444666	-0,057838	0,25852	-0,07459	39,12731785	5,407172	1037,86072	107915,367
6	690,300469	0,490614	0,259223	0,494491	0,251144	0,435421	0,245034	78,53981634	8,597386	820,500916	103548,391
7	331,378223	0,197608	-0,045675	0,22864	0,006146	0,344515	0,061112	78,53981634	36,09082	3641,76733	2091,87524
8	36,753224	0,271168	-0,037013	0,264246	0,05701	0,196923	0,055886	78,53981634	27,181278	3891,97778	580,181763
9	70,004301	0,192815	-0,043275	0,218098	0,047845	0,194798	0,055251	78,53981634	7,181663	2139,60474	366,939178
10	1183,15392	0,087545	0,025217	0,089251	0,080573	0,309493	0,077721	78,53981634	10,707495	3529,10791	580,181763
11	21,265349	0,471863	0,221961	0,000000	0,251768	0,251817	0,000000	0,000000	9,760547	6167,41699	259,465179
12	22,382732	0,252587	0,043378	0,271035	0,111745	0,257456	0,104262	78,53981634	5,284266	4784,30176	2216,87158