CENTRO AGRONÓMICO TROPICAL
DE INVESTIGACIÓN Y ENSEÑANZA

DIVISIÓN DE EDUCACIÓN

ESCUELA DE POSGRADO

Impulsores de cambio en el uso de suelo y almacenamiento de carbono sobre un gradiente de modificación humana de Paisajes en Nicaragua

por

Victoria Emperatríz Espinoza Mendoza

Tesis sometida a consideración de la Escuela de Posgrado
como requisito para optar por el grado de

MAGISTER SCIENTIAE
en Manejo y Conservación de Bosques Tropicales y Biodiversidad

Turrialba, Costa Rica, 2016

Esta tesis ha sido aceptada en su presente forma por la División de Educación y el Programa de Posgrado del CATIE y aprobada por el Comité Consejero del estudiante, como requisito parcial para optar por el grado de

***MAGISTER SCIENTIAE* EN MANEJO Y CONSERVACIÓN DE BOSQUES TROPICALES Y BIODIVERSIDAD**

FIRMANTES:

Bryan Finegan, Ph.D.
Director de tesis

Jenny Ordoñez, Ph.D.
Miembro Comité Consejero

Fredy Argoty, M.Sc.
Miembro Comité Consejero

Francisco Jiménez, Dr. Sc.
Decano del Programa de Posgrado

Victoria Emperatriz Espinoza Mendoza
Candidata

DEDICATORIA

Dedico esta tesis a mi madre Yolanda Victoria Mendoza Lavy y a mi mami Yldaura Ysolina Lavy Valdivieso, ejemplos de mujeres fuertes quienes desde algún lugar en la infinidad del Universo me dán las fuerzas para seguir adelante y no rendirme ante las adversidades.

A mi papá René Gilberto Espinoza Muñoz, quien me dejó abrir las alas para poder cumplir con mis metas.

A mis hijos de cuatro patas: Mi bella gatuna Kalisi, una lucecita que alumbra mis días en CATIE, mi Apolito y mi Xinita los perrunos más lindos del mundo y a mi Clavelito (†) mi angelito.

A quien la lea…

AGRADECIMIENTOS

Al proyecto Paisajes Centinela del Centro Mundial de Agroforestería - ICRAF y a la Cátedra de Ecología del Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza - CATIE, por haberme brindado el apoyo financiero permitiendo llevar a cabo mis estudios de maestría.

A mi director de tesis Bryan Finegan, por haberme dado la oportunidad y haber confiado en mi persona. Por su inmensa paciencia en todos los aspectos, el interés y la dedicación en la revisión de mis avances y sobre todo por motivarme hacia la investigación y la mejora en el ámbito académico.

A mis asesores de tesis Jenny Ordoñez, investigadora principal del ICRAF-CATIE con sus acertados consejos y recomendaciones y a Freddy Argotty, especialista en sensores remotos y carbono del Laboratorio de Modelado Ambiental del CATIE, por convertirse en un amigo y por la gran motivación brindada para poder seguir adelante.

A la Unidad de Bioestadística de CATIE, en especial a Sergio Vílchez y a Fernando Casanoves. Al Laboratorio de Modelado Ambiental del Programa de Cambio Climático y Cuencas en especial a Christian Brenes y a Juan Carlos Zamora.

En Nicaragua, las gracias especiales al INAFOR, a través del Ing. Wing Lau y a la Ing. Miriam Rojas por la amabilidad y la disposición mostradas al abrirme las puertas de su institución. A Marvin Ismael de GIZ en el MARENA. En Puerto Cabezas dar las gracias especiales al Ing. Oswaldo Terrero y al Ing. Freddy Ramírez de Rainforest Alliance, grandes personas que demuestran su amor al trabajo y a la conservación de la zona de la RACCN. A Nixae Dixon, Coordinadora Técnica del SERENA – GRACCN en Puerto Cabezas y a Eduardo Soto del FONADEFO por la información brindada.

A Mathew Brolly, investigador de la Universidad de Brighton, por brindarme acertadas enseñanzas en el tema de sensores de radar.

A mis compañeros de la promoción 2014 – 2015 por haber compartido entrañables momentos a los largo de estos dos años. En especial a los compañeros más cercanos quienes estuvieron en los momentos de alegrías y tristezas. Y a todas las personas que conocí de diferentes promociones, pasantías y doctorados.

A Francisco Jiménez, Marcela Durán, Aranjid Valverde, Cynthia Mora, Greivin Leiva, Don Juan, Andrés Carbajal, Javier Brenes, Katia Castillo, Don Alfonso, Don Carlos, Martha Gonzáles, Ariadne Jiménez y a todo el personal académico, administrativo, de mantenimiento y demás que de una u otra manera estuvieron amablemente siempre al servicio.

Y finalmente a todos los que de alguna u otra forma hicieron agradable mi estancia en el CATIE y en Costa Rica, así como los que formaron parte de esta investigación de manera indirecta. A todos ellos las gracias infinitas.

BIOGRAFÍA

La autora nació en el distrito de Miraflores, ciudad de Lima, Perú un 20 de marzo de 1986. El 2003 inicia sus estudios de pre grado en la Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Decana de América, estudiando en la Facultad de Ciencias Físicas por dos años, para luego iniciar sus estudios en la Facultad de Ciencias Sociales la carrera de Geografía el año 2005, graduándose como Geógrafa el año 2010.

Inició sus labores en el Instituto Geográfico Nacional en el área de Fotogrametría, realizando prácticas pre-profesionales. Colaboró como guardaparque voluntaria en la Reserva Nacional de Lachay, para luego trabajar en la municipalidad distrital de Villa María del Triunfo, estando a cargo de dos proyectos referidos a Gestión y Riesgo de desastres.

El año 2013 entra a laborar como consultora en el Ministerio del Ambiente del Perú (MINAM), dentro del Programa Nacional de Conservación de Bosques y el Proyecto REDD+. Realizó labores vinculadas al tema de sensores remotos y sistemas de información geográfica apoyando en la elaboración de los mapas de cambio de uso y cobertura de suelo 2000 - 2011 y los protocolos para su elaboración.

Ha participado en diversos congresos y seminarios nacionales e internacionales como expositora, abordando temas relacionados a ecología, conservación y sensores remotos. En los últimos años se ha especializado en trabajar con el análisis e interpretación de imágenes satelitales.

En enero del 2014, inicia sus estudios de posgrado en la Maestría de Manejo y Conservación de Bosques Tropicales y Biodiversidad en el CATIE, Costa Rica, gracias al apoyo financiero del Centro Mundial de Agroforestería - ICRAF y la Cátedra de Ecología del CATIE.

Sus actuales intereses incluyen sensores remotos y sistemas de información geográfica aplicados al estudio y manejo de los bosques tropicales, cambio en la cobertura y uso de suelo y estimación de biomasa y carbono.

CONTENIDO

DEDICATORIA III
AGRADECIMIENTOS IV
BIOGRAFÍA V
LISTA DE FIGURAS X
LISTA DE CUADROS XII
LISTA DE ACRÓNIMOS XIII
CAPÍTULO I 1
INTRODUCCIÓN Y SÍNTESIS GENERAL DE LA TESIS 1
1. Introducción General 1
2. Justificación e Importancia 3
3. Objetivos Generales y Específicos 4
3.1 Objetivo general 4
3.2 Objetivos específicos 4
4. Preguntas de investigación 4
5. Marco Referencial 5
5.1. Descripción general del área de estudio 5
5.2. Definición de bosques 7
5.3. Deforestación 7
5.4. Transición Forestal 8
5.5. Cobertura y Cambio de Uso de la Tierra 9
5.6. Impulsores de cambio en el uso de suelo 10
5.7. Biomasa y carbono en bosques 12
5.7.1. Estimación de biomasa mediante ecuaciones alométricas 12
5.7.2. Mecanismo REDD+ 14
5.8. Sensores remotos 16
5.8.1. Estimación de biomasa mediante sensores remotos 19
5.8.2. Alos – Palsar 22
6. Principales resultados 23
7. Principales conclusiones 24
8. Referencias bibliográficas 25

CAPÍTULO II.....32

TASAS DE DEFORESTACIÓN Y MODELAMIENTO ESPACIAL PARA LA GENERACIÓN DE ESCENARIOS FUTUROS AL AÑO 2030 SOBRE UN GRADIENTE DE MODIFICACIÓN HUMANA DE PAISAJES EN NICARAGUA.....32

1. Abstract 32
2. Resumen.....32
3. Introducción 33
3. Metodología.....35
    3.1. Descripción del área de estudio.....35
    3.2. Modelamiento espacial mediante Dinamica EGO 38
    3.3. Variables insumo para el modelamiento 39
    3.4. Métodos de cálculo 40
    3.5. Creación del cubo ráster.....41
    3.6. Calibración del modelo 41
        3.6.1. Cálculo de las matrices de transición.....41
        3.6.2. Cálculo de los rangos para categorizar variables y cálculo de los coeficientes de pesos de evidencia. 42
        3.6.3. Análisis de correlación 43
        3.6.4. Simulación previa mediante el patcher y el expander 43
    3.6.5. Validación del modelo 43
    3.7. Ejecución del modelo y proyección de las trayectorias de deforestación 44
4. Resultados 44
    4.1. Consideraciones a tener en cuenta antes de revisar los resultados de la modelación.....44
    4.2. Calibración del modelo 45
        4.2.1. Cálculo de las matrices de transición.....45
       50
        4.2.2. Cálculo de los rangos para categorizar variables y cálculo de los coeficientes de pesos de evidencia. 51
        4.2.3. Análisis de correlación de las variables.....53
        4.2.4. Simulación mediante el *patcher* y el *expander* 54
        4.2.5. Validación del modelo.....55

b. Validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples 56
5. Discusión 65
6. Conclusiones y Recomendaciones 76
7. Referencias bibliográficas 78
ESTIMACIÓN DE BIOMASA AÉREA Y *STOCKS* DE CARBONO ALMACENADO EN BOSQUES CON ALOS PALSAR SOBRE UN GRADIENTE DE MODIFICACIÓN HUMANA DE PAISAJES EN NICARAGUA 83
1. Abstract 83
2. Resumen 83
3. Introducción 84
4. Metodología 85
4.1. Descripción del área de estudio 85
4.2. Estimación de biomasa mediante ecuaciones alométricas 88
4.2.1. Datos del Inventario Nacional Forestal 88
4.2.2. Ecuaciones alométricas 91
4.3. Estimación de biomasa mediante imágenes de satélite 91
4.3.1. Alos Palsar 91
a. Modelos de predicción de la biomasa aérea estimada usando el coeficiente de retrodispersión de Alos Palsar. 92
4.4. Desarrollo de modelos 93
5. Resultados 94
5.1. Biomasa estimada con datos del inventario nacional forestal. 94
5.2. Determinación del mosaico a ser utilizado para la modelación. 94
5.3. Relación del coeficiente de retrodispersión con árboles en diferentes clases diamétricas. 95
6. Discusión 101
7. Conclusiones 107
8. Recomendaciones. 108
9. Referencias bibliográficas 109
ANEXOS 114
ANEXO I: Mapas de uso de suelo generados por ICRAF-CATIE para los años 2000 – 2008 – 2014 114

ANEXO II: Resultados del reporte de correlación de los Pesos de Evidencia para la Región II 115

ANEXO III: Resultados del reporte de correlación de los Pesos de Evidencia para la Región III.....134

ANEXO IV: Resultados del reporte de correlación de los Pesos de Evidencia para la Región IV 138

ANEXO V: Parcelas de campo Del Inventario nacional forestal.....155

ANEXO VI: Resultado de coeficientes de correlación de Pearson entre filtros y biomasa.156

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Área de estudio del trabajo de investigación. 6
Figura 2: Modelo de transición forestal y sus cuatro fases. 9
Figura 3: Esquema propuesto por Geist y Lambin (2002) para clasificar los impulsores de cambio 11
Figura 4: Pasos metodológicos para desarrollar una ecuación alométrica 13
Figura 5: Crecimiento de un bosque degradado o deforestado a través de la implementación de actividades de restauración. 15
Figura 6: Espectro Electromagnético (EEM) 17
Figura 7: Interacción de las radiaciones emitidas por los sistemas de radar en las bandas X, C y L. 22
Figura 8: Imagen Alos Palsar en polarización HH a 12.5 metros de resolución. 23
Figura 9: Curva de transición forestal 36
Figura 10: Mapa de área de estudio 37
Figura 11: Pasos para desarrollar y completar el modelo de cambio de uso de suelo en Dinamica EGO 38
Figura 12: Cálculo de la matriz de transición: El número de píxeles que pasan de azul a rojo son 2 de 3 pixeles y los que pasan de rojo a azul son 4 de 6. La probabilidad de que un pixel azul se convierta en uno rojo es de 0.6, mientras que la probabilidad de que un pixel rojo se convierta en uno azul es de 0.66. 42
Figura 13: Resultados gráficos de los cambios de cobertura 2000 – 2008 y 2008 – 2014 por región (A) región II, (B) región III y (C) región IV. 50
Figura 14: Ejemplo de salida de resultado del modelo de pesos de evidencia para la variable distancia a centro poblados para la región II. 51
Figura 15: Simulación para el año 2014 55
Figura 16: Resultados de la prueba de validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples – Región II 56
Figura 17: Resultados de la prueba de validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples – Región III 57
Figura 18: Resultados de la prueba de validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples – Región IV 57
Figura 19: Coberturas de suelo para cada región en el período 2014 - 2030 60
Figura 20: Mapa real observado 2014 y Mapa simulado al año 2030 de la Región II 61
Figura 21: Mapa real observado del año 2014 y Mapa simulado al año 2030 de la Región III 62
Figura 22: Mapa real observado del año 2014 y Mapa simulado al año 2030 de la Región IV. 63
Figura 23: Mapa simulado al año 2030 para el área de estudio 64
Figura 24: Áreas cultivadas con café bajo sombra en la región II. 68
Figura 25: Pérdida de bosque en el Parque Nacional Cerro Saslaya en un período de 30 años 71

Figura 26: Pérdida de bosque en un área del cerro Guabule en la Reserva de Biósfera Bosawas para un período de 30 años.....71
Figura 27: Pérdida de bosque en un área la Reserva Natural Cerro Banacruz en un período de 30 años 71
Figura 28: Centros poblados 72
Figura 29: Transición de áreas cultivadas a áreas de pastizales.....72
Figura 30: Aparición de nuevos parches deforestados 73
Figura 31: Procesos de regeneración en el bosque afectado por el huracán Félix en el municipio de Puerto Cabezas.....76
Figura 32: Área de estudio.....87
Figura 33: Diseño de las unidades de muestreo del Inventario Nacional Forestal 88
Figura 34. Ubicación de parcelas utilizadas en la investigación. 90
Figura 35: Patrones de distribución de la biomasa aérea por pixeles para bosque latifoliado. 97
Figura 36: Patrones de distribución de la biomasa aérea por pixeles para bosque de coníferas. 97
Figura 37: Patrones de distribución de biomasa en bosque latifoliado para los siete municipios ubicados en el área de estudio. 99
Figura 38: Carbono estimado en biomasa aérea en la zona de estudio. 100
Figura 39: Estructura del bosque 104
Figura 40: Áreas Naturales Protegidas y biomasa estimada 105

LISTA DE CUADROS

Cuadro 1: Modelos alométricos para estimar biomasa aérea en bosques tropicales. 14
Cuadro 2: Características espectrales, espaciales y temporales de satélites. 18
Cuadro 3: Bandas utilizadas por los sistemas de radar con sus respectivas longitudes de onda y frecuencias. 20
Cuadro 4: Bandas utilizadas por los sistemas de radar con sus respectivas longitudes de onda y frecuencias. 20
Cuadro 5: Características de los sistemas de radar de apertura sintética (SAR). 21
Cuadro 6: Variables utilizadas para la modelación 39
Cuadro 7: Clasificación de coberturas de suelo para el presente estudio con base en los mapas elaborados por ICRAF/CATIE. 41
Cuadro 8: Número de variables incluidas en el cubo ráster. La variable huracán se dividió en tres ráster: distancia a zonas de afectación alta, afectación media y afectación baja. .41
Cuadro 9: Porcentaje de cambio de cobertura entre 2000 al 2008 obtenidos del modelo de cálculo de matrices de transición de paso simple para la región II. 46
Cuadro 10: Resultados del modelo de cálculo de matrices de transición de paso simple para la región III (período 2000 – 2008) 46
Cuadro 11: Resultados del modelo de cálculo de matrices de transición de paso simple para la región IV (período 2000 – 2008) 47
Cuadro 12: Transiciones obtenidas en la modelación 51
Cuadro 13: Líneas de tendencia evaluadas. 52
Cuadro 14: Pesos de evidencia de las variables que influyeron en los cambios para la región II 52
Cuadro 15: Pesos de evidencia de las variables que influyeron en los cambios para la región III 52
Cuadro 16: Pesos de evidencia de las variables que influyeron en los cambios para la región I 53
Cuadro 17: Resultados validación decaimiento exponencial 56
Cuadro 18: Comparación de resultados entre investigaciones de cambio de uso de suelo y la nuestra. 57
Cuadro 19: Áreas totales de cambio en las coberturas de suelo para las tres regiones para el período 2014-2030 60
Cuadro 20: Estimación de la población al 2020 66
Cuadro 21: Ecuaciones alométricas utilizadas en el presente estudio 91
Cuadro 22: Biomasa promedio estimada para bosques latifoliados y de coníferas mediante ecuaciones alométricas. 94
Cuadro 23: Correlaciones entre DAP y señal de radar 95
Cuadro 24: Parámetros de efectos fijos del modelo de biomasa 95

LISTA DE ACRÓNIMOS

ALOS PALSAR: Advanced Land Observation Satellite – Phased Array type L-Band Synthetic Aperture Radar.
AMUPNOR: Asociación de Municipios Productivos del Norte.
CATIE: Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza.
CCUS: Cambio en la cobertura y uso de suelo.
CMNUCC: Convención Marco de las Naciones Unidas para el Cambio Climático.
CO_2: Dióxido de carbono.
DAP: Diámetro a la altura del pecho.
DEM: Modelo de Elevación Digital.
CIFOR: Center for International Forestry Research.
EEM: Espectro Electro Magnético.
ENDE-REDD+: Estrategia Nacional de Reducción de la Deforestación y Degradación Forestal.
ETM: Enhaced Thematic Mapper.
FAO: Food Agriculture Organization.
FBD: Fine Beam Doble Polarisation.
FCPF: The Forest Carbon Partnership Facility.
HDF: Hierarchical Data Format.
ICRAF: International Center for Research in Agroforestry.
INAFOR: Instituto Nacional Forestal.
INETER: Instituto Nicaragüense de Estudio Territoriales.
INF: Inventario Nacional Forestal.
INIDE: Instituto Nacional de Información de Desarrollo.
INPE: Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais.
IPCC: Intergovernmental Panel on Climate Change.
K-NN: Kearest near neighbord.
LIDAR: Light Detection and Ranging.
LUCC: Land Use and Cover Change.
MAGFOR: Ministerio de Agricultura y Forestal.
MARENA: Ministerio Del Ambiente y de los Recursos Naturales.
MDL: Mecanismo de Desarrollo Limpio.
NDVI: Normalized Difference Vegetation Index.
PSA: Pago por Servicios Ambientales.
RACCN: Región Autónoma de la Costa Caribe Norte.
RACCS: Región Autónoma de la Costa Caribe Sur.
REDD+: Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación de Bosques.
SAR: Synthetic Aperture Radar.
RTC: Radiometric Terrain Correction.
SIG: Sistemas de Información Geográfica.
SIR: Spaceborn Imaging Radar.

SINIA: Sistema Nacional de Información Ambiental.
UN-REDD: United Nations Programme on Reducing Emissions from Deforestation and Forest Degradation.
USGS: United States Geological Survey.
WGS84: World Geodesic System 1984.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN Y SÍNTESIS GENERAL DE LA TESIS

1. Introducción General

Las áreas cubiertas por bosques son indicadores importantes para determinar la condición ambiental de un paisaje (Keenan *et al.* 2015) y sustanciales proveedores de servicios ecosistémicos (Miura *et al.* 2015). Los bosques juegan un papel importante en la regulación del clima a escalas locales y globales (Cavaleri *et al.* 2015; Magnago *et al.* 2015); por lo que se consideran significativas reservas de carbono (Cassells *et al.* 2009).

Para el 2015, la cobertura de bosque mundial es equivalente al 31% del área global del planeta, el 44% de esta área global se encuentra en zonas tropicales y el 8% en zonas subtropicales (Keenan *et al.* 2015).

Geist y Lambin (2002) sugieren que la deforestación en los trópicos es explicada por múltiples factores (causas próximas y subyacentes). Ellos consideran que las causas próximas son la expansión agrícola, la expansión de la infraestructura y la extracción comercial de madera, con claras variaciones regionales. Mientras que las causas subyacentes se enmarcan dentro de sinergias de variables económicas, institucionales, tecnológicas, culturales o demográficas.

Las investigaciones en el ámbito del cambio de uso de suelo y de la tierra se han enfocado en mejorar los sistemas de monitoreo, estudiar los procesos de cambio y de transición forestal, así como desarrollar modelos para la generación de escenarios futuros, enfocándose en análisis multitemporales (Turner *et al.* 1994; Geist y Lambin 2002). Los análisis multitemporales permiten detectar cambios entre distintas fechas de referencia, con la finalidad de dar a conocer las consecuencias de la acción humana sobre el medio (Ruiz *et al.* 2014).

Los inventarios nacionales de bosques y planes de manejo, ya disponibles en la mayoría de países (Macdicken *et al.* 2015; Sloan y Sayer 2015), son un creciente medio de recursos para el estudio de los cambios en la cobertura de suelo (Busch y Engelmann 2015) y carbono; los cuales unidos a la información adquirida mediante sensores remotos son claves para mejorar las capacidades de los países en evaluar, monitorear y reportar los cambios en sus bosques (Romijn *et al.* 2015).

Existe un creciente interés por el uso de satélites que orbitan la tierra para mapear cambios en los bosques y *stocks* de carbono almacenados (Cassells *et al.* 2009); siendo este último uno de los mayores desafíos para los sensores remotos (Robinson *et al.* 2013).

El enfoque de sensores remotos para la estimación de biomasa está basado en relaciones directas, tales como la relación entre el valor espectral de la imagen y la biomasa de bosques, mediante análisis de regresión, análisis del vecino más cercano (k-nn) o redes neuronales; e indirectas, relacionando los atributos estimados a partir de los

sensores remotos como el índice de área foliar o fracción de sombra, lo cuales son utilizados en ecuaciones para estimar biomasa (Wulder *et al.* 2008).

En las últimas décadas, diversos estudios que utilizan sensores remotos han resaltado la rápida declinación de los bosques en los trópicos (Running *et al.* 1995; Defries *et al.* 1999; Chuvieco *et al.* 2002; Patenaude *et al.* 2005; Feldpausch *et al.* 2006; Alo y Pontius Jr 2008; Bruno *et al.* 2009; Goetz *et al.* 2009; Saatchi *et al.* 2009; Goetz y Dubayah 2011; Saatchi *et al.* 2011; Mitchard 2012; Hansen *et al.* 2013; Achard *et al.* 2014). Investigaciones recientes han demostrado la capacidad que los sensores de radar, específicamente Alos Palsar, poseen para estimar la cantidad y la distribución espacial de la biomasa aérea en diversos tipos de bosques, particularmente en áreas con cobertura frecuente de nubes (Sinha *et al.* 2015); ya que toman información de campo generada a través de inventarios forestales o de parcelas permanentes (Mitchard *et al.* 2011; Carreiras *et al.* 2013; Mitchard *et al.* 2013; Michelakis *et al.* 2015).

Debido a su complejidad en composición y estructura, así como las condiciones ambientales que dificultan su evaluación y modelamiento, los estudios en bosques tropicales con imágenes de radar son limitados debido, por ejemplo, a altos costos de los datos o a la limitada cobertura de áreas (Sinha *et al.* 2015), existiendo aún alta incertidumbre (Avitabile *et al.* 2015). Estudios como los realizados por De Alban *et al.* (2014) y Michelakis *et al.* (2015) han obtenido resultados para la implementación inicial de procesos REDD+; apoyándose con imágenes de radar Alos Palsar para detectar cambios en las coberturas forestales y estimar la cantidad de biomasa presente en los bosques de Filipinas y Belice respectivamente, mediante el uso de datos de los inventarios nacionales forestales.

Durante el siglo XX, la región Centroamericana ha experimentado una rápida deforestación, particularmente entre los años 1960 y 1980. Estudios recientes han revelado la presencia de áreas en las cuales hay una recuperación del bosque (Redo *et al.* 2012). Se sugiere que la región está siguiendo un patrón de transición forestal asociado al desarrollo económico durante la última década, lo cual ha ocasionado una dinámica compleja de trayectorias de cobertura de tierra (Nagendra y Southworth 2009; Redo *et al.* 2012). Sin embargo e infortunadamente, los análisis de cobertura de la tierra utilizando sensores remotos en Centroamérica han sido realizados sin una metodología clara, que ha causado una discontinuidad metodológica y ha hecho difícil su monitoreo y mejoramiento (REDD *et al.* 2010).

En el contexto de Nicaragua, país en el cual se realizó el presente trabajo de investigación, la cobertura de bosques ha disminuido a una tasa de deforestación anual de unas 70 000 ha/año (INAFOR 2009). Esta tasa de deforestación anual tiene implicaciones negativas en la cantidad de carbono fijado o almacenado en los bosques naturales del país. En el 2008, la biomasa total arriba del suelo fue estimada en 296.210.000t de materia seca, lo cual representó 139.220.000t de carbono fijado o almacenado en los bosques naturales nicaragüenses (INAFOR 2009).

En este contexto, la presente investigación se orientó hacia dos temas que guardan relación: los impulsores o *drivers* que influyen en los cambios de cobertura y uso de suelo, y la estimación de biomasa aérea y *stocks* de carbono almacenado en bosques.

El primer artículo evalúa los factores de cambio en la cobertura y uso de suelo para un gradiente de paisajes modificado, es decir, un paisaje con diferentes grados de intensidad en los cambios en la cobertura del suelo en siete municipios en Nicaragua. Con base en los datos obtenidos del proyecto PRCC – CATIE (2015), se usaron técnicas de modelamiento espacial para definir cuáles han sido los factores determinantes de cambio y conocer las tendencias futuras. La finalidad de este componente del trabajo es brindar herramientas y lineamientos base para la toma de decisiones en torno a temas de planificación y ordenación del territorio, así como para el manejo de los recursos naturales.

El segundo artículo utiliza las imágenes provenientes de los sensores remotos para estimar biomasa y *stocks* de carbono almacenado en áreas de bosque latifoliado y de coníferas en la región central y nororiental de Nicaragua. Se emplean técnicas no destructivas, tales como ecuaciones alométricas e imágenes satelitales de radar para generar un modelo estadístico predictivo de estimación de biomasa, usando el valor de la señal del radar como predictora.

Finalmente, la sección de anexos provee información adicional que ayuda a comprender mejor el contexto de la investigación y que no se presentó en los dos artículos mencionados previamente.

2. Justificación e Importancia

En los últimos 60 años, los bosques nicaragüenses han sido objeto de un proceso de deforestación y degradación acelerada. Según INAFOR (2009), se ha perdido desde el año 1950 un promedio anual de 70 000 ha, lo cual en términos absolutos es la pérdida del 50% de cobertura forestal existente. Debido a esta deforestación, se generan problemas tales como deterioro de los suelos, sedimentación de las fuentes hídricas, deterioro de la calidad de agua de consumo de las comunidades, lluvias irregulares y posibles modificaciones climáticas.

Diversos autores consideran que los principales impulsores de los cambios en Nicaragua son el avance de la frontera agrícola, expansión de la ganadería, débiles e insuficientes políticas de fomento a la conservación y manejo de los bosques, procesos migratorios, incendios forestales y agropecuarios, tala ilegal y manejo no planificado de la extracción forestal (Ortega 2004; INAFOR 2009; López 2012; Pérez Castellón 2012; Armenteras 2015). Además, Kulik (2015) menciona que el bajo nivel económico del país disminuye las oportunidades de ganarse la vida fuera del sector agrícola, lo cual ejerce una fuerte presión sobre las áreas de bosque, agravando el problema de la deforestación.

Las alteraciones causadas en el paisaje, debido a los impulsores de cambio, influyen también sobre la capacidad de los bosques en capturar y almacenar carbono.

Según INAFOR (2009), la biomasa aérea total estimada en áreas de bosques para Nicaragua fue de 296.000.000t de materia seca, lo que representa 139.000.000t de carbono fijado o almacenado en bosques naturales; lo cual debería ser aprovechado por el país para negociaciones internacionales relacionadas con créditos de carbono, entre ellos la iniciativa REDD+.

En el 2015, Nicaragua recibió la visita de una misión del Banco Mundial con el fin de apoyar al Ministerio del Ambiente y los Recursos Naturales (MARENA) en la preparación de los principales sistemas, elementos o políticas necesarias con miras a implementar el Proyecto para la Preparación para la Estrategia Nacional contra la Deforestación (ENDE) para la Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación Forestal (REDD+), conocido como ENDE REDD+ (FCPF 2015b). Este proyecto está enfocado en áreas vulnerables y territorios indígenas con una duración de 30 años (FCPF 2015a).

Para poder llevar a cabo estos procesos exitosamente, es importante conocer y comprender el impacto a escala regional que los impulsores de cambio ocasionan sobre la dinámica de los bosques y sobre los servicios que estos ofrecen, tales como el secuestro y almacenamiento de carbono. Asimismo, los efectos reversibles o no que pueden tener estos impactos a un determinado plazo; mediante el análisis de los escenarios a futuro, son útiles como herramientas estratégicas para iniciar procesos de gestión y ordenamiento territorial que incluyan políticas referidas a la reducción de la deforestación y la degradación forestal.

3. Objetivos Generales y Específicos

3.1 Objetivo general

- Contribuir al conocimiento de los impulsores de cambio en la cobertura y uso de la tierra en el noreste y la región central de Nicaragua, así como sus consecuencias para el almacenamiento de carbono en biomasa aérea de bosques.

3.2 Objetivos específicos

- Identificar los impulsores de cambio de uso de suelo mediante técnicas de modelamiento espacial.
- Generar escenarios futuros de cobertura de la tierra al año 2030, aplicando herramientas de modelamiento espacial.
- Estimar la cantidad de carbono almacenado en biomasa aérea en bosques mediante sensores remotos.

4. Preguntas de investigación

- ¿Cuáles son los impulsores que han influido sobre el cambio de uso de suelo para la región central y nororiental en Nicaragua?

- ¿Cómo ha cambiado la cobertura de tierras en el período 2000 – 2014?
- ¿Cómo podría cambiar la cobertura de tierras hacia el 2030?
- ¿Cuánto carbono almacenado en biomasa aérea en bosques latifoliados y de coníferas se estima en el 2008 para la región central y nororiental en Nicaragua?

5. Marco Referencial

5.1. Descripción general del área de estudio

El área de estudio se ubica en la parte central y nororiental de Nicaragua, comprende un área total de 16 300 km^2. Abarca parte de tres regiones ecológicas de las cuatro clasificadas por Salas Estrada (1993). Dentro de las tres regiones que incluye este estudio, se encuentran siete municipios: Rancho Grande, El Tuma-La Dalia, San Ramón, Siuna, Waslala, Rosita y Puerto Cabezas.

Salas Estrada (1993), tomando en cuenta factores ecológicos como geología, temperatura, humedad, topografía, suelo, vegetación, dirección predominante de los vientos, latitud y longitud, clasificó a Nicaragua en cuatro regiones ecológicas. Esta clasificación se basó en estudios de vegetación a nivel centroamericano, además de estudios de vegetación, florísticos y ecológicos realizados en Nicaragua (Salas Estrada 1993; Walsh 1999). A continuación, se realiza una descripción general de las tres regiones ecológicas presentes en este estudio (ver Figura 1):

Sector norcentral, región II: Considerada la más región más templada del país, con temperatura promedio anual menor a 24 °C y con una altura entre 100 a 2107 msnm. El relieve es muy abrupto, existen también áreas planas y llanos internos. La vegetación de esta zona es contrastada por bosques de pinos que se desarrollan sobre terrenos ácidos y arenosos a partir de los 800 msnm. Para el estudio en esta región, se incluyen los municipios de San Ramón, El Tuma La Dalia y Rancho Grande.

Sector Central Bocay, región III: Caracterizada por una zona de transición entre la vegetación de las regiones ecológicas I y II del Pacífico norcentral y la región ecológica IV del Atlántico. Tiene una temperatura promedio anual entre 18°C y 25°C y alturas entre 40 y 2000 msnm. En esta región, se ubica gran parte de la Reserva de Biósfera de Bosawas. Las partes bajas de la región III son consideradas aptas para pasturas debido a que las precipitaciones son constantes durante 9 meses al año; prestándose para el mantenimiento de potreros. Para el estudio en esta región, se incluyen los municipios de Waslala y Siuna.

Sector del Atlántico, región IV: Es una de las regiones más húmedas del país, el relieve es bastante plano presentando promontorios y colinas debajo de los 200 msnm. Todos los bosques latifoliados son de tipo perennifolio, cuyos árboles más altos alcanzan o sobrepasan los 30 m de altura, teniendo un denso follaje. En esta zona, se encuentran los bosques de pino caribe "*Pinus caribaea var Hondurensis*". Para el estudio en esta región, se encuentran los municipios de Rosita y Puerto Cabezas y el lado oriental de Siuna.

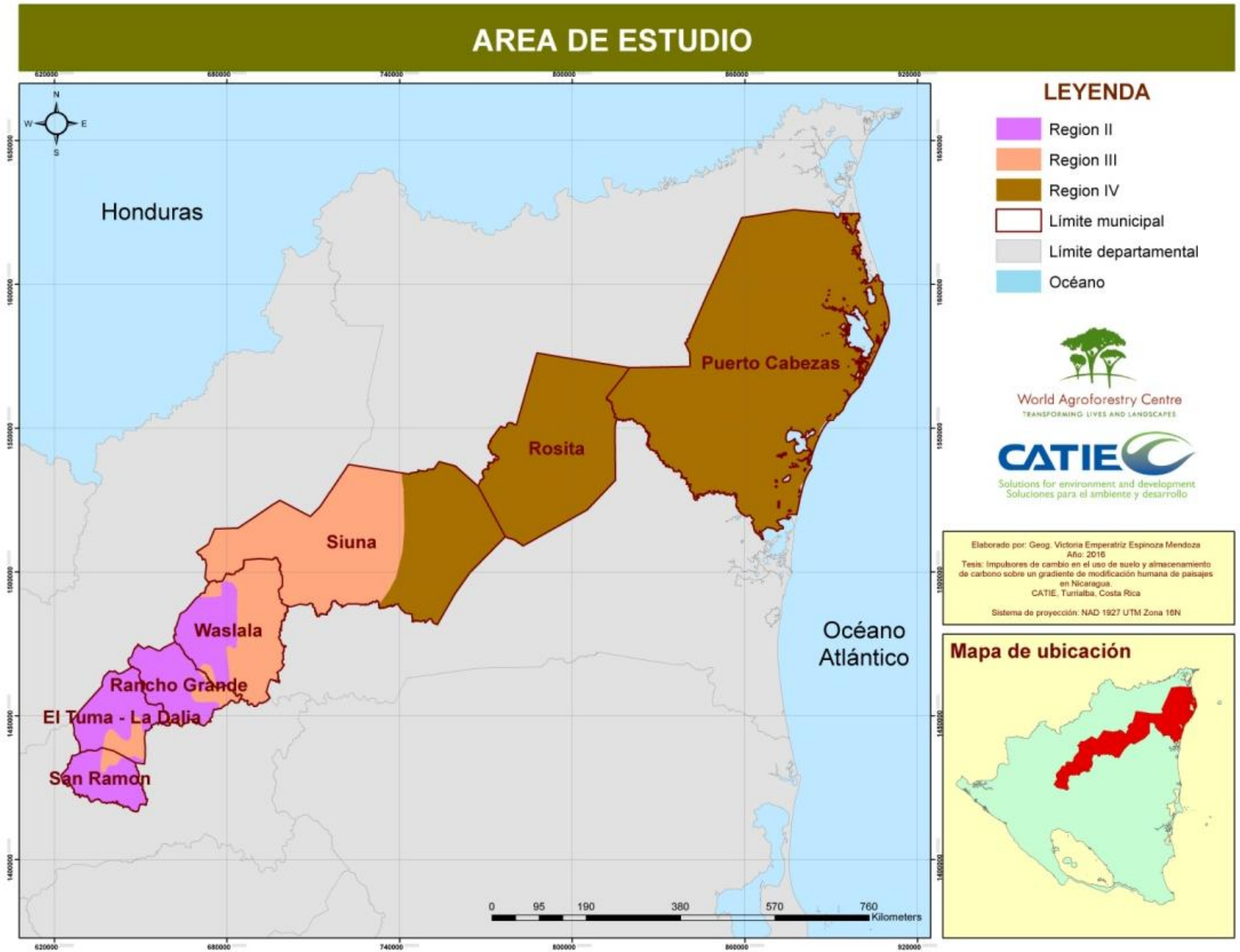


Figura 1: Área de estudio del trabajo de investigación.

5.2. Definición de bosques

FAO (2012) define a un bosque como las tierras que se extienden por más de 0.5 hectáreas, dotadas de árboles de una altura superior a 5 metros y una cubierta de dosel superior al 10%. Esto no incluye la tierra sometida a un uso predominantemente agrícola o urbano. FAO (2012) considera varias definiciones para el bosque natural y bosque plantado:

- *Bosque primario.*- Bosque regenerado de manera natural, compuesto de especies indígenas y en el cual no existen indicios evidentes de actividades humanas y donde los procesos ecológicos no han sido alterados de manera significativa. La última intervención del hombre ha tenido lugar mucho tiempo atrás, lo que ha permitido el restablecimiento de la composición natural de las especies arbóreas y de los procesos naturales.
- *Bosques plantados.*- Bosque predominantemente compuesto de árboles establecidos por plantación o siembra deliberada.

En cuanto a Nicaragua, donde se realizó la presente investigación, el país propuso una definición de bosque en el año 2005 con base en Convenios Internacionales como la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático - CMNUCC, el Protocolo de Kyoto, los Acuerdos de Marrakesh, entre otros (UN-REDD 2013). Esta propuesta fue con el propósito de desarrollar proyectos forestales bajo el Mecanismo de Desarrollo Limpio - MDL (UN-REDD 2013).

El Gobierno nicaragüense considera que un área es bosque si es mayor de 1 ha de extensión, tiene cobertura de copas mayor o igual a 20% y la altura de los árboles es mayor o igual a 4 metros.

5.3. Deforestación

La definición de la FAO (2012) establece que la deforestación es la conversión de los bosques a otro tipo de uso de la tierra o la reducción permanente de la cubierta del dosel, por debajo del umbral mínimo del 10%.

Incluye áreas de bosque convertidas a la agricultura, pastizales, embalses y áreas urbanas. Implica la pérdida permanente de la cubierta de bosque y la transformación en otro uso de la tierra, pero excluye específicamente las áreas en donde los árboles fueron extraídos por aprovechamiento o tala y en el cual se espera la regeneración natural o con ayuda de técnicas silvícolas.

La deforestación también incluye las áreas en las cuales el impacto de la perturbación, sobreexplotación o cambio de las condiciones ambientales afecten el bosque en una medida que no pueda mantener la cubierta del dosel por encima del límite del 10%.

5.4. Transición Forestal

La teoría de la transición forestal fue propuesta inicialmente por Mather (1992); quien la definió como el incremento del área de bosques luego de períodos de disminución de la cobertura, inducidos por una variedad de factores o impulsores de cambio que pueden ocurrir a varios niveles, desde una escala local, nacional y global (Pagnutti *et al.* 2013; Kulik 2015).

Walker (2012) define a la transición forestal como la recuperación de tierras de bosque, debido a una variedad de factores promovidos por el abandono agrícola. Foley *et al.* (2005) mencionan que el punto de la inflexión en una transición forestal ocurre cuando la deforestación desaparece y la reforestación comienza, en donde la expansión agrícola sería el principal causante, asociado a procesos de cambio de uso de suelo, seguido de la expansión de la infraestructura y de la extracción comercial de madera (Geist y Lambin 2002; Rudel *et al.* 2010).

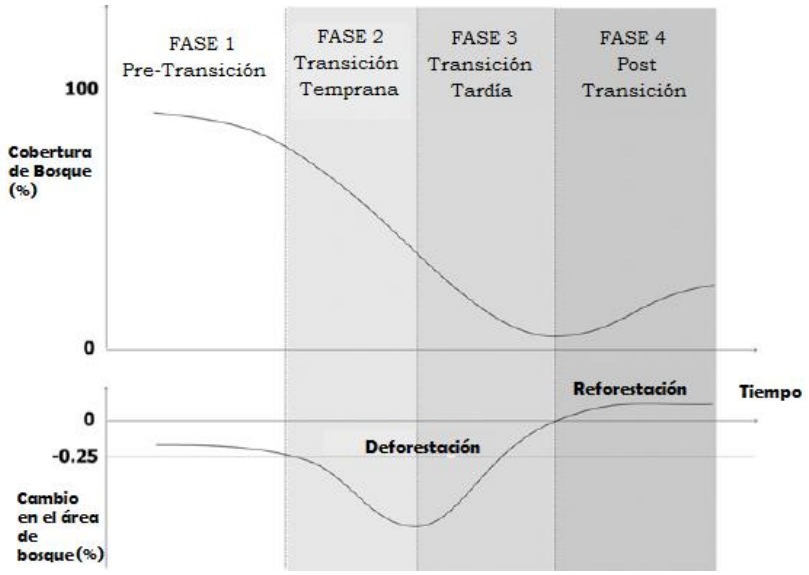
Angelsen y Rudel (2013) sugieren que con el tiempo un país se mueve a través de cuatro etapas de transición forestal. El marco de transición de bosques propuesto por Angelsen utiliza cuatro categorías básicas (White y Minang 2011):

- Países con baja deforestación y alta cobertura forestal: tales como el Congo y Guyana. Los bosques son relativamente poco perturbados por la actividad humana; sin embargo, la deforestación y la degradación pueden aumentar en el futuro.
- Países con alta deforestación: Áreas de Brasil, Indonesia y Ghana. Estos países tienen fuertes incentivos para contabilizar la deforestación.
- Países con baja deforestación y cobertura forestal estable: Se caracterizan por los mosaicos forestales y los bosques estabilizados. Los índices de deforestación se han estabilizado, porque el bosque se ha talado intensamente o debido a políticas protectoras de los bosques efectivas. India y partes de América Central pueden pertenecer a esta categoría.
- Países con cobertura forestal creciente tales como China y Vietnam: Si bien el área forestal nacional puede estar aumentando a través de plantaciones, es posible que los bosques existentes simultáneamente estén experimentando la degradación, lo que podría revertirse a través de la protección o de plantaciones de mejora.

Para Centroamérica, Redo *et al.* (2012), en un análisis basado en imágenes satelitales, relacionan las variables socioeconómicas asociadas al desarrollo humano con el cambio en la cobertura forestal. Ellos concluyen que países menos desarrollados como Guatemala y Nicaragua experimentan una deforestación neta, mientras que países más desarrollados como Costa Rica y Panamá están en un proceso de recuperación de sus bosques.

Hosonuma *et al.* (2012) evalúan impulsores de cambio de deforestación y degradación forestal a partir de datos empíricos reportados por los países en desarrollo como parte de sus actividades de preparación REDD+. Los autores destacan a Nicaragua

como un país situado en la fase 2 de transición temprana, es decir, que la cobertura de bosques se está perdiendo a un ritmo cada vez más rápido (ver Figura 2).



Fuente: Hosonuma *et al.* (2012)

Figura 2: Modelo de transición forestal y sus cuatro fases.

5.5. Cobertura y Cambio de Uso de la Tierra

El cambio de uso y cobertura de suelo (LULUCF, por sus siglas en inglés) indican las modificaciones realizadas sobre la superficie terrestre, causadas por actividad humana o perturbaciones a través del tiempo (Soares-Filho *et al.* 2004). Lambin *et al.* (2006) recalcan que los factores incidentes en los procesos de cambio en la cobertura y uso de la tierra están asociados con procesos de deforestación.

Debido a que cobertura del suelo y uso de la tierra no son lo mismo, relacionar las coberturas terrestres como los tipos de vegetación identificados, mediante el uso de satélites, con los usos del suelo real en el campo constituye uno de los mayores problemas para cartografiar el uso de la tierra.

La cobertura del suelo comprende los aspectos que recubren la superficie terrestre de origen natural o cultural, que son observables y pueden ser medidos utilizando fotografías aéreas o sensores remotos. Mientras que el uso de suelo puede definirse como las funciones que se desarrollan sobre aquella cubierta, con el objetivo de modificarla o preservarla para obtener un beneficio, como por ejemplo la agricultura (Peña 2007).

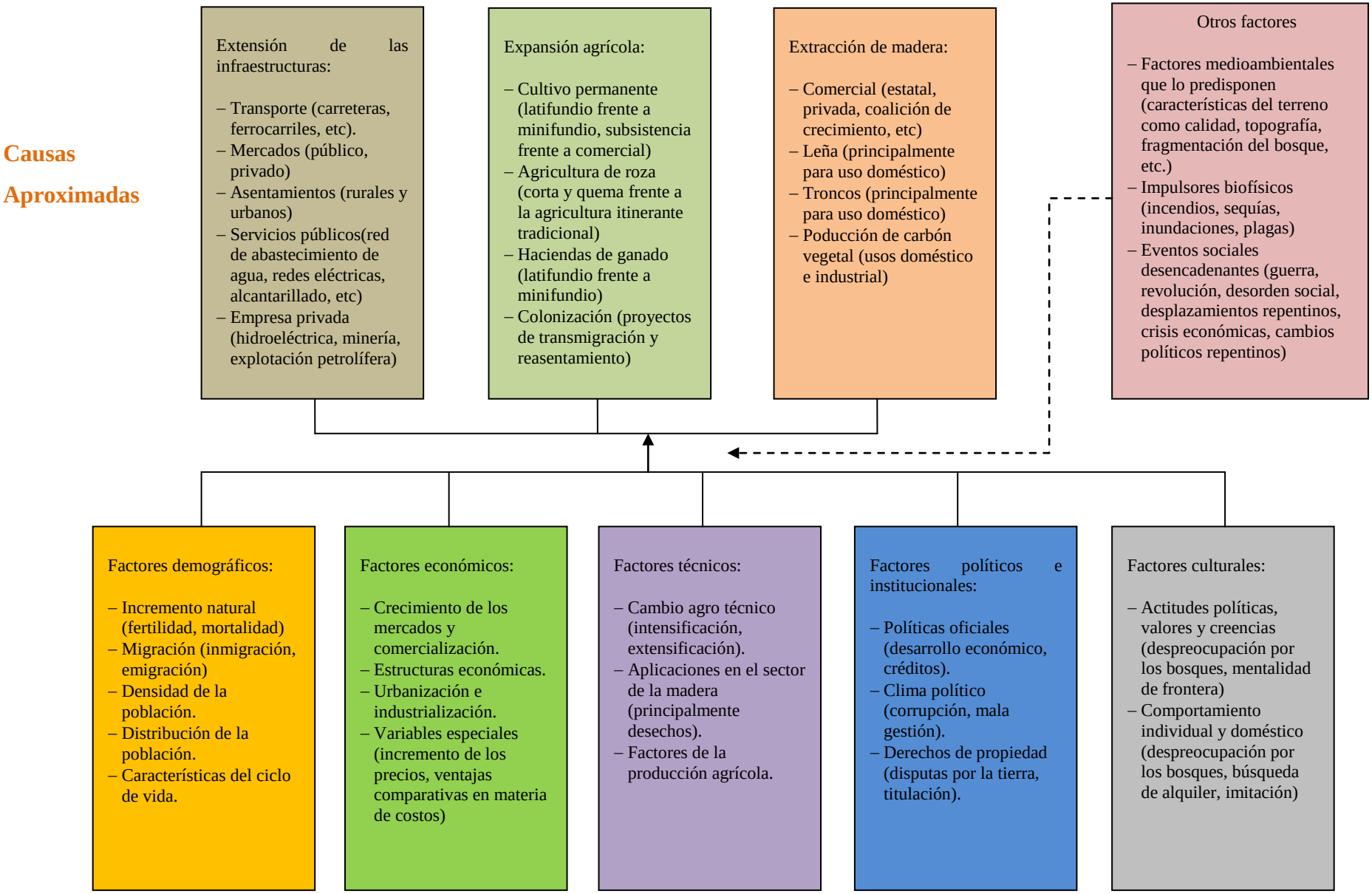
Especificar las trayectorias de cambio de uso de suelo es esencial para comprender los impactos en la cobertura de suelo (Peña 2007).

5.6. Impulsores de cambio en el uso de suelo

La Evaluación de los Ecosistemas del Milenio (EEM 2003) define a un "impulsor" como cualquier factor que altera algún aspecto del ecosistema. Cuando varios impulsores interactúan a su vez, producen efectos en los niveles de consumo de los recursos afectando a los servicios que provee el ecosistema.

Existen dos tipos de impulsores: directos e indirectos. Los impulsores de cambio directos permanecen constantes o crecen en intensidad en la mayoría de los ecosistemas. Los impulsores de cambio indirectos influyen en el nivel de la producción y aprovechamiento de los servicios brindados por los ecosistemas (MEA 2005).

Por su parte, Geist y Lambin (2002) clasifican a los impulsores de cambio en causas aproximadas (impulsores directos) y causas subyacentes (impulsores indirectos). La Figura 3 indica las causas del cambio en los bosques según Geist y Lambin (2002).



Fuente: Geist y Lambin (2002)

Figura 3: Esquema propuesto por Geist y Lambin (2002) para clasificar los impulsores de cambio

5.7. Biomasa y carbono en bosques

FAO (2012) considera tres componentes de biomasa de bosques:

- *La biomasa por encima del suelo*, la cual es toda la biomasa viva por encima del suelo, incluyendo el tronco, el tocón, las ramas, la corteza, las semillas y las hojas de los árboles.
- *La biomasa por debajo del suelo*, considerada como toda la biomasa de las raíces vivas. La definición excluye las raíces de menos de 2 mm de diámetro; debido a que a menudo no pueden distinguirse, de manera empírica, de la materia orgánica del suelo u hojarasca.
- *La necromasa,* considerada toda la biomasa leñosa muerta que no forma parte de la hojarasca. La madera muerta incluye a la madera que yace en la superficie, raíces muertas y tocones con un diámetro igual o superior a 10 cm.

Para la definición de carbono, FAO. (2012) considera cinco componentes:

- *Carbono en la biomasa por encima del suelo*, carbono en toda la biomasa viva por encima del suelo, incluyendo el tronco, el tocón, las ramas, la corteza, las semillas y las hojas.
- *Carbono en la biomasa por debajo del suelo*, carbono en toda la biomasa de las raíces vivas, excluyendo las raíces menores a 2 mm de diámetro.
- *Carbono en la madera muerta*, carbono presente en toda la madera leñosa muerta que no forma parte de la hojarasca, en pie, sobre el suelo o en el suelo.
- *Carbono en la hojarasca*, referido a toda la biomasa muerta, con un diámetro inferior al diámetro mínimo elegido por el país para medir la madera en varios estados de descomposición por encima del suelo mineral u orgánico.
- *Carbono en el suelo*, referido al carbono orgánico en los suelos minerales y orgánicos (incluye la turba) a una profundidad del suelo de 30 cm.

5.7.1. Estimación de biomasa mediante ecuaciones alométricas

La estimación de carbono en biomasa en campo se realiza a través de dos métodos, los destructivos (directos) y través de ecuaciones alométricas (indirectos) (Walker 2011; Sola *et al.* 2012).

El método directo para estimar biomasa por encima del suelo de un árbol implica: establecer parcelas de muestreo, cosechar el árbol, secar los pedazos en un horno y pesar los pedazos totalmente secos (Walker 2011). El método directo suele ser un método que consume mucho tiempo, es caro y destructivo, por lo que no es recomendable ni práctico para grandes extensiones de bosques (Sola *et al.* 2012).

Los métodos indirectos utilizan la alometría, la cual determina las relaciones existentes entre las características dimensionales de los individuos en una población (Sola *et al.* 2012). Las ecuaciones alométricas relacionan la biomasa sobre el suelo de árboles

individuales con otras características de los árboles que son fácilmente medidas en el campo en parcelas de muestreo. Estas ecuaciones alométricas suelen incluir tres variables: diámetro a la altura del pecho (DAP), altura total y densidad de madera de la especie a la cual pertenece el árbol (Walker 2011). La metodología desarrollada por Sola *et al.* (2012) indica el proceso de construcción de una ecuación alométrica (ver Figura 4).

Fuente: Sola *et al.* (2012)

Figura 4: Pasos metodológicos para desarrollar una ecuación alométrica

Existen diferentes modelos desarrollados para calcular biomasa por medio de ecuaciones alométricas (ver Cuadro 1). Návar-Cháidez *et al.* (2013), basándose en la teoría alométrica, mencionan que las ecuaciones de biomasa pueden clasificarse en tres tipos de modelos: empíricos, los cuales ajustan los parámetros por mínimos cuadrados en regresión; semiempíricos, técnicas no destructivas que requieren de parámetros físicos y estadísticos y finalmente modelos teóricos que físicamente parametrizan las ecuaciones que expresan descripciones físicas de la biomasa.

Brown (1997) propone diferentes modelos alométricos a ser utilizados dependiendo del tipo de vegetación; plantea una clasificación de bosques tropicales en tres tipos de bosques: secos, húmedos y lluviosos; siguiendo la clasificación de zonas de vida de Holdrigde.

Chave *et al.* (2005) proveen modelos probados para bosques tropicales maduros y secundarios, bosques secos, húmedos y lluviosos, bosques de manglares y bosques montanos y de tierras bajas, utilizando un conjunto de datos de 2410 árboles recolectados en 27 sitios de estudio alrededor de los trópicos.

La ecuación alométrica de Chave *et al.* (2005) representa un mayor avance en la estimación de carbono en los bosques tropicales, siendo propuesto en la actualidad para su inclusión en el factor de emisión del IPCC utilizado por los protocolos de REDD. Ha sido

actualizada al año 2014, incluyendo 58 estudios de sitio con un total de 4004 árboles (Chave *et al.* 2014).

Feldpausch *et al.* (2012) desarrolla ecuaciones para estimar la biomasa de árboles tropicales, basándose en las publicadas por Chave *et al.* (2005), incorporando variaciones regionales en la altura de los árboles.

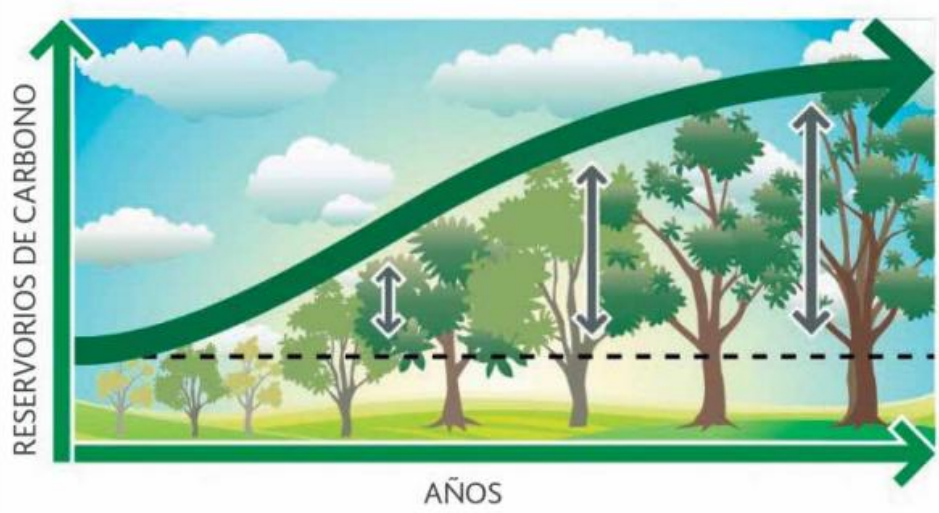
Cuadro 1: Modelos alométricos para estimar biomasa aérea en bosques tropicales. Mecanismo REDD+

Referencia	Modelo alométrico
Chave et al. (2005)	$\rho X exp(\alpha + \beta_1 (\ln(DAP)) + \beta_2 (\ln(DAP))^2 - \beta_3 (\ln(DAP))^3)$
Chave et al. (2014)	$\ln(AGB) = \alpha + \beta \ln(\rho * D^2 * H) + \varepsilon$
Brown (1997) Seco precipitaciones (900-1500mm)	$B = 0.2035 * DAP^{2.3196}$
Brown (1997) Húmedo Precipitaciones (1500 – 4000 mm)	$B = \exp(-2.289 + 2.649 * \ln(DAP) - 0.021 * \ln(DAP^2))$
Brown (1997) Muy Húmedo (precipitaciones > 4000mm)	$B = 21.297 - 6.953 * DAP + 0.740 * DAP^2$
Chambers et al.(2001)	$\mathrm{B} = \exp(\alpha + \beta_1 \ln(DAP) + \beta_2 (\ln(DAP))^2 - \beta_3 (\ln(DAP))^3)$
Burger (2005)	$\mathrm{B} = \exp(\alpha + \beta_1 \ln(Dbase))$
Tiepolo et al. (2002)	$B = \alpha + \beta_1 (DAP) + \beta_2 (DAP)^2$
Feldspausch (2012)	$B = \exp(a + b \ln(DAP) + c(\ln(DAP))^2 - d(\ln(DAP))^3 + e \ln(\rho w))$

REDD+, cuyas siglas significan Reducción de las Emisiones producto de la Deforestación y la Degradación de los Bosques, tiene como objetivo reducir las emisiones de carbono provenientes de la deforestación mediante la compensación económica a los países dispuestos a reducirlas. De esta manera, se enfrentaría la pobreza rural, ayudando a conservar la biodiversidad y promoviendo el sostenimiento del ecosistema (Parker *et al.* 2009).

El mecanismo REDD+ está basado en el supuesto de que los bosques sanos en pie y en crecimiento conservan y aumentan las reservas de carbono, mientras que su deforestación y degradación conllevan a la liberación de CO_2 a la atmósfera (UICN 2009) (ver Figura 5). Las siguientes actividades definen el alcance de REDD+:

- Reducción de las emisiones derivadas de la deforestación.
- Reducción de las emisiones derivadas de la degradación forestal.
- Ordenación forestal sostenible.
- Conservación de las reservas forestales de carbono.
- Mejora de las reservas forestales de carbono.



Fuente: CONAFOR (2013)

Figura 5: Crecimiento de un bosque degradado o deforestado a través de la implementación de actividades de restauración.

Actualmente, el proceso REDD+ en Nicaragua avanza bajo la dirección del Ministerio del Ambiente y Recursos Naturales (MARENA) con la participación de otras instancias del Gobierno, así como organismos de cooperación internacional, incluye actores locales de la Región Autónoma de la Costa Caribe Norte (RACCN), Región Autónoma de la Costa Caribe Sur (RACCS) y autoridades de los pueblos indígenas. Cuenta con un plan de preparación (R-PP) de mecanismos REDD+ aprobado por el Fondo Cooperativo del Carbono de los Bosques (FCPF) y el Banco Mundial (Armenteras *et al.* 2015).

Se estima que en las regiones de la Costa Caribe Norte y Sur (RACCN y RACCS) se concentra más del 50% del potencial de áreas necesarias para la implementación de la Estrategia Nacional de Deforestación Evitada ENDE-REDD+(Cuéllar *et al.* 2014).

ENDE REDD+ tiene como objetivo principal en Nicaragua reducir la tasa de deforestación, mejorando el valor económico del bosques y de sus cobeneficios (servicios ecosistémicos) a través de cinco componentes: programa alimentario ERA, programa forestal nacional, biodiversidad y conservación, ganadería y agricultura sostenible y Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación Forestal (REDD+) (Guzmán Neira *et al.* 2013).

5.8. Sensores remotos

La teledetección es aquella técnica que permite adquirir imágenes de la superficie terrestre desde sensores instalados en plataformas espaciales. Este sistema posee seis componentes básicos: fuente de energía, cubierta terrestre, sistema sensor, sistema de recepción – comercialización, intérprete y usuario final (Chuvieco 1995).

Para que la percepción remota sea posible, se requiere que el objeto irradie algún tipo de energía; todos los objetos con temperatura mayor a cero absoluto irradian energía electromagnética como consecuencia de su acción atómica y molecular (Menéndez y Nuñez 2009).

El flujo energético entre la cubierta terrestre y el sensor constituyen una forma de radiación electromagnética. Por lo que cualquier tipo de energía radiante puede describirse en función de su longitud de onda o frecuencia, estableciéndose una serie de bandas denominado el espectro electromagnético (Chuvieco 1996).

El espectro electromagnético (EEM) puede definirse como un arreglo continuo de radiaciones, ordenado en función de la longitud de onda o frecuencia (ver Figura 6) (Menéndez y Nuñez 2009). En sensores remotos, es común caracterizar las ondas electromagnéticas en función de su posición dentro del EEM. Según Chuvieco (1996), la terminología más utilizada para caracterizar el EEM en teledetección es la siguiente:

- Espectro visible (0,4 a 0,7 μm). Es la única radiación electromagnética que pueden percibir los ojos humanos. Se distinguen tres bandas elementales denominadas azul (0,4 a 0,5 μm), verde (0,5 a 0,6 μm) y rojo (0,6 a 0,7 μm).
- Infrarrojo próximo (0,7 a 1,3 μm). La intensidad de la radiación solar reflejada es aún dominante. Esta región es de gran interés debido a que en ella se origina gran parte de las absorciones que caracterizan el espectro de minerales y rocas además de discriminar masas vegetales y concentraciones de humedad.
- Infrarrojo medio (1,3 a 8 μm). Es la región de transición solar entre la radiación solar (reflexión) y la radiación terrestre (emisión).
- Infrarrojo lejano o térmico (8 a 14 μm). Incluye la porción emisiva del espectro terrestre.
- Microondas (a partir de 1 mm). Posee gran interés por ser un tipo de energía bastante transparente a la cubierta nubosa.

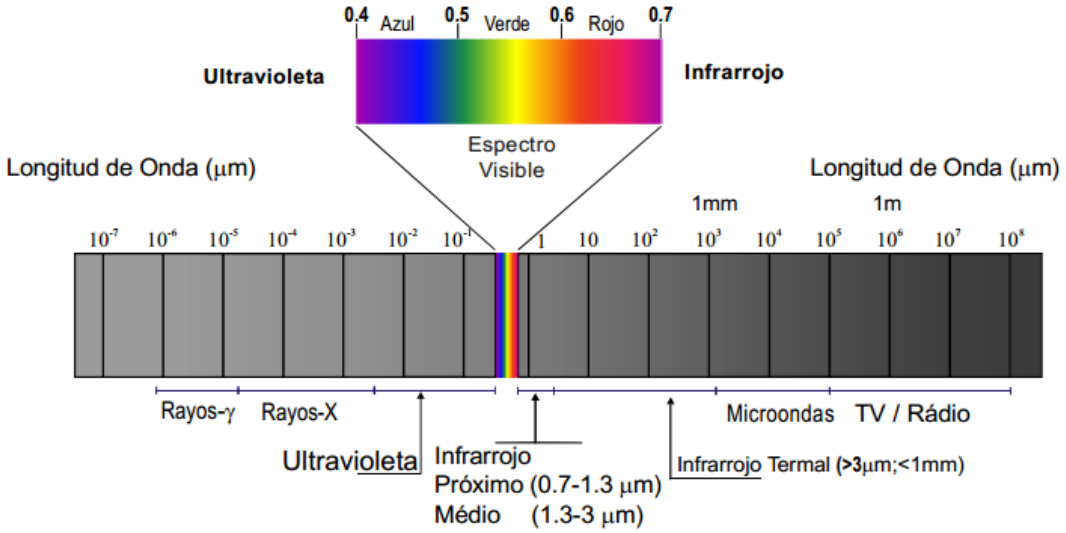


Figura 6: Espectro Electromagnético (EEM)

Los sensores, localizados en los satélites, son dispositivos que observan ondas electromagnéticas reflejadas desde o emitidas por el objetivo. Existen sensores activos y pasivos. Los sensores activos tienen su propia fuente de luz y no dependen de la energía del sol, envían ondas electromagnéticas al objetivo y observan su reflexión, sensores como el Radar de Apertura Sintética (SAR) o Lidar, son ejemplos de sensores activos. Los sensores pasivos capturan la luz solar o la luz artificial reflejada desde el objetivo, un ejemplo de sensor pasivo son los sensores ópticos (Landsat, Ikonos, Spot, Aster, Modis), los cuales detectan la intensidad de luz visible e infrarroja en una o más bandas de longitud de onda (Hirata. Y *et al.* 2012).

El tipo de producto más común que suministran los satélites es una imagen digital tipo *ráster*, donde cada pixel tiene asignados uno o varios valores numéricos que hacen referencia a la energía media recibida dentro de una determinada banda espectral (Labrador García *et al.* 2012).

Estes y Simonett (1975) definen la resolución de un sensor, como la habilidad para registrar y discriminar información de detalle. Distinguen cuatro tipos de resolución:

- Espacial: Designa al objeto más pequeño que puede ser distinguido en una imagen.
- Espectral: Indica el número y la anchura de bandas espectrales que puede discriminar el sensor.
- Radiométrica: Referido a la sensibilidad del sensor, es decir, la capacidad para detectar variaciones en la radiancia espectral que recibe.
- Temporal: Frecuencia de cobertura que proporciona el sensor, es decir, la periodicidad con la que este adquiere imágenes de la misma porción de la superficie terrestre.

Pérez y Muñoz (2007) definen un tipo de resolución adicional a las cuatro descritas por Estes y Simonett (1975): la resolución angular, definida como la capacidad de un sensor para tomar imágenes oblicuas, posibilitando la generación de imágenes estereoscópicas y por ende la construcción del relieve.

Al seleccionar imágenes para un determinado estudio es primordial conocer los tipos de resolución de cada sensor. Para esto, es imprescindible conocer cada uno de los sensores y las imágenes provistas por ellos, así como la utilidad que tienen para determinado estudio. El Cuadro 2 provee una comparación de sensores mostrando plataformas específicas para proveer ejemplos basados en (Cassells *et al.* 2009)

Cuadro 2: Características espectrales, espaciales y temporales de satélites.

	Sensor de baja resolución óptico **(MODIS)**	Sensor de resolución media óptico **(LANDSAT)**	Sensor de alta resolución óptico **(IKONOS)**	Radar de Apertura Sintética **(ALOS)**
Pros	• Libre • Disponibilidad de productos procesados	• Libre • Gran archivo histórico • Datos colectados actuales Landsat 8 lanzado el 2014. • Resolución moderada de 30m	• Alta resolución menor a 2 m, es posible observar los árboles individuales.	• Libre • Sin problemas de cobertura de nubes. • Data relativamente frecuente cada 42 días. • Resolución moderada a 12.5m.
Contras	• Baja resolución (250m-1km dependiendo del producto) • Archivos en formato HDF que requieren software especializado para abrirlos y manipularlos.	• Fuertemente afectado por condiciones atmosféricas y cobertura de nubes. • LANDSAT 7 ETM+, tiene problemas debido a un problema con el sensor, causando vacios en las imágenes.	• Muy costoso.	• Requiere software especializado y entrenamiento de espcialistas para un mejor uso y análisis. • Problemas en áreas con grandes variaciones topográficas.

5.8.1. Estimación de biomasa mediante sensores remotos

La teledetección y los sistemas de información geográfica juegan en la actualidad un papel sumamente importante para la estimación de carbono en biomasa con una adecuada relación costo-eficiencia. Lo anterior se debe a que mediante la teledetección se puede acceder a zonas difíciles de muestrear, minimizando el extenso trabajo de campo destructivo que conlleva la medición directa de biomasa forestal.

Las imágenes satelitales mediante su tratamiento y análisis pueden ser herramientas valiosas para caracterizar las diferentes estructuras forestales, contenido de biomasa y carbono, así como para comprender la distribución geográfica del carbono en un paisaje. Son un método indirecto y no destructivo pudiendo estimar parámetros biofísicos mediante las propiedades espectrales de la vegetación unidos a inventarios de campo (Sanquetta *et al.* 2002; White y Minang 2011).

Para una estimación de biomasa más precisa, es adecuado vincular los datos de sensores remotos con datos dasométricos, tales como diámetro a la altura del pecho (DAP), altura del árbol y densidad de madera de la especie. Esta vinculación es necesaria debido a que los sensores remotos no pueden estimar la biomasa por sí solos, siendo influenciados por condiciones atmosféricas y el riesgo de saturación de las señales utilizadas (Picard N. 2012).

Resultados obtenidos en los estudios de bosques en zonas tropicales elaborados por Saatchi *et al.* (2011), Baccini *et al.* (2012) y Mitchard *et al.* (2014) muestran que la biomasa aérea es mapeada de una mejor manera utilizando una combinación de datos de sensores remotos, tales como observaciones Lidar, los cuales son calibrados y validados empleando un número de parcelas de campo establecidas cuidadosamente.

Le Toan *et al.* (1992) indican que existen otras opciones para la evaluación de biomasa a parte de las utilizadas en los estudios de Saatchi *et al.* (2011), Baccini *et al.* (2012) y Mitchard *et al.* (2014), tales como las imágenes de radar. Las señales de los sensores remotos de radar pueden penetrar el dosel vegetal, interactuar con los elementos de la vegetación como las hojas, ramas o troncos y proporcionar información estimada de la cantidad de biomasa que poseen.

Las imágenes de radar utilizan una banda diferente del espectro electromagnético que los sensores ópticos y son más sensibles a muchas características de la superficie terrestre. Tienen una capacidad para penetrar nubes y detectar objetos en ausencia de luz, debido a que actúan en la porción de microondas del espectro electromagnético entre las longitudes de onda de 0.75 cm hasta 100 cm, teniendo una gran ventaja sobre áreas tropicales lluviosas (Chinea 2002). En el Cuadro 3, se indican las bandas utilizadas por los sistemas de radar con sus respectivas longitudes de onda y frecuencias.

Cuadro 3: Bandas utilizadas por los sistemas de radar con sus respectivas longitudes de onda y frecuencias.

Banda de radar	Longitud de onda - λ(cm)	Frecuencia – f(MHz)
P	*136-77*	*220-390*
UHF *(Ultra High Frequency)*	100-30	300-1.000
L	*30-15*	*1.000-2.000*
S	15-7.5	2.000-4.000
C	*7.5-3.75*	*4.000-8.000*
X	*3.75-2.40*	*8.000-12.500*
Ku	2.40-1.67	12.500-18.000
K	1.67-1.18	18.000-26.500
Ka	1.18-0.75	26.500-40.000

Fuente: Ponzoni *et al.* (2015) adaptado de Lewi y Henderson (1998)

Las bandas de radar X, C, L y P son las más utilizadas en estudios de cobertura forestal y de estimación de carbono. En el Cuadro 4, se resumen los elementos responsables de la mayor parte de la retrodispersión en cubiertas forestales de acuerdo con la banda utilizada.

Cuadro 4: Bandas utilizadas por los sistemas de radar con sus respectivas longitudes de onda y frecuencias.

Banda	X	C	L	P
Principal fuente de retrodispersión	Hojas	Hojas	Ramas	Ramas y troncos

Fuente: Le Toan *et al.* (1992)

Para la banda X (λ~3cm), la retrodispersión proviene principalmente de las partes superiores del dosel, las hojas y ramas más pequeñas. La banda C (λ~7cm), por su mayor penetración de energía al dosel, permite que hojas y ramas pequeñas se comporten como fuentes de retrodispersión. Finalmente, para las bandas L (λ~22cm) y P (λ~80cm), la penetración de la señal del radar en el dosel es mucho mayor debido a que abarca las interacciones con las ramas y troncos más grandes (Ponzoni *et al.* 2015)

Las imágenes de radar proveen información acerca de la superficie, a través de polarizaciones. Una polarización es definida por la trayectoria del campo eléctrico en un plano, que puede ser lineal, circular o elíptico (Ponzoni *et al.* 2015). Beaulieu *et al.* (1994) explican los dos tipos de polarización que posee radar:

- Horizontal o igual, denominada HH o VV (debido a que la radiación transmitida y recibida tienen la misma polarización). Está referida cuando el vector es ortogonal

al plano de incidencia, siendo las superficies que contienen muchos componentes horizontales las que reflejan mejor la radiación horizontal.

- Vertical o cruzada, denominada HV o VH (cuando se transmite la radiación en una polarización y se recibe en otra). Está referida cuando el vector está contenido en el plano de incidencia, siendo las coberturas que poseen muchos componentes verticales las que reflejan mejor la radicación de polarización vertical.

Cuadro 5: Características de los sistemas de radar de apertura sintética (SAR).

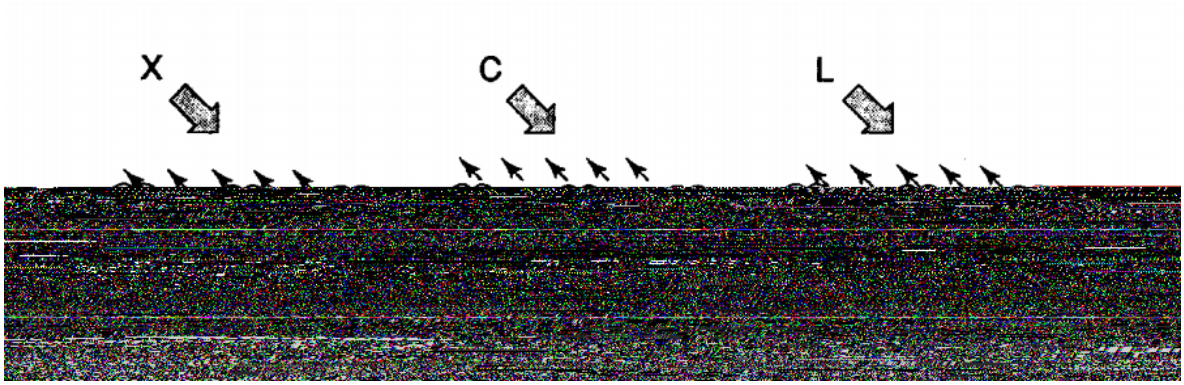
Satélite/Sensor	Lanzamiento	Banda	Polarización	Resolución espacial (m)
Seasat/SAR	1978	L	HH	25
Shuttle/SIR-A	1981	L	HH	40
Sshuttle/SIR-B	1984	L	HH	17-58
Almaz-1/SAR	1991	S	HH	15-30
ERS-1/-2/SAR	1991,1995	C	VV	30
Jers-1/SAR	1992	L	HH	18
Shuttle/SIR-C/XSAR	1994	C,L y X	Polarimétrico	15-45
Radarsat/SAR	1995	C	HH	8-100
Envisat/Asar	2002	C	Polarimétrico	30-100
Alos/Palsar	2006	L	Polarimétrico	10-100
Cosmo-SkyMed	2007,2008 y 2010	X	Polarimétrico	1-100
Radarsat-2/SAR	2007	C	Polarimétrico	3-100
TerraSAR/SAR	2007	X	Polarimétrico	1-18
Kompsat-5/SAR	2013	X	Polarimétrico	1-20
Sentinel-1A y 1B/SAR	2014 y 2016	C	Polarimétrico	5-40
Biomass	2020	P	Polarimétrico	50-200

SAR=Synthetic Aperture Radar; SIR=Shuttle Imaging Radar
Fuente: Ponzoni *et al.* (2015)

La información obtenida a través de la radiación de las polarizaciones interactúa con la superficie, produciendo una "retrodispersión" (Ver Figura 7). La retrodispersión está definida como la fuerza de irradiación de las ondas microondas emitidas por la antena del satélite y retornada luego de la dispersión en la superficie por materiales específicos (Cassells *et al.* 2009). El análisis de los valores de retrodispersión permite estimar volumen de agua contenida en el suelo, volumen de biomasa en bosques, análisis de los océanos, entre otros (JSS 2012).

Las imágenes SAR polarimétricas se ven afectadas por el efecto del *speckle* o moteado, el cual es de un aspecto granular (sal y pimienta) que proviene de la pequeña anchura de las bandas espectrales usadas (Beaulieu *et al.* 1994); para reducir este efecto, se aplican filtros de pixeles para mejorar la definición de los objetos presentes en la imagen (Chinea 2002).

El uso de los datos SAR, usualmente, es obstaculizado por el hecho de que el análisis es más complejo que los datos ópticos y requiere un mejor entendimiento de matemática y física para utilizar los datos de la mejor manera posible y efectiva. Para la presente investigación, no es necesario entender los aspectos más técnicos tales como la interferometría, debido a que no es considerado un propósito de la tesis (Cassells *et al.* 2009; Woodhouse *et al.* 2012)



Fuente: Chinea (2002) modificado de Foody & Curran 1994. Los factores que controlan la retrodispersión cambian desde los componentes del dosel superior en la banda X hasta los troncos y el suelo en la banda L. Las flechas anchas indican la dirección de la señal emitida desde el radar, mientras que las flechas estrechas muestran la dirección de retrodispersión.

Figura 7: Interacción de las radiaciones emitidas por los sistemas de radar en las bandas X, C y L.

5.8.2. Alos – Palsar

SAR (Synthethic Aperture Radar, por sus siglas en inglés) ha provisto de cobertura global de la superficie terrestre desde la década de los 90 con un incremento en sus resoluciones espaciales y temporales (Thapa *et al.* 2015b). Es considerado altamente capaz de discriminar diferentes coberturas de tierra así como la distribución de la biomasa (Mishra *et al.* 2011), no siendo influenciado por fenómenos meteorológicos (Sinha *et al.* 2015). El Radar de Apertura Sintética utiliza frecuencias bajas de microondas, tales como la banda L (1-2 GHz); la cual es una de las más utilizadas en áreas tropicales, durante los últimos 5 años (Michelakis *et al.* 2015).

El "Advanced Land Observing Satellite" (ALOS) es un sensor activo de microondas, el cual ha colectado imágenes cada 46 días a través de su sensor "Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar (PALSAR) desde mayo de 2006 hasta abril del 2011, fecha en la cual fue terminada la misión espacial. Posee una alta sensitividad a la estructura del

bosque y las características de humedad de este, lo cual lo hace útil para monitorear bosques tropicales (Santoro *et al.* 2009; Thapa *et al.* 2015a; Urbazaev *et al.* 2015).

Una característica negativa de las imágenes SAR como Alos Palsar es la presencia del ruido *speckle*, aspecto granuloso de la imagen atribuido a la interferencia entre los retornos de la señal emitida por los diferentes tipos de dispersores en la superficie tales como hojas, tallos, suelo, agua, entre otros (Gagnon y Jouan 1997; Maghsoudi *et al.* 2012). Para corregir el ruido *speckle,* existen filtros estándar que reducen el efecto, los filtros más utilizados en los estudios para estimar biomasa son Lee, Kuan, Frost y Gamma.

Las imágenes PALSAR, actualmente, cuentan con tres niveles de procesamiento: (1) L1.0, data no procesada; (2) L1.5, data georeferenciada; (3) RTC, data corregida al terreno y radiométricamente. En la Figura 8, se muestra una imagen Alos-Palsar.

Figura 8: Imagen Alos Palsar en polarización HH a 12.5 metros de resolución.

6. Principales resultados

a) En el artículo 1, se encuentra que existe una fuerte transición en el sector norcentral (región II) de bosque a pastizales; mientras que para la región sector central Bocay San Carlos (región III) las coberturas se mantienen casi constantes y para la región sector del Atlántico (región IV) existe un aumento en las coberturas de bosque y pastizales y una disminución en la superficie de sabanas.
b) Para las tres regiones, los principales indicadores relacionados con la pérdida de áreas boscosas fueron distancia a centros poblados, distancia a vías y tipo de suelo. Los indicadores ligados a un aumento de la cobertura del bosque fueron distancia a cultivos de café, distancia a cacaotales y distancia a áreas de afectación alta del huracán Félix (esta última presente sólo en la región IV).
c) En el artículo 2, las imágenes de radar Alos-Palsar demostraron su valor para ser utilizadas exitosamente en un área de bosque complejo como lo es la zona de estudio, demostrando claramente su potencial para predecir y mapear biomasa y

carbono. Utilizando la banda L y la polarización HV, a través de un análisis de regresión se obtuvo un r^2=0.83 mediante la aplicación de modelos lineales generales y mixtos.

d) Se encontró que tres factores están influyendo de diferente manera en los bosques latifoliados y de coníferas para que exista una buena correlación entre la señal de radar y la biomasa aérea: densidad de árboles, heterogeneidad u homogeneidad del bosque y topografía.

7. Principales conclusiones

a) Las proyecciones hacia el 2030 denotan la presencia en algunas áreas de la existencia de una posible transición forestal a través de una lenta recuperación del bosque. Se predice para la región IV una gran pérdida en la cobertura de sabana, la cual se convertiría a áreas de bosques en el municipio de Puerto Cabezas y a pastizales en Rosita.

b) El incremento gradual que experimentan las áreas de pastizal indica que muy poca proporción de áreas deforestadas está yendo hacia la agricultura.

c) Existe una recuperación de la cobertura forestal en áreas cultivadas de cacao y café bajo sombra, esto es beneficioso para la regeneración del bosque y para las comunidades que dependen de esta actividad.

d) Las áreas naturales protegidas están sufriendo fuerte presión por el avance del pastoreo y la agricultura. La zona de amortiguamiento de Bosawas es la que más impacto ha sufrido por los procesos de deforestación. Se proyecta para los próximos 16 años una disminución en los límites de las reservas y los parques nacionales presentes en el área de estudio.

e) La banda L de Alos Palsar arroja estimaciones bastante exactas de la biomasa por encima del suelo sobre áreas de bosque de coníferas y latifoliado en esta región de Centroamérica. Una fuerte correlación entre biomasa aérea y el coeficiente de retrodispersión de radar en la polarización vertical HV demuestra que esta metodología es una alternativa viable para evaluar la biomasa aérea. Se sugiere que Alos – Palsar es una alternativa económica para mapear y monitorear la biomasa y los *stocks* de carbono, proveyendo una valiosa herramienta para proyectos REDD+.

f) La metodología aplicada para estimar biomasa y carbono puede ser replicada en grandes áreas de bosque latifoliado denso y bosque de coníferas incluyendo sabanas con similares características.

g) La mayoría de la información espacial se encuentra dispersa y sin una estandarización geográfica; por lo que se sugiere implementar un sistema de acceso público a la información geográfica que sea homogeneizado, con la finalidad de utilizarlos en procesos de investigación y elaboración de cartografía temática. Esto mejoraría ampliamente los procesos de elaboración de políticas y estrategias que se están dando en la región.

8. Referencias bibliográficas

1. Achard, F.; Beuchle, R.; Mayaux, P.; Stibig, H.J.; Bodart, C.; Brink, A.; Carboni, S.; Desclée, B.; Donnay, F.; Eva, H.D. 2014. Determination of tropical deforestation rates and related carbon losses from 1990 to 2010. Global Change Biology.
2. Alo, C.A.; Pontius Jr, R.G. 2008. Identifying systematic land-cover transitions using remote sensing and GIS: the fate of forests inside and outside protected areas of Southwestern Ghana. Environment and planning and design 35(2): 280.
3. Angelsen, A.; Rudel, T.K. 2013. Designing and implementing effective REDD+ policies: A forest transition approach. Review of Environmental Economics and Policy 7(1): 91-113.
4. Armenteras, D.; González, T.; Luque-Moreno, F.; Rodríguez, N.; Argotty, F.; Bonfil, C.; Espinosa, C.; Luis Machín, J.; Rejalaga Noguera, L.; Ruiz Gómez, V. 2015. IBERO REDD+ Red CYTED para el monitoreo del estado de la conservación y recuperación de bosques húmedos y secos en latinoamérica en el contexto de la deforestación evitada: síntesis de avances en la implementación de REDD+ en los países participantes de la Red IBERO REDD+ en América Latina, 52 p.
5. Armenteras, D.e.a. 2015. Red CYTED para el monitoreo del estado de la conservación y recuperación de bosques humedos y secos en Latinoamerica en el contexto de la deforestación evitada. 53.
6. Avitabile, V.; Herold, M.; Heuvelink, G.; Lewis, S.; Phillips, O.; Asner, G.; Armston, J.; Asthon, P.; Banin, L.; Bayol, N. 2015. An integrated pan-tropical biomass map using multiple reference datasets. Global Change Biology 22(4): 1406–1420.
7. Baccini, A.; Goetz, S.; Walker, W.; Laporte, N.; Sun, M.; Sulla-Menashe, D.; Hackler, J.; Beck, P.; Dubayah, R.; Friedl, M. 2012. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. Nature Climate Change 2(3): 182-185.
8. Beaulieu, N.; Leclerc, G.; Velásquez, S. 1994. Imágenes de radar: conceptos generales Turrialba, Costa Rica, CATIE. 78 p. (Publicaciones del proyecto RENARM/Manejo de Cuencas.)
9. Brown, S. 1997. Estimating biomass and biomass change of tropical forests 134 ed. Roma, Italia, Food & Agriculture Org. 58 p. (FAO Forestry Paper) (134).
10. Society for Mathematical Geology XIth International Congress 2009. Integrating remote sensing, GIS and prediction models to monitor the deforestation and erosion in Peten Reserve, Guatemala. 6 pp. p.
11. Carreiras, J.; Melo, J.B.; Vasconcelos, M.J. 2013. Estimating the above-ground biomass in Miombo Savanna woodlands (Mozambique, East Africa) using L-band synthetic aperture radar data. Remote Sensing 5(4): 1524-1548.
12. Cassells, G.F.; Woodhouse, I.H.; Mitchard, E.T.; Tembo, M. 2009. The use of Alos Palsar for supporting sustainable forest use in southern Africa: A case study in

Malawi. *In* Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009 2009. IEEE. p. II-206-II-209.
13. Cavaleri, M.A.; Reed, S.C.; Smith, W.K.; Wood, T.E. 2015. Urgent need for warming experiments in tropical forests. Global Change Biology 21(6): 2111-2121.
14. CONAFOR. 2013. Bosques, cambio climático y REDD+ en México: Guía básica Mexico, Área de Proyectos y Mercados Forestales de Carbono. 88 p.
15. Cuéllar, N.; Luna, F.; Kandel, S.; Díaz, O.; Davis, A. 2014. REDD+ jurisdiccional en Centroamérica: Oportunidades e implicaciones para pueblos indígenas y comunidades forestales El Salvador, Fundación Prisma, USAID. 103 p.
16. Chave, J.; Andalo, C.; Brown, S.; Cairns, M.; Chambers, J.; Eamus, D.; Fölster, H.; Fromard, F.; Higuchi, N.; Kira, T. 2005. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. Oecologia 145(1): 87-99.
17. Chave, J.; Réjou-Méchain, M.; Búrquez, A.; Chidumayo, E.; Colgan, M.S.; Delitti, W.B.; Duque, A.; Eid, T.; Fearnside, P.M.; Goodman, R.C. 2014. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. Global Change Biology.
18. Chinea, J.D. 2002. Teledetección del bosque. Ecología y Conservación de Bosques Neotropicales. Ediciones Libro Universitario Regional, Costa Rica: 625-646.
19. Chuvieco, E. 1995. Fundamentos de teledetección espacial Rialp SA Segunda edición ed. Madrid, España., RIALP. 224 p.
20. Chuvieco, E. 1996. Fundamentos de Teledetección. 3ª edición revisada. Ediciones RIALP, Madrid. España.
21. Chuvieco, E.; Salas, J.; Meza, E.; Vargas, F. 2002. Empleo de la teledetección en el análisis de la deforestación tropical: el caso de la reserva forestal de Ticoporo (Venezuela). Serie geográfica 10: 55-76.
22. DeFries, R.; Townshend, J.; Hanson, M. 1999. Continuous fields of vegetation characteristics at the global scale at 1-km resolution. Journal of Geophysical Research 104: 911-924.
23. EEM. 2003. Evaluación de los Ecosistemas del Milenio: Ecosistemas y bienestar humano, marco para la evaluación, 31 p. (Ginebra: World Resources Institute)
24. Estes, J.E.; Simonett, D.S. 1975. Fundamentals of image interpretation. Manual of remote sensing: 869-1076.
25. FAO. 2012. FRA 2015 Términos y Definiciones Roma, Italia,
26. FAO. 2012. FRA 2015 Términos y Definiciones Roma, Italia, FAO. 37pp p. (Documento de Trabajo de la Evaluación de los Recursos Forestales No. 180).
27. FCPF. 2015a. Programa de REDD+ para combatir el Cambio Climático y la Pobreza en Nicaragua. *In* 12ava Reunión del Fondo de Carbono (CF12) (París, Francia) 2015a. p.
28. Feldpausch, T.R.; McDonald, A.J.; Passos, C.A.; Lehmann, J.; Riha, S.J. 2006. Biomass, harvestable area, and forest structure estimated from commercial timber inventories and remotely sensed imagery in southern Amazonia. Forest Ecology and Management 233(1): 121-132.

29. Feldpausch, T.R.; Lloyd, J.; Lewis, S.L.; Brienen, R.J.; Gloor, M.; Monteagudo Mendoza, A.; Lopez-Gonzalez, G.; Banin, L.; Abu Salim, K.; Affum-Baffoe, K. 2012. Tree height integrated into pantropical forest biomass estimates. Biogeosciences: 3381-3403.
30. Foley, J.A.; DeFries, R.; Asner, G.P.; Barford, C.; Bonan, G.; Carpenter, S.R.; Chapin, F.S.; Coe, M.T.; Daily, G.C.; Gibbs, H.K. 2005. Global consequences of land use. Science 309(5734): 570-574.
31. Gagnon, L.; Jouan, A. 1997. Speckle filtering of SAR images: a comparative study between complex-wavelet-based and standard filters. *In* Optical Science, Engineering and Instrumentation'97 1997. International Society for Optics and Photonics. p. 80-91.
32. Geist, H.J.; Lambin, E.F. 2002. Proximate Causes and Underlying Driving Forces of Tropical Deforestation Tropical forests are disappearing as the result of many pressures, both local and regional, acting in various combinations in different geographical locations. Bioscience 52(2): 143-150.
33. Goetz, S.; Dubayah, R. 2011. Advances in remote sensing technology and implications for measuring and monitoring forest carbon stocks and change. Carbon Management 2(3): 231-244.
34. Goetz, S.J.; Baccini, A.; Laporte, N.T.; Johns, T.; Walker, W.; Kellndorfer, J.; Houghton, R.A.; Sun, M. 2009. Mapping and monitoring carbon stocks with satellite observations: a comparison of methods. Carbon Balance and Management 4(1): 2.
35. Guzmán Neira, J.; Esquivel Acevedo, M.; Sánchez Ramirez, K. 2013. El impacto de los mecanismos financieros e instrumentos económicos en el desarrollo del sector forestal nicaragüense y el nuevo contexto REDD+. Managua, Nicaragua, MAGFOR.
36. Hansen, M.; Potapov, P.; Moore, R.; Hancher, M.; Turubanova, S.; Tyukavina, A.; Thau, D.; Stehman, S.; Goetz, S.; Loveland, T. 2013. High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. Science 342(6160): 850-853.
37. Hirata. Y; Takao. G; Sato. T; Toriyama. J. 2012. Libro de Recetas de REDD plus
38. 2012 ed. Japón, Centro de Investigación y Desarrollo REDD, Instituto de Investigación en Forestería y Productos Forestales 156 p.
39. Hosonuma, N.; Herold, M.; De Sy, V.; De Fries, R.S.; Brockhaus, M.; Verchot, L.; Angelsen, A.; Romijn, E. 2012. An assessment of deforestation and forest degradation drivers in developing countries. Environmental Research Letters 7(4): 12pp.
40. INAFOR. 2009. Resultados del Inventario Nacional Forestal: Nicaragua 2007-2008 Managua,Nicaragua, INAFOR. 232 p.
41. Keenan, R.J.; Reams, G.A.; Achard, F.; de Freitas, J.V.; Grainger, A.; Lindquist, E. 2015. Dynamics of global forest area: results from the FAO Global Forest Resources Assessment 2015. Forest Ecology and Management 352: 9-20.
42. Kulik, O. 2015. Forest Transitions: A driver analysis based on the cases of Vietnam, Laos, Costa Rica and Nicaragua.

43. Labrador García, M.; Évora Brondo, J.; Arbelo Pérez, M. 2012. Satélites de Teledetección para la gestión del territorio Consejería de Agricultura, G., Pesca y Aguas del Gobierno de Canarias. ed. Canarias, España., 66 p.
44. Lambin, E.F.; Geist, H.; Rindfuss, R.R. 2006. Introduction: local processes with global impacts. *In*. 2006. Land-use and land-cover change. Springer. p. 1-8.
45. Le Toan, T.; Beaudoin, A.; Riom, J.; Guyon, D. 1992. Relating forest biomass to SAR data. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on 30(2): 403-411.
46. López, M. 2012. Análisis de las causas de la deforestación y avance de la Frontera Agrícola en las zonas de Amortiguamiento y Zona Núcleo de la Reserva de Biósfera de Bosawas-RAAN, Nicaragua Nicaragua, 100 p. (Informe Final de Consultoría)
47. MacDicken, K.G.; Sola, P.; Hall, J.E.; Sabogal, C.; Tadoum, M.; de Wasseige, C. 2015. Global progress toward sustainable forest management. Forest Ecology and Management 352: 47-56.
48. Maghsoudi, Y.; Collins, M.J.; Leckie, D. 2012. Speckle reduction for the forest mapping analysis of multi-temporal Radarsat-1 images. International Journal of Remote Sensing 33(5): 1349-1359.
49. Magnago, L.F.S.; Magrach, A.; Laurance, W.F.; Martins, S.V.; Meira-Neto, J.A.A.; Simonelli, M.; Edwards, D.P. 2015. Would protecting tropical forest fragments provide carbon and biodiversity co-benefits under REDD+? Global Change Biology: 15. doi: 10.1111/gcb.12937
50. Mather, A.S. 1992. The forest transition. Royal Geographical Society 24(4): 367-379.
51. MEA. 2005. Ecosystems and human well-being, Island Press Washington, DC. (5).
52. Menéndez, M.; Nuñez, V. 2009. El uso de los sensores remotos en los Recursos Naturales. Primera parte: La fotografía aérea y la fotointerpretación Salta, Argentina, Universidad Nacional de Salta. 126 p.
53. Michelakis; Stuart; Brolly; Lopez; Linares. 2015. Estimation of Woody Biomass of Pine Savanna Woodlands From Alos Palsar Imagery. Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing 8(1): 244-254. 10.1109/JSTARS.2014.2365253
54. Mishra, P.; Singh, D.; Yamaguchi, Y. 2011. Land cover classification of Palsar images by knowledge based decision tree classifier and supervised classifiers based on SAR observables. Progress In Electromagnetics Research 30: 47-70.
55. Mitchard, E.; Saatchi, S.; Lewis, S.; Feldpausch, T.; Woodhouse, I.; Sonké, B.; Rowland, C.; Meir, P. 2011. Measuring biomass changes due to woody encroachment and deforestation/degradation in a forest–savanna boundary region of central Africa using multi-temporal L-band radar backscatter. Remote Sensing of Environment 115(11): 2861-2873.
56. Mitchard, E.T.; Meir, P.; Ryan, C.M.; Woollen, E.S.; Williams, M.; Goodman, L.E.; Mucavele, J.A.; Watts, P.; Woodhouse, I.H.; Saatchi, S.S. 2013. A novel application of satellite radar data: measuring carbon sequestration and detecting degradation

in a community forestry project in Mozambique. Plant Ecology & Diversity 6(1): 159-170. 10.1080/17550874.2012.695814
57. Mitchard, E.T.; Feldpausch, T.R.; Brienen, R.J.; Lopez-Gonzalez, G.; Monteagudo, A.; Baker, T.R.; Lewis, S.L.; Lloyd, J.; Quesada, C.A.; Gloor, M. 2014. Markedly divergent estimates of Amazon forest carbon density from ground plots and satellites. Global Ecology and Biogeography: 12.
58. Mitchard, E.T.A. 2012. Using satellite remote sensing to quantify woody cover and biomass across Africa. University of Edinburgh.
59. Miura, S.; Amacher, M.; Hofer, T.; San-Miguel-Ayanz, J.; Thackway, R. 2015. Protective functions and ecosystem services of global forests in the past quarter-century. Forest Ecology and Management 352: 35-46.
60. Nagendra, H.; Southworth, J. 2009. Reforesting landscapes: linking pattern and process Springer ed., Springer Science & Business Media. 396 p. (Landscape Series) (10).
61. Návar-Cháidez, J.; Rodríguez-Flores, F.d.J.; Domínguez-Calleros, P.A. 2013. Ecuaciones alométricas para árboles tropicales: aplicación al inventario forestal de Sinaloa, México. agronomía mesoamericana 24(2): 347-356.
62. Ortega, M. 2004. Estrategia de Desarrollo Forestal. Región Autónoma Atlántico Norte Nicaragua, Consejo Regional Autónomo Atlántico Norte. 59 p.
63. Pagnutti, C.; Bauch, C.T.; Anand, M. 2013. Outlook on a worldwide forest transition. PloS one 8(10): e75890.
64. Parker, C.; Mitchell, A.; Trivedi, M.; Mardas, N. 2009. El pequeño libro de REDD+. *In*. 2009. El pequeño libro de REDD+. Oxford, UK., Global Canopy Foundation. p. 62pp.
65. Patenaude, G.; Milne, R.; Dawson, T.P. 2005. Synthesis of remote sensing approaches for forest carbon estimation: reporting to the Kyoto Protocol. Environmental Science & Policy 8(2): 161-178.
66. Peña, J. 2007. Efectos ecológicos de los cambios de coberturas y usos del suelo en la Marina Baixa (Alicante). University of Alicante, Alicante, Spain. 539 pp. p.
67. Pérez, C.; Muñoz, A. 2007. Teledetección Nociones y Aplicaciones España, Universidad de Salamanca. 194 p.
68. Pérez Castellón, E. 2012. Propuesta de estrategia de fomento forestal Managua, Nicaragua, MAGFOR, PROFOR, BM. 70 p.
69. Picard N., S.-A.L., Henry M. 2012. Manual de construcción de ecuaciones alométricas para estimar el volumen y la biomasa de los árboles: del trabajo de campo a la predicción. Rome, Montpellier, Las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura y el Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement. 223 p.
70. Ponzoni, F.J.; Shimabukuro, Y.E.; Kuplich, T.M. 2015. Sensoriamento remoto da vegetação, INPE.
71. REDD; CCAD; GTZ; FAO. 2010. Contexto actual del uso de sensores remotos para el mapeo de la cobertura forestal en Centroamérica San Salvador, (Insumos para

la primera reunión de expertos en monitoreo forestal: requerimientos mínimos para el monitoreo de los recursos forestales en el marco de las actividades de MRV-REDD)
72. Redo, D.; Grau, H.; Aide, T.; Clark, M. 2012. Asymmetric forest transition driven by the interaction of socioeconomic development and environmental heterogeneity in Central America. Proceedings of the National Academy of Sciences 109(23): 8839-8844.
73. Robinson, C.; Saatchi, S.; Neumann, M.; Gillespie, T. 2013. Impacts of spatial variability on aboveground biomass estimation from L-band radar in a temperate forest. Remote Sensing 5(3): 1001-1023.
74. Romijn, E.; Lantican, C.; Herold, M.; Lindquist, E.; Ochieng, R.; Wijaya, A.; Murdiyarso, D.; Verchot, L. 2015. Assessing change in national forest monitoring capacities of 99 tropical countries. Forest Ecology and Management 352: 109-123.
75. Rudel, T.K.; Schneider, L.; Uriarte, M. 2010. Forest transitions: An introduction. Land Use Policy 27(2): 95-97.
76. Ruiz, V.; Savé, R.; Herrera, A. 2014. Análisis multitemporal del cambio de uso del suelo en un área protegida de Nicaragua, Centroamérica. Revista Ecosistemas 22(3): 117-123.
77. Running, S.W.; Loveland, T.R.; Pierce, L.L.; Nemani, R.; Hunt Jr, E. 1995. A remote sensing based vegetation classification logic for global land cover analysis. Remote Sensing of Environment 51(1): 39-48.
78. Saatchi, S.; Malhi, Y.; Zutta, B.; Buermann, W.; Anderson, L.; Araujo, A.; Phillips, O.; Peacock, J.; Steege, H.t.; Gonzalez, G.L. 2009. Mapping landscape scale variations of forest structure, biomass, and productivity in Amazonia. Biogeosciences Discussions 6(3): 5461.
79. Salas Estrada, J.B. 1993. Árboles de Nicaragua Managua, Nicaragua, Instituto Nicaragüense de Recursos Naturales y del Ambiente - IRENA. 390 p.
80. Sanquetta, C.; Watzlawick, L.; Balvinot, R.; Ziliotto, M.; Gomes, F.d.S.; Hillel, D.; Schowengerdt, R.; Poole, P.; Alexander, R.; Millington, A. 2002. As florestas eo carbono Curitiba, Brasil, 264 p.
81. Santoro, M.; Fransson, J.E.; Eriksson, L.E.; Magnusson, M.; Ulander, L.M.; Olsson, H. 2009. Signatures of Alos Palsar L-band backscatter in Swedish forest. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on 47(12): 4001-4019.
82. Sinha, S.; Jeganathan, C.; Sharma, L.; Nathawat, M. 2015. A review of radar remote sensing for biomass estimation. International Journal of Environmental Science and Technology 12(5): 1779-1792. 10.1007/s13762-015-0750-0
83. Sloan, S.; Sayer, J.A. 2015. Forest Resources Assessment of 2015 shows positive global trends but forest loss and degradation persist in poor tropical countries. Forest Ecology and Management 352: 134-145.
84. Soares-Filho, B.; Alencar, A.; Nepstad, D.; Cerqueira, G.; Diaz, V.; del Carmen, M.; Rivero, S.; Solórzano, L.; Voll, E. 2004. Simulating the response of land-cover

changes to road paving and governance along a major Amazon highway: the Santarém–Cuiabá corridor. Global Change Biology 10(5): 745-764.
85. Sola, G.; Picard, N.; Saint-André, L.; Henry, M. 2012. Resumen del manual de construcción de ecuaciones alométricas para estimar el volumen y la biomasa de los árboles: del trabajo de campo a la predicción Roma, Montepellier, Las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura y el Centre de Coopération Internationale en Recherche Agronomique pour le Développement. 17pp p.
86. Thapa, R.B.; Watanabe, M.; Motohka, T.; Shimada, M. 2015a. Potential of high-resolution Alos Palsar mosaic texture for aboveground forest carbon tracking in tropical region. Remote Sensing of Environment 160: 122-133.
87. Thapa, R.B.; Watanabe, M.; Motohka, T.; Shiraishi, T.; Shimada, M. 2015b. Calibration of aboveground forest carbon stock models for major tropical forests in central Sumatra using airborne LiDAR and field measurement data. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of 8(2): 661-673.
88. Turner, B.; Meyer, W.B.; Skole, D.L. 1994. Global land-use/land-cover change: towards an integrated study. Allen Press on behalf of Royal Swedish Academy of Sciences 23(1): 91-95.
89. UICN. 2009. REDD-plus Alcance y opciones para el papel de los bosques en las estrategias de mitigación del cambio climático USA, UICN. 3 p.
90. UN-REDD. 2013. Readiness Preparation Proposal (R-PP) - Formal Version 7, UN-REDD. 261 p.
91. Urbazaev, M.; Thiel, C.; Mathieu, R.; Naidoo, L.; Levick, S.R.; Smit, I.P.; Asner, G.P.; Schmullius, C. 2015. Assessment of the mapping of fractional woody cover in southern African savannas using multi-temporal and polarimetric Alos Palsar L-band images. Remote Sensing of Environment 166: 138-153. DOI: 10.1016/j.rse.2015.06.013
92. Walker, R. 2012. The scale of forest transition: Amazonia and the Atlantic forests of Brazil. Applied Geography 32(1): 12-20.
93. Walker, W., A. Baccini, M. Nepstad, N. Horning, D. Knight, E. Braun, y A. Bausch. 2011. Guía de Campo para la Estimación de Biomasa y Carbono Forestal. Versión 1.0. Falmouth, Massachusetts, USA., Woods Hole Research Center. 72 p.
94. Walsh, B. 1999. Diversidad de ecosistema. MARENA (Ministerio del Ambiente y Recursos Naturales). Biodiversidad en Nicaragua: un estudio de país: 144-182.
95. Woodhouse, I.H.; Mitchard, E.T.; Brolly, M.; Maniatis, D.; Ryan, C.M. 2012. Radar backscatter is not a'direct measure'of forest biomass. Nature Climate Change 2(8): 556-557.
96. Wulder, M.A.; White, J.C.; Fournier, R.A.; Luther, J.E.; Magnussen, S. 2008. Spatially explicit large area biomass estimation: three approaches using forest inventory and remotely sensed imagery in a GIS. Sensors 8(1): 529-560.

CAPÍTULO II

TASAS DE DEFORESTACIÓN Y MODELAMIENTO ESPACIAL PARA LA GENERACIÓN DE ESCENARIOS FUTUROS AL AÑO 2030 SOBRE UN GRADIENTE DE MODIFICACIÓN HUMANA DE PAISAJES EN NICARAGUA

1. Abstract

Understanding of drivers of deforestation is critical to develop policies and measures aimed to improve the current trends of forest loss towards more sustainable activities. The purpose of this study was to identify the key drivers of land use change using spatial modeling through Dynamics EGO tool in an area of 16 300km^2 in the central and northwestern region of Nicaragua. The study used input variables obtained from different institutions in Nicaragua and three maps of land use change for the years 2000, 2008 and 2014. It was found that for each region there were several factors that influenced changes such as distances to population centers, roads, rivers, soil type, the influence of Hurricane Felix and distance to coffee and cacao crops. This research showed that Dinamica EGO modeling software is a tool that can easily and fairly accurately model future scenarios of land use change for the study area.

Keyword: Spatial modeling, Dinamica EGO, land use change, future scenarios, landscape, Nicaragua.

2. Resumen

Entender cuáles son los conductores de la deforestación es fundamental para desarrollar políticas y medidas cuyo objetivo sea mejorar las tendencias actuales de pérdida de bosque hacia actividades más sostenibles. La finalidad del presente estudio fue identificar los principales impulsores de cambio de uso de suelo utilizando modelamiento espacial a través de la herramienta Dinamica EGO en un área de 16 300km^2 en la región central y nororiental de Nicaragua. El estudio utilizó variables insumo obtenidas de diferentes instituciones de Nicaragua, así como tres mapas de cambio de uso de suelo elaborados por el proyecto PRCC-ICRAF (2015) para los años 2000, 2008 y 2014. Se encontró que para cada región existieron diversos factores que influyeron en los cambios tales como distancias a centros poblados, vías, ríos, tipo de suelo, influencia del huracán Félix, distancia a cultivos de café y cacao. La presente investigación mostró que el *software* de modelamiento Dinamica EGO es una herramienta que puede modelar fácilmente y con bastante precisión escenarios futuros de cambio de uso de suelo para la zona de de estudio.

Palabras clave: Modelamiento espacial, Dinamica EGO, cambio de cobertura, escenarios futuros, paisajes, Nicaragua.

3. Introducción

Los bosques juegan un papel importante como reguladores del clima en el planeta, además de proveer una variedad de servicios ecológicos, económicos, sociales y estéticos (Miura *et al.* 2015; Morales-Hidalgo *et al.* 2015); contribuyen al sustento familiar (Macdicken *et al.* 2015) suministrando leña y carbón como recursos energéticos en comunidades de países en desarrollo (Romijn *et al.* 2015).

Cuando las poblaciones cambian continuamente el uso de la tierra para acceder a los servicios que esta brinda, se produce una eliminación del bosque para actividades agrícolas o de expansión urbana (Romijn *et al.* 2015). Así la deforestación se convierte en un problema global (Redo *et al.* 2012) que no solo causa una pérdida de biodiversidad y fragmentación de hábitats, sino también degrada las condiciones ambientales, teniendo un impacto sobre las emisiones de gases de efecto invernadero (Romijn *et al.* 2015).

Entender cuáles son los conductores de la deforestación es fundamental para desarrollar políticas y medidas cuyo objetivo sea el de mejorar las tendencias actuales de pérdida de bosque hacia actividades más sostenibles (Hosonuma *et al.* 2012). FAO (2012) indica que la deforestación ocurre principalmente en los trópicos, siendo una de las principales causas la expansión agrícola; esto provoca que entre un 70% a 95% de la superficie de bosques en los trópicos sea convertida a agricultura (Holmgren 2006; Hosonuma *et al.* 2012).

Uno de los métodos utilizados para evaluar el impacto que poseen los impulsores de cambio sobre las modificaciones en la cobertura y el uso de suelo es el modelamiento espacial (Veldkamp y Lambin 2001). Sandoval y Oyarzum (2004) plantean tres interrogantes claves para analizar y modelar los procesos de cambio de uso de suelo: ¿Por qué ocurre el cambio en el uso de suelo? ¿Dónde ocurre el cambio? y ¿Cuándo ocurre el cambio? Estas preguntas son abordadas desde diversas metodologías aplicando sensores remotos o análisis estadístico espacial (Turner y Gardner 1991; Lambin 1997).

Lambin (1994) diferencia tres tipos principales de modelos para explicar los cambios de uso de suelo, basados en análisis de cambios pasados: empíricos, algorítmicos y sistémicos. Los modelos empíricos usan relaciones estadísticas existentes entre las variables que explican el cambio de uso, asumiendo que estas continuarán así en el futuro; en los modelos algorítmicos, los procesos individuales son descritos por ecuaciones simples. Finalmente, los modelos sistémicos se enfocan en explicar el funcionamiento e interacción de todos los componentes de un ecosistema (Sandoval y Oyarzum 2004).

La herramienta Dinamica EGO, cuyas siglas EGO, hacen referencia al concepto de "Environment for Geoprocessing Objects" (Entorno para Objetos de Geoprocesamiento) (Padilla *et al.* 2015), fue desarrollada en la Universidad Federal de Minas Gerais en Brasil (Soareas-Filho et al., 2002 y 2009), y ha sido aplicada en estudios de modelado de procesos de deforestación tropical y crecimiento urbano; es bastante flexible y permite el desarrollo de modelos sofisticados de cambios de cobertura y uso de suelo y desarrollo de escenarios futuros de cambio (Rodrigues *et al.* 2007).

Mas *et al.* (2011) hacen una revisión del modelo de cambio de uso de suelo, destacando que Dinamica EGO posee una herramienta para optimizar la transformación de variables continuas en categóricas; además destaca que los pesos de evidencia que representan la influencia de cada una de las variables en la probabilidad espacial de ocurrencia de una transición de cobertura y uso de suelo (Rodrigues *et al.* 2007) se calculan de manera independiente para cada variable, permitiendo elaborar una función muy compleja.

Imbach *et al.* (2013), Osorio *et al.* (2014), Padilla *et al.* (2015) y Camacho-Sanabria *et al.* (2015) han realizado análisis de cobertura y cambio de uso en países de América Latina, para períodos comprendidos entre 1986 y 2013 utilizando Dinamica EGO para modelar los cambios. La finalidad fue proveer un análisis histórico del uso y cambio de uso de la tierra y de escenarios futuros de deforestación y degradación de los bosques a los años 2020 y 2030. Los autores modelaron los cambios, basándose en indicadores como altitud, distancia a carreteras, distancia a localidades, distancia a ríos, pendiente, modelo digital de elevación del terreno, tenencia de la tierra, geología, uso de suelo y áreas naturales protegidas.

A nivel Centroamericano, Aide *et al.* (2013) mencionan que la región ha experimentado un incremento en la cobertura boscosa, destacando a Honduras, Costa Rica y El Salvador con ganancias netas de bosque; mientras que Guatemala y Nicaragua son los países con mayor pérdida de área boscosa. Las causas asociadas a la deforestación en Centroamérica han sido la agricultura de subsistencia y la ganadería extensiva, procesos que actualmente se dan en su mayoría en el área del este de Nicaragua y la Selva Maya en Guatemala (Redo *et al.* 2012).

En Nicaragua, país donde se desarrolló la presente investigación, diversos autores e instituciones han enumerado los posibles factores causantes de la pérdida de los bosques en el país. Stevens *et al.* (2001), INAFOR (2009); Pérez Castellón (2012); UN-REDD (2013) mencionan al avance de la frontera agrícola, tala y extracción ilegal, expansión de la ganadería extensiva, incendios forestales y agropecuarios como indicadores directos de la pérdida de cobertura. Mientras que Redo *et al.* (2012) y López (2012) considera el rápido crecimiento de la población, migraciones campesinas e invasión de colonos, reasentamiento de los desmovilizados de guerra, falta de orientación y articulación entre políticas ambientales y económicas. Finalmente, Ortega (2004) indica que la ilegalidad con respecto a la tierra y falta de definición de los derechos de propiedad de las comunidades indígenas es un factor importante en los cambios en la cobertura de la tierra.

La presente investigación se enfocó en identificar los principales impulsores del cambio de uso de suelo en un paisaje en Nicaragua mediante modelamiento espacial, utilizando la herramienta Dinamica EGO. La finalidad de este trabajo fue generar un escenario a futuro (año 2030) para mostrar las posibles pérdidas o ganancias que tendrá la cobertura del suelo teniendo como base información referente los años 2000, 2008 y 2014.

3. Metodología

3.1. Descripción del área de estudio

La investigación se llevó a cabo en siete municipios que forman parte de tres regiones ecológicas de Nicaragua (ver Figura 10) en el área comprendida dentro del Paisaje Centinela Nicaragua - Honduras (PCNH); abarca los Municipios de San Ramón, El Tuma - La Dalia, Rancho Grande, Waslala, Siuna, Rosita y Puerto Cabezas. El área aproximada de estudio es de 16 300 km^2.

El Paisaje Centinela Nicaragua Honduras es uno de ocho paisajes alrededor de Asia, África y Latinoamérica que forman una red de investigación a largo plazo liderada por el Programa de Árboles, Bosques y Agroforestería del CGIAR. Uno de sus objetivos es desarrollar y aplicar nuevos marcos y métodos para monitorear cambios en la cobertura y diversidad arbórea, así como identificar los factores responsables de estos cambios (Ordoñez 2013; Vågen 2013).

En esta investigación, se decidió trabajar a nivel de regiones ecológicas; debido a que estas representan de una mejor manera las características propias de determinada zona. Para realizar el modelamiento, se trabajó con la clasificación de regiones ecológicas de Salas Estrada (1993); quien divide a Nicaragua en cuatro regiones ecológicas de acuerdo con sus características físicas, ambientales y biológicas.

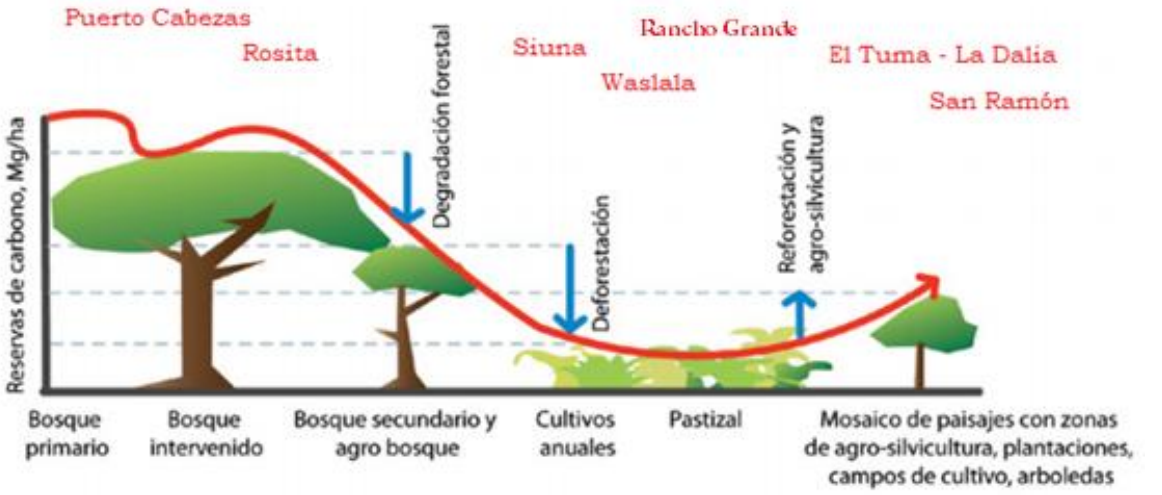
A continuación, se realiza una descripción general de las tres regiones ecológicas presentes en el estudio:

Sector norcentral, región II: Considerada la más templada del país, con temperatura promedio anual menor a 24 ° C y con una altura entre 100 a 2107 msnm. El relieve es muy abrupto; existen también numerosas áreas planas y llanos internos. La vegetación de esta zona es contrastada por bosques de pinos que se desarrollan sobre terrenos ácidos y arenosos a partir de los 800 msnm. En esta región, se incluyen los municipios de San Ramón, El Tuma La Dalia y Rancho Grande.

Sector central Bocay, región III: Caracterizada por una zona de transición entre la vegetación de las regiones ecológicas I y II del Pacífico norcentral y la región ecológica IV del Atlántico. Con temperatura promedio anual entre 18°C y 25°C y alturas entre 40 y 2000 msnm. En esta región, se ubica gran parte de la Reserva de Biósfera de Bosawas. Las partes bajas de la región III son consideradas muy buenas para pastos debido a que las precipitaciones son constantes durante nueve meses al año, se prestan para el mantenimiento de potreros. En esta región, se incluyen los municipios de Waslala (lado este) y Siuna (lado oeste).

Sector del Atlántico, región IV: Es una de las regiones más húmedas del país, el relieve es bastante plano con un regular número de promontorios y colinas debajo de los 200 msnm. Todos los bosques latifoliados son de tipo perennifolio cuyos árboles más altos alcanzan o sobrepasan los 30 m de altura, tienen un denso follaje; en esta zona existen los bosques de pino del Caribe, "*Pinus caribaea* var *Hondurensis*". En esta región, se encuentran los municipios de Rosita y Puerto Cabezas y el lado oriental de Siuna.

Hipotéticamente, el área de estudio se encuentra ubicada a lo largo de un gradiente de intervención humana, el cual se hallaría en plena transición forestal. En la Figura 9, se ilustra de forma hipotética el momento de transición que los siete municipios representan. Según la teoría de la transición forestal, para este estudio la curva de transición forestal iniciaría con un nivel alto de cobertura de bosques en los municipios de Puerto Cabezas y Rosita. La cobertura de bosque declina abruptamente en el municipio de Siuna hasta alcanzar niveles de máxima deforestación y degradación en zonas con parches de bosque secundario, agro bosques, cultivos anuales y pastizales en los municipios de Waslala y Rancho Grande. Finalmente, después del periodo de degradación, se da la recuperación del bosque con un mosaico de paisajes con áreas agrosilvícolas, plantaciones, campos de cultivo o arboledas, representado en los municipios de El Tuma La Dalia y San Ramón.



Fuente: CIFOR.

Figura 9: Curva de transición forestal

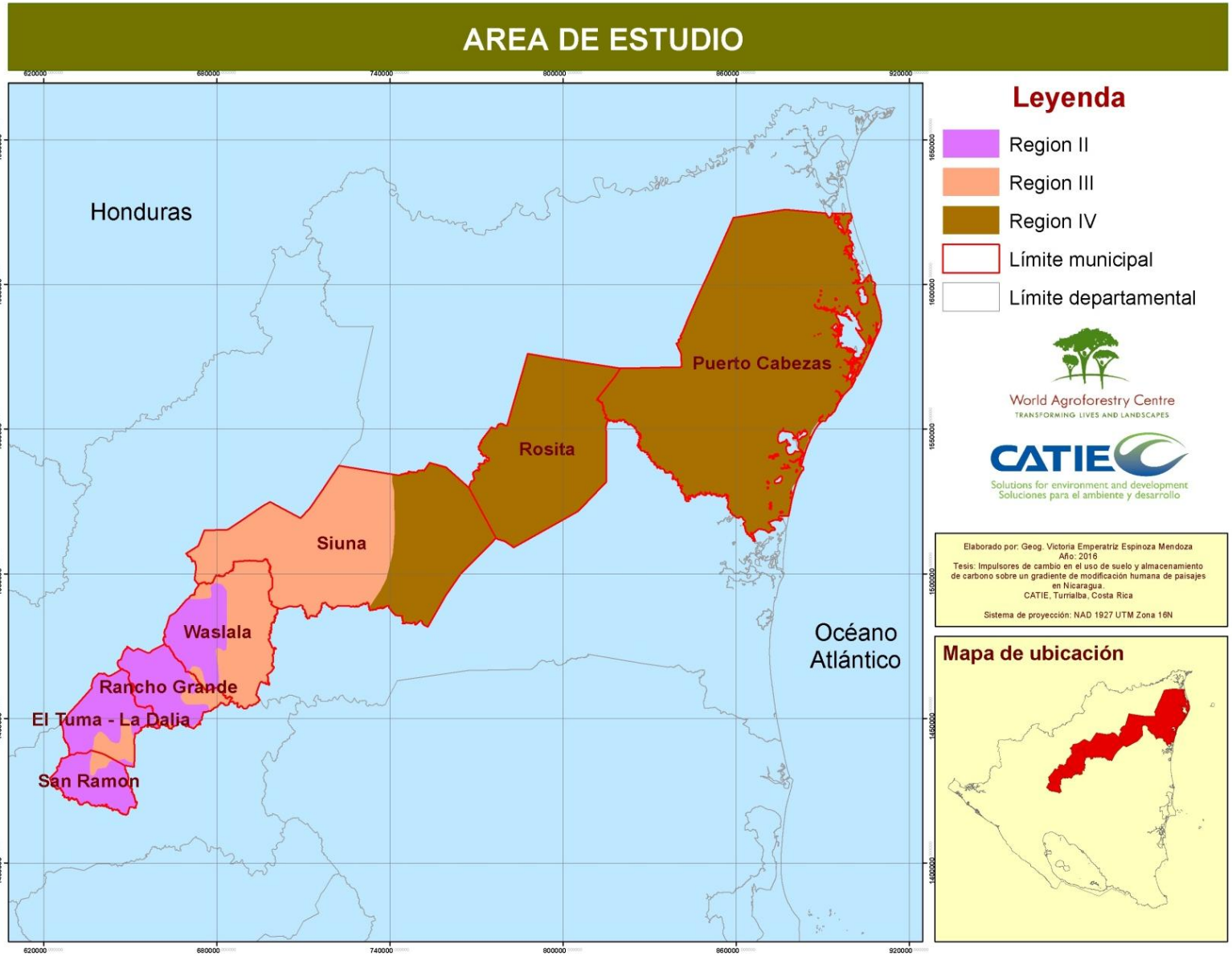


Figura 10: Mapa de área de estudio

3.2. Modelamiento espacial mediante Dinamica EGO

En la presente investigación, se realizó un proceso de modelamiento para mostrar las posibles áreas de potencial de cambio futuro para un período de 16 años (2014-2030), partiendo de los años de referencia: 2000, 2008 y 2014. Se utilizó el *software* de libre acceso Dinámica EGO disponible en www.csr.ufmg.br/dinamica/.

En la Figura 11, se indica el procedimiento para desarrollar y completar un modelo de cambio de uso de suelo y cobertura (LUCC, por sus siglas en inglés) a través del *software* Dinamica EGO.

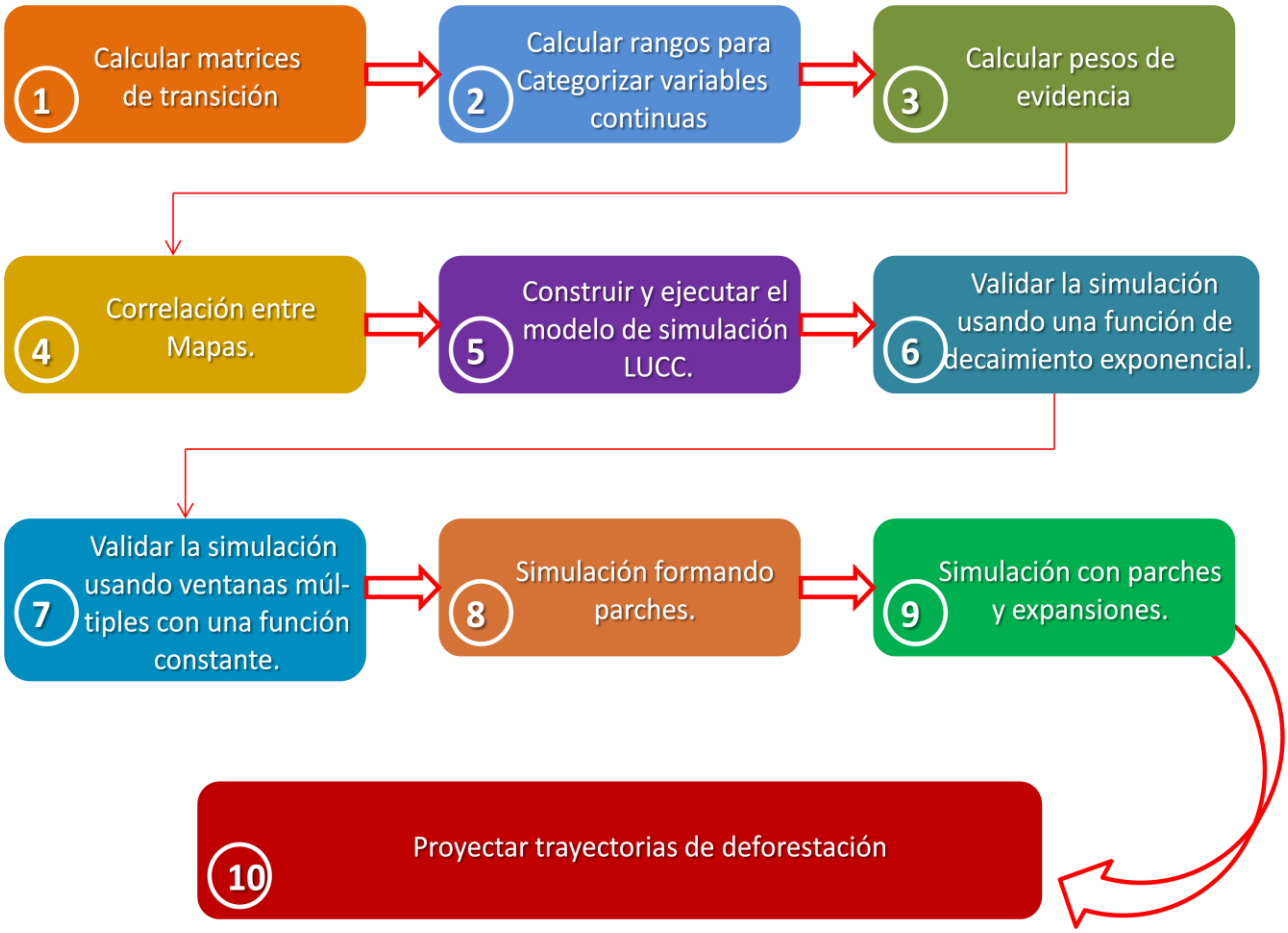


Figura 11: Pasos para desarrollar y completar el modelo de cambio de uso de suelo en Dinamica EGO

3.3. Variables insumo para el modelamiento

Las variables insumo (variables que serán utilizadas para la generación de los escenarios futuros) fueron seleccionadas para cada región ecológica (II, III y IV). Se generaron archivos ráster que contienen la información de variables continuas y categóricas para las tres regiones (ver Cuadro 6). Las variables biofísicas presentaron mayor disponibilidad de acceso para el modelamiento y solo se consideraron algunas variables socioeconómicas, debido a su dificultad de ser representadas espacialmente. La mayoría de las variables de tipo social y política fueron consideradas dentro de la discusión con el fin de enriquecer y agregar valor al modelamiento espacial teniendo como base revisión bibliográfica.

Se decidió utilizar estas variables debido a que han sido identificadas como causas próximas de la deforestación, pudiendo influenciar en los cambios en la cobertura y uso de suelo (Mas *et al.* 2003; Carr *et al.* 2008; Cuevas y Mas 2008; Maeda *et al.* 2011; Pérez-Vega *et al.* 2012; Ríos Alvarado *et al.* 2012; Ossa y Fernández 2014).

Se incluyó en el modelo junto con las variables insumo, los mapas de cobertura y uso de suelo generados por el proyecto conjunto entre ICRAF-CATIE para los años 2000, 2008 y 2014. Los tres mapas fueron elaborados tomando como base imágenes satelitales Landsat y Alos Palsar. Como una consideración metodológica, solo se tomarán en cuenta para este estudio el análisis de las coberturas de bosque, pastizales y sabanas. Debido a que se observó que la cobertura indicada como tierras agrícolas presentó inconsistencias en su superficie para los años 2000, 2008 y 2014, proyectando un escenario hacia el 2030 no muy confiable, por lo que los datos de esta cobertura se deberán tomar con cautela.

Cuadro 6: Variables utilizadas para la modelación

Nombre de variable	Tipo de variable	Descripción	Unidades	Fuente	Región en la que se incluyó
ANP	Continua	Distancia a áreas naturales protegidas.	metros	SINIA 2010	II,III, IV
Cacao	Continua	Distancia a áreas cultivadas con cacao.	metros	CENAGRO 2011	II,III, IV
Café	Continua	Distancia a áreas cultivadas con café.	metros	MARENA 2012	II, III
Centros poblados	Continua	Distancia a centros urbanos	metros	INAFOR	II,III, IV
Elevación	Continua	Se obtuvo la altura a partir del DEM	metros	SRTM	II,III, IV
Erosión	Categórica	Estuvo diferenciada categóricamente por grados de erosión: leve, moderada, fuerte, severa, extrema y variable.	categóricas	MAGFOR INETER 2010	II,III, IV
Huracán	Continua	Se diferenció por distancia a tipo de	metros	INETER 2008	IV

		afectación del huracán Félix: baja, media y alta.			
Inundación	Continua	Distancia a áreas propensas a inundaciones.	metros	INETER 2008	IV
Migración	Categórica	Se diferenció por baja y alta.	categóricas	Censo de población y vivienda 2005	II, III
Minería	Continua	Distancia a zonas mineras.	metros	MAGFOR INETER 2010	II,III, IV
Palma	Continua	Distancia a zonas cultivadas con palma.	metros	MAGFOR INETER 2010	II,III, IV
Pendiente	Continua	La pendiente fue categorizada en porcentajes desde <2% hasta >75%.	porcentaje	MAGFOR INETER 2010	II,III, IV
Pobreza	Categórica	Estuvo diferenciada categóricamente: alta, media y baja.	categóricas	MAGFOR INETER 2010	II,III, IV
Ríos	Continua	Distancia a ríos	metros	MARENA 2002	II,III, IV
Suelos	Categórica	Tipo de suelos		MARENA 2002	II,III, IV
Vías	Continua	Distancia a carreteras.	metros	MTI 2007	II,III, IV

3.4. Métodos de cálculo

Para generar el modelo de cambio de uso de suelo, se realizó un procesamiento de datos, basado en las variables insumo para modelación (ver

Cuadro 6). El procesamiento incluyó la homologación de los datos; es decir, se igualó el tamaño de filas, columnas y pixeles, corte a los límites del área de estudio y la conversión al Sistema de Coordenadas NAD 27 - UTM Zona 16N para todos los archivos ráster que incluían las variables del modelo.

El *software* Dinamica EGO utiliza una clasificación de números (ver Cuadro 7), que identifica las clases del mapa mediante números, ya que este no maneja los nombres de las clases de manera explícita. De las siete clases iniciales incluidas en los mapas de cambio de uso de suelo elaborados por ICRAF/CATIE para el 2000, 2008 y 2014, solo se incluyeron tres clases para la región II y III (bosque, pasto y tierras agrícolas) y cuatro para la región IV (bosque, pastos, tierras agrícolas y sabana) (ver Cuadro 7), debido a que estas fueron las coberturas más representativas en el área de estudio y son más vulnerables a sufrir cambios. Los números que identifican la clase están basados en la clasificación realizada por ICRAF/CATIE.

Cuadro 7: Clasificación de coberturas de suelo para el presente estudio con base en los mapas elaborados por ICRAF/CATIE.

Número que identifica a la clase	Clase de cobertura	Región	Descripción
1	Bosque	II-III-IV	Incluye bosque latifoliado, bosque de coníferas, bosque mixto, plantación forestal y tacotales.
2	Pasto	II-III-IV	Incluye tierras de pastoreo, hierbas, maleza, zonas de recreo así como sistemas silvopastoriles y pastizales no incluídos en tierras de cultivo.
3	Sabana	IV	Sabanas de graminoides cortos con presencia de especies latifoliadas, coníferas y palmas aisladas que por condiciones climáticas pueden permanecer temporalmente anegadas.
5	Tierras agrícolas	II-III-IV	Incluye la tierra cultivada y los sistemas agrosilvopastoriles donde la estructura de la vegetación se encuentra por debajo de los umbrales utilizados para la categoría de tierras forestales.

3.5. Creación del cubo ráster

El cubo ráster es un cubo de mapas, el cual está definido como una serie de mapas estáticos denominados de esta forma; debido a que sus atributos no cambian a lo largo de las iteraciones del modelo (Soares-Filho *et al.* 2002). Se creó un cubo ráster que incluye las variables insumo para cada región evaluada. El Cuadro 8 muestra el número de variables incluidas.

Cuadro 8: Número de variables incluidas en el cubo ráster. La variable huracán se dividió en tres ráster: distancia a zonas de afectación alta, afectación media y afectación baja.

Región	Variable categórica	Variables continuas	Total de variables
II	4	10	14
III	4	12	16
IV	4	13	17

3.6. Calibración del modelo

3.6.1. Cálculo de las matrices de transición

La matriz de transición describe un sistema que cambia a través de incrementos discretos de tiempo, en los cuales el valor de cualquier variable es la suma de porcentajes fijos del valor de las variables en el período previo (Rodrigues *et al.* 2007).

Las matrices de transición fueron generadas para un determinado período con la finalidad de describir los cambios del sistema (ver Figura 12). En el presente estudio, el cálculo se generó para un período de ocho años (2000-2008). El cálculo de las matrices históricas se realizó para obtener las tasas de transición que determinarán la cantidad neta de cambios en el período indicado; es decir, el porcentaje de área que será cambiado a un tipo de uso de suelo o cobertura diferente del original. A partir de estas tasas de transición, se generó la simulación previa al año 2014 y luego la proyección al año 2030.

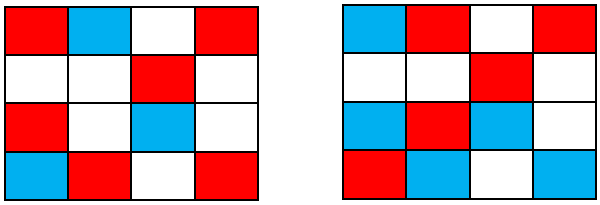


Figura 12: Cálculo de la matriz de transición: El número de píxeles que pasan de azul a rojo son 2 de 3 pixeles y los que pasan de rojo a azul son 4 de 6. La probabilidad de que un pixel azul se convierta en uno rojo es de 0.6, mientras que la probabilidad de que un pixel rojo se convierta en uno azul es de 0.66.

3.6.2. Cálculo de los rangos para categorizar variables y cálculo de los coeficientes de pesos de evidencia.

Una vez obtenidas las tasas de transición, se procedió a calcular los rangos para categorizar las variables continuas (datos cuantitativos como mapas de distancias, elevación o pendiente) a través del método geo-estadístico de los pesos de evidencia, con el fin de obtener las probabilidades de transición y luego los pesos de las variables que poseen mayor influencia en los cambios (Soares-Filho *et al.* 2009). El método de pesos de evidencia solo es aplicable a variables categóricas, por lo que fue necesario categorizar las variables continuas; este proceso de categorización es realizado por el *software* Dinamica EGO.

El resultado del cálculo de los rangos para categorizar variables es un archivo que expresa los rangos para categorizar cada variable continua para todas las transiciones incluidas en el modelo. Este archivo será utilizado luego para calcular los coeficientes de pesos de evidencia y definir si una variable será significativa o no en el modelamiento del cambio de uso de suelo.

Los rangos para categorizar las variables y el cálculo de los pesos de evidencia se calculan a partir del paisaje inicial (2000) y el paisaje final (2008). Estas transiciones se dan a una escala de 30 m tomando en cuenta que cada ventana o pixel del mapa posee esa resolución.

Al calcular los coeficientes de pesos de evidencia, el estudio se centrará en la significancia de las transiciones entre variables. Las variables que posean pesos de

evidencia negativos o iguales a 0 significarán que no poseen ningún peso en la transición. Las variables con pesos de evidencia mayores a 0 significarán que influyen en la transición de una cobertura a otra.

3.6.3. Análisis de correlación

Calculados los coeficientes de pesos de evidencia, se procedió a realizar un análisis de correlación con el fin de comprobar el supuesto de independencia de las variables. Es necesario que las variables insumo incluidas en el modelo sean independientes espacialmente, para lo cual Dinamica EGO incluye en el modelo el índice de Cramer (Bonham-Carter 1994; Soares-Filho *et al.* 2009) para verificar su independencia. Este índice opera en valores reales entre 0 y 1, mientras más cercano a 1 las variables comparadas poseen mayor correlación y son menos independientes, por lo que una de ellas debe ser eliminada del proceso de modelación. Esta eliminación puede realizarse tomando en cuenta si la variable tiene un peso de evidencia en la transición o no. En el presente análisis, se definió como el límite de tolerancia del índice de Cramer 0.50 (Macedo *et al.* 2013b; Rosseti *et al.* 2013; Tramontina *et al.* 2015).

3.6.4. Simulación previa mediante el patcher y el expander

Se realizó una simulación previa del modelo, es decir, simular un mapa que ya existe (mapa real observado) para luego poder compararlo con el mapa simulado con la finalidad de observar si el modelo puede o no predecir los cambios lo más similar posible a la realidad. Para que los cambios modelados tengan una configuración espacial más realista, se utilizaron los modelos de autómatas celulares presentes en Dinamica EGO (Ramírez-Mejía *et al.* 2011). Los autómatas celulares son modelos matemáticos definidos como sistemas espaciales dinámicos muy simples que son capaces de demostrar comportamientos complejos en los que el estado de cada celda (o pixel) va depender de los estados previos de las celdas vecinas (Aguilera Benavente 2006).

Los autómatas celulares denominados: *expander* y *patcher*, se componen de un mecanismo de asignación responsable de la identificación de celdas con mayores probabilidades de cambios. El *expander* se dedica a expandir o contraer parches de una clase de cobertura de suelo ya existente y el *parcher* está diseñado para generar o formar nuevos parches de una cobertura de suelo través de un mecanismo "semilla".

3.6.5. Validación del modelo

Con base en la simulación previa del modelo, se realiza una validación del mapa simulado del 2014 con el mapa real observado del 2014. La validación del modelo se desarrolló mediante los índices de similitud difusa, presentes en Dinamica EGO. Estos índices permiten comparar los mapas de cambio de uso de suelo simulados y observados, tomando en cuenta la coincidencia espacial bajo distintos niveles de tolerancia (diversos tamaños de ventana o pixeles). Se enfocan solo en las áreas de cambio teniendo en

cuenta no solo la clasificación de un pixel, sino el vecindario (pixeles vecinos) en el que se encuentra (Mas *et al.* 2011; González *et al.* 2014).

Una vez simulado el cambio de cobertura, se procede a validar el modelo utilizando dos tipos de función de decaimiento: la primera es la prueba de la función de decaimiento exponencial, donde se realizó la comparación entre el mapa real observado 2008 (mapa inicial), el mapa real observado 2014 (mapa final) y el mapa simulado 2014 (Rodrigues *et al.* 2007). Se aplicó la validación mediante la prueba de decaimiento exponencial a tamaño de ventana de 11 pixeles (330*330 m) y de 15 pixeles (450*450 m), en la cual se determinó una distribución del peso de las celdas de una determinada ventana (11*11 y 15*15 pixeles), en función de su distancia a la celda central.

Como segunda prueba de validación, se utilizó la función constante del decaimiento con ventanas múltiples. Esta prueba funciona de manera similar a la anterior, pero genera comparaciones desde una ventana de tamaño de un pixel (30*30 m o 900 m^2 en la realidad) incrementando de dos en dos hasta 15 pixeles (450*450m o 202, 500 m^2 en la realidad).

Piontekowski *et al.* (2012) sugieren que la obtención de valores por encima de un 50% de similitud entre los mapas comparados serían satisfactorios para la validación del modelo.

3.7. Ejecución del modelo y proyección de las trayectorias de deforestación

Luego de calibrar y validar el modelo teniendo como base el período 2000 – 2008, se procedió a generar los escenarios de deforestación tomando como paisaje inicial el mapa real observado 2014 a partir del cual se generó un mapa simulado al año 2030.

Para la generación de los mapas proyectados, se incluye en el modelo las variables insumo; el mapa a partir del cual se proyectará el modelo (en este caso a partir del año 2014), las matrices de transición del período 2000 – 2008 y los coeficientes de pesos de evidencia de las variables.

4. Resultados

4.1. Consideraciones a tener en cuenta antes de revisar los resultados de la modelación

En el presente trabajo, se modeló un escenario hacia el año 2030 con base en productos cartográficos elaborados por el proyecto PRCC-ICRAF (2015) para los años 2000, 2008 y 2014. Estos mapas de uso de suelo se elaboraron bajo la clasificación, interpretación y análisis de imágenes satelitales tales como Landsat y Alos Palsar. Considerando que para el año 2008 el satélite Landsat tuvo problemas técnicos, se tiene que las imágenes de ese año y, por consiguiente, los mapas resultantes podrían presentar algunos vacíos de información o inconsistencias en el tamaño de las superficies de las coberturas a analizar.

Se observó que la cobertura de tierras agrícolas presenta una marcada desigualdad en superficie entre períodos, indicando muy probablemente que los problemas existentes con Landsat hayan influenciado en estos resultados causando esa desigualdad. Por lo cual, es recomendable tomar los datos con precaución.

Por otro lado, es muy probable que dentro de la cobertura de bosque se hayan considerado áreas cultivadas con café bajo sombra, debido a que es muy difícil diferenciar mediante imágenes Landsat las áreas de café bajo sombra por la presencia de cobertura forestal, causando así una confusión entre áreas de cafetales bajo sombra y bosque. Esto estaría provocando que las áreas clasificadas como cobertura de bosque puedan estar siendo sobredimensionadas en algunas áreas.

4.2. Calibración del modelo

4.2.1. Cálculo de las matrices de transición

En las tres regiones del total de transiciones detectadas, se escogieron solo las transiciones que podían ser explicadas. Las transiciones no escogidas fueron debido a que no existieron fundamentos para su explicación, sumándose además la poca representatividad que poseían en el área de estudio.

Para la región II, se detectaron en total 14 transiciones entre pares de tipos de cobertura; de las cuales solo se incluyeron seis transiciones para la modelación (ver Cuadro 9). En la región III, se detectaron en total 16 transiciones de las cuales solo se abarcaron 6 transiciones para la modelación (ver Cuadro 10). Finalmente, en la región IV, se detectaron en total 35 transiciones de las cuales solo se comprendieron 12 transiciones para la modelación (ver Cuadro 11).

Las transiciones excluidas en todas las regiones fueron las siguientes:

- Bosque a cuerpos de agua y viceversa.
- Bosque a otras tierras y viceversa.
- Bosque a manglar y viceversa.
- Pastos a cuerpos de agua y viceversa.
- Pastos a otras tierras y viceversa.
- Pastos a manglar y viceversa.
- Sabana a manglar.
- Sabana a cuerpos de agua y viceversa.
- Manglar a cuerpos de agua y viceversa.
- Manglar a otras tierras y viceversa.
- Tierras agrícolas a cuerpos de agua y viceversa.
- Tierras agrícolas a otras tierras y viceversa.

Cuadro 9: Porcentaje de cambio de cobertura entre 2000 al 2008 obtenidos del modelo de cálculo de matrices de transición de paso simple para la región II.

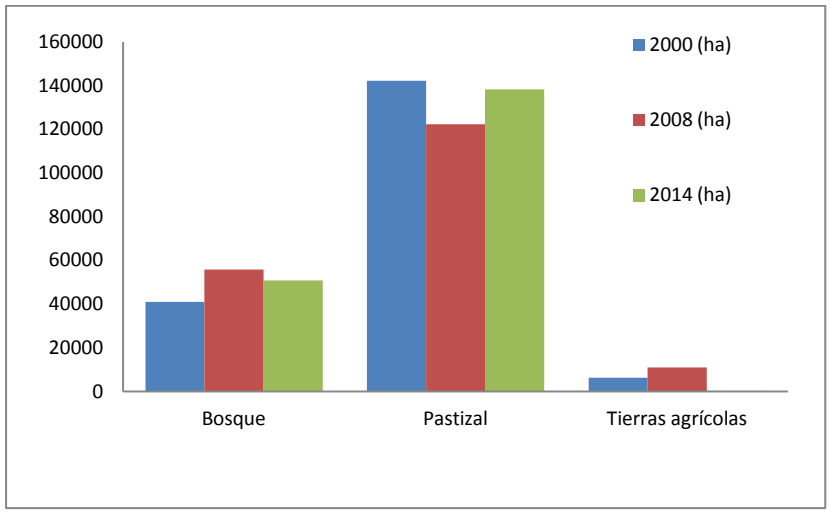
De	A	Transición	Período 2000 - 2008 (Tasa en %)	Se incluyó en la modelación
1	2	Bosque a pasto	30.66	SI
1	5	Bosque a tierras agrícolas	2.99	SI
1	6	Bosque a cuerpos de agua	0.04	NO
1	7	Bosque a otras tierras	0.02	NO
2	1	Pasto a bosque	18.85	SI
2	5	Pasto a tierras agrícolas	6.56	SI
2	6	Pasto a cuerpos de agua	0.11	NO
2	7	Pasto a otras tierras	0.04	NO
5	1	Tierras agrícolas a bosque	30.20	SI
5	2	Tierras agrícolas a pastizal	61.55	SI
5	6	Tierras agrícolas a cuerpos de agua	0.09	NO
5	7	Tierras agrícolas a otras tierras	0.05	NO
6	1	Cuerpos de agua a bosque	87.91	NO
6	2	Cuerpos de agua a pasto	12.09	NO

Cuadro 10: Resultados del modelo de cálculo de matrices de transición de paso simple para la región III (período 2000 – 2008)

De	a	Transición	Período 2000 - 2008 (Tasa en %)	Se incluyó en la modelación
1	2	Bosque a pastizal	23.44	SI
1	5	Bosque a tierras agrícolas	3.12	SI
1	6	Bosque a cuerpos de agua	0.06	NO
1	7	Bosque a otras tierras	0.05	NO
2	1	Pastizal a bosque	24.95	SI
2	5	Pastizal a tierras agrícolas	5.94	SI
2	6	Pasto a cuerpos de agua	0.24	NO
2	7	Pasto a otras tierras	0.02	NO
5	1	Tierras agrícolas a bosque	36.28	SI
5	2	Tierras agrícolas a pastizal	57.52	SI
5	6	Tierras agrícolas a cuerpos de agua	0.25	NO
5	7	Tierras agrícolas a otras tierras	0.08	NO
6	1	Cuerpos de agua a bosque	66.67	NO
6	2	Cuerpos de agua a pasto	33.33	NO
7	1	Otras tierras a bosque	36.90	NO
7	2	Otras tierras a pasto	63.10	NO

Cuadro 11: Resultados del modelo de cálculo de matrices de transición de paso simple para la región IV (período 2000 – 2008)

De	A	Transición	Período 2000 - 2008 (Tasa en %)	Se incluyó en la modelación
1	2	Bosque a pastos	16.683	SI
1	3	Bosque a sabana	4.676	SI
1	4	Bosque a manglar	0.491	NO
1	5	Bosque a tierras agrícolas	0.490	SI
1	6	Bosque a cuerpos de agua	0.008	NO
1	7	Bosque a otras tierras	0.463	NO
2	1	Pastos a bosque	49.883	SI
2	3	Pastos a sabana	2.638	SI
2	4	Pastos a manglar	0.013	NO
2	5	Pastos a tierras agrícolas	0.889	SI
2	6	Pastos a cuerpos de agua	0.034	NO
2	7	Pastos a otras tierras	0.123	NO
3	1	Sabana a bosque	5.918	SI
3	2	Sabana a pastos	0.589	SI
3	4	Sabana a manglar	0.420	NO
3	5	Sabana a tierras agrícolas	0.001	SI
3	6	Sabana a cuerpos de agua	0.042	NO
4	1	Manglar a bosque	18.920	NO
4	3	Manglar a sabana	30.197	NO
4	6	Manglar a cuerpos de agua	0.240	NO
5	1	Tierras agrícolas a bosque	37.915	SI
5	2	Tierras agrícolas a pastos	59.330	SI
5	3	Tierras agrícolas a sabana	0.229	SI
5	6	Tierras agrícolas a cuerpos de agua	0.007	NO
5	7	Tierras agrícolas a otras tierras	0.317	NO
6	1	Cuerpos de agua a bosque	8.842	NO
6	2	Cuerpos de agua a pastos	1.111	NO
6	3	Cuerpos de agua a sabana	69.115	NO
6	4	Cuerpos de agua a manglar	1.095	NO
7	1	Otras tierras a bosque	35.092	NO
7	2	Otras tierras a pastos	64.908	NO

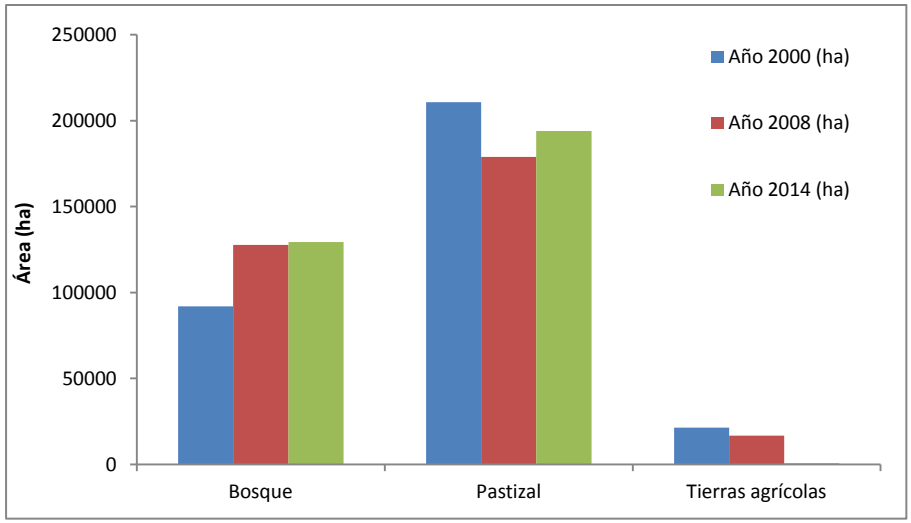


La región II presenta una mayor superficie en la cobertura de pastos, seguida de la cobertura de bosques. En el primer período observado, 2000-2008, la tendencia de la cobertura de pastizales fue a disminuir; mientras que el bosque aumentó. Esta situación se revierte para el período 2008-2014, en el cual la superficie de bosque disminuye; mientras que la cobertura de pastizales aumenta casi tres veces más. Es notable la disminución del área de tierras agrícolas y bosque para el período 2008-2014. Es altamente probable que en la clasificación de imágenes de este período se hayan tomado áreas de bosque como tierras agrícolas o viceversa causando un sesgo en la clasificación de las coberturas, por lo tanto, influyen en el proceso de modelación.

	Año 2000(ha)	Año 2008(ha)	Año 2014(ha)	Cambio 2000 - 2008(ha)	Cambio 2008-2014(ha)
Bosques	41059.62	55900.26	50893.47	14840.64	-5006.79
Pastos	142273.26	122329.89	138340.08	-19943.37	16010.19
Sabana	0	0.00	2.7	0.00	2.70
Manglar	0	0.00	0	0.00	0.00
Tierras agricolas	6317.10	11065.41	390.87	4748.31	-10674.54
Cuerpos de agua	10.26	174.69	4.5	164.43	-170.19
Otras tierras	0	75.33	27.36	75.33	-47.97
Sin datos	0	0.00	367.02	0.00	367.02
Total	189660.24	189545.58	190026		

(A)

El signo (-) significa pérdida de cobertura.

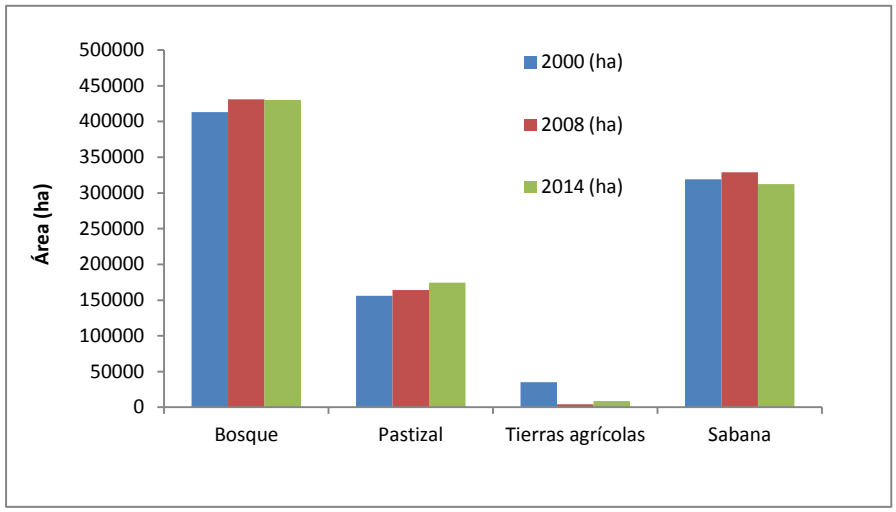


La cobertura con mayor superficie en la región III son los pastizales, seguido de la cobertura de bosques. Claramente, se observa que para el período 2000-2008 la ganancia en bosque es muy similar a la pérdida en pasturas; indicando que en esos ocho años se pudieron haber dado procesos de transición forestal o regeneración del bosque. Por otro lado, el cambio para el período 2008-2014 indica una ligera ganancia en la cobertura de bosques y una ganancia mayor en pastizales. Se debe considerar aquí el resultado indicado para tierras agrícolas y el excesivo aumento de su superficie para el 2008-2014. Esto se deba probablemente a una incorrecta clasificación de las imágenes por el intérprete provocando que áreas de bosque hayan podido ser clasificadas como tierras agrícolas.

	Año 2000(ha)	Año 2008(ha)	Año 2014(ha)	Cambio 2000 - 2008(ha)	Cambio 2008-2014(ha)
Bosques	91984.86	127802.97	129352.68	35818.11	1549.71
Pastos	210807	178975.17	194089.41	-31831.83	15114.24
Sabana	0	0	36.9	0	36.9
Manglar	0	0	0	0	0
Tierras agricolas	21449.88	16655.76	744.75	-4794.12	-15911.01
Cuerpos de agua	3.78	620.1	1.89	616.32	-618.21
Otras tierras	7.56	111.87	23.31	104.31	-88.56
Sin datos	0	0	737.55	0	737.55
Total	324253.08	324165.87	324986.49		

(B)

El signo (-) significa pérdida de cobertura.



En la región IV la cobertura que presenta mayor superficie es la de bosque, seguida de sabana y pastizales. Se observa que la cobertura con mayores pérdidas en su superficie ha sido sabanas. Se ve que el área de pasturas en el período 2008-2014 ha aumentado considerablemente, indicando que las áreas que se pierden en sabana muy probablemente estén yendo hacia pastizales. Hay que considerar también que es muy probable que áreas de sabana puedan haber sido confundidas con pastos en la clasificación de las imágenes por parte del intérprete, por lo que habría que tomar con precaución los datos mostrados, sobre todo por la similitud visual que los pastos y la sabana pueden tener en el momento de clasificar las imágenes.

.

	Año 2000(ha)	Año 2008(ha)	Año 2014(ha)	Cambio 2000 - 2008(ha)	Cambio 2008-2014(ha)
Bosques	413246.16	430963.38	430305.48	17717.22	-657.9
Pastos	156241.62	164203.65	174214.44	7962.03	10010.79
Sabana	319194.27	328983.39	312356.61	9789.12	-16626.78
Manglar	5371.47	6226.92	8116.47	855.45	1889.55
Tierras agrícolas	34942.77	4185.9	8711.91	-30756.87	4526.01
Cuerpos de agua	9922.05	2193.21	5632.74	-7728.84	3439.53
Otras tierras	33.03	2215.62	65.61	2182.59	-2150.01
Sin datos	0	0	8206.29	0	8206.29
Total	938951.37	938972.07	947609.55		

(C)

El signo (-) significa pérdida de cobertura.

Figura 13: Resultados gráficos de los cambios de cobertura 2000 – 2008 y 2008 – 2014 por región (A) región II, (B) región III y (C) región IV.

4.2.2. Cálculo de los rangos para categorizar variables y cálculo de los coeficientes de pesos de evidencia.

Para la modelación, se tomaron en cuenta únicamente las transiciones que tuvieron una significancia de 1 (es decir las transiciones significativas) entre el período 2000 – 2008. El Cuadro 12 indica el número de transiciones totales obtenidas y su significancia, en cada región.

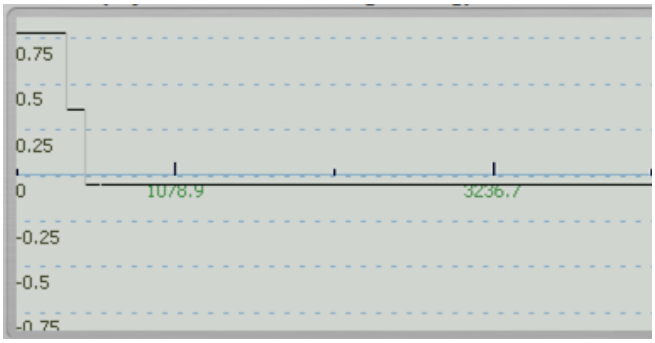
Cuadro 12: Transiciones obtenidas en la modelación

	Transiciones totales	Significativas	No significativas
Región II	632	569	63
Región III	1111	998	113
Región IV	5069	4212	857

Luego de observar la significancia de las variables, se pasó a revisar los resultados del cálculo de los pesos de evidencia para cada rango correspondiente a una variable en determinada transición.

Los pesos de evidencia se evaluaron a través de líneas de tendencia y de los rangos para cada transición y cada variable. En la Figura 14, se observa la línea tendencial que representa el nivel de influencia de la variable distancia a los centros poblados en la transición de bosque a pastizal en el período 2000 - 2008. El eje X representa la distancia en metros a los centros poblados y el eje Y representa el valor del peso de evidencia. Este valor puede ser positivo (por encima del eje X) o negativo (por debajo del eje X).

Se observa que la línea de tendencia inicia con un valor mayor a 0.75 en el eje Y, este valor indica que la variable distancia a centros poblados posee un fuerte peso en la transición de bosque a pastizal, el valor va decreciendo mientras la distancia a los centros poblados va haciéndose mayor. Cuando la línea toma el valor de 0, se interpreta que la variable no está teniendo ninguna influencia en la transición.



Transición 1 -2: variable centros poblados Región II

Figura 14: Ejemplo de salida de resultado del modelo de pesos de evidencia para la variable distancia a centro poblados para la región II.

Las líneas de tendencia como las de la Figura 14 fueron generadas para cada transición de cobertura y cada variable incluida dentro de estas transiciones. Luego de realizar un análisis visual e interpretar si la variable influía (valor positivo) o no (valor negativo) en la transición, se procedió a eliminar las variables cuya tendencia era negativa o cercana a cero a lo largo de toda la línea. El número de líneas de tendencia evaluadas se resumen en el Cuadro 13, mientras que los cuadros 14, 15 y 16 resumen el valor de los pesos de evidencia obtenidos de las variables incluidas en la modelación.

Cuadro 13: Líneas de tendencia evaluadas.

	Líneas de tendencia*	Número de transiciones	Numero de variables
Región II	84	6	14
Región III	96	6	16
Región IV	192	12	16

***El valor de líneas de tendencia se obtiene por la multiplicación entre el número de transiciones y el número de variables**

Cuadro 14: Pesos de evidencia de las variables que influyeron en los cambios para la región II

REGION II	Bosque a pastizal	Pastizal a bosque
Distancia a centros poblados	0.72	-
Erosión	0.78	-
Suelos	0.89	-
Distancia a vías	0.61	-
Distancia a áreas cultivadas con café	-	0.60
Elevación	-	0.67

Cuadro 15: Pesos de evidencia de las variables que influyeron en los cambios para la región III

REGION III	Bosque a pastizal	Pastizal a bosque
Distancia a áreas cultivadas con café	0.33	0.25
Distancia a centros poblados	0.53	-
Elevación	-	0.67
Distancia a ríos	-	0.5
Suelos	0.42	0.60
Distancia a vías	0.69	-

Cuadro 16: Pesos de evidencia de las variables que influyeron en los cambios para la región I

REGION IV	Bosque a pastizal	Pastizal a bosque	Bosque a sabana	Sabana a bosque	Pastizal a sabana	Sabana a pastizal
Distancia a areas naturales protegidas	0.59	-	0.54	-	0.83	-
Distancia a centros poblados	0.61	-	-	-		-
Elevación	0.73	>1	>1		>1	-
Erosión	0.48	-	-	-	-	-
Distancia a áreas afectadas por el huracán nivel bajo	-	-	-	>1	-	>1
Distancia a áreas cultivadas con palma	0.55	-	-	-	-	-
Distancia a áreas afectadas por el huracán nivel alto	-	-	>1	>1	>1	0.57
Distancia a ríos	-	-	0.71	-	-	0.71
Suelos	-	>1	>1	-	>1	-
Dsitancia a vías	0.58	-	0.96	-	-	-
Distancia a áreas afectadas por el huracán nivel medio	-	>1	-	-	>1	-
Distancia a áreas inundación	-	>1	-	-	>1	-
Distancia a áreas cultivas con cacao	-	-	-	0.95	-	-
Distancia a áreas mineras	-	-	-	>1	-	-
Pendiente	-	-	-	-	-	-

4.2.3. Análisis de correlación de las variables

Las variables que no presentaron correlación garantizaron independencia espacial en el modelo, mientras que las variables que mostraron correlación (valor índice de Cramer>0.5) fueron discriminadas, tomándose solo en cuenta la variable más significativa. A parte del índice de Cramer, se consideró para determinar si la variable era significativa o no el valor de los pesos de evidencia.

Para la región II se observó que existió correlación entre las variables palma – suelos, palma-pobreza, migración-palma, y migración-suelos. Se determinó eliminar la variable migración de las seis transiciones debido a la alta correlación que posee, además de haber presentado pesos de evidencia que no indicaban influencia alguna en los procesos de cambio de cobertura. De la misma manera, se eliminó la variable palma de las transiciones 2-1, 2-5 y 1-5 porque el peso de evidencia que presentó en comparación con suelos fue mucho menor en estas tres transiciones, considerándose no significativo. Luego de la eliminación, se obtuvieron nuevos resultados de correlación que no sobrepasaron el límite del índice de Cramer de 0.50 (ver Anexo II)

Para la región III, se observó la existencia de correlación entre las variables migración-minería, huracán-migración, erosión-pendiente y migración-palma en las transiciones 2-1, 5-2, 2-5, 5-1 y 1-2. Se determinó eliminar la variable migración de las transiciones 2-1, 5-2, 2-5, 5-1, así como la variable palma de la transición 1-2 debido a que los pesos de evidencia obtenidos por ambas no influían en los cambios. Se obtuvo nuevos resultados de correlación observándose que el valor más alto del índice de Cramer es de 0.4986, lo cual se encuentra dentro de los límites de tolerancia (ver Anexo III).

Finalmente, para la región IV, se observó que la variable pobreza estuvo correlacionada con las variables huracán, inundación, elevación, erosión, pendiente, minería y ríos; por lo cual se decidió eliminar esta variable del análisis. Además, cabe indicar que la variable pobreza se obtuvo a nivel de municipio y no de centro poblado, por lo que se consideró a la vez poco representativa para la modelación (ver Anexo IV).

4.2.4. Simulación mediante el *patcher* y el *expander*

Una vez definidas las variables insumo dentro el cubo ráster, el paisaje inicial (mapa real observado 2008), los coeficientes de pesos de evidencia y finalmente la forma y proporción de las transiciones mediante el *patcher* o el *expander* se procedió a realizar la simulación del modelo mediante los autómatas celulares *patcher* y *expander* para el año 2014. La finalidad de realizar esta simulación al 2014 fue poder obtener un mapa simulado y validarlo con un mapa real existente del mismo año, para conocer si el modelo está simulando los cambios lo más parecido a la realidad.

Como resultado de esta simulación previa, se obtuvieron los mapas simulados del año 2014 para cada región; los cuales se muestran junto a los mapas reales observados del mismo año en la Figura 15.

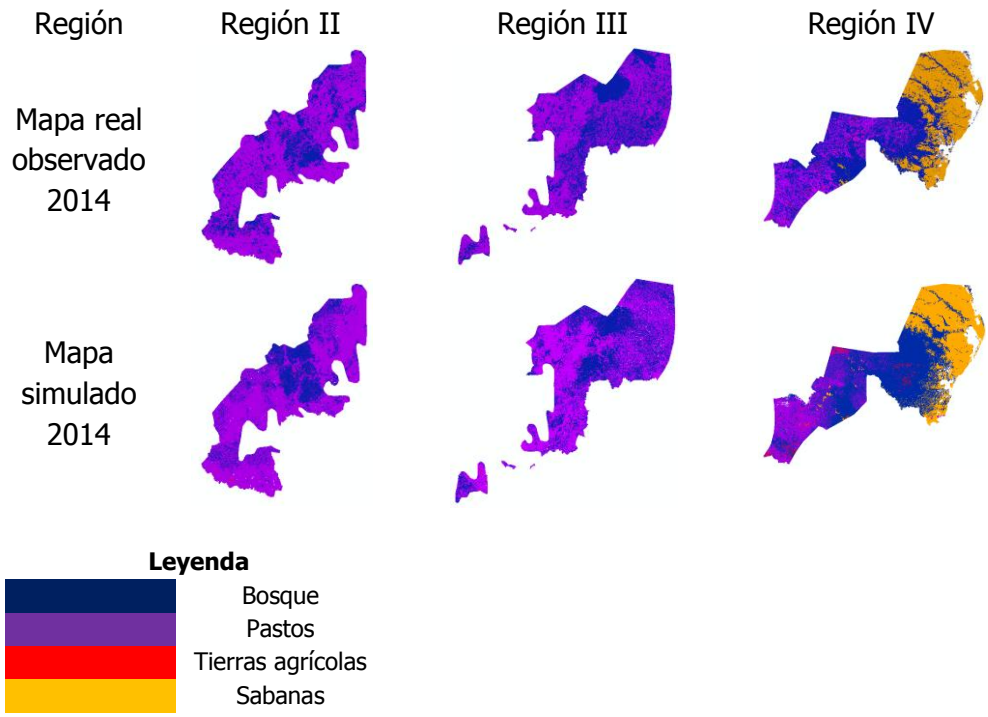


Figura 15: Simulación para el año 2014

4.2.5. Validación del modelo

Una vez obtenido el mapa simulado al año 2014, se procedió a realizar una validación para determinar si el resultado simulado se ajusta o no a la realidad. Estos resultados indican si existe o no una similitud o correspondencia entre lo observado (mapa real 2014) y lo simulado.

a. Validación mediante decaimiento exponencial

Los resultados de la validación (ver Cuadro 17) muestran que luego de comparar el mapa inicial observado 2014 con el mapa simulado 2014 se tiene un ajuste que varía entre 65% y 87% similitud en una ventana de 11*11 (300*300 ó 9 ha) y de 68% y 88% en una ventana de 15*15 (450*450 o 20.50 ha) para las tres regiones. La región III es la que mejor ajuste posee a tamaños de ventana de 11*11 y 15*15 con 89% y 88% respectivamente, mientras que la región IV es la que posee menor ajuste de las tres regiones con 65% y 68% para tamaños de ventana de 11*11 y 15*15 respectivamente.

Los resultados de primera similitud están referidos al porcentaje de semejanza entre el mapa 1 versus el mapa 2 y los de segunda similitud entre el mapa 2 vs. el mapa 1.

Cuadro 17: Resultados validación decaimiento exponencial

Región	Similitud con tamaño de ventana 11*11		Similitud con tamaño de ventana 15*15	
	Primera similaridad	Segunda similaridad	Primera similaridad	Segunda similaridad
II	87 %	61 %	88 %	66 %
III	89 %	66 %	88 %	62 %
IV	65 %	56 %	68 %	59 %

b. Validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples

La interpretación de los resultados de la validación con ventanas múltiples, se basa en el tamaño de pixel o tamaño de ventana. Por ejemplo, en la Figura 16, se observa que a una distancia de 30*30 m (900m^2) hay una similitud máxima de 57% y mínima de 42% entre el mapa real observado y el mapa simulado, de igual manera a una distancia de 150m*150m (22500m^2) existe una máxima similitud de 78% y una mínima de 67%.

En general, los resultados indican un muy buen ajuste entre los mapas reales observados del año 2014 con los mapas simulados para el mismo año considerando que a partir de distancias de 90 m (tamaños de ventana de 3*3 pixeles) los resultados obtienen más de 50% de similitud en áreas de cambio. Con la finalidad de confrontar los resultados de validación con otros estudios realizados para simulaciones de cambio de uso de suelo, se incluye el Cuadro 18.

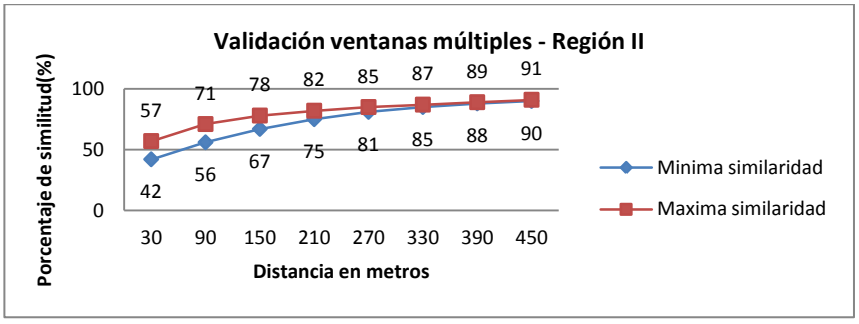


Figura 16: Resultados de la prueba de validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples – Región II

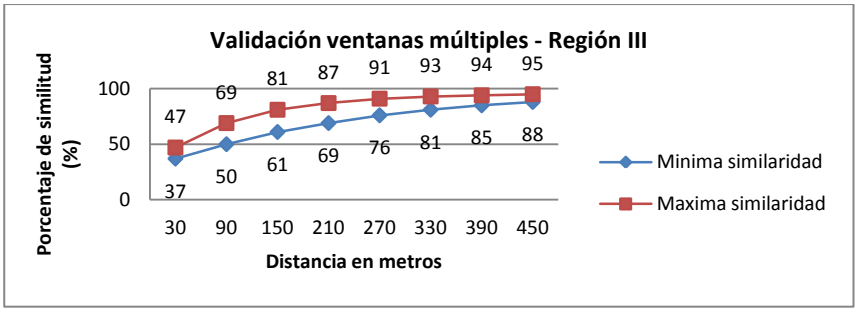


Figura 17: Resultados de la prueba de validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples – Región III

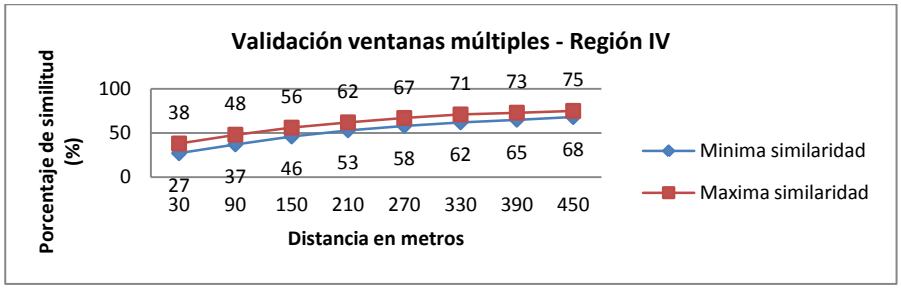


Figura 18: Resultados de la prueba de validación mediante función constante del decaimiento con ventanas múltiples – Región IV

Cuadro 18: Comparación de resultados entre investigaciones de cambio de uso de suelo y la nuestra.

Estudio	Resultados
Nuestro estudio	La prueba de decaimiento exponencial arroja un resultado 87%, 89% y 65% para un tamaño de ventana de 11 pixeles y 88%, 88% y 68% para 15 pixeles. La prueba de función constante con ventanas múltiples resulta en un incremento de la similitud desde un 42%, 37% y 30% (1 pixel) hasta un 90%, 88% y 68% (15 pixeles).
Gutiérrez Rosales (2014)	Prueba de decaimiento exponencial: La autora obtiene que la simulación más cercana a la realidad es de 72% con un tamaño de ventana de 15 pixeles (450*450m.) Prueba de función constante con ventanas múltiples: Resulta un incremento de la similitud desde 38% con tamaño de ventana de 1 pixel (30*30m) hasta un 75% con tamaño de ventana de 19 pixeles (510*510m)
Ramírez-Mejía *et al.* (2011)	Se encontró que con tamaños de ventana de 1 pixel la concordancia fue muy baja con un 10% mientras que utilizando un tamaño de ventana de 7 pixeles

	se alcanzó un 50%.
Macedo *et al.* (2013a)	Se obtuvo que un tamaño de ventana de 11 pixeles la similaridad fue de 52%.
Piontekowski *et al.* (2012)	A un tamaño de ventana de 1*1 se obtuvo una similaridad de 22%, a un tamaño de 5*5 se obtuvo 55% y a un tamaño de 11*11 un 80% de similaridad.
Camacho-Sanabria *et al.* (2015)	Con un tamaño de ventana de 1*1 se obtuvo una similitud de 17%

4.3. Ejecución del modelo y proyección de las trayectorias de deforestación

La proyección a partir del 2014 hacia el 2030 se modeló mediante el *patcher y expander* obteniéndose tres mapas simulados al 2030 indicados en las figuras 20, 21, 22. Cabe resaltar tal y como se mencionó anteriormente en el apartado de metodología, los resultados de la modelación referidos a tierras agrícolas poseen ciertas incongruencias en las superficies. Probablemente esto sea debido al error de interpretación de las imágenes para discriminar las coberturas en el momento de la clasificación. Es por esto que los datos referidos a tierras agrícolas deberán tomarse con cierta precaución considerando lo indicado anteriormente.

Se generó una tabla que indica los resultados de las áreas de pérdida y ganancia para las cuatro coberturas incluidas en la modelación por región. Estas áreas corresponden a la diferencia entre el 2014 y 2030 (ver Cuadro 19 y Figura 19). Se observó que la región IV posee una mayor área de cambio en coberturas, proyectándose para el 2030 una pérdida de 65485.62 ha de áreas de sabana que serán convertidas en su mayoría a bosques y pastos. Por otro lado, en la región III, se observan muy pocos cambios en cuanto a superficie; destaca la cobertura de pastos que obtiene una ganancia de 342.92ha. Finalmente, para la región II, se proyecta una pérdida de bosque de 4120.38 ha que se convertirá en su mayoría hacia áreas de pastos.

Los cambios más importantes como resultado de la modelación para cada región se describen a continuación:

Región II: Para toda la región se observa una pérdida en bosque de 4120.38 ha y una ganancia de 4136.76 ha en pastos. En la Figura 19, se observa que el bosque disminuye en la zona sur de la región, una ligera mayor concentración en la zona central correspondiente al municipio de Rancho Grande. Luego de analizar las clases de cobertura y uso de suelo de la región II, se halla una equiparación entre ganancias y pérdidas a lo largo de 30 años, demostrando que las áreas que están perdiéndose en bosque se están convirtiendo en pastos.

Región III: En esta región, se observa que al igual que en la región II, las pérdidas se concentran en las coberturas de bosque (292.95 ha) y las ganancias (342.9 ha) en pastos. En la Figura 20, se muestra una distribución de bosque bastante uniforme en el Cerro Saslaya, disminuyendo hacia el 2030; por otro lado, la cobertura de pastos se mantiene casi constante, pero se halla un aumento en la parte occidental de la región.

Región IV: La región IV difiere de las anteriores en el sentido que posee ganancias tanto en área de bosques (32 266.89ha), pastos (31 150.35ha) y tierras agrícolas (20 68.38), mientras que la pérdida se está dando en las áreas de sabanas (65 485.62 ha). En la Figura 21, se observa un aumento en la cobertura de bosques y una disminución en las coberturas de sabanas en el municipio de Puerto Cabezas; por otro lado, el municipio de Rosita tiende a un aumento en la cobertura de pastos y una disminución en la cobertura boscosa; mientras que la zona oriental de Siuna la cobertura de pastos para el 2030 desplaza casi en su totalidad a los remanentes de bosques que se observan en el 2014.

Cuadro 19: Áreas totales de cambio en las coberturas de suelo para las tres regiones para el período 2014-2030

	Región II			Región III			Región IV		
	Año 2014 (ha)	Año 2030 (ha)	Cambio 2014-2030(ha)	Año 2014 (ha)	Año 2030 (ha)	Cambio 2014-2030(ha)	Año 2014 (ha)	Año 2030 (ha)	Cambio 2014-2030(ha)
Bosques	50893.47	46773.09	-4120.38	129352.68	129039.39	-313.29	430305.48	462635.55	32330.07
Pastos	138340.08	142476.84	4136.76	194089.41	194472.9	383.49	174214.44	205376.76	31162.32
Sabana	2.7	2.7	0	36.9	36.9	0	312356.61	246903.48	-65453.13
Manglar	0	0	0	0	0	0	8116.47	8134.11	17.64
Tierras agrícolas	390.87	374.49	-16.38	744.75	694.17	-50.58	8711.91	10781.01	2069.1
Cuerpos de agua	4.5	4.5	0	1.89	1.89	0	5632.74	5662.44	29.7
Otras tierras	27.36	27.36	0	23.31	15.39	-7.92	65.61	65.61	0
Sin datos	367.02	367.02	0	737.55	829.71	92.16	8206.29	8228.79	22.5
Area total	190026	190026	-	324986.49	325090.35	-	947609.55	947787.75	-

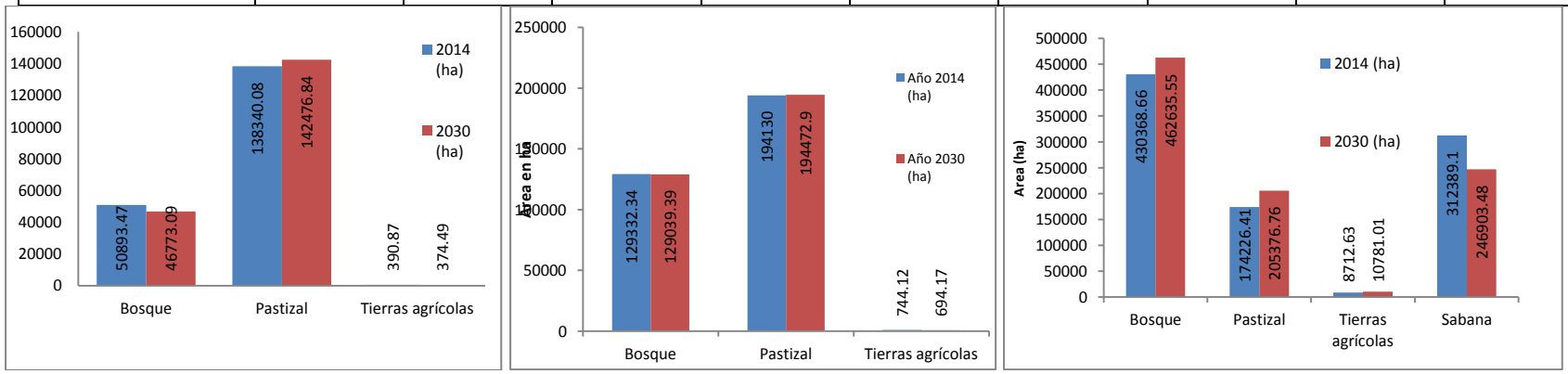


Figura 19: Coberturas de suelo para cada región en el período 2014 - 2030

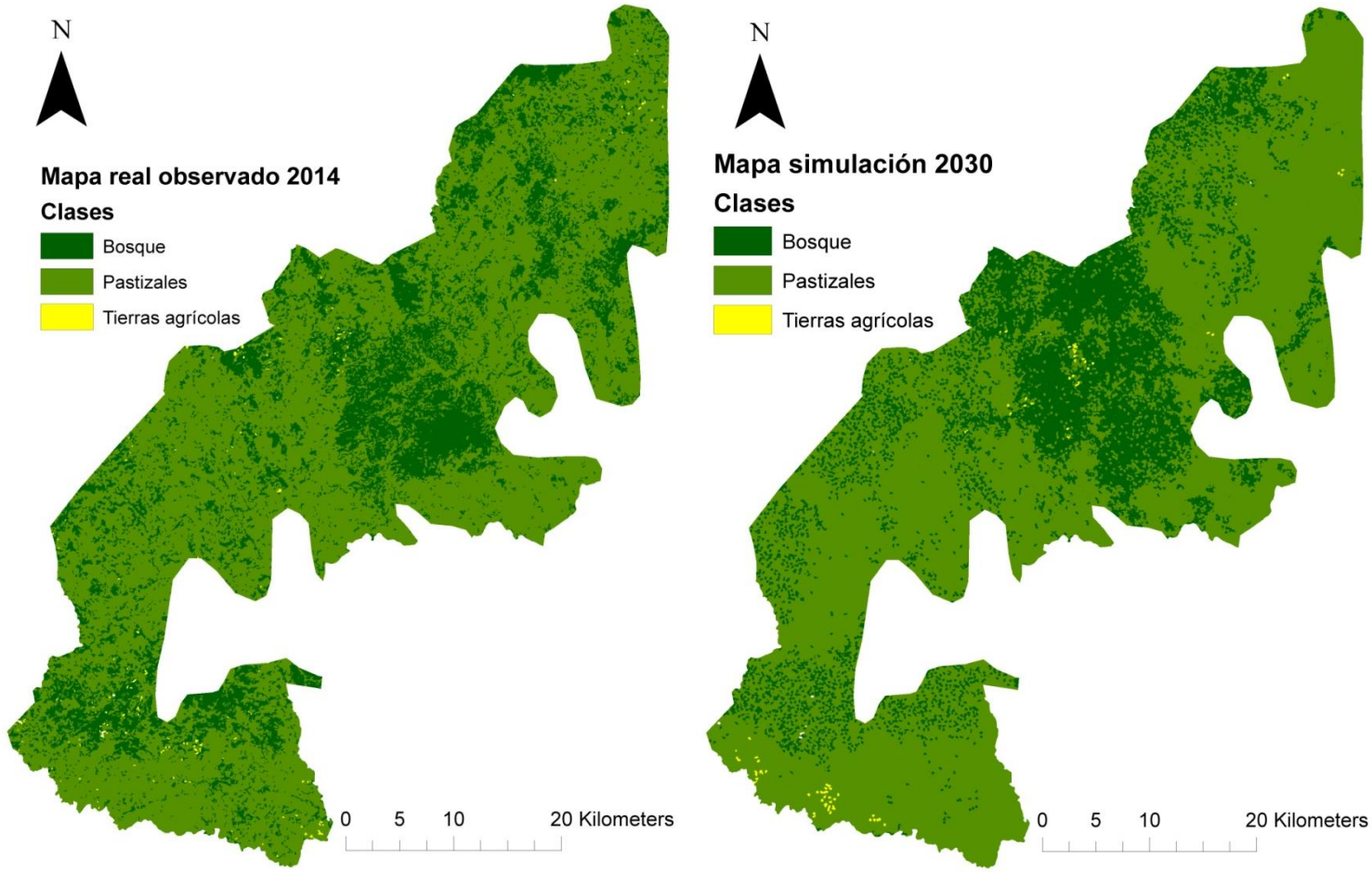


Figura 20: Mapa real observado 2014 y Mapa simulado al año 2030 de la Región II

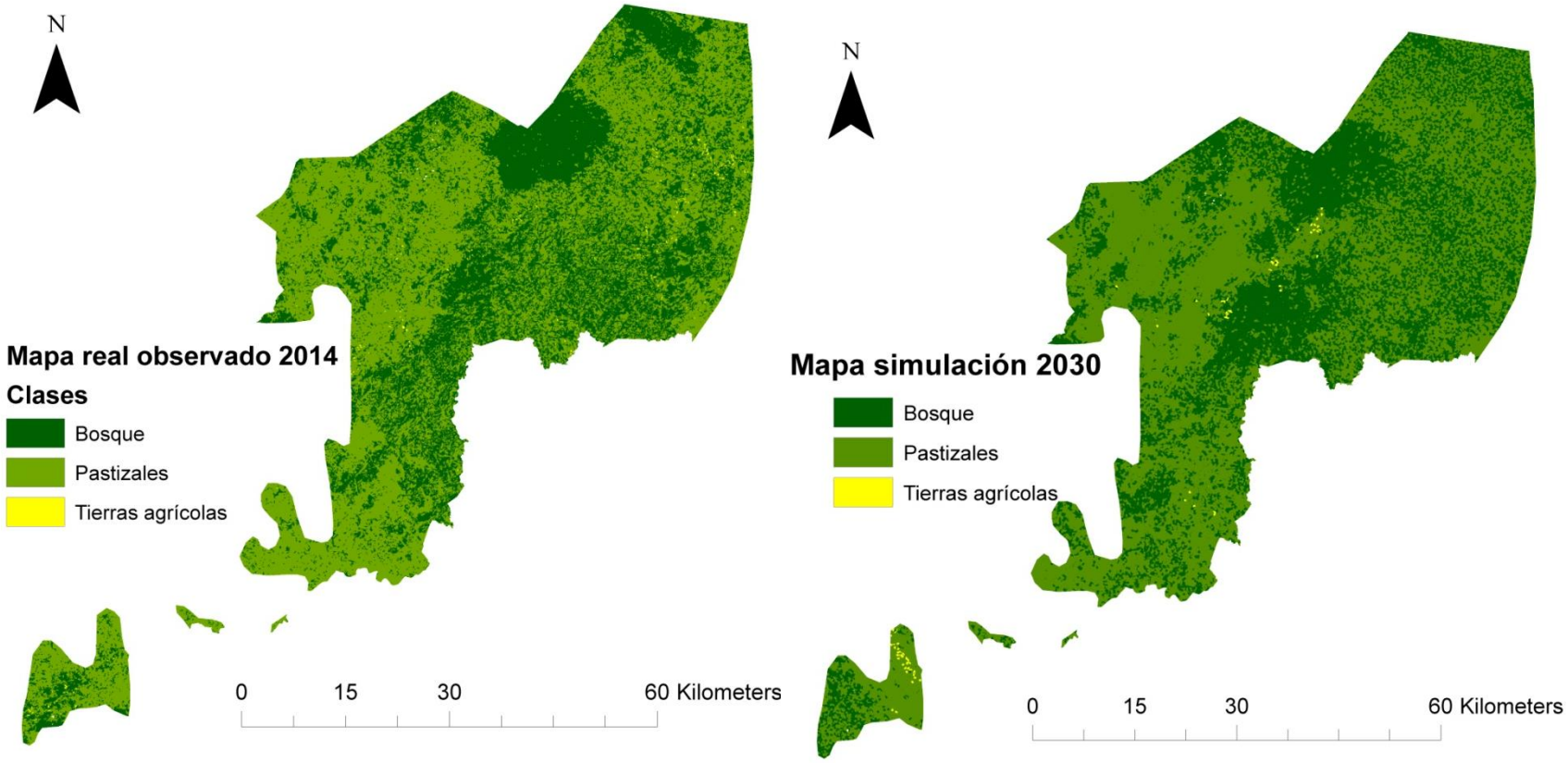


Figura 21: Mapa real observado del año 2014 y Mapa simulado al año 2030 de la Región III

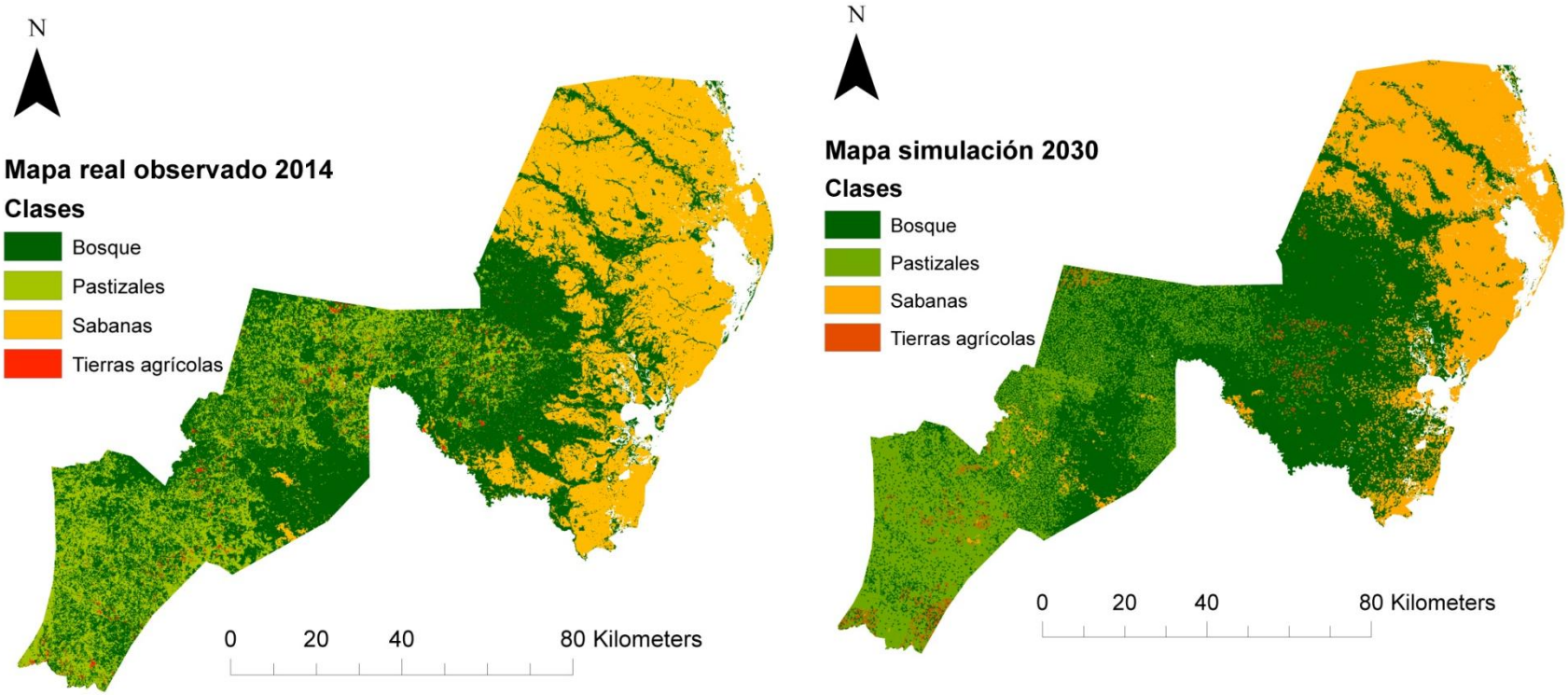


Figura 22: Mapa real observado del año 2014 y Mapa simulado al año 2030 de la Región IV.

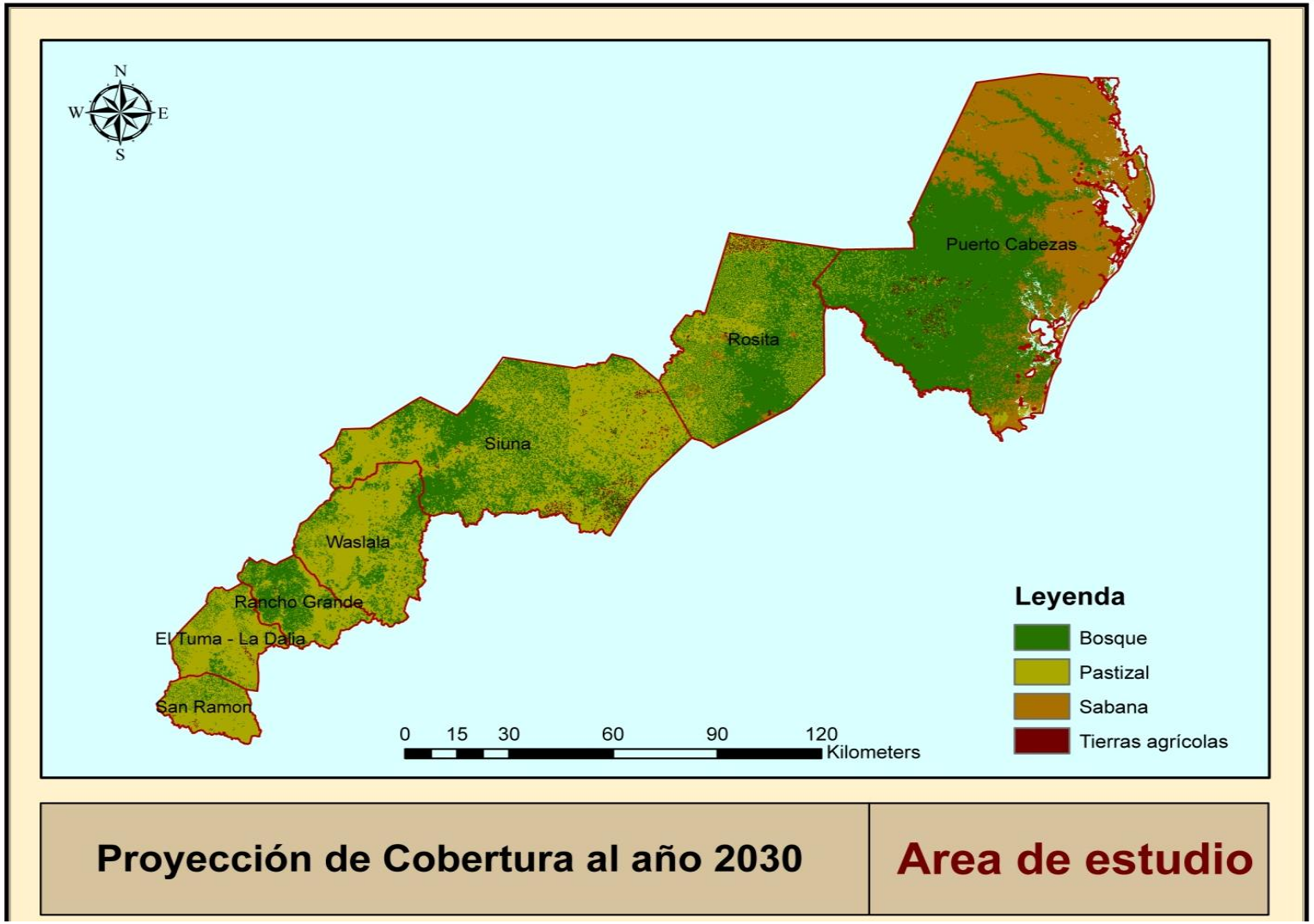


Figura 23: Mapa simulado al año 2030 para el área de estudio

5. Discusión

Se pudieron identificar mediante los pesos de evidencia las variables que están asociadas a los cambios de coberturas analizadas entre las que se encuentran: bosque, pastizal, tierras agrícolas y sabanas para parte de tres regiones en el área central y nororiental de Nicaragua, identificadas como región II, región III y región IV dentro de las cuales se ubican siete municipios: San Ramón, Rancho Grande, El Tuma La Dalia, Waslala, Siuna, Rosita y Puerto Cabezas.

El gran problema del retroceso en las áreas boscosas si bien está ligado fuertemente al avance de la agricultura extensiva y la agricultura migratoria no es la causa que se considera como principal en este estudio, sino más bien que son incidencias directas del aumento poblacional y los fuertes procesos migratorios que se han dado desde la década de la reforma agraria, a partir de la cual la gran demanda de alimentos por una población creciente empieza a causar presión sobre las áreas de bosque latifoliado, mixto y de pinos en la región; lo cual provoca áreas de fuerte fragmentación con parches de bosque cada vez más reducidos.

El *Emissions Reductions Program Idea Note* (ER-PIN), elaborado por *Forest Carbon Partnership Facility* - FCPF (2015), menciona que la dinámica que siguen los procesos de deforestación empieza por la tumba, la roza y la quema de los árboles para la cosecha de granos básicos, actividad que se realiza por 2 a 3 años; agotando así la productividad del suelo y obligando al campesino (generalmente un productor ganadero) a la venta del terreno degradado, quien lo utilizará para pastoreo. Este proceso se repite innumerables veces por los campesinos que buscan nueva tierra mediante la expansión de la frontera agrícola a costa del bosque.

Redo *et al.* (2012) sugieren que una menor proporción de áreas deforestadas están yendo hacia la agricultura (convirtiéndose en una actividad temporal), lo que podría significar que las áreas deforestadas estarían convirtiéndose en pasturas extensivas, siendo beneficioso para los ecosistemas naturales. En los resultados de esta investigación, se observa esta tendencia en general para las tres regiones en la proyección hacia el 2030, en la cual la superficie de pastizales aumenta en proporción a la disminución del bosque.

De acuerdo con las proyecciones de población elaboradas por el Instituto Nacional de Información de Desarrollo (INIDE) para el 2020, se mantiene una tendencia al aumento poblacional en los siete municipios (ver Cuadro 20), lo cual agravaría la presión sobre las tierras boscosas si se sigue deforestando para la actividad agropecuaria. Petkova *et al.* (2011) mencionan que la región central de Nicaragua ofrece un ejemplo de que cuando el valor de la tierra agrícola aumenta la cobertura forestal disminuye. Mientras que hacia el oeste los valores de la tierra tienden a estabilizarse, mejorando la implementación del manejo del bosque y emergiendo el mosaico del paisaje agrícola con parches de bosque.

Según el Censo del INIDE 1995 y la Encuesta Nacional de hogares sobre medición de nivel de vida para el año 1998: Puerto Cabezas, Rosita, Siuna, Waslala y Rancho Grande son considerados municipios con pobreza severa; mientras que El Tuma-La Dalia y

San Ramón con pobreza alta. Las proyecciones de crecimiento poblacional hacia el 2020 indican un aumento destacando a Siuna y Puerto Cabezas como los municipios con una población que superará los 100 000 habitantes.

Según los resultados obtenidos en esta investigación, no se podría hablar de la existencia de una transición forestal definida, pero sí se podría afirmar que existen zonas que indicarían la presencia de la regeneración del bosque luego de haber sido degradadas por actividades agrícolas o agropecuarias. La mayor cobertura de bosque se encuentra presente en los municipios de Rosita y Puerto Cabezas en la región del Atlántico o región IV siendo ambos municipios los que estarían conservando mejor sus bosques y los que se espera mantengan una gran cobertura forestal hacia el 2030. A su vez estos municipios son lo que menor acceso a las rutas comerciales poseen, así como una incipiente tecnificación. Por otro lado, los procesos de regeneración del bosque después de haber pasado por procesos de degradación se estarían dando en municipios como Rancho Grande y algunas zonas del Tuma la Dalia y San Ramón, coincidiendo con que son municipios que se encuentran dentro de ejes comerciales entre las regiones. Además, estos municipios en su mayoría poseen paisajes agroforestales y áreas con cultivos de café bajo sombra siendo beneficioso en algunos casos para el aumento en la cobertura forestal. Cabe notar que el municipio de Siuna cuenta con el mayor crecimiento poblacional, lo que explicaría el retroceso de las áreas boscosas debido a la presión que el aumento poblacional conlleva sobre los bosques que aún están presentes en la zona, sobre todo cerca de la Reserva Nacional Cerro Saslaya.

Cuadro 20: Estimación de la población al 2020

Municipio	2005 (hab)	2007(hab)	2014(hab)	2020(hab)
San Ramón	31 859	33 419	36 548	39 682
El Tuma La Dalia	60 630	63 599	69 553	75 518
Rancho Grande	27 410	30 075	35 720	42 435
Waslala	54 493	58 160	65 891	72 443
Siuna	71 350	80 256	100 111	122 251
Rosita	25 402	27 521	32 049	36 309
Puerto Cabezas	72 749	80 009	95 769	111 803

Fuente: Cifras Municipales INIDE 2005

5.1. La región II y los impulsores de cambios que influyen sobre la dinámica de cambio de uso de la tierra para el período observado 2000 – 2014 y período simulado 2014- 2030.

La región II en el presente estudio comprende los municipios de San Ramón, El Tuma-La Dalia, Rancho Grande (pertenecientes al departamento de Matagalpa) y parte occidental de Waslala (perteneciente a la RAACN).

Los municipios presentes dentro de esta región se dedican a diversas actividades económicas como agropecuarias, cultivo del café, cultivo del cacao y granos básicos tales como maíz, arroz y frijol. La cobertura que mayor superficie presenta en esta región es la de pastos, seguida de áreas de bosque, pero con menor superficie. Se presenta como la transición más importante el paso de cobertura de bosque a pastizales. Esto último se vería explicado por las actividades económicas realizadas en la región.

La tendencia que han seguido los cambios en el período observado es la pérdida de pastizales entre el 2000 – 2008 y la ganancia de estos para el periodo 2008-2014 y para el período simulado 2014-2030. Un aumento en la población de los municipios que conforman esta región estaría presionando las pequeñas áreas que quedan de bosque sobre todo cercanas a las áreas naturales protegidas tales como Cerro Guabule, Yucul y Macizos de Peñas Blancas.

De igual manera para el período simulado al 2030, se observa un aumento en la cobertura de pastos en los municipios de San Ramón, El Tuma La Dalia y parte de Waslala; así como un aumento en la cobertura de bosque en el municipio de Rancho Grande. Esto indicaría que existen zonas donde se están llevando a cabo procesos de transición forestal.

Se encuentra que los impulsores de cambio relacionados con la pérdida de cobertura de bosque fueron distancia a centros poblados, distancia a vías, tipo de suelo, erosión y elevación. La variable de distancia a centros poblados tuvo una mayor influencia para el cambio de cobertura de bosque a pastizal. El peso de los centros poblados superó un 0.75 sobre las demás, convirtiéndole en la variable más importante de este análisis para la región II.

La distancia a vías también mostró un fuerte peso de evidencia en la transición de bosque a pastos (0.61); lo cual indica que las áreas más cercanas a las vías están sufriendo cambios. La aparición de nuevas vías viene de la mano con el asentamiento de centros poblados, así como con el aumento de la población.

La variable elevación también contribuyó a la recuperación del bosque sobre todo en zonas donde existen cultivos de cacao, café y palma. Las zonas de elevación que presentaron mayor influencia sobre la transición de pastizal a bosque fueron zonas comprendidas entre los 800 – 1700 msnm.

Cabe destacar que la variable "distancia a ríos" no fue una variable relacionada con ninguna transición en la región II.

5.1.1. El tipo de suelo y su influencia en los cambios de cobertura.

En la región II, se presentaron los tipos de suelo alfisoles y ultisoles. Los alfisoles son suelos considerados como uno de los mejores para actividades agropecuarias, estos obtuvieron fuertes pesos de evidencia (0.89) en la transición de bosque a pastos. Al ser buenos para actividades de este tipo, se explicaría el porqué de su influencia sobre el cambio en la cobertura de áreas de bosque a pastizales.

Por otro lado, los tipos de suelo denominados ultisol y vertisol estuvieron relacionados con el abandono de cultivos agrícolas por pasturas y por un aumento en la cobertura de bosque. Los suelos ultisoles son aptos para cultivos como la palma africana, esta última variable presente en la región y considerada en el análisis tiene un peso muy fuerte en la transición de áreas agrícolas a bosque, aunque la superficie de cultivos de palma en la región es bastante reducida.

5.1.2. El rol del café en la recuperación del bosque

Redo *et al.* (2009) indican que los cultivos de café bajo sombra son considerados factores que favorecen la recuperación del bosque. En los resultados para la región II, se observa que los pesos de evidencia indican que la presencia de cultivos de café bajo sombra está teniendo un impacto sobre la regeneración del bosque.

Las áreas con menor elevación fueron más propensas a un aumento del área boscosa, sobre todo en el cambio de pastizal a bosque en el cual la variable "café" se encuentra fuertemente relacionada a esta transición. Hay que indicar que en la región II el cultivo de café bajo sombra es el que predomina, lo cual garantiza la presencia de árboles y la posible recuperación del bosque (ver Figura 24), evidenciando así procesos de transición forestal en algunas zonas de esta región, sobre todo en el municipio de Rancho Grande.

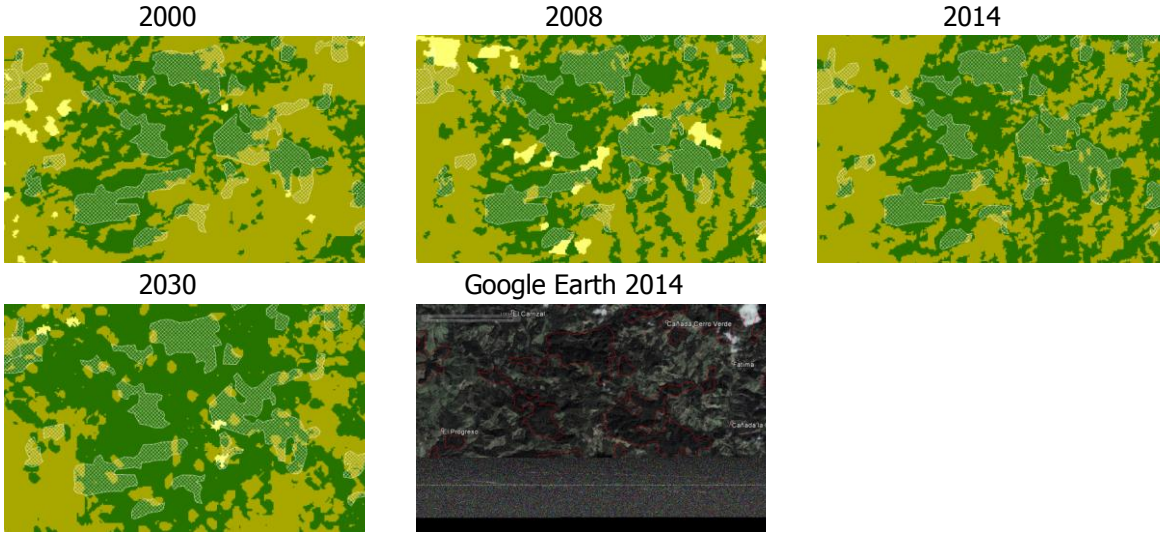


Figura 24: Áreas cultivadas con café bajo sombra en la región II.

5.2. La región III y los impulsores de cambios que influyen sobre la dinámica de cambio de uso de la tierra para el período observado 2000 – 2014 y período simulado 2014- 2030.

La región III en el presente estudio comprende los municipios de Waslala (parte oriental) y Siuna. Siuna ha recibido gran cantidad de inmigrantes de la zona del Pacífico desde el año 2000 con una estimación de 63 092 habitantes aumentando hacia el 2014 con 100 111 habitantes y una densidad poblacional considerada de 18.7 hab x Km^2. Un 15% del municipio al noroeste se encuentra en la Reserva de Biósfera de Bosawas y el restante en la zona de amortiguamiento. Por otro lado, Waslala, municipio que se encuentra casi en su totalidad dentro del área de amortiguamiento de la RB de Bosawas y comparte su territorio entre las regiones II y III, también ha sufrido un aumento de su población; en la cual los procesos migratorios son estacionales relacionados con los ciclos productivos de algunos cultivos como el café. Se dan también migraciones definitivas de familias enteras que se internan hacia la zona núcleo de Bosawas.

Las transiciones que obtuvieron mayor relevancia para el período 2000-2008 fueron de bosque a pastos (23.44%) y pasto a bosque (24.95%). La pérdida y la ganancia en ambas coberturas fue similar; lo cual indica que lo que se está perdiendo en cobertura de bosque en algunas zonas se está ganando en otras.

Muchas áreas de pastizales pueden estar siendo abandonadas debido a los altos costos de inversión que supone mantener las actividades ganaderas, esto da lugar a zonas con presencia de tacotales donde aparecen especies invasoras o colonizadoras. En la región estarían sucediendo procesos de transición forestal (Ravera *et al.* 2015), donde áreas con usos de suelo agrícolas y pastos podrían estar siendo revertidos a bosque.

Probablemente se han iniciado procesos de transición forestal mediante regeneración natural por abandono de tierras (correspondiendo a la salida de compañías extranjeras extractivas de la región); los cuales se han visto frenados por la influencia de procesos migratorios dados en la década de los ochenta debido a la entrega de tierras por la reforma agraria durante la Revolución Sandinista. Esta asignación y distribución de tierras a ex armados, pacificación y consecuente éxodo de poblaciones y movilización de los reasentados por la guerra (PNUD 2005) trajo efectos negativos para el bosque; lo que ha causado una fuerte presión sobre el bosque, donde se ha empezado a deforestar áreas para la implementación de monocultivos por la creciente demanda de alimentos, debido a un aumento de la población en zonas de bosque. Se dio paso a una nueva frontera agrícola, que ya no enfrentaba los límites establecidos por la naturaleza, sino que iba llegando a los límites de las comunidades indígenas y a las áreas protegidas.

Las coberturas presentes en la región III analizadas en el estudio fueron 3: bosques, pastos y tierras agrícolas. Al igual que en la región II, la cobertura de tierras agrícolas deberá ser tomada con cierta precaución, debido a que el tamaño de las superficies no refleja la realidad en el terreno.

La cobertura que posee mayor superficie a lo largo del período observado de 14 años (2000-2014) ha sido pastizales, seguido de bosques. Es de notar que en el período

observado 2000 – 2008 existió una ganancia en la superficie de bosque que equivale a la pérdida en cobertura de pastos en el mismo período, esto indica probablemente que las áreas de pastos se convirtieron en bosque. Esta tendencia cambia hacia el período 2008 – 2014, en donde existe una mínima ganancia en bosques en comparación con la gran superficie que suma a la cobertura de pastos.

5.3.1. El cacao y el café en la recuperación del bosque.

El último documento elaborado por las autoridades del municipio de Waslala "Plan de Desarrollo Territorial Municipal de Waslala 2014-2034" realiza una prospección considerando un escenario tendencial hacia el año 2034. Esto indica la pérdida de un 90% de su cobertura boscosa, consolidándose como un territorio ganadero con sistemas extensivos y que el 10% del bosque restante está asociado con cultivos semiperennes de cacao y café. En la proyección realizada en nuestra investigación, se ha observado que las zonas donde se cultiva café y cacao son las que mantienen mayor cobertura de bosque al año 2030; ambas obtienen variables fuertes pesos de evidencia en transiciones relacionadas con la regeneración de cobertura de bosque. El cacao es considerado uno de los cultivos agroforestales más importantes para pequeños productores del trópico húmedo, el cual incentiva la reforestación y conservación de suelos (PNUD 2005); por lo que, en esta área de estudio, las zonas con presencia de cacao se están comportando como una variable que aporta al mantenimiento o recuperación del bosque.

5.3.1. Las áreas naturales protegidas y su influencia en los cambios de cobertura para la región III.

En la región III, se ubica parte de la Reserva de Biósfera de Bosawas declarada como tal el año 1997, su zona de amortiguamiento, el Parque Nacional Cerro Saslaya considerado el corazón de Bosawas, así como parte del cerro Guabule y Yucul abarcan parte de los municipios de Siuna y Waslala. Se observó que, para las transiciones de bosque a pastizales, la variable de áreas naturales protegidas influye en estos cambios de cobertura. La pregunta es ¿por qué la deforestación se está dando hacia las zonas más cercanas a una ANP y no a otros lugares?

En las figuras 25, 26 y 27, se observa en el período 2000 - 2008 una notoria disminución de cobertura forestal, que da paso a áreas de pastizales para alimentar al ganado; esto se acrecentó a partir del año 2005 donde se inicia el *boom* de la demanda progresiva de alimentos y un aumento en los precios de los granos básicos, la leche y la carne. Esta creciente demanda de alimentos articulada a un mercado nacional y regional (López 2012) se ve acrecentada por el aumento de la población a partir del 2005 (ver Cuadro 17), procesos migratorios y problemas en la tenencia de tierra.

Si se observa el mosaico de paisaje en la región III (ver Figura 21), se ve que gran parte de su superficie corresponde a pastizales (los cuales ya se encuentran en la zona de amortiguamiento de Bosawas), siendo las únicas áreas de bosque las más cercanas al

Parque Nacional Cerro Saslaya y Cerro Guabule. La zona de amortiguamiento de la Reserva de Biósfera Bosawas ha sido altamente impactada por actividades agrícolas y sobre todo de ganadería extensiva, se observa un retroceso de las áreas boscosas que llega a la frontera de la zona núcleo de la Reserva.

Estas áreas de bosque se ven amenazadas por los procesos de conversión de la tierra, los cuales siguen una secuencia que inicia con la extracción forestal ilegal que se abre paso a través del bosque, construyendo caminos y deforestando. Según PNUD (2005) la madera de los bosques latifoliados se extrae de sitios de montaña que colindan con el macizo montañoso de Saslaya, seguido por establecimiento de cultivos agrícolas que luego son abandonados dando paso a extensas áreas de pastizales (ver Figuras 29 y 30).

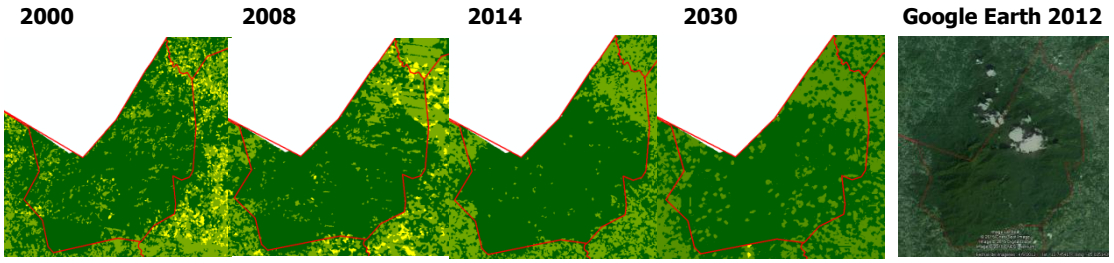


Figura 25: Pérdida de bosque en el Parque Nacional Cerro Saslaya en un período de 30 años

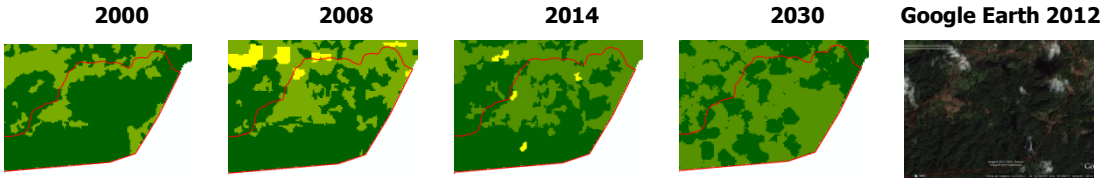


Figura 26: Pérdida de bosque en un área del cerro Guabule en la Reserva de Biósfera Bosawas para un período de 30 años

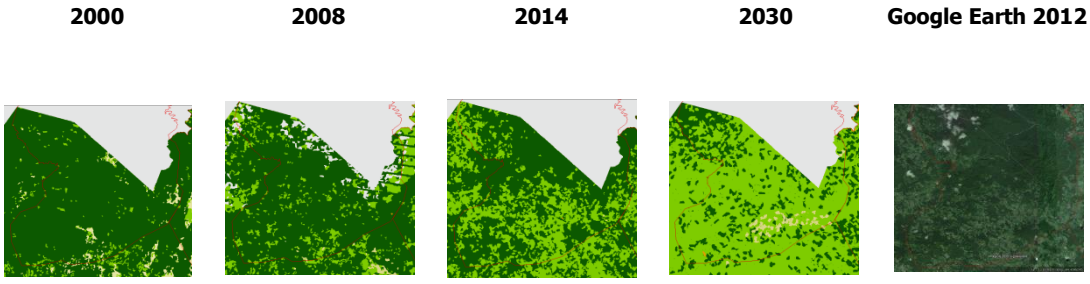


Figura 27: Pérdida de bosque en un área la Reserva Natural Cerro Banacruz en un período de 30 años

Por otro lado, los procesos migratorios traen consigo el advenimiento de dos variables con fuertes pesos de evidencia en los resultados de este estudio para las transiciones de bosque a pastizales: distancia a centros poblados y distancia a vías. Se determinó que las áreas más cercanas a los centros poblados y vías fueron las más afectadas por la pérdida de cobertura forestal (ver Figura 28). Los constantes movimientos por la agricultura migratoria hacen que se creen nuevas vías de comunicación, limpiando el bosque mientras ellos avanzan; este tipo de agricultura también obliga a los colonos a quedarse por un tiempo determinado en un área (entre 2 a 5 años) donde establecen pequeños caseríos para su supervivencia.

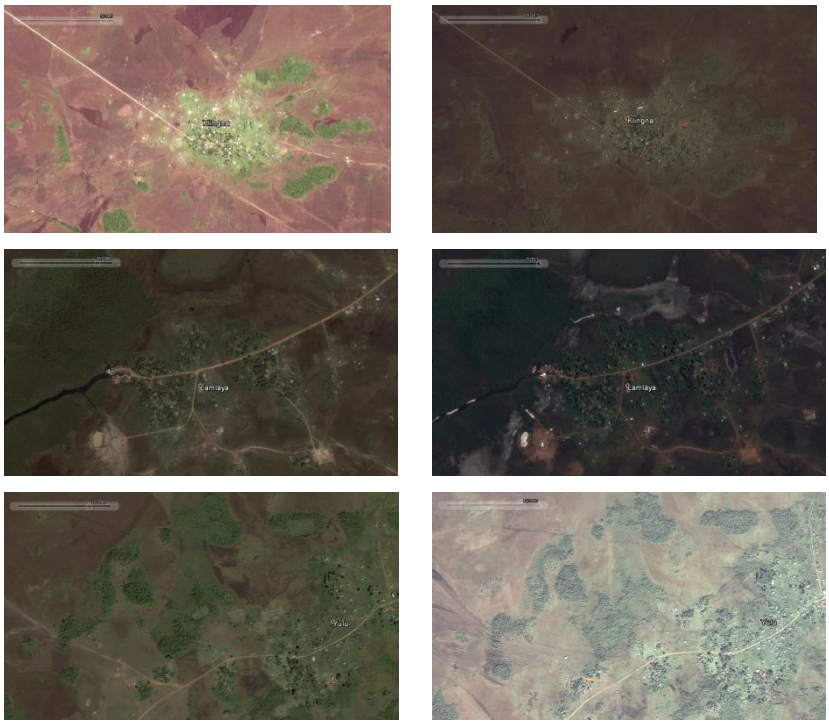


Figura 28: Centros poblados

Figura 29: Transición de áreas cultivadas a áreas de pastizales

Figura 30: Aparición de nuevos parches deforestados

5.3.1. El tipo de suelo y su influencia en los cambios de cobertura.

El tipo de suelo al igual que en la región II también fue una variable importante en esta región, se observó que el tipo de suelo ultisol obtuvo fuertes pesos de evidencia en las transiciones relacionadas con una ganancia del bosque (pasturas y tierras agrícolas a bosque y sabana). El tipo de suelo alfisol y molisol en la región III se relacionó con la pérdida de bosque. Esto es explicado debido a que los suelos ultisoles poseen una fertilidad baja a media con un potencial para maíz, frijoles, palma africana, pasturas y bosque; mientras que los suelos alfisoles y molisoles poseen una alta fertilidad y son potenciales para el cultivo de diversos productos como maíz, frijol, pasturas y agroforestería.

5.3. La región IV y los impulsores de cambio que influyen sobre la dinámica de cambio de uso de la tierra para el período observado 2000 – 2014 y período simulado 2014- 2030.

La región IV en el presente estudio comprende los municipios de Puerto Cabezas, Rosita y parte oriental de Siuna. En la región IV, se encuentran los "bosques mejor conservados del país", existe a su vez una especie de olvido por parte del Estado quien está enfocado más hacia la zona del Pacífico y central de Nicaragua. En Puerto Cabezas, principal municipio de la RAACN, años atrás se establecieron diversos organismos internacionales como WWF, GIZ y Rainforest Alliance, ya que existían mayores recursos para investigación en la zona.

Actualmente, la única ONG que continúa es Rainforest Alliance. Esta "huida" de organizaciones que aportaron y aportan a la conservación de la región se dio porque no tienen el apoyo necesario del Estado, en el sentido de que no existe una rápida respuesta de este ante las diversas problemáticas ambientales. Una respuesta a esta indiferencia podría ser la relativa baja contribución de la región al PBI de Nicaragua, el cual no toma en cuenta la contribución de miles de familias indígenas y afrodescendientes que aportan a la economía nacional debido a que su producción no llega al mercado.

A estos problemas, se unieron la inestabilidad y los conflictos de tierras entre comunidades indígenas (cabe indicar que la presencia de comunidades en esta zona es

muy importante) y el Estado; la falta de conocimiento de los límites de sus territorios y la pobreza en la que muchos de ellos vivían y viven hasta el día de hoy hace más fácil el tráfico ilegal. Esto es aprovechado por los colonos para acceder a tierras que significan ingresos rápidos de dinero mediante la extracción de madera, producción de monocultivos, establecimiento de pastizales para crianza de ganado. Existe un manejo inadecuado que lleva a la degradación del suelo y que debido a la baja productividad de las pasturas se procede a alquilar, vender o intercambiar la tierra para luego pasar a deforestar otras áreas, amenazando así las áreas de bosque existentes. Este proceso se da fuertemente en el Municipio de Siuna, donde el desarrollo de la ganadería extensiva es una de las principales amenazas para la Reserva de Biósfera Bosawas.

La tendencia que han seguido los cambios en la cobertura de suelo en la región IV ha sido variable entre las cuatro coberturas presentes. Las áreas de bosque han mostrado un crecimiento desde el 2000, el cual se ve frenado en el 2008 probablemente por los efectos causados por el huracán Félix. Hacia el 2014, el bosque tiene una superficie similar al 2008, lo que indicaría que en el período de 6 años las áreas perdidas de bosque por el paso del huracán Félix podrían haber estado regenerándose.

La clase de cobertura de pastizal ha obtenido ganancias a lo largo de los primeros 14 años, proyectándose un aumento en estas áreas para el 2030. Por otro lado, las coberturas de sabanas fueron las que obtuvieron mayores pérdidas, se observó que áreas de sabanas están convirtiéndose a pastos y bosques. Se proyecta hacia el 2030 una gran pérdida en esta cobertura.

Este estudio mostró que hacia el noreste de Puerto Cabezas y el norte de Rosita se presenta una fuerte transición de bosque a pastos. Se proyecta un aumento en la cobertura de bosque hacia el año 2030 en zonas donde se da el cultivo del cacao (sobre todo en la zona que corresponde a Puerto Cabezas) y un aumento de las pasturas y la casi eliminación del bosque en la zona que corresponde a Rosita. La relación cacao - aumento de zonas boscosas se ve afianzada por el hecho que las plantaciones de cacao abandonadas en la década del 80 por el cambio de Gobierno y la baja de los precios, están siendo rehabilitadas bajo un programa de la ONU denominado Ventana Ambiental PNUD, lo cual sería beneficioso para la recuperación del bosque.

5.3.1. El huracán Félix y sus consecuencias en los cambios de cobertura.

Uno de los impulsores de cambio más importantes para esta región ha sido el huracán Félix, el cual causó mayores daños en el municipio de Puerto Cabezas.

El huracán Félix impactó sobre la RAACN en setiembre de 2007 con categoría 5, afectando áreas con gran porcentaje de bosque, con poca intervención y limitadas actividades económicas tanto de extracción como de producción y comercio (CEPAL-PNUD 2008). Se observó en los datos que existe un avance del área boscosa en algunas zonas con afectación alta a partir del 2008, proyectando que la cobertura de bosque aumentará hacia 2030 como se observa en la Figura 30.

Las distancias a las áreas de afectación alta del huracán Félix influyeron en la transición de bosque a sabana, de pasto a sabanas; pero también en la recuperación del bosque en el área de Puerto Cabezas.

Los huracanes forman parte de la dinámica natural de los ecosistemas de las zonas costeras e influyen en el paisaje, en la composición y en la dinámica de la vegetación, por lo cual tienen la capacidad de resistir sus efectos y poder regenerarse luego de una perturbación (Manson *et al.* 2009). Luna (2013) menciona luego de un análisis de los bosques de la RACCS, veinte años después del huracán Juana, que el bosque perturbado solo necesita 14 años después del paso del huracán para recuperarse y alcanzar el estado inicial previo al huracán. Por otro lado Carrera (2013), según estudios realizados 24 años después del paso del huracán Fifi, indica que la abundancia de del número de especies del bosque en recuperación, demuestra que incluso es mayor que las especies existentes en el bosque primario antes de la perturbación. En este estudio no se puede asegurar al 100% que este mismo comportamiento suceda en la zona afectada por el huracán Félix, pero se observa una tendencia que indicaría la regeneración natural del bosque de manera similar a lo indicado por Luna (2013).

Es de notar que existe una diferencia entre la zona de afectación alta en Puerto Cabezas y en Rosita. Por un lado, se observa que en Puerto Cabezas la tendencia del bosque es a aumentar cubriendo áreas que eran pastizales y sabanas, en estas zonas existen cacaotales que podrán estar influyendo en la regeneración del bosque (ver Figura 31). En Rosita sucede lo contrario, luego del Huracán, el cambio en la cobertura es bastante drástico; se observa un aumento en las coberturas de pastos.

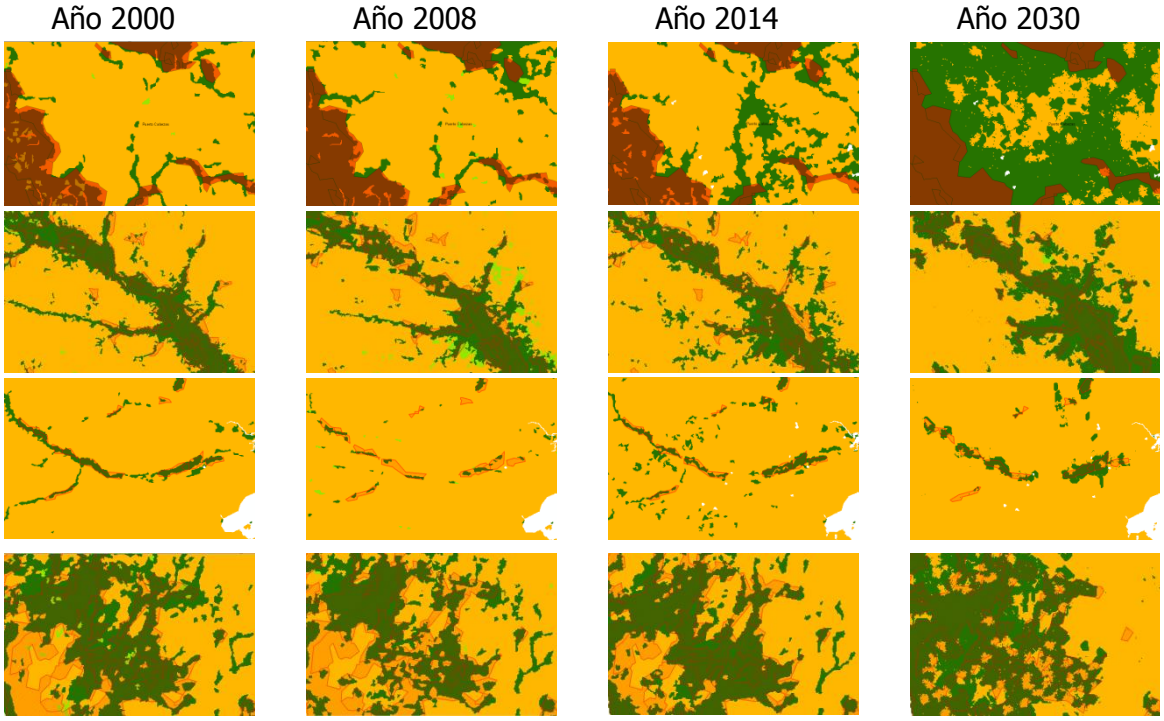


Figura 31: Procesos de regeneración en el bosque afectado por el huracán Félix en el municipio de Puerto Cabezas.

6. Conclusiones y Recomendaciones

6.1. Metodología e información espacial

- Dinamica EGO es un *software* de modelamiento espacial que ha simulado exitosamente al año 2030 los cambios en la cobertura de suelo, de una forma sencilla incluyendo las tasas de transición anuales de cambio y los diversos pesos que posee cada una de las variables incluidas en la modelación.
- El uso de Dinamica EGO para modelar cambios en la cobertura de suelo se vuelve relevante entre otros puntos, porque incluye un valor numérico de la influencia que las variables poseen sobre las transiciones de cobertura mostrando de forma clara y sencilla los valores para su posterior interpretación.
- Gran parte de la información espacial en Nicaragua se encuentra dispersa y sin una estandarización geográfica, por lo que se sugiere implementar un sistema de acceso público a la información geográfica que sea homogeneizado, con la finalidad de utilizarlos en procesos de investigación y elaboración de cartografía temática. Esto mejoraría ampliamente los procesos de elaboración de políticas y estrategias que se están dando en la región.

- Actualizar periódicamente las estrategias regionales y nacionales para informar a la población acerca de los cambios y mejoras dadas en diversas políticas referidas a las actividades económicas y conservación del bosque.
- El Inventario Nacional Forestal deberá ser mejorado, implementando nuevas unidades de muestreo y tratando en la medida de lo posible abarcar territorios con pérdida de cobertura forestal con la finalidad de realizar un seguimiento periódico y un análisis multitemporal de las pérdidas o ganancias del bosque.

6.2. Procesos de transición forestal o regeneración del bosque.

- Existen indicios que afirmarían la presencia de una transición forestal y la lenta recuperación del bosque. La cual iniciaría con la presencia de bosques en las zonas de Puerto Cabezas y Rosita, disminuyendo hacia los municipios de Waslala y Siuna donde está siendo reemplazado por pastizales y finalmente regenerándose lentamente en algunas zonas de Rancho Grande, El Tuma La Dalia y San Ramón, potenciada por la presencia de grandes extensiones de cultivo de café bajo sombra, los cuales influyen en el aumento de la cobertura forestal.
- La relación entre bosque y pastizal se da de tal forma que ante una disminución del bosque las áreas de pastizales aumentan, por lo cual se deduce que estas áreas perdidas de bosque están siendo utilizadas para actividades agropecuarias.
- El gran problema del retroceso en las áreas boscosas si bien está ligado fuertemente al avance de la agricultura extensiva y la agricultura migratoria, no es la causa que se considera principal en este estudio, sino más bien son incidencias directas del aumento poblacional y los fuertes procesos migratorios que se han dado desde la década de la reforma agraria, a partir de la cual la gran demanda de alimentos por una población creciente empieza a causar presión sobre las áreas de bosque latifoliado, mixto y de pinos en la región; lo que provoca áreas de fuerte fragmentación con parches de bosque cada vez más reducidos.

6.3. El rol del café y del cacao en la regeneración del bosque.

- Se ha encontrado que las áreas donde predominan los cultivos de café bajo sombra están presentando un aumento en la cobertura forestal, esto sería beneficioso para la regeneración del bosque y para las comunidades que dependen de esta actividad.
- De igual manera algunas áreas con presencia de cultivos de cacao también estarían presentando un aumento en la cobertura de bosque.
- Es importante que en las zonas donde se llevan a cabo actividades de cultivo de café y cacao se puedan elaborar estrategias para tecnificar estos cultivos pudiendo lograr una mayor producción a la vez que la cobertura de bosque podría aumentar.

6.4. Áreas naturales protegidas y restauración del bosque.

- La zona de amortiguamiento de la Reserva de Biósfera Bosawas ha sido altamente impactada por actividades agrícolas y ganaderas, observándose un fuerte retroceso de las áreas boscosas; las prácticas agrícolas y de ganadería extensiva están avanzando hacia la frontera de la zona núcleo de la Reserva, apoyada en cierta manera por la falta de títulos de propiedad de las comunidades indígenas, lo cual incentiva la ilegalidad y el abuso por parte de colonos y madereros.
- Sería recomendable iniciar procesos de restauración del bosque tomando como prioridad las zonas cercanas a las áreas naturales protegidas. Estos procesos deberían considerar el tema de mejoramiento genético y producción de semillas. El mercado actual de semillas forestales es informal y carece de las herramientas necesarias para ofrecer semillas de calidad.
- Generar un sistema integrado diversificado que acople las plantaciones forestales, actividades agropecuarias y el bosque, favoreciendo la conservación y preservación de la biodiversidad. Esto debería realizarse a través del desarrollo de programas de agroforestería comunitaria tomando en cuenta la experiencia de las comunidades indígenas, incentivando así el desarrollo local con miras a un mercado regional y nacional mediante el cultivo de especies nativas para aprovechar económicamente los recursos y apoyar en la restauración de la cobertura boscosa.

6.5. Huracán Félix

- La simulación hacia el 2030 estaría indicando procesos de regeneración del bosque en zonas donde se produjo un impacto del huracán Félix. Sería de mucho interés para la comunidad científica realizar monitoreos del bosque en esta zona, haciendo uso de herramientas como la teledetección y aprovechando la disponibilidad libre de gran información satelital en la web.

7. Referencias bibliográficas

1. Aguilera Benavente, F. 2006. Predicción del crecimiento urbano mediante sistemas de información geográfica y modelos basados en autómatas celulares. Geofocus 6: 81-112.
2. Aide, T.; Clark, M.; Grau, H.; López-Carr, D.; Levy, M.; Redo, D.; Bonilla-Moheno, M.; Riner, G.; Andrade-Núñez, M.; Muñiz, M. 2013. Deforestation and reforestation of Latin America and the Caribbean (2001–2010). Biotropica 45(2): 262-271.
3. Bonham-Carter, G. 1994. Geographic information systems for geoscientists: Modelling with GIS, Elsevier. 398 p. (13).

4. Camacho-Sanabria, J.; Juan-Pérez, J.; Pineda-Jaimes, N. 2015. Modeling of land use-cover changes: prospective scenarios in the Estado de Mexico. Estudio de caso Amanalco de Becerra. Revista Chapingo-Serie Ciencias Forestales y del Ambiente 21(2): 203-220.
5. Carr, D.L.; Bilsborrow, R.E.; Pan, W.K.; Suchindran, C.; Murtinho, F.; Barbieri, A.; Whitmore, T.M. 2008. Un análisis multinivel de población y deforestación en el Parque Nacional Sierra de Lacandón (Petén, Guatemala). *In* Documents d'anàlisi geogràfica 2008. p. 49-67.
6. Carrera, F. 2013. Restauración ecológica a través de procesos de sucesión secundaria. El caso de bosques impactados por huracanes. Wani, Revista del Caribe Nicaragüense (58): 58-71.
7. CEPAL-PNUD. 2008. Impacto del huracán Félix en la Región Autónoma del Atlántico Norte y de las lluvias torrenciales en el noroeste de Nicaragua, CPAL - PNUD. 85 p.
8. Cuevas, G.; Mas, J. 2008. Land use scenarios: a communication tool with local communities. *In*. 2008. Modelling Environmental Dynamics. Springer. p. 223-246.
9. FAO. 2012. Global forest land-use change 1990-2005 Lindquist, E.J.; D'Annunzio, R.; Gerrand, A.; MacDicken, K.; Achard, F.; Beuchle, R.; Brink, A.; Eva, H.; Mayaux, P.; San-Miguel-Ayanz, J. eds., FAO/JRC.
10. FCPF. 2015. Emision Reductions Program Idea Note (ER-PIN) - Versión 3. País: Nicaragua., 87 p. (Programa de REDD+ para combatir el Cambio Climático y la Pobreza en Nicaragua)
11. Gutiérrez Rosales, T. 2014. Dinámica y proyección del cambio de Cobertura y Uso de Suelo, 2020-2030, municipio de San Buenaventura-La Paz-Bolivia.
12. Holmgren, P. 2006. Global land use area change matrix. Input to the fourth global enviromental outlook (GEO-4) Roma, Italia, FAO. 9 p. (Working Paper) (134).
13. Hosonuma, N.; Herold, M.; De Sy, V.; De Fries, R.S.; Brockhaus, M.; Verchot, L.; Angelsen, A.; Romijn, E. 2012. An assessment of deforestation and forest degradation drivers in developing countries. Environmental Research Letters 7(4): 12pp.
14. Imbach, P.; Robalino, J.; Brenes, C.; Zamora, J.C.; Cifuentes, M.; Sandoval, C.; Beardsley, M. 2013. Análisis de cambio de uso de la tierra (1992–2008) y formulación de escenarios de deforestación futura de los bosques de Panamá Turrialba, Costa Rica, CATIE. 41 p.
15. INAFOR. 2009. Resultados del Inventario Nacional Forestal: Nicaragua 2007-2008 Managua,Nicaragua, INAFOR. 232 p.
16. Lambin, E. 1997. Modelling and monitoring land-cover change processes in tropical regions. Progress in Physical Geography 21(3): 375-393.
17. Lambin, E.F. 1994. Modelling deforestation processes Luxemburgo, European Comission Joint Research Centre
18. Institute for Remote Sensing Applications. 113 p. (Trees research report) (B).

19. López, M. 2012. Análisis de las causas de la deforestación y avance de la Frontera Agrícola en las zonas de Amortiguamiento y Zona Núcleo de la Reserva de Biósfera de Bosawas-RAAN, Nicaragua Nicaragua, 100 p. (Informe Final de Consultoría)
20. Luna, G. 2013. Los bosques de la RAAS veinte años después del huracán Joan. Wani revista del caribe nicaragüense (58): 47-51.
21. MacDicken, K.G.; Sola, P.; Hall, J.E.; Sabogal, C.; Tadoum, M.; de Wasseige, C. 2015. Global progress toward sustainable forest management. Forest Ecology and Management 352: 47-56.
22. Macedo, R.; Almeida, C.; Santos, J. 2013a. Modelagem dinâmica espacial das alterações de cobertura e uso da terra relacionadas à expansão canavieira. Boletim de Ciências Geodésicas 19: 313-337.
23. Macedo, R.; Almeida, C.; Santos, J.; Rudorff, B. 2013b. Modelagem dinâmica espacial das alterações de cobertura e uso da terra relacionadas à expansão canavieira. Boletim de Ciências Geodésicas 19(2): 313-337.
24. Maeda, E.; De Almeida, C.; de Carvalho Ximenes, A.; Formaggio, A.; Shimabukuro, Y.; Pellikka, P. 2011. Dynamic modeling of forest conversion: Simulation of past and future scenarios of rural activities expansion in the fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 13(3): 435-446.
25. Manson, R.; Peláez, E.; Espinosa, M.; Sandoval, C. 2009. Perturbaciones y desastres naturales: impactos sobre las ecorregiones, la biodiversidad y el bienestar socioeconómico. Capital natural de México 2: 131-184.
26. Simposio Brasileiro de Sensoramento Remoto SBSR (XI, 2003) 2003. Un modelo espacial del riesgo de deforestación. Belo Horizonte, Brasil., INPE. 1357-1363 p.
27. Mas, J.; Kolb, M.; Houet, T.; Paegelow, M.; Camacho Olmedo, M. 2011. Una comparación de programas de modelación de cambios de cobertura/uso del suelo.
28. Miura, S.; Amacher, M.; Hofer, T.; San-Miguel-Ayanz, J.; Thackway, R. 2015. Protective functions and ecosystem services of global forests in the past quarter-century. Forest Ecology and Management 352: 35-46.
29. Morales-Hidalgo, D.; Oswalt, S.; Somanathan, E. 2015. Status and trends in global primary forest, protected areas, and areas designated for conservation of biodiversity from the Global Forest Resources Assessment 2015. Forest Ecology and Management 352: 68-77.
30. Ordoñez, J. 2013. Paisaje Centinela Nicaragua - Honduras (Nota). CATIE - CGIAR - ICRAF.
31. Ortega, M. 2004. Estrategia de Desarrollo Forestal de la RAAN Nicaragua, Consejo Regional Autónomo Atlántico Norte. 59 p.
32. Osorio, L.; Caussel, J.; Mass, J.; Guerra, F.; Maass, M. 2014. Análisis y modelación de los procesos de deforestación: un caso de estudio en la cuenca del río Coyuquilla, Guerrero, México. Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía: 15pp. dx.doi.org/10.14350/rig.43853

33. Ossa, L.F.G.; Fernández, V.B. 2014. Análisis Comparativo de dos Modelos de Deforestación: Redes Neuronales Artificiales y Regresión Logística. Memorias XVI Simposio Internacional SELPER 2014: 23.
34. Padilla, O.; Pérez, P.; Cruz, M.; Huilcamaigua, S.; Astudillo, S. 2015. Utilización de autómatas celulares como técnica de modelamiento espacial para determinación el cambio de uso de suelo y cobertura vegetal. Ciencias Espaciales 8(1): 310-326.
35. Pérez-Vega, A.; Mas, J.; Ligmann-Zielinska, A. 2012. Comparing two approaches to land use/cover change modeling and their implications for the assessment of biodiversity loss in a deciduous tropical forest. Environmental Modelling & Software 29(1): 11-23.
36. Pérez Castellón, E. 2012. Propuesta de estrategia de fomento forestal Managua, Nicaragua, MAGFOR, PROFOR, BM. 70 p.
37. Petkova, E.; Larson, A.; Pacheco, P. 2011. Gobernanza forestal y REDD+: Desafíos para las políticas y mercados en América Latina Bogor, Indonesia, CIFOR. 320 p.
38. Piontekowski, V.; da Silva, S.; Mendoza, E.; de Souza Costa, W.; Ribeiro, F.; Ribeiro, C. 2012. Modelagem do desmatamento para o Estado do Acre utilizando o programa DinamicaEGO. Simpósio de Geotecnologias no Pantanal 4: 1064-1075.
39. PNUD. 2005. Las regiones autónomas de la Costa Caribe: Nicaragua asume su diversidad. Primera Edición ed. Managua, Nicaragua, PNUD. 340 p.
40. Ramírez-Mejía, D.; Cuevas, G.; Mendoza, E. 2011. Escenarios de cambio de cobertura y uso del suelo en el Corredor Biológico Mesoamericano-México.
41. Ravera, F.; Tarrason, D.; Espelta, J. 2015. Land use change trajectories, conservation status and social importance of dry forests in Nicaragua. Environmental Conservation 42(01): 1-11.
42. Redo, D.; Bass, J.; Millington, A. 2009. Forest dynamics and the importance of place in western Honduras. Applied Geography 29(1): 91-110.
43. Redo, D.; Grau, H.; Aide, T.; Clark, M. 2012. Asymmetric forest transition driven by the interaction of socioeconomic development and environmental heterogeneity in Central America. Proceedings of the National Academy of Sciences 109(23): 8839-8844.
44. Ríos Alvarado, J.; Laguado Cervantes, W.; Trujillo, C.; Sánchez, P. 2012. Análisis y modelación de deforestación para los años 1990, 2000 y 2010 en el Corredor Manu- Amarakaeri Perú, 43 p.
45. Rodrigues, H.; Soares-Filho, B.; Costa, W. 2007. Dinamica EGO, uma plataforma para modelagem de sistemas ambientais. Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto 13: 3089-3096.
46. Romijn, E.; Lantican, C.; Herold, M.; Lindquist, E.; Ochieng, R.; Wijaya, A.; Murdiyarso, D.; Verchot, L. 2015. Assessing change in national forest monitoring capacities of 99 tropical countries. Forest Ecology and Management 352: 109-123.
47. XVI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR (2013) 2013. Analise de mudancas no uso do solo urbano e rural com aplicacao de modelagem dinamica espacial. Foz do Iguazu, Paraná, Brazil., INPE.

48. Salas Estrada, J.B. 1993. Árboles de Nicaragua Managua, Nicaragua, Instituto Nicaragüense de Recursos Naturales y del Ambiente - IRENA. 390 p.
49. Sandoval, V.; Oyarzum, V. 2004. Modelamiento y prognosis espacial del cambio en el uso del suelo. Quebracho 11: 9-21.
50. Soares-Filho, B.; Coutinho Cerqueira, G.; Lopes Pennachin, C. 2002. Dinamica-a stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. Ecological modelling 154(3): 217-235.
51. Soares-Filho, B.; Rodrigues, H.; Costa, W. 2009. Modelamiento de dinámica ambiental con Dinamica EGO, Centro de Sensoriamento Remoto/Universidade Federal de Minas Gerais. Belo Horizonte, Brazil.
52. Stevens, W.; Stevens, W.; Ulloa, C.; Pool, A.; Montiel, O. 2001. Introducción de vegetación. Flora de Nicaragua. Jardín Botánico de Misurí: 1-23.
53. XVII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR 2015. Modelagem Dinâmica do uso e cobertura da terra do município de Sobradinho-RS. João Pessoa-PB, Brasil, INPE. 4239-4246 p.
54. Turner, M.; Gardner, R. 1991. Quantitative methods in landscape ecology, Springer Verlag New York, NY. 27 p.
55. UN-REDD. 2013. Readiness Preparation Proposal (R-PP) - Formal Version 7, UN-REDD. 261 p.
56. Vågen, T. 2013. Reporte de avances del levantamiento de línea de base en el paisaje centinela Nicaragua Honduras – Degradación de la tierra y la salud de los ecosistemas.
57. Veldkamp, A.; Lambin, E. 2001. Predicting land-use change. Agriculture, ecosystems & environment 85(1): 1-6.

ESTIMACIÓN DE BIOMASA AÉREA Y *STOCKS* DE CARBONO ALMACENADO EN BOSQUES CON ALOS PALSAR SOBRE UN GRADIENTE DE MODIFICACIÓN HUMANA DE PAISAJES EN NICARAGUA.

1. Abstract

The estimation of biomass and carbon stocks with high precision becomes a challenge in tropical regions due to the complex structure of their forests. The purpose of this study was to develop a predictive model for mapping estimated aboveground biomass and carbon stocks in forests in an area of 16 301km^2 in the central and northwestern region of Nicaragua. The study used data from satellite radar Alos Palsar for the years 2008 and 2009, using the L band and the HV polarization. In addition, field data for trees with a diameter at breast height $\geq$ 20 cm, collected in the National Forest Inventory developed by the National Forest Institute of Nicaragua. Aboveground biomass was estimated using the allometric equation of Brown. The relationship found between the radar backscatter coefficient and the estimated biomass in field plots was statistically significant (r^2= 0.83). The estimated biomass is in the range of 0 – 905.73 Mg ha^{-1} for broadleaf forest and 0 – 146.55 Mg ha^{-1} for coniferous forest. This research shows that Alos Palsar in similar conditions to the study area can estimate biomass with an acceptable level of certainty at low cost and with an appropriate level of accuracy in dense tropical broadleaf and coniferous forests.

Keyword: Biomass, carbon, AGB, Alos Palsar, L - band, remote sensing, tropical forest, REDD+, Nicaragua.

2. Resumen

Estimar la biomasa y los *stocks* de carbono con alta precisión se convierte en un desafío en regiones tropicales, debido a la compleja estructura de sus bosques. La finalidad del presente estudio fue desarrollar un modelo predictivo de biomasa para elaborar mapas de biomasa aérea estimada en bosques y *stocks* de carbono en un área de 16 301km^2 en la región central y nororiental de Nicaragua. El estudio utilizó datos obtenidos del satélite de radar Alos Palsar de los años 2008 y 2009, utilizando la banda L y la polarización HV. Además, se usaron datos para árboles con diámetro a la altura del pecho $\geq$ 20 cm, colectados en campo del Inventario Nacional Forestal elaborado por el Instituto Nacional Forestal de Nicaragua. La biomasa aérea se estimó usando la ecuación alométrica de Brown. Las relaciones encontradas entre el coeficiente de retrodispersión de radar y la biomasa aérea estimada en parcelas fueron estadísticamente significativas (r^2=0.83). La biomasa aérea estimada se encuentra en el rango de 0 – 905.73 Mg ha^{-1} para bosque latifoliado y 0 – 146.55 Mg ha^{-1} para bosque de coníferas. La presente investigación muestra que Alos Palsar en condiciones similares al área de estudio puede estimar biomasa con un nivel de incertidumbre aceptable a un bajo costo y con un adecuado nivel de precisión en bosques densos latifoliados y bosques de coníferas.

Palabras clave: Biomasa aérea, carbono, Alos Palsar, banda L, sensores remotos, bosques tropicales, Nicaragua.

3. Introducción

Conocer la distribución espacial y la cantidad de carbono almacenado en los bosques, se ha convertido en un requisito fundamental para gobiernos y organizaciones nacionales e internacionales encargadas de reducir las emisiones de la deforestación tropical y degradación de bosques (Lucas *et al.* 2010; Avitabile *et al.* 2011).

La biomasa de los bosques está directamente vinculada a los *stocks* de carbono almacenado, lo cual es crucial para el establecimiento de futuros escenarios de mitigación del cambio climático, tal y como lo demuestran estrategias como REDD+ (Latifi *et al.* 2015), además estimar la biomasa puede ayudar a evaluar el potencial bioenergético de algunos paisajes y apoyar en el monitoreo de la sostenibilidad de los recursos forestales (Frank *et al.* 2006).

Los inventarios forestales a nivel nacional son recursos de primera mano para la obtención de datos de biomasa (Mcroberts *et al.* 2015). Si bien es cierto, no existe una metodología única aceptada universalmente para evaluar la biomasa aérea de paisajes tropicales (Mitchard *et al.* 2009), los datos de sensores remotos pueden ser más consistentes y de alcance global (Mitchard *et al.* 2009; Saatchi *et al.* 2011b; Baccini *et al.* 2012).

Los sensores remotos proveen una oportunidad para mapear los cambios en la cobertura de bosque a escalas espaciales y temporales que no pueden ser abarcadas de otras formas (Cassells *et al.* 2009; Wang *et al.* 2013), siendo en la actualidad considerados de gran interés para aplicaciones que van desde el manejo de bosques hasta políticas ambientales y climáticas (Latifi *et al.* 2015).

Los sensores remotos ópticos como Landsat, Spot o Rapid Eye han sido utilizados ampliamente para estudiar la biomasa de bosques, pero tienen grandes limitantes en regiones con alta presencia de nubes (Mitchard *et al.* 2013; Michelakis *et al.* 2015; Sinha *et al.* 2015; Urbazaev *et al.* 2015). Con la finalidad de superar estas limitantes, recientes investigaciones han establecido que la polarimetría de sensores activos como radar representa una importante herramienta para obtener datos de los recursos naturales, sobre todo de los bosques a nivel global (Mitchard *et al.* 2013; Rios 2014).

Las imágenes captadas por sensores de radar pueden usarse para estudiar propiedades relacionadas con la estructura vertical del bosque, operando independientemente de las condiciones atmosféricas (Rios 2014). Por estas razones, muchos científicos sugieren que las imágenes radar son una herramienta ideal para la estimación de biomasa en bosques (Lobo Areu y Toda. 2005; Mitchard *et al.* 2011; Dabrowska-Zielinska *et al.* 2014; Rios 2014; Sinha *et al.* 2015).

El radar de apertura sintética o SAR es uno de los sensores de radar más prometedores para mapear la biomasa forestal global (Saatchi *et al.* 2011a; Hame *et al.* 2013; Mermoz *et al.* 2015). Este potencial se debe a que banda L, utilizada ampliamente para estimar biomasa, tiene capacidad de penetración a través del dosel interactuando con las ramas y tallos más grandes (Saatchi *et al.* 2011b; Cartus *et al.* 2012; Carreiras *et al.* 2013).

Diversos estudios han demostrado el potencial que posee Alos Palsar para estimar carbono en bosques compuestos de varios tipos de coberturas naturales y plantaciones a nivel global (Lucas *et al.* 2015). Se destaca también la posibilidad de mapear carbono a bajo costo en regiones tropicales para beneficiar a las comunidades (Thapa *et al.* 2015) en el manejo y la conservación de los bosques proveyendo una valiosa herramienta para implementar el mecanismo REDD+ (Michelakis *et al.* 2015).

Para el caso de Centroamérica, entre 1990 y 2015, basado en los reportes de evaluación de los recursos forestales de los países centroamericanos, hubo una disminución del 16.1 % en existencias de biomasa en bosques (Köhl *et al.* 2015). Aide *et al.* (2013) mencionan que Nicaragua y Guatemala son los países con mayores pérdidas de cobertura forestal en Centroamérica. La deforestación en Nicaragua se da particularmente en el área del Caribe, en zonas donde existen grandes remanentes de bosques. La protección de esta zona es de gran relevancia para el país y la región, con la finalidad de preservar los servicios que brinda el bosque, tal como la captura de carbono (Kulik 2015).

El inicio de la implementación del mecanismo REDD+ en Nicaragua puede ser una alternativa para reducir la tasa de deforestación que ronda las 70 000 ha anuales (INAFOR 2009), aspirando a un cambio en la base de la economía familiar, al pasar de la agricultura y ganadería a la actividad forestal sostenible y agroforestería (Mairena Arauz *et al.* 2012).

La presente investigación se enfoca en estimar carbono en las áreas de bosque latifoliado y de coníferas presentes a lo largo de un paisaje. Abarca tres regiones ecológicas que comprenden la totalidad de siete municipios en Nicaragua. Para este objetivo, se combinó información de radar Alos Palsar con estimaciones de biomasa aérea (basadas en datos de parcelas de campo del Inventario Nacional Forestal y ecuaciones alométricas) para desarrollar un modelo empírico que relacionara la señal de radar y la biomasa estimada. El carbono estimado a través del modelo se usó para generar un mapa de carbono del área de estudio.

4. Metodología

4.1. Descripción del área de estudio

El área de estudio (ver Figura 32) está localizada en Nicaragua, comprendiendo parte de tres de las cuatro regiones ecológicas descritas por Salas Estrada (1993): la región ecológica sector norcentral (región II), región ecológica sector central Bocay (región III) y región ecológica sector del Atlántico (región IV). Dentro de estas tres regiones, se ubican siete municipios: San Ramón, El Tuma-La Dalia, Rancho Grande, Waslala, Siuna, Rosita y Puerto Cabezas.

Solo se consideraron áreas de bosque para estimar biomasa por encima del suelo. El área de estudio comprende 16 301km^2 dentro de la cual se encuentran 2320.89 km^2 de bosque de coníferas, 6190.75 km^2 de bosque latifoliado y 7789.36 km^2 correspondientes a otras áreas como pastizales y tierras agrícolas, las cuales no se tomaron en cuenta por no considerarse bosque (MAGFOR 2010).

A continuación, se indican los municipios que abarca cada región ecológica analizada en la presente investigación:

Sector norcentral, región II: Considerada la más templada del país, con temperatura promedio anual menor a 24 ° C y con una altura entre 100 a 2107 msnm. El relieve es muy abrupto, existen también numerosas áreas planas y llanos internos. La vegetación de esta zona es contrastada por bosques de pinos que se desarrollan sobre terrenos ácidos y arenosos a partir de los 800 msnm. En esta región, se incluyen los municipios de San Ramón, El Tuma La Dalia, Rancho Grande y la parte occidental de Waslala.

Sector central Bocay, región III: Caracterizada por una zona de transición entre la vegetación de las regiones ecológicas I y II del Pacífico norcentral y la región ecológica IV del Atlántico. Con temperatura promedio anual entre 18°C y 25°C y alturas entre 40 y 2000 msnm. En esta región, se ubica gran parte de la Reserva de Biósfera de Bosawas. Las partes bajas de la región III son consideradas muy buenas para pastos; debido a que las precipitaciones son constantes durante nueve meses al año, prestándose para el mantenimiento de potreros. En esta región, se incluyen los municipios de Waslala (lado oriental) y Siuna (lado occidental).

Sector del Atlántico, región IV: Es una de las regiones más húmedas del país, el relieve es bastante plano con un regular número de promontorios y colinas debajo de los 200 msnm. Todos los bosques latifoliados son de tipo perennifolio, cuyos árboles más altos alcanzan o sobrepasan los 30 m de altura teniendo un denso follaje, en esta zona existen los bosques de pino del Caribe "*Pinus caribaea* var *Hondurensis*". En esta región, se encuentran los municipios de Rosita y Puerto Cabezas y el lado oriental de Siuna.

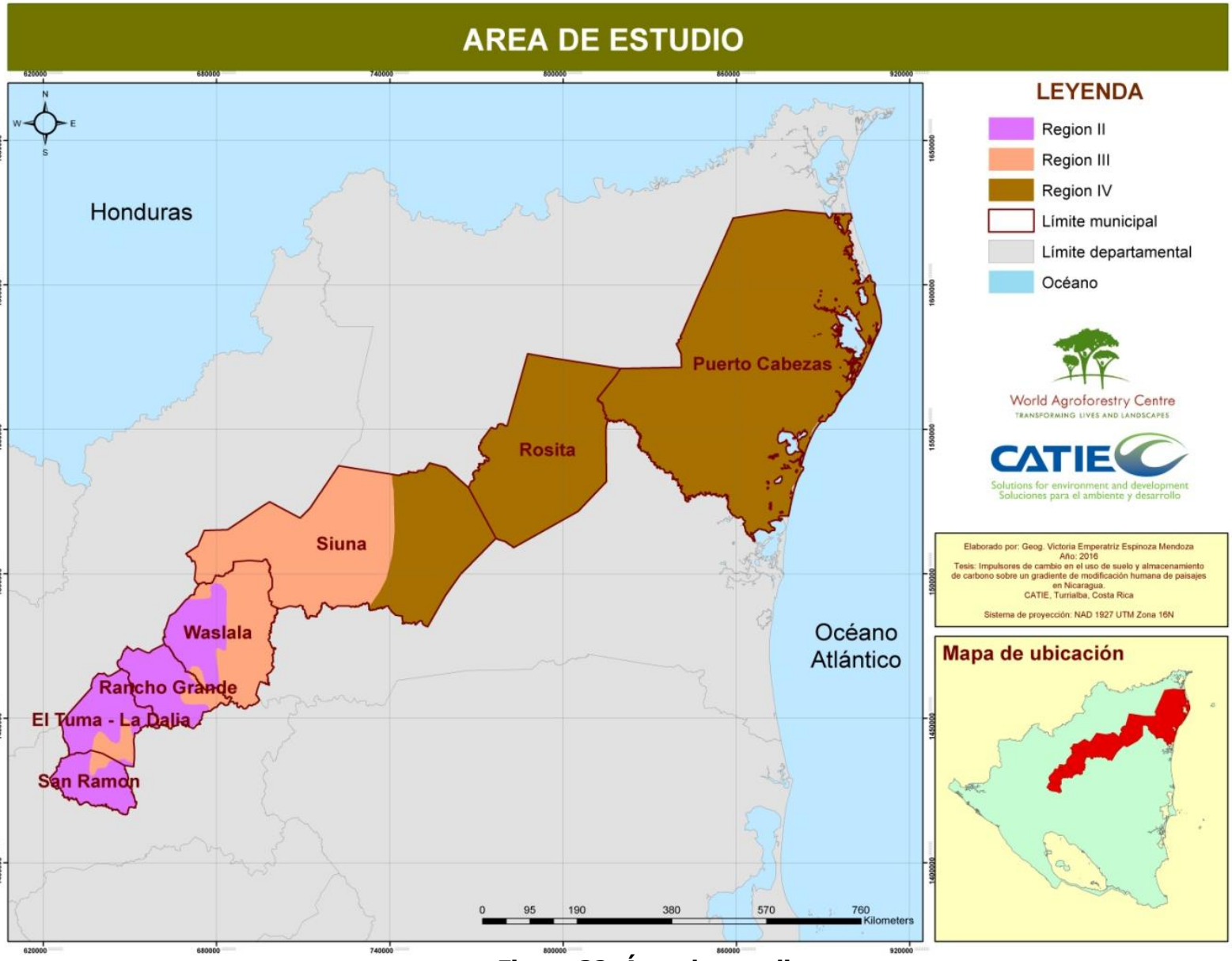


Figura 32: Área de estudio

4.2. Estimación de biomasa mediante ecuaciones alométricas

4.2.1. Datos del Inventario Nacional Forestal

El Inventario Nacional Forestal de Nicaragua fue elaborado entre los años 2007 - 2008. Contiene información acerca del estado de los diferentes tipos de bosques del país; indica sus principales atributos e indicadores biofísicos, así como información socioeconómica relevante al sector (INAFOR 2008).

El INF se realizó bajo un diseño de muestreo estadístico sistemático, toma como base el área continental del país e incluye la toma de datos en áreas de bosque y no bosque. Las unidades de muestreo se ubicaron cada 10 minutos de latitud y 10 minutos de longitud (aproximadamente cada 18 km). En total para todo el país, existen 371 unidades de muestreo de 500 x 500 m, donde se establecen dentro de cada una de ellas cuatro parcelas rectangulares de 250 x 20 m (ver Figura 33). Se contabiliza un total de 1488 parcelas permanentes de 0.5 ha (INAFOR 2009).

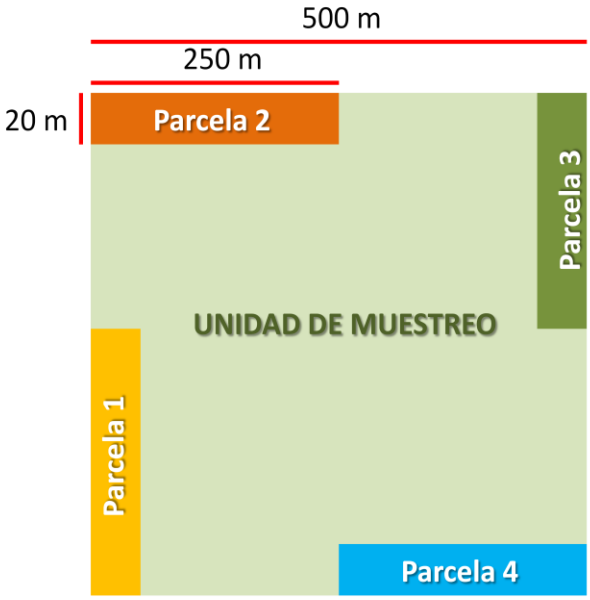


Figura 33: Diseño de las unidades de muestreo del Inventario Nacional Forestal

Para la presente investigación, se utilizaron 74 parcelas permanentes rectangulares de 250 m x 20 m; 34 de estas parcelas se encuentran en bosque de coníferas y 40 están en bosque latifoliado (ver Figura 34).

Con la finalidad de estimar la biomasa aérea, se procedió a seleccionar las áreas de bosque latifoliado y bosque de coníferas utilizando como insumo base el mapa de uso de

suelo del año 2010, elaborado por el MARENA-INAFOR. Se realizaron los siguientes procedimientos para refinar la base de datos utilizada para la presente investigación:

- Se excluyeron el bosque de manglar y bosque mixto (latifoliadas y coníferas) debido a que poseen poca o nula representatividad en el área de estudio y a la no existencia de parcelas del inventario ubicadas sobre estas áreas.
- Se excluyeron parcelas que contenían palmas de la especie *Elaeis guianensis* y mangles de la especie *Rhizophora mangle* por pertenecer a pantanos dominados por palmas y manglares de las especies indicadas.
- Se realizó una revisión de los formularios de campo del Inventario Nacional Forestal por parcela para contrastar con la información obtenida del mapa de uso de suelo 2010 el tipo de uso de suelo registrado para cada parcela. Se eliminaron las parcelas que compartían usos de suelo diferentes a bosque.
- Se contemplaron parcelas que contenían más de 80 individuos solo en bosque latifoliado (160 individuos/hectárea) por considerarse que las que poseían menor cantidad de individuos no representaban áreas de bosque de dosel cerrado.

Finalmente, las 74 parcelas utilizadas para estimar biomasa en la presente investigación se constituyeron de la siguiente forma: 34 parcelas dentro de bosque latifoliado (3723 individuos) y 40 parcelas dentro de bosque de coníferas (1092 individuos). La especie *Pinus caribaea var hondurensis* estuvo presente en el bosque de coníferas de la región IV. Para el caso de bosque latifoliado, las especies con mayor número de individuos fueron para la región II: *Bourreria huanita, Terminalia oblonga* y *Morisonia americana*, región III: *Muntingia calabura, Heliocarpus appendiculatus* y *Cecropia insignis* y para la región IV: *Symphonia globulifera, Calophyllum brasiliense* y *Byrsonima crassifolia.*

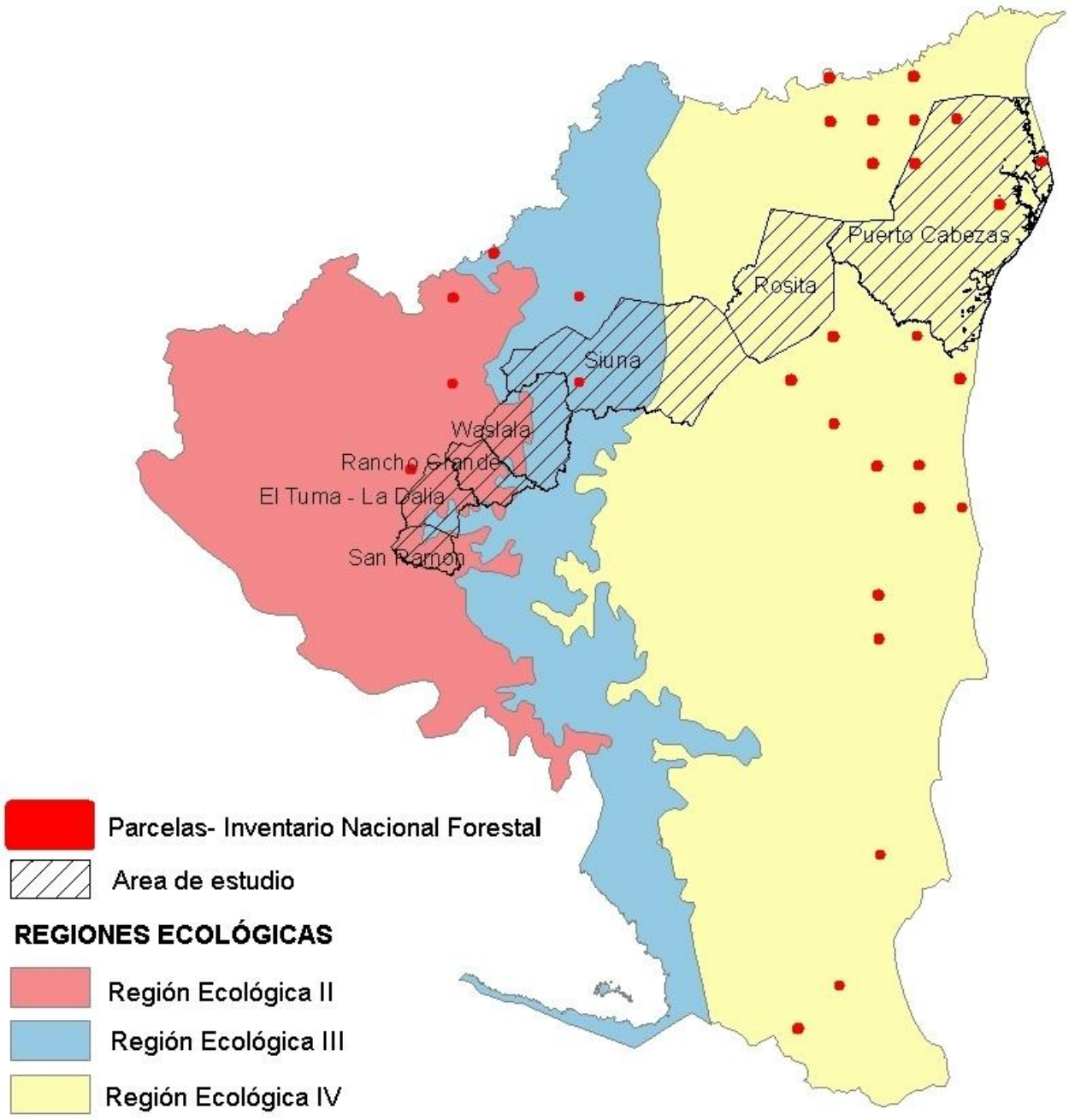


Figura 34. Ubicación de parcelas utilizadas en la investigación.

4.2.2. Ecuaciones alométricas

La estimación de la biomasa aérea se hizo para individuos con DAP≥ 20 cm. Se utilizaron ecuaciones alométricas para el género *Quercus* y la especie *Pinus caribaea* var *hondurensis* desarrolladas en ambientes similares, debido a que no existen ecuaciones alométricas de biomasa desarrolladas a nivel local (ver Cuadro 21). Se utilizaron también las ecuaciones genéricas de Chave *et al.* (2001) y Brown (1997) actualizadas por Pearson *et al.* (2005), las cuales fueron desarrolladas para bosques tropicales húmedos latifoliados (ver Cuadro 21).

Cuadro 21: Ecuaciones alométricas utilizadas en el presente estudio

Ecuación	Desarrollada por	Descripción
Biomasa= exp (-2.289+2.649) * ln (DAP) - 0.021*ln (DAP)^2	Brown (1997) y actualizada en Pearson *et al.* (2005)	Para bosque húmedo con precipitaciones en un rango de 1500 mm a 4000 mm. Se utilizó para estimar biomasa en áreas de bosque latifoliado.
Biomasa=exp(-2.19+2.54*ln(DAP))	Chave *et al.* (2001)	Sólo utiliza DAP, fue utilizada para estimar biomasa en áreas de bosque latifoliado.
Biomasa= 0.07035*(DAP)^(2.56)	Quilo Coronado (2008)	Fue utilizada para estimar biomasa para la especie *Pinus caribaea var hondurensis*.

4.3. Estimación de biomasa mediante imágenes de satélite

4.3.1. Alos Palsar

El estudio incluyó el análisis de 68 imágenes Alos Palsar en modo *Fine Beam Dual Polarización* (FBD) en ambas polarizaciones HH y HV. Las imágenes fueron descargadas del servidor *Alaska Satellite Facility* (https://vertex.daac.asf.alaska.edu/) en banda L, con una resolución espacial de 12.5 metros a doble polarización (HH+HV). Las imágenes tienen un ángulo de incidencia de 34.3° y un nivel de procesamiento RTC (*Radiometric Terrain Corrected*), es decir, las imágenes se encuentran orto rectificadas, corregidas al terreno y calibradas radiométricamente.

Se trabajó con imágenes de la temporada junio-setiembre del 2008 y agosto 2009. De esta manera, se logró la mayor sincronización posible con las fechas de ejecución del inventario nacional forestal. Las 68 imágenes descargadas fueron unidas mediante la

herramienta denominada *Mosaicking* del software ENVI 5.0, desarrollando un mosaico para cada polarización.

a. Modelos de predicción de la biomasa aérea estimada usando el coeficiente de retrodispersión de Alos Palsar.

El preprocesamiento de las imágenes Alos Palsar incluyó:

A. La transformación de los valores de pixel de los mosaicos HH y HV a unidades de retrodispersión en decibeles (dB) o valor sigma representado con signo negativo, utilizando las ecuaciones (1) y (2). El valor sigma fue correlacionado posteriormente con los datos de biomasa estimados. Estas transformaciones se realizaron para ambas polarizaciones, utilizando el *software* ENVI 5.0.

$$\delta^0_{hv}\ \text{dB} = 10 * \log_{10}(\delta^0_{hv}\ \text{unidades lineales}) \qquad \text{Ec. (1)}$$

$$\delta^0_{hh}\ \text{dB} = 10 * \log_{10}(\delta^0_{hh}\ \text{unidades lineales}) \qquad \text{Ec. (2)}$$

B. La reducción del *speckle*[1] (Maghsoudi *et al.* 2012; Joshi *et al.* 2016) aplicando diversos filtros adaptativos a cada polarización (HH y HV) por separado: Lee, Frost, Enhaced Lee, Enhanced Frost, Gamma, Kuan y Local Sigma con tamaños de pixel de 3*3 y 5*5. Estos filtros adaptativos fueron aplicados sobre las imágenes de radar con la finalidad de reducir el ruido o *speckle* sin afectar las características espaciales de los datos (Turkar *et al.* 2011; Dabrowska-Zielinska *et al.* 2014; Mermoz *et al.* 2014). Se utilizaron además combinaciones de las polarizaciones HH y HV tales como: el ratio HH/HV, √HH*HV, HH-HV y HH+HV/2, se obtuvieron 25 mosaicos con diferentes valores.

Posterior al preprocesamiento, se definió cuál de los 25 mosaicos tenía la mejor correlación con la biomasa estimada en parcelas de campo. Para realizar esta correspondencia, se utilizó el siguiente procedimiento:

A. En los 25 mosaicos, se aplicó una estadística zonal (utilizando el *software* ArcGis 10.1), superponiendo los polígonos que representan las parcelas del inventario sobre las imágenes de radar. La finalidad fue extraer los valores de retrodispersión de cada parcela. Las estadísticas zonales incluyeron para cada parcela: valor de pixel mínimo, valor de pixel máximo, valor del promedio de los pixeles y valor de la suma de los pixeles. De esta manera, se definió que el valor promedio del coeficiente de retrodispersión de todos los pixeles contenidos dentro de una parcela del inventario fue el más representativo, por lo cual se utilizaron estos valores para ser correlacionados con la estimación de biomasa y área basal por parcela.

[1] Ruido de aspecto granulado presente en todas las imágenes SAR, la no reducción de este puede incrementar la incertidumbre de los resultados estimando biomasa con muy poca precisión.

B. Se definió que de los 25 mosaicos el que obtuviera la mejor correlación de Pearson con la biomasa estimada en parcelas de campo sería utilizado para el desarrollo del modelo.

Finalmente, los valores de retrodispersión del mosaico de radar seleccionado se correlacionaron con la biomasa estimada en parcelas de campo considerando diferentes categorías diamétricas >10 cm, 20 cm, 30 cm, 40 cm, 50 cm, 60 cm y 70 cm de DAP, con la finalidad de determinar que grupos diamétricos tenían una mejor correlación con el valor de retrodispersión y comprobar si el tamaño del DAP influye en la correlación.

4.4. Desarrollo de modelos

La modelación se realizó utilizando modelos lineales generales y mixtos (MLGM). Los MLGM permiten modelar la respuesta de una variable de estudio – en este caso la biomasa estimada - en función de factores o covariables cuyos efectos pueden considerarse fijos o aleatorios (Gómez *et al.* 2012).

Se consideraron como efectos fijos a la variable radar y tipo de bosques (coníferas y latifoliado), mientras que como efectos aleatorios se incluyeron la región ecológica y la unidad de muestreo.

Se asumió que las parcelas ubicadas dentro de una misma unidad de muestreo tenían falta de independencia, es decir, un efecto de proximidad en el espacio que presenta alta correlación espacial, debido a que en una misma unidad de muestreo se tomaron distintas mediciones de la variable de interés (biomasa). Para tomar en cuenta esa falta de independencia, se incorporó en el modelo la variable de coordenadas geográficas de las parcelas.

Para determinar el nivel del ajuste del modelo, se consideraron los criterios de Akaike (AIC) y Bayessiano (BIC); eligiendo los estadísticos que obtuvieron menor valor para ambos. Se utilizó el *software* estadístico Infostat (Di Rienzo *et al.* 2011) para el procesamiento de los datos y la generación de las ecuaciones que serán aplicadas a la imagen de radar para estimar la biomasa en bosque latifoliado y bosque de coníferas. Las ecuaciones se generaron a partir de los parámetros de efectos fijos del modelo.

4.5. Generación del mapa de carbono

Se aplicó un remuestreo al mosaico, es decir, un cambio en el tamaño de pixeles o celdas de la imagen, con la finalidad de obtener una buena correspondencia entre los valores de biomasa estimados en campo convertidos a 1 ha con los valores de retrodispersión obtenidos de las imágenes de radar Alos Palsar. La resolución espacial inicial del mosaico fue de 12.5*12.5m, valor que fue remuestreado a un tamaño de pixel de 100*100m para lograr la correspondencia con los datos de campo de 1 ha.

Las dos ecuaciones desarrolladas en el modelo para estimar biomasa una para el bosque de coníferas y una para el bosque latifoliado, se aplicaron sobre el mosaico remuestreado utilizando la herramienta "Raster Calculator" del *software* Arc Gis 10.1. De

esta manera, se generó un ráster en donde cada pixel tenga el valor de la biomasa predicha por radar. Luego de la generación del ráster, se multiplicó el valor de cada pixel que contenía los datos de biomasa por el factor de conversión oficial de carbono para el país de Nicaragua; el cual es de 0.47 (IPCC 2006; Argoty *et al.* 2012), generando de esta forma el mapa de carbono.

5. Resultados

5.1. Biomasa estimada con datos del inventario nacional forestal.

Como resultados de la estimación de biomasa mediante las ecuaciones alométricas descritas en el Cuadro 21, se obtuvieron los rangos indicados en el Cuadro 22.

Cuadro 22: Biomasa promedio estimada para bosques latifoliados y de coníferas mediante ecuaciones alométricas.

Tipo de Bosque	Brown(Mg ha^{-1})	Chave(Mg ha^{-1})	Quilo Maldonado (Mg ha^{-1})
Bosque Latifoliado	202.31 (62.50-342.12)	204.57 (64.05-345.08)	-
Bosque de Coníferas	-	-	57.17 (0.68-113.66)

Para seleccionar una de las dos ecuaciones de biomasa para bosque latifoliado, se realizó un análisis de correlación de Pearson. Los resultados mostraron que la biomasa estimada con la ecuación de Brown obtuvo una correlación de 0.74 ($p<0.0001$), mientras que la correlación basada en la ecuación de Chave fue 0.75 ($p<0.0001$). Se determinó que la ecuación de Brown (1997) actualizada en Pearson *et al.* (2005) es la más adecuada para el estudio, debido que fue desarrollada con muestras de diferentes países del trópico, mientras que la ecuación de Chave *et al.* (2001) fue desarrollada con muestras de bosques de la Guyana Francesa. Por lo cual será la ecuación de Brown (1997) actualizada en Pearson *et al.* (2005) la que se utilice para estimar biomasa en bosque latifoliado en la presente investigación.

5.2. Determinación del mosaico a ser utilizado para la modelación.

Como resultado de la correlación entre los 25 mosaicos (a los cuales se les aplicó los filtros adaptativos) y los datos de biomasa estimada mediante la ecuación alométrica de Brown (1997) actualizada en Pearson *et al.* (2005), se obtuvo que el filtro adaptativo Lee con un tamaño de ventana de 5*5 aplicado a la polarización HV logró la mejor correlación de Pearson con $r= 0.74$ (<0.0001) para $n=74$ (los resultados de todos los filtros se pueden encontrar en el Anexo VI).

5.3. Relación del coeficiente de retrodispersión con árboles en diferentes clases diamétricas.

Se correlacionó los valores de retrodispersión con la biomasa estimada por grupos diamétricos. Se obtuvo que las mayores correlaciones las obtienen los grupos de individuos con DAP > 10 cm y 20 cm (ver Cuadro 23). Es decir, que la correlación será mayor si se toman todos los individuos medidos en el inventario (a partir de 10 cm o 20 cm) y se correlacionan con la señal de radar. Se encontró que, al eliminar grupos de individuos con diámetros menores a 40 cm, la correlación disminuyó notablemente.

Cuadro 23: Correlaciones entre DAP y señal de radar

DAP	Correlación de Pearson	Número de parcelas
Mayor a 10cm	0.74(p<0.0001)	74
Mayor a 20cm	0.73(p<0.0001)	72
Mayor a 30cm	0.67(p<0.0001)	65
Mayor a 40cm	0.57(p<0.0001)	53
Mayor a 50cm	0.50(p<0.0001)	46
Mayor a 60cm	0.34(p<0.1100)	34
Mayor a 70cm	0.13(p<0.5351)	26

5.4. Modelos de estimación de biomasa.

Mediante el desarrollo de modelos lineales generales y mixtos, se obtuvo el mejor modelo con un AIC= 690.11; BIC=712.45 y con un ajuste de r^2=0.83

A partir de los parámetros de efectos fijos del modelo (ver Cuadro 24), se desarrollaron dos ecuaciones para estimar biomasa para bosque de coníferas y bosque latifoliado indicadas en (1) y (2):

(1) Bosque de coníferas: 194.97+ (14.84*Radar) + (0.28*Radar^2)

(2) Bosque latifoliado: (194.97+724.74) + (14.84+51.74*Radar) + (0.28*Radar^2)

Cuadro 24: Parámetros de efectos fijos del modelo de biomasa

Efectos fijos	Valor	p-value
(Intercept)	194.97	0.0005
Tipo Bosque Latifoliado	724.74	<0.0001
Radar	14.84	0.0033
Radar	0.28	0.0127
Tipo Bosque Latifoliado:Radar	51.74	0.0001

5.5. Patrones de distribución de la biomasa aérea y el carbono

Las estimaciones de biomasa por encima del suelo mediante imágenes de radar Alos Palsar resultaron en el rango de 0 – 146.55 Mg ha^{-1} para bosque de coníferas y 0 - 905.73 Mg ha^{-1} para bosque latifoliado. Luego de aplicar el factor de conversión de carbono de 0.47 las estimaciones de carbono resultaron en el rango de 0 – 425.70 Mg ha^{-1} para bosque latifoliado y 0 – 68.88 Mg ha^{-1} para bosque de coníferas.

Los patrones de distribución de la biomasa se muestran en las figuras 35, 36 y 37 en donde el eje X indica la cantidad de biomasa para bosque latifoliado predicha por radar en megagramos por hectárea y el eje Y indica la cantidad de pixeles que contienen la biomasa predicha por radar. Los patrones mostrados indican que existe una distribución de biomasa poco simétrica en los municipios de San Ramón, El Tuma La Dalia, Rancho Grande y Waslala; mientras que la distribución de la biomasa se presenta de forma simétrica en los municipios de Siuna, Rosita y Puerto Cabezas. El resultado podría explicarse debido a que la concentración de biomasa se da de una forma más desigual a lo largo de toda la superficie en los cuatro municipios como San Ramón, El Tuma La Dalia, Rancho Grande y Waslala, en comparación con Siuna, Rosita y Puerto Cabezas quienes concentran su biomasa en zonas específicas.

Se observó que la mayor concentración de biomasa se dio en los municipios de Rosita y Puerto Cabezas por ser los que mayor cobertura de bosque poseen. Por otro lado, dentro de la Reserva Natural Cerro Bana Cruz, ubicada en el lado noreste de Siuna, se observó una concentración mayor de biomasa en comparación con los alrededores del municipio. Los tres municipios se ubican dentro de la región IV o región del Atlántico pertenecientes a la RAACN. En la región IV, predomina el bosque de coníferas hacia el lado este de Puerto Cabezas; mientras que el municipio de Rosita posee mayor superficie de bosque latifoliado.

Para la región III o sector central Bocay, se observó que en el municipio de Siuna (lado occidental del municipio) se concentró una mayor proporción de biomasa en las zonas ubicadas dentro del Parque Nacional Cerro Saslaya y alrededores. El bosque que predomina en esta región es el bosque latifoliado.

Finalmente, en la región II, en donde la presencia de bosque latifoliado es mucho menor debido a la presencia en su mayoría de paisajes agroforestales (los cuales no se incluyen dentro de nuestro estudio). Se observó que la biomasa estuvo concentrada en zonas cercanas a áreas naturales protegidas como la Reserva Natural Cerro Kuskawas en el municipio de Rancho Grande, Reserva Natural Cerro Guabule en el municipio de San Ramón y en menor proporción en la Reserva Natural Macizos de Peñas Blancas.

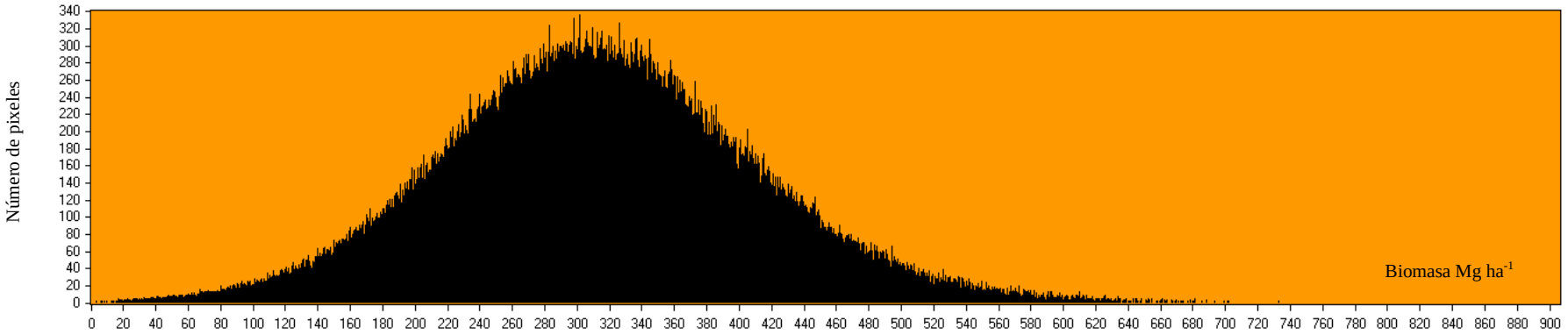


Figura 35: Patrones de distribución de la biomasa aérea por pixeles para bosque latifoliado.

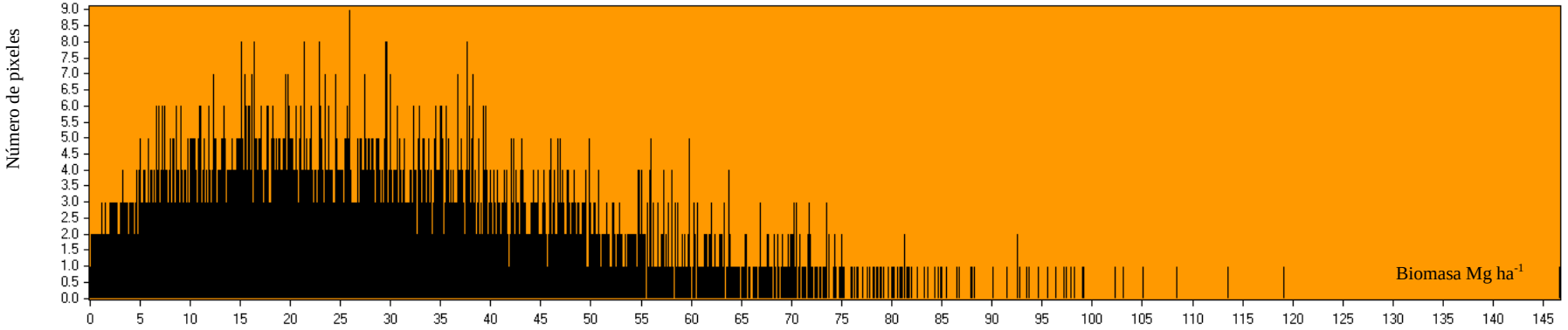
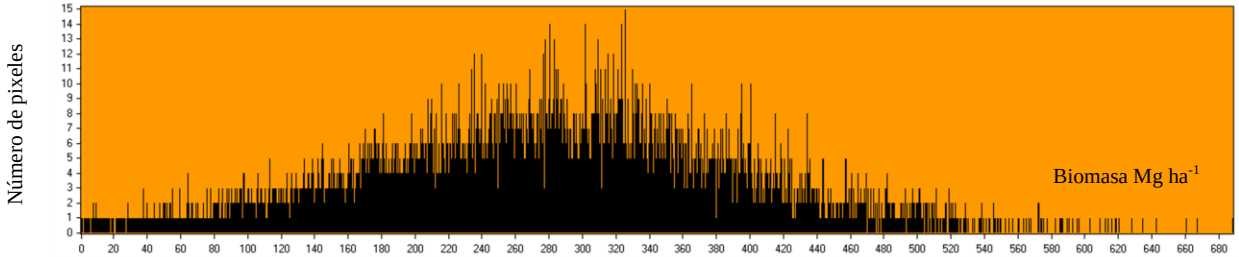
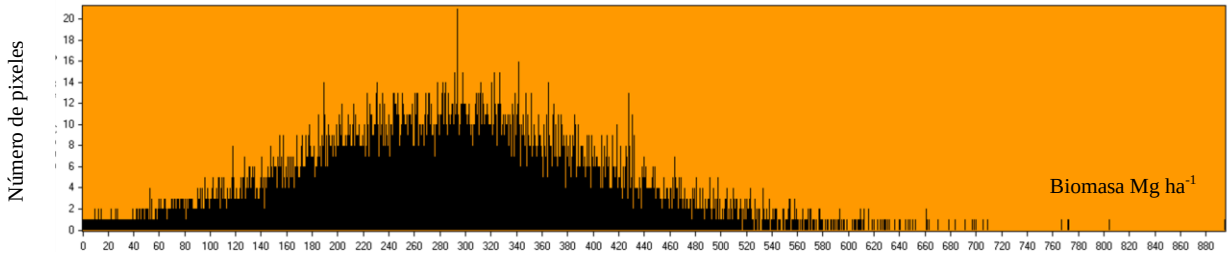


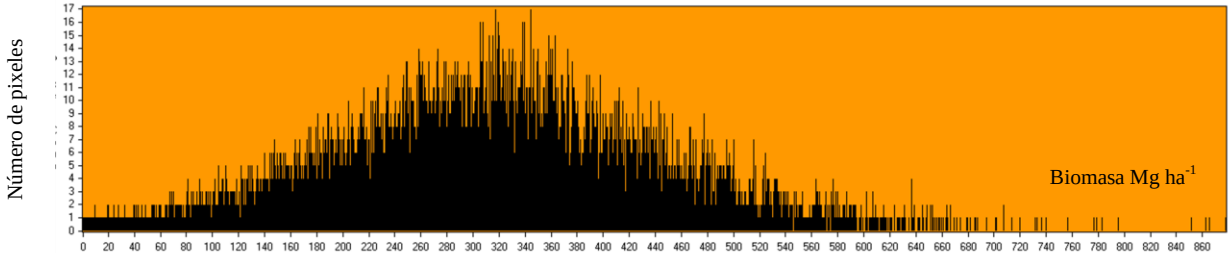
Figura 36: Patrones de distribución de la biomasa aérea por pixeles para bosque de coníferas.



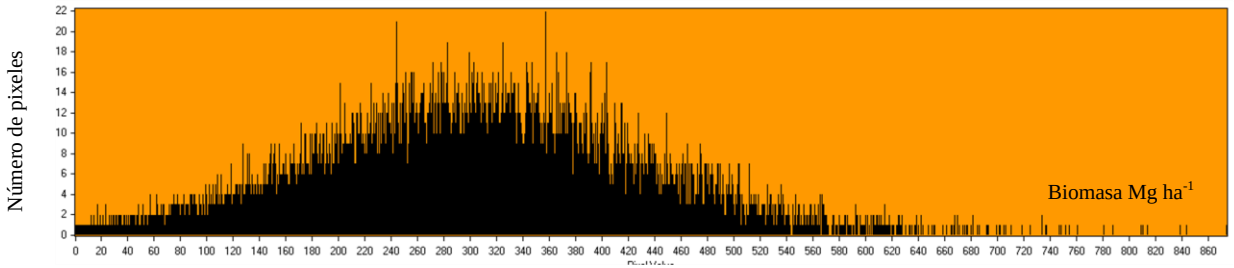
San Ramón



El Tuma – La Dalia



Rancho Grande



Waslala

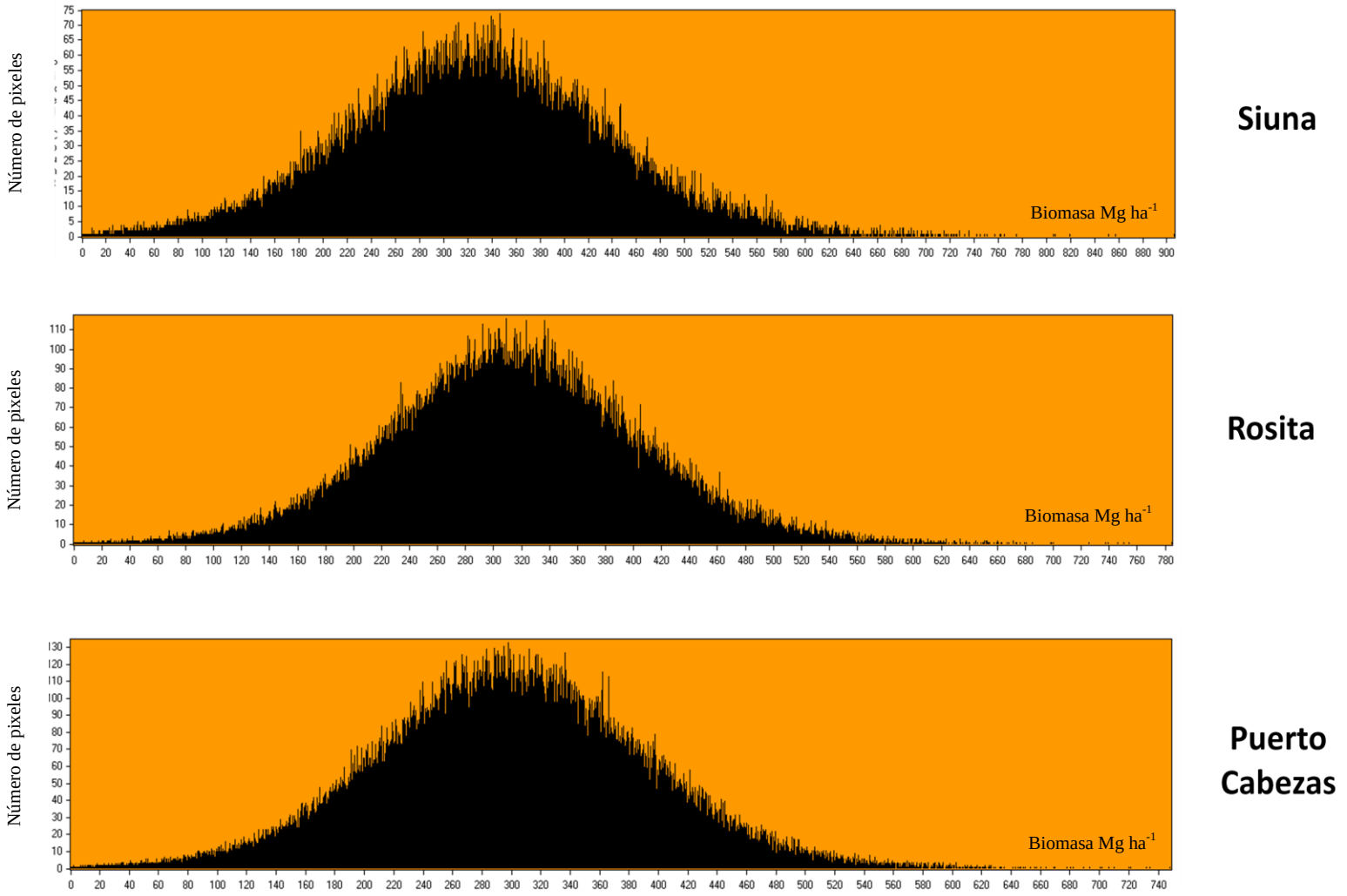


Figura 37: Patrones de distribución de biomasa en bosque latifoliado para los siete municipios ubicados en el área de estudio.

BIOMASA ESTIMADA PARA EL AREA DE ESTUDIO

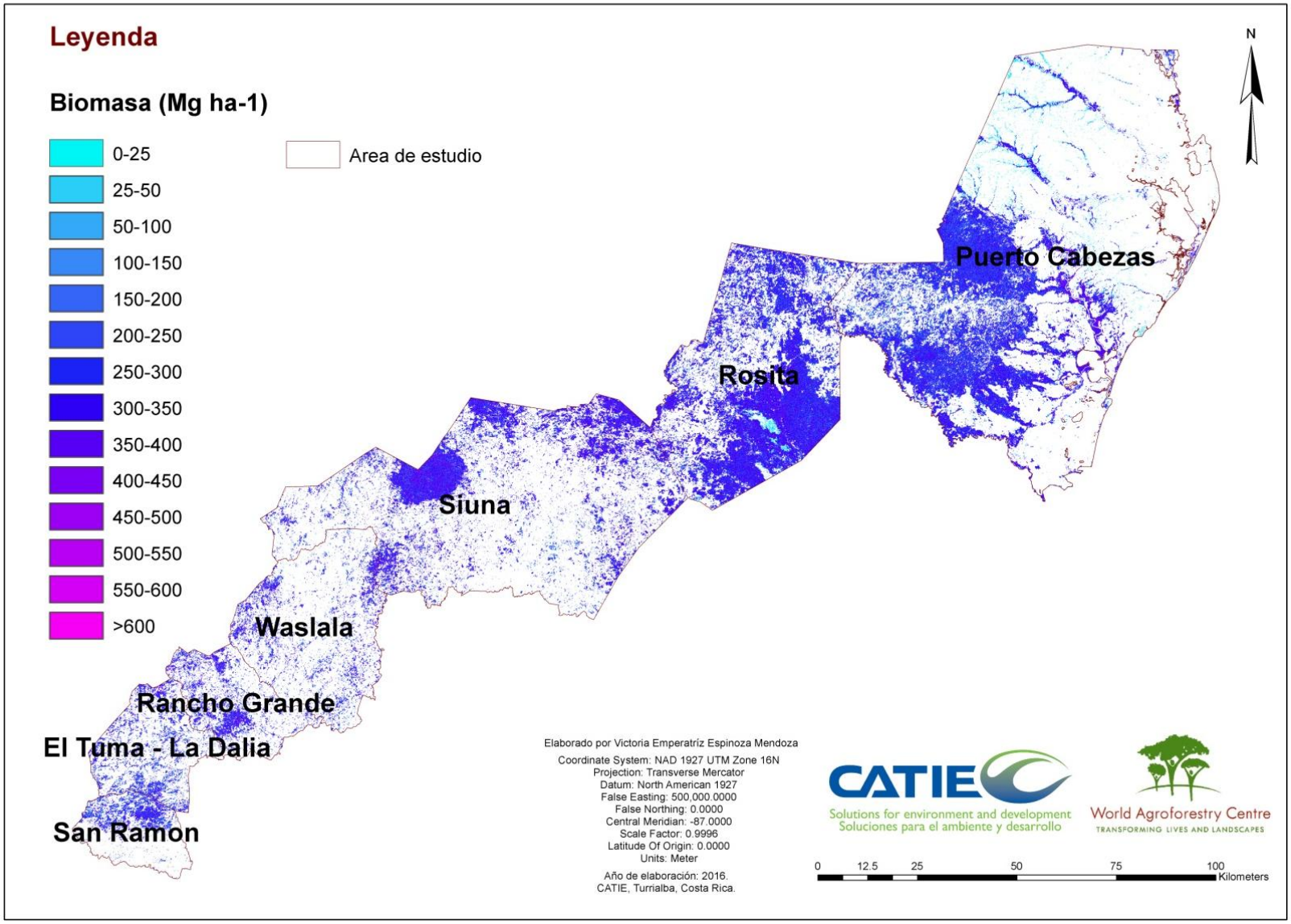


Figura 38: Carbono estimado en biomasa aérea en la zona de estudio.

6. Discusión

El presente artículo examinó el uso de Alos Palsar para estimar biomasa aérea en los bosques latifoliados y bosques de coníferas de la región central y nororiental de Nicaragua. Se desarrolló un modelo predictivo de biomasa que integra el valor del coeficiente de retrodispersión de la señal de radar expresado a través de un valor sigma negativo y la biomasa aérea estimada mediante ecuaciones alométricas expresada en megagramos por hectárea. Se consideró que las imágenes de radar como Alos-Palsar pueden ser utilizadas exitosamente en un área de bosque complejo como lo es la zona de estudio, demostrando claramente su potencial para predecir y mapear biomasa y carbono.

6.1. Componentes de las imágenes de radar y biomasa aérea

Se ha demostrado que existe una mejor relación entre la biomasa aérea y la señal de Alos Palsar en la polarización HV, debido a que HV es influenciada en menor medida por la humedad de la vegetación y el suelo (Van Zyl 1993; Collins *et al.* 2009; Mitchard *et al.* 2009; Sandberg *et al.* 2011). En el presente estudio, la polarización HV demostró superioridad sobre la polarización HH; teniendo un mayor potencial para predecir biomasa, tal como en los estudios de (Mitchard *et al.* 2009; Hamdan *et al.* 2011; Michelakis *et al.* 2015; Behera *et al.* 2016).

Contrariamente a lo que considera Mermoz *et al.* (2015), en el presente estudio, no existió una disminución del coeficiente de retrodispersión a medida que aumenta la biomasa; sino que el valor de la señal de radar tuvo una tendencia a incrementar con el aumento de la biomasa aérea para ambas polarizaciones, tal como sucede en estudios como los de Peregon y Yamagata (2013) realizados en bosques mixtos boreales en Siberia; y Hamdan *et al.* (2014) llevado a cabo en bosques de dipterocarpáceas en la península de Malasia.

6.2. Estructura del bosque y retrodispersión de radar.

Investigaciones realizadas por Saatchi *et al.* (2011a) sugieren que la variabilidad de la estructura del bosque y la biomasa a tamaños de pixel entre 10 m y 20 m es muy grande siendo influenciada por perturbaciones pequeñas del bosque que pueden cambiar debido al viento, caída de árboles y mortalidad.

Resoluciones espaciales mayores a 0.25 ha con pixeles de 50*50 m son más eficaces debido a que la estructura del bosque comienza a ser más estable y menos impactada por pequeñas perturbaciones. Por lo cual la precisión de la estimación dependerá en gran medida de mejorar la escala espacial.

De igual manera, se considera que la densidad de los bosques puede controlar la capacidad de penetración de la señal del radar dentro del dosel y, por lo tanto, influenciar en la magnitud de la dispersión de las ramas y troncos.

Si se relacionan estas características del bosque de coníferas con el comportamiento del radar, se tiene que un bosque de coníferas estructuralmente será menos complejo que un bosque latifoliado para la señal.

Diversos estudios estiman exitosamente biomasa en bosques de coníferas y sabanas de pino en los trópicos usando Alos Palsar justificando que el sensor no puede ser usado en bosques tropicales densos o en bosques mayores a 100 Mg ha^{-1} (Mitchard *et al.* 2011; Woodhouse *et al.* 2012; Mermoz *et al.* 2014) por las complejas estructuras que poseen. Esto se contradice en el presente estudio, debido a que sí se encontró una correspondencia entre la señal de radar y la biomasa estimada por ecuaciones alométricas, tanto para bosque latifoliado y bosque de coníferas. Aunque se debe recalcar que para bosque latifoliado se consideran parcelas que presentaban un número de individuos mayor a 160ind/ha, debido a que al correlacionar los datos de la señal de radar con biomasa estimada se observó un aumento de la correlación de los datos.

En algunas superficies no uniformes, la señal del radar causa una retrodispersión difusa. Por lo cual en bosques más densos con doseles más cerrados, la retrodispersión sería más constante; mientras que en un bosque abierto podrían existir varios tipos de retrodispersión provenientes de diferentes componentes (Beaulieu *et al.* 1994).

Lobo Areu y Toda. (2005) mencionan que la penetración de la radiación aumenta con la longitud de onda, por lo que si se hace referencia a la banda L (15 a 30cm) la señal del radar puede penetrar a través del dosel y recibir la retrodispersión del tronco y de la parte baja del dosel (Viergever *et al.* 2007), haciendo interesante el estudio de las propiedades relacionadas con la estructura vertical.

Se toma en cuenta otras consideraciones respecto a los bosques de coníferas. Estos incluyeron en el presente estudio la especie *Pinus caribaea* var *Hondurensis*. Lumbí y Musalem (2014) indican que los pinos en la costa atlántica de Nicaragua se encuentran en pequeños rodales separados por amplias zonas de pastos, mientras que las sabanas costeras de pino caribe se ubican en tierras planas y bajas. Existen también bosques de pinos como rodales abiertos separados por prados y con remanentes de bosque latifoliado.

Para el caso de los bosques de coníferas, se consideraron todas las parcelas del inventario; las cuales tuvieron un rango entre 2 a 210 individuos ha^{-1}. Aquí no hubo ninguna mejora de la correlación al eliminar parcelas con menos de 160 individuos ha^{-1}, por el contrario, al eliminarlas la correlación empeoró, por lo que la variación estructural no estaría influyendo la señal de radar para este tipo de bosque.

Las áreas donde se ubican estos bosques son más abiertas teniendo una baja cobertura de dosel con muchos vacíos en el terreno. Sin embargo, a pesar de la baja densidad de árboles, la correlación de Pearson entre la señal de radar y biomasa estimada fue mayor en comparación con el bosque latifoliado; por lo que se podría incluir otro punto a discutir: el de la heterogeneidad u homogeneidad del bosque y su influencia en la señal del radar.

La heterogeneidad u homogeneidad del bosque explicaría por qué la densidad del bosque influye en el radar para un bosque y no para el otro. El bosque de coníferas presenta solo la especie *Pinus caribaea* var *hondurensis*, siendo un bosque homogéneo.

Michelakis *et al.* (2015) concluyen que la combinación de la densidad con la homogeneidad de algunos tipos de bosques posee una gran influencia sobre la señal en la banda L de radar.

El análisis que realizan Michelakis *et al.* (2015) en las sabanas de pino de Belice con las especies *Pinus caribaea y Quercus oleoides* resalta la importancia de la variación estructural de este tipo de bosque y cómo esta influye en la señal del radar. Señalan que las débiles relaciones entre el coeficiente de retrodispersión y la biomasa pueden ser debido a que algunas de las parcelas con mayor biomasa poseen estructuras contrastantes y grandes variaciones en el número de árboles, debido a las diversas actividades de manejo o condiciones de crecimiento a las que fueron sometidas.

Lo descrito por Michelakis *et al.* (2015) se cumple en este estudio, pero solo para el bosque latifoliado. Se observan parcelas que compartían diferentes usos de suelo o áreas de bosque natural con pequeñas áreas de plantaciones o cafetales, que causaban un gran ruido en la correlación; resultando que al descartarlas la correlación mejoró significativamente.

Otro factor que puede ser clave en este análisis es la topografía, se encuentran los bosques de pino en zonas más planas o ligeramente onduladas en comparación con los bosques latifoliados; los cuales se ubican en áreas con variaciones topográficas que pueden ir desde zonas ligeramente onduladas hasta zonas escarpadas con fuerte pendiente. La señal de radar será impactada por estas variaciones topográficas, debido a que condicionan el ángulo de incidencia local, el cual es influido por la pendiente del terreno. Una superficie lisa reflejará toda su energía hacia afuera, mientras que en una superficie rugosa la energía se dispersará en todas las direcciones.

Así se tendrían tres factores que estarían influyendo de diferente manera en ambos tipos de bosque para que exista una buena correlación entre la señal de radar y la biomasa aérea: densidad de árboles, heterogeneidad u homogeneidad del bosque y topografía.

6.3. Clases diamétricas y su relación con la señal de radar.

Se comprobó que los diversos tamaños de DAP influencian la señal de radar. Considerando en el análisis, con individuos para ambos tipos de bosques con DAP > 10cm, 20 cm o 30 cm se obtuvo las mejores correlaciones. Si solo se consideran individuos > 40 cm la correlación decrece notoriamente y si se llega a considerar solo árboles con DAP mayores a 70 cm no existe correlación.

Si se asume que hay cuatro estructuras de bosques como en la Figura 39, se tendría: (a) Muy buena correlación: Un bosque con DAP mayores a 10 o 20 cm y alturas variadas, la señal de radar penetra el dosel superior disminuyendo su capacidad de penetración a medida que las hojas y ramas dificultan el pase de la señal, siendo por lo tanto influenciada por la densidad. (b) Regular correlación: Un bosque con DAP mayores a 30cm. (c) Baja correlación: Bosque con DAP mayores a 40 cm. (d) No existe correlación: Bosque con DAP mayores a 70 cm en el cual no se contabilizan las especies que poseen

menor DAP, dando como resultado la no existencia de correlación, debido muy probablemente a que la señal no está influenciada directamente por las copas de árboles más altos, por lo que al eliminar información de diámetros menores a 70 cm de especies del dosel medio o inferior la señal no correlacionará de ninguna manera.

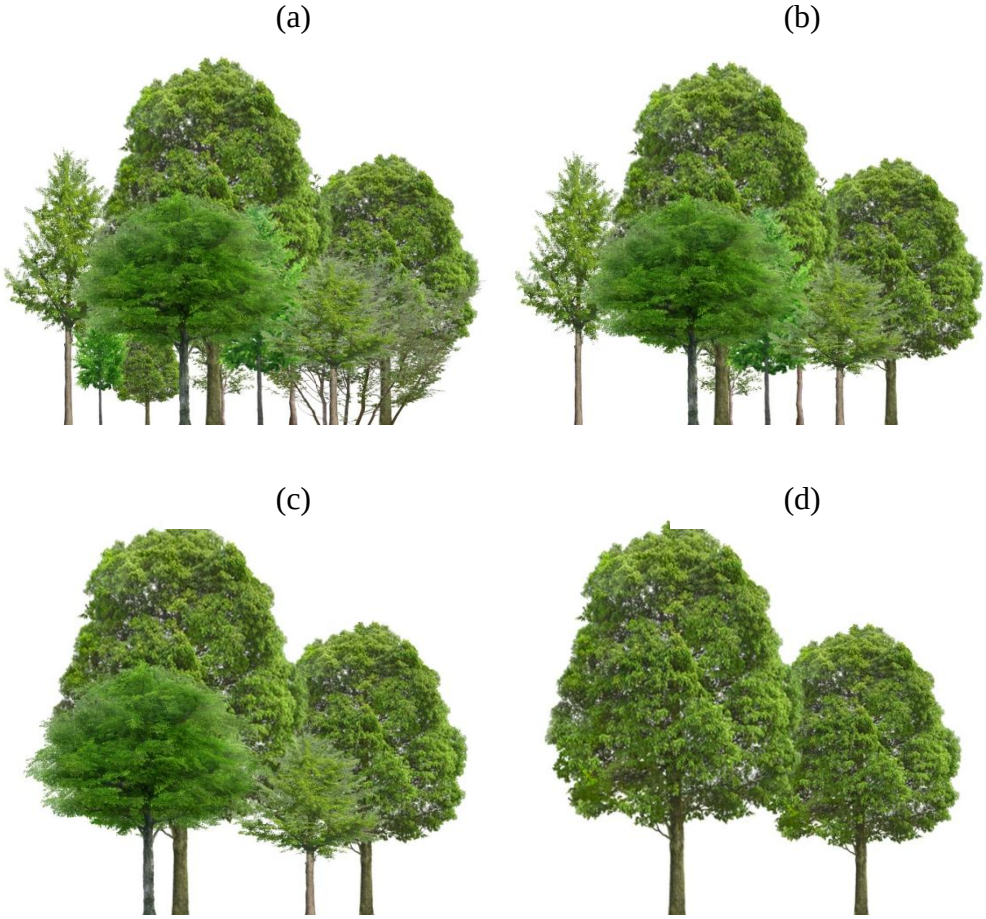


Figura 39: Estructura del bosque

6.4. Datos de campo, ecuaciones alométricas y su relación con la señal de radar.

Lu (2006) indica que la biomasa área es calculada utilizando ecuaciones alométricas, pudiendo generar alta incertidumbre debido a la inconsistencia de los datos colectados en campo. Teniendo en cuenta, la depuración que se realizó en el presente estudio a los datos del Inventario Nacional Forestal para lograr una alta correlación, se destaca la importancia de escoger una metodología de muestreo de campo adecuada para fines de estimación de biomasa mediante la aplicación de sensores remotos. Esta metodología debería tomar en cuenta la precisión geométrica de las parcelas en campo para ser relacionadas con los datos de los sensores a nivel de pixel. Estudios como los de Hamdan *et al.* (2014) demuestran que diversos factores como ecuaciones alométricas,

diámetros de los árboles, remuestreo de pixel y polarimetría SAR pueden influir en la correlación de los datos.

6.5. Áreas naturales protegidas, deforestación y almacenamiento de carbono.

En las tres regiones, se observó que parte de las mayores concentraciones de biomasa se encuentran en áreas cercanas o dentro de áreas naturales protegidas. El caso del Parque Nacional Cerro Saslaya es el que más destaca observándose una alta concentración de biomasa dentro de sus límites, le siguen la Reserva Natural Cerro Kuskawas, Reserva Natural Cerro Guabule, Reserva Natural Cerro Bana Cruz y en menor proporción Macizo de Peñas Blancas y Reserva de Recursos Genéticos Yucul (ver Figura 40). Caso aparte se menciona la zona de amortiguamiento de la Reserva de Biósfera de Bosawas, en donde se observa muy poca concentración de biomasa. El método propuesto de estimación de biomasa en el presente trabajo es válido solo para áreas de bosque, por lo que las áreas presentes en esta zona que en su mayoría se componen de paisajes agroforestales no están siendo consideradas.

Si se relacionan estos datos con los obtenidos en el primer artículo del presente trabajo de investigación (ver Figuras 22 y 23), se observa que las proyecciones realizadas para el 2030 tanto para el Cerro Saslaya como Guabule indican la reducción de la cobertura forestal, lo cual traería como consecuencia una disminución en las reservas de carbono.

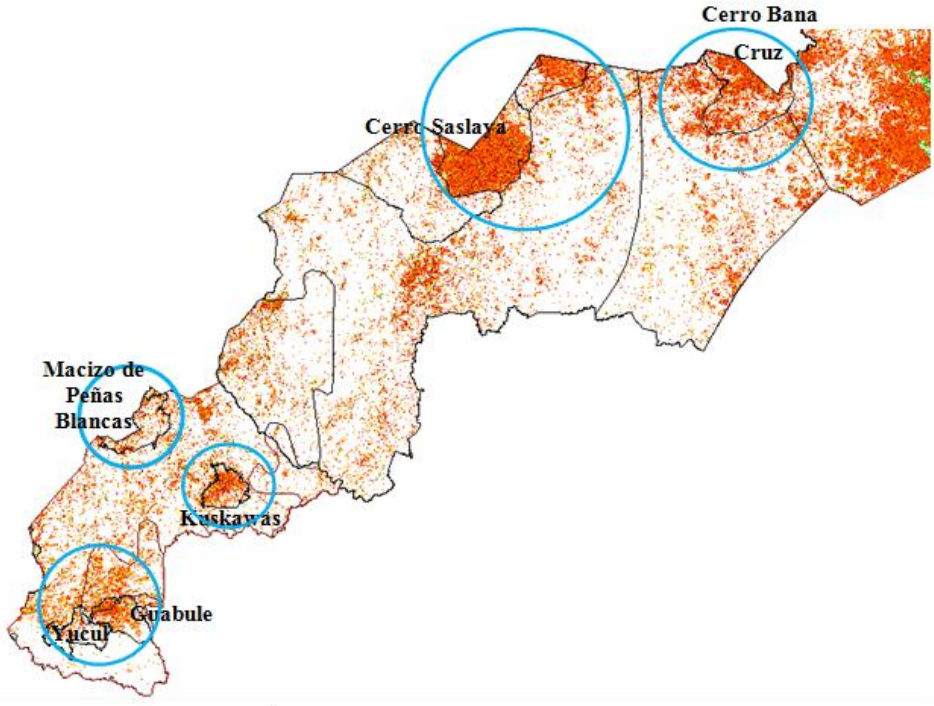


Figura 40: Áreas Naturales Protegidas y biomasa estimada

6.6. Implicaciones para REDD+ y programas de pago por servicios ambientales.

El informe Burck *et al.* (2014)[2] indica que Nicaragua se encuentra en el puesto cuatro de los países más afectados por los eventos climáticos extremos en el período 1994-2013 junto con Honduras, Myanmar y Haití. En los últimos años, Nicaragua ha iniciado diversos procesos para revertir la situación ambiental negativa en la que se encuentra. Entre ellos figura la elaboración de diversos documentos y políticas como la Estrategia Nacional para el Cambio Climático, Plan Nacional Forestal y el Plan Nacional de Desarrollo Humano. Además existen procesos relacionados directamente a la implementación del Programa REDD+ con el desarrollo de la estrategia nacional para reducir la deforestación y degradación de los bosques, conocida como ENDE REDD+, la preparación del *Readiness Preparation Proposal* (R-PP), la cual gradualmente se ha ido trabajando junto con las comunidades indígenas y afrodescendientes. Finalmente, existe el Programa de Reducción de Emisiones, el cual ha sido diseñado a escala subnacional priorizando áreas de bosques naturales presentes en las Regiones Autónomas de la Costa Caribe Norte (RACCN) y de la Costa Caribe Sur (RACCS).

Uno de los componentes del Plan de Preparación de la ENDE REDD+ es el componente III relacionado con el desarrollo de un nivel de referencia de emisión forestal de carbono para crear y fortalecer las capacidades técnicas locales (FCPF 2015). Al respecto el presente trabajo puede ser de gran ayuda aportando información relacionada a estimaciones de biomasa y carbono en áreas de la RACCN.

En una entrevista realizada a Nixae Dixon, coordinadora técnica del SERENA-GRACCN, ella mencionó que actualmente en la región se han dado grandes avances en el tema de preparación para REDD+, llevándose a cabo procesos de diálogo y concertación entre los pueblos indígenas, líderes, técnicos y comunidad en general. Una de las principales interrogantes es ¿qué capacidad tiene la región para capturar carbono?. En este estudio, se estimó biomasa y carbono para siete municipios de los cuales cuatro (Siuna, Waslala, Rosita y Puerto Cabezas) se encuentran en la RACCN, se observa que la mayor concentración de biomasa está en Rosita y Puerto Cabezas. Estos son a su vez los municipios con mayor cobertura forestal y presencia de comunidades indígenas. Por lo que estas son áreas con potencial para desarrollar futuros proyectos REDD+ o de pago por servicios ambientales. De esta manera, se puede contribuir no solo a la reducción de la deforestación y degradación de los bosques de la región; sino al manejo sostenible de estos por parte de las comunidades y al aumento de los *stocks* de carbono.

[2] El Informe sobre el índice de Riesgo Climático Global 2015, elaborado por la organización medioambiental alemana German Watch, se elabora anualmente y es un análisis que incluye datos de los eventos climáticos extremos y los datos socioeconómicos asociados a estos.

7. Conclusiones

- El área de estudio, tal y como lo son otras regiones tropicales, es afectada por la presencia permanente de nubes, especialmente hacia el área del Caribe, ante lo cual las imágenes ópticas proveen una cobertura de poca calidad, es por ello que el uso de un satélite de radar de apertura sintética como Alos Palsar se convierte en una herramienta accesible a ser utilizada en la zona, además de proveer mayor resolución espacial y una cobertura libre de nubes.
- Los resultados sugieren que la banda L de Alos Palsar ha predicho exitosamente la biomasa aérea en bosque de coníferas (a cualquier densidad) y latifoliado (a densidades mayores de 160 individuos ha^{-1}). Una fuerte correlación entre biomasa aérea y el coeficiente de retrodispersión de radar en la polarización vertical HV demostró que esta metodología es una alternativa viable para evaluar la biomasa aérea, mostrando el potencial que Alos Palsar posee para estimar biomasa en los bosques de Nicaragua.
- Para que el presente estudio sea más factible, se utilizó la ecuación de Brown para la estimación de biomasa por haber sido desarrollada con base en datos obtenidos en diversas áreas tropicales.
- Tres factores están influyendo de diferente manera en los bosques latifoliados y de coníferas para que exista una buena correlación entre la señal de radar y la biomasa aérea: densidad de árboles, heterogeneidad u homogeneidad del bosque y topografía. Para el caso de los bosques latifoliados, se obtuvo que a mayor densidad de árboles presentes en parcelas de 0.5 ha, mayor correlación existió con el coeficiente de retrodispersión de la señal de radar. Los bosques de coníferas no se vieron afectados por este factor probablemente por ser bosques menos complejos estructuralmente y más homogéneos.
- Los grupos diamétricos y su relación con la señal de radar fueron un factor importante a tomar en cuenta, grupos diamétricos con árboles > 10 o 20 cm de DAP obtuvieron mejor correlación con la señal de radar.
- En las áreas donde la cobertura de bosque es menor, se observa que las áreas naturales protegidas están manteniendo las reservas de carbono.
- El presente estudio sugiere que el uso del satélite de apertura sintética de radar como Alos – Palsar puede considerarse una alternativa viable económicamente para mapear y monitorear la biomasa y los *stocks* de carbono, siendo capaz de proveer información relevante en la preparación y el desarrollo de proyectos REDD+ y pagos por servicios ambientales.

8. Recomendaciones.

- Actualizar los datos del Inventario Nacional Forestal, tomando en cuenta el uso de sensores remotos para el apoyo en estimación de biomasa en áreas no accesibles mediante inventarios forestales, incluyendo un rediseño en la delimitación de parcelas utilizando como base imágenes satelitales de alta resolución.
- Diseñar una base de datos estandarizada que incluya los datos espaciales de todos los municipios del país. Esta base de datos debería contar como mínimo con una estandarización en los sistemas de coordenadas geográficas de toda la cartografía.
- Replicar este tipo de estudios a escalas menores utilizando Alos Palsar, se convierte en una ventaja para desarrollar proyectos a pequeña escala de pagos por servicios ambientales, enfocándose en la capacidad de sus bosques para capturar y almacenar carbono.
- La estimación de biomasa mediante sensores remotos es un proceso complejo que es influenciado por diversos factores ambientales, por lo cual es importante desarrollar técnicas que integren datos ópticos con radar con la finalidad de utilizar algunas características de las imágenes ópticas tales como las firmas espectrales o el uso de bandas.
- Es recomendable actualizar la superficie de bosques naturales del país, haciendo uso de las herramientas que ofrecen los sensores remotos, elaborando clasificaciones más precisas y a escalas menores que puedan servir como base para estudios de este tipo.
- Con la finalidad de mejorar las estimaciones de biomasa en campo, el uso de tecnología Lidar para medir las alturas de los árboles con mayor precisión puede convertirse en una herramienta a ser explorada. Además, la facilidad que Lidar ofrece a zonas de difícil acceso obteniendo errores mínimos de medición y dotando de información espacial de la estructura del bosque se convierte en una ventaja.
- Realizar estudios utilizando imágenes de radar de épocas secas y épocas húmedas sería de gran utilidad para detectar la influencia que tienen las condiciones ambientales sobre la estimación de biomasa mediante sensores remotos de radar.
- Investigar a fondo el "speckle" es clave para observar la influencia y el comportamiento que los diferentes dispersores de la señal de radar poseen sobre un pixel.
- Realizar estudios de comportamiento de la señal de retrodispersión del radar a nivel de especies para tener un mejor entendimiento de los diversos aspectos que pueden influir en las correlaciones con la biomasa estimada mediante ecuaciones alométricas.
- Hay que tener en cuenta que el coeficiente de retrodispersión no es una medida directa de la biomasa; es necesaria la investigación de los datos colectados que incluya variables como la estacionalidad de la zona, para conocer si las relaciones entre biomasa y radar pueden variar estacionalmente.

9. Referencias bibliográficas

1. Aide, T.; Clark, M.; Grau, H.; López-Carr, D.; Levy, M.; Redo, D.; Bonilla-Moheno, M.; Riner, G.; Andrade-Núñez, M.; Muñiz, M. 2013. Deforestation and reforestation of Latin America and the Caribbean (2001–2010). Biotropica 45(2): 262-271.
2. Argoty, F.; Cifuentes, M.; Imbach, P.; Vilchez, S.; Casanoves, F.; Ibrahim, M.; Vierling, L. 2012. Quantification of forest carbon degradation in Nicaragua using RapidEye remote sensing data: El Cuá and Wiwili case studies. *In* AGU Fall Meeting Abstracts 2012. p. 341.
3. Avitabile, V.; Herold, M.; Henry, M.; Schmullius, C. 2011. Mapping biomass with remote sensing: a comparison of methods for the case study of Uganda. Carbon Balance and Management 6(7): 1-14.
4. Baccini, A.; Goetz, S.; Walker, W.; Laporte, N.; Sun, M.; Sulla-Menashe, D.; Hackler, J.; Beck, P.; Dubayah, R.; Friedl, M. 2012. Estimated carbon dioxide emissions from tropical deforestation improved by carbon-density maps. Nature Climate Change 2(3): 182-185. DOI: 10.1038/NCLIMATE1354
5. Beaulieu, N.; Leclerc, G.; Velásquez, S. 1994. Imágenes de radar: conceptos generales Turrialba, Costa Rica, CATIE. 78 p. (Publicaciones del proyecto RENARM/Manejo de Cuencas.)
6. Behera, M.; Tripathi, P.; Mishra, B.; Kumar, S.; Chitale, V.; Behera, S.K. 2016. Above-ground biomass and carbon estimates of Shorea robusta and Tectona grandis forests using QuadPOL ALOS PALSAR data. Advances in Space Research 57(2): 552-561.
7. Brown, S. 1997. Estimating biomass and biomass change of tropical forests 134 ed. Roma, Italia, Food & Agriculture Org. 58 p. (FAO Forestry Paper) (134).
8. Burck, J.; Bals, C.; Rossow, V.; Europe, C.A.N. 2014. The Climate Change Performance Index: Results 2015 Kreft, S.; Eckstein, D.; Junghans, L.; Kerestan, C.; Hagen, U. eds. Alemania, Germanwatch Berlin.
9. Carreiras, J.; Melo, J.B.; Vasconcelos, M.J. 2013. Estimating the above-ground biomass in Miombo Savanna woodlands (Mozambique, East Africa) using L-band synthetic aperture radar data. Remote Sensing 5(4): 1524-1548.
10. Cartus, O.; Santoro, M.; Kellndorfer, J. 2012. Mapping forest aboveground biomass in the Northeastern United States with ALOS PALSAR dual-polarization L-band. Remote Sensing of Environment 124: 466-478.
11. Cassells, G.F.; Woodhouse, I.H.; Mitchard, E.T.; Tembo, M. 2009. The use of Alos Palsar for supporting sustainable forest use in southern Africa: A case study in Malawi. *In* Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2009 IEEE International, IGARSS 2009 2009. IEEE. p. II-206-II-209.
12. Collins, J.; Hutley, L.B.; Williams, R.; Boggs, G.; Bell, D.; Bartolo, R. 2009. Estimating landscape-scale vegetation carbon stocks using airborne multi-frequency polarimetric synthetic aperture radar (SAR) in the savannahs of north Australia. International Journal of Remote Sensing 30(5): 1141-1159.

13. Chave, J.; Riéra, B.; Dubois, M.-A. 2001. Estimation of biomass in a neotropical forest of French Guiana: spatial and temporal variability. Journal of Tropical Ecology 17(01): 79-96.
14. Dabrowska-Zielinska, K.; Budzynska, M.; Tomaszewska, M.; Bartold, M.; Gatkowska, M.; Malek, I.; Turlej, K.; Napiorkowska, M. 2014. Monitoring wetlands ecosystems using Alos Palsar (L-Band, HV) supplemented by optical data: A case study of Biebrza Wetlands in northeast Poland. Remote Sensing 6(2): 1605-1633.
15. Di Rienzo, J.; Casanoves, F.; Balzarini, M.; Gonzalez, L.; Tablada, M.; Robledo, y.C. 2011. InfoStat Version 2015e
16. FCPF. 2015. Emision Reductions Program Idea Note (ER-PIN) - Versión 3. País: Nicaragua., 87 p. (Programa de REDD+ para combatir el Cambio Climático y la Pobreza en Nicaragua)
17. Frank, R.; Sarah, H.; Peter, D. 2006. The biomass assessment handbook: bioenergy for a sustainable environment Pbk ed. Londres, Reino Unido, Earthscan Publications. 269 p.
18. Gómez, S.; Torres, V.; García, Y.; Fraga, L.; Sarduy, L.; Savón, L.L. 2012. Comparación de modelos de efectos fijos y mixto en el análisis de un experimento con cepas mutantes de hongos celulolíticos Trichoderma viride. Revista Cubana de Ciencia Agrícola 46(2): 127.
19. Hamdan, O.; Aziz, H.K.; Rahman, K.A. 2011. Remotely sensed L-Band SAR data for tropical forest biomass estimation. Journal of Tropical Forest Science 23(3): 318-327.
20. Hamdan, O.; Mohd Hasmadi, I.; HKhali Aziz, H.; Norizah, K.; Hlmi Zuhaidi, M.S. 2014. Factors Affecting L-Band Alos Palsar Backscatter on Tropical Forest Biomass. Global Journal of Science Frontier Research 14(3): 51-63.
21. Hame, T.; Rauste, Y.; Antropov, O.; Ahola, H.A.; Kilpi, J. 2013. Improved mapping of tropical forests with optical and SAR imagery, Part II: Above ground biomass estimation. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of 6(1): 92-101.
22. INAFOR. 2009. Resultados del Inventario Nacional Forestal: Nicaragua 2007-2008 Managua,Nicaragua, INAFOR. 232 p.
23. Joshi, N.; Baumann, M.; Ehammer, A.; Fensholt, R.; Grogan, K.; Hostert, P.; Jepsen, M.R.; Kuemmerle, T.; Meyfroidt, P.; Mitchard, E.T. 2016. A Review of the Application of Optical and Radar Remote Sensing Data Fusion to Land Use Mapping and Monitoring. Remote Sensing 8(1): 70.
24. Köhl, M.; Lasco, R.; Cifuentes, M.; Jonsson, Ö.; Korhonen, K.T.; Mundhenk, P.; de Jesus Navar, J.; Stinson, G. 2015. Changes in forest production, biomass and carbon: Results from the 2015 UN FAO Global Forest Resource Assessment. Forest Ecology and Management 352: 21-34.
25. Kulik, O. 2015. Forest Transitions: A driver analysis based on the cases of Vietnam, Laos, Costa Rica and Nicaragua.

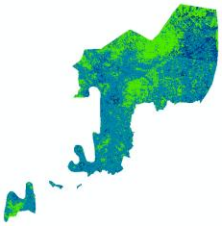
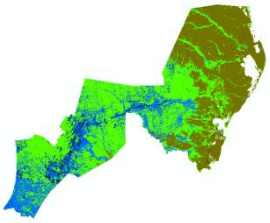
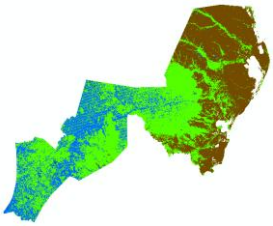
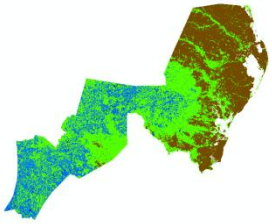
26. Latifi, H.; Fassnacht, F.E.; Hartig, F.; Berger, C.; Hernández, J.; Corvalán, P.; Koch, B. 2015. Stratified aboveground forest biomass estimation by remote sensing data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation 38: 229-241. 10.1016/j.jag.2015.01.016
27. Lobo Areu; Toda., S.M.d. 2005. Apoyo de los sensores ópticos y de radar de apertura sintética a la información forestal. Cuadernos de la Sociedad Española de Ciencias Forestales (19): 135-140.
28. Lu, D. 2006. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. International Journal of Remote Sensing 27(7): 1297-1328.
29. Lucas, R.; Armston, J.; Fairfax, R.; Fensham, R.; Accad, A.; Carreiras, J.; Kelley, J.; Bunting, P.; Clewley, D.; Bray, S. 2010. An evaluation of the Alos Palsar L-band backscatter - Above ground biomass relationship Queensland, Australia: Impacts of surface moisture condition and vegetation structure. Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of selected topics in earth and observations and remote sensing. 3(4): 576-593.
30. Lucas, R.M.; Mitchell, A.L.; Armston, J. 2015. Measurement of Forest Above-Ground Biomass Using Active and Passive Remote Sensing at Large Subnational to Global Scales. Current Forestry Reports 1(3): 162-177.
31. Lumbí, J.F.P.; Musalem, M.Á. 2014. Botánica y ecología del Pinus Caribaea variedad Hondurensis. Wani, Revista del Caribe Nicaragüense (33): 49-67.
32. Maghsoudi, Y.; Collins, M.J.; Leckie, D. 2012. Speckle reduction for the forest mapping analysis of multi-temporal Radarsat-1 images. International Journal of Remote Sensing 33(5): 1349-1359.
33. Mairena Arauz, D.; Vanegas, S.; Lopez, M.; Lacayo, O.; Siu, D.; Balladares, A. 2012. Análisis de las políticas, programas y proyectos de REDD en Nicaragua.
34. McRoberts, R.E.; Næsset, E.; Gobakken, T.; Bollandsås, O.M. 2015. Indirect and direct estimation of forest biomass change using forest inventory and airborne laser scanning data. Remote Sensing of Environment 164: 36-42.
35. Mermoz, S.; Le Toan, T.; Villard, L.; Réjou-Méchain, M.; Seifert-Granzin, J. 2014. Biomass assessment in the Cameroon savanna using Alos Palsar data. Remote Sensing of Environment 155: 109-119.
36. Mermoz, S.; Réjou-Méchain, M.; Villard, L.; Le Toan, T.; Rossi, V.; Gourlet-Fleury, S. 2015. Decrease of L-band SAR backscatter with biomass of dense forests. Remote Sensing of Environment 159: 307-317.
37. Michelakis; Stuart; Brolly; Lopez; Linares. 2015. Estimation of Woody Biomass of Pine Savanna Woodlands From Alos Palsar Imagery. Journal of selected topics in applied earth observations and remote sensing 8(1): 244-254. 10.1109/JSTARS.2014.2365253
38. Mitchard, E.; Saatchi, S.; Woodhouse, I.; Nangendo, G.; Ribeiro, N.; Williams, M.; Ryan, C.; Lewis, S.; Feldpausch, T.; Meir, P. 2009. Using satellite radar backscatter to predict above-ground woody biomass: A consistent relationship across four different African landscapes. Geophysical Research Letters 36(23).

39. Mitchard, E.; Saatchi, S.; Lewis, S.; Feldpausch, T.; Woodhouse, I.; Sonké, B.; Rowland, C.; Meir, P. 2011. Measuring biomass changes due to woody encroachment and deforestation/degradation in a forest–savanna boundary region of central Africa using multi-temporal L-band radar backscatter. Remote Sensing of Environment 115(11): 2861-2873.
40. Mitchard, E.T.; Meir, P.; Ryan, C.M.; Woollen, E.S.; Williams, M.; Goodman, L.E.; Mucavele, J.A.; Watts, P.; Woodhouse, I.H.; Saatchi, S.S. 2013. A novel application of satellite radar data: measuring carbon sequestration and detecting degradation in a community forestry project in Mozambique. Plant Ecology & Diversity 6(1): 159-170. 10.1080/17550874.2012.695814
41. Pearson, T.; Walker, S.; Brown, S. 2005. Sourcebook for land use, land-use change and forestry projects, Winrock International. 65 p.
42. Peregon, A.; Yamagata, Y. 2013. The use of Alos Palsar backscatter to estimate above-ground forest biomass: A case study in Western Siberia. Remote Sensing of Environment 137: 139-146.
43. Quilo Coronado, A.E. 2008. Avances de la medición de carbono en bosques, plantaciones y sistemas agroforestales de Guatemala. Centro de Estudios Ambientales-Universidad del Valle de Guatemala (CEA-UVG).
44. Rios, V.H. 2014. Una revision de la polarimetria y los efectos ionosfericos sobre los sistemas SAR, InSAR y Palsar: requerimientos y metodos de corrección. Geoacta 39(1): 90-107.
45. Saatchi, S.; Marlier, M.; Chazdon, R.L.; Clark, D.B.; Russell, A.E. 2011a. Impact of spatial variability of tropical forest structure on radar estimation of aboveground biomass. Remote Sensing of Environment 115(11): 2836-2849.
46. Salas Estrada, J.B. 1993. Árboles de Nicaragua Managua, Nicaragua, Instituto Nicaragüense de Recursos Naturales y del Ambiente - IRENA. 390 p.
47. Sandberg, G.; Ulander, L.M.; Fransson, J.; Holmgren, J.; Le Toan, T. 2011. L-and P-band backscatter intensity for biomass retrieval in hemiboreal forest. Remote Sensing of Environment 115(11): 2874-2886.
48. Sinha, S.; Jeganathan, C.; Sharma, L.; Nathawat, M. 2015. A review of radar remote sensing for biomass estimation. International Journal of Environmental Science and Technology 12(5): 1779-1792. 10.1007/s13762-015-0750-0
49. Thapa, R.B.; Watanabe, M.; Motohka, T.; Shimada, M. 2015. Potential of high-resolution Alos Palsar mosaic texture for aboveground forest carbon tracking in tropical region. Remote Sensing of Environment 160: 122-133.
50. Turkar, V.; Deo, R.; Hariharan, S.; Rao, Y. 2011. Comparison of classification accuracy between fully polarimetric and dual-polarization SAR images. *In* Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2011. IEEE p. 440-443.
51. Urbazaev, M.; Thiel, C.; Mathieu, R.; Naidoo, L.; Levick, S.R.; Smit, I.P.; Asner, G.P.; Schmullius, C. 2015. Assessment of the mapping of fractional woody cover in southern African savannas using multi-temporal and polarimetric Alos Palsar L-

band images. Remote Sensing of Environment 166: 138-153. DOI: 10.1016/j.rse.2015.06.013
52. Van Zyl, J.J. 1993. The effect of topography on radar scattering from vegetated areas. Geoscience and Remote Sensing 31(1): 153-160.
53. Viergever, K.M.; Woodhouse, I.H.; Stuart, N. 2007. Backscatter and interferometry for estimating above-ground biomass intropical savanna woodland. *In* Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2007. IGARSS 2007. 2007. IEEE. p. 2346-2349.
54. Wang, X.; Shao, G.; Chen, H.; Lewis, B.J.; Qi, G.; Yu, D.; Zhou, L.; Dai, L. 2013. An Application of Remote Sensing Data in Mapping Landscape-Level Forest Biomass for Monitoring the Effectiveness of Forest Policies in Northeastern China. Environmental Management 52(3): 612-620. 10.1007/s00267-013-0089-6
55. Woodhouse, I.H.; Mitchard, E.T.; Brolly, M.; Maniatis, D.; Ryan, C.M. 2012. Radar backscatter is not a'direct measure'of forest biomass. Nature Climate Change 2(8): 556-557.

ANEXOS

ANEXO I: Mapas de uso de suelo generados por ICRAF-CATIE para los años 2000 – 2008 – 2014

	AÑO 2000	AÑO 2008	AÑO 2014
REGION II			
REGION III			
REGION IV			
Leyenda		Bosque	
		Pastizal	
		Tierras agricolas	
		Sabana	

ANEXO II: Resultados del reporte de correlación de los Pesos de Evidencia para la Región II

Trasition_From*	Trasition_To*	First_Variable*	Second_Variable*	Chi_2	Crammer	Contingency	Joint_Entropy	Joint_Uncertainty
1	2	variables/cafeII	variables/migracion_II	380.825986	0.01442135	0.01441985	0.66392321	0.00030319
1	2	variables/cafeII	variables/erosion	1045.72925	0.02389782	0.023891	1.05942587	0.00059944
1	5	variables/ccppII	variables/migracion_II	1468.19936	0.02637139	0.02636223	1.0856722	0.00062406
1	2	variables/cafeII	variables/pobrezaII	1425.80286	0.02790438	0.02789352	0.738977	0.00100869
1	2	variables/anp_II	variables/cafeII	902.005243	0.02848792	0.02847637	2.65405605	0.00030796
1	5	variables/ccppII	variables/erosion	5507.59483	0.02948942	0.05101067	1.45148448	0.00190629
1	5	variables/ccppII	variables/riosII	6178.46303	0.0312965	0.05412766	1.63331737	0.00180741
1	2	variables/cacaoII	variables/ccppII	12848.4634	0.03230491	0.08516025	3.26897267	0.00221568
1	5	variables/ccppII	variables/pendienteII	2278.77302	0.03285461	0.03283689	0.89460162	0.00130872
1	5	variables/ccppII	variables/suelosII	8003.06026	0.03559872	0.06154191	1.59143745	0.00230498
1	2	variables/riosII	variables/vias_II	19811.6398	0.03686776	0.09708216	3.10286016	0.00304963
1	2	variables/cafeII	variables/vias_II	3060.34321	0.04107375	0.04103915	1.5196534	0.00114375
1	2	variables/cafeII	variables/pendienteII	3636.73121	0.04456607	0.04452188	1.0603007	0.00195689
1	2	variables/ccppII	variables/riosII	30748.282	0.04570646	0.12005331	3.20624439	0.00434007
1	2	variables/cacaoII	variables/pendienteII	7441.65723	0.04599297	0.06490673	2.70642115	0.00159268
1	5	variables/elevacion_II	variables/vias_II	44316.7476	0.04610915	0.14428424	3.31071332	0.006498
1	5	variables/pendienteII	variables/riosII	4771.70013	0.04763565	0.0475817	1.36485529	0.00204493
1	2	variables/anp_II	variables/vias_II	20806.4608	0.04772671	0.12527818	3.83775267	0.00414182
1	5	variables/cacaoII	variables/ccppII	13151.127	0.04992439	0.08615009	3.68589754	0.00210163
1	2	variables/cafeII	variables/mineriaII	2965.48329	0.05048959	0.05042536	2.06644514	0.00125693
1	2	variables/elevacion_II	variables/vias_II	37245.6561	0.05052334	0.13249371	3.4755823	0.0050395
1	5	variables/cacaoII	variables/pendienteII	4619.03619	0.05124451	0.05117736	3.43513038	0.00075346
1	2	variables/cacaoII	variables/cafeII	4054.12745	0.05203031	0.05196003	1.98856832	0.00144426
1	5	variables/anp_II	variables/ccppII	12213.4922	0.05553988	0.09575584	2.87994675	0.00324314

1	2	variables/palmaII	variables/riosII	44096.0878	0.05589252	0.14628688	3.14233599	0.00702714
1	2	variables/ccppII	variables/erosion	26433.4656	0.05594907	0.1112041	2.33802627	0.00597732
1	2	variables/cacaoII	variables/vias_II	28409.1175	0.05712127	0.12669773	3.16678256	0.00507045
1	2	variables/cafeII	variables/riosII	6361.70455	0.05907324	0.05897044	1.88872732	0.00189709
1	5	variables/migracion_II	variables/pendienteII	7379.95978	0.05912171	0.05901865	0.81565954	0.00470818
1	2	variables/cafeII	variables/suelosII	6396.67885	0.05919747	0.05909402	1.15194864	0.00297629
1	5	variables/anp_II	variables/vias_II	50462.5851	0.0621865	0.19295543	3.06477496	0.01162681
1	5	variables/riosII	variables/vias_II	80938.3832	0.0623466	0.19343364	2.05941896	0.01596419
1	2	variables/cacaoII	variables/palmaII	82121.0765	0.06663263	0.21578878	3.1088008	0.01634005
1	5	variables/pobrezaII	variables/riosII	9911.23413	0.06865215	0.06849094	1.62653945	0.00306949
1	5	variables/ccppII	variables/elevacion_II	30062.1618	0.06899758	0.11866294	2.87278727	0.0052698
1	5	variables/migracion_II	variables/riosII	10368.2933	0.07021727	0.0700448	1.55437017	0.00373322
1	2	variables/pendienteII	variables/vias_II	21577.8188	0.07183748	0.10107328	2.257291	0.00495323
1	5	variables/pendienteII	variables/vias_II	10884.1532	0.07215388	0.07196678	1.33634952	0.00456718
1	5	variables/erosion	variables/vias_II	46214.2705	0.07433963	0.1470627	1.88429007	0.01311955
1	2	variables/ccppII	variables/pendienteII	23829.9658	0.07512639	0.10565014	2.36144872	0.00491782
1	2	variables/elevacion_II	variables/mineriaII	72085.2955	0.07559596	0.22117145	3.92681376	0.01336206
1	2	variables/migracion_II	variables/riosII	12652.2668	0.07756655	0.07733425	2.24091038	0.00262846
1	5	variables/mineriaII	variables/vias_II	67312.5012	0.07782838	0.21498465	3.61935326	0.01378353
1	2	variables/mineriaII	variables/riosII	59607.59	0.07796432	0.20202106	3.60126355	0.01164058
1	2	variables/cafeII	variables/ccppII	11267.7682	0.07844886	0.07820857	1.63614891	0.00419759
1	2	variables/pobrezaII	variables/riosII	13053.1896	0.07878592	0.07854253	2.31241818	0.00276708
1	2	variables/migracion_II	variables/mineriaII	9036.43906	0.08018657	0.07993001	2.40091368	0.00264878
1	2	variables/elevacion_II	variables/pobrezaII	13966.8087	0.08145302	0.08118415	2.68986134	0.00252479
1	5	variables/elevacion_II	variables/pobrezaII	14270.6807	0.08233432	0.08205667	2.87104119	0.00244835
1	5	variables/ccppII	variables/pobrezaII	14459.551	0.08275952	0.08247755	1.15476495	0.00635632
1	2	variables/anp_II	variables/palmaII	100443.75	0.08409103	0.26864583	3.34639363	0.03182623
1	2	variables/anp_II	variables/ccppII	69551.0033	0.08676574	0.22374091	3.82228235	0.01433105

1	2	variables/erosion	variables/vias_II	63641.2195	0.08723718	0.17187787	2.22520515	0.0136028
1	5	variables/pendienteII	variables/suelosII	16342.6683	0.08810649	0.08776649	1.31958756	0.00716948
1	5	variables/riosII	variables/suelosII	67406.3164	0.08961782	0.17642419	2.03992898	0.02039595
1	2	variables/mineriaII	variables/vias_II	56794.0257	0.09042769	0.19819144	3.20971688	0.01309884
1	2	variables/ccppII	variables/suelosII	68876.1637	0.09044226	0.17799602	2.46438367	0.01606245
1	5	variables/cafeII	variables/ccppII	45733.523	0.09124822	0.15610887	2.85564076	0.01032462
1	2	variables/cafeII	variables/palmaII	14736.639	0.09190162	0.09151596	1.65371335	0.00612871
1	2	variables/riosII	variables/suelosII	71642.5252	0.09239097	0.18170586	2.72879163	0.01429837
1	5	variables/anp_II	variables/riosII	116289.191	0.094106	0.2852274	2.92732826	0.02674239
1	5	variables/anp_II	variables/cafeII	79492.904	0.09455302	0.25835675	3.95588381	0.01718533
1	2	variables/cacaoII	variables/erosion	66840.1876	0.09746765	0.19133387	2.6427112	0.01553071
1	2	variables/migracion_II	variables/pendienteII	21419.7882	0.10072275	0.10021568	1.3922341	0.00753674
1	5	variables/mineriaII	variables/riosII	153600.496	0.10471054	0.31433937	3.96526307	0.0248604
1	2	variables/ccppII	variables/elevacion_II	168389.331	0.10690368	0.27216359	3.55219629	0.02112268
1	5	variables/anp_II	variables/elevacion_II	181845.674	0.10737852	0.34863251	4.37935324	0.02814522
1	2	variables/palmaII	variables/vias_II	167049.951	0.10910662	0.27734463	2.74362132	0.02968721
1	5	variables/elevacion_II	variables/mineriaII	240609.468	0.110736	0.3827801	5.05667206	0.03517718
1	5	variables/cacaoII	variables/erosion	86932.2857	0.11115582	0.21701363	3.93003495	0.01457283
1	5	variables/cafeII	variables/vias_II	228538.612	0.11224296	0.33449748	3.31088501	0.0320869
1	2	variables/anp_II	variables/elevacion_II	170442.802	0.11387959	0.33881847	4.48137862	0.02809006
1	5	variables/palmaII	variables/riosII	274473.924	0.11666841	0.34613226	4.13949906	0.03207441
1	5	variables/suelosII	variables/vias_II	113877.687	0.11686246	0.22759123	1.99237704	0.03952254
1	2	variables/cacaoII	variables/mineriaII	155504.144	0.11762005	0.33275218	3.55432764	0.03514207
1	2	variables/pendienteII	variables/riosII	59551.9933	0.118995	0.16595091	2.61873408	0.0105822
1	5	variables/cacaoII	variables/cafeII	288157.566	0.12166091	0.40170617	5.30569461	0.03835849
1	5	variables/erosion	variables/riosII	128451.721	0.12357639	0.2399333	1.89406377	0.0285045
1	5	variables/ccppII	variables/mineriaII	64987.448	0.12416157	0.21024731	3.41166601	0.01258504
1	5	variables/anp_II	variables/erosion	81411.6673	0.12417427	0.24102685	3.06824566	0.02041479

1	2	variables/cafeII	variables/elevacion_II	28344.8673	0.12461794	0.12366143	2.25501024	0.00742059
1	2	variables/anp_II	variables/erosion	82656.3268	0.12511989	0.24275454	3.31555793	0.02052035
1	5	variables/ccppII	variables/palmaII	95466.4977	0.12538645	0.21222845	3.70930735	0.01317066
1	2	variables/ccppII	variables/mineriaII	160273.718	0.12764836	0.3199707	3.24508078	0.03677705
1	2	variables/anp_II	variables/riosII	150222.049	0.12783961	0.32040093	4.03266732	0.02770256
1	5	variables/cacaoII	variables/mineriaII	413802.856	0.12871033	0.49886843	5.7652118	0.05628717
1	5	variables/ccppII	variables/vias_II	114314.325	0.13501166	0.22770398	1.57922868	0.02622233
1	2	variables/pendienteII	variables/suelosII	76825.1558	0.13507754	0.18763557	1.88434803	0.02046799
1	2	variables/cacaoII	variables/suelosII	129528.062	0.13587672	0.26224261	2.85827172	0.02612109
1	5	variables/cacaoII	variables/palmaII	838853.432	0.13593056	0.57691954	6.04348317	0.07418296
1	2	variables/erosion	variables/mineriaII	104046.468	0.13604874	0.26255173	2.58403532	0.03063629
1	2	variables/ccppII	variables/migracion_II	39269.0443	0.13638472	0.13513372	1.9673024	0.01102981
1	2	variables/erosion	variables/riosII	160515.906	0.13814163	0.26630625	2.5739508	0.02619424
1	2	variables/elevacion_II	variables/pendienteII	82292.6545	0.13980715	0.19396232	2.99042071	0.01276543
1	5	variables/cafeII	variables/elevacion_II	467582.455	0.14037856	0.45159231	4.44498818	0.05750127
1	2	variables/anp_II	variables/pendienteII	52454.1475	0.14095913	0.19549968	3.27468731	0.01203194
1	2	variables/ccppII	variables/pobrezaII	42293.9122	0.1415401	0.14014327	2.04052348	0.00987413
1	5	variables/cacaoII	variables/elevacion_II	494173.88	0.14186914	0.46886294	5.28935863	0.05556173
1	2	variables/ccppII	variables/palmaII	287398.737	0.14242268	0.35261201	2.81412328	0.04724545
1	2	variables/erosion	variables/palmaII	164927.668	0.14271893	0.27447537	2.19056287	0.0375541
1	2	variables/cacaoII	variables/elevacion_II	371914.761	0.14562428	0.41828371	3.7997068	0.05788021
1	2	variables/mineriaII	variables/pendienteII	64194.3901	0.15112781	0.20900667	2.65401218	0.01738683
1	5	variables/pendienteII	variables/pobrezaII	48501.9518	0.15156523	0.14985378	0.87969186	0.02324586
1	2	variables/pendienteII	variables/pobrezaII	49201.6225	0.15265453	0.15090634	1.45943172	0.01431497
1	2	variables/suelosII	variables/vias_II	195470.972	0.15310764	0.29279543	2.32394081	0.0445271
1	2	variables/elevacion_II	variables/suelosII	208167.224	0.15723021	0.29997827	3.07609564	0.03247357
1	2	variables/ccppII	variables/vias_II	361881.966	0.15725918	0.38414491	2.7600565	0.05634501
1	5	variables/cafeII	variables/pendienteII	45382.7401	0.15743238	0.15551694	2.61575233	0.01461911

1	5	variables/palmaII	variables/vias_II	497789.469	0.15757952	0.44600325	4.04660756	0.05943696
1	2	variables/erosion	variables/suelosII	210631.788	0.15815334	0.30157974	1.82576183	0.05850265
1	5	variables/erosion	variables/suelosII	210631.788	0.15815334	0.30157974	1.82576183	0.05850265
1	5	variables/elevacion_II	variables/suelosII	216233.714	0.1602476	0.30520346	3.25506785	0.03210118
1	2	variables/cacaoII	variables/riosII	339335.716	0.16626113	0.40265087	3.44965785	0.05996583
1	2	variables/mineriaII	variables/palmaII	347880.064	0.1683166	0.45074487	2.49738402	0.1070247
1	5	variables/elevacion_II	variables/erosion	239605.398	0.16868721	0.31967181	3.1131342	0.03454495
1	5	variables/anp_II	variables/cacaoII	394199.784	0.16935317	0.50600815	5.04624404	0.06609049
1	2	variables/elevacion_II	variables/erosion	247905.42	0.17158403	0.32458746	2.9324928	0.03620849
1	2	variables/cacaoII	variables/migracion_II	53197.7805	0.17390502	0.1713335	2.33083586	0.01332107
1	5	variables/cacaoII	variables/vias_II	421625.952	0.17396931	0.44150478	3.99525054	0.02774156
1	2	variables/anp_II	variables/cacaoII	312203.042	0.17402958	0.4628096	4.1396464	0.06118252
1	5	variables/anp_II	variables/pendienteII	42594.1423	0.17963594	0.17680591	2.5349796	0.012417
1	5	variables/anp_II	variables/suelosII	170063.301	0.17984915	0.33846814	3.29625529	0.04551663
1	5	variables/anp_II	variables/mineriaII	398700.881	0.18498035	0.53952592	4.76484887	0.09249498
1	2	variables/mineriaII	variables/suelosII	193034.877	0.18555279	0.34792041	2.87361556	0.0520029
1	2	variables/elevacion_II	variables/migracion_II	72534.2583	0.18562231	0.18250477	2.60200209	0.01317427
1	5	variables/elevacion_II	variables/palmaII	1010357.08	0.1891016	0.5775933	5.23098292	0.08544789
1	2	variables/elevacion_II	variables/palmaII	727144.132	0.18981565	0.51465323	3.37394088	0.09329118
1	2	variables/anp_II	variables/suelosII	190709.831	0.1904538	0.35595877	3.53986773	0.04552874
1	5	variables/cafeII	variables/mineriaII	549493.411	0.19061791	0.56640718	4.69430624	0.08882854
1	2	variables/cacaoII	variables/pobrezaII	63933.7626	0.19064722	0.18727423	2.40100256	0.01619963
1	2	variables/palmaII	variables/suelosII	294674.298	0.19104898	0.35692965	2.34260287	0.08536133
1	5	variables/cacaoII	variables/riosII	657959.711	0.19369776	0.52232826	4.07763488	0.06451443
1	5	variables/cacaoII	variables/suelosII	263284.689	0.19372066	0.36127349	4.11497038	0.03618899
1	5	variables/migracion_II	variables/mineriaII	52755.8741	0.19374851	0.19021128	3.31915525	0.01633056
1	5	variables/erosion	variables/mineriaII	212678.264	0.19451021	0.36255273	3.50147327	0.0365013
1	5	variables/elevacion_II	variables/riosII	794696.97	0.19462205	0.52413716	3.17982194	0.10109656

1	5	variables/elevacion_ll	variables/migracion_ll	82385.1827	0.19782589	0.19406496	2.78102813	0.01394453
1	5	variables/cafell	variables/erosion	288485.579	0.19846356	0.3689272	3.17178231	0.03188643
1	2	variables/anp_ll	variables/mineriall	345106.315	0.19872286	0.51207387	3.94991947	0.10075864
1	5	variables/cafell	variables/palmall	908589.462	0.20014102	0.58516888	5.16415582	0.09811761
1	5	variables/cafell	variables/riosll	755006.283	0.20350699	0.54116717	3.22978007	0.07147816
1	2	variables/palmall	variables/pendientell	168079.54	0.20375452	0.27688641	2.27735792	0.03492348
1	5	variables/cacaoll	variables/migracion_ll	78689.6892	0.21150677	0.20692891	3.61913109	0.01255672
1	5	variables/migracion_ll	variables/vias_ll	94351.9802	0.21243817	0.20780089	1.49191465	0.04675766
1	5	variables/palmall	variables/pendientell	98344.4156	0.22041425	0.21524763	3.4403154	0.01471709
1	5	variables/cafell	variables/suelosll	375191.623	0.22668481	0.41291521	3.20097871	0.06976484
1	5	variables/mineriall	variables/suelosll	289623.779	0.22728287	0.41381825	3.7827922	0.05659637
1	5	variables/mineriall	variables/pendientell	79024.3551	0.23713263	0.23073405	3.10561238	0.01504264
1	5	variables/cacaoll	variables/pobrezall	101599.523	0.24033177	0.23367796	3.68552731	0.01647624
1	5	variables/erosion	variables/palmall	472193.366	0.24148756	0.43490716	3.83491748	0.06421274
1	5	variables/elevacion_ll	variables/pendientell	130179.667	0.24867688	0.24132696	2.58834494	0.01768005
1	5	variables/anp_ll	variables/palmall	993620.917	0.25322368	0.65943764	4.9195493	0.13887886
1	5	variables/cafell	variables/migracion_ll	133690.003	0.27020422	0.2608496	2.77652346	0.03600685
1	2	variables/elevacion_ll	variables/riosll	1084067.32	0.27168794	0.58367284	3.59384333	0.13510489
1	2	variables/erosion	variables/migracion_ll	166333.248	0.28067874	0.27023585	1.33309033	0.06133419
1	5	variables/erosion	variables/migracion_ll	166333.248	0.28067874	0.27023585	1.33309033	0.06133419
1	2	variables/migracion_ll	variables/vias_ll	168325.495	0.28374747	0.27297136	1.82366961	0.05095668
1	5	variables/mineriall	variables/palmall	2200569.12	0.28397882	0.78567198	4.98091795	0.27846021
1	5	variables/pobrezall	variables/vias_ll	173026.92	0.28768279	0.27646968	1.56521239	0.04731604
1	2	variables/pobrezall	variables/suelosll	176390.987	0.28945386	0.27804051	1.52195029	0.08255119
1	5	variables/pobrezall	variables/suelosll	176390.987	0.28945386	0.27804051	1.52195029	0.08255119
1	2	variables/migracion_ll	variables/pobrezall	192103.602	0.30163553	0.28878412	1.01007859	0.13100126
1	5	variables/migracion_ll	variables/pobrezall	192103.602	0.30163553	0.28878412	1.01007859	0.13100126
1	2	variables/palmall	variables/pobrezall	184784.721	0.30212897	0.28921705	1.94357844	0.04406283

1	5	variables/anp_ll	variables/migracion_ll	123841.255	0.30629886	0.29286849	2.6915678	0.03984325
1	2	variables/anp_ll	variables/migracion_ll	128649.091	0.3121879	0.29800357	2.93954322	0.03789986
1	2	variables/erosion	variables/pendientell	473335.013	0.33480297	0.42793774	1.67346656	0.10303463
1	5	variables/cafell	variables/pobrezall	211193.437	0.33961188	0.32157329	2.81822278	0.0582413
1	5	variables/anp_ll	variables/pobrezall	154973.42	0.34264257	0.32414268	2.76849602	0.05356882
1	2	variables/anp_ll	variables/pobrezall	161409.179	0.34968485	0.33008539	3.01143041	0.05383606
1	2	variables/pobrezall	variables/vias_ll	263182.836	0.35480181	0.33437896	1.88490943	0.06364066
1	2	variables/erosion	variables/pobrezall	283449.579	0.36640205	0.34403562	1.38470645	0.08704976
1	5	variables/erosion	variables/pobrezall	283449.579	0.36640205	0.34403562	1.38470645	0.08704976
1	2	variables/migracion_ll	variables/palmall	296729.716	0.38285989	0.35755048	1.82239399	0.11111851
1	2	variables/mineriall	variables/pobrezall	221755.56	0.39722833	0.36916903	2.26173902	0.07617611
1	5	variables/mineriall	variables/pobrezall	227692.959	0.40251101	0.3733979	3.19168542	0.06193225
1	5	variables/erosion	variables/pendientell	451515.5	0.46244099	0.41973338	1.10038094	0.14194761
2	5	variables/cacaoll	variables/vias_ll	13289.7685	0.03906858	0.08702855	2.23186881	0.00336192
2	5	variables/riosll	variables/vias_ll	17980.7276	0.04155796	0.09252777	2.7363125	0.00313447
2	5	variables/cacaoll	variables/ccppll	29103.8786	0.0454802	0.12758613	2.48210849	0.0074215
2	1	variables/cacaoll	variables/ccppll	44356.3877	0.05021922	0.15684169	2.78454625	0.00998494
2	1	variables/anp_ll	variables/vias_ll	27510.7845	0.05133551	0.14369194	2.58563466	0.00679774
2	5	variables/anp_ll	variables/ccppll	61755.4135	0.05585184	0.2114234	2.88430627	0.01685787
2	5	variables/anp_ll	variables/vias_ll	22605.8247	0.05886221	0.13049443	2.84258725	0.00602779
2	5	variables/ccppll	variables/riosll	89485.3138	0.0595527	0.20204212	3.02525812	0.01314279
2	1	variables/anp_ll	variables/cafell	20663.5543	0.06097808	0.13510103	2.64119436	0.00735806
2	1	variables/anp_ll	variables/ccppll	42540.0756	0.06347457	0.17670793	2.48165586	0.01198137
2	5	variables/mineriall	variables/riosll	69659.7505	0.06437162	0.21764435	2.88935694	0.01618014
2	1	variables/ccppll	variables/riosll	89205.8197	0.06513476	0.20173921	2.82225744	0.01241929
2	5	variables/elevacion_ll	variables/mineriall	61984.8464	0.06650269	0.20579839	2.50894468	0.01859859
2	5	variables/cacaoll	variables/pendientell	34152.9945	0.06967164	0.13800989	2.35359438	0.00828616
2	1	variables/mineriall	variables/riosll	78648.8957	0.07144043	0.2305576	3.54341683	0.01695988

2	5	variables/migracion_II	variables/riosII	11043.8425	0.07246868	0.07227914	2.04323951	0.00256982
2	5	variables/anp_II	variables/cafeII	79876.9441	0.07435244	0.25893832	3.0718184	0.02055362
2	1	variables/elevacion_II	variables/mineriaII	101554.776	0.07465776	0.25992992	3.80330563	0.0201593
2	1	variables/palmaII	variables/riosII	125134.666	0.07510956	0.24172293	3.44137708	0.02061425
2	1	variables/pobrezaII	variables/riosII	12069.4158	0.07575885	0.07554238	2.06351282	0.00286333
2	5	variables/mineriaII	variables/vias_II	40261.4119	0.0761368	0.1678322	2.40109416	0.01292894
2	5	variables/pobrezaII	variables/riosII	12509.4632	0.07712756	0.07689918	2.11454657	0.00291298
2	1	variables/cacaoII	variables/pendienteII	54196.4612	0.07850044	0.17288904	2.90439992	0.01148862
2	5	variables/cacaoII	variables/erosion	47543.5231	0.08220294	0.16222804	1.89828761	0.01490859
2	5	variables/ccppII	variables/mineriaII	123696.051	0.08228854	0.28444017	2.63282926	0.03810738
2	5	variables/erosion	variables/vias_II	57503.3918	0.08292378	0.1636127	2.05801058	0.01360906
2	1	variables/riosII	variables/vias_II	115236.402	0.08317358	0.22899902	2.82278336	0.01528041
2	5	variables/anp_II	variables/pendienteII	36961.6387	0.08366887	0.16504294	2.92837098	0.01101179
2	1	variables/riosII	variables/suelosII	59391.9032	0.08412163	0.16591152	2.47964158	0.01453045
2	1	variables/anp_II	variables/erosion	38204.8885	0.08506439	0.16771887	2.2285298	0.01328483
2	5	variables/riosII	variables/suelosII	60902.7311	0.08518487	0.16794973	2.53024145	0.01480213
2	1	variables/cafeII	variables/vias_II	114744.682	0.08892024	0.24390854	2.96265641	0.02239842
2	1	variables/anp_II	variables/pendienteII	52357.8212	0.08906849	0.19532695	2.63931533	0.01633338
2	1	variables/ccppII	variables/pendienteII	83743.5226	0.08907102	0.19533228	2.72185356	0.01341941
2	1	variables/migracion_II	variables/riosII	17553.1496	0.09136246	0.09098353	1.99034741	0.00437285
2	5	variables/pendienteII	variables/vias_II	70695.9468	0.09194532	0.18085813	2.48249003	0.01392019
2	1	variables/anp_II	variables/riosII	88849.7785	0.09196674	0.25174375	2.71188744	0.02315526
2	1	variables/cacaoII	variables/cafeII	140367.686	0.0923092	0.2927427	3.16960882	0.03138426
2	5	variables/cacaoII	variables/mineriaII	86052.7093	0.09280448	0.25388971	2.21754662	0.03181724
2	1	variables/mineriaII	variables/vias_II	101596.629	0.09561582	0.26106386	3.26715492	0.02295217
2	5	variables/elevacion_II	variables/vias_II	97236.1753	0.09659	0.21111389	2.60451883	0.01421683
2	1	variables/cacaoII	variables/erosion	66987.2806	0.09757484	0.19153657	2.35906234	0.01905357
2	5	variables/anp_II	variables/erosion	50582.906	0.09787915	0.19211192	2.58231516	0.01580473

2	5	variables/ccppII	variables/pendienteII	81949.2613	0.09851182	0.19330742	2.78685684	0.01338031
2	1	variables/ccppII	variables/suelosII	81846.1486	0.09859073	0.19345647	2.33556442	0.02136791
2	5	variables/ccppII	variables/suelosII	83127.877	0.0993597	0.19490826	2.48753629	0.02124858
2	5	variables/cacaoII	variables/suelosII	69392.2423	0.09945316	0.19508462	2.12486652	0.01886169
2	5	variables/anp_II	variables/riosII	136030.448	0.10178076	0.30638054	3.03798598	0.03057869
2	1	variables/anp_II	variables/elevacion_II	113528.117	0.10391142	0.28197931	3.15155195	0.02750977
2	1	variables/pendienteII	variables/riosII	118269.386	0.1060588	0.23075437	2.85215771	0.01848905
2	1	variables/pendienteII	variables/vias_II	118082.368	0.10628448	0.23121917	2.71365078	0.021712
2	5	variables/anp_II	variables/elevacion_II	119349.968	0.10654246	0.28853139	3.00404704	0.03050206
2	5	variables/palmaII	variables/riosII	288126.366	0.10911981	0.35358419	4.03811472	0.0372768
2	5	variables/mineriaII	variables/pendienteII	67859.7757	0.10987201	0.2146233	2.51378544	0.01754748
2	5	variables/cafeII	variables/palmaII	734496.674	0.11127034	0.54428754	4.55145663	0.09739877
2	5	variables/ccppII	variables/erosion	108381.685	0.11329057	0.22097969	2.35758253	0.01573808
2	1	variables/ccppII	variables/erosion	108424.902	0.11331315	0.22102159	2.20316078	0.01664531
2	5	variables/pendienteII	variables/riosII	109174.285	0.11392675	0.22215952	2.81634476	0.017303
2	5	variables/ccppII	variables/palmaII	418032.389	0.11733973	0.41373455	3.92425381	0.05794452
2	5	variables/cacaoII	variables/cafeII	169451.678	0.11892843	0.31882582	3.2911952	0.0388117
2	1	variables/cacaoII	variables/palmaII	280836.132	0.12322139	0.37830628	3.4729298	0.04094881
2	1	variables/erosion	variables/vias_II	131225.739	0.1252685	0.24302585	2.20417891	0.02053889
2	1	variables/ccppII	variables/elevacion_II	344777.003	0.12798336	0.37515853	3.15353062	0.02870641
2	5	variables/cacaoII	variables/elevacion_II	231517.675	0.12845741	0.34149074	2.3074917	0.05806294
2	1	variables/cafeII	variables/mineriaII	251060.324	0.12884617	0.42131703	3.70144733	0.05924592
2	1	variables/cacaoII	variables/elevacion_II	326012.173	0.12999679	0.39591926	3.24973174	0.06343992
2	1	variables/erosion	variables/riosII	142599.342	0.13020399	0.25200365	2.32849217	0.02578398
2	5	variables/erosion	variables/riosII	143114.368	0.13043891	0.25242938	2.37875124	0.02602467
2	1	variables/cacaoII	variables/mineriaII	234910.331	0.13076345	0.39788545	3.51841582	0.0508752
2	5	variables/cacaoII	variables/palmaII	232650.03	0.13151113	0.34863214	3.57465576	0.04385499
2	1	variables/elevacion_II	variables/vias_II	292936.278	0.13253934	0.35102318	3.18106515	0.0145007

2	1	variables/elevacion_ll	variables/palmall	464099.582	0.13300124	0.43239597	3.70106138	0.06014394
2	1	variables/elevacion_ll	variables/pobrezall	37464.7762	0.1334044	0.13223293	2.41802504	0.0066926
2	1	variables/ccppll	variables/mineriall	227002.041	0.13397591	0.37293212	3.24622951	0.05237124
2	5	variables/elevacion_ll	variables/pobrezall	38132.3649	0.13458772	0.13338509	1.9923525	0.00794643
2	5	variables/cafell	variables/mineriall	282185.872	0.13659981	0.4418356	3.18187925	0.06583339
2	5	variables/ccppll	variables/elevacion_ll	396673.001	0.13727792	0.39820785	2.87457996	0.03586925
2	5	variables/anp_ll	variables/mineriall	238540.752	0.1374682	0.44409188	3.15219305	0.07135578
2	1	variables/cafell	variables/suelosll	138348.959	0.13765241	0.26542969	2.56623219	0.03942592
2	5	variables/cafell	variables/vias_ll	172791.15	0.13802415	0.29490544	3.52593805	0.02717072
2	1	variables/mineriall	variables/pendientell	134258.264	0.1382281	0.29530324	3.35503978	0.02770182
2	5	variables/cacaoll	variables/riosll	269715.992	0.13865429	0.36510099	2.53864488	0.06552275
2	1	variables/cafell	variables/elevacion_ll	463665.434	0.13978933	0.45008143	3.37986658	0.06131359
2	1	variables/anp_ll	variables/cacaoll	183991.755	0.1417033	0.3720287	2.68064699	0.05645972
2	1	variables/ccppll	variables/palmall	412958.791	0.14283646	0.41164399	3.21071593	0.06535946
2	1	variables/ccppll	variables/migracion_ll	43739.3538	0.14393842	0.14247012	1.84015127	0.01579789
2	5	variables/elevacion_ll	variables/palmall	426808.509	0.14542474	0.41781069	3.82099031	0.05003836
2	5	variables/ccppll	variables/migracion_ll	44660.9936	0.14544699	0.14393253	1.9942318	0.01515649
2	1	variables/cafell	variables/palmall	504970.636	0.14920567	0.47376332	3.37872763	0.08810624
2	5	variables/anp_ll	variables/cacaoll	153465.807	0.14943625	0.34373798	2.59704147	0.05461667
2	5	variables/migracion_ll	variables/mineriall	31404.4966	0.14948543	0.14784272	1.83603891	0.01432028
2	5	variables/suelosll	variables/vias_ll	198309.242	0.15421521	0.2947301	2.14883405	0.05297492
2	1	variables/cacaoll	variables/riosll	461833.068	0.15472879	0.45656798	2.90418614	0.06469598
2	5	variables/cacaoll	variables/migracion_ll	42384.7357	0.15522801	0.15339098	1.58339086	0.01534061
2	5	variables/erosion	variables/mineriall	138956.031	0.15722426	0.29996793	2.04073257	0.02771954
2	1	variables/erosion	variables/suelosll	210631.788	0.15815334	0.30157974	1.82576183	0.05850265
2	5	variables/erosion	variables/suelosll	210631.788	0.15815334	0.30157974	1.82576183	0.05850265
2	1	variables/suelosll	variables/vias_ll	209762.67	0.15860608	0.30236423	2.30367548	0.05011938
2	1	variables/elevacion_ll	variables/suelosll	212514.055	0.15886333	0.30280972	2.80849239	0.03584432

2	1	variables/cafeII	variables/ccppII	472453.023	0.16063752	0.4528966	2.91076783	0.06284889
2	1	variables/cacaoII	variables/vias_II	363852.173	0.1616112	0.41573167	2.77543933	0.03268735
2	1	variables/anp_II	variables/suelosII	138621.458	0.16237468	0.30887046	2.45621981	0.04771169
2	5	variables/pendienteII	variables/suelosII	222285.421	0.16246952	0.30903364	2.26571727	0.03815061
2	5	variables/cacaoII	variables/pobrezaII	46607.1988	0.16277655	0.160662	1.65618455	0.01627735
2	1	variables/cacaoII	variables/suelosII	187380.021	0.16342736	0.31068016	2.56046415	0.04088215
2	1	variables/ccppII	variables/pobrezaII	57127.4791	0.16449893	0.16231745	1.91191419	0.0159022
2	1	variables/cafeII	variables/migracion_II	50213.9665	0.16559794	0.16337303	2.10422777	0.02131849
2	5	variables/anp_II	variables/suelosII	144733.983	0.16591603	0.31494509	2.8069544	0.04836928
2	1	variables/pendienteII	variables/suelosII	232157.955	0.16603827	0.31515409	2.35100297	0.0401864
2	5	variables/elevacion_II	variables/suelosII	234835.134	0.16699803	0.31679345	2.38628175	0.03912726
2	5	variables/ccppII	variables/pobrezaII	59282.0295	0.16757225	0.16526791	2.06614568	0.01513035
2	5	variables/pendienteII	variables/pobrezaII	59701.8512	0.16815659	0.1658284	1.86381073	0.01413002
2	1	variables/erosion	variables/mineriaII	161464.012	0.1694801	0.32101987	2.79242385	0.03714064
2	1	variables/cafeII	variables/riosII	583782.341	0.17062127	0.49249869	3.05641817	0.050745
2	1	variables/elevacion_II	variables/erosion	252605.42	0.17320291	0.32732317	2.66652544	0.03892249
2	1	variables/anp_II	variables/mineriaII	235182.843	0.17400048	0.44156846	3.39804073	0.07689275
2	1	variables/pendienteII	variables/pobrezaII	64232.2624	0.17442013	0.17182603	1.95151421	0.01505901
2	5	variables/elevacion_II	variables/migracion_II	65232.0497	0.17603097	0.17336544	1.90725865	0.01976401
2	5	variables/cafeII	variables/riosII	686570.799	0.17715609	0.52304738	3.71958088	0.08225898
2	1	variables/migracion_II	variables/mineriaII	44806.2549	0.17855511	0.17577507	2.60621298	0.0144528
2	1	variables/elevacion_II	variables/migracion_II	67649.2242	0.17926272	0.17645002	2.33302172	0.01625424
2	5	variables/migracion_II	variables/pendienteII	67906.4796	0.17933935	0.1765231	1.78899744	0.01731373
2	1	variables/migracion_II	variables/pendienteII	67944.7445	0.17938987	0.17657127	1.87823305	0.01651023
2	1	variables/palmaII	variables/vias_II	521823.228	0.18038218	0.45446594	3.20677581	0.08221439
2	5	variables/cafeII	variables/ccppII	923833.23	0.18340824	0.5791046	3.77333862	0.07299116
2	5	variables/elevacion_II	variables/erosion	291566.386	0.18608123	0.34879088	2.23958006	0.04711291
2	5	variables/mineriaII	variables/suelosII	195928.745	0.18693846	0.35020101	2.32904512	0.05528031

2	1	variables/mineriaII	variables/palmaII	954164.967	0.18699508	0.64151177	3.69463334	0.20474191
2	5	variables/elevacion_II	variables/riosII	791619.762	0.19424487	0.52339986	2.75542722	0.13695565
2	5	variables/anp_II	variables/palmaII	780485.778	0.19436008	0.61377461	4.3396798	0.12218111
2	1	variables/elevacion_II	variables/pendienteII	399679.18	0.19486534	0.39945808	3.1485599	0.0551676
2	1	variables/cacaoII	variables/migracion_II	67600.6991	0.19603831	0.19237654	2.04524176	0.01902855
2	5	variables/cafeII	variables/elevacion_II	716813.579	0.1981739	0.53102278	3.69486507	0.07567584
2	1	variables/erosion	variables/palmaII	325863.444	0.20061003	0.37236661	2.71561909	0.06507644
2	5	variables/ccppII	variables/vias_II	423986.698	0.20140613	0.41063595	2.61504999	0.06682085
2	1	variables/elevacion_II	variables/riosII	950953.535	0.20298996	0.55847034	3.08786906	0.14812986
2	1	variables/palmaII	variables/pendienteII	422390.07	0.20428509	0.41549828	3.19569955	0.06353208
2	1	variables/mineriaII	variables/suelosII	236775.565	0.20550294	0.38014961	3.07698706	0.05953426
2	1	variables/cafeII	variables/erosion	327147.265	0.21134421	0.38933646	2.47794295	0.03543052
2	5	variables/palmaII	variables/vias_II	483281.731	0.21957966	0.44073537	3.62445577	0.07328388
2	5	variables/erosion	variables/palmaII	407283.525	0.22427623	0.40926603	3.2725856	0.06743168
2	1	variables/cafeII	variables/pendienteII	472179.874	0.22710016	0.45277678	2.94008401	0.0623846
2	1	variables/cacaoII	variables/pobrezaII	92606.4681	0.22944892	0.22363752	2.11178202	0.02547893
2	5	variables/cafeII	variables/erosion	394651.817	0.23212706	0.42108773	3.19537367	0.04011949
2	5	variables/palmaII	variables/pendienteII	437088.292	0.23233755	0.42140179	3.70926484	0.05784231
2	5	variables/cafeII	variables/suelosII	407620.384	0.23627828	0.42725346	3.23144163	0.07275949
2	1	variables/anp_II	variables/palmaII	620857.122	0.24515199	0.56981358	3.12573497	0.13549049
2	5	variables/elevacion_II	variables/pendienteII	532703.551	0.25152238	0.44938827	2.61983572	0.07548419
2	5	variables/anp_II	variables/migracion_II	87250.3693	0.25709661	0.24899902	2.20774542	0.03695713
2	1	variables/cafeII	variables/pobrezaII	127832.245	0.26421829	0.25545199	2.15613055	0.04186164
2	5	variables/cafeII	variables/migracion_II	133537.344	0.27004991	0.26071076	2.81386187	0.03571665
2	5	variables/mineriaII	variables/palmaII	1299605.55	0.27068709	0.69845819	3.82033373	0.2246697
2	1	variables/anp_II	variables/migracion_II	99510.1	0.2745657	0.26476711	1.84675418	0.04563207
2	5	variables/migracion_II	variables/vias_II	163609.477	0.27974432	0.26940159	1.65199441	0.05992228
2	1	variables/erosion	variables/migracion_II	166333.248	0.28067874	0.27023585	1.33309033	0.06133419

2	5	variables/erosion	variables/migracion_II	166333.248	0.28067874	0.27023585	1.33309033	0.06133419
2	5	variables/cafeII	variables/pendienteII	586702.792	0.28302695	0.49260888	3.54203835	0.07505912
2	1	variables/migracion_II	variables/vias_II	170535.106	0.28560378	0.27462289	1.80774937	0.05404693
2	1	variables/pobrezaII	variables/suelosII	176390.987	0.28945386	0.27804051	1.52195029	0.08255119
2	5	variables/pobrezaII	variables/suelosII	176390.987	0.28945386	0.27804051	1.52195029	0.08255119
2	1	variables/migracion_II	variables/pobrezaII	192103.602	0.30163553	0.28878412	1.01007859	0.13100126
2	5	variables/migracion_II	variables/pobrezaII	192103.602	0.30163553	0.28878412	1.01007859	0.13100126
2	5	variables/anp_II	variables/pobrezaII	133304.543	0.31778631	0.30286136	2.27471419	0.0621935
2	1	variables/anp_II	variables/pobrezaII	133390.781	0.31788908	0.30295031	1.91560217	0.07311093
2	5	variables/mineriaII	variables/pobrezaII	159160.139	0.33652716	0.31895077	1.71603449	0.08955655
2	5	variables/pobrezaII	variables/vias_II	243835.127	0.34151138	0.32318451	1.72127647	0.06438239
2	5	variables/cafeII	variables/pobrezaII	221384.491	0.34770926	0.32842219	2.85198495	0.06010675
2	1	variables/erosion	variables/pobrezaII	283449.579	0.36640205	0.34403562	1.38470645	0.08704976
2	5	variables/erosion	variables/pobrezaII	283449.579	0.36640205	0.34403562	1.38470645	0.08704976
2	1	variables/pobrezaII	variables/vias_II	284353.147	0.36879589	0.34601499	1.86754959	0.06818721
2	1	variables/ccppII	variables/vias_II	2307341.08	0.37144325	0.7243347	2.58349236	0.09004495
2	1	variables/mineriaII	variables/pobrezaII	211894.943	0.3882963	0.36196638	2.4752621	0.07550915
2	5	variables/erosion	variables/pendienteII	1577720.02	0.4322201	0.65396812	1.95890739	0.19578686
2	1	variables/erosion	variables/pendienteII	1864967.63	0.46992185	0.68484954	2.01506843	0.21732822
2	1	variables/palmaII	variables/suelosII	2008761.9	0.49881307	0.706266	2.50291431	0.34277499
5	1	variables/anp_II	variables/pendienteII	231.759794	0.01325065	0.01324949	1.0401075	0.00017684
5	1	variables/mineriaII	variables/pendienteII	613.58534	0.02089529	0.02089073	1.14667177	0.00042988
5	1	variables/anp_II	variables/ccppII	3809.01935	0.03101641	0.05364465	1.70440209	0.00184139
5	1	variables/elevacion_II	variables/pobrezaII	2180.36537	0.03218275	0.0321661	1.51303757	0.00069755
5	1	variables/anp_II	variables/erosion	4517.33554	0.03377527	0.05840064	1.57913411	0.00219974
5	1	variables/cacaoII	variables/ccppII	4404.22068	0.03538437	0.04997852	1.75493959	0.0016052
5	2	variables/cacaoII	variables/ccppII	5093.59017	0.038053	0.05373731	2.33579635	0.0012389
5	2	variables/ccppII	variables/riosII	14704.701	0.04181329	0.08333568	2.31564613	0.0030395

5	1	variables/palmaII	variables/riosII	15010.3724	0.04313884	0.08595834	1.99519416	0.00441778
5	1	variables/pendienteII	variables/riosII	4119.71896	0.04426183	0.04421853	1.37575233	0.00155954
5	2	variables/pendienteII	variables/pobrezaII	4910.86022	0.04822795	0.04817196	1.49060972	0.00157347
5	1	variables/anp_II	variables/vias_II	9799.32575	0.05003211	0.0863346	1.77976499	0.00448279
5	1	variables/ccppII	variables/riosII	23075.2802	0.0523793	0.10418846	2.07231369	0.00518077
5	1	variables/riosII	variables/vias_II	23436.4806	0.05304589	0.10549972	2.08095297	0.00504613
5	1	variables/migracion_II	variables/riosII	6241.18418	0.05447833	0.05439767	1.4855586	0.00232294
5	2	variables/anp_II	variables/vias_II	19598.8544	0.05480772	0.12164368	2.79319417	0.00568454
5	1	variables/migracion_II	variables/pendienteII	6347.17215	0.05482897	0.05474675	0.89718942	0.00357436
5	2	variables/riosII	variables/vias_II	41320.397	0.05750984	0.1394925	3.0904268	0.00671044
5	2	variables/ccppII	variables/pendienteII	14352.0556	0.05830259	0.08217347	1.88632725	0.0037791
5	1	variables/elevacion_II	variables/vias_II	28957.752	0.05893261	0.11705494	2.03540097	0.00593782
5	2	variables/ccppII	variables/erosion	29779.0066	0.0593842	0.11793949	1.84126721	0.00496525
5	1	variables/palmaII	variables/pendienteII	7328.7472	0.06016995	0.06006133	1.35310677	0.0026121
5	2	variables/elevacion_II	variables/vias_II	53314.7824	0.06044745	0.15792208	3.44362184	0.00613498
5	1	variables/cacaoII	variables/pendienteII	6430.44325	0.06046334	0.06035312	1.06361717	0.00334268
5	2	variables/cafeII	variables/vias_II	33857.9753	0.06109769	0.1353612	2.8356989	0.00713956
5	2	variables/anp_II	variables/ccppII	20275.6671	0.0619731	0.12300495	2.13635567	0.00720002
5	1	variables/cacaoII	variables/cafeII	17954.3526	0.06321672	0.10884405	1.73063424	0.00718483
5	2	variables/ccppII	variables/suelosII	33660.4389	0.06322616	0.12545329	1.97798944	0.00812181
5	1	variables/cacaoII	variables/vias_II	21429.2484	0.06404671	0.11025583	1.76202467	0.0072477
5	1	variables/cafeII	variables/vias_II	30584.4692	0.06492318	0.12876541	2.1447691	0.00789907
5	2	variables/migracion_II	variables/riosII	8955.63627	0.06525871	0.0651202	1.84659657	0.00249176
5	2	variables/cacaoII	variables/pendienteII	15811.1842	0.06704075	0.09438667	2.27762962	0.00437401
5	1	variables/ccppII	variables/erosion	38948.123	0.06791396	0.13459204	1.95953004	0.00699982
5	1	variables/ccppII	variables/pendienteII	9744.83216	0.06794116	0.0677849	1.4876065	0.00310668
5	1	variables/pobrezaII	variables/riosII	10618.5426	0.0710596	0.07088087	1.55644518	0.00333981
5	2	variables/ccppII	variables/migracion_II	10920.1694	0.07192092	0.07173563	1.47633953	0.00358586

5	2	variables/cacaoII	variables/cafeII	38900.9439	0.07207801	0.15911795	2.45720872	0.01170259
5	2	variables/pobrezaII	variables/riosII	11144.5639	0.0727984	0.07260626	1.91793001	0.00284556
5	1	variables/migracion_II	variables/mineriaII	7561.31627	0.07335026	0.07315373	1.31227	0.00665347
5	2	variables/palmaII	variables/riosII	65119.4083	0.07336388	0.17687088	2.77156903	0.01399371
5	1	variables/pendienteII	variables/pobrezaII	13641.0073	0.08037911	0.08012071	0.96776606	0.00717046
5	2	variables/pendienteII	variables/riosII	27686.6702	0.08113643	0.11399625	2.25289856	0.00577549
5	1	variables/anp_II	variables/cafeII	14938.9066	0.08197862	0.1151639	1.38464796	0.01094254
5	1	variables/elevacion_II	variables/mineriaII	28725.4706	0.08265506	0.14171783	1.55939665	0.01620778
5	2	variables/anp_II	variables/erosion	36601.1052	0.08325981	0.16425785	1.97881858	0.0142893
5	1	variables/cacaoII	variables/erosion	36757.8702	0.0834615	0.14307236	1.52195925	0.0135453
5	2	variables/elevacion_II	variables/pobrezaII	15565.1688	0.08598753	0.0856714	2.2702312	0.00322523
5	1	variables/riosII	variables/suelosII	65165.743	0.08811579	0.17355706	1.97656585	0.01594267
5	1	variables/mineriaII	variables/riosII	32994.5745	0.08860429	0.1516912	1.76388322	0.01220382
5	2	variables/mineriaII	variables/riosII	55002.2377	0.08861338	0.19436669	2.63773282	0.01486499
5	1	variables/ccppII	variables/suelosII	67529.1482	0.0895535	0.17630151	2.0874069	0.01736257
5	2	variables/riosII	variables/suelosII	68077.6949	0.09006302	0.17727315	2.33424038	0.01653248
5	2	variables/cacaoII	variables/erosion	58889.4941	0.09148725	0.17998636	2.20867792	0.0160888
5	2	variables/anp_II	variables/pendienteII	24120.6937	0.09558686	0.13396179	1.95038284	0.01004823
5	2	variables/anp_II	variables/cafeII	22611.7553	0.10085753	0.14120495	1.83036106	0.00984144
5	1	variables/cafeII	variables/erosion	76685.0463	0.10232319	0.20049114	1.92410502	0.02178017
5	1	variables/pendienteII	variables/suelosII	22610.7648	0.10363442	0.10308234	1.39985141	0.00825043
5	1	variables/erosion	variables/vias_II	93734.7613	0.10587238	0.20715177	1.95828738	0.01797241
5	2	variables/mineriaII	variables/vias_II	79273.4263	0.10683509	0.23235249	2.98218175	0.02381709
5	1	variables/anp_II	variables/riosII	46026.9507	0.10809189	0.18402327	1.53433326	0.02351163
5	1	variables/erosion	variables/mineriaII	50927.3171	0.10990707	0.18700634	1.51597208	0.027046
5	2	variables/ccppII	variables/elevacion_II	102606.8	0.11039323	0.21559424	2.64835586	0.01807539
5	2	variables/anp_II	variables/riosII	81317.3671	0.11128952	0.24148602	2.33922047	0.02521509
5	1	variables/cacaoII	variables/suelosII	65806.3794	0.11183211	0.19016432	1.7450328	0.02255304

5	2	variables/erosion	variables/vias_II	105939.707	0.11255421	0.21961287	2.60791819	0.01584055
5	2	variables/cacaoII	variables/vias_II	121174.319	0.11797073	0.25506538	3.07968317	0.01181821
5	2	variables/migracion_II	variables/pendienteII	29443.8423	0.11809112	0.11727621	1.41227943	0.0099363
5	1	variables/anp_II	variables/elevacion_II	55194.1332	0.1183157	0.20075669	1.5534043	0.02660811
5	1	variables/mineriaII	variables/vias_II	39192.4046	0.11877392	0.16565106	1.82831391	0.01569511
5	1	variables/elevacion_II	variables/palmaII	121538.764	0.12270131	0.23833108	1.88136667	0.03314159
5	1	variables/elevacion_II	variables/suelosII	128476.63	0.12352131	0.2398325	1.91554495	0.03247833
5	1	variables/ccppII	variables/pobrezaII	32323.2528	0.12373657	0.12280006	1.66411842	0.00943418
5	1	variables/ccppII	variables/elevacion_II	134426.089	0.12635608	0.24500966	2.00195241	0.02937229
5	1	variables/erosion	variables/riosII	134345.464	0.12637962	0.24505256	1.8214991	0.03236411
5	2	variables/ccppII	variables/pobrezaII	34885.6551	0.12854761	0.1274985	1.54290965	0.01097985
5	1	variables/ccppII	variables/migracion_II	35379.1416	0.12945362	0.12838236	1.59033625	0.01154505
5	2	variables/anp_II	variables/elevacion_II	110216.047	0.12950721	0.27815844	2.70256025	0.03132495
5	2	variables/erosion	variables/riosII	146281.216	0.1318742	0.25502725	2.18298823	0.02720569
5	1	variables/anp_II	variables/suelosII	69845.3174	0.13308868	0.22462554	1.82447046	0.03120229
5	2	variables/cafeII	variables/ccppII	135838.476	0.13619121	0.2628077	1.99184161	0.03903931
5	2	variables/pendienteII	variables/vias_II	81085.2385	0.13925739	0.19322813	2.65076436	0.01500166
5	2	variables/mineriaII	variables/pendienteII	55359.7471	0.14034369	0.19467853	2.17417609	0.02017908
5	2	variables/elevacion_II	variables/mineriaII	144436.134	0.14356527	0.30565805	2.86647915	0.03869372
5	2	variables/erosion	variables/mineriaII	116070.074	0.14369477	0.27620937	2.06550774	0.03908392
5	2	variables/erosion	variables/pendienteII	87388.6058	0.14385746	0.19936123	1.76217961	0.02688693
5	2	variables/cafeII	variables/riosII	197885.376	0.14734177	0.31292023	2.39958684	0.04152449
5	2	variables/elevacion_II	variables/suelosII	188315.794	0.14954545	0.28654872	2.65788607	0.03664814
5	2	variables/cacaoII	variables/palmaII	190791.523	0.15064353	0.31922489	2.78673153	0.04419336
5	2	variables/pendienteII	variables/suelosII	96067.7315	0.15104981	0.2089035	1.9023442	0.02441991
5	2	variables/anp_II	variables/suelosII	120850.773	0.15160999	0.29017363	2.21010552	0.04936981
5	1	variables/cacaoII	variables/migracion_II	40580.0813	0.15188742	0.15016516	1.20312577	0.02023946
5	1	variables/cacaoII	variables/elevacion_II	122438.438	0.15254934	0.25545643	1.47324052	0.04620984

5	1	variables/pendienteII	variables/vias_II	49621.6083	0.15406279	0.15226634	1.48497636	0.01584188
5	1	variables/suelosII	variables/vias_II	198341.39	0.15422771	0.29475191	2.05901196	0.05029333
5	2	variables/ccppII	variables/palmaII	192756.7	0.15429806	0.29487469	2.39171048	0.04017739
5	2	variables/erosion	variables/palmaII	194851.059	0.15512658	0.29631935	2.22208778	0.04881658
5	1	variables/elevacion_II	variables/migracion_II	51065.7725	0.15574838	0.15389303	1.42660399	0.01799947
5	1	variables/elevacion_II	variables/erosion	206305.838	0.15652712	0.29875683	1.76925994	0.04163461
5	1	variables/erosion	variables/suelosII	210631.788	0.15815334	0.30157974	1.82576183	0.05850265
5	2	variables/erosion	variables/suelosII	210631.788	0.15815334	0.30157974	1.82576183	0.05850265
5	2	variables/cafeII	variables/pendienteII	91823.8257	0.15834757	0.21852502	1.97629212	0.02480938
5	1	variables/cacaoII	variables/palmaII	133266.364	0.16253826	0.27099045	1.67151352	0.05055066
5	2	variables/suelosII	variables/vias_II	221030.382	0.16281024	0.30961964	2.701644	0.04558327
5	2	variables/cacaoII	variables/suelosII	193186.297	0.16594008	0.31498621	2.40536473	0.04363669
5	2	variables/cafeII	variables/erosion	204922.298	0.16726818	0.31725437	1.94502845	0.03202237
5	1	variables/cacaoII	variables/mineriaII	105052.72	0.16744596	0.27854652	1.34966849	0.06374108
5	2	variables/cafeII	variables/mineriaII	165002.847	0.16842822	0.35244972	2.29968612	0.05908279
5	2	variables/cacaoII	variables/mineriaII	181829.433	0.17063917	0.35649167	2.60851291	0.0579746
5	1	variables/erosion	variables/palmaII	242564.575	0.17308065	0.32711685	1.76963297	0.07405961
5	1	variables/cacaoII	variables/pobrezaII	53638.3137	0.17462359	0.17202054	1.27371078	0.02459616
5	1	variables/cafeII	variables/suelosII	223622.196	0.17500615	0.33036077	1.95310412	0.08431605
5	1	variables/cafeII	variables/riosII	224365.232	0.17540898	0.33103795	1.97648321	0.05693731
5	2	variables/elevacion_II	variables/erosion	264598.885	0.17726698	0.33415472	2.51470652	0.04089846
5	2	variables/palmaII	variables/vias_II	397783.182	0.18185469	0.40690627	3.10399672	0.06875606
5	2	variables/migracion_II	variables/mineriaII	47381.2248	0.18361413	0.18059506	1.86198339	0.0260634
5	2	variables/cafeII	variables/suelosII	246181.825	0.18362164	0.34473172	1.9815715	0.08630679
5	1	variables/cafeII	variables/ccppII	248907.53	0.18435576	0.34594531	2.08714952	0.06139287
5	2	variables/elevacion_II	variables/migracion_II	72619.9384	0.18573191	0.18260894	2.18019411	0.01790833
5	2	variables/cacaoII	variables/elevacion_II	306412.815	0.18693066	0.38565522	2.88010413	0.06826606
5	2	variables/cacaoII	variables/migracion_II	62056.0028	0.18782667	0.18459867	1.89156145	0.01896821

5	2	variables/mineriaII	variables/suelosII	207910.402	0.19256959	0.35940485	2.34939653	0.06875606
5	2	variables/cafeII	variables/elevacion_II	354116.203	0.19698413	0.40309887	2.7290118	0.06110074
5	1	variables/ccppII	variables/palmaII	316439.025	0.19769731	0.36769571	2.02720068	0.07777427
5	1	variables/cafeII	variables/mineriaII	139669.126	0.20005238	0.32740337	1.6671823	0.08261608
5	1	variables/cafeII	variables/elevacion_II	292750.689	0.20024529	0.37178324	1.95895319	0.07582386
5	2	variables/cacaoII	variables/pobrezaII	72125.9385	0.2024935	0.19846548	1.96198019	0.02201539
5	1	variables/palmaII	variables/vias_II	335172.683	0.20444724	0.37847708	2.03277913	0.08263948
5	1	variables/anp_II	variables/mineriaII	122935.274	0.20543302	0.3352312	1.40248618	0.09082815
5	2	variables/cafeII	variables/palmaII	372740.455	0.20670082	0.41955098	2.38396013	0.09168838
5	1	variables/mineriaII	variables/suelosII	180543.16	0.20720941	0.33780045	1.79580169	0.07210217
5	2	variables/palmaII	variables/pendienteII	175151.997	0.20799714	0.28219699	2.32272451	0.03586014
5	2	variables/elevacion_II	variables/pendienteII	188189.775	0.21142038	0.28646313	2.57733835	0.02677517
5	2	variables/ccppII	variables/mineriaII	127642.422	0.21311578	0.28856971	2.29668911	0.03925474
5	2	variables/cafeII	variables/migracion_II	85414.9694	0.21597807	0.21111041	1.55219825	0.03637705
5	1	variables/anp_II	variables/pobrezaII	62533.6263	0.21765543	0.21267608	1.30125102	0.03680033
5	2	variables/anp_II	variables/mineriaII	230730.22	0.21800169	0.43817799	2.39109579	0.11579237
5	2	variables/elevacion_II	variables/palmaII	584405.23	0.21968641	0.47386638	2.97700484	0.09080059
5	1	variables/elevacion_II	variables/riosII	412035.575	0.22157901	0.40515612	1.8134353	0.10705871
5	2	variables/anp_II	variables/palmaII	324860.408	0.22430965	0.4483371	2.46534009	0.09570769
5	1	variables/cafeII	variables/pendienteII	92967.6447	0.22532772	0.21981649	1.43174908	0.02981473
5	2	variables/cacaoII	variables/riosII	446568.903	0.22567538	0.45051414	2.58002595	0.06776767
5	1	variables/ccppII	variables/mineriaII	143170.558	0.22570696	0.30408246	1.76543702	0.05914942
5	1	variables/cafeII	variables/palmaII	388488.889	0.23593004	0.42673849	1.89723648	0.13208743
5	1	variables/cafeII	variables/migracion_II	109868.162	0.24495065	0.23791701	1.50909392	0.05223982
5	2	variables/anp_II	variables/cacaoII	213610.703	0.24933121	0.39646398	2.24299859	0.07618364
5	2	variables/elevacion_II	variables/riosII	799727.939	0.25205004	0.52533699	2.8324568	0.1353405
5	1	variables/erosion	variables/pendienteII	138330.529	0.25596407	0.24796974	1.23955799	0.04124193
5	1	variables/cacaoII	variables/riosII	370561.091	0.26539591	0.41766502	1.58375954	0.08563287

5	2	variables/anp_II	variables/migracion_II	95346.8085	0.26876071	0.25955018	1.59874628	0.04962484
5	1	variables/anp_II	variables/migracion_II	99684.2713	0.27480588	0.26498246	1.18625606	0.06677756
5	1	variables/anp_II	variables/palmaII	293684.113	0.27533675	0.43045352	1.62424249	0.13598838
5	1	variables/erosion	variables/migracion_II	166333.248	0.28067874	0.27023585	1.33309033	0.06133419
5	2	variables/erosion	variables/migracion_II	166333.248	0.28067874	0.27023585	1.33309033	0.06133419
5	1	variables/migracion_II	variables/vias_II	168640.171	0.28401257	0.27320736	1.55986222	0.05861537
5	1	variables/pobrezaII	variables/suelosII	176390.987	0.28945386	0.27804051	1.52195029	0.08255119
5	2	variables/pobrezaII	variables/suelosII	176390.987	0.28945386	0.27804051	1.52195029	0.08255119
5	2	variables/migracion_II	variables/vias_II	182749.503	0.29565495	0.28352289	2.20464929	0.04868233
5	1	variables/cafeII	variables/pobrezaII	160812.49	0.29634838	0.28413423	1.55695528	0.08362296
5	1	variables/migracion_II	variables/pobrezaII	192103.602	0.30163553	0.28878412	1.01007859	0.13100126
5	2	variables/migracion_II	variables/pobrezaII	192103.602	0.30163553	0.28878412	1.01007859	0.13100126
5	2	variables/anp_II	variables/pobrezaII	140252.972	0.32596333	0.30991435	1.66811764	0.08023539
5	2	variables/cafeII	variables/pobrezaII	196890.404	0.32791021	0.31158615	1.57567835	0.09732792
5	1	variables/anp_II	variables/cacaoII	125758.179	0.33135528	0.31453737	1.26467831	0.0828748
5	2	variables/mineriaII	variables/palmaII	836220.544	0.3501135	0.61643956	2.38921577	0.25889042
5	1	variables/pobrezaII	variables/vias_II	259199.327	0.35210645	0.3321199	1.62118194	0.07285384
5	1	variables/mineriaII	variables/pobrezaII	176852.731	0.35473893	0.33432632	1.19304356	0.1120455
5	1	variables/elevacion_II	variables/pendienteII	267369.079	0.35638501	0.33570321	1.28288331	0.07343392
5	1	variables/erosion	variables/pobrezaII	283449.579	0.36640205	0.34403562	1.38470645	0.08704976
5	2	variables/erosion	variables/pobrezaII	283449.579	0.36640205	0.34403562	1.38470645	0.08704976
5	2	variables/pobrezaII	variables/vias_II	283863.919	0.36847849	0.34575282	2.26866503	0.05695319
5	2	variables/mineriaII	variables/pobrezaII	207380.183	0.3841374	0.35859035	1.74589046	0.09584186
5	2	variables/ccppII	variables/vias_II	1320396.04	0.39737787	0.62218844	2.65495831	0.05430842
5	1	variables/ccppII	variables/vias_II	1375787.93	0.40562743	0.63000999	2.12169207	0.07134077
5	1	variables/palmaII	variables/suelosII	1433860.19	0.4214315	0.64447468	1.69332843	0.34732208
5	1	variables/mineriaII	variables/palmaII	774914.157	0.43511055	0.60185553	1.44137261	0.38188029
5	2	variables/palmaII	variables/pobrezaII	440749.559	0.46661134	0.42284429	1.87980691	0.15033674

5	1	variables/palmaII	variables/pobrezaII	503471.729	0.49870864	0.44628885	1.44559696	0.18459442
5	2	variables/palmaII	variables/suelosII	2008390.47	0.49876695	0.70623327	2.01477522	0.38111375

ANEXO III: Resultados del reporte de correlación de los Pesos de Evidencia para la Región III

Trasition_From*	Trasition_To*	First_Variable*	Second_Variable*	Chi_2	Crammer	Contingency	Joint_Entropy	Joint_Uncertainty
1	2	variables/anp_III	variables/cafe_III	1481862.008	0.242088454	0.539355848	1.811039153	0.1434607
1	2	variables/anp_III	variables/ccpp_III	275103.6916	0.104308189	0.266028841	1.876422954	0.04831359
1	2	variables/anp_III	variables/erosion_III	566821.4159	0.177159764	0.368295953	1.475544485	0.03916609
1	2	variables/anp_III	variables/migracion_III	745718.6216	0.454366925	0.413668233	0.425471264	0.1088439
1	2	variables/anp_III	variables/mineria	405300.103	0.126607243	0.317625238	1.876803326	0.05876047
1	2	variables/anp_III	variables/rios_p_III	226393.4517	0.094624179	0.24285703	2.25665685	0.01794786
1	2	variables/anp_III	variables/suelos_III	241635.1828	0.12946876	0.250670297	1.284594957	0.0304586
1	2	variables/anp_III	variables/vias_III	174686.4427	0.083118902	0.214779751	2.305080509	0.02356973
1	2	variables/cafe_III	variables/ccpp_III	470264.0479	0.100073348	0.339401866	3.037719531	0.04317472
1	2	variables/cafe_III	variables/erosion_III	466862.3758	0.160781622	0.33831843	2.618585235	0.05079695
1	2	variables/cafe_III	variables/migracion_III	735514.6957	0.451247587	0.411310128	1.602224592	0.03628277
1	2	variables/cafe_III	variables/mineria	1761246.165	0.220815343	0.57251519	2.897934518	0.13965613
1	2	variables/cafe_III	variables/rios_p_III	806777.7372	0.118150667	0.427287534	3.346570866	0.0649847
1	2	variables/cafe_III	variables/suelos_III	2298900.468	0.399341999	0.624067844	2.173021475	0.25329738
1	2	variables/cafe_III	variables/vias_III	696482.9227	0.121787517	0.402056652	3.425655483	0.05052491
1	2	variables/ccpp_III	variables/erosion_III	82297.24808	0.067504795	0.149254544	2.646390277	0.00928888
1	2	variables/ccpp_III	variables/migracion_III	52510.38272	0.120570707	0.119703762	1.594336689	0.0116991
1	2	variables/ccpp_III	variables/mineria	89341.32962	0.049733087	0.155360243	3.075196595	0.00788733
1	2	variables/ccpp_III	variables/rios_p_III	246290.2363	0.072422104	0.252650219	3.396100586	0.0202571
1	2	variables/ccpp_III	variables/suelos_III	137590.7032	0.0976966	0.191766803	2.439338897	0.01637544

1	2	variables/ccpp_III	variables/vias_III	1421758.142	0.174004469	0.531449164	3.290081119	0.11258103
1	2	variables/erosion_III	variables/migracion_III	45715.07779	0.112501083	0.111795836	1.178349272	0.01265486
1	2	variables/erosion_III	variables/mineria	295088.9816	0.127825784	0.274821448	2.628965951	0.03036675
1	2	variables/erosion_III	variables/rios_p_III	187394.4113	0.101863897	0.222086381	2.985065503	0.0185314
1	2	variables/erosion_III	variables/suelos_III	437092.4332	0.174132294	0.328890013	1.978287297	0.06185016
1	2	variables/erosion_III	variables/vias_III	481032.173	0.163203336	0.34281927	3.001985095	0.04333433
1	2	variables/migracion_III	variables/mineria	261246.9691	0.268933464	0.259705764	1.590652229	0.02949029
1	2	variables/migracion_III	variables/rios_p_III	759533.1019	0.458556199	0.416822117	1.925310728	0.03332581
1	2	variables/migracion_III	variables/suelos_III	531027.7688	0.38386058	0.358365138	0.972710695	0.02826884
1	2	variables/migracion_III	variables/vias_III	65929.10763	0.135100767	0.133884448	2.003894862	0.00945555
1	2	variables/mineria	variables/rios_p_III	3275518.471	0.301133618	0.689612321	3.403557482	0.02210174
1	2	variables/mineria	variables/suelos_III	546229.9264	0.194658176	0.362792247	2.40437641	0.05345291
1	2	variables/mineria	variables/vias_III	707093.3892	0.13991285	0.404609718	3.402028453	0.05435399
1	2	variables/rios_p_III	variables/suelos_III	757381.1971	0.22921454	0.416726636	2.777470299	0.02554363
1	2	variables/rios_p_III	variables/vias_III	225046.0241	0.069228227	0.242175754	3.805727681	0.01813209
1	2	variables/suelos_III	variables/vias_III	543720.2548	0.194210479	0.362067349	2.795850597	0.05105087
1	5	variables/anp_III	variables/ccpp_III	383710.9055	0.162963856	0.309883742	2.171932048	0.04908713
1	5	variables/anp_III	variables/rios_p_III	34281.46207	0.048710085	0.096961143	1.843302332	0.00616918
1	5	variables/anp_III	variables/rios_s_III	76190.17162	0.072617066	0.143726236	1.149594319	0.0151699
1	5	variables/anp_III	variables/vias_III	177160.4401	0.11073186	0.216224692	3.372207004	0.01797635
1	5	variables/ccpp_III	variables/rios_p_III	182353.0322	0.071051902	0.21922044	3.300801293	0.01512412
1	5	variables/ccpp_III	variables/rios_s_III	53120.50304	0.054233209	0.120387154	2.627878221	0.00565314
1	5	variables/ccpp_III	variables/vias_III	1464836.897	0.16442514	0.537146946	4.673925109	0.08435426
1	5	variables/rios_p_III	variables/rios_s_III	16503.89837	0.030229258	0.067440781	2.255577096	0.00192718
1	5	variables/rios_p_III	variables/vias_III	138595.6654	0.061943257	0.192228617	4.483482708	0.00829879
1	5	variables/rios_s_III	variables/vias_III	69500.17765	0.062033626	0.137395896	3.801786435	0.00511728
2	1	variables/cacao	variables/cafe_III	666648.994	0.110923152	0.394720287	3.209758969	0.0589599
2	1	variables/cacao	variables/ccpp_III	4105236.628	0.376914912	0.729348263	2.792341131	0.11275579

2	1	variables/cacao	variables/elevacion_III	1250875.993	0.152141414	0.507663818	3.04629118	0.12231315
2	1	variables/cacao	variables/mineria	1290125.405	0.199211279	0.513001531	2.738652733	0.12149032
2	1	variables/cacao	variables/pendiente_III	370610.3322	0.160160618	0.305053222	2.52711752	0.03979963
2	1	variables/cacao	variables/rios_p_III	62419.55995	0.053666583	0.130334438	1.700086346	0.01333706
2	1	variables/cacao	variables/suelos_III	348330.5573	0.155446408	0.296876489	2.184401548	0.05167917
2	1	variables/cafe_III	variables/ccpp_III	734847.8451	0.159467775	0.411155163	3.526130373	0.05513229
2	1	variables/cafe_III	variables/elevacion_III	1661020.097	0.175318507	0.561747373	3.696934046	0.10920327
2	1	variables/cafe_III	variables/mineria	2481104.469	0.276261577	0.638115237	3.2899505	0.16341694
2	1	variables/cafe_III	variables/pendiente_III	805099.0384	0.236059579	0.426930099	3.129630449	0.07128757
2	1	variables/cafe_III	variables/rios_p_III	203575.8657	0.096918512	0.230981158	2.352765316	0.02156796
2	1	variables/cafe_III	variables/suelos_III	2445215.896	0.411854209	0.635789581	2.58358227	0.22326138
2	1	variables/ccpp_III	variables/elevacion_III	340520.8693	0.108695815	0.293863952	3.512863988	0.02779588
2	1	variables/ccpp_III	variables/mineria	226267.963	0.08848828	0.242793682	3.205780173	0.01782135
2	1	variables/ccpp_III	variables/pendiente_III	205399.513	0.119233057	0.23196192	2.868488022	0.01985248
2	1	variables/ccpp_III	variables/rios_p_III	38505.67245	0.042150812	0.102702024	2.024143493	0.00609453
2	1	variables/ccpp_III	variables/suelos_III	277227.0377	0.138676444	0.267263738	2.513154554	0.0366969
2	1	variables/elevacion_III	variables/mineria	1058679.041	0.180695299	0.476568077	3.37153608	0.08422904
2	1	variables/elevacion_III	variables/pendiente_III	2236306.179	0.393939348	0.618872182	2.868081209	0.19708069
2	1	variables/elevacion_III	variables/rios_p_III	266778.6156	0.111092779	0.262572526	2.270849546	0.037794
2	1	variables/elevacion_III	variables/suelos_III	1787381.255	0.352181552	0.575853901	2.601434948	0.17095045
2	1	variables/mineria	variables/pendiente_III	189531.5255	0.114534864	0.223286379	2.825958046	0.01952975
2	1	variables/mineria	variables/rios_p_III	59855.98918	0.052552986	0.127674506	1.979491974	0.00748607
2	1	variables/mineria	variables/suelos_III	1649322.742	0.338249939	0.560326012	2.436778861	0.06407885
2	1	variables/pendiente_III	variables/rios_p_III	196738.8052	0.116692244	0.227276858	1.62342465	0.03168518
2	1	variables/pendiente_III	variables/suelos_III	916543.8719	0.252155999	0.450291028	2.053083795	0.11588013
2	1	variables/rios_p_III	variables/suelos_III	65584.36242	0.067450481	0.133689984	1.304169697	0.01248872
2	5	variables/mineria	variables/palma_III	4746014.776	0.278009283	0.75354638	3.430220639	0.11197147
2	5	variables/mineria	variables/pendiente_III	208918.0932	0.120249977	0.233832546	3.284838403	0.01831579

2	5	variables/mineria	variables/rios_p_III	585287.8337	0.15214404	0.37341729	3.518434884	0.03816275
2	5	variables/palma_III	variables/pendiente_III	3051149.521	0.459545715	0.67669415	2.319013327	0.36393784
2	5	variables/palma_III	variables/rios_p_III	1187257.957	0.216691931	0.497370811	3.008914206	0.06283577
2	5	variables/pendiente_III	variables/rios_p_III	298082.6997	0.143636681	0.276106221	2.746674092	0.02972204
5	1	variables/cacao	variables/cafe_III	252599.2542	0.107959191	0.255656793	1.679955903	0.03771964
5	1	variables/cacao	variables/ccpp_III	3174754.789	0.382735445	0.683943671	2.681293921	0.0617185
5	1	variables/cacao	variables/huracan_III	1094412.187	0.224716029	0.482214399	3.313418823	0.08272917
5	1	variables/cacao	variables/pendiente_III	104829.2211	0.085180102	0.167940598	2.45809954	0.01210374
5	1	variables/cacao	variables/pobreza_III	67696.40549	0.13689955	0.135634454	1.331249531	0.01255331
5	1	variables/cacao	variables/rios_s_III	76337.0507	0.059348709	0.143861842	2.672436781	0.00873699
5	1	variables/cafe_III	variables/ccpp_III	143387.1387	0.081338974	0.19539844	2.047100261	0.02272811
5	1	variables/cafe_III	variables/huracan_III	567674.9846	0.161842832	0.368529831	2.671904898	0.06408303
5	1	variables/cafe_III	variables/pendiente_III	202794.7265	0.118474614	0.230565083	1.747264649	0.03341944
5	1	variables/cafe_III	variables/pobreza_III	13926.17928	0.062091937	0.061972587	0.640034995	0.01113336
5	1	variables/cafe_III	variables/rios_s_III	21622.07026	0.031585825	0.077138624	1.98491551	0.00322589
5	1	variables/ccpp_III	variables/huracan_III	949785.9137	0.193813069	0.456288936	3.683703903	0.06871681
5	1	variables/ccpp_III	variables/pendiente_III	46730.19488	0.056871643	0.113014569	2.824731544	0.00474904
5	1	variables/ccpp_III	variables/pobreza_III	43563.10855	0.109819294	0.109162999	1.690767799	0.00856602
5	1	variables/ccpp_III	variables/rios_s_III	53730.1453	0.046097694	0.121065932	3.034125215	0.00553467
5	1	variables/huracan_III	variables/pendiente_III	475073.1998	0.181333165	0.340937523	3.45392757	0.03819097
5	1	variables/huracan_III	variables/pobreza_III	349523.6046	0.311069529	0.297030351	2.344446761	0.03627956
5	1	variables/huracan_III	variables/rios_s_III	272744.4591	0.0971521	0.264966099	3.695008072	0.01996459
5	1	variables/pendiente_III	variables/pobreza_III	20113.73343	0.074623105	0.074416195	1.400942272	0.00497091
5	1	variables/pendiente_III	variables/rios_s_III	54370.58568	0.061344973	0.121776827	2.741594073	0.00535156
5	1	variables/pobreza_III	variables/rios_s_III	11956.9256	0.057534584	0.057439594	1.614266291	0.0015666
5	2	variables/cafe_III	variables/ccpp_III	1043619.98	0.20316149	0.473453212	3.833212438	0.06786996
5	2	variables/cafe_III	variables/huracan_III	4216555.461	0.288758054	0.733896645	4.095269649	0.24999041
5	2	variables/cafe_III	variables/pobreza_III	421064.6621	0.34142366	0.323110159	2.652235654	0.03325551

5	2	variables/cafe_III	variables/rios_p_III	656394.2756	0.174030746	0.392142829	3.526095871	0.05165985
5	2	variables/cafe_III	variables/vias_III	1276225.572	0.171590134	0.5109554	4.650800764	0.07020151
5	2	variables/ccpp_III	variables/huracan_III	731476.6197	0.170086726	0.41037012	3.428379897	0.05482402
5	2	variables/ccpp_III	variables/pobreza_III	34362.72441	0.097535566	0.097074913	1.535557233	0.00810706
5	2	variables/ccpp_III	variables/rios_p_III	113862.5177	0.072482636	0.174811611	2.448092726	0.01316537
5	2	variables/ccpp_III	variables/vias_III	2173229.012	0.293172306	0.612897928	3.422516807	0.13217634
5	2	variables/huracan_III	variables/pobreza_III	164403.9515	0.213341499	0.20864611	2.226325696	0.02475531
5	2	variables/huracan_III	variables/rios_p_III	541566.7794	0.158077332	0.361084958	3.125704794	0.03212763
5	2	variables/huracan_III	variables/vias_III	1155789.262	0.163293132	0.492351839	4.204258227	0.07898934
5	2	variables/pobreza_III	variables/rios_p_III	66281.85953	0.135461711	0.134235706	1.184712205	0.01478405
5	2	variables/pobreza_III	variables/vias_III	83619.17613	0.15215007	0.150418959	2.382402304	0.00963172
5	2	variables/rios_p_III	variables/vias_III	54380.40222	0.050091588	0.121785515	3.309202857	0.00436361

ANEXO IV: Resultados del reporte de correlación de los Pesos de Evidencia para la Región IV

Trasition_From*	Trasition_To*	First_Variable*	Second_Variable*	Chi_2	Crammer	Contingency	Joint_Entropy	Joint_Uncertainty
5	3	variables/mineria_IV	variables/rios_IV	42261.6648	0.0365745	0.06322216	1.14913042	0.00457676
2	5	variables/pendiente_IV	variables/rios_IV	64349.8983	0.03909461	0.07795131	1.7257538	0.00449774
1	2	variables/palma_IV	variables/vias_IV	233101.399	0.03976254	0.14715806	4.46186047	0.00488125
2	5	variables/pendiente_IV	variables/vias_IV	70128.5203	0.04081223	0.0813539	2.34598454	0.00291122
1	3	variables/palma_IV	variables/vias_IV	390360.681	0.04305105	0.18905804	4.82719633	0.00776556
1	5	variables/ccpp_IV	variables/palma_IV	713001.798	0.04336704	0.25181717	5.51878471	0.01150608
1	3	variables/ccpp_IV	variables/rios_IV	361255.538	0.04492091	0.18211631	4.77228477	0.00734471
1	5	variables/ccpp_IV	variables/rios_IV	325920.859	0.04701731	0.17326197	5.2568144	0.00579198
3	1	variables/anp_IV	variables/rios_IV	260887.464	0.04745653	0.15548139	4.17178488	0.00664493
5	3	variables/anp_IV	variables/rios_IV	74603.4373	0.04859421	0.08387108	1.31441075	0.00662424
2	5	variables/elevacion_IV	variables/vias_IV	509442.266	0.04938429	0.21565643	3.81739511	0.01221651
1	3	variables/anp_IV	variables/rios_IV	316322.904	0.05003114	0.17076723	3.81679221	0.00906832

2	5	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	557792.828	0.05167468	0.22516195	3.86288323	0.01455559
1	5	variables/palma_IV	variables/rios_IV	401135.883	0.05216118	0.19155511	4.71481582	0.00723678
2	1	variables/palma_IV	variables/vias_IV	229295.887	0.05216976	0.1459777	3.53393615	0.00601108
2	5	variables/ccpp_IV	variables/rios_IV	172216.378	0.05220683	0.12684711	2.88138997	0.00618858
2	3	variables/anp_IV	variables/rios_IV	293727.829	0.05281269	0.16472691	3.664086	0.00900954
2	3	variables/cacao_IV	variables/rios_IV	293798.537	0.05281904	0.1647462	3.00177912	0.0089329
5	2	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	408593.812	0.05286134	0.19403017	3.29345566	0.01276845
1	3	variables/ccpp_IV	variables/palma_IV	600892.697	0.05341327	0.2323349	4.76561215	0.01160886
2	1	variables/anp_IV	variables/rios_IV	203268.021	0.05671848	0.13760963	2.90557245	0.00709378
2	1	variables/ccpp_IV	variables/rios_IV	206695.05	0.05719461	0.13874266	3.27881708	0.0062752
2	3	variables/ccpp_IV	variables/rios_IV	348785.881	0.05754998	0.17904812	4.33084379	0.00774181
2	3	variables/ccpp_IV	variables/inundacion_IV	1196574.95	0.0578091	0.31942309	5.78662919	0.02045152
2	3	variables/pendiente_IV	variables/rios_IV	141164.996	0.05790373	0.11503861	2.24497938	0.00730466
1	3	variables/rios_IV	variables/vias_IV	602215.621	0.05799857	0.23257669	4.8133724	0.01201024
5	1	variables/elevacion_IV	variables/vias_IV	389044.584	0.05819151	0.18950232	3.79095656	0.00872677
2	3	variables/ccpp_IV	variables/palma_IV	663528.025	0.05916421	0.24345978	5.15386152	0.01235063
5	2	variables/anp_IV	variables/ccpp_IV	451297.564	0.05975945	0.20271477	2.92251131	0.01359396
1	2	variables/ccpp_IV	variables/palma_IV	613629.436	0.06034743	0.23465011	4.63395936	0.01246975
1	3	variables/palma_IV	variables/rios_IV	657328.149	0.06059438	0.24238682	4.81734972	0.01076072
2	3	variables/anp_IV	variables/ccpp_IV	1115257.26	0.06262841	0.30945308	5.14417577	0.02122657
1	3	variables/anp_IV	variables/vias_IV	501810.097	0.06301512	0.2132687	3.81202441	0.0129045
5	1	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	464423.498	0.06357949	0.20633186	3.34610422	0.01413998
1	3	variables/cacao_IV	variables/rios_IV	515582.476	0.06387401	0.21604071	4.1711948	0.01087653
3	2	variables/huracan_AAIV	variables/rios_IV	617232.93	0.06470327	0.23530005	4.68883974	0.01250642
1	2	variables/elevacion_IV	variables/vias_IV	619998.753	0.065116	0.23671712	4.66231108	0.01316343
2	3	variables/palma_IV	variables/rios_IV	469125.421	0.06674369	0.20651241	3.64826732	0.01032244
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/rios_IV	472552.966	0.06698707	0.20723317	3.41566725	0.01322702
2	1	variables/anp_IV	variables/vias_IV	474174.098	0.06710187	0.20757304	3.31708301	0.01342417

1	5	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	662958.088	0.06733414	0.24430696	4.36509563	0.01497235
1	3	variables/huracan_AAIV	variables/rios_IV	814413.878	0.06744719	0.26792478	4.55759198	0.01590403
5	3	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	144795.105	0.06797867	0.11693474	1.05020983	0.01559819
2	1	variables/cacao_IV	variables/rios_IV	300622.002	0.06897639	0.16659583	2.80325916	0.00984889
1	5	variables/pendiente_IV	variables/rios_IV	200685.171	0.06903998	0.13678216	3.05448824	0.00704564
3	1	variables/cacao_IV	variables/rios_IV	564616.215	0.06981457	0.22558045	4.45468372	0.00995357
1	5	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	870805.202	0.07003133	0.27741344	5.17334214	0.0169038
1	3	variables/anp_IV	variables/ccpp_IV	625077.219	0.07033021	0.23670725	3.75565831	0.01508637
1	2	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	986357.896	0.07050124	0.29375007	4.83461672	0.02016279
2	5	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	316643.886	0.07108308	0.17153647	3.20528461	0.01017315
2	5	variables/rios_IV	variables/vias_IV	322373.917	0.07142825	0.17234475	2.82758375	0.01020392
2	3	variables/huracan_AMIV	variables/rios_IV	538656.635	0.07151905	0.22059183	3.47585543	0.01356276
3	1	variables/mineria_IV	variables/rios_IV	613569.536	0.07277819	0.23463929	5.06284849	0.01171484
5	3	variables/palma_IV	variables/rios_IV	168406.282	0.07301032	0.12545842	1.60146945	0.01061356
2	1	variables/ccpp_IV	variables/palma_IV	452514.664	0.0732887	0.20297669	3.61397023	0.01225262
1	3	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	911471.663	0.07385296	0.28330848	4.77716272	0.01831246
1	2	variables/anp_IV	variables/ccpp_IV	1035808.13	0.07392122	0.29924945	4.44954806	0.02347811
3	1	variables/huracan_AAIV	variables/rios_IV	644550.45	0.07459296	0.24015658	4.51161319	0.01323419
3	1	variables/inundacion_IV	variables/rios_IV	645045.477	0.0746216	0.24024346	4.00121473	0.01540227
1	2	variables/anp_IV	variables/vias_IV	826432.438	0.07486958	0.26975163	4.27793052	0.01586939
1	3	variables/huracan_AAIV	variables/vias_IV	1746641.24	0.07562555	0.37717667	4.51348042	0.03622029
2	3	variables/mineria_IV	variables/rios_IV	608946.294	0.07604229	0.23380211	4.23260796	0.01306617
5	1	variables/anp_IV	variables/ccpp_IV	610605.064	0.07614579	0.23410291	3.51341729	0.01809815
3	1	variables/huracan_AMIV	variables/rios_IV	672951.742	0.07621866	0.24507941	4.23045048	0.01362731
3	1	variables/pendiente_IV	variables/rios_IV	187188.738	0.07699318	0.13218588	2.78182674	0.00710202
3	2	variables/pendiente_IV	variables/rios_IV	187905.553	0.07714045	0.13243431	2.9814085	0.00663358
2	1	variables/anp_IV	variables/ccpp_IV	627465.66	0.07718994	0.23713367	3.40131186	0.01739565
2	5	variables/erosion_IV	variables/vias_IV	313640.173	0.07719761	0.17010339	2.44366183	0.01446327

2	3	variables/ccpp_IV	variables/mineria_IV	2216291.43	0.07754345	0.41697009	5.66450892	0.03966836
5	1	variables/cacao_IV	variables/vias_IV	513041.116	0.07803632	0.2155324	3.83285887	0.0126775
5	3	variables/anp_IV	variables/mineria_IV	201467.873	0.07985608	0.13701042	1.28201651	0.01672101
1	3	variables/elevacion_IV	variables/vias_IV	1091046.12	0.08080121	0.30754071	4.8179994	0.02255508
2	1	variables/palma_IV	variables/rios_IV	420563.244	0.08158414	0.19596481	3.10489088	0.01032715
2	1	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	695388.134	0.0815962	0.24984655	4.05156115	0.01672629
2	3	variables/inundacion_IV	variables/rios_IV	712190.241	0.08223633	0.2516829	4.29376834	0.01569111
3	2	variables/huracan_ABIV	variables/rios_IV	1028266.63	0.08351309	0.29825532	5.42701457	0.01808043
1	3	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	1200460.92	0.08475598	0.32107399	4.82017504	0.02035353
2	1	variables/rios_IV	variables/vias_IV	463025.773	0.08560373	0.20522237	3.17515774	0.01396217
2	3	variables/ccpp_IV	variables/elevacion_IV	463737.349	0.08602343	0.20618586	4.16475117	0.01110293
1	3	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AAIV	1723837.22	0.08625862	0.37505486	4.45818082	0.03783765
5	1	variables/inundacion_IV	variables/vias_IV	865057.524	0.08641554	0.27551526	4.454199	0.01902658
5	3	variables/elevacion_IV	variables/mineria_IV	242192.016	0.08791756	0.15054225	1.01850459	0.03338304
2	3	variables/anp_IV	variables/mineria_IV	2216121.1	0.08828371	0.41695685	5.0055702	0.0416877
2	1	variables/elevacion_IV	variables/vias_IV	832693.844	0.08928921	0.27173294	3.95277498	0.02067832
3	1	variables/anp_IV	variables/cacao_IV	2880301.92	0.08969025	0.46342978	4.51068756	0.06466294
2	5	variables/erosion_IV	variables/rios_IV	424042.261	0.08976201	0.19678916	1.8206842	0.02282369
3	1	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	926516.221	0.0898021	0.285448	4.17579926	0.01856723
5	3	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	174961.096	0.09114261	0.12783755	1.49696641	0.01285328
5	1	variables/anp_IV	variables/vias_IV	891802.255	0.09202376	0.27941417	3.95470693	0.01489072
1	2	variables/erosion_IV	variables/vias_IV	450715.537	0.09254208	0.20263737	3.00573166	0.01493109
5	2	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AMIV	1288803.23	0.09349642	0.3302088	4.04020222	0.03042763
5	1	variables/ccpp_IV	variables/inundacion_IV	1118950.16	0.09409801	0.30991586	4.00859769	0.0244011
3	1	variables/anp_IV	variables/mineria_IV	3185852.22	0.09432766	0.48193224	5.12873067	0.05623552
2	1	variables/cacao_IV	variables/vias_IV	563526.62	0.09443811	0.22537374	3.21452095	0.01616566
2	5	variables/ccpp_IV	variables/pendiente_IV	380017.309	0.09500461	0.18666939	2.37864952	0.01589597
2	1	variables/huracan_AMIV	variables/rios_IV	581821.343	0.09595882	0.22881429	3.4851463	0.01665389

1	3	variables/erosion_IV	variables/vias_IV	484846.381	0.09598206	0.20984383	3.12795439	0.01595486
5	2	variables/ccpp_IV	variables/huracan_ABIV	1360591.04	0.09606507	0.33825504	3.52560848	0.03871296
2	3	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AMIV	1708222.4	0.09768176	0.37359042	4.93548574	0.03299666
2	1	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	207655.664	0.09929391	0.13905847	2.29299121	0.0101932
1	3	variables/anp_IV	variables/erosion_IV	530568.672	0.1004058	0.21906101	2.11785308	0.0249795
2	1	variables/huracan_AAIV	variables/rios_IV	641571.651	0.10076569	0.23963293	4.14891818	0.01521045
3	1	variables/anp_IV	variables/huracan_AMIV	3025938.14	0.1013017	0.47244321	4.28455122	0.07171827
5	1	variables/mineria_IV	variables/vias_IV	1190884.02	0.1013921	0.31873994	4.87951849	0.02409473
2	3	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	217500.651	0.10162042	0.1422515	2.31963271	0.01084556
5	2	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AAIV	1541297.72	0.10224568	0.35731294	3.29469614	0.03715464
3	2	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	221072.281	0.10245139	0.14339089	3.10573934	0.00786093
3	1	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	221571.197	0.10256693	0.14354927	2.90614738	0.00840959
2	3	variables/erosion_IV	variables/rios_IV	553846.858	0.10258476	0.22357973	2.11176472	0.03110915
2	5	variables/suelos_IV	variables/vias_IV	441816.383	0.1028359	0.20145507	2.93231302	0.01463619
2	1	variables/inundacion_IV	variables/vias_IV	1124694.65	0.10334347	0.31063379	4.69099749	0.02287499
3	1	variables/huracan_ABIV	variables/rios_IV	1244854.03	0.10366415	0.32513481	4.9961589	0.02054777
1	5	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	229376.455	0.10435785	0.1460028	3.1316923	0.00810824
5	1	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AMIV	1384423.49	0.10466695	0.34086326	3.99554108	0.03356324
2	3	variables/inundacion_IV	variables/mineria_IV	3923318.73	0.10467743	0.52098876	5.56717269	0.0666793
2	3	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AAIV	1397359.92	0.10515483	0.34226637	4.89800071	0.02384378
5	1	variables/ccpp_IV	variables/huracan_ABIV	1404958.12	0.10544033	0.3430864	3.44578279	0.0404361
2	1	variables/inundacion_IV	variables/rios_IV	705384.132	0.10565813	0.25055325	4.28553237	0.01673236
3	1	variables/anp_IV	variables/erosion_IV	597672.395	0.10656623	0.2317992	2.88574235	0.02023713
1	2	variables/anp_IV	variables/erosion_IV	603191.771	0.10705716	0.2328093	2.71371567	0.02253175
1	2	variables/mineria_IV	variables/vias_IV	1748774.3	0.1089102	0.37737414	4.71817396	0.0333679
2	3	variables/anp_IV	variables/erosion_IV	624923.172	0.10896859	0.23673492	2.96597727	0.02025792
2	3	variables/mineria_IV	variables/palma_IV	2273484.17	0.10951546	0.42137168	4.97110311	0.05003338
3	1	variables/erosion_IV	variables/rios_IV	631339.598	0.10952658	0.23787873	2.69547925	0.02614242

1	5	variables/erosion_IV	variables/rios_IV	642728.54	0.11051005	0.23989232	2.92040859	0.02488872
1	3	variables/erosion_IV	variables/rios_IV	653766.082	0.11145491	0.24182391	3.11321043	0.02366509
3	1	variables/anp_IV	variables/huracan_AAIV	3796775.99	0.11149983	0.51477622	4.52126258	0.08668293
1	2	variables/ccpp_IV	variables/huracan_ABIV	2515257.15	0.11211923	0.43908504	4.90867305	0.04959317
1	3	variables/pobreza_IV	variables/rios_IV	264889.982	0.11214592	0.15664049	3.32180434	0.00953302
1	2	variables/elevacion_IV	variables/mineria_IV	2551903.06	0.11339962	0.44311925	4.76148714	0.0554161
2	3	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	827642.775	0.11492173	0.27096822	2.63186381	0.0250832
1	5	variables/ccpp_IV	variables/pendiente_IV	556613.818	0.11497939	0.22410954	3.85574679	0.01454171
2	1	variables/suelos_IV	variables/vias_IV	568166.625	0.11661696	0.22713779	3.00512544	0.01840011
2	3	variables/ccpp_IV	variables/pendiente_IV	576728.961	0.11703854	0.22791633	3.7425163	0.01548663
2	5	variables/ccpp_IV	variables/vias_IV	3519426.63	0.11800381	0.5004856	3.37053839	0.07946647
5	3	variables/mineria_IV	variables/palma_IV	440631.938	0.11809814	0.20040238	1.56370765	0.02569633
5	1	variables/suelos_IV	variables/vias_IV	584554.38	0.11828681	0.23021897	3.33010159	0.01732093
5	1	variables/elevacion_IV	variables/mineria_IV	1609687.51	0.11836703	0.3654281	4.38926369	0.03702446
1	2	variables/mineria_IV	variables/palma_IV	2409215.14	0.11957586	0.43148675	4.54858279	0.05426154
5	1	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AAIV	1814787.59	0.11983619	0.38340162	3.5373011	0.04286884
1	2	variables/anp_IV	variables/mineria_IV	2725087.78	0.11990014	0.45340152	4.38310733	0.05833823
2	1	variables/ccpp_IV	variables/inundacion_IV	1547328.02	0.12121515	0.35792187	4.76285651	0.03062789
3	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_AMIV	4386217.27	0.12196403	0.54225245	4.5043892	0.09747871
2	5	variables/rios_IV	variables/suelos_IV	625959.963	0.12240443	0.23778708	2.3037752	0.02503445
2	1	variables/elevacion_IV	variables/rios_IV	954439.868	0.12341131	0.28936246	3.52641258	0.02292487
3	1	variables/huracan_AMIV	variables/mineria_IV	4618775.79	0.12515556	0.5521546	5.11141939	0.08950776
2	3	variables/anp_IV	variables/huracan_AMIV	2919922.68	0.12771059	0.46591859	4.2002373	0.06942107
1	3	variables/suelos_IV	variables/vias_IV	683011.183	0.1278609	0.24774945	3.61151152	0.01844591
5	2	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	2059115.78	0.12817581	0.40580995	3.31497869	0.06118222
5	1	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	1745238.59	0.12926582	0.37838188	3.43185675	0.05196733
2	3	variables/rios_IV	variables/suelos_IV	702325.094	0.1296561	0.25101017	2.6027793	0.02441763
2	1	variables/rios_IV	variables/suelos_IV	704100.512	0.12981987	0.25130722	2.57632467	0.02464066

2	3	variables/mineria_IV	variables/pendiente_IV	728418.11	0.13153259	0.25440944	3.65042712	0.01856618
2	3	variables/huracan_AMIV	variables/palma_IV	3182081.73	0.13332049	0.48171318	4.17842051	0.07348413
2	1	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AMIV	1876986.94	0.13350463	0.38893802	3.94128988	0.04385556
5	3	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	571026.068	0.13499686	0.22768032	1.17136686	0.05489625
2	3	variables/huracan_AMIV	variables/mineria_IV	3285506.6	0.13546978	0.4876435	4.7697014	0.06544091
5	1	variables/huracan_AAIV	variables/vias_IV	2148949.89	0.13620169	0.41167529	3.94490449	0.05365461
2	3	variables/cacao_IV	variables/erosion_IV	978450.597	0.13635072	0.29163577	2.27615303	0.04729212
1	3	variables/cacao_IV	variables/erosion_IV	993297.871	0.13738134	0.29365069	2.44925862	0.04415526
2	3	variables/anp_IV	variables/inundacion_IV	5434352.8	0.13824764	0.58342495	4.89536008	0.10968301
5	1	variables/cacao_IV	variables/ccpp_IV	1620010.71	0.13866909	0.36513477	3.34532522	0.04277565
3	1	variables/anp_IV	variables/huracan_ABIV	6935461.72	0.13917587	0.6301378	4.88569038	0.13254357
1	3	variables/anp_IV	variables/cacao_IV	2449661.06	0.13922848	0.4344152	3.06772255	0.07565633
1	3	variables/rios_IV	variables/suelos_IV	821062.624	0.14018837	0.26996629	3.60272633	0.02101404
1	2	variables/huracan_ABIV	variables/vias_IV	2905882.17	0.14039146	0.46503983	4.72513984	0.0487652
1	3	variables/huracan_AAIV	variables/palma_IV	4155762.71	0.14046757	0.53194006	4.37812332	0.09550963
5	1	variables/huracan_ABIV	variables/vias_IV	2316580.57	0.14141422	0.42463272	3.86067581	0.04807311
2	3	variables/elevacion_IV	variables/mineria_IV	1272261.86	0.14248493	0.32952213	4.03044183	0.03536124
3	1	variables/inundacion_IV	variables/mineria_IV	3012779.87	0.14295041	0.47164383	4.96142673	0.06333743
2	3	variables/anp_IV	variables/palma_IV	3963580.57	0.14460167	0.52292739	4.30503292	0.09464577
5	2	variables/cacao_IV	variables/ccpp_IV	1559037.35	0.14542697	0.35909957	2.98495211	0.04602201
2	3	variables/anp_IV	variables/pendiente_IV	890557.952	0.14543673	0.27929799	3.05998516	0.02861696
3	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_AAIV	6553522.45	0.14648869	0.61935021	4.70821604	0.12323404
1	2	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	4053832.81	0.14684291	0.52877874	4.1999061	0.09836856
1	3	variables/cacao_IV	variables/ccpp_IV	2742703.68	0.14732096	0.4545627	4.02624631	0.05684462
2	5	variables/ccpp_IV	variables/erosion_IV	1145269.39	0.14751692	0.31325572	2.46789395	0.03336597
5	1	variables/huracan_AMIV	variables/vias_IV	2569091.38	0.1489221	0.44284631	4.39303731	0.04867005
1	3	variables/ccpp_IV	variables/erosion_IV	1171190.84	0.14917699	0.31642971	3.0565664	0.02829887
1	5	variables/ccpp_IV	variables/erosion_IV	1174424.74	0.1493828	0.31682248	3.7317562	0.02338667

1	3	variables/cacao_IV	variables/vias_IV	2822206.25	0.1494409	0.45972911	4.16057828	0.01717003
3	1	variables/huracan_AAIV	variables/mineria_IV	6867599.35	0.14995784	0.62826902	5.31432311	0.11317501
2	1	variables/ccpp_IV	variables/huracan_AAIV	2378409.38	0.15028271	0.42923046	4.59089313	0.04474528
2	3	variables/erosion_IV	variables/mineria_IV	1189874.8	0.15036219	0.3186893	3.51223022	0.0359699
1	2	variables/anp_IV	variables/palma_IV	3812227.97	0.15041639	0.51554474	3.99253643	0.09395879
3	1	variables/elevacion_IV	variables/mineria_IV	3555409.46	0.15064527	0.50394403	5.12829383	0.06733267
3	2	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_ABIV	8605054.43	0.15065768	0.67058046	5.35946763	0.15014002
3	1	variables/cacao_IV	variables/erosion_IV	1194792.78	0.1506726	0.31928021	3.14134929	0.04098054
1	2	variables/ccpp_IV	variables/erosion_IV	1207950.51	0.15149998	0.3208534	3.17419056	0.02758993
2	3	variables/ccpp_IV	variables/erosion_IV	1217406.76	0.15209182	0.32197711	3.6180839	0.02487169
5	2	variables/anp_IV	variables/huracan_AMIV	2936297.83	0.15243165	0.46693908	4.0491308	0.07416464
1	2	variables/erosion_IV	variables/mineria_IV	1229576.05	0.15285009	0.32341483	3.16641583	0.04000424
2	5	variables/pendiente_IV	variables/suelos_IV	991994.889	0.15412985	0.29458112	1.79967308	0.04759071
2	3	variables/cacao_IV	variables/ccpp_IV	2510485.39	0.15439903	0.43874859	4.42163677	0.04953808
5	1	variables/ccpp_IV	variables/mineria_IV	3014501.58	0.1544482	0.47174859	4.40682706	0.04147525
2	3	variables/anp_IV	variables/cacao_IV	2531177.29	0.15503401	0.44020393	3.73997092	0.06566471
2	1	variables/huracan_AMIV	variables/vias_IV	2561229.16	0.15595163	0.44230091	3.8241579	0.05781412
2	1	variables/anp_IV	variables/huracan_AMIV	2604422.52	0.15726114	0.44528094	3.51329183	0.07829341
1	2	variables/ccpp_IV	variables/mineria_IV	4958229.3	0.15741721	0.56578151	4.83382538	0.06200598
3	1	variables/mineria_IV	variables/pendiente_IV	782928.028	0.1574611	0.26312042	3.84394016	0.02020803
3	1	variables/erosion_IV	variables/mineria_IV	1317086.51	0.15819587	0.33348696	3.75618377	0.03475678
2	3	variables/pendiente_IV	variables/suelos_IV	1053605.73	0.1588441	0.30277643	2.01830331	0.04534661
2	1	variables/huracan_AAIV	variables/vias_IV	2723122.47	0.16080491	0.4532716	4.47607292	0.05569739
5	1	variables/anp_IV	variables/mineria_IV	2763327.33	0.16198764	0.45591449	4.51639316	0.05710311
3	1	variables/cacao_IV	variables/inundacion_IV	3889319.06	0.16241962	0.51933755	4.304637	0.09021193
5	1	variables/huracan_AMIV	variables/mineria_IV	5034032.46	0.16296242	0.56870015	4.90561397	0.10131094
3	1	variables/anp_IV	variables/pendiente_IV	841137.819	0.16320969	0.27202721	2.93463709	0.02766614
1	3	variables/ccpp_IV	variables/vias_IV	6178778.41	0.16330733	0.6080878	4.53761	0.10636175

2	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AMIV	5632463.14	0.16420656	0.59189854	4.06150423	0.11490266
2	3	variables/anp_IV	variables/huracan_AAIV	3455442.08	0.16535864	0.49704828	4.09932919	0.08893181
3	1	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	4358289.84	0.16678951	0.54260822	4.16648763	0.10934514
5	2	variables/anp_IV	variables/huracan_AAIV	3549400.68	0.16759174	0.50207708	3.26069886	0.11493438
5	1	variables/anp_IV	variables/huracan_AMIV	2964349.58	0.16777622	0.46867635	4.05564889	0.07457031
1	3	variables/anp_IV	variables/huracan_AAIV	3569249.83	0.16805969	0.50312449	3.39361642	0.10859079
5	2	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AMIV	4550990.93	0.17043692	0.55089996	4.34985091	0.09813369
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/palma_IV	3719837.42	0.17156831	0.51090737	4.08364279	0.09024753
5	2	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AAIV	4690541.58	0.17303031	0.55669816	3.58948277	0.12494729
5	1	variables/anp_IV	variables/cacao_IV	2529821.73	0.17328688	0.44010887	3.44193574	0.07035116
1	3	variables/anp_IV	variables/palma_IV	3808227.05	0.17359472	0.51534602	3.62997309	0.10827437
2	3	variables/inundacion_IV	variables/palma_IV	5760516.11	0.17432519	0.59463474	4.8670614	0.11570921
2	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AAIV	6371838.3	0.17465205	0.61555483	4.69912473	0.11162487
2	1	variables/cacao_IV	variables/ccpp_IV	1957098.89	0.17599344	0.39587553	3.24446437	0.05276011
5	2	variables/anp_IV	variables/huracan_ABIV	3948361.57	0.17675982	0.5221967	3.50979585	0.10160451
5	1	variables/ccpp_IV	variables/vias_IV	3639270.17	0.17724603	0.50677883	3.66051229	0.09119079
3	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AMIV	4982875.04	0.17834079	0.56832149	4.22845044	0.10897136
5	2	variables/anp_IV	variables/cacao_IV	2382522.74	0.17977745	0.42953305	3.04016497	0.07444484
5	2	variables/anp_IV	variables/suelos_IV	1388359.61	0.18229503	0.34253431	2.67834912	0.05113045
3	1	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_ABIV	10166544.6	0.182454	0.70085396	5.10294555	0.17374582
1	3	variables/anp_IV	variables/suelos_IV	1391946.49	0.18253036	0.34292453	2.56791272	0.05440217
2	3	variables/erosion_IV	variables/huracan_AMIV	1764919.48	0.18312618	0.37894333	2.73665726	0.056183
2	1	variables/anp_IV	variables/huracan_AAIV	3540630.88	0.18336061	0.50161267	4.1255151	0.09124634
2	3	variables/cacao_IV	variables/huracan_AMIV	3552338.5	0.18366351	0.50223242	3.50752622	0.09676246
5	2	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	712558.078	0.1839335	0.25174377	2.30186192	0.03076391
2	1	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	712712.451	0.18395343	0.25176931	2.78600926	0.02409157
2	1	variables/anp_IV	variables/suelos_IV	1418338.56	0.18425268	0.345775	2.67705141	0.05657385
5	1	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	725829.62	0.1856385	0.25392752	2.57936902	0.0280414

2	3	variables/cacao_IV	variables/inundacion_IV	3656661.33	0.18634085	0.50767683	4.32750481	0.08262397
5	1	variables/inundacion_IV	variables/mineria_IV	6591481.36	0.18647515	0.62045242	4.87761177	0.11009054
2	3	variables/erosion_IV	variables/huracan_AAIV	1843618.24	0.18716451	0.3860658	2.66962208	0.06161022
5	1	variables/anp_IV	variables/huracan_ABIV	3711367.32	0.18772957	0.51047709	3.50310821	0.08879902
1	3	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	4450724.47	0.18844345	0.54662807	3.63131034	0.1233051
1	3	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AAIV	5960879.18	0.188865	0.60278455	4.33522108	0.12275196
3	1	variables/erosion_IV	variables/huracan_AMIV	1878133.73	0.18890839	0.38912041	2.90564569	0.05615143
5	1	variables/anp_IV	variables/huracan_AAIV	3768325.12	0.18916461	0.51335381	3.55204382	0.11250526
2	1	variables/anp_IV	variables/cacao_IV	2263616.35	0.18927423	0.42061834	2.84661729	0.07605768
5	1	variables/anp_IV	variables/suelos_IV	1504204.42	0.18974803	0.35480602	2.9947291	0.05243784
3	1	variables/anp_IV	variables/inundacion_IV	5350203.62	0.19049643	0.5804219	3.94810051	0.12739821
5	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AMIV	4171314.06	0.1905445	0.53422603	3.82888217	0.1019188
2	3	variables/anp_IV	variables/suelos_IV	1523215.83	0.19094336	0.35675745	3.41283372	0.04824555
2	3	variables/erosion_IV	variables/inundacion_IV	1930472.8	0.19152252	0.39367538	3.55400792	0.04919204
2	1	variables/huracan_AMIV	variables/palma_IV	3097357.09	0.1917416	0.47673198	3.70903781	0.07897548
3	1	variables/huracan_ABIV	variables/mineria_IV	26720565	0.19176263	0.84693621	5.40086982	0.2405989
1	3	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	778336.687	0.19223589	0.26234069	3.24780589	0.02429266
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/mineria_IV	4688317.5	0.19261211	0.55502338	4.63068641	0.0982289
3	1	variables/erosion_IV	variables/inundacion_IV	1952640.35	0.192619	0.39557738	2.67235482	0.06498516
1	5	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	785802.973	0.19315571	0.26350899	3.92320496	0.02019351
1	2	variables/ccpp_IV	variables/vias_IV	5513003.68	0.193373	0.58618959	4.53989446	0.10277627
3	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AAIV	5858338.88	0.19337393	0.5994538	4.47496784	0.11696277
2	3	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	787853.842	0.1934076	0.26382873	3.81106292	0.02072657
1	2	variables/ccpp_IV	variables/pobreza_IV	790971.034	0.19378984	0.26431375	3.36450624	0.02426759
3	1	variables/huracan_ABIV	variables/huracan_AMIV	11074744.6	0.1937999	0.71594967	4.7912429	0.19410857
1	2	variables/erosion_IV	variables/huracan_ABIV	2010271.99	0.19544088	0.40044893	3.17470467	0.06186311
5	3	variables/anp_IV	variables/palma_IV	1212170.23	0.19587855	0.32128437	1.69158893	0.0679396
1	2	variables/huracan_ABIV	variables/palma_IV	6474972.75	0.19603097	0.61704744	4.36643227	0.14998689

5	1	variables/pobreza_IV	variables/vias_IV	822659.705	0.19763362	0.26917992	3.02006769	0.02281656
2	1	variables/pobreza_IV	variables/vias_IV	829800.583	0.19848952	0.27026069	2.69381654	0.0252933
2	3	variables/cacao_IV	variables/pendiente_IV	1659369.12	0.19852468	0.36902535	2.3480814	0.07483508
1	2	variables/anp_IV	variables/huracan_ABIV	7571288.86	0.1998547	0.64672323	4.2255792	0.14659575
1	3	variables/cacao_IV	variables/huracan_AAIV	5085392.69	0.20060296	0.57065317	3.68553449	0.1330931
3	1	variables/erosion_IV	variables/huracan_ABIV	2120421.19	0.20072389	0.40947854	3.66481064	0.05980441
1	2	variables/pobreza_IV	variables/vias_IV	851154.609	0.20102725	0.27345915	3.18022076	0.02198997
2	1	variables/ccpp_IV	variables/vias_IV	4301945.26	0.20211482	0.53854142	3.51301851	0.10757702
1	2	variables/elevacion_IV	variables/huracan_ABIV	8125464.23	0.20235019	0.66148293	4.51106166	0.17719658
5	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AAIV	4778562.55	0.20394291	0.56027046	3.35143952	0.13012911
2	1	variables/anp_IV	variables/palma_IV	3517485.88	0.20433224	0.50038215	3.069334	0.11871856
1	3	variables/pobreza_IV	variables/vias_IV	883638.107	0.20482734	0.27823171	3.30277236	0.02247962
5	2	variables/elevacion_IV	variables/huracan_ABIV	6596510.23	0.20519549	0.62217068	3.71351765	0.17821435
5	1	variables/huracan_AAIV	variables/mineria_IV	7559578.85	0.2054897	0.64643203	4.35398271	0.15447202
2	3	variables/erosion_IV	variables/palma_IV	2248486.88	0.20669653	0.4195438	2.86847295	0.07691531
2	1	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	4514603.16	0.20790556	0.5493601	3.47014764	0.13193947
5	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_AMIV	3641954.17	0.20791602	0.50691767	3.89574809	0.09296428
1	3	variables/erosion_IV	variables/suelos_IV	1806207.75	0.20797727	0.38405507	1.87790244	0.07903898
2	3	variables/erosion_IV	variables/suelos_IV	1806207.75	0.20797727	0.38405507	1.87790244	0.07903898
2	5	variables/erosion_IV	variables/suelos_IV	1806207.75	0.20797727	0.38405507	1.87790244	0.07903898
5	1	variables/cacao_IV	variables/elevacion_IV	3649668.26	0.20899602	0.50887027	3.19154389	0.11902025
1	3	variables/erosion_IV	variables/huracan_AAIV	2303010.07	0.20918759	0.4236968	2.80138496	0.07134857
5	3	variables/mineria_IV	variables/pobreza_IV	924387.563	0.20949698	0.28406821	1.4276848	0.07160252
5	1	variables/cacao_IV	variables/inundacion_IV	3707165.43	0.20976919	0.51026332	3.88716055	0.09454312
2	3	variables/huracan_AMIV	variables/pendiente_IV	1866565.96	0.21055457	0.38810124	2.83999484	0.05734851
1	5	variables/erosion_IV	variables/palma_IV	2342512.98	0.21097403	0.42665874	3.10993292	0.07763607
3	1	variables/erosion_IV	variables/huracan_AAIV	2347289.89	0.21118903	0.4270143	3.16358892	0.06602567
1	2	variables/erosion_IV	variables/palma_IV	2348707.29	0.21125279	0.42711969	2.7819259	0.08500235

1	3	variables/erosion_IV	variables/palma_IV	2374574.31	0.2124129	0.42903446	3.02626182	0.08097597
3	1	variables/cacao_IV	variables/elevacion_IV	7179032.68	0.21406401	0.63824375	4.33865913	0.14560575
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/pendiente_IV	1974601.25	0.21656223	0.39744606	2.76846831	0.06573378
3	1	variables/cacao_IV	variables/mineria_IV	33249011.1	0.21707893	0.87146823	5.03181037	0.19272154
2	3	variables/cacao_IV	variables/huracan_AAIV	4976090.27	0.21737512	0.56647313	3.37545078	0.13751382
5	1	variables/elevacion_IV	variables/suelos_IV	1997524.32	0.21906767	0.40130722	2.78406337	0.07637328
2	1	variables/huracan_AAIV	variables/inundacion_IV	33378487.8	0.21914273	0.87187508	5.20270695	0.18357263
2	3	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AAIV	3051870.91	0.22068041	0.47552646	3.12114521	0.09651843
2	1	variables/huracan_AAIV	variables/palma_IV	4103529.15	0.22069855	0.52952901	4.31758057	0.09286705
3	1	variables/huracan_ABIV	variables/inundacion_IV	7187277.17	0.22079228	0.63690075	4.71849801	0.14196904
2	1	variables/anp_IV	variables/inundacion_IV	5163319.74	0.22142682	0.57357948	4.17985148	0.12718366
5	3	variables/elevacion_IV	variables/palma_IV	1540131.88	0.22170457	0.35848149	1.40332053	0.12211409
5	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_ABIV	5682497.62	0.22239735	0.59359873	3.19056811	0.17464129
3	1	variables/cacao_IV	variables/pendiente_IV	1565083.47	0.22262869	0.35978265	3.17525627	0.05653514
3	1	variables/huracan_AMIV	variables/inundacion_IV	7309033.4	0.2226546	0.64007733	4.00581116	0.13269874
1	5	variables/elevacion_IV	variables/palma_IV	8906776.16	0.22397117	0.67843078	4.22974441	0.19348625
1	3	variables/cacao_IV	variables/elevacion_IV	6317578.39	0.22451275	0.61391957	3.90254448	0.15433421
5	2	variables/cacao_IV	variables/huracan_AMIV	3744032.44	0.22536501	0.51213167	4.1216554	0.09085815
2	3	variables/elevacion_IV	variables/huracan_AMIV	3201275.84	0.22601759	0.48435361	3.18274117	0.09330699
5	1	variables/anp_IV	variables/inundacion_IV	5479303.11	0.22810162	0.58500991	3.91604773	0.13835912
5	1	variables/huracan_ABIV	variables/inundacion_IV	8234458.31	0.22831666	0.66242729	3.85851638	0.15314795
5	2	variables/cacao_IV	variables/elevacion_IV	3955854.37	0.2326095	0.52412354	3.31723816	0.12106485
2	1	variables/palma_IV	variables/suelos_IV	2274109.64	0.23330796	0.4228477	2.8405031	0.07590646
1	2	variables/elevacion_IV	variables/palma_IV	9153596.8	0.23404115	0.6834221	4.11398468	0.20196449
2	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_AMIV	3470089.46	0.23434755	0.49784002	3.37709258	0.10150167
2	3	variables/huracan_AMIV	variables/inundacion_IV	9937881.27	0.23560698	0.69678712	4.66349261	0.13397875
3	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_ABIV	39297294.8	0.23599871	0.88806228	4.79768363	0.26288182
5	2	variables/elevacion_IV	variables/suelos_IV	2325309.42	0.23635926	0.42737315	2.99120654	0.08111596

2	1	variables/elevacion_IV	variables/inundacion_IV	11769408.7	0.23736607	0.72788857	4.6415561	0.18938597
3	1	variables/huracan_AAIV	variables/inundacion_IV	8541502.81	0.24069598	0.66921179	4.23164679	0.14915905
1	3	variables/cacao_IV	variables/palma_IV	7379504.96	0.24165106	0.6418891	3.85539518	0.16303179
5	1	variables/elevacion_IV	variables/inundacion_IV	6721099.13	0.24186895	0.62573544	3.69975004	0.16657799
2	1	variables/cacao_IV	variables/inundacion_IV	3696962.52	0.24188704	0.50974333	4.17250089	0.08816786
2	3	variables/mineria_IV	variables/pobreza_IV	1246692.34	0.24329342	0.32534939	3.69015573	0.03910179
2	3	variables/palma_IV	variables/suelos_IV	2480608.21	0.24367049	0.43808675	3.34644631	0.07073934
1	3	variables/palma_IV	variables/suelos_IV	2500065.03	0.24462425	0.43947082	3.52087203	0.06795716
2	5	variables/elevacion_IV	variables/suelos_IV	2515998.52	0.24585975	0.44125912	3.20247765	0.08077666
2	1	variables/huracan_AMIV	variables/inundacion_IV	32671921.7	0.24664253	0.86962278	4.5891423	0.18689896
3	1	variables/elevacion_IV	variables/erosion_IV	3211886.95	0.24806165	0.48505955	2.77957546	0.11399811
3	5	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_ABIV	6488105.48	0.24821308	0.61743452	3.58470896	0.16952037
3	1	variables/elevacion_IV	variables/inundacion_IV	9039303.44	0.24863358	0.68113107	3.80702212	0.20869475
5	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_AAIV	5256574.28	0.24978832	0.57702422	3.3643627	0.14977314
2	3	variables/cacao_IV	variables/palma_IV	6581338.33	0.2499901	0.62015857	3.53477862	0.16539981
3	1	variables/huracan_AMIV	variables/pendiente_IV	1982685.22	0.25057588	0.39813008	2.96352951	0.05679209
1	3	variables/elevacion_IV	variables/palma_IV	10528089.5	0.25099849	0.70851464	4.38041775	0.20292705
5	1	variables/huracan_ABIV	variables/suelos_IV	2667886.52	0.25270133	0.45106689	2.89319973	0.10140784
5	2	variables/cacao_IV	variables/huracan_AAIV	4751723.96	0.25388807	0.5576036	3.32018789	0.14112344
2	3	variables/anp_IV	variables/elevacion_IV	4058768.64	0.25449417	0.52901052	3.31001896	0.12461877
2	1	variables/inundacion_IV	variables/palma_IV	5477558.07	0.25498475	0.58494863	4.38651581	0.12092299
3	1	variables/elevacion_IV	variables/huracan_ABIV	10391727.8	0.25754586	0.70621088	4.76395241	0.18655884
2	3	variables/elevacion_IV	variables/erosion_IV	3612961.47	0.26309413	0.50705923	1.82531746	0.16360968
5	1	variables/cacao_IV	variables/mineria_IV	6067548.42	0.26836591	0.60460523	4.2050345	0.14021719
2	3	variables/cacao_IV	variables/elevacion_IV	4662320.78	0.27276068	0.55553911	2.61090706	0.17291122
3	1	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_AMIV	22323423.3	0.27514846	0.82429685	3.84604171	0.39744255
2	3	variables/elevacion_IV	variables/suelos_IV	3169316.57	0.27594025	0.48318229	2.31937457	0.12458675
5	2	variables/huracan_ABIV	variables/suelos_IV	3206025.58	0.27701759	0.48462635	3.22403676	0.10672833

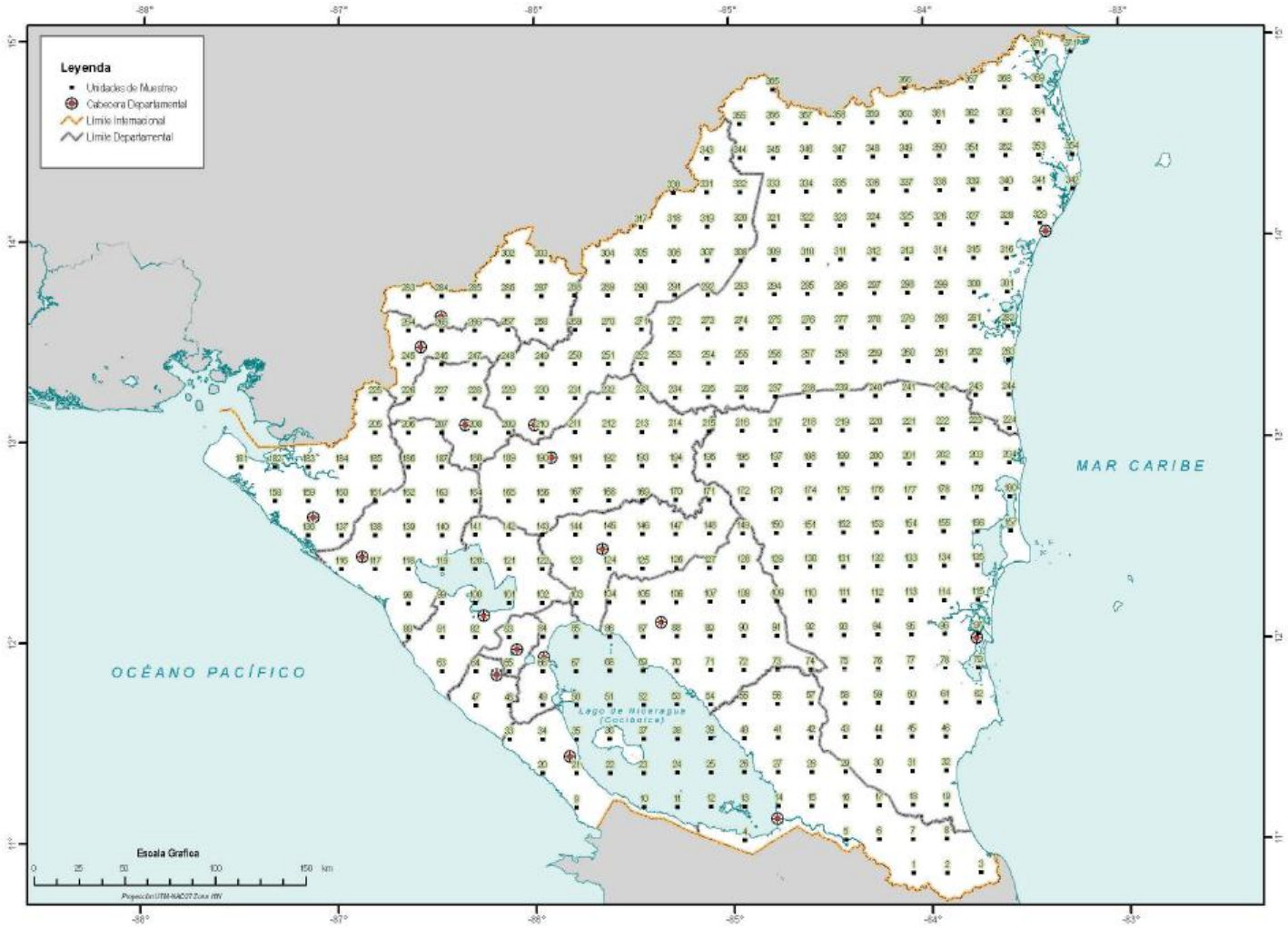
5	2	variables/ccpp_IV	variables/suelos_IV	3230040.62	0.27805316	0.48601071	2.53851552	0.07888491
1	2	variables/erosion_IV	variables/pobreza_IV	1640890.95	0.27918872	0.36724349	1.57660105	0.08724612
1	3	variables/erosion_IV	variables/pobreza_IV	1640890.95	0.27918872	0.36724349	1.57660105	0.08724612
1	5	variables/erosion_IV	variables/pobreza_IV	1640890.95	0.27918872	0.36724349	1.57660105	0.08724612
2	3	variables/erosion_IV	variables/pobreza_IV	1640890.95	0.27918872	0.36724349	1.57660105	0.08724612
3	1	variables/erosion_IV	variables/pobreza_IV	1640890.95	0.27918872	0.36724349	1.57660105	0.08724612
2	5	variables/elevacion_IV	variables/erosion_IV	4070951.23	0.27927203	0.52967639	2.67093972	0.1224639
2	3	variables/mineria_IV	variables/suelos_IV	3264358.09	0.27952634	0.48797377	3.9128645	0.08096104
5	1	variables/huracan_ABIV	variables/mineria_IV	12573503.5	0.28212933	0.73770048	4.0761087	0.23564926
2	1	variables/ccpp_IV	variables/suelos_IV	3349321.36	0.28314067	0.49275875	2.99892868	0.08057242
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/inundacion_IV	10222037.8	0.28440932	0.70182392	4.58387132	0.14310931
5	1	variables/ccpp_IV	variables/suelos_IV	3380063.8	0.28443714	0.49446433	2.80812208	0.07721788
3	2	variables/huracan_ABIV	variables/pendiente_IV	2591041.93	0.28645051	0.44445012	3.91569059	0.07439952
2	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_AAIV	5250783.69	0.28827179	0.5768121	3.95725661	0.1262763
5	1	variables/cacao_IV	variables/huracan_ABIV	7023196.32	0.28872748	0.63252433	3.16410631	0.21176741
2	3	variables/inundacion_IV	variables/pendiente_IV	3511269	0.28878528	0.50014307	3.5916501	0.08532338
1	3	variables/elevacion_IV	variables/erosion_IV	4397758.79	0.29026535	0.54442985	2.98462985	0.12599009
5	3	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	1829562.45	0.29472999	0.38472902	1.53375384	0.13831859
3	1	variables/huracan_ABIV	variables/pendiente_IV	2749354.94	0.29507185	0.4550887	3.68516309	0.07981194
3	1	variables/huracan_AAIV	variables/pendiente_IV	2751518.34	0.29518792	0.45523062	3.2102105	0.07319238
1	5	variables/elevacion_IV	variables/erosion_IV	4592984.96	0.29663815	0.55275813	2.699054	0.14158629
1	2	variables/elevacion_IV	variables/erosion_IV	4635424.67	0.29800549	0.55452381	2.92067709	0.13302454
1	2	variables/huracan_ABIV	variables/mineria_IV	18838524	0.29907089	0.80089423	4.40673625	0.25333443
3	2	variables/huracan_AAIV	variables/pendiente_IV	2839168.36	0.29985269	0.46090566	3.18536738	0.07491923
5	2	variables/huracan_ABIV	variables/huracan_AMIV	22713927.3	0.30623012	0.82657751	4.25122899	0.24971335
1	3	variables/elevacion_IV	variables/suelos_IV	3924046.87	0.3070431	0.52329466	3.47964445	0.10533497
2	1	variables/elevacion_IV	variables/suelos_IV	3975712.49	0.30905782	0.52578136	3.21288497	0.1116711
2	1	variables/cacao_IV	variables/elevacion_IV	6151293.2	0.31330253	0.60881353	3.29639256	0.17550415

2	5	variables/ccpp_IV	variables/suelos_IV	4116994.91	0.31391641	0.53172308	2.8624048	0.09362717
5	2	variables/cacao_IV	variables/huracan_ABIV	7311634.48	0.31493717	0.64014455	3.41610702	0.20695135
1	2	variables/mineria_IV	variables/pobreza_IV	2145531.1	0.3191671	0.41140316	3.29525732	0.07195106
2	1	variables/cacao_IV	variables/palma_IV	6466759.28	0.31991414	0.61680492	2.8545455	0.19574762
1	3	variables/ccpp_IV	variables/suelos_IV	4306825.11	0.32107202	0.54033295	3.44286643	0.08340101
2	3	variables/ccpp_IV	variables/suelos_IV	4365929.12	0.32326761	0.5429413	4.00397953	0.07326334
3	5	variables/huracan_ABIV	variables/huracan_AMIV	6707230.93	0.32580798	0.6237716	3.12717878	0.20326926
5	1	variables/mineria_IV	variables/pobreza_IV	2284586.33	0.3293476	0.42221628	3.58286833	0.07356108
3	1	variables/inundacion_IV	variables/pendiente_IV	3435218.27	0.32982953	0.49604268	2.66678354	0.11044907
3	1	variables/mineria_IV	variables/pobreza_IV	2340211.97	0.333333	0.42640108	3.87018882	0.06965341
2	1	variables/elevacion_IV	variables/palma_IV	9348896.26	0.33449644	0.68725845	3.46991868	0.22648269
2	3	variables/huracan_AMIV	variables/suelos_IV	4723978.42	0.33626201	0.55806057	3.11254903	0.1186952
2	3	variables/cacao_IV	variables/mineria_IV	12239019.2	0.34090943	0.73314833	4.20648667	0.10804399
5	1	variables/huracan_ABIV	variables/huracan_AMIV	18584543.6	0.34300151	0.79893912	3.66492615	0.24816824
2	3	variables/cacao_IV	variables/suelos_IV	4938720.02	0.34381993	0.56660708	2.58355554	0.17105412
5	2	variables/cacao_IV	variables/suelos_IV	4985811.03	0.34545522	0.56843262	2.61652613	0.17024027
5	1	variables/cacao_IV	variables/suelos_IV	4999983.93	0.34594587	0.56897873	2.69971544	0.16683379
5	1	variables/huracan_AMIV	variables/suelos_IV	5014182.56	0.34643672	0.5695243	3.3836505	0.11592473
2	1	variables/huracan_AMIV	variables/suelos_IV	5035197.66	0.34716194	0.570329	3.14411997	0.123465
2	3	variables/elevacion_IV	variables/palma_IV	7583130.91	0.34786038	0.64856728	3.13536591	0.21100311
2	3	variables/inundacion_IV	variables/suelos_IV	5060677.91	0.34803923	0.57130024	3.93767971	0.09810401
5	2	variables/huracan_AMIV	variables/suelos_IV	5072444.09	0.34844359	0.5717471	3.69713466	0.10863149
2	1	variables/cacao_IV	variables/suelos_IV	5096379.04	0.34926471	0.57265295	2.40897491	0.18407801
1	3	variables/cacao_IV	variables/suelos_IV	5291636.48	0.35589251	0.57988837	2.74723767	0.16767083
2	3	variables/elevacion_IV	variables/inundacion_IV	8131415.48	0.36021664	0.66161912	3.78137153	0.18933523
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/suelos_IV	5424571.65	0.3603351	0.58466276	3.02701532	0.13397807
5	1	variables/inundacion_IV	variables/suelos_IV	5451186.36	0.36121798	0.58560441	3.36804321	0.1218604
2	1	variables/inundacion_IV	variables/suelos_IV	5547385.17	0.36439131	0.5889695	3.94346837	0.10694424

2	3	variables/palma_IV	variables/pendiente_IV	5677674.75	0.36722163	0.59194525	2.84371546	0.16016801
2	3	variables/elevacion_IV	variables/pendiente_IV	5749448.58	0.37106296	0.59594555	1.84253442	0.24348744
5	2	variables/huracan_AAIV	variables/suelos_IV	5864312.15	0.37465574	0.5996473	2.91902262	0.15254583
1	3	variables/huracan_AAIV	variables/suelos_IV	6045810.02	0.38040927	0.60549612	3.14779428	0.14768575
5	2	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_ABIV	26352565.8	0.38366546	0.84526941	3.50588912	0.29488161
2	5	variables/elevacion_IV	variables/pendiente_IV	6168789.84	0.38435673	0.60945306	2.45523742	0.20364294
5	1	variables/huracan_AMIV	variables/inundacion_IV	28011283	0.38441113	0.85250694	4.27995075	0.18850674
5	3	variables/palma_IV	variables/pobreza_IV	3137007.99	0.38592999	0.4790773	1.76805624	0.17626786
5	1	variables/huracan_AAIV	variables/suelos_IV	6285923.76	0.38788984	0.61295647	2.88318874	0.16451541
3	1	variables/pendiente_IV	variables/pobreza_IV	3207841.34	0.39035922	0.48329691	1.57504054	0.15685079
3	2	variables/pendiente_IV	variables/pobreza_IV	3207841.34	0.39035922	0.48329691	1.57504054	0.15685079
2	1	variables/huracan_AAIV	variables/suelos_IV	6413717.83	0.39181294	0.61680467	3.75700922	0.12895529
1	5	variables/pendiente_IV	variables/pobreza_IV	3283878.19	0.39495855	0.48764319	1.62010764	0.15539656
2	3	variables/pendiente_IV	variables/pobreza_IV	3283878.19	0.39495855	0.48764319	1.62010764	0.15539656
5	1	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_ABIV	24867988.2	0.39677144	0.83815638	3.16356185	0.30605997
2	1	variables/palma_IV	variables/pobreza_IV	3364553.92	0.39968188	0.49206923	2.46227125	0.14297671
5	1	variables/huracan_AAIV	variables/inundacion_IV	28951929.8	0.40214253	0.8563163	3.77668319	0.2336982
5	3	variables/elevacion_IV	variables/pobreza_IV	3389836.55	0.40283825	0.49500584	1.26557016	0.18419149
5	1	variables/mineria_IV	variables/suelos_IV	6792708.69	0.40322304	0.62774985	3.76530526	0.12888983
2	3	variables/palma_IV	variables/pobreza_IV	3553104.9	0.41072839	0.50227293	2.96849862	0.12742139
2	1	variables/cacao_IV	variables/pobreza_IV	3633676.21	0.41535919	0.50648918	2.14022801	0.17695689
1	2	variables/palma_IV	variables/pobreza_IV	3642362.56	0.41585535	0.50693879	2.88775059	0.1325855
1	5	variables/palma_IV	variables/pobreza_IV	3644024.64	0.41595022	0.50702471	3.21578028	0.12111671
1	3	variables/palma_IV	variables/pobreza_IV	3644842.01	0.41599687	0.50706695	3.13434476	0.12386248
5	1	variables/cacao_IV	variables/pobreza_IV	3651089.77	0.41635326	0.50738956	2.43018246	0.15753517
5	2	variables/cacao_IV	variables/pobreza_IV	3687000.12	0.41839577	0.50923436	2.34502318	0.16293675
1	3	variables/cacao_IV	variables/pobreza_IV	3736621.74	0.42120186	0.51175743	2.48326081	0.15499058
2	3	variables/cacao_IV	variables/pobreza_IV	3750244.67	0.42196897	0.51244487	2.30666768	0.16825374

3	1	variables/cacao_IV	variables/pobreza_IV	3766260.8	0.42286906	0.51325023	3.18039492	0.12594089
2	3	variables/huracan_AAIV	variables/huracan_AMIV	23117206.4	0.42770346	0.82887087	3.22810996	0.42876622
3	1	variables/elevacion_IV	variables/pendiente_IV	5913808.3	0.43454774	0.60135868	2.763295	0.1637426
1	3	variables/pobreza_IV	variables/suelos_IV	3951648.82	0.43493867	0.5239192	1.96886767	0.1624324
2	1	variables/pobreza_IV	variables/suelos_IV	3951648.82	0.43493867	0.5239192	1.96886767	0.1624324
2	3	variables/pobreza_IV	variables/suelos_IV	3951648.82	0.43493867	0.5239192	1.96886767	0.1624324
5	1	variables/pobreza_IV	variables/suelos_IV	3951648.82	0.43493867	0.5239192	1.96886767	0.1624324
5	2	variables/pobreza_IV	variables/suelos_IV	3951648.82	0.43493867	0.5239192	1.96886767	0.1624324
2	1	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4006714.09	0.43615905	0.52498451	2.20055789	0.20124445
1	3	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4009071.95	0.43628737	0.52509638	2.08574891	0.21122523
5	2	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4014076.36	0.43655958	0.52533361	2.19392237	0.20190037
5	1	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4018649.1	0.43680817	0.52555014	2.5185734	0.17826786
1	2	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4029151.45	0.43737858	0.52604661	2.68501905	0.16856555
2	3	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4033896.34	0.43763604	0.52627052	2.93688684	0.15520154
3	1	variables/anp_IV	variables/pobreza_IV	4038732.72	0.43789831	0.5264985	2.85533754	0.15953969
1	5	variables/palma_IV	variables/pendiente_IV	8260739.32	0.44294771	0.66311122	3.02260559	0.19200925
1	5	variables/elevacion_IV	variables/pendiente_IV	8988744.46	0.46396372	0.68019757	2.69747949	0.21044404
2	3	variables/elevacion_IV	variables/pobreza_IV	5020136.19	0.49022908	0.5697548	1.91772603	0.23717541

ANEXO V: Parcelas de campo del inventario nacional forestal.



ANEXO VI: Resultado de coeficientes de correlación de Pearson entre filtros y biomasa.

	Correlación de Pearson	
	Bosque (Latifoliado y Conífera) (n=74)	
	Brown	**Chave**
HV filtro Frost 3x3	0.75***	0.75***
HH filtro Frost 3x3	0.45	0.44
HV filtro Frost 5x5	0.76***	0.76***
HH filtro Frost 5x5	0.45	0.44
HV filtro Frost Enhaced 3x3	0.75***	0.76***
HH filtro Frost Enhaced 3x3	0.45	0.44
HV filtro Frost Enhaced 5x5	0.76***	0.76***
HH filtro Frost Enhaced 5x5	0.45	0.44
HV filtro Lee 3x3	0.74***	0.75***
HH filtro Lee 3x3	0.45	0.45
HV filtro Lee 5x5	0.74***	0.75***
HH filtro Lee 5x5	0.45	0.44
HV filtro Lee Enhaced 3x3	0.75***	0.75***
HH filtro Lee Enhaced 3x3	0.45	0.45
HV filtro Lee Enhaced 5x5	0.76***	0.76***
HH filtro Lee Enhaced 5x5	0.45	0.45
HV filtro Gamma 5x5	0.76***	0.76***
HH filtro Gamma 5x5	0.44	0.44
HV filtro Kuan 5x5	0.38	0.37
HH filtro Kuan 5x5	0.34	0.32
HV filtro Local Sigma 5x5	0.74***	0.75***
HH filtro Local Sigma 5x5	0.45	0.45
Raiz cuadrada de HH*HV	-0.58***	-0.58***
HH/HV	0.23	0.24
HH-HV	-0.74***	-0.75***
HH+HV/2	0.65***	0.65***

***p<0.0001