



**CENTRO AGRONÓMICO TROPICAL
DE INVESTIGACIÓN Y ENSEÑANZA**

**DIVISIÓN DE EDUCACIÓN
PROGRAMA DE POSGRADO**

**Relación entre la biomasa arriba del suelo y la retrodispersión del sensor ALOS
PALSAR en un gradiente de tipos de bosque, como base para el estudio de degradación
de carbono en ecosistemas forestales de Costa Rica**

**Tesis sometida a consideración de la División de Educación y el Programa de
Posgrado como requisito para optar al grado de**

MAGISTER SCIENTIAE

en Manejo y Conservación de Bosques Tropicales y Biodiversidad

Marilyn Manrow Villalobos

Turrialba, Costa Rica

2017

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**

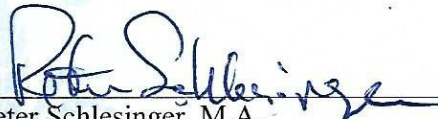
FIRMANTES:



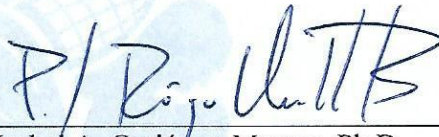
Miguel Cifuentes, Ph.D.
Codirector de tesis



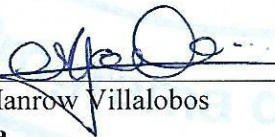
Pablo Imbach, Ph.D.
Codirector de tesis



Peter Schlesinger, M.A.
Miembro Comité Consejero



Isabel A. Gutiérrez-Montes, Ph.D.
Decana Programa de Posgrado



Marilyn Manrow Villalobos
Candidata

DEDICATORIA

*A Allan y Violeta,
por su locura, fuerza y amor,
me llenan, me nutren y me hacen feliz.*

*A mi madre y a mi padre,
por enseñarme el significado y el valor de la resiliencia.*

*A la familia Coto Álvarez,
en especial a Yamileth Álvarez, por cuidarnos con tanto cariño.*

*A los bosques,
porque en ellos se encuentra la magia y la inspiración.*

AGRADECIMIENTOS

A Miguel Cifuentes, por confiar en mí, por su orientación, interés y disposición como director y maestro del carbono.

A Pablo Imbach, por instruirme en el mundo de las ciencias del clima y la tierra.

A Peter Schlesinger, por compartir su conocimiento sobre radar y por sus consejos.

A Allan Coto, por su compañía y sabiduría, en la programación geoespacial y la vida.

A Sergio Vílchez, por su apoyo y enseñanzas en el análisis estadístico.

Al Laboratorio de Modelado Ambiental, por ser casa de aprendizaje en el manejo de información geoespacial y el cambio climático.

A la Cátedra Latinoamericana de Ecología en Manejo de Bosques Tropicales y Biodiversidad y del Programa de Producción y Conservación en Bosques del CATIE, a la Escuela de Ingeniería Forestal del TEC, al Instituto de Investigaciones y Servicios Forestales de la UNA, a la Estación Experimental Forestal Horizontes y Centro Científico Tropical, por suministrar las bases de datos de inventarios forestales históricos.

A Bryan Finegan, Diego Delgado y Ruperto Quesada, por sus enseñanzas sobre los bosques y confiar en mis manos su valioso trabajo.

Al Observatorio de Ecosistemas Forestales (OEFO), en especial, a Gustavo Hernández, por el apoyo en la adquisición de datos de la red de parcelas permanentes de muestreo de Costa Rica.

A Hugo Brenes, por su apoyo en la estandarización y análisis de datos forestales, por sus enseñanzas.

A mis amigos boscosos y carbonólogos, por compartir y enseñarme como ven sus ojos los bosques de Latinoamérica y por hacer de estos años de maestría una excelente aventura.

A mi amiga Marilyn Ortega Rivera, por el apoyo técnico brindado y su amistad.

A mis amigos y colegas investigadores de CATIE, por hacer de este, un camino alegre y por sus valiosos consejos.

A los profesores y el personal administrativo de la Cátedra Latinoamericana de Ecología en Manejo de Bosques Tropicales y Biodiversidad y del Programa de Producción y Conservación en Bosques del CATIE, por compartir el conocimiento sobre los ecosistemas forestales de Latinoamérica y hacernos pasar un tiempo ameno entre bosques.

A la Escuela de Postgrado del CATIE, por el apoyo brindado durante el programa de maestría.

A la Agencia de los Estados Unidos para el Desarrollo Internacional (USAID) a través del Programa Regional de Cambio Climático (PRCC), por el apoyo financiero brindado mediante una beca para realizar los estudios de maestría a tiempo completo en el programa de Manejo y Conservación de Bosques Tropicales y Biodiversidad del CATIE.

CONTENIDO

DEDICATORIA	III
AGRADECIMIENTOS	IV
CONTENIDO	V
ÍNDICE DE CUADROS	VII
ÍNDICE DE FIGURAS	VIII
LISTA DE ACRÓNIMOS, ABREVIATURAS Y UNIDADES.....	IX
RESUMEN	XI
ABSTRACT.....	XI
1. INTRODUCCIÓN	1
2. OBJETIVO GENERAL.....	3
3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	3
4. PREGUNTAS E HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN	3
5. MARCO REFERENCIAL.....	4
5.1 Degradación de bosques tropicales	4
5.2 Red de parcelas permanentes de muestreo de Costa Rica.....	7
5.3 Modelos alométricos para la estimación de biomasa.....	8
5.4 Sensores Remotos RADAR	10
5.5 Procesamiento de imágenes RADAR	13
5.6 Uso de sensores radar para el estudio de los ecosistemas forestales.....	14
6. METODOLOGÍA	16
6.1 Sitio de estudio.....	16
6.2 Tipos de bosque.....	17
6.3 Base de Datos de Inventarios de la Red Nacional de Parcelas Permanentes de Muestreo	20
6.4 Estimación de la biomasa.....	20
6.5 Mosaicos de Imágenes ALOS PALSAR.....	22
6.6 Procesamiento de las imágenes satelitales	23
6.7 Extracción de información espacial.	24
6.8 Coeficiente de retrodispersión del radar.	24
6.9 Modelos de regresión entre biomasa y coeficiente de retrodispersión	24
7. RESULTADOS	28

7.1	Biomasa entre regímenes de humedad.....	28
7.2	Biomasa entre tipos de bosque.....	30
7.3	Coefficiente de retrodispersión del radar.	31
7.4	Relación entre biomasa y coeficiente de retrodispersión.....	37
8.	DISCUSIÓN	40
8.1	Biomasa estimada en los bosques de estudio.....	40
8.2	Relación entre la biomasa estimada y el coeficiente de retrodispersión	42
9.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	44
10.	LITERATURA CITADA	45
11.	ANEXOS	53
11.1	Contactos OEFO.....	53
11.2	Sitios de Estudio	54
11.3	Variables contenidas en la base de datos.....	64
11.4	Imágenes ALOS PALSAR utilizadas por año de mosaico	65
11.5	ANOVA- Biomasa por regímenes de humedad con diferentes modelos alométricos	66
11.6	ANOVA-Biomasa entre niveles de intervención silvicultural por régimen de humedad.....	74
11.7	ANOVA Retrodispersión por intervención de bosque	79
11.8	ANOVA Retrodispersión por intervención y regímenes de humedad	80
11.9	Gráficos de supuestos de todos los modelos aplicados	82
11.10	Valores de Significancia de los modelos seleccionados en cada estrategia de modelación de la relación biomasa y radar.....	84

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Biomasa aérea estimada por otros estudios, utilizando diferentes modelos alométricos; en bosques tropicales de Costa Rica, Nicaragua y Colombia.	10
Cuadro 2. Transformación del nivel digital a coeficiente de retrodispersión en decibeles de imágenes RADAR ALOS PALSAR.....	14
Cuadro 3. Promedio de precipitación, temperatura y altitud promedio de las parcelas permanentes de muestreo ubicadas en cada régimen de humedad de los bosques tropicales estudiados en Costa Rica..	17
Cuadro 4. Tamaño, número y área muestreada por las parcelas permanentes de muestreo (PPM) según el régimen de humedad en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.....	17
Cuadro 5. Tamaño, número y área muestreada por las parcelas permanentes de muestreo según el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.....	18
Cuadro 6. Número y área muestreada por las parcelas permanentes de muestreo según el régimen de humedad y el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	19
Cuadro 7. Ecuaciones alométricas utilizadas para la estimación de biomasa en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. Clasificadas por autor, régimen de humedad y variables predictoras.....	21
Cuadro 8. Correspondencia de los años de inventario de las parcelas permanentes de muestreo y años disponibles de las imágenes radar.	22
Cuadro 9. Parámetros estadísticos utilizados en las estrategias de modelación para analizar la relación entre la biomasa arriba del suelo y el coeficiente de retrodispersión de la banda-L del sensor ALOS PALSAR en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	27
Cuadro 10. Biomasa arriba del suelo estimada con diferentes modelos alométricos globales según el régimen de humedad de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.....	29
Cuadro 11. Criterios estadísticos evaluados en el análisis de regresión lineal entre la biomasa arriba del suelo estimada y la retrodispersión del sensor ALOS PALSAR para cada estrategia de modelación utilizada en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	38
Cuadro 12. Coeficiente de determinación (R^2) y valores p de los modelos de regresión lineal seleccionados dentro de cada estrategia de modelación para estudiar la relación entre la biomasa arriba del suelo y la retrodispersión del sensor ALOS PALSAR en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	39

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Estimación porcentual de causas de degradación para África, América Latina y Asia subtropical.....	6
Figura 2. Ubicación de las parcelas permanentes de muestreo (PPM) del Observatorio de Ecosistemas Forestales y cobertura forestal por tipos de bosque, en Costa Rica.	8
Figura 3. Ubicación de las parcelas permanentes de muestreo (PPM) según el régimen de humedad y el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	16
Figura 4. Mosaicos de imágenes ALOS PALSAR para los años 2007, 2008, 2009 y 2010, utilizados en el análisis de la retrodispersión radar sobre el gradiente de tipos de bosques, en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	23
Figura 5. Distribución relativa de las parcelas por categorías de biomasa : I (<200), II (200-300), III(300-450) y IV(>450) en Mg ha-1- en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.....	25
Figura 6. Biomasa arriba del suelo (AGB) estimada en las parcelas permanentes de muestreo con las ecuaciones Chave <i>et al.</i> 2005 HDp (A) y Chave <i>et al.</i> 2014 DpE (B) según los regímenes de humedad y los niveles de intervención silvicultural (P=primario, PI=primario intervenido, PF= primario fragmentado, S=secundario, SI=secundario intervenido) en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.	30
Figura 7. Matriz de diagramas de dispersión entre los valores de retrodispersión del sensor ALOS PALSAR con diferentes filtros y tamaños de ventana en las parcelas permanentes de muestreo de los bosques tropicales estudiados en Costa Rica.....	31
Figura 8. Distancia euclídea entre los valores de retrodispersión del sensor ALOS PALSAR con diferentes filtros y tamaños de ventana en las parcelas permanentes de muestreo de los bosques tropicales estudiados en Costa Rica. A: conglomerados para todo el set de datos. B: conglomerados por año de mosaico radar.....	32
Figura 9. Visualización de imágenes ALOS PALSAR con los filtros adaptativos Enhanced Lee y Local Sigma, con tamaños de ventana 3x3 y 5x5 en dos de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. (A) Bosque primario fragmentado, Proyecto Efecto Borde, La Virgen de Sarapiquí y (B) Bosque pluvial primario en Reserva Biológica Monteverde. Escala 1:62000	33
Figura 10. Visualización de imágenes ALOS PALSAR con los filtros adaptativos Enhanced Lee y Local Sigma, con tamaños de ventana 3x3 y 5x5 en dos de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. (A) Bosque primario fragmentado, Proyecto Efecto Borde, La Virgen de Sarapiquí y (B) Bosque pluvial primario en Reserva Biológica Monteverde. Escala 1:10500.	34
Figura 11. Valores promedio de retrodispersión (backscatter) del sensor ALOS PALSAR según el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. P: primario, PI: primario intervenido, PF: primario fragmentado, S: secundario, SI: secundario intervenido.	35
Figura 12. Valores promedio de retrodispersión (backscatter) del sensor ALOS PALSAR según el nivel de intervención silvicultural para cada régimen de humedad (muy húmedo, húmedo, seco, pluvial) de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. P: primario, PI: primario intervenido, PF: primario fragmentado, S: secundario, SI: secundario intervenido.....	36

LISTA DE ACRÓNIMOS, ABREVIATURAS Y UNIDADES

OEFo	Observatorio de Ecosistemas Forestales de Costa Rica
PPM	Parcelas Permanentes de Muestreo
PRISM	Panchromatic Remote-sensing Instrument Stereo
AVNIR-2	Advanced Visible and Near Infrared Radiometer. Type 2
CO ₂	Dióxido de carbono
CH ₄	Metano
N ₂ O	Óxido nitroso
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
Pg	Petagramos
Mg	Megagramos
CMNUCC	Convención Marco de las Naciones Unidas para el Cambio Climático
REDD+	Reducción de las emisiones derivadas de la deforestación y degradación de los bosques en los países en desarrollo, tomando en cuenta la conservación, gestión sostenible de los bosques y el aumento de las reservas forestales de carbono.
MRV	Monitoreo Revisión y Verificación
FAO	Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura
NREF/NRF	Nivel de Referencia de Emisiones Forestales/Niveles de Referencia Forestales
ALOS PALSAR	Advanced Land Observing Satellite Phased Array L-band SAR
FRA	Forest Resources Assessment
ACB	Asociación de colaboración en materia de bosques de la FAO
GEI	Gases de Efecto Invernadero
PRCC	Programa Regional de Cambio Climático
USAID	Agencia de los Estados Unidos para el Desarrollo Internacional
OEFo	Observatorio de Ecosistemas Forestales de Costa Rica
CLEMBTB	Cátedra Latinoamericana de Ecología en Manejo de Bosques Tropicales y Biodiversidad
CATIE	Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza
FUNDECOR	Fundación Para El Desarrollo De La Cordillera Volcánica Central
CODEFORSA	Comisión de Desarrollo Forestal de San Carlos
CCT	Centro Científico Tropical
OET	Organización de Estudios Tropicales
EIFo	Escuela de Ingeniería Forestal del Tecnológico de Costa Rica
INISEFOR	Instituto de Investigaciones y Servicios Forestales
EEFH	Estación Experimental Forestal Horizontes
CWD	Coefficient of Water Deficit
E	Factor de estrés ambiental
RADAR	Radio Detecting and Ranging
SAR	Synthetic Aperture Radar

RAR	Real Aperture Radar
HV	Polarización de sensor radar con emisión del backscatter horizontal y recepción vertical
VH	Polarización de sensor radar emisión del backscatter vertical y recepción horizontal
HH	Polarización de sensor radar emisión del backscatter horizontal y recepción horizontal
VV	Polarización de sensor radar emisión del backscatter vertical con recepción vertical
METI	Ministerio Internacional de Comercio e Industria de Japón
Pmean	Precipitación promedio
Dap	diámetro a altura de pecho
Tmean	temperatura promedio
AGB	Biomasa por encima del suelo
dB	Decibeles
p	Densidad de la madera
CatAGB	Categorías de Biomasa
GrTipos	Grupos de tipos de bosque
ELA	Enhanced Lee Adaptive Filter
LSA	Local Sigma Adaptive Filter
ALA	Additive Lee Adaptive Filter
MLA	Multiplicative Lee Adaptive Filter
AML	Additive Multiplicative Lee Adaptive Filter
CRd	Coefficiente de Retrodispersión
TS	Temperatura estacional
PS	Precipitación estacional
CWD	Déficit hídrico climático

RESUMEN

La efectividad de mecanismos sobre reducción de emisiones de gases de efecto invernadero por degradación forestal como REDD+, depende en gran medida, de la elección de métodos de alta precisión para el monitoreo de los stocks de carbono. El uso de sensores remotos (RADAR), en combinación con datos de inventarios forestales para la estimación de carbono forestal, ofrece una amplia cobertura en zonas de difícil acceso y la capacidad de operar independientemente de las condiciones meteorológicas. En la presente investigación se estudió el comportamiento individual, así como la relación de la biomasa arriba del suelo y la retrodispersión de la banda -L de ALOS PALSAR a lo largo de un gradiente de tipos de bosque, basado en el régimen de humedad y los niveles de intervención silvicultural. Entre las diferentes ecuaciones alométricas probadas, se seleccionó la ecuación de Chave *et al.* 2014 basada en el diámetro, la densidad de la madera y el factor de estrés ambiental, ya que mostró mayor sensibilidad al estudiar el contenido biomasa a lo largo del gradiente de tipos de bosque. Los mayores contenidos de biomasa se encontraron en los bosques pluviales primarios con 446.89 Mg ha⁻¹ y los menores valores en los bosques secos secundarios y húmedos secundarios intervenidos con valores por debajo de los 140 Mg ha⁻¹. A pesar de las estrategias de modelación, no se encontró una relación entre el valor de retrodispersión y la biomasa estimada. Sin embargo, se determinó que los valores promedio de retrodispersión tienden a aumentar en función del gradiente de intervención silvicultural. El presente estudio muestra el potencial de los modelos alométricos de Chave *et al.* 2014 y el sensor ALOS PALSAR para el estudio de la biomasa arriba del suelo, como base para el monitoreo de degradación forestal en los bosques tropicales de Costa Rica. **Palabras clave:** Biomasa aérea, ALOS PALSAR, degradación de carbono, sensores remotos, bosques tropicales, REDD+, Costa Rica.

ABSTRACT

The effectiveness of mechanisms about reducing greenhouse gases emissions from forest degradation like REDD +, relays on the choice of high precision methods for monitoring carbon stocks. The use of RADAR remote sensing mixed with forest inventory data for forest carbon estimation, provides broad coverage in difficult access areas and the ability to operate independently of weather conditions. Present research, studies the individual behavior as well as the relation between above ground biomass (AGB) and L-band backscattering from ALOS PALSAR, along a forest types gradient based on the humidity regime and the levels of silvicultural intervention. Among different allometric equations used, the equation from Chave *et al.* 2014 based on the diameter, wood density and environmental stress factor, was selected since it showed greater sensitivity when studying the biomass content along the gradient of forest types. The highest biomass contents were found in the primary rainforest with 446.89 Mg ha⁻¹ and the lowest values in secondary wet and secondary intervened dry forests with values below 140 Mg ha⁻¹. Despite the modeling strategies, it was not possible to find a relation between the backscatter and the estimated biomass. However, it was determined that the mean backscatter values tend to increase as a function of the silvicultural intervention gradient. The present study shows the potential of Chave *et al.* 2014 allometric models and the ALOS PALSAR sensor for the study of above-ground biomass as basis for monitoring forest degradation in tropical forests of Costa Rica. **Keywords:** Aboveground Biomass, AGB, ALOS PALSAR, forest degradation, remote sensing, tropical forests, REDD +, Costa Rica.

1. INTRODUCCIÓN

A raíz de la revolución industrial, las emisiones de gases de efecto invernadero CO₂, CH₄ y N₂O hacia la atmósfera, han aumentado en 40%, 150% y 20% respectivamente. La concentración de CO₂ en la atmósfera ha alcanzado las 379ppm; valor que excede el rango de la variabilidad natural conocida en los últimos 800.000 años (IPCC 2014). Estos aumentos sin precedentes, han ocasionado el calentamiento del planeta, que da como resultado un aumento en nivel del mar por el derretimiento de glaciares, cambios inesperados en el clima y un aumento en la frecuencia de eventos extremos; esta situación genera implicaciones importantes en la economía y salud mundial, impactos en la disponibilidad de recursos y pérdida de áreas naturales y biodiversidad. (IPCC 2014)

En consecuencia, han surgido grandes iniciativas internacionales para detener las emisiones y minimizar los impactos del cambio climático; entre ellas el Panel Intergubernamental del Cambio Climático, la Convención Marco de las Naciones Unidas para el Cambio Climático (CMNUCC) y el Protocolo de Kioto (CMNUCC 1998). En 2007, la CMNUCC creó el mecanismo REDD+ con el objetivo primordial de reducir las emisiones por deforestación y degradación forestal, mediante un incentivo económico que impulsara, a los países miembros, a establecer protocolos para la estimación y monitoreo del carbono almacenado en sus bosques (CMNUCC 2016). Estas iniciativas conllevaron a un gran reto político sobre el establecimiento de mecanismos globales para financiar las actividades de mitigación del cambio climático (Fearnside 2004) y el establecimiento de protocolos nacionales y regionales para la estimación y monitoreo de dichas actividades (CMNUCC 2016).

Se estima que los ecosistemas terrestres almacenan alrededor de 2000 Pg de carbono y que una quinta parte de estos se encuentra en los bosques tropicales (Brown 1997). En la evaluación de los recursos forestales mundiales, realizada en el 2015, se estimó que las emisiones por deforestación y degradación forestal en los trópicos oscilan entre 7% y 14% de las emisiones totales de CO₂ procedentes de las actividades humanas. Además, entre 1990 y 2015, las existencias de carbono en los bosques centroamericanos disminuyeron en 16.1% (FAO 2015).

A pesar de estas estimaciones, existe mucha incertidumbre sobre las emisiones reales producto de la deforestación y la degradación de bosques a nivel de país. La falta de consenso sobre las definiciones y las metodologías de estimación, ha limitado a varios países a definir sus líneas de referencia de emisiones forestales (NREF/NRF) que deben incluir en la estrategia REDD+(Griscom *et al.* 2009, FAO 2015). Costa Rica es un ejemplo de ello; en su estrategia nacional REDD+ incluyó únicamente las reducciones de emisiones provenientes de deforestación y el aumento de las reservas de carbono en los bosques; información precisa sobre la degradación y el manejo sostenible de los bosques (incluyendo bosques secundarios y plantaciones forestales), los resultados no están disponibles todavía (MINAET 2009).

Como respuesta a esta limitación surge la posibilidad de utilizar el sensoramiento remoto en combinación con datos de inventarios forestales y modelos alométricos, ya que han demostrado ser la forma más rápida y de menor costo para estimar el carbono almacenado en los bosques a gran escala. Además, han permitido estudiar los diferentes estados de manejo silvicultural, degradación y deforestación de los bosques, así como las emisiones de carbono

que se derivan de su conversión a otros usos. (Asner *et al.* 2005, Matricardi *et al.* 2010, Kent *et al.* 2015, Joshi *et al.* 2015, Asner *et al.* 2010)

Los sensores remotos ópticos (como Landsat, Rapid Eye, Modis o Aster) han sido utilizados ampliamente para estudiar la capacidad de almacenamiento de carbono en bosques tropicales, sin embargo, tienen grandes limitaciones en regiones con alta nubosidad. (Patenaude *et al.* 2005, Matricardi *et al.* 2010, Gómez *et al.* 2014, Stefanov y Netzbund 2005)

Con la finalidad de superar estas limitantes, se ha propuesto el uso de sensores activos como radar (Mitchard *et al.* 2011, Joshi *et al.* 2015, Hamdan 2015), que, a diferencia de los sensores ópticos, pueden operar independientemente de las condiciones atmosféricas, lo cual los hace excelentes candidatos para el trabajo en bosques tropicales. (Lucas *et al.* 2015, Sinha *et al.* 2015, Hamdan 2015)

Dentro de los sensores remotos radar, se destaca el sensor ALOS PALSAR que después de JERS-1 es el único capaz de adquirir imágenes en la banda L. Ésta tiene la capacidad de penetrar el dosel del bosque y brindar información de las ramas y el tronco de los árboles, lo que la hace sensitiva a los estados sucesionales y características biofísicas del bosque. Además, ha sido reconocida como la banda de mayor potencial en la estimación de biomasa del aérea forestal. (Imhoff 1995, Hamdan *et al.* 2011)

Pese a que se han realizado varios estudios de este tipo en bosques tropicales aún no se han llevado a cabo en Centroamérica, por lo que el presente estudio pretende determinar el potencial del sensor ALOS PALSAR en la estimación de carbono, como base para la identificación de degradación de ecosistemas forestales de Costa Rica.

2. OBJETIVO GENERAL

Determinar la relación entre la biomasa y la retrodispersión del sensor ALOS PALSAR en un gradiente de tipos de bosque, como base el estudio de degradación de carbono en ecosistemas forestales de Costa Rica.

3. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Estimar la biomasa aérea de los bosques con datos de inventario de Parcelas Permanentes de Muestreo (PPM) y modelos alométricos.
- Determinar la relación entre el carbono y la información radiométrica proporcionada por el sensor ALOS-PALSAR.
- Describir las implicaciones de las estimaciones para el monitoreo de degradación.

4. PREGUNTAS E HIPÓTESIS DE INVESTIGACIÓN

Preguntas de investigación		Hipótesis
Objetivos específicos	1 ¿Cuáles modelos alométricos se pueden utilizar para la estimación de biomasa de los bosques en estudio? ¿Cuál es la biomasa estimada para cada tipo de bosque?	Existen diferencias significativas entre la biomasa estimada por los diferentes modelos dentro de cada régimen de humedad. Existen diferencias significativas entre la biomasa estimada para cada tipología de bosque. Existe un efecto del manejo silvicultural.
	2 ¿Cómo es el comportamiento del coeficiente de retrodispersión en los diferentes niveles de intervención silvicultural? ¿Cómo es la relación entre la biomasa estimada y el coeficiente de retrodispersión del radar?	Existen relaciones estadísticas entre el coeficiente de retrodispersión del sensor y la biomasa aérea expresada en los bosques en estudio. Las relaciones estadísticas del coeficiente de retrodispersión se ven afectadas por el contenido de biomasa (saturación de la banda L)
	3 ¿Cuáles son las implicaciones de las estimaciones sobre el monitoreo de degradación forestal?	

5. MARCO REFERENCIAL

5.1 Degradación de bosques tropicales

El mecanismo REDD+ ha requerido una labor importante de definición de términos y sobre todo del consenso de esta terminología para lograr una cuantificación acertada de las emisiones de GEI debidas a las actividades del sector forestal. Estas emisiones se basan principalmente en los gases liberados por la deforestación y degradación de los bosques.

La deforestación consiste en la conversión inducida por el ser humano de la tierra forestal a uso no forestal (Protocolo de Kioto), y reflejada como la pérdida de cobertura de copas por debajo de un umbral que va desde 10 a 30%, dependiendo del país en cuestión” (UFCC 2006).

La definición de degradación es más compleja. En el marco del FRA y junto con los miembros de la Asociación de Colaboración en Materia de Bosques (ACB) y otros asociados, la FAO ha iniciado un estudio especial para identificar los componentes de la degradación de los bosques y los indicadores adecuados para evaluar el grado de degradación de un bosque en los diferentes niveles de ordenación (FAO 2013).

En el año 2000, la FAO definió la degradación forestal como “la reducción a largo plazo de la oferta potencial general de los beneficios del bosque; entre ellos biomasa, composición de especies, biodiversidad y suelo; debido a la tala, incendios, caída por viento u otros eventos, siempre que la cobertura del dosel se mantiene por encima del umbral de deforestación (FAO 2000).

Posteriormente, el IPCC (2003), planteó que la definición de degradación entendida como la reducción de la cobertura no es un indicador de la pérdida de funcionalidad o producción de otros bienes como biodiversidad, suelo, agua, etc.; y propone una definición basada en el stock de carbono y que toma en cuenta las necesidades establecidas en el Protocolo de Kioto: “Una pérdida directa a largo plazo inducida por el hombre (que persiste durante X años o más) de al menos Y% de las reservas forestales de carbono [Y] los valores forestales desde el tiempo T y que no califican como la deforestación o una actividad elegida en virtud del artículo 3.4 del Protocolo de Kioto”.

El IPCC (2003) menciona que las operaciones normales de manejo forestal, aunque reducen la cubierta del dosel, podrían no reducir la capacidad de almacenamiento de carbono o la productividad del bosque, y de hecho la podrían aumentar; por lo tanto, la reducción de masa arbórea sola no puede implicar la degradación forestal. Por otra parte, la FAO (2000) señala que las prácticas de extracción maderable no sostenibles pueden contribuir a la degradación si la extracción de árboles maduros no toma en cuenta su regeneración o si el uso de maquinaria pesada provoca la compactación del suelo o la pérdida de superficie forestal productiva.

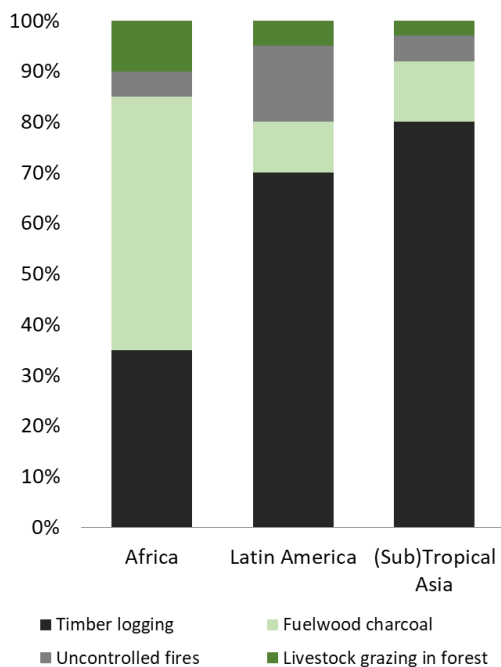
Griscom *et al.* (2009) señalan que la definición del IPCC (2003) es un paso en la dirección correcta, pero que, al excluir el manejo forestal como una actividad degradante, se

recomienda tener presentes las siguientes premisas para cuantificar las pérdidas de carbono debidas a la degradación forestal.

- En concordancia con el Protocolo de Kioto, la definición de degradación de los bosques debe limitarse a actividades humanas tales como la explotación forestal, el fuego y la recogida de leña.
- El énfasis en las reservas de carbono proporciona un medio real para medir la degradación.
- Las fluctuaciones naturales de carbono ocasionadas por incendios naturales y huracanes no se designan como degradación y se incluyen dentro del carbono natural de la capacidad de carga.
- La variación de capacidad de carga natural promedio en el paisaje debe tomarse en cuenta como referencia para medir la degradación.
- El uso de un indicador diferente de la capacidad de carga de carbono corre el riesgo de reducir los incentivos para mantener los bosques en su estado natural y podría dar lugar a la disminución de oportunidades para la reducción de emisiones acreditadas.
- Al especificar los períodos de rendimiento como el período de tiempo, se excluyen los cambios temporales en las reservas de carbono y, al mismo tiempo, se proporciona un medio realista para poner en práctica la definición.
- Al excluir las áreas que serían consideradas deforestadas por las definiciones actuales, se evitan problemas de doble contabilidad.

Se ha determinado que la extracción de madera comercial y la tala selectiva son los principales impulsores de la degradación de los bosques en América Latina y Asia sub tropical, mientras que la recolección de leña y producción de carbón son los principales factores de degradación de los bosques en el continente africano". (KissinGer *et al.* 2012; Figura 1)

Figura 1. Estimación porcentual de causas de degradación para África, América Latina y Asia subtropical. Modificado de (Hosonuma et al. 2012).



En la última Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales (FRA, por sus siglas en inglés), se estimó que las emisiones de CO² producto de la deforestación y la degradación en los trópicos oscilan entre 7 y 14% de las emisiones totales procedentes de las actividades humanas. Para el periodo 2011-2015 se emitió un promedio de 1 Pg año⁻¹ por degradación y de 2.9 Pg año⁻¹ por deforestación (FAO 2015).

Por otro lado, varios autores afirman que aunque las emisiones por deforestación han disminuido, las emisiones por degradación van en aumento y que al hacer un balance con las remociones, los bosques continúan siendo una fuente neta de emisión (FAO 2015, JRC 2014, Lu et al. 2010; Qureshi et al. 2012, 2016, Asner et al. 2010). Lo cual puede deberse a la falta de sistemas nacionales de monitoreo de degradación forestal.

En Costa Rica se llevó a cabo un taller liderado por el CATIE, dentro del marco del Programa Regional de Cambio Climático de USAID, en el cual se propuso la siguiente definición de degradación forestal en el marco de la Estrategia Nacional REDD+: “Una reducción estadísticamente significativa en la magnitud de las existencias de carbono en áreas definidas como bosque maduro, debida a acciones antropogénicas (incendios, tala ilegal, malas prácticas agrícolas y otros), y que pueda ser cuantificada y monitoreada por medio de sensores remotos y datos de campo”. Lo que implica que haya una delimitación previa de las áreas de bosque degradado y la definición de las metodologías que se usarán para estimar dichas reducciones (PRCC 2015). Por otro lado, los mismos autores indican que las principales causas de degradación forestal en Costa Rica, son PRCC (2015):

- Sobreexplotación de productos de la madera
- Sobreexplotación de productos no madereros
- Asentamientos u ocupación ilegal
- Sobrepastoreo
- Desarrollo no planificado: caminos, energía hidroeléctrica, minería no autorizada, etc.
- Incendios forestales
- Invasión y colonización por especies exóticas
- Plagas y enfermedades

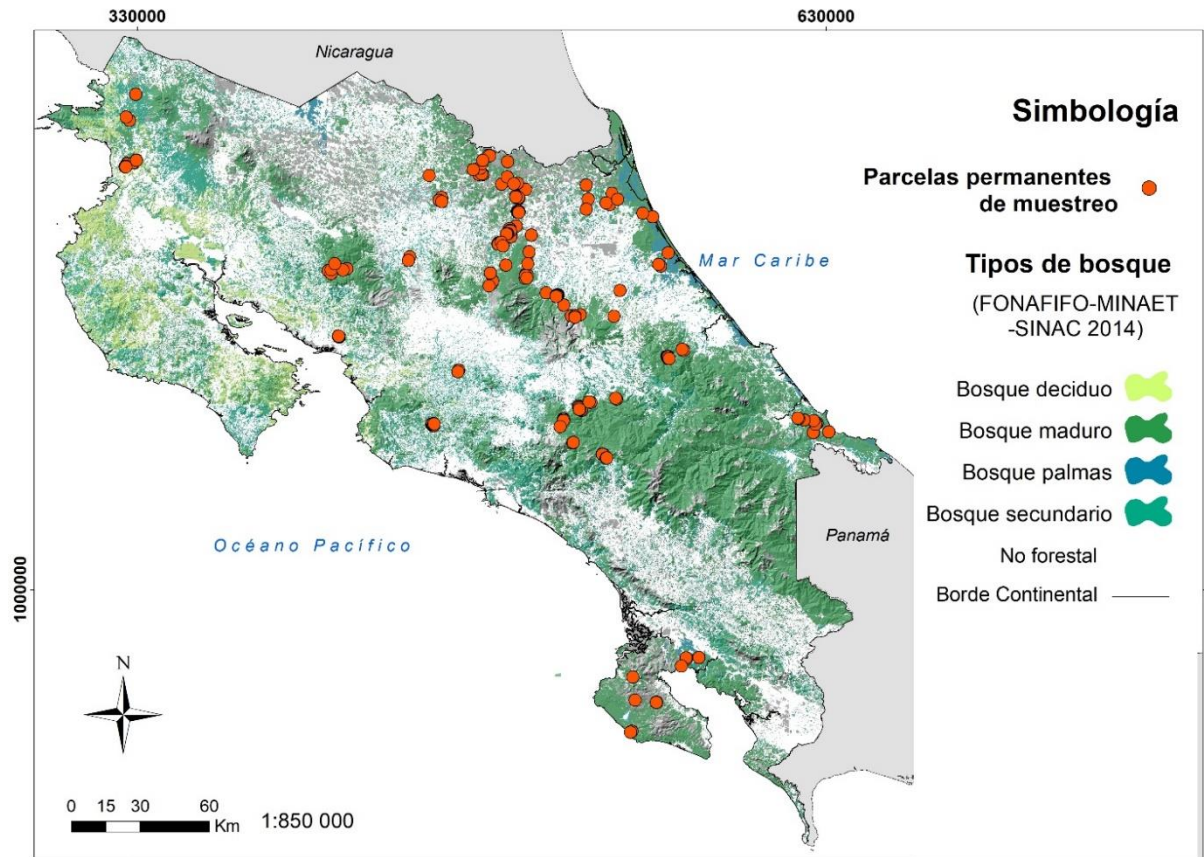
En cuanto a las emisiones nacionales producto de la degradación de carbono en Costa Rica, Pedroni y Villegas (2015) estimaron que las emisiones de CO² asociadas a degradación forestal tomando en cuenta cambios en la cobertura de copas y en la biomasa almacenada para los bosques de Costa Rica entre los años 2001 y 2013. Las estimaciones sumaron pérdidas de 55 424 646 Mg CO² (4 263 434 Mg CO² año⁻¹), lo cual equivale a un 47.34% de las emisiones totales relacionadas a los bosques en el mismo período. Sin embargo, los autores señalan la necesidad de llevar a cabo estas estimaciones con datos de inventarios forestales y otras tecnologías mejoradas.

5.2 Red de parcelas permanentes de muestreo de Costa Rica

Costa Rica cuenta con una red de parcelas permanentes de monitoreo coordinada por el Observatorio de Ecosistemas Forestales de Costa Rica (OEFO). El observatorio está conformado por ocho instituciones de investigación en bosques naturales y plantaciones forestales del país; y cuenta con 407 parcelas permanentes de monitoreo que corresponden a 45 proyectos de investigación diferentes, administrados por ocho centros de investigación. (OEFO 2016, Figura 2)

- Cátedra Latinoamericana de Ecología en Manejo de Bosques Tropicales y Biodiversidad (CLEMBTB) del Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza (CATIE).
- Fundación para el Desarrollo de la Cordillera Volcánica Central (FUNDECOR).
- Comisión de Desarrollo Forestal de San Carlos (CODEFORSA).
- Centro Científico Tropical (CCT).
- Organización para Estudios Tropicales (OET).
- Escuela de Ingeniería Forestal (EIFo) del Tecnológico de Costa Rica.
- Instituto de Investigaciones y Servicios Forestales (INISEFOR) de la Facultad de Ciencias de la Tierra y el Mar de la Universidad Nacional.
- Estación Experimental Forestal Horizontes (EEFH).

Figura 2. Ubicación de las parcelas permanentes de muestreo (PPM) del Observatorio de Ecosistemas Forestales y cobertura forestal por tipos de bosque, en Costa Rica. Modificado de OEFO (2016).



5.3 Modelos alométricos para la estimación de biomasa

Los modelos alométricos son ecuaciones matemáticas, que mediante una regresión lineal o no lineal relacionan la biomasa con variables medidas en campo, tales como DAP, altura total o comercial, diámetro de copa, densidad de la madera y área basal (Chave et al. 2005, Brown 1997, Parresol 1999); y/o variables ambientales (Chave et al. 2014). Los modelos alométricos se utilizan para extrapolar los datos del muestreo, tanto *in situ* como de forma remota a un área más grande con las mismas características (Chave et al. 2004, Bombelli et al. 2009).

A nivel mundial se han desarrollado una gran cantidad de modelos alométricos, tanto modelos globales, que abarcan amplias gamas de condiciones climáticas y tipos de vegetación (Brown et al. 1989, Brown 1997, Chave et al. 2005, 2014); como locales, que consideran una especie o un conjunto de especies taxonómicas para una región geográfica específica (Henry et al. 2013, Rojas-García 2015).

El uso de ecuaciones por especie contempla la diversidad arbórea de los sitios, lo cual podría brindar información robusta en las estimaciones, sin embargo, su uso es limitado debido a que abarcan áreas geográficas pequeñas y muy pocas especies (Návar 2014). En Costa Rica

se han desarrollado ecuaciones locales para 14 especies nativas (en su mayoría comerciales): *Bactris gasipaes*, *Calophyllum brasiliense*, *Carapa guianensis*, *Cedrela odorata*, *Cordia alliodora*, *Dipteryx panamensis*, *Genipa americana*, *Hyeronima alchorneoides*, *Jacaranda copaia*, *Leucaena leucocephala*, *Terminalia amazonia*, *Viola koschnyi*, *Vochysia ferruginea* y *Vochysia guatemalensis*. (Montero y Montagnini 2005, Fonseca *et al.* 2012, Ortiz 1997, Segura y Kanninen 2005, Kanninen 2005)

Por otro lado, los modelos globales continúan siendo utilizados en la mayoría de los estudios de estimación de biomasa, ya que abarcan todas las especies de un ecosistema y cubren áreas geográficas grandes (Návar 2014, Chave *et al.* 2014). Las primeras ecuaciones alométricas genéricas desarrolladas para los bosques tropicales fueron elaboradas por Brown (1997,1989), quienes propusieron un esquema de modelos para tres tipos de vegetación (seco, húmedo y lluvioso) según el sistema de zonas de vida de Holdridge (1967), basados en 9 conjuntos de datos con 5,300 árboles, localizados en cuatro países de América. Más tarde, Chave *et al.* (2005) dieron seguimiento a este enfoque desarrollando nuevos modelos basados en un conjunto de datos más amplio con 2410 árboles de 27 zonas geográficas de Asia, América y Oceanía, y tres variables regresoras (D, H, p) con un esquema estadístico uniforme para la selección del modelo. Debido a estas características han sido propuestos para su inclusión en la base de datos de factores de emisión del IPCC, también utilizado por los protocolos de REDD+. Más adelante, Chave *et al.* (2014) analizaron una base de datos mundial con experimentos de cosecha de 4004 árboles de 53 bosques primarios y 5 bosques secundarios, con la que desarrollaron dos nuevos modelos alométricos principales: uno convencional que relaciona la biomasa con el diámetro, la altura y la densidad de la madera; y un modelo pantropical que incluye el diámetro, la densidad de la madera y un factor de estrés ambiental, basado en la temperatura estacional (TS), la precipitación estacional (PS) y el déficit hídrico climático (CWD)) (Fick y Hijmans 2017).

El factor de estrés ambiental ayuda a explicar la relación entre el diámetro y la altura (Chave *et al.* 2014), lo que propone un avance ante la dificultad de medición de alturas en campo. Además, añade a los modelos información sobre las características bioclimáticas del sitio, que según Yepes-Quintero *et al.* (2011) determinan la capacidad de almacenamiento de los bosques como reservorios de carbono. Sin embargo, a pesar de los avances mencionados anteriormente, los modelos de Chave *et al.* (2014) han sido poco utilizados en la región. Por el contrario, se han usado principalmente los modelos de Brown *et al.* (1989,1997) y Chave *et al.* 2005, a excepción del estudio realizado por Diaz-Santos (2017) en bosques montanos de Costa Rica, en los cuales utilizó una combinación de ecuaciones alométricas que incluían la ecuación de Chave *et al.* 2014 HDp.

El Cuadro 1 resume las estimaciones de biomasa realizadas para bosques de Costa Rica y otros bosques tropicales de la región usando los modelos de Brown *et al.* (1989, 1997) y Chave *et al.* (2005,2014). La mayor cantidad de biomasa se ha reportado en bosques pluviales montanos de Costa Rica, mientras que las menores estimaciones se encuentran en bosques húmedos montanos de Nicaragua.

Cuadro 1. Biomasa aérea estimada por otros estudios, utilizando diferentes modelos alométricos; en bosques tropicales de Costa Rica, Nicaragua y Colombia.

País	Tipo de bosque*	Autor	Biomasa (Mg ha⁻¹)	Ecuación utilizada en la estimación
Costa Rica	pluvial montano y montano bajo	Díaz-Santos 2017	475.78 - 406.82	Alvarez <i>et al.</i> 2012, Chave <i>et al.</i> 2005, Goodman <i>et al.</i> 2013
Costa Rica	pluvial y muy húmedo premontano	Díaz Santos 2017	249.2 - 234.4	Álvarez <i>et al.</i> 2012, Chave <i>et al.</i> 2005, Goodman <i>et al.</i> 2013
Costa Rica	pluvial	Clark y Clark 2000	160.5 -186.5	Brown 1997
Nicaragua	húmedo transición seca	Díaz Santos 2017	310.72	Chave <i>et al.</i> 2005, 2014
Colombia	-	Yepes-Quintero <i>et al.</i> 2011	267	Álvarez <i>et al.</i> 2012
Costa Rica	muy húmedo tropical transición premontano	Poorter <i>et al.</i> 2015	217.9	Chave <i>et al.</i> 2005
Nicaragua	húmedo	Espinoza 2017	204.57	Chave 2001
Nicaragua	húmedo	Espinoza 2016	202.31	Brown 1997
Costa Rica	muy húmedo tropical	Poorter <i>et al.</i> 2015	188	Chave <i>et al.</i> 2005
Nicaragua	húmedo	Díaz Santos 2017	175.56	Chave <i>et al.</i> 2005, 2014
Nicaragua	seco tropical	Argoty 2013	172.38	Chave <i>et al.</i> 2005
Nicaragua	nuboso	Díaz Santos 2017	158.54	Chave <i>et al.</i> 2005, 2014
Nicaragua	húmedo montano	Argoty 2013	153.04	Chave <i>et al.</i> 2005
Nicaragua	húmedo	Díaz Santos 2017	152.72	Chave <i>et al.</i> 2005, 2014
Costa Rica	muy húmedo tropical	Poorter <i>et al.</i> 2015	126.8	Chave <i>et al.</i> 2005
Nicaragua	nuboso	Díaz Santos 2017	114.58	Chave <i>et al.</i> 2005, 2014
Colombia	-	Yepes-Quintero <i>et al.</i> 2011	102	Álvarez <i>et al.</i> 2012
Nicaragua	húmedo montano	Argoty 2013	83.42	Chave <i>et al.</i> 2005

*tipo de bosque reportado por el autor.

5.4 Sensores Remotos RADAR

Los radares son sistemas de detección y medición de objetos, que utilizan ondas de radio para determinar el intervalo, el ángulo, o la velocidad de los radares (de ahí sus siglas en inglés RADAR, *radio detecting and ranging*). Estos sistemas se desarrollaron considerablemente durante la Segunda Guerra Mundial, cuando fueron utilizados para la localización, navegación, asistencia y diligencia de disparos de barcos y aviones. En la actualidad, aunque algunos ejércitos siguen utilizando los radares con fines militares, la tecnología ha sido lanzada al

público y adoptada rápidamente por muchas otras industrias para fines comerciales y de investigación (BOM 2016).

Los sensores radar operan en la longitud de ondas de las microondas del espectro visible ($\lambda=1\text{mm}-1\text{m}$). Poseen un transmisor que produce microondas electromagnéticas, una antena de emisión y una antena de recepción que captura cualquier retorno de los objetos en el camino de la señal emitida, además de un receptor y un procesador para determinar las propiedades de los objetos detectados (Moreira *et al.* 2013, Reddy 2008).

Los radares son sensores remotos activos que, a diferencia de los pasivos, envían ondas de radio a la superficie y miden la energía reflejada. Esta energía reflejada se expresa mediante el *coeficiente de retrodispersión* o *backscatter* (en inglés), el cual representa la reflectividad media de una muestra de material horizontal normalizada con respecto al área sobre el plano de la tierra, o sea, una relación entre la cantidad de potencia promedio retrodispersada y la potencia del campo incidente (Iglesias 2013, Reddy 2008).

Existen dos tipos de sensores radar: los sistemas RAR (*real aperture radar*) y los sistemas SAR (*synthetic apertura radar*). En el sistema de apertura real, la resolución está determinada por el ancho real del haz y el tamaño de la antena, los sistemas SAR en cambio, utilizan técnicas de procesamiento de señales para conseguir un ancho de haz estrecho en la dirección alcance, que proporciona una mejor resolución (Reddy 2008).

Aunque una señal de radar no detecta información de color o información de temperatura, detecta la rugosidad de la superficie y la información de conductividad eléctrica en condiciones de humedad del suelo. La sensibilidad de las medidas de retrodifusión a diferentes longitudes de onda y polarización (horizontal y vertical) al tamaño y orientación de los componentes leñosos y su densidad, hace que los sensores de radar sean adecuados para mediciones directas de la biomasa forestal (Reddy 2008, Fatoyinbo 2012).

De acuerdo con la modalidad adquirida, los sistemas radar utilizados pueden emitir y recibir la energía en diferentes polarizaciones: HH (emisión horizontal con recepción de la retrodispersión horizontal), VV (emisión vertical con recepción vertical), HV (emisión horizontal con recepción vertical) y VH (emisión vertical con recepción horizontal). Las polarizaciones cruzadas HV y VH causadas por la dispersión múltiple, muestran mayor sensibilidad a la biomasa y están menos influidos por las condiciones de superficie (Ranson y Sun 1994).

Por otro lado, los radares también pueden variar el ángulo de incidencia de la señal emitida. Este ángulo se refiere al ángulo entre la dirección de iluminación y la normal a la superficie de la Tierra, y describe la geometría relativa entre el radar y la escena observada. En el caso de superficies con cobertura forestal, el ángulo de incidencia determina la contribución del suelo y de las copas de los árboles al total de la retro-reflexión y aumenta al alejarse del radar en la dirección del alcance (la iluminación del terreno es más oblicua). Como resultado, se inducen sombras más prominentes en las regiones más alejadas del radar, que son una clave importante en la interpretación del relieve del terreno (CCRS 2005).

Algunos efectos de los diferentes ángulos de incidencia son los siguientes: (CCRS 2005)

- A mayor ángulo menor retro-reflexión difusa y las superficies aparecen “más rugosas”. Los mayores efectos del ángulo de incidencia se observan en superficies lisas.
- Los ángulos mayores proporcionan mejor diferenciación. Con ángulos grandes la señal interactúa más con el follaje; mediante ángulos pequeños tiene mayor interacción con el suelo (menor contribución del suelo). Ángulos mayores minimizan las contribuciones de la humedad del suelo.
- A mayor ángulo, menores los efectos del escorzo, es decir, de la representación oblicua o perpendicular del plano. Cuando el ángulo de incidencia se aproxima a 90°, los efectos del escorzo se eliminan prácticamente (pero puede presentarse sombreado severo) por lo que, al elegir el ángulo de incidencia, siempre debe considerarse un equilibrio entre la presencia de escorzo y la de sombras en la imagen.
- Los ángulos mayores proporcionan mejor diferenciación entre los bosques y las áreas deforestadas
- Los ángulos de incidencia menores proporcionan una clara distinción entre regiones boscosas y regiones sin bosques en áreas planas; pero propician una distorsión geométrica que afecta la exactitud espacial.
- Mediante ángulos de incidencia menores se permite una mejor diferenciación entre un bosque quemado y uno no quemado, para el tipo de incendio de copa.

En la detección remota de vegetación, los sensores radar comúnmente operan en alguna de las cuatro bandas espectrales: banda P ($\lambda = 30-100$ cm), banda L ($\lambda = 15-30$ cm), banda C ($\lambda = 3.5-7.5$ cm) y banda X ($\lambda = 2.5-3.75$ cm) (Reddy 2008). En comparación con las demás bandas espectrales, la banda L tiene las longitudes de onda más largas y las frecuencias más cortas, que resultan en una mayor penetración de la vegetación, brindando información de troncos y ramas, además de una reflexión de la retrodispersión más débil en superficies rugosas (Thapa *et al.* 2015). Estas características, la hacen sensitiva a los estados sucesionales y características biofísicas del bosque por lo que ha sido reconocida como la banda de mejor potencial en la estimación de biomasa aérea forestal (Imhoff 1995). En la actualidad existen varios sistemas RADAR operando en el espacio entre ellos AirMOSS, CloudSat, GPM, Operation IceBridge, Sentinel-1, Sentinel-3^a y ALOS PLASAR-2, de los cuales solo el sistema ALOS PALSAR opera con la banda L.

El sensor radar PALSAR (Phased Array L-band SAR) es un sistema SAR desarrollado por el Ministerio Internacional de Comercio e Industria de Japón (METI) y es uno de los tres sensores a bordo del satélite ALOS (Advanced Land Observing Satellite), junto con PRISM y AVNIR-2 (EORC 2006). ALOS PALSAR fue puesto en órbita en el 2006 a una altitud de 691.65 km sobre el ecuador y pasa por un mismo punto de la tierra cada 46 días (Iglesias 2013). Este sensor opera en polarización completa (HH, VV, VH y HV) a una frecuencia de 1270 MHz con una longitud de onda de ~23.5 en la banda L.

5.5 Procesamiento de imágenes RADAR

Las imágenes radar están muy influidas por la topografía y la humedad del suelo; por lo que requieren un procesador más complejo que las de los sistemas ópticos (Lobo y Martínez 2005). Los pasos básicos para el procesamiento de estas imágenes son la observación múltiple, la corrección de terreno, la calibración radiométrica absoluta y el filtrado del moteado.

Mediante la **observación múltiple** se divide la señal en bandas de frecuencia con un cierto mínimo de superposición procesando cada banda para generar una imagen de resolución reducida. Luego se registran las imágenes, se detectan y se suman esas imágenes detectadas (CCRS 2005).

La **corrección del terreno** se realiza en geometría de rango inclinado. El primer paso es el co-registro de la imagen SAR con una imagen simulada de SAR derivada del DEM (Laurencelle *et al.* 2015). Una vez que se co-registran las imágenes, se genera una imagen de área de normalización. La corrección del terreno da como resultado una imagen multicolor con calibración radiométrica con valores de escala de potencia γ_0 . La relación entre el área de píxeles de las imágenes no corregidas y las corregidas se determina y se almacena en una imagen (Small 2011).

Una vez que las imágenes han sido corregidas al terreno se realiza la **corrección radiométrica absoluta** que consiste en la transformación de los niveles digitales de la imagen a valores de retrodispersión en decibeles. La información radiométrica asociada al sistema de radar puede estar expresada en diferentes niveles digitales dependiendo del nivel de procesamiento de las imágenes, por ejemplo, sigma, gama o beta. Sigma cero (σ_0) es la medida comúnmente usada como medida de reflectividad en el uso de imágenes radar (García 2009). Sin embargo, imágenes con niveles digitales expresados en σ_0 poseen aproximaciones basadas en el ángulo de incidencia del elipsoide terrestre y no logran reproducir el efecto de la variación topográfica en su modelo de sensor. Por otro lado, las imágenes con niveles digitales expresados en gamma cero (γ_0) integran las variaciones del terreno con el concepto de coeficiente de retrodispersión gamma (β_0), por medio de una normalización del terreno-aplanado (Small 2011).

Para poder relacionar la retrodispersión con la información de las superficies en estudio, se requiere aplicar una ecuación que transforme los valores digitales de σ_0 , γ_0 o β_0 en decibeles. La teoría electromagnética explica que la intensidad de una onda electromagnética es proporcional al flujo promedio de energía por unidad de tiempo (potencia), o sea al valor cuadrático medio del campo eléctrico. Entonces la potencia es proporcional al cuadrado de la amplitud de la onda. Por último, la amplitud es transformada en decibeles a partir de una relación logarítmica (Cuadro 2).

Cuadro 2. Transformación del nivel digital a coeficiente de retrodispersión en decibeles de imágenes RADAR ALOS PALSAR. Fuente: Iglesias 2013.

Potencia σ^o	Amplitud σ_A^o	Decibeles σ_{dB}^o
σ^o	$\sqrt{\sigma^o}$	$10 \log \sigma^o$
10^{-8} - 1.5	10^{-4} - 1.2	-80dB - 1.7dB

El **filtrado de la imagen** es el último paso en el procesamiento de imágenes SAR. Consiste en reducir el *moteado* de una imagen utilizando filtros o algoritmos de similitud. El moteado es la interferencia coherente de las ondas reflejadas difusamente por los elementos del terreno, observadas en cada célula de resolución. Se produce cuando una onda incidente de radar interactúa con cada elemento de la superficie y de la capa superficial del terreno generando ondas se propagan en todas direcciones. La operación de enfoque del SAR combina de manera coherente las señales recibidas para formar la imagen (CCRS 2005, Reddy 2008). La reducción del moteado mediante el uso de filtros se basa en mover una ventana (de dimensión 3x3, 5x5, o mayor) sobre cada pixel de la imagen, que por medio de una operación matemática sustituye el valor del pixel central por un nuevo valor (Iglesias 2013). La ventana se mueve en filas y columnas, un pixel por vez hasta completar toda la escena. Las operaciones matemáticas posibles a realizar son: medias, medianas y otros filtros adaptativos.

La presencia del moteado tiene que ser considerada cuando se hace la selección de las metodologías para el análisis. Al filtrar el moteado se permitirá una mejor identificación de los objetivos o blancos en una escena y una segmentación automática de la imagen más fácil (CCRS 2005). El filtro ideal debe reducir el moteado con una pérdida mínima de información. En las áreas homogéneas, el filtro debe preservar la información radiométrica y los bordes entre distintas áreas. En las áreas con cierta textura, el filtro debe preservar la información radiométrica y la variabilidad de la señal espacial o textura (CCRS 2005).

Existen dos familias de filtros para reducir el moteado. Los filtros no adaptables consideran los parámetros de la señal de la imagen completa y no toman en consideración las propiedades locales de la retro reflexión del terreno ni la naturaleza del sensor. Los filtros adaptables sí consideran los cambios en las propiedades locales de la retro reflexión del terreno y modelan el ruido del moteado como proceso estacionario. Algunos ejemplos de filtros adaptables son los filtros *Frost*, *Lee*, *Map*, *Local Sigma* (Lee 1981, 1983, Lopes *et al.* 1993).

5.6 Uso de sensores radar para el estudio de los ecosistemas forestales.

Los sensores remotos radar operan en una región espectral que permite la transmisión de ondas electromagnéticas a través de la atmósfera independiente de la condición meteorológica en cuanto a iluminación solar, precipitaciones o condiciones de nubosidad (Reddy 2008, Fatoyimbo 2012). Esta independencia le permite generar imágenes bajo condiciones adversas, lo que provee gran potencial para trabajar en estudios de biomasa en los bosques tropicales (Otukey y Emanuel 2015). Además, dependiendo de la banda de trabajo, la señal de los sensores

radar puede penetrar o no la copa de los árboles y llegar hasta el suelo del bosque. Por ejemplo, la banda X (entorno a los 3 cm) es retro- dispersada por las hojas superiores del dosel. Mientras que la banda L (entorno a los 22cm), tiene la capacidad de penetrar el dosel del bosque y brindar información de las ramas y el tronco de los árboles. Estas cualidades de la banda L la hacen sensitiva a los estados sucesionales y características biofísicas del bosque, por lo que ha sido reconocida como la banda de mejor potencial en la estimación de biomasa aérea forestal (Imhoff, 1995).

El método más utilizado para la estimación de biomasa con imágenes radar es mediante modelos de regresión lineal o no lineal, entre la biomasa estimada y los valores de retrodispersión SAR en las diferentes polarizaciones (HH, VV, HV, VH), extraídos de imágenes previamente procesadas (Amini y Sumantyo 2011). Este enfoque metodológico ha sido ampliamente utilizado en bosques boreales y tropicales (Hamdan 2015), donde han encontrado relaciones tanto positivas como negativas (incremento o disminución) de la biomasa en función del radar.

Dependiendo de las características del paisaje, esta relación puede proporcionar buenos resultados, o verse afectada por los niveles de saturación de la banda del sensor. Dicha saturación, es un umbral por sobre el cual la retrodispersión no es sensible a la biomasa (Hamdan 2015), causada por la distorsión que las distintas condiciones ambientales generan en las propiedades dieléctricas de la vegetación. Por ejemplo, se ha encontrado que el contenido efectivo de agua en la vegetación produce aumentos en los niveles de retrodispersión y provoca diferencias en los niveles de saturación del radar en función de la biomasa (Hamdan 2015).

Los factores atribuidos a la variación de la retrodispersión SAR de la banda L proceden principalmente de las propiedades de retrodispersión como la polarimetría, el ángulo de incidencia y los efectos propios de estratificación del radar (Quiñones y Hoekman 2004). Además, de la variación en las estructuras forestales como la densidad, el tamaño, la orientación, la altura y estructura de la copa de los árboles, así como de la rugosidad de la superficie y la humedad del suelo (Watanabe *et al.* 2006, Ni *et al.* 2008). Finalmente, las prácticas de manejo también pueden tener un efecto importante en la estructura y composición florística de los bosques (Da Silva Narvaes *et al.* 2007).

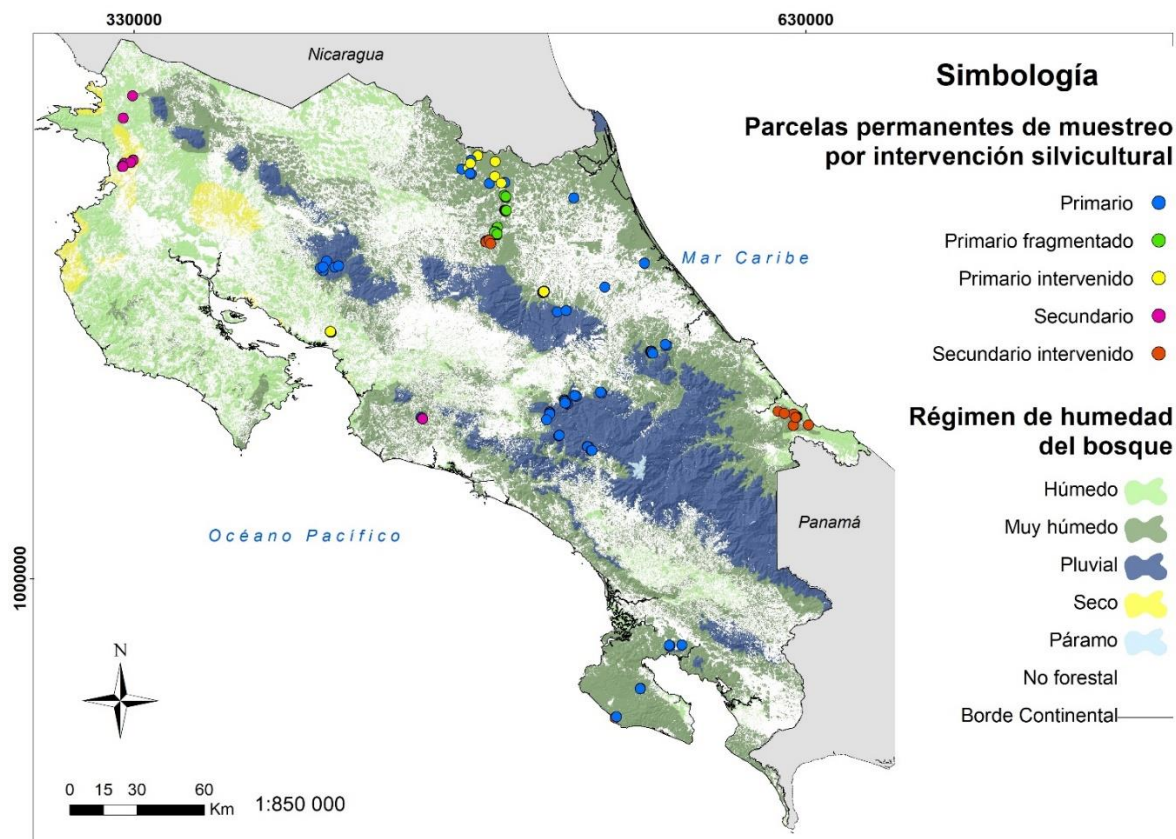
En bosques boreales y templados se han reportado umbrales de saturación desde los 40 hasta los 150 Mg ha⁻¹ (Le Toan *et al.*, 1992, Sandberg *et al.* 2011), y en bosques tropicales desde los 40 hasta los 270 Mg AGB ha⁻¹ (Dobson *et al.* 1992; Luckman *et al.* 1998). Para superar este problema de saturación y mejorar las estimaciones de biomasa forestal, han surgido varios métodos tales como la combinación de datos SAR con datos ópticos, el método de inversión, el método InSAR-lidar y el análisis basado en textura (Thapa *et al.* 2015). Sin embargo, estos métodos alternativos requieren mayor capacidad y habilidad de procesamiento, así como el uso de software más especializado.

6. METODOLOGÍA

6.1 Sitio de estudio

El estudio se llevó en ocho zonas boscosas de Costa Rica, donde se encuentran 154 parcelas permanentes de monitoreo pertenecientes a 17 proyectos de investigación del OEFO (Figura 3, Anexo 11.2).

Figura 3. Ubicación de las parcelas permanentes de muestreo (PPM) según el régimen de humedad y el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.



6.2 Tipos de bosque

Las parcelas de muestreo (PPM) se ubican en un gradiente climático y de intervención silvicultural, que abarca cuatro regímenes de humedad y 5 categorías de intervención silvicultural (Figura 3).

El Régimen de Humedad del Bosque corresponde a la primera parte de la clasificación por zonas de vida de Holdridge (1967), que contempla únicamente la temperatura y precipitación de los sitios y los divide entre bosques húmedos, muy húmedos, pluviales y secos. Los bosques con regímenes de humedad más altos son los bosques muy húmedos tropicales y los bosques con menores regímenes son los bosques secos (Cuadro 3). La mayor representatividad en cuanto al área muestreada por las parcelas utilizadas en este estudio, se encuentra en los bosques muy húmedos, seguidos por los bosques pluviales (Cuadro 4).

Cuadro 3. Promedio de precipitación, temperatura y altitud promedio de las parcelas permanentes de muestreo ubicadas en cada régimen de humedad de los bosques tropicales estudiados en Costa Rica. Fuente: Hijmans et al (2005).

Régimen de Humedad	Precipitación (ml/m ²)		Temperatura(C°)		Altitud (msnm)	
	Media	D.E.	Media	D.E.	Media	D.E.
Pluvial	3334.04	803.77	18.91	5.78	1524.35	989.47
Muy húmedo	3848.55	446.01	26.54	0.9	184.14	181.95
Seco	1724.76	14.03	26.79	0.13	143.71	21.63
Húmedo	1857.07	129.74	28.01	0.75	65.82	76.38

Cuadro 4. Tamaño, número y área muestreada por las parcelas permanentes de muestreo (PPM) según el régimen de humedad en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Régimen de humedad	Tamaño de PPM (m ²)	Número de PPM	Área muestreada (ha)
Pluvial	2500	19	4.75
	10000	10	10
		29	14.75
Muy Húmedo	2000	36	7.2
	2500	19	4.75
	10000	51	51
		106	62.95
Húmedo	2500	8	2
	10000	2	2
		10	4
Seco	3600	9	3.24
		154	84.94

El nivel de intervención silvicultural del bosque es una clasificación asignada por los centros de investigación encargados de las áreas de estudio (OEFO 2016). La descripción de cada nivel se describe a continuación:

- **Primario:** Bosques que desde el momento del establecimiento de las parcelas y por desconocimiento popular nunca han sido aprovechados.
- **Primario Fragmentado:** Bosques primarios inmersos en un paisaje agro urbano, ubicados a no más de 300 m de un potrero, cultivo agrícola o infraestructura.
- **Primario Intervenido:** Bosques primarios sometidos a algún tipo de manejo silvicultural sostenible durante el periodo de investigación, por parte de la institución coordinadora.
- **Secundario:** Bosques que sufrieron cambio de uso de suelo y luego regeneración de la masa arbórea hasta considerarse bosque nuevamente y que desde el momento del establecimiento de las parcelas no ha sufrido ningún otro tipo de intervención silvicultural ni cambio de uso del suelo. Las edades de los bosques secundarios en estudio rondan entre los 20 y 30 años.
- **Secundario Intervenido:** Bosques secundarios sometidos a algún tipo de manejo silvicultural durante el periodo de investigación.

La mayor cantidad de área muestreada por las PPM utilizadas en este estudio, se encuentra en los bosques primarios y primarios intervenidos. (Cuadro 5).

Cuadro 5. Tamaño, número y área muestreada por las parcelas permanentes de muestreo (PPM) según el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Intervención Silvicultural	Tamaño de PPM (m2)	Número de PPM	Área muestreada (ha)
Primario	2500	31	7.75
	10000	26	26
		57	33.75
Primario fragmentado	2000	36	7.2
Primario intervenido	2500	7	1.75
	10000	29	29
		36	30.75
Secundario	3600	9	3.24
	10000	3	3
		12	6.24
Secundario intervenido	2500	8	2
	10000	5	5
		13	7
		154	84.94

Finalmente, al mezclar ambos gradientes, régimen de humedad y nivel de intervención silvicultural, se obtiene que la mayor concentración de área muestreada se encuentra en los bosques muy húmedos primarios seguida por los bosques pluviales primarios. (Cuadro 6).

Cuadro 6. Número y área muestreada por las parcelas permanentes de muestreo (PPM) según el régimen de humedad y el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Régimen de humedad	Intervención Silvicultural	Número de PPM	Área muestreada (ha)
Muy húmedo	Primario	30	21
	Primario fragmentado	36	7.2
	Primario intervenido	27	27
	Secundario	1	1
	Secundario intervenido	12	6.75
		106	62.95
Pluvial	Primario	27	12.75
	Primario intervenido	2	2
		29	14.75
Húmedo	Primario intervenido	7	1.75
	Secundario	2	2
	Secundario intervenido	1	0.25
		10	4
Seco	Secundario	9	3.24
		9	3.24
			84.94

6.3 Base de Datos de Inventarios de la Red Nacional de Parcelas Permanentes de Muestreo

Los datos de las parcelas se solicitaron a la OEFO según el *Protocolo de préstamo y adquisición de datos* y mediante reuniones con el director de la OEFO y los responsables de distribución de datos de cada institución (Anexo 11.3). El set de datos cuenta con parcelas medidas entre los años 2004 y 2013. Las bases de datos recibidas por cada institución fueron homologadas y estandarizadas con una nomenclatura única. Se cuenta con 3 identificadores únicos (para árbol, parcela y parcela/año de medición) y 30 variables que describen la ubicación geográfica, las variables ambientales y características de cada parcela y proyecto, así como las variables dasométricas a nivel de árbol (Anexo 11.3).

6.4 Estimación de la biomasa

Para la estimación de biomasa por régimen de humedad se utilizaron 19 ecuaciones de vegetación (Brown *et al.* 1989, Brown 1997, Chave *et al.* 2005, 2014). Cada ecuación fue desarrollada para un determinado régimen de humedad de Holdridge y tomando en cuenta cierto número y variedad de variables predictoras (diámetro, área basal, altura, densidad de la madera y factor de estrés ambiental E). Las ecuaciones utilizadas se describen en el Cuadro 7.

Posteriormente, para la elección de las ecuaciones que serían utilizadas en el análisis de la biomasa almacenada entre tipos de bosque, se consideraron únicamente dos ecuaciones (Chave *et al.* 2005, 2014) basado en que toman en cuenta variables predictoras importantes como D, ρ y H, que pueden resultar en una mayor exactitud de estimaciones, y además pueden ser utilizadas a través de diferentes tipos de bosques y condiciones climáticas. (Brown *et al.* 1989, Chave *et al.* 2005, Culmsee *et al.* 2010, Da Silva Scaranello *et al.* 2012, Feldpausch *et al.* 2012, Chave *et al.* 2014).

Cuadro 7. Ecuaciones alométricas utilizadas para la estimación de biomasa en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. Clasificadas por autor, régimen de humedad y variables predictoras.

Autor	Régimen de Humedad	¹ Variables Predictoras	D _{max}	N _{árb}	R ²	Ecuación
Brown <i>et al.</i> 1989	S	D	14732	32	0.67	$Y = 34.4703 - 8.0671(D) + 0.6589 (D^2)$
Brown <i>et al.</i> 1989	H	D	5-130	168	0.78	$Y = 38.4908 - 11.7883 (D) + 1.1926 (D^2)$
Brown <i>et al.</i> 1989	MH	D	5-110	69	0.9	$Y = 13.2579 - 4.8945 (D) + 0.6713 (D^2)$
Brown <i>et al.</i> 1989	H	H, D		168	0.97	$Y = \exp \{ -3.1141 + 0.9719 \ln (D^2H) \}$
Brown <i>et al.</i> 1989	MH	H, D		69	0.9	$Y = \exp \{ -3.3012 + 0.9439 \ln (D^2H) \}$
Brown <i>et al.</i> 1989	H	H, D, ρ		94	0.99	$Y = \exp \{ -2.4090 + 0.9522 \ln (D^2H \rho) \}$
Brown 1997	S	G	3-30	191	0.94	$Y = 10^{\{-0.535 + \log_{10} (BA)\}}$
Brown 1997	S	D	5-40	28	0.89	$Y = \exp\{-1.996 + 2.32 \cdot \ln(D)\}$
Brown 1997	MH	D	4-112	169	0.92	$Y = 21.297 - 6.953(D) + 0.740(D^2)$
Brown 1997	H	D	5-148	170	0,84	$Y = 42.69 - 12.800(D) + 1.242(D^2)$
Brown 1997	H	D	5-148	170	0.97	$Y = \exp\{-2.134 + 2.530 \cdot \ln(D)\}$
Chave <i>et al.</i> 2005	S	D	5-156		0.98	$Y = p \cdot \exp(-0.667 + 1.784 \cdot \ln(D) + 0.207 \cdot (\ln(D))^2 - 0.0281 \cdot (\ln(D))^3)$
Chave <i>et al.</i> 2005	H	D	5-156		0.98	$Y = p \cdot \exp(-1.499 + 2.148 \cdot \ln(D) + 0.207 \cdot (\ln(D))^2 - 0.0281 \cdot (\ln(D))^3)$
Chave <i>et al.</i> 2005	MH	D	5-156		0.98	$Y = p \cdot \exp(-1.239 + 1.980 \ln(D) + 0.207 \cdot (\ln(D))^2 - 0.0281 \cdot (\ln(D))^3)$
Chave <i>et al.</i> 2005	S	H, D, ρ	5-156		0.98	$Y = \exp(-2.187 + 0.916 \cdot \ln(p \cdot D^2 \cdot H))$
Chave <i>et al.</i> 2005	H	H, D, ρ	5-156		0.98	$Y = \exp(-2.977 + \ln(p \cdot D^2 \cdot H))$
Chave <i>et al.</i> 2005	MH	H, D, ρ	5-156		0.98	$Y = \exp(-2.557 + 940 \cdot \ln(p \cdot D^2 \cdot H))$
Chave <i>et al.</i> 2014	Pantropical	D, ρ , E				$Y = \exp [-1.803 - 0.976E + 0.976 \ln(\rho) + 2.673 \ln(D) - 0.0299(\ln(D))^2]$
Chave <i>et al.</i> 2014	Pantropical	H, D, ρ				$Y = 0.0673 * (\rho D^2 H)^{0.976}$

¹La altura total se obtuvo con la ecuación para alturas desarrollada por Chave *et al.* 2014 y la densidad de la madera fue obtenida por la base de datos Chave *et al.* (2006,2009) y Zanne *et al.* (2009).

6.5 Mosaicos de Imágenes ALOS PALSAR

El estudio incluyó el análisis de 40 imágenes ALOS PALSAR, con un ángulo de incidencia de 34.3°, polarización HV y un nivel de procesamiento RTC (*Radiometric Terrain Corrected*). Es decir, las imágenes se encuentran orto rectificadas, corregidas al terreno y calibradas radiométricamente (Laurencelle *et al.* 2015). Estas imágenes son de acceso gratuito, distribuidas por NASA, ASF y JAXA/METI en el sitio web <https://vertex.daac.asf.alaska.edu/> (Anexo 11.4).

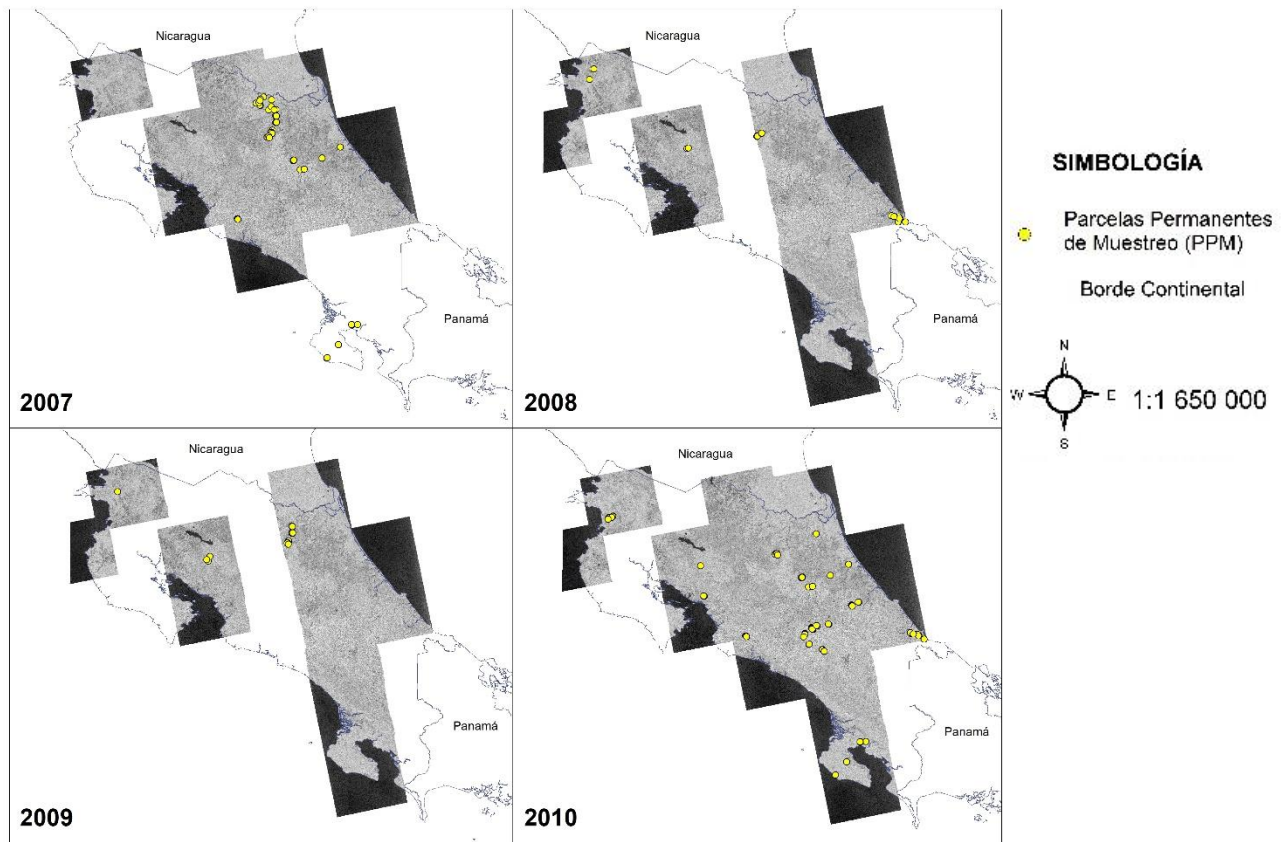
Se descargaron imágenes de la temporada de junio a octubre de los años 2007, 2008, 2009 y 2010 que coincidieron espacialmente y temporalmente con las parcelas de muestreo. Cuando la fecha de medición de las parcelas no correspondía directamente con los años de mosaicos del radar, se asignó al año más cercano, siempre y cuando la diferencia no fuera mayor a 3 años, suponiendo que, bajo condiciones naturales, las variaciones en cuanto a estructura y composición de un bosque en un periodo tan corto son mínimas (Delgado 2015, Cuadro 8).

Cuadro 8. Correspondencia de los años de inventario de las parcelas permanentes de muestreo y años disponibles de las imágenes radar.

Año Radar	2007				2008	2009	2010			
Año Inventario	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013

Finalmente, las escenas fueron unidas en mosaicos para cada año de vuelo del sensor mediante la herramienta Mosaicking del software ENVI 5.3 (Figura 4).

Figura 4. Mosaicos de imágenes ALOS PALSAR para los años 2007, 2008, 2009 y 2010, utilizados en el análisis de la retrodispersión radar sobre el gradiente de tipos de bosques, en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.



6.6 Procesamiento de las imágenes satelitales

Las imágenes ALOS PALSAR RTC requirieron de dos procesamientos adicionales antes de ser utilizadas en la predicción de biomasa. Primero, se realizó la calibración radiométrica absoluta, que consiste en la transformación del nivel digital a unidades de retrodispersión en decibeles (dB) o valor sigma con signo negativo, aplicando la siguiente ecuación (con la herramienta Band Math del software ENVI 5.3):

$$10 * \text{Log}_{10} (\text{RTC nd}) = \sigma^0 (\text{dB})$$

Donde,

σ^0 = coeficiente de retrodispersión en decibeles

nd = valor del nivel digital en cada polarización

Posteriormente, cada mosaico fue filtrado para reducir el moteado (Maghsoudi *et al.* 2012; Joshi *et al.* 2016) utilizando la librería ENVITask del software ENVI 5.3 + IDL 8.5. Los filtros aplicados fueron *Additive Lee Adaptive Filter*, *Multiplicative Lee Adaptive Filter*, *Additive Multiplicative Lee Adaptive Filter* y *Local Sigma Adaptive Filter*; con dos tamaños de ventana o kernel (3 y 5). Las imágenes finales son raster .tiff por cada año, filtro y ventana (mosaico radar).

6.7 Extracción de información espacial.

Para extraer el valor sigma de cada PPM: Primero se generó un shape de polígonos con las parcelas correspondientes a cada mosaico radar/inventario, basado en el área, forma, coordenadas y azimut de cada parcela. Luego, utilizando como capas de información los raster de retrodispersión (mosaicos radar), altitud, precipitación, factor de estrés ambiental (*Chave et al.* 2014, Fick y Hijmans 2017), se extrajo el valor promedio de todos los pixeles contenidos dentro de una parcela para cada variable, con las herramientas de *intersección y estadística zonal* del software Quantum GIS.

6.8 Coeficiente de retrodispersión del radar.

Una vez obtenidos los valores de retrodispersión de los mosaicos filtrados, con el fin de identificar la presencia de familias de filtros (grupos de filtros sin diferencias estadísticas entre sus medias), se hizo un análisis de conglomerados entre los filtros y ventanas para todo el conjunto de datos y para cada año de radar con el software Infostat 8.1. Posteriormente, para evaluar la reducción del moteado, la nitidez de las zonas de borde y la textura de la imagen (*Santoso et al.* 2015) se llevó a cabo un análisis visual de las imágenes utilizando un filtro de cada familia de filtros, recorriendo los sitios de estudio con el software ENVI 5.3. Por último, con el fin de estudiar el comportamiento del coeficiente de retrodispersión dentro de tipos de bosque, se realizaron análisis de varianza entre el coeficiente y los niveles de intervención silvicultural, para todo el conjunto de datos y entre los diferentes regímenes de humedad.

6.9 Modelos de regresión entre biomasa y coeficiente de retrodispersión

Para conocer el comportamiento de la biomasa en función del sensor radar, se graficó la biomasa en función del coeficiente de retrodispersión con los filtros y tamaños de ventana seleccionados en el paso anterior. Esto permitió conocer el comportamiento general de la relación y si ésta cambiaba entre los diferentes filtros y ventanas. Finalmente, se seleccionó un filtro por cada familia de filtros que sería utilizado en la modelación de biomasa con radar. Además, se incluyó la precipitación y altitud, con el fin de conocer el potencial regresor de estas variables en la generación de los modelos predictivos de biomasa.

Para predecir la biomasa en función del coeficiente de retrodispersión se probaron 8 estrategias de modelación, basadas en arreglos del set de datos por categorías de biomasa (CatAGB), grupos de tipos de bosque (GrTipos) y años de los mosaicos radar, para un total de 25 modelos de regresión lineal (Cuadro 9). De manera simultánea, de cada estrategia de modelación se fue seleccionando un modelo, basado en el cumplimiento de los supuestos de normalidad y homocedasticidad y los menores valores de los criterios AIC y BIC. Siempre que este modelo no tuviera un R^2 ni P valores significativos, se empleó una nueva estrategia de

modelación. Se usó primero el filtro Local Sigma 5x5 y luego el filtro Enhanced Lee 3x3. El modelo que tuviera mejor ajuste y que explicara por lo menos el 60 % de la variabilidad de la biomasa se utilizaría para predecir biomasa.

La forma genérica de cada modelo dentro de cada estrategia fue:

$$Bio_i = \beta_0 + Co_1\beta_1 + Co_2\beta_2 + \dots + Co_n\beta_n + \dots + \varepsilon_{ij}$$

Donde:

Bio: Biomasa

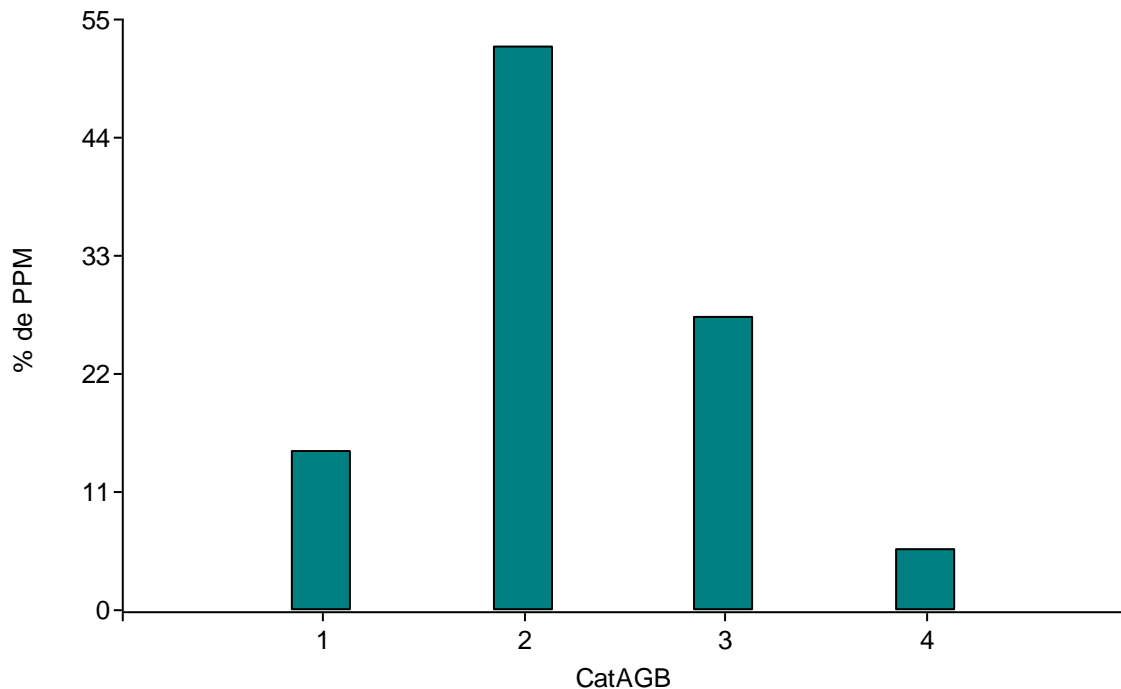
Co: variable independiente y covariables

β_0 y β_n : parámetros desconocidos que representan ordenada al origen y la pendiente del efecto de cada covariable, respectivamente

ε : error aleatorio que se supone $N(0, \sigma^2)$

Las categorías de biomasa (CatAGB) son <200, 200-300, 300-450 y >450 Mg ha⁻¹ y se definieron con base en un histograma de frecuencia que describe la distribución de la biomasa en el conjunto de datos (Figura 5).

Figura 5. Distribución relativa de las parcelas (PPM) por categorías de biomasa (CatAGB): I (<200), II (200-300), III(300-450) y IV(>450) en Mg ha⁻¹ en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.



Las estrategias de modelación se describen a continuación:

- 1** Modelo Sencillo. La variable dependiente fue biomasa arriba del suelo (AGB), expresada en $\text{Mg ha}^{-1}/\text{ha}$. La variable independiente coeficiente de retrodispersión (CRd) del Filtro Local Sigma con tamaño de ventana 5 (LSA_5). Las covariables altitud y precipitación fueron agregadas simultáneamente como efectos fijos, en función del ajuste que generaban al modelo. Se aplicó la función Var ident para CatAGB y la correlación espacial del set de datos por año de medición, usando sus coordenadas X y Y.
- 2** Mismo procedimiento que en la Estrategia 1 pero utilizando CatAGB como efecto fijo.
- 3** Elección de los dos mejores modelos de las estrategias 1 y 2, pero usando el Filtro Enhanced Lee con tamaño de ventana 3.
- 4** Igual que Estrategia 3. Pero usando solamente las parcelas que se encuentran en las categorías de biomasa CatAGB 1, 2 y 3.
- 5** Igual que Estrategia 3. Pero usando solamente las parcelas que se encuentran en las categorías de biomasa CatAGB 1, 2 y 3.
- 6** Utilizando únicamente la clase CatAGB 1 y como únicos efectos fijos ELA_3 y precipitación.
- 7** Utilizando todas las clases CatAGB, pero únicamente con aquellas parcelas correspondientes al año de RADAR 2010. Con Filtro ELA_3.
- 8** Utilizando solo CatAGB 1, 2 y 3; y únicamente con aquellas parcelas correspondientes al año de RADAR 2010. Filtro ELA_3.

Cuadro 9. Parámetros estadísticos utilizados en las estrategias de modelación para analizar la relación entre la biomasa arriba del suelo y el coeficiente de retrodispersión de la banda-L del sensor ALOS PALSAR en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Estr.	ID	Filtro_ Kernel	Set de Datos	PPM	N	Efectos Fijos	Varianzas heterogéneas	Correlación espacial
1	1	LSA_5	Todas CatAGB	154	250	LSA_5	no	no
	2					LSA_5	CatAGB	exponencial
	3					LSA_5		
	4					LSA_5	GrTipos	no
	5					LSA_5 Altitud	CatAGB	
	6					LSA_5, Altitud^2		
	7					LSA_5, Pmean, Altitud		
	8					LSA_5, Pmean		
2	9	LSA_5	Todas CatAGB	154	250	LSA_5, CatAGB	no	exponencial
	10					LSA_5, CatAGB	CatAGB	
	11					LSA_5, CatAGB		
	12					LSA_5, CatAGB	GrTipos	no
	13					LSA_5, Altitud	CatAGB	
	14					LSA_5, Altitud^2		
	15					LSA_5, Altitud, Pmean		
	16					LSA_5, CatAGB, Pmean		
3	17	ELA_3	CatAGB 1, 2 Y 3	142	236	ELA_3, Pmean	CatAGB	no
	18					ELA_3, CatAGB, Pmean		
4	19	ELA_3	CatAGB 1, 2 Y 3	142	236	ELA_3, Pmean		

	20		CatAGB 1, 2 Y 3	142	236	ELA_3, CatAGB, Pmean		
5	21		Sin CatAGB 3 y 4	103	168	ELA_3, Pmean		
	22		Sin CatAGB 3 y 4	103	168	ELA_3, CatAGB, Pmean		
6	23		CatAGB 1	23	37	ELA_3, Pmean	no	
7	24		Año 2010, todas CatAGB	95	112	ELA_3, CatAGB, Pmean	CatAGB	
8	25		Año 2010, CatAGB 1, 2 Y 3	85	102	ELA_3, CatAGB, Pmean		

CatAGB: categorías de biomasa (Figura 5), GrTipos: grupos de tipos de bosque generados por análisis de varianza de biomasa entre tipos de bosque, ELA_3: Filtro Enhanced Lee 3x3, LSA_5: Filtro Local Sigma 5x5, Pmean: precipitación media (Hijmans et al 2005).

7. RESULTADOS

7.1 Biomasa entre regímenes de humedad.

Al estimar la biomasa para cada régimen de humedad utilizando las diferentes ecuaciones alométricas de Chave y Brown, se encontró que aquellas que contemplan únicamente el dap o G como variables predictoras, subestiman los valores de biomasa para casi todos los regímenes de humedad, excepto para los bosques húmedos, donde la relación es inversa, es decir, más biomasa con modelos de una sola variable ($p < 0.05$). Por otro lado, los modelos que además del diámetro contemplan la altura, densidad de la madera y el factor de estrés ambiental E, estiman los valores más altos de biomasa, excepto en el bosque húmedo ($p < 0.05$) (Cuadro 10, Anexo 11.5).

Cuadro 10. Biomasa arriba del suelo estimada con diferentes modelos alométricos globales según el régimen de humedad de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Régimen de Humedad del Bosque	¹ Modelo	³ Biomasa (Mg ha ⁻¹)	Comparación de medias
Bosque Húmedo	² B97_Db	334.26 ± 14.51	a
	² B97_Da	329.76 ± 14.51	a
	B89_D	320.53 ± 14.51	a
	C05_D	319.31 ± 14.51	a
	B89_HD	271.36 ± 14.51	b
	B89_HDp	246.64 ± 14.51	b
	C14_HDp	237.86 ± 14.51	b
	C14_DpE	236.89 ± 14.51	b
	C05_HDp	232.86 ± 14.51	b
Bosque Muy Húmedo	C14_HDp	278.46 ± 3.80	a
	C14_DpE	276.73 ± 3.80	a
	C05_HDp	221.03 ± 3.80	b
	C05_D	206.35 ± 3.80	c
	B97_D_b	193.31 ± 3.80	d
	B97_D_a	193.31 ± 3.80	d
	B89_HD	191.91 ± 3.80	d
B89_D	188.31 ± 3.80	d	
⁴ Bosque Pluvial	C14_HDp	424.67 ± 37.72	a
	C14_DpE	422.66 ± 37.31	a
	C05_HDp	328.46 ± 22.50	b
	C05_D	283.03 ± 17.63	bc
	B89_HD	267.76 ± 16.25	cd
	B97_D_a	246.45 ± 14.49	cd
	B97_D_b	246.45 ± 14.49	cd
B89_D	237.57 ± 13.82	d	
⁴ Bosque Seco	C14_HDp	138.12 ± 9.02	a
	C14_DpE	137.38 ± 9.00	a
	C05_D	104.02 ± 4.40	b
	B97_D_a	100.89 ± 4.93	b
	B97_D_b	100.89 ± 4.93	b
	B89_D	99.82 ± 5.09	b
	B97_Ab	54.85 ± 2.30	c

¹Ecuaciones alométricas de Brown *et al.* (1989, 1997) Chave *et al.* (2005, 2014). Las primeras tres letras indican el autor del modelo. Las siguientes tres, las regresoras usadas para estimar la biomasa, D: f(dap); HD f(altura total y dap) HDp: f(altura total, dap y densidad de madera), DpE.: f(dap, densidad de madera y variable ambiental E).

² Brown *et al.* 1989 cuenta con dos modelos distintos que utilizan el diametro como única regresora, para los bosques húmedos.

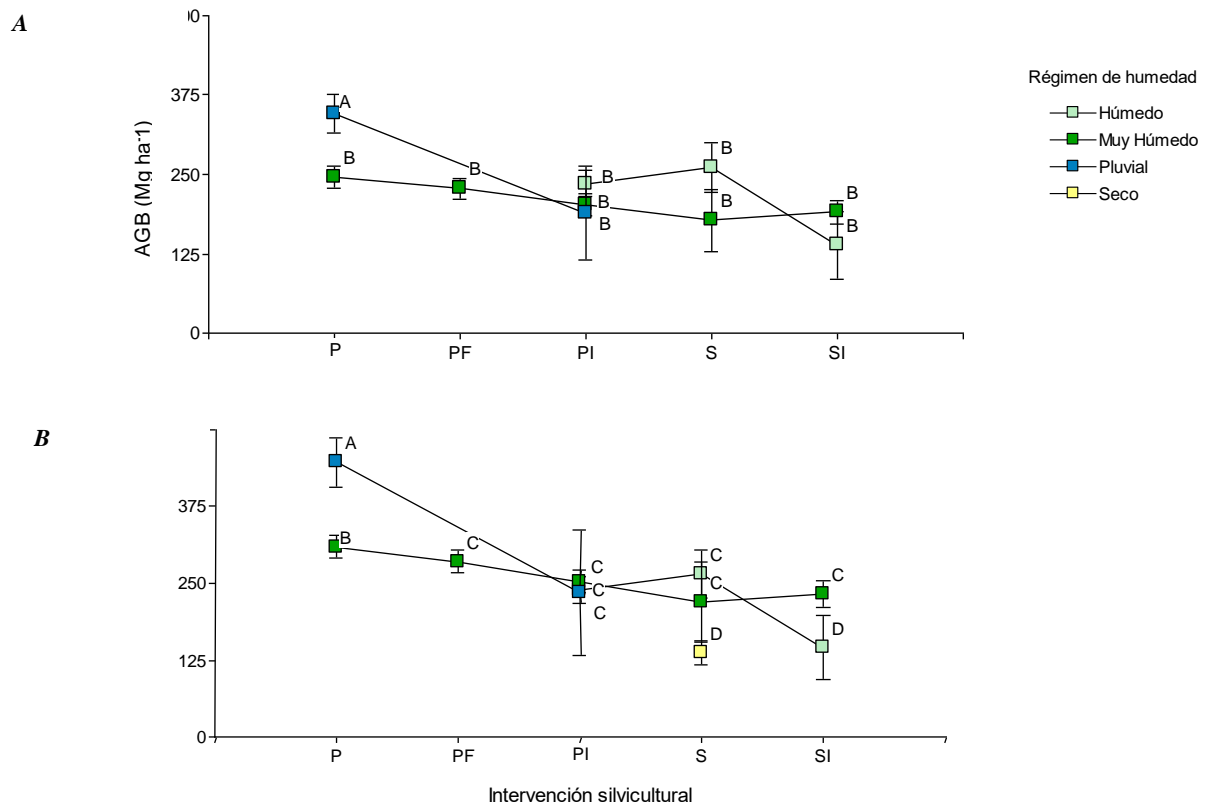
³ Medias ± Error estándar.

⁴El error estandar es diferente dentro de los regímenes de humedad pluvial y seco porque la muestra de datos para cada uno de esos regímenes requiere ajuste de varianzas heterogéneas (Anexo 11.5)

7.2 Biomasa entre tipos de bosque.

Para analizar la biomasa almacenada por tipos de bosque se seleccionaron las ecuaciones alométricas C05_HDp (Chave *et al.* 2005) y C14_DpE (Chave *et al.* 2014), ya que al tener otras variables predictoras además del diámetro, como la densidad de la madera y la variable ambiental E, incrementan la capacidad de predicción dadas las variaciones en las condiciones biofísicas de los sitios de estudio. Al utilizar la ecuación C05_HDp se encontró una única distinción entre los tipos de bosque ($p < 0.05$), el bosque pluvial primario con $346.53 \text{ Mg ha}^{-1}$ de biomasa y todos los demás bosques, con un rango entre $138.53 - 260.92 \text{ Mg ha}^{-1}$ (Figura 6, Anexo 11.6). Con la ecuación C14_DpE se distinguen cuatro grupos ($p < 0.05$), los bosques pluviales primarios con $446.89 \text{ Mg ha}^{-1}$, los bosques muy húmedos primarios con $309.58 \text{ Mg ha}^{-1}$, todos los bosques primarios intervenidos y primarios fragmentados de todos los regímenes de humedad, más los bosques secundarios húmedos y muy húmedos, con un rango entre 220.1 y 285.8 Mg ha^{-1} y por último, los bosques húmedos secundarios intervenidos y los bosques secos secundarios con estimaciones de biomasa por debajo de los 140 Mg ha^{-1} (Figura 6, Anexo 11.6). A pesar de las diferencias, con ambas se aprecia una disminución en el contenido de biomasa en función del gradiente de intervención silvicultural. Los bosques primarios tienen los mayores contenidos de biomasa y los bosques secundarios intervenidos, los bosques con los menores contenidos de biomasa. (Figuras 6).

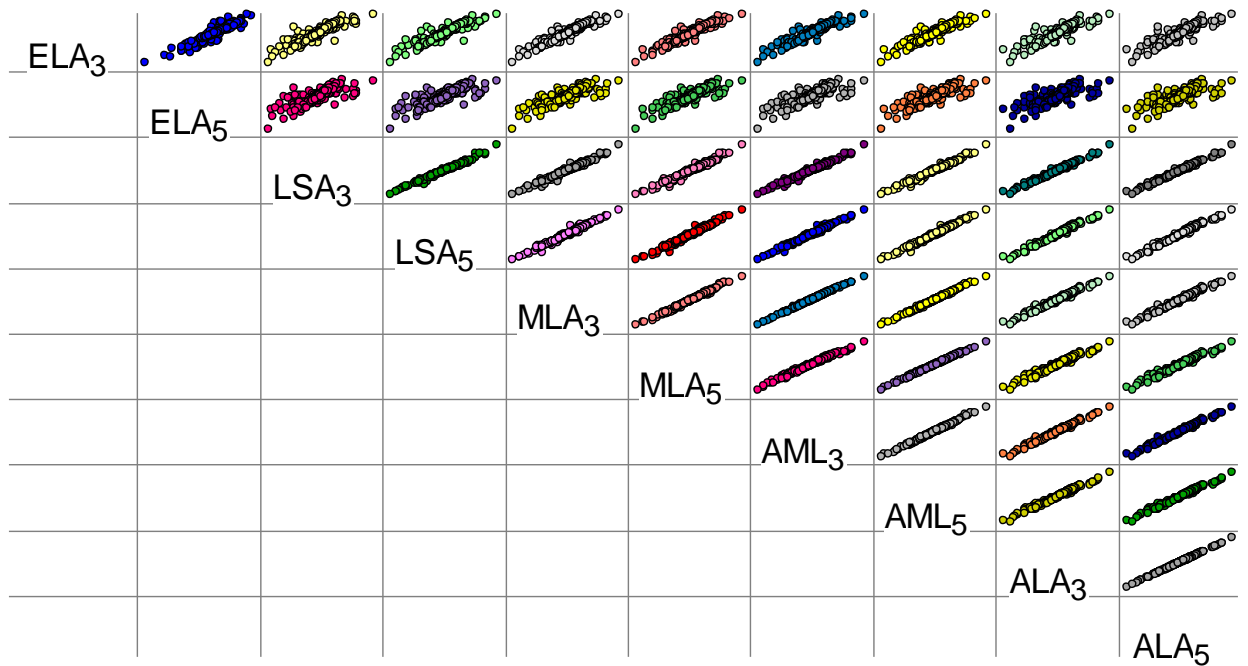
Figura 6. Biomasa arriba del suelo (AGB) estimada en las parcelas permanentes de muestreo con las ecuaciones Chave *et al.* 2005 HDp (A) y Chave *et al.* 2014 DpE (B) según los regímenes de humedad y los niveles de intervención silvicultural (P=primario, PI=primario intervenido, PF= primario fragmentado, S=secundario, SI=secundario intervenido) en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.



7.3 Coeficiente de retrodispersión del radar.

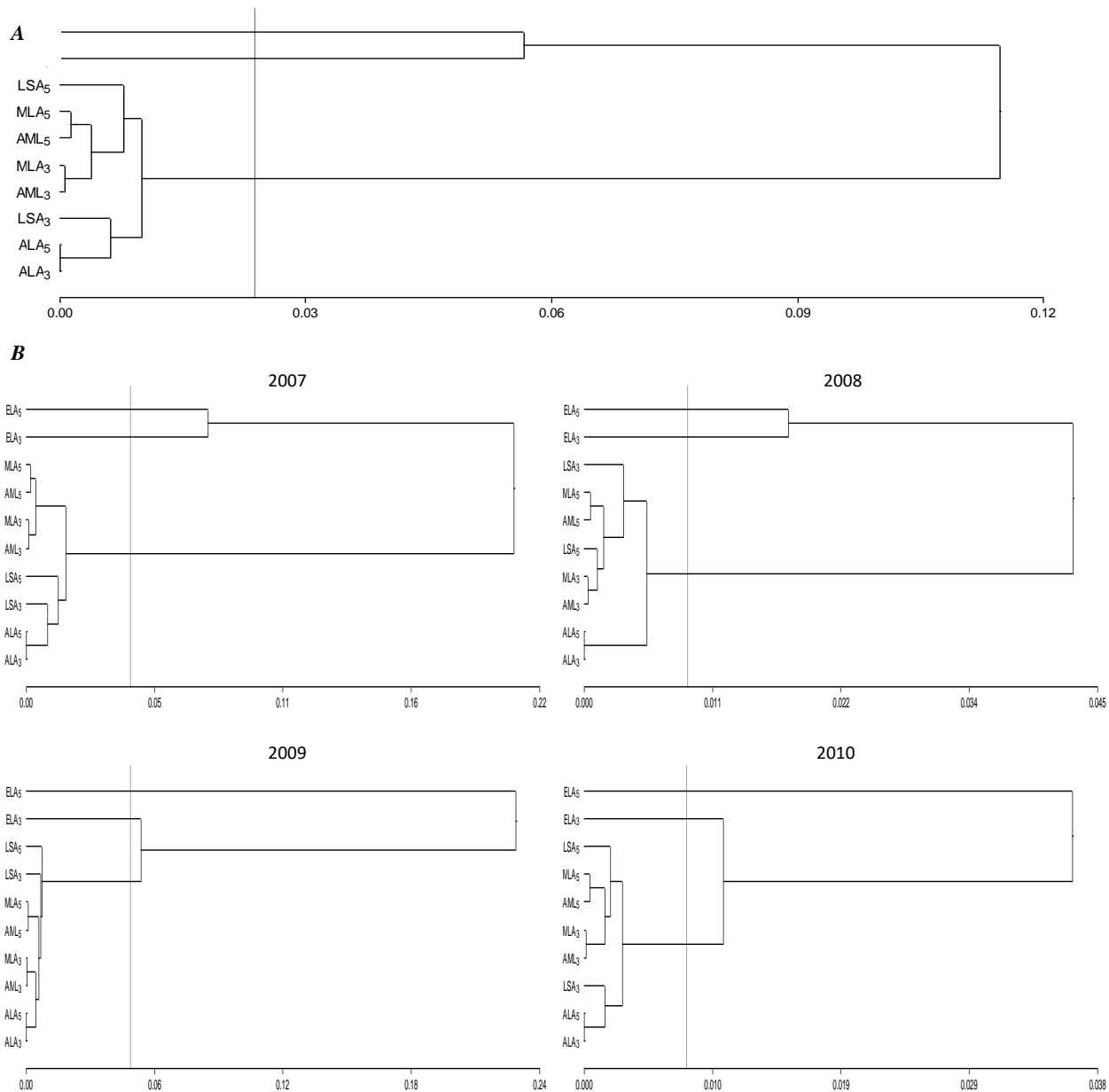
Al analizar los valores de retrodispersión entre los diferentes filtros y tamaños de ventana, se encontró una alta redundancia entre los filtros *Local Sigma*, *Multiplicative Lee* y *Additive Multiplicative Lee* independientemente del tamaño de la ventana. Sin embargo, estos muestran discrepancias respecto a los filtros *Enhanced Lee* (Figura 7).

Figura 7. Matriz de diagramas de dispersión entre los valores de retrodispersión del sensor ALOS PALSAR con diferentes filtros y tamaños de ventana (ELA: Enhanced Lee, LSA: Local Sigma, ALA: Additive Lee, MLA: Multiplicative Lee, AML: Additive Multiplicative Lee; 3x3 y 5x5) en las parcelas permanentes de muestreo de los bosques tropicales estudiados en Costa Rica.



Se comprobó la existencia de tres grupos de familias de filtros. Una con el filtro Enhanced Lee con tamaño de ventana 3x3, otra con Enhanced Lee con tamaño de ventana 5x5 y la última donde se agrupan todos los demás filtros y tamaños de ventana (Figura 8). Este comportamiento se presenta tanto al usar el conjunto de datos completo como al analizar los sets de datos separados por años del radar (Figura 8).

Figura 8. Distancia euclídea entre los valores de retrodispersión del sensor ALOS PALSAR con diferentes filtros y tamaños de ventana. (ELA: Enhanced Lee, LSA: Local Sigma, ALA: Additive Lee, MLA: Multiplicative Lee, AML: Additive Multiplicative Lee; 3x3 y 5x5) en las parcelas permanentes de muestreo de los bosques tropicales estudiados en Costa Rica. A: conglomerados para todo el set de datos. B: conglomerados por año de mosaico radar.



Mediante el análisis visual se determinó que, el filtro *Enhanced Lee* reduce mucho más el efecto del moteado que los filtros *Local Sigma*. Además, permite diferenciar con claridad el límite entre el bosque y los demás tipos de cobertura. Por otro lado, los filtros *Local Sigma* conservan mucho más moteado, presentan límites entre tipo de cobertura más difusos y presentan mayor variabilidad dentro del bosque (Figuras 9 y 10).

Figura 9. Visualización de imágenes ALOS PALSAR con los filtros adaptativos Enhanced Lee y Local Sigma, con tamaños de ventana 3x3 y 5x5 en dos de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

(A) Bosque primario fragmentado, Proyecto Efecto Borde, La Virgen de Sarapiquí y (B) Bosque pluvial primario en Reserva Biológica Monteverde. Polígonos rojos representan parcelas permanentes de muestreo de (A) 2000m² y (B) 10000m². Escala 1:62000

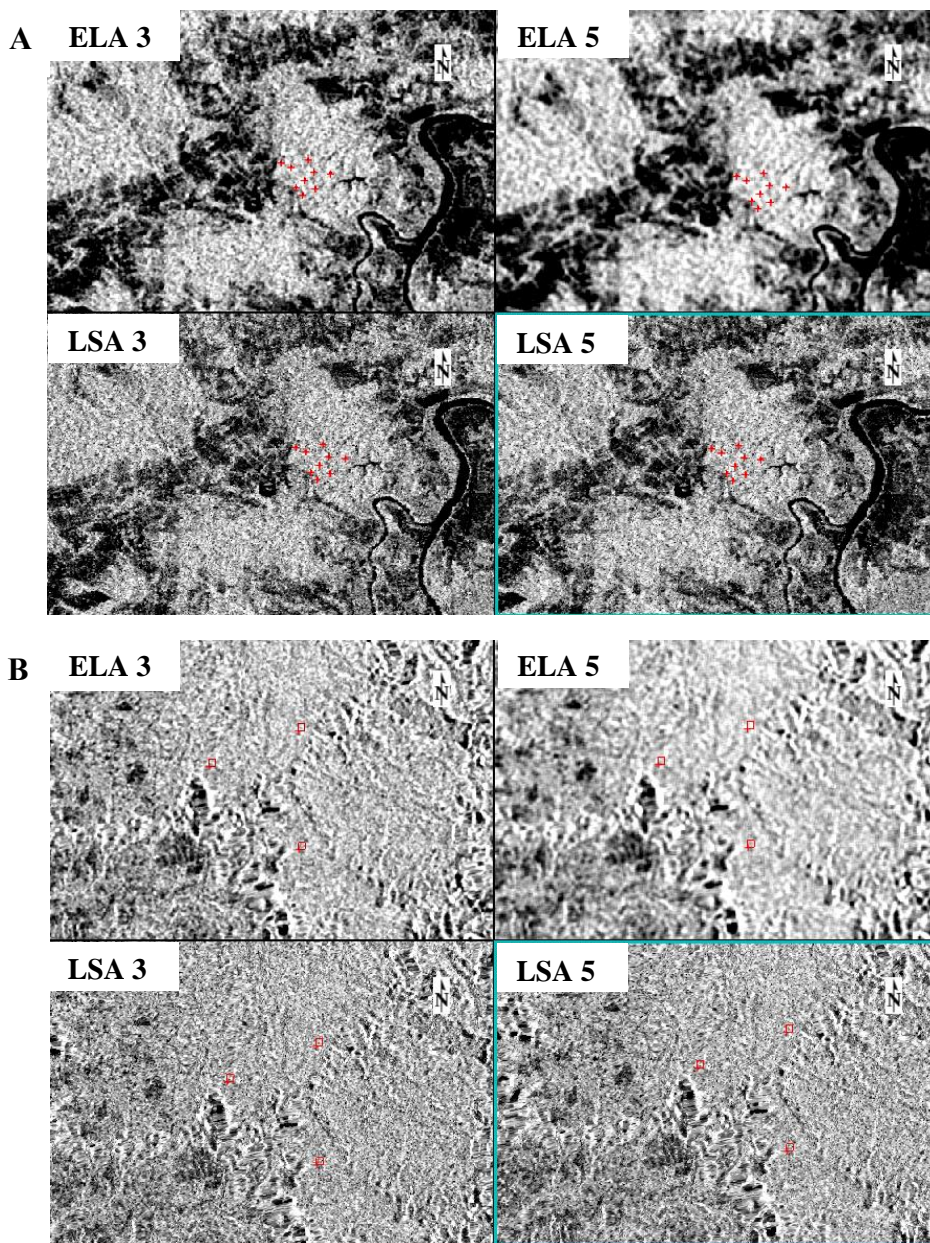
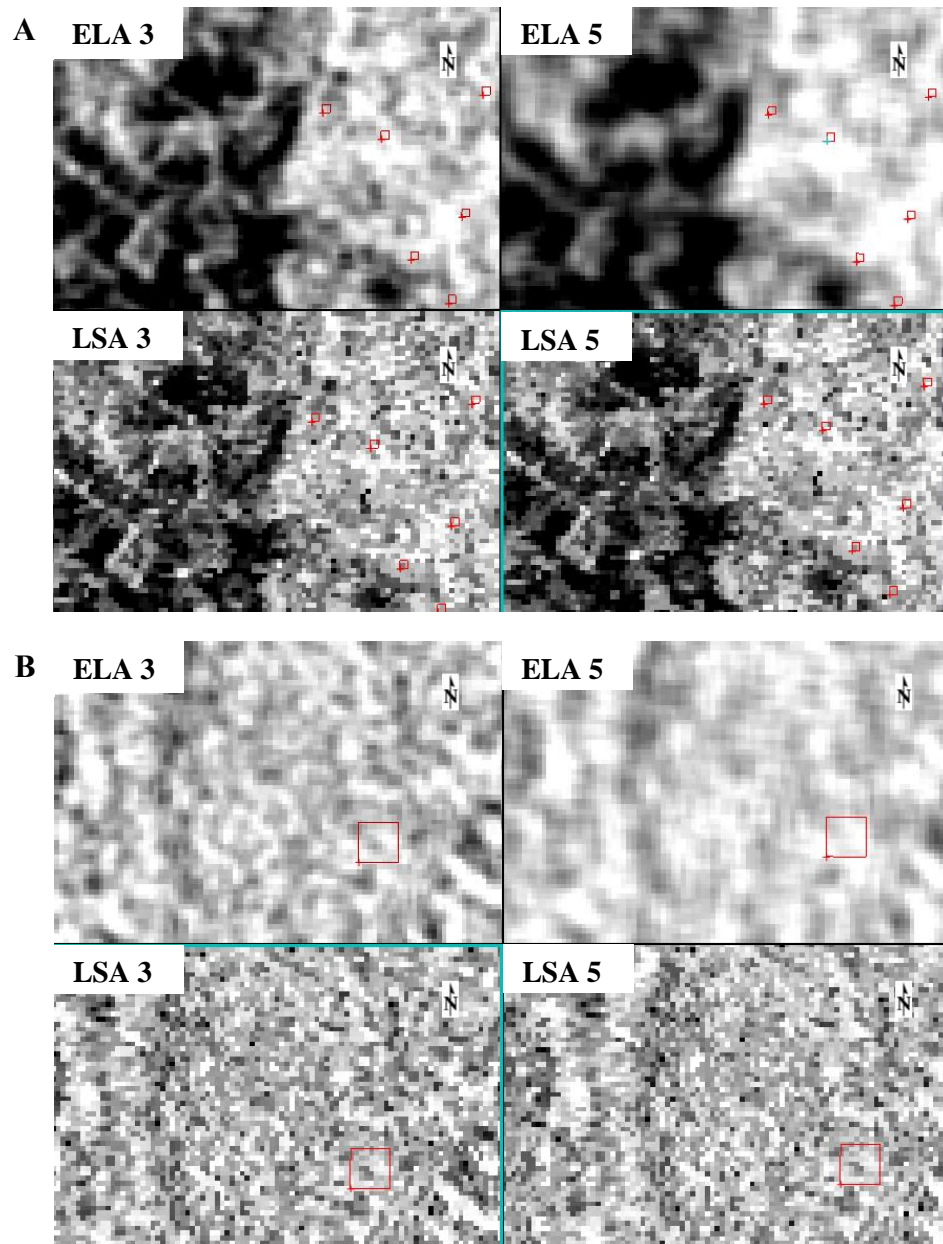
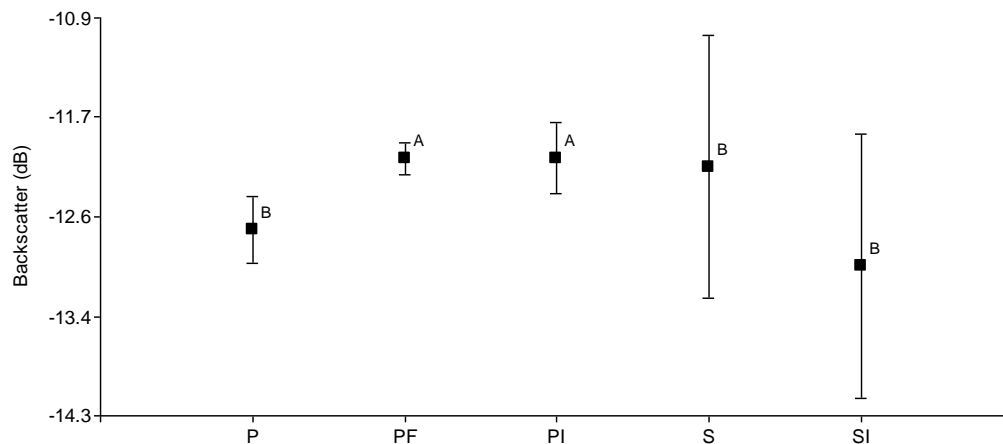


Figura 10. Visualización de imágenes ALOS PALSAR con los filtros adaptativos Enhanced Lee y Local Sigma, con tamaños de ventana 3x3 y 5x5 en dos de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. (A) Bosque primario fragmentado, Proyecto Efecto Borde, La Virgen de Sarapiquí y (B) Bosque pluvial primario en Reserva Biológica Monteverde. Polígonos rojos representan parcelas permanentes de muestreo de (A) 2000m² y (B) 10000m². Escala 1:10500.



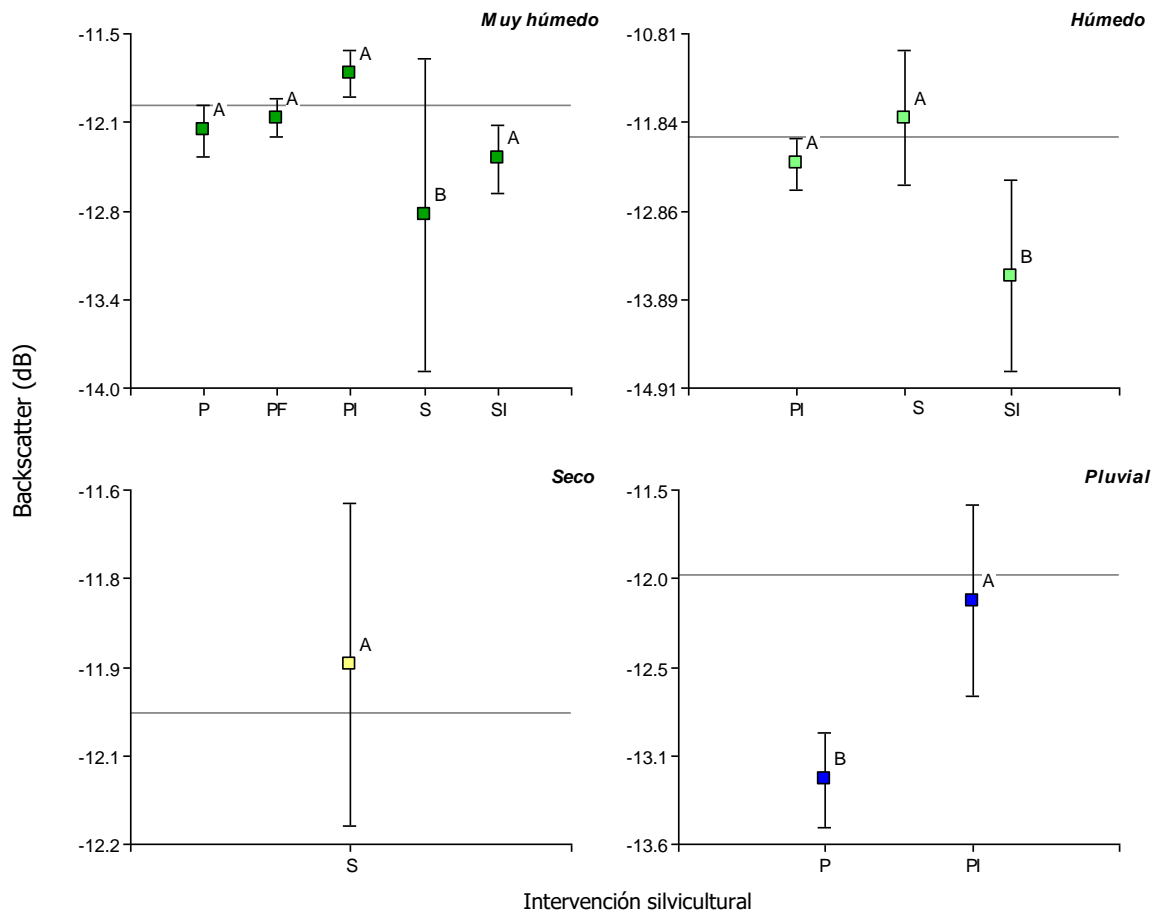
Al analizar el coeficiente de retrodispersión entre los niveles de intervención silvicultural se encontraron diferencias significativas entre sus valores ($p < 0.05$). Se puede apreciar una tendencia en la cual la retrodispersión aumenta en función del grado de intervención del bosque para los bosques primarios, los bosques secundarios muestran una relación inversa (Figura 11, Anexo 11.7).

Figura 11. Valores promedio de retrodispersión (backscatter) del sensor ALOS PALSAR según el nivel de intervención silvicultural en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. P: primario, PI: primario intervenido, PF: primario fragmentado, S: secundario, SI: secundario intervenido.



Al analizar dicho comportamiento dentro de los distintos regímenes de humedad, la tendencia de aumento de retrodispersión en función del nivel de intervención sucede para bosques primarios y secundarios. Sin embargo, en los bosques secundarios, los valores iniciales son mucho menores; casi tan bajos como los valores encontrados en los bosques pluviales, debido probablemente a la poca penetración del radar por la densidad del sotobosque (Figura 12).

Figura 12. Valores promedio de retrodispersión (backscatter) del sensor ALOS PALSAR según el nivel de intervención silvicultural para cada régimen de humedad (muy húmedo, húmedo, seco, pluvial) de los bosques tropicales estudiados de Costa Rica. P: primario, PI: primario intervenido, PF: primario fragmentado, S: secundario, SI: secundario intervenido.



7.4 Relación entre biomasa y coeficiente de retrodispersión.

Los filtros *Local Sigma 5x5* y *Enhanced Lee 3x3*, fueron seleccionados para analizar la relación entre la biomasa y el coeficiente de retrodispersión. De los 25 modelos aplicados, se seleccionaron ocho modelos que cumplieron con los supuestos de normalidad y homocedasticidad y obtuvieron los menores valores de AIC y BIC dentro de cada estrategia de modelación (Cuadro 11, Anexo 11.8). En general, se determinó que el mejor modelo fue el modelo 24 que contempla el efecto de la precipitación y las categorías de biomasa sobre el mosaico de imágenes 2010 y el filtro *Enhanced Lee* con kernel 3x3. A pesar que con este modelo se cumplen los supuestos de normalidad y homocedasticidad, y poseen un coeficiente de determinación (R^2) de 0.88, los valores p para las diferentes variables regresoras y las combinaciones de las mismas, no son significativos ($p > 0.05$). (Cuadro 12 Anexo 11.9). Por lo tanto, no se puede establecer una relación significativa entre el coeficiente de retrodispersión y la biomasa ($p < 0.05$).

Cuadro 11. Criterios estadísticos evaluados en el análisis de regresión lineal entre la biomasa arriba del suelo estimada y la retrodispersión del sensor ALOS PALSAR para cada estrategia de modelación utilizada en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Estrategia	Modelo	AIC	BIC	Homocedasticidad	Normalidad
1	1	2944.4	2954.8	NO	NO
	2	2584.1	2604.9	SI	SI
	3	2585.3	2609.6	SI	SI
	4	2767.4	2788.2	SI	SI
	5	2580.3	2608	SI*	SI
	6	2579	2610.2	SI*	SI
	7	2556.3	2598	SI*	SI
	8	2556	2583.7	SI	SI
2	9	2554.4	2585.6	NO	NO
	10	2360.9	2402.5	SI	SI
	11	2556.4	2591	NO	NO
	12	2393.2	2434.8	SI	SI
	13	2360.3	2429.7	SI	SI
	14	2361.9	2434.7	SI	SI
	15	2346.9	2471.7	SI*	SI
	16	2344.9	2414.3	SI*	SI
3	17	2553.1	2580.8	SI	SI
	18	2341.2	2410.6	SI*	SI
4	19	2341.4	2365.2	si	si
	20	2150.4	2201.5	si	si
5	21	1618.8	1637.4	SI	SI
	22	1536.7	1567.6	SI	SI
6	23	363	367.8	SI	SI
7	24	1123.9	1178.3	SI*	SI
8	25	984.6	1023.9	SI	SI

Cuadro 12. Coeficiente de determinación (R^2) y valores p de los modelos de regresión lineal seleccionados dentro de cada estrategia de modelación para estudiar la relación entre la biomasa arriba del suelo y la retrodispersión del sensor ALOS PALSAR en los bosques tropicales estudiados de Costa Rica.

Estrategia	Modelo	Sigma	R2_	¹ Efectos fijos	² Grados de libertad	F-value	P-value
1	8	25.31	0.01	(Intercept)	1	1.15	0.2841
				LSA_5	1	0.09	0.7671
				LSA_5: Pmean	1	0.01	0.9113
2	16	25.16	0.84	(Intercept)	1	2.31	0.1296
				LSA_5	1	0.73	0.3942
				CatAGB: LSA_5: Pmean	3	0.31	0.8159
3	18	24.97	0.84	(Intercept)	1	2.16	0.1426
				ELA_3	1	0.84	0.3598
				CatAGB: ELA_3: Pmean	3	0.6	0.6127
4	19	24.97	0.83	(Intercept)	1	3.32	0.0698
				ELA_3	1	0.76	0.3839
				CatAGB: ELA_3: Pmean	2	0.60	0.5511
5	22	24.97	0.75	(Intercept)	1	1.52	0.2197
				ELA_3	1	0.04	0.8518
				CatAGB: ELA_3: Pmean	1	0.08	0.774
6	23	21.61	0.88	(Intercept)	1	0.54	0.4649
				ELA_3	1	0.26	0.6091
				CatAGB: ELA_3: Pmean	3	0.96	0.4138
7	24	21.61	0.88	(Intercept)	1	4.73	0.0322
				ELA_3	1	1.95	0.1666
				CatAGB: ELA_3: Pmean	2	1.44	0.2413
8	25	30.13	0.01	(Intercept)	1	11.55	0.0017
				ELA_3	1	0.36	0.5522

¹ Se muestran únicamente los efectos fijos del radar y de la intersección entre el radar y las demás covariables (los estadísticos para los demás componentes del modelo se encuentran en el Anexo 11.9.)

²Grados de libertad corresponden al número de clases dentro de cada efecto fijo. Siglas: ELA_3: retrodispersión con filtro Enhanced Lee 3x3, LSA_5: retrodispersión con filtro Local Sigma 5x5, CatAGB: categorías de biomasa, Pmean: precipitación media (Hijmans et al 2005).

8. DISCUSIÓN

8.1 Biomasa estimada en los bosques de estudio.

Los modelos alométricos “parsimoniosos” que utilizan únicamente el diámetro o el área basal como variable regresora, subestimaron los valores de biomasa para casi todos los regímenes de humedad, con respecto a los demás modelos, excepto para los bosques húmedos. Los bosques húmedos son en su mayoría bosques secundarios y primarios intervenidos, y los modelos fueron desarrollados para bosques primarios. Breugel *et al.* (2011) mencionan que al aplicar modelos desarrollados con datos de árboles de diámetros grandes sobre bosques de árboles con diámetros pequeños suceden sobreestimaciones.

Contrariamente, los modelos que además del diámetro utilizan la altura, la densidad de la madera y/o el factor de estrés ambiental (E); sobreestimaron los valores y muestran mayor variabilidad en sus resultados, respecto a los modelos parsimoniosos. Según los autores al tomar en cuenta la densidad, altura y E, mejora el poder de predicción de los modelos alométricos (Brown *et al.* 1989, Brown 1997, Chave *et al.* 2005, 2014, Alvarez *et al.* 2012, Mitchard *et al.* 2014) . Por otro lado, estos modelos “complejos” han sido construidos con bases de datos de diferentes zonas geográficas incluyendo bosques de Centroamérica. Se ha demostrado que la similitud en procedencia de los datos reales para la construcción de las ecuaciones y el sitio donde será aplicado el modelo mejora las estimaciones (Rutishauser *et al.* 2013) Por estas razones, los modelos Chave *et al.* 2005 HDp y Chave *et al.* 2014 DpE fueron seleccionados para el estudio de la biomasa almacenada en los bosques estudiados. Además, han sido utilizados en varios estudios de la región donde han estimado valores similares a los de la presente investigación. (Argoty 2013, Poorter *et al.* 2015, Espinoza 2016, Díaz-Santos 2017).

Las estimaciones de biomasa en los bosques húmedos (236.89 y 232.86 Mg ha⁻¹, con C14_DpE y Ch05_HDp), superan los valores reportados en Costa Rica por otros estudios realizados en el mismo régimen de humedad y utilizando la ecuación de Chave 2005. DpE (Svob *et al.* 2014). En el estudio de Svob y colegas, los reportes corresponden a biomásas promedio utilizando únicamente los árboles arriba de 30cm de dap en bosques primarios. La estimación por régimen de humedad del presente estudio contempla la biomasa contenida en todos los individuos arriba de 10cm de diámetro y se trata principalmente de bosques primarios intervenidos y bosques secundarios. Otros estudios similares realizados en bosques húmedos de Nicaragua por Argoty (2013), Espinoza (2016) y Diaz-Santos 2017 también reportan valores de biomasa menores, que Según Diaz Santos (2017) son ocasionados por los fuertes vientos y huracanes que presentan estos sitios e impiden el desarrollo de los bosques.

En el caso de los bosques muy húmedos, las estimaciones (276.73 y 221.03 Mg ha⁻¹, con C14_DpE y Ch05_HDp) también se asemejan a las reportadas por Poorter *et al.* (2015) en bosques de la zona norte de Costa Rica, utilizando la ecuación de Chave *et al.* 2005 HDp. Por otro lado, la biomasa estimada en los bosques secos fue de 137.38 Mg ha⁻¹ (con Ch14: DpE), muy similar a la reportada por Argoty 2013 en bosques secos de Nicaragua, con la ecuación de Chave *et al.* 2005 HDp.

La biomasa estimada para los bosques pluviales (422.66 y 328.46 Mg ha⁻¹, con C14_DpE y Ch05_HDp) se asemeja a los valores reportados en los bosques pluviales montano y montano bajo del Gradiente Altitudinal Caribe Villamills de Costa Rica (475.78 y 406.82 Mg ha⁻¹) (Díaz 2017). Sin embargo, sobreestiman respecto a estimaciones hechas para bosques pluviales de menores pisos altitudinales de la misma región (114.58 y 249.20 Mg ha⁻¹) (Clark 2000 y Díaz 2017). Esto indica que la altitud puede ser una variable importante a considerar en la clasificación de tipos de bosque que serán utilizados en el reporte de valores de biomasa. Algunos autores mencionan que el aumento de la elevación podría ocasionar decrecimiento en biomasa almacenada (Aiba y Kitayama 1999, Richards 1996, Wang *et al.* 2006, Yepes-Quintero *et al.* 2011), ya que está asociada a una disminución en la temperatura y disponibilidad de luz por nubosidad, aumento en las pendientes y menor disponibilidad de nutrientes del suelo (Flenley 1996, Moser *et al.* 2007). Sin embargo, también se ha encontrado que los bosques montanos, dominados por árboles del género *Quercus*, han logrado adaptarse a estas condiciones adversas y almacenar grandes cantidades de carbono (Culmsee 2010, Phillips *et al.* 2011). En efecto, los altos valores de biomasa en los bosques pluviales montano se deben a la presencia de bosques de *Quercus* arriba de los 2500msnm (en especial las especies *Quercus bumelioides* y *Quercus costaricensis*) que tienen altas densidades de la madera (0.7 y 0.6) (Chave *et al.* 2006, 2009, Zanne *et al.* 2009).

Al analizar la biomasa estimada entre tipos de bosque con ambos modelos se encontró que el modelo CH05 prácticamente no distingue entre tipos de bosque, mientras que CH14 distingue cuatro grupos (Figura 6). Usando este último modelo se encontró que los bosques pluviales primarios son los bosques con los valores más altos de biomasa, sucedidos por los bosques muy húmedos primarios por encima de los 300 Mg ha⁻¹. Los bosques primarios intervenidos almacenan casi la misma cantidad de biomasa que los bosques húmedos y muy húmedos secundarios con valores entre 220.1 y 285.8. Finalmente, los bosques secos secundarios y húmedos secundarios intervenidos con valores por debajo de los 140 Mg ha⁻¹. Al comparar los resultados obtenidos con estimaciones realizadas por otros estudios se encontró que, los valores estimados para los bosques primarios intervenidos y secundarios se asemejan a estimaciones realizadas por otros estudios en Centroamérica (Clark 2000, Argoty 2013, Espinoza 2016, Díaz 2017). Las estimaciones para bosques primarios se encuentran entre los valores más altos reportados en bosques tropicales a nivel mundial donde han utilizado los mismos modelos alométricos.

8.2 Relación entre la biomasa estimada y el coeficiente de retrodispersión

Se observó un aumento de la retrodispersión del radar en función de los niveles de intervención silvicultural, a pesar de que la mayoría de estudios mencionan un aumento de los valores de retrodispersión en función del aumento en la biomasa aérea (Pulliainen *et al.* 1999, Watanabe *et al.* 2006, Narvaes *et al.* 2007). En los bosques intervenidos la apertura del dosel favorece la penetración del radar a través de las copas, brindando mayor información de la biomasa contenida en las ramas y troncos de los árboles y, por ende, de la biomasa contenida en estas estructuras. Hamdan *et al.* 2014 encontraron que la biomasa contenida en copa de los árboles de los individuos por encima de los 30 cm fue el factor más importante en la estimación de biomasa con radar en bosques tropicales de Malasia. Por otro lado, Lucas *et al.* (2010) mencionan que solo a través de esos árboles emergentes el radar puede penetrar y brindar información de tronco y ramas, por lo que la ausencia de los mismos puede además causar variaciones importantes en los valores de retrodispersión del radar. Por esta razón, los mismos autores señalan que las prácticas de manejo también podrían tener un efecto importante en las estimaciones de biomasa con sensores radar, en la medida que los árboles de mayor tamaño hayan sido extraídos.

A pesar de la elección de los filtros utilizados y las tendencias encontradas en el comportamiento del radar en función de los diferentes niveles de intervención silvicultural, las estrategias de modelación no permitieron encontrar relación entre el radar y la biomasa. Se esperaba contar con un modelo de regresión lineal robusto como lo han encontrado otros estudios desarrollados en los trópicos (Hamdan *et al.* 2015, Proisy 2000, Simard *et al.* 2002, Lucas *et al.* 2004, Hamdan *et al.* 2011, Simard *et al.* 2012). La ausencia de dicha relación se debe a que los bosques estudiados se encuentran por encima del umbral de saturación del radar, por sobre el cual el radar no es sensible a la biomasa (Imhoff 1995). Dicha saturación ocurre debido a la heterogeneidad estructural del dosel y las condiciones ambientales que caracterizan los bosques tropicales densos. (Patenaude *et al.* 2004, CCRS 2005, Hamdan 2015, Saatchi *et al.* 2011, Sinha *et al.* 2015)

Diversos estudios han encontrado que esta saturación ocurre en rangos de biomasa que van de 80 a 150 Mg ha⁻¹ para sabanas (Lucas *et al.* 2010), 40 a 150 Mg ha⁻¹ para bosques boreales y templados (Le Toan *et al.* 1992, Sandberg *et al.* 2011), 97 y 270 Mg ha⁻¹ para polarizaciones HH y HV, respectivamente para bosques densos, 40 a 150 Mg ha⁻¹ en los trópicos (Saatchi *et al.* 2011, Hamdan *et al.* 2011, Watanabe *et al.* 2013, Englhart *et al.* 2011, Lucas *et al.* 2010) y 150 Mg ha⁻¹ para el bosque de manglar (Hamdan *et al.* 2014a). Por otro lado, Le Toan *et al.*, 2004 indican que el valor de saturación en bosques sucede entre los -11 y -15 decibeles para la polarización HV. Los valores de retrodispersión de los bosques estudiados en la presente investigación se concentran entre -11 y -16 decibeles, evidenciando su ubicación dentro de los umbrales de saturación.

Entre los principales factores que afectan la saturación del sensor se encuentran la variación de las estructuras forestales, las variables bioclimáticas locales y los métodos empleados para el procesamiento de imágenes (Joshi *et al.* 2015). En primer lugar, los bosques tropicales poseen gran diversidad de especies arbóreas y estructuras más heterogéneas (Thapa *et al.* 2015) debido a las condiciones ambientales en las que se encuentran. Esta diversidad

afecta las propiedades dieléctricas de la vegetación y la superficie del suelo aún más que en los bosques templados, por ejemplo (Watanabe *et al.*, 2006; Guo *et al.*, 2009, Hamdan 2015), ocasionando variaciones importantes en la textura de la imagen y la señal del radar. (Imhoff, 1995; Guo *et al.* 2009, Quiñones & Hoekman, 2004)

Por otro lado, la ecuación alométrica de Chave *et al.* (2014) utilizada en el presente estudio para estudiar la relación entre la biomasa y la retrodispersión, es muy sensible a la heterogeneidad estructural y bioclimática de los bosques (Chave *et al.* 2014), ocasionando una alta variabilidad en las estimaciones de biomasa dentro de los tipos de formaciones vegetales de los diferentes gradientes estudiados. Esto pudo haber complicado aún más la relación entre la retrodispersión y la biomasa, o bien la capacidad predictiva del sensor, que según los expertos es altamente sensible a estas variaciones (Joshi *et al.* 2015). Como respuesta a esta limitante, Hamdan *et al.* (2014) proponen el uso de modelos alométricos locales robustos y validados para favorecer la capacidad predictiva de los sensores radar en la estimación de biomasa aérea.

La estratificación de la información, así como del procesamiento aplicado a las imágenes pudieron haber sido otro factor determinante en la falta de relación. El método más común utilizado para determinar la saturación del radar y aumentar la precisión de la estimación, es dividir el set de datos por categorías de biomasa (Quiñones y Hoekman, 2004). Sin embargo, para efectos de este estudio esta técnica no generó buenos resultados debido a que los bosques estudiados se encontraban en rangos de biomasa que superan los 100Mg ha⁻¹ de biomasa. Ante estas limitantes, los expertos recomiendan utilizar otros métodos de procesamiento de imágenes radar como el método de degradación de píxeles a escalas de 50x50m y el análisis basado en textura; así como la combinación del enfoque radar con otros sistemas de teledetección como el método InSAR-lidar y la combinación de datos SAR con datos ópticos. (Saatchi *et al.* 2011; Cartus *et al.* 2012, Robinson *et al.* 2013, Kuplich *et al.* 2003; Sarker *et al.* 2012, Thapa *et al.* 2015). Con la limitante de que estos métodos requieren mayor capacidad y habilidad de procesamiento, así como el uso de software más especializados

9. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

La estratificación por tipos de bosque puede favorecer la elección de la ecuación alométrica que será utilizada para estimar la biomasa y mejorar las estimaciones. Lo cual, tendrá gran significancia en mecanismos de MRV y NRF (REDD+). Además, para futuras investigaciones se recomienda tomar en cuenta la altitud en la estratificación de tipos de bosque.

La elección de la ecuación alométrica influye significativamente en la biomasa estimada. La ecuación seleccionada, Chave *et al.* 2014 DpE, sobreestima los valores de biomasa en comparación con las demás ecuaciones, pero muestra mayor sensibilidad al momento de estudiar la biomasa entre los diferentes tipos de bosque. Se recomienda validar las estimaciones con datos reales o modelos alométricos desarrollados a nivel local.

La retrodispersión del radar mostró un aumento en función del nivel de intervención silvicultural, asociado a una mayor penetración del sensor por la apertura del dosel y/o la fragmentación en los bosques. Esta tendencia comprueba que el sensor tiene la sensibilidad para detectar cambios en la estructura de los bosques y podría ayudar en la identificación de estados de degradación de bosques que se encuentren por debajo de las categorías de manejo sostenible estudiadas.

A pesar de las técnicas de agrupamiento y la consideración de la variabilidad entre los tipos de bosque estudiados, no se pudo establecer un modelo de regresión lineal que explicara la relación entre la biomasa y los valores de retrodispersión del radar. Lo cual, se debe a que los bosques se encuentran por encima de umbrales de biomasa, sobre los cuales la señal del radar es distorsionada por causa de la heterogeneidad estructural que poseen los bosques tropicales estudiados.

El comportamiento de la retrodispersión dentro de los diferentes niveles de intervención silvicultural podría ser complementado con los modelos de regresión entre la biomasa y el radar, en cuanto se superen las limitaciones técnicas de la modelación. Para lograr establecer dicha relación en estudios posteriores, se recomienda probar con otros métodos de procesamiento y extracción de la información del radar, como la combinación de datos SAR con datos ópticos, el método de degradación de píxeles a escalas de 50x50m, el método InSAR-lidar y el análisis basado en textura.

10. LITERATURA CITADA

- Aiba, SI; Kitayama, K. 1999. Structure, composition and species diversity in an altitude–substrate matrix of rain forest tree communities on Mount Kinabalu, Borneo. *Plant Ecology*, 140: 139-157.
- Álvarez, E; Duque, A; Saldarriaga, J; Cabrera, K; de las Salas, G; del Valle, I; Lema, A; Moreno, F; Orrego, S; Rodríguez, L. 2012. Tree above-ground biomass allometries for carbon stocks estimation in the natural forests of Colombia. *Forest Ecology and Management* 267: 297-308.
- Amini, J; Sumantyo, J. 2011. SAR and Optical Images for Forest Biomass Estimation. *Biomass–Detection, Production and Usage* 47(12): 4020-4026.
- Análisis de significancia de los cambios de existencias de carbono en bosques que permanecieron bosques (2015, San Jose, Costa Rica). 2015. Ed. Pedroni, L; Villegas, F. San Jose, Costa Rica.
- Argoty, F. 2013. Degradación de los stocks de carbono y validación a partir de sensores remotos en bosques tropicales de Wiwilí y El Cuá, Nicaragua. s.l.,
- ASF Radiometrically Terrain Corrected ALOS PALSAR products: Product Guide (Revision 1, 2015, s.l.). 2015. Ed. Laurencelle, J; Logan, T; Gens, R. s.l., v.Revision 1.
- Asner, GP; Knapp, DE; Broadbent, EN; Oliveira, PJC; Keller, M; Silva, JN. 2005. Selective logging in the Brazilian Amazon. *Science (New York, N.Y.)* 310(5747): 480-482.
- Asner, GP; Powell, GVN; Mascaró, J; Knapp, DE; Clark, JK; Jacobson, J; Kennedy-Bowdoin, T; Balaji, A; Paez-Acosta, G; Victoria, E; Secada, L; Valqui, M; Hughes, RF. 2010. High-resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* 107(38): 16738-42.
- Background paper for the workshop on reducing emissions from deforestation in developing countries: Part I. Scientific, socio-economic, technical and methodological issues related to deforestation in developing countries (1, 2006, Roma, Italia). 2006. Ed. UFCC. Roma, Italia, v.1.
- BOM. 2016. Australian Bureau of Meteorology. Consultado 1 feb. 2016. Disponible en http://www.bom.gov.au/australia/radar/about/what_is_radar.shtml (How Radar Works).
- Breugel Van, M; Ransijn, J; Craven, D; Bongers, F; Hall, JS. 2011. Estimating carbon stock in secondary forests: Decisions and uncertainties associated with allometric biomass models. *Forest Ecology and Management* 262(8): 1648-1657.
- Brown, S. 1997. Estimating Biomass and Biomass Change of Tropical Forests: a Primer. (FAO Forestry Paper - 134). Roma, Italia, FAO, 1952-1961.
- Brown, S; Gillespie, AJR; Lugo, AE. 1989. Biomass Estimation Methods for Tropical Forests with Applications to Forest Inventory Data. *Forest Science* 35(4).
- Cartus, O; Kellndorfer, J; Rombach, M; Walker, W. 2012. Mapping canopy height and growing stock volume using airborne lidar, alos palsar and landsat ETM+. *Remote Sensing* 4(11): 3320-3345.

- CCRS. 2005. Material Educativo para Teledetección mediante Radars. Ottawa, GlobeSAR Program, 966.
- Chave, J; Andalo, C; Brown, S; Cairns, MA; Chambers, JQ; Eamus, D; Fölster, H; Fromard, F; Higuchi, N; Kira, T; Lescure, JP; Nelson, BW; Ogawa, H; Puig, H; Riéra, B; Yamakura, T. 2005. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia* 145(1): 87-99.
- Chave, J; Condit, R; Aguilar, S; Hernández, A; Lao, S; Pérez, R. 2004. Error propagation and scaling for tropical forest biomass estimates. *Philosophical transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological sciences* 359(1443): 409-420.
- Chave J, Muller-Landau HC, Baker TR, Easdale TA, ter Steege H, Webb CO. 2006. Regional and phylogenetic variation of woody density across 2456 Neotropical tree species. *Ecol Appl* 16:2356–2367
- Chave J, Coomes DA, Jansen S, Lewis SL, Swenson NG, Zanne AE. 2009. Towards a worldwide wood economics spectrum. *Ecology Letters* 12(4): 351-366. <https://doi.org/10.1111/j.1461-0248.2009.01285.x>
- Chave, J; Réjou-Méchain, M; Búrquez, A; Chidumayo, E; Colgan, MS; Delitti, WB; Duque, A; Eid, T; Fearnside, PM; Goodman, RC; Henry, M; Martínez-Yrizar, A; Mugasha, WA; C Muller-Landau, H; Mencuccini, M; Nelson, BW; Ngomanda, A; Nogueira, EM; Ortiz-Malavassi, E; Péliissier, R; Ploton, P; Ryan M., C; Saldarriaga, JG; Vieilledent, G. 2014. Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. *Global Change Biology* 20(10): 3177-3190.
- Clark, DB; Clark, DA. 2000. Landscape-scale variation in forest structure and biomass in a tropical rain forest. *Forest Ecology and Management* 137: 185-198.
- Climate Change 2014: Synthesis Report (2014, Ginebra, Suiza). 2014. Ed. IPCC. Ginebra, Suiza,
- Da Silva Narvaes, I; Da Silva, ADQ; Dos Santos, JR. 2007. Evaluation of the interaction between SAR L-band signal and structural parameters of forest cover. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) 2007*: 1607-1610.
- Diagnóstico de Experimentos de la OEFO. Base de datos. (2016, Heredia, CR). 2016. Ed. OEFO. Heredia, CR.
- Díaz-Santos, F. 2017. Estimación del carbono aéreo almacenado y su relación con factores ambientales, en tres paisajes boscosos centroamericanos. s.l., CATIE.
- Dobson, M. C., Ulaby, F. T., Letoan, T., Beaudoin, A., Kasischke, E. S., & Christensen, N. 1992. Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 412–415.
- Draft report on definitions and methodological options to inventory emissions from direct human-induced degradation of forests and devegetation of other vegetation types (Task 2) (2003, Geneva, Suiza). 2003. Ed. IPCC. Geneva, Suiza.
- Drivers of deforestation and forest degradation (2012, Vancouver, Canadá). 2012. Ed. Kissinger, G; Herold, M; De Sy, V. Vancouver, Canadá.
- Englhart, S., Keuck, V. & Siegert, F. (2011). Aboveground biomass retrieval in tropical forests

- The potential of combined X- and L-band SAR data use. *Remote Sensing of Environment*, Vol.115, No.5, (May 2011), pp.1260-1271, ISSN: 0034-4257
- EORC. 2006. Systematic Observation Strategy - PALSAR -. Disponible en http://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/obs/palsar_strat.htm (ALOS-2.ALOS ALOS).
- Espinoza, V. 2016. Impulsores de cambio en el uso de suelo y almacenamiento de carbono sobre un gradiente de modificación humana de Paisajes en Nicaragua por. s.l., CATIE. 1-103 p.
- Evaluación de la degradación de los bosques (2013, Roma, Italia). 2013. Ed. FAO. Roma, Italia.
- FAO. 2015. Evaluación de los Recursos Forestales Mundiales 2015. Ed. FAO. FAO Rome, FAO, 56.
- Fatoyinbo, T. 2012. Remote Sensing of Biomass - Principles and Applications. Ed. T Fatoyinbo. Greenbelt, MD, InTech, 322.
- Fearnside, PM. 2004. Are climate change impacts already affecting tropical forest biomass? *Global Environmental Change Part A* 14(4): 299-302.
- Fick, SE; Hijmans, RJ. 2017. WorldClim 2: new 1-km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology* 37(12): 4302-4315.
- Fonseca, W; Alice, FE; Rey-Benayas, JM. 2012. Carbon accumulation in aboveground and belowground biomass and soil of different age native forest plantations in the humid tropical lowlands of Costa Rica. *New Forests* 43(2): 197-211.
- García, A. 2009. Estimación de biomasa residual mediante imágenes de satélite y trabajo de campo. modelización del potencial energético de los bosques turolenses. s.l., Universidad de Zaragoza. 519 p.
- Gómez, C; White, JC; Wulder, MA; Alejandro, P. 2014. Historical forest biomass dynamics modelled with Landsat spectral trajectories Sustainable Forest Management Research Institute, Universidad de Valladolid & INIA, Canadian Forest Service (Pacific Forestry Centre), Natural Resources Canada , Victoria, 2014.
- Goodman, RC; Phillips, OL; Del Castillo Torres, D; Freitas, L; Cortese, ST; Monteagudo, A; Baker, TR. 2013. Amazon palm biomass and allometry. *Forest Ecology and Management* 310: 994-1004.
- Griscom, B; Ganz, D; Virgilio, N; Price, F; Hayward, J; Cortez, R; Dodge, G; Hurd, J; Lowenstein, FL; Stanley, B. 2009. The Hidden Frontier of Forest Degradation: A Review of the Science, Policy and Practice of Reducing Degradation Emissions. Arlington, VA, The Nature Conservancy, 76.
- Guo, Z., Ni, W. and Sun, G. 2009. Analysis of the effect of crown structure changes on backscattering coefficient using modelling and SAR data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 4, 386-389.
- Hamdan, O. 2015. ASSESSMENT OF ALOS PALSAR L-BAND SAR FOR ESTIMATION OF ABOVE GROUND BIOMASS IN TROPICAL FORESTS. s.l., Universiti Putra Malasia. 169 p.
- Hamdan, O; Aziz, HK; Abd Rahman, K. 2011. Remotely Sensed L-Band Sar Data for Tropical

- Forest Biomass Estimation. *Journal of Tropical Forest Science* 23(3): 318-327.
- Hamdan, O; Ismail, MH; Hamzah, KA; Mohd Shafri, HZ. 2014. Factors Affecting L-Band Alos Palsar Backscatter on Tropical Forest Biomass. *Global Journal of Science Frontier Research* 14(3).
- Henry, M; Bombelli, A; Trotta, C; Alessandrini, A; Birigazzi, L; Sola, G; Vieilledent, G; Santenoise, P; Longuetaud, F; Valentini, R; Picard, N; Saint-André, L. 2013. GlobAllomeTree: International platform for tree allometric equations to support volume, biomass and carbon assessment. *IForest* 6(6): 326-330.
- Holdridge, LR. 1967. Life zone ecology. San Jose, Costa Rica, Tropical Science Center.
- Hosonuma, N; Herold, M; De Sy, V; De Fries, RS; 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): 44009.
- Imhoff, ML. 1995. A Theoretical-Analysis of the Effect of Forest Structure on Synthetic-Aperture Radar Backscatter and the Remote-Sensing of Biomass. *Ieee Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 33(2): 341-352.
- Joshi, N; Edward, TAM; Natalia, W; Jorge, T; Julian, M-R; Andrea, E; Murray, C; Martin, RJ; Rasmus, F. 2015. Mapping dynamics of deforestation and forest degradation in tropical forests using radar satellite data. *Environmental Research Letters* 10(3): 34014.
- Joshi, N; Mitchard, ETA; Schumacher, J; Johannsen, VK; Saatchi, S; Fensholt, R. 2015. L-Band SAR Backscatter Related to Forest Cover, Height and Aboveground Biomass at Multiple Spatial Scales across Denmark. *Remote Sensing* 7(4): 4442-4472.
- Kanninen, M. 2005. *Terminalia amazonia: ecología y silvicultura*. s.l., CATIE, (Serie Técnica. Informe Técnico.
- Kent, R; Lindsell, J; Laurin, G; Valentini, R; Coomes, D. 2015. Airborne LiDAR Detects Selectively Logged Tropical Forest Even in an Advanced Stage of Recovery. *Remote Sensing* 7(7): 8348-8367.
- Key decisions relevant for reducing emissions from deforestation and forest degradation in developing countries (REDD+). (2016, New York). 2016. Ed. CMNUCC. New York, CMNUCC. 44 p.
- Kuplich, T.M., Curran, P.J. and Atkinson, P.M. 2003. Relating SAR image texture and backscatter to tropical forest biomass. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 4, 2872-2874.
- Le Toan, T., Beaudoin, A., Riou, J., & Guyon, D. 1992. Relating forest biomass to SAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30, 403–411.
- Lefsky, M. A. 2010. A global forest canopy height map from the Moderate Resolution Imaging
- Lee, J Sen. 1981. Speckle analysis and smoothing of synthetic aperture radar images. *Computer Graphics and Image Processing* 17(1): 24-32.
- _____. 1983. Digital image smoothing and the sigma filter. *Computer Vision, Graphics and Image Processing* 24(2): 255-269.
- Lobo, A; Martínez, S. 2005. Apoyo De Los Sensores Ópticos Y De Radar De Apertura Sintética

a La Información Forestal. Actas de la I Reunión de Inventario y Teledetección Forestal 140: 135-140.

- Lopes, A; Nezry, E; Touzi, R; Laur, H. 1993. Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images. *International Journal of Remote Sensing* 14(9): 1735-1758.
- Lucas, R; Armston, J; Fairfax, R; Fensham, R; Accad, A; Carreiras, J; Kelley, J; Bunting, P; Clewley, D; Bray, S; Metcalfe, D; Dwyer, J; Bowen, M; Eyre, T; Laidlaw, M; Shimada, M. 2010. An evaluation of the ALOS PALSAR L-band backscatter - Above ground biomass relationship Queensland, Australia: Impacts of surface moisture condition and vegetation structure. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 3(4 PART 2): 576-593.
- Lucas, RM; Mitchell, AL; 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.
- Lucas, RM; Moghaddam, M; Cronin, N. 2004. Microwave scattering from mixed-species forests, Queensland, Australia. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 42(10): 2142-2159.
- Luckman, A., J. Baker, M. Honzák, and R. Lucas. 1998. "Tropical Forest Biomass Density Estimation Using JERS-1 SAR: Seasonal Variation, Confidence Limits, and Application to Image Mosaic." *Remote Sensing of Environment* 63: 126–139.
- Matricardi, EAT; Skole, DL; Pedlowski, MA; Chomentowski, W; Fernandes, LC. 2010. Assessment of tropical forest degradation by selective logging and fire using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* 114(5): 1117-1129.
- MINAET. 2009. *Estrategia Nacional de Cambio Climático*. 1 ed San José, Costa Rica, Editorial Calderón y Alvarado S.A, 109.
- Mitchard, ETA; Feldpausch, TR; Brienen, RJW; Lopez-Gonzalez, G; Monteagudo, A; Baker, TR; Lewis, SL; Lloyd, J; Quesada, CA; Gloor, M; ter Steege, H; Meir, P; Alvarez, E; Araujo-Murakami, A; Aragao, LEOC; Arroyo, L; Aymard, G; Banki, O; Bonal, D; Brown, S; Brown, FI; Cerón, CE; Chama Moscoso, V; Chave, J; Comiskey, JA; Cornejo, F; Corrales Medina, M; Da Costa, L; Costa, FRC; Di Fiore, A; Domingues, TF; Erwin, TL; Frederickson, T; Higuchi, N; Honorio Coronado, EN; Killeen, TJ; Laurance, WF; Levis, C; Magnusson, WE; Marimon, BS; Marimon Junior, BH; Mendoza Polo, I; Mishra, P; Nascimento, MT; Neill, D; Núñez Vargas, MP; Palacios, WA; Parada, A; Pardo Molina, G; Peña-Claros, M; Pitman, N; Peres, CA; Poorter, L; Prieto, A; Ramirez-Angulo, H; Restrepo Correa, Z; Roopsind, A; Roucoux, KH; Rudas, A; Salomao, RP; Schiatti, J; Silveira, M; de Souza, PF; Steininger, MK; Stropp, J; Terborgh, J; Thomas, R; Toledo, M; Torres-Lezama, A; Van Andel, TR; van der Heijden, GMF; Vieira, ICG; Vieira, S; Vilanova-Torre, E; Vos, VA; Wang, O; Zartman, CE; Malhi, Y; Phillips, OL. 2014. Markedly divergent estimates of Amazon forest carbon density from ground plots and satellites. *Global Ecology and Biogeography* 23(8): 935-946.
- Mitchard, ETA; Saatchi, SS; Lewis, SL; Feldpausch, TR; Woodhouse, IH; Sonk??, 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.

- Montero, M; Montagnini, F. 2005. Modelos alométricos para la estimación de biomasa de diez especies nativas en plantaciones de en la región Atlántica de Costa Rica. *Recursos Naturales y Ambiente* no.45: 112-119.
- Moreira, A; Prats-iraola, P; Younis, M; Krieger, G; Hajnsek, I; Papathanassiou, KP. 2013. A tutorial on synthetic aperture radar. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine* 1(march): 6-43.
- Moser, G; Hertel, D; Leuschner, C. 2007. Altitudinal Change in LAI and Stand Leaf Biomass in Tropical Montane Forests: a Transect Study in Ecuador and a Pan-Tropical Meta-Analysis. *Ecosystems* 10(6): 924-935.
- Návar, J. 2014. Ecuaciones de la cubierta forestal para los bosques secos de México. *Agronomía Colombiana* 32(3): 367-376.
- Ni, W; Sun, G; Guo, Z; Qin, W. 2008. Effect of Forest Structure on Scattering Center Height from Model and SAR Data. *IGARSS 2008 - 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium* no.1: V-421-V-424.
- On definitions of forest and forest change (2000, Roma, Italia). 2000. Ed. FAO. Roma, Italia.
- Otukei, JR; Emanuel, M. 2015. Estimation and mapping of above ground biomass and carbon of Bwindi impenetrable National Park using ALOS PALSAR data Abstract: *South African Journal of Geomatics* 4(1): 1-13.
- Parresol, BR. 1999. Assessing tree and stand biomass: A review with examples and critical comparisons. *Forest Science* 45(4): 573-593.
- Patenaude, G; Milne, R; Dawson, TP. 2005. Synthesis of remote sensing approaches for forest carbon estimation: reporting to the Kyoto Protocol. *Environmental Science and Policy* 8(2): 161-178.
- Phillips, OL; Lewis, SL; Baker, TR; Malhi, Y. 2011. The response of South American tropical forests to recent atmospheric changes. 2011.
- Poorter, L; van der Sande, MT; Thompson, J; Arets, EJMM; Alarcón, A; Álvarez-Sanchez, J; Ascarrunz, N; Balvanera, P; Barajas-Guzmán, G; Boit, A; Bongers, F; Carvalho, FA; Casanoves, F; Cornejo-Tenorio, G; Costa, FRC; de Castilho, C V.; Duivenvoorden, JF; Dutrieux, LP; Enquist, BJ; Fernández-Méndez, F; Finegan, B; Gormley, LHL; Healey, JR; Hoosbeek, MR; Ibarra-Manríquez, G; Junqueira, AB; Levis, C; Licona, JC; Lisboa, LS; Magnusson, WE; Martínez-Ramos, M; Martínez-Yrizar, A; Martorano, LG; Maskell, LC; Mazzei, L; Meave, JA; Mora, F; Muñoz, R; Nytch, C; Pansonato, MP; Parr, TW; Paz, H; Pérez-García, EA; Rentería, LY; Rodríguez-Velazquez, J; Rozendaal, DMA; Ruschel, AR; Sakschewski, B; Salgado-Negret, B; Schiatti, J; Simies, M; Sinclair, FL; Souza, PF; Souza, FC; Stropp, J; ter Steege, H; Swenson, NG; Thonicke, K; Toledo, M; Uriarte, M; van der Hout, P; Walker, P; Zamora, N; Peña-Claros, M. 2015. Diversity enhances carbon storage in tropical forests. *Global Ecology and Biogeography* 24(11): 1314-1328.
- Proisy, C. 2000. Interpretation of Polarimetric Radar Signatures of Mangrove Forests. *Remote Sensing of Environment* 71(1): 56-66.

- Protocolo de Kyoto de la convención marco de las naciones unidas sobre el cambio climático (GE.05-6170, 1998, Kioto , Japón). 1998. Ed. CMNUCC. Kioto, Japón, v.GE.05-6170.
- Pulliainen J, Kurvonen L and Hallikainen M. 1999. Multitemporal behavior of L- and C-band SAR observations of boreal forests IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 37 927–37
- Quiñones, MJ; Hoekman, D. 2004. Exploration of factors limiting biomass estimation by polarimetric radar in tropical forests. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 42(1): 86-104.
- Ranson, KJ; Sun, G. 1994. Mapping biomass of a northern forest using multifrequency SAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 32(2): 388-396.
- Reddy, MA. 2008. Remote Sensing and Geographical Information Systems
- Richards, PW. 1996. The tropical rain forest. An ecological study. Oxford (UK): Cambridge University Press. p. 575.
- 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.
- Rojas García, F; H. J. De Jong, B; Martínez-Zurimendí, P; Paz-Pellat, F. 2015. Database of 478 allometric equations to estimate biomass for Mexican trees and forests. Annals of Forest Science 72(6): 835-864.
- Rutishauser, E; Noor'an, F; Laumonier, Y; Halperin, J; Rufi'ie; Hergoualch, K; Verchot, L. 2013. Generic allometric models including height best estimate forest biomass and carbon stocks in Indonesia. Forest Ecology and Management 307: 219-225.
- Saatchi, S; Marlier, M; Chazdon, RL; Clark, DB; Russell, AE. 2011. Impact of spatial variability of tropical forest structure on radar estimation of aboveground biomass. Remote Sensing of Environment 115(11): 2836-2849.
- Sarker, M. L. R., J. Nichol, B. Ahmad, I. Busu, and A. A. Rahman. 2012. "Potential of Texture Measurements of Two-date Dual Polarization PALSAR Data for the Improvement of Forest Biomass Estimation." ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing 69: 146–166. doi:10.1016/j.isprsjprs.2012.03.002.
- Sandberg, G; Ulander, LMH; Fransson, JES; 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.
- Santoso, AW; Pebrianti, D; Bayuaji, L; Zain, JM. 2015. Performance of various speckle reduction filters on Synthetic Aperture Radar image. Proceedings of the 4th International Conference on Software Engineering and Computer Systems (ICSECS) no.AUGUST: 11-14.
- Segura, M; Kanninen, M. 2005. Allometric Models for Tree Volume and Total Aboveground Biomass in a Tropical Humid Forest in Costa Rica1. Biotropica 37(1): 2-8.
- Simard, M; Grandi, G De; Saatchi, S; Mayaux, P. 2002. Mapping tropical coastal vegetation using JERS-1 and ERS-1 radar data with a decision tree classifier. International Journal of Remote Sensing 23(7): 1461-1474.

- Simard, M; Hensley, S; Lavalley, M; Dubayah, R; Pinto, N; Hofton, M. 2012. An Empirical Assessment of Temporal Decorrelation Using the Uninhabited Aerial Vehicle Synthetic Aperture Radar over Forested Landscapes. *Remote Sensing* 4(12): 975-986.
- Sinha, S; Jeganathan, C; Sharma, LK; Nathawat, MS. 2015. A review of radar remote sensing for biomass estimation. *International Journal of Environmental Science and Technology* 12(5): 1779-1792.
- Small, D. 2011. Flattening gamma: Radiometric terrain correction for SAR imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 49(8): 3081-3093.
- Stefanov, WL; Netzband, M. 2005. Assessment of ASTER land cover and MODIS NDVI data at multiple scales for ecological characterization of an arid urban center. *Remote Sensing of Environment* 99(1-2): 31-43.
- Thapa, RB; 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(JANUARY): 122-133.
- Utilización de SAR para la estimación de bioasa forestal en el Chaco semiárido (2013, Italia). 2013. Ed. Iglesias, M del R. Italia.
- Wang X, Fang J, Tang Z, Zhu B. 2006. Climatic control of primary forest structure and DBH-height allometry in Northeast China. *Forest Ecology and Management*, 234: 264-274.
- Watanabe, M; Shimada, M; Rosenqvist, A; Tadono, T; Matsuoka, M; Romshoo, SA; Ohta, K; Furuta, R; Nakamura, K; Moriyama, T. 2006. Forest Structure Dependency of the Relation Between L-Band σ_0 and Biophysical Parameters. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 44(11): 3154-3165.
- Yepes-Quintero, A; Duque-Montoya, A; Navarrete-Encinales, D; Phillips-Bernal, J; Cabrera-Montenegro, E; Corrales-Osorio, A; Álvarez-Dávila, E; Galindo-García, G; García-Dávila, M; Idárraga, A; Vargas-Galvis, D. 2011. Estimación De Las Reservas Y Pérdidas De Carbono Por Deforestación En Los Bosques Del Departamento De Antioquia, Colombia. *Actualidades Biológicas* 33(95): 16.
- Yepes-Quintero, A; Duque-Montoya, A; Navarrete-Encinales, D; Phillips-Bernal, J; Cabrera-Montenegro, E; Corrales-Osorio, A; Álvarez-Dávila, E; Galindo-García, G; García-Dávila, M; Idárraga, A; Vargas-Galvis, D. 2011. Estimación de las reservas y pérdidas de carbono por deforestación en los bosques del departamento de Antioquia, Colombia. *Actualidades Biológicas* 33(95): 16.
- Zanne AE, Lopez-Gonzalez G, Coomes DA, Ilic J, Jansen S, Lewis SL, Miller RB, Swenson NG, Wiemann MC, Chave J (2009) Data from: Towards a worldwide wood economics spectrum. Dryad Digital Repository. <https://doi.org/10.5061/dryad.234>

11. ANEXOS

11.1 Contactos OEFO

Institución	Contacto	Cargo	Correo electrónico
INISEFOR	Gustavo Hernández	Director del Instituto de Investigaciones y Servicios Forestales de la Universidad Nacional (INISEFOR) y encargado del Observatorio de Ecosistemas Forestales de Costa Rica (OEFO).	Gustavo.Hernández.sanchez@una.cr
CATIE	Bryan Finegan	Ecólogo forestal. Director de la Cátedra Latinoamericana de Ecología en Manejo de Bosques Tropicales y Biodiversidad. Líder del Programa Producción y Conservación en Bosques y coordinador académico de la maestría Manejo y Conservación de Bosques y Biodiversidad del CATIE.	bfinegan@catie.ac.cr
CATIE	Diego Delgado	Es miembro de la Cátedra Latinoamericana de Ecología en Manejo de Bosques Tropicales y Biodiversidad. Encargado del proyecto CLIMIFORAD y coordinador del proyecto de investigación en parcelas permanentes de muestreo a largo plazo.	ddelgado@catie.ac.cr
TEC	Ruperto Quesada	Profesor de la Escuela de Ingeniería Forestal del Tecnológico de Costa Rica. Especialista en Silvicultura de Bosques Tropicales del Centro de Investigación en Innovación Forestal (CIF) del TEC.	rquesada@tec.ac.cr
TEC	Marvin Castillo	Profesor de la Escuela de Ingeniería Forestal del Tecnológico de Costa Rica. Especialista en manejo y certificación forestal del Centro de Investigación en Innovación Forestal (CIF) del TEC.	mcastillo@tec.ac.cr

11.2 Sitios de Estudio

Proyecto	Distrito	Zona de Vida	Manejo Silvicultural	Tamaño UM (m ²)	Años de Medición	PPM	T (°C)	P (mm)	Altitud (m)
Osa Mogos	Piedras Blancas	Bosque muy húmedo tropical	Primario	10000	2007-2010	1	27.5	5022	7
	Sierpe	Bosque Pluvial Premontano transición a Basal				2	27.2	4590	93
	Sierpe	Bosque Pluvial Premontano transición a Basal				3	27.1	4441	93
	Sierpe	Bosque Pluvial Premontano transición a Basal				4	27.5	4810	27
PN Corcovado Primario	Puerto Jiménez	Bosque muy húmedo tropical	Primario	10000	2001-2006-2011-2012	1	27.4	4430	24
PN Corcovado Secundario	Puerto Jiménez	Bosque muy húmedo tropical	Secundario Aprovechado	10000	2006-2011-2012	1	27.4	4453	24
Miramar Negritos	San Isidro	Bosque húmedo tropical	Primario Aprovechado	2500	2010-2013	1	28.3	1828	36
						2	28.3	1828	36
						3	28.4	1805	36
						4	28.3	0	36
						5	28.3	1834	36
						6	28.3	1834	36

						7	28.3	1834	36
Proyecto Darwin	Cutris	Bosque muy húmedo tropical	Primario no Intervenido	10000	2005	1	26.4	3705	124
	Cureña		Primario Aprovechado		2005	2	26.6	3972	52
	Cureña		Primario no Intervenido		2004	3	26.7	3717	53
	Cureña		Primario no Intervenido		2004	4	26.6	3849	51
	Cureña		Primario Aprovechado		2005	5	26.6	0	51
	Pital		Primario Aprovechado		2005	6	26.8	3543	33
	Pital		Primario no Intervenido		2005	7	26.7	3691	25
	Pital		Primario no Intervenido		2004	8	26.7	3540	87
	Cureña		Primario Aprovechado		2005	9	26.6	3811	50
	Cureña		Primario Aprovechado		2005	10	26.6	3826	61
	Pital		Primario no Intervenido		2004	11	26.7	3534	54
	Pital		Primario Aprovechado		2006	12	26.6	3693	65
	Gradiente Caribe Norte		Rita		Bosque muy húmedo tropical	Primario No Intervenido	10000	2013	1
Colorado		Bosque muy húmedo tropical	2004-2011	2	27.1			3947	27
Guápiles		Bosque Pluvial Premontano	2004-2010	3	22.8			3064	902
Jiménez		Bosque Pluvial Premontano	2004-2011	4	23.9			3539	738
Guácimo		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal	2004-2012	5	27.1			0	56

Baja Talamanca- Fila Carbón	Cahuita	Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal	Secundario Aprovechado	2500	2008	1	26.1	2533	300
		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal			2008-2010	2	27.4	2437	129
		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal			2008-2010	3	27.0	2442	95
		Bosque húmedo tropical			2008	4	27.5	2353	83
		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal			2010	5	25.7	2718	247
		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal			2008-2010	6	27.0	2485	89
		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal			2008	7	27.0	2442	95
		Bosque muy húmedo tropical premontano transición a Basal			2010	8	26.6	2594	172
		Efecto Borde			La Virgen	Bosque muy húmedo tropical	Primario Fragmentado	2000	2005-2009
La Virgen	2		26.8	4032	130				
La Virgen	3		26.8	4032	133				
La Virgen	4		26.8	4032	130				
La Virgen	5		26.8	4032	130				

	La Virgen					6	27.0	3952	91
	La Virgen					7	26.8	3940	99
	La Virgen					8	26.8	3940	99
	La Virgen					9	27.0	3952	91
	La Virgen					10	27.0	3952	91
	La Virgen					11	27.0	3952	91
	La Virgen					12	27.0	3952	91
	La Virgen					13	27.0	3952	91
	La Virgen					14	27.0	3952	91
	La Virgen					15	26.8	3801	70
	La Virgen					16	26.8	3801	107
	La Virgen					17	26.8	3802	114
	La Virgen					18	26.8	3802	114
	La Virgen					19	26.8	3802	114
	La Virgen					20	26.8	3802	114
	La Virgen					21	26.8	3802	114
	La Virgen					22	26.8	3801	144
	La Virgen					23	26.8	3802	114
	Puerto Viejo					24	27.0	3772	48
	Puerto Viejo					25	26.9	3848	49
	Puerto Viejo					26	26.9	3870	39
	Puerto Viejo					27	26.9	3870	49

	Puerto Viejo					28	26.9	3870	39
	Puerto Viejo					29	26.9	3870	39
	Puerto Viejo					30	26.9	3848	49
	Puerto Viejo					31	26.9	3848	49
	Puerto Viejo					32	26.9	3848	49
	La Virgen				2005-2008	33	26.8	4037	102
	La Virgen				2005-2008	34	26.8	4037	102
	La Virgen				2005-2009	35	26.8	4037	102
	La Virgen				2005-2008	36	26.8	4037	102
EE. Horizontes	Nacascolo	Bosque seco tropical	Secundario No Intervenido	3600	2011-2013	1	26.7	1747	167
					2011-2013	2	26.7	1747	167
					2011-2013	3	26.7	1717	154
					2011-2013	4	27.0	1711	110
					2011-2013	5	27.0	1711	110
					2013	6	26.8	1729	137
					2011-2013	7	26.8	1729	137
					2011-2013	8	26.7	1717	154
					2011-2013	9	26.7	1717	154
Tirimbina Primario	La Virgen	Bosque muy húmedo tropical	Primario Aprovechado	10000	2008-2011	1	26.5	4009	184
						2	26.5	4009	184
						3	26.5	4009	184
						4	26.5	4009	184

						5	26.5	4009	184
						6	26.5	4009	184
						7	26.5	4009	184
						8	26.5	4009	184
						9	26.5	4009	184
Tirimina Secundario	La Virgen	Bosque muy húmedo tropical	Secundario Aprovechado	10000	2006-2010	1	26.5	3960	183
					2006-2011	2	26.6	3974	193
						3	26.5	4078	207
						4	26.4	4113	205
Osa Rincón	Puerto Jiménez	Bosque muy húmedo tropical	Primario No Intervenido	10000	2007-2011	1	27.3	4306	213
						2	27.3	4306	213
						3	27.27	0	213
						4	27.3	4306	213
PN Guanacaste	Santa Elena	Bosque húmedo premontano transición a Basal	Secundario No Intervenido	10000	2008	1	26.16	0	251
	La Cruz	Bosque húmedo premontano transición a Basal				2	26	1866	281
Corinto	Guápiles	Bosque muy húmedo tropical	Primario Aprovechado	10000	2006-2010	1	26.2	4057	301
		Bosque muy húmedo tropical transición a premontano				2	25.9	0	379
		Bosque muy húmedo tropical transición a premontano				3	26.2	4057	379

		Bosque muy húmedo tropical transición a premontano				4	26.15	0	379
		Bosque muy húmedo tropical				5	26.2	4057	379
		Bosque muy húmedo tropical transición a premontano				6	26.2	4057	379
		Bosque muy húmedo tropical transición a premontano				7	26.2	4057	379
		Bosque muy húmedo tropical				8	26.2	4057	379
		Bosque muy húmedo tropical				9	26.19	0	301
		Bosque muy húmedo tropical			2010	10	25.8	4122	310
		Bosque muy húmedo tropical			2010	11	25.8	4122	301
		Bosque muy húmedo tropical			2010	12	26.2	4057	301
PN La Cangreja	Chires	Bosque muy húmedo tropical	Primario No Intervenido	10000	2004-2011	1	26.1	3166	390
						2	26.02	0	449
			Secundario No Intervenido		2004	3	26.42	0	312
Gradiente Caribe Villa Mills	Pejibaye	Bosque muy húmedo premontano	Primario No Intervenido	2500	2012	1	22.14	0	1048
	Pejibaye	Bosque muy húmedo premontano			2012	2	22.5	0	1048
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	3	24.7	3663	438

	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	4	24.7	3663	397
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	5	25.4	3777	562
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	6	24.3	3507	562
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	7	25.4	3777	397
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	8	24.52	3561	562
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	9	25.4	3777	397
	Chirripó	Bosque muy húmedo premontano			2012	10	24.3	3507	466
	Batán	Bosque muy húmedo premontano			2012	11	24.9	3747	452
	Orosi	Bosque pluvial premontano			2010	12	19.7	3686	1354
	Orosi	Bosque pluvial premontano			2010	13	19.7	3686	1354
	Orosi	Bosque pluvial premontano			2010	14	20.1	4129	1338
	Orosi	Bosque pluvial premontano			2010	15	18.2	4146	1586
	Orosi	Bosque pluvial montano bajo			2012	16	18.2	4146	1628
	Aguacaliente o San Frco.	Bosque pluvial montano bajo			2012	17	14.9	3493	2142

	Aguacaliente o San Frco.	Bosque pluvial montano bajo			2012	18	13.74	2862	2325
	Aguacaliente o San Frco.	Bosque pluvial montano bajo			2012	19	13.5	2658	2325
	San Isidro	Bosque pluvial montano			2012	20	11.8	2349	2732
	Batán	Bosque muy húmedo premontano			2012	21	25.4	3828	452
	Pejibaye	Bosque pluvial premontano			2012	22	20.6	3450	1169
	Pejibaye	Bosque pluvial premontano			2012	23	21	2874	1119
	San Isidro	Bosque pluvial montano			2012	24	10.5	2501	2879
	San Isidro	Bosque pluvial montano			2012	25	10.5	2501	2956
	Orosi	Bosque pluvial montano			2012	26	12.2	2606	2833
	Orosi	Bosque pluvial montano			2012	27	11.7	2338	2833
	Orosi	Bosque pluvial montano			2012	28	11.76	0	2718
	Orosi	Bosque pluvial montano			2012	29	11.7	2338	2718
	Orosi	Bosque pluvial montano			2012	30	11.9	2410	2782
	Orosi	Bosque pluvial montano			2012	31	11.8	2401	2782
Monteverde	Angeles	Bosque pluvial premontano	Primario No Intervenido	10000	2008	1	22.5	3239	987
	Monteverde	Bosque pluvial montano bajo			2009	2	19.74	2835	1364
	Peñas Blancas	Bosque pluvial montano bajo			2009	3	18.7	3083	1633

	Angeles	Bosque pluvial premontano			2008	4	22.7	3391	875
	Monteverde	Bosque muy húmedo montano bajo			2009	5	19.3	2918	1401
	Peñas Blancas	Bosque pluvial montano bajo			2010	6	18.69	2994	1690

11.3 Variables contenidas en la base de datos

Variable	Descripción
ID_UNICO	identificador único de árbol
familia	Familia taxonómica
coespec	nombre completo especie y genero taxonómico
genero	genero taxonómico
especie	especie taxonómica
ERROR	Identificador de error en árbol o parcela.
DAP	diámetro a altura de pecho en milímetros
DAPcm	diámetro a altura de pecho en centímetros
gm2	área basal por árbol
adap	altura a la que fue medido el diámetro del árbol cuando no se midió a 1.30cm del suelo.
cond	condición de árbol (vivo o muerto)
expcopa	exposición de copa
densidad_m	densidad de la madera (Chave et al. 2014)
id_unimed	"id unidad" concatenado con "ano"
id_unidad	identificador único para cada parcela
ano	año de medición
nam_par	nombre único para cada parcela
nam_exp	nombre único para cada experimento
subparc	numero consecutivo de subparcela dentro de cada parcela
nsarb	numero consecutivo de árbol dentro de cada parcela o subparcela depende el proyecto
nseje	numero de eje dentro de un mismo árbol (nsarb)
institucio	Institución encargada del experimento (proyecto de investigación)
tratamient	tratamiento silvicultural aplicado a la parcela
area	área de la parcela
Altitud	Altura sobre el nivel del mar (Imbach 2009)
Tmean	Temperatura media (Hijmans et al 2005)
Pmean	Precipitación media (Hijmans et al 2005)
e_mean	Variable ambiental (Chave et al 2014)
ZonaVida	Régimen de Humedad Holdridge (Atlas 2014)
ZonaVida_c	Zona de Vida de Holdridge (Atlas 2014)
IDUFITO	Identificador único de la unidad fitogeográfica (LMA 2014)
SUBUFITO	Identificador único de la subunidad fitogeográfica (LMA 2014)
DESCRIPUFI	Descripción de la unidad fitogeográfica (LMA 2014)
NOMSUBUFIT	Identificador único de la unidad fitogeográfica (LMA 2014)

11.4 Imágenes ALOS PALSAR utilizadas por año de mosaico

2007	2008	2009	2010
AP_08608_FBD_F0180_RT1_HV	AP_13903_FBD_F0180_RT1_HV	AP_13903_FBD_F0180_RT1_HV	AP_24639_FBD_F0180_RT1_HV
AP_08608_FBD_F0190_RT1_HV	AP_13903_FBD_F0190_RT1_HV	AP_13903_FBD_F0190_RT1_HV	AP_24639_FBD_F0190_RT1_HV
AP_08783_FBD_F0180_RT1_HV	AP_13976_FBD_F0180_RT1_HV	AP_13976_FBD_F0180_RT1_HV	AP_24712_FBD_F0180_RT1_HV
AP_08783_FBD_F0190_RT1_HV	AP_13976_FBD_F0190_RT1_HV	AP_13976_FBD_F0190_RT1_HV	AP_24712_FBD_F0190_RT1_HV
AP_08783_FBD_F0200_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0150_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0150_RT1_HV	AP_24887_FBD_F0150_RT1_HV
AP_08856_FBD_F0200_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0160_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0160_RT1_HV	AP_24887_FBD_F0160_RT1_HV
AP_09031_FBD_F0170_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0170_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0170_RT1_HV	AP_24887_FBD_F0170_RT1_HV
AP_09031_FBD_F0180_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0180_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0180_RT1_HV	AP_24887_FBD_F0180_RT1_HV
AP_09031_FBD_F0190_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0190_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0190_RT1_HV	AP_24887_FBD_F0190_RT1_HV
AP_09031_FBD_F0200_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0200_RT1_HV	AP_14151_FBD_F0200_RT1_HV	AP_24887_FBD_F0200_RT1_HV
AP_09206_FBD_F0180_RT1_HV	AP_14224_FBD_F0200_RT1_HV	AP_14224_FBD_F0200_RT1_HV	AP_24960_FBD_F0200_RT1_HV
AP_09206_FBD_F0190_RT1_HV	AP_14472_FBD_F0190_RT1_HV	AP_14472_FBD_F0190_RT1_HV	AP_25135_FBD_F0170_RT1_HV
			AP_25135_FBD_F0180_RT1_HV
			AP_25135_FBD_F0190_RT1_HV
			AP_25135_FBD_F0200_RT1_HV
			AP_25208_FBD_F0190_RT1_HV

11.5 ANOVA- Biomasa por regímenes de humedad con diferentes modelos alométricos

BH sencillo

9.1.1.1

ZVIDA = BOSQUE HUMEDO

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.000_BIOM_REML<-glm(BIOM~1+MODELOS
,method="REML"
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.dataBOSQUE.HUMEDO)
```

Resultados para el modelo: mlm.modelo.000_BIOM_REML

Variable dependiente: BIOM

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2	0
153	1632.47	1662.17	-806.24	59.82	0.34	

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	3376.98	<0.0001
MODELOS	8	9.29	<0.0001

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	3376.98	<0.0001
MODELOS	8	9.29	<0.0001

BIOM - Medias ajustadas y errores estándares para MODELOS

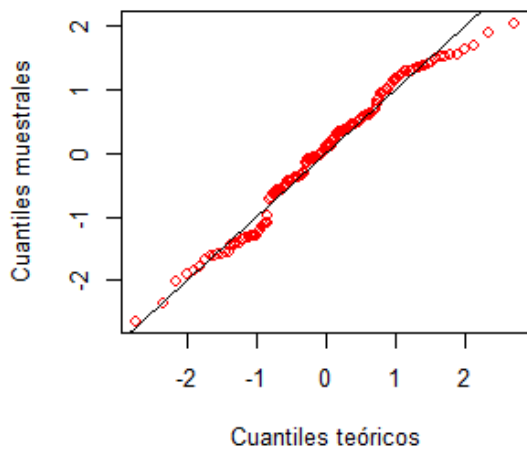
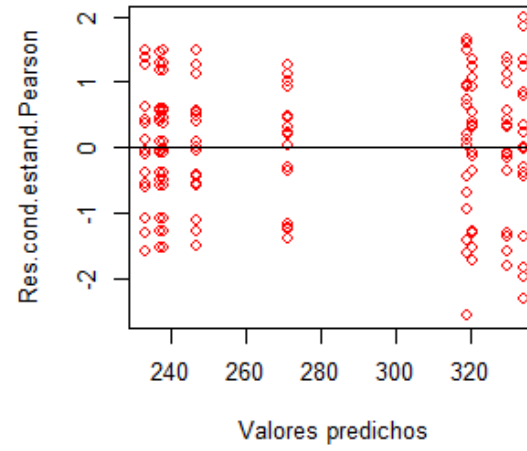
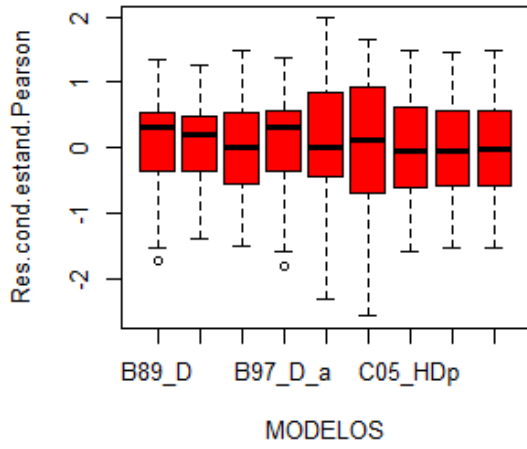
LSD Fisher (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

MODELOS	Medias	E.E.	
B97_D_b	334.26	14.51	A
B97_D_a	329.76	14.51	A
B89_D	320.53	14.51	A
C05_D	319.31	14.51	A
B89_HD	271.36	14.51	B
B89_HDp	246.64	14.51	B
C14HDp	237.86	14.51	B
C14DpE	236.89	14.51	B
C05_HDp	232.86	14.51	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)

Exploración de Modelos



BMH sencillo:

C:\Users\Marilyn\OneDrive - CATIE\MAESTRIA\TESIS\BASES DE DATOS\MODELOS_BIOM_0606.IDB2 : 7/6/2017 - 12:06:50 a. m. - [Versión : 25/5/2017] - [R 3.4.0]

Modelos lineales generales y mixtos

ZVIDA = BOSQUE MUY HUMEDO

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.001_BIOM_REML<-glm(BIOM~1+MODELOS
,method="REML"
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.dataBOSQUE.MUY.HUMEDO)
```

Resultados para el modelo: mlm.modelo.001_BIOM_REML

Variable dependiente: BIOM

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2	O
1456	15569.33	15616.83	-7775.67	51.25	0.32	

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	26512.79	<0.0001
MODELOS	7	99.28	<0.0001

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	26512.79	<0.0001
MODELOS	7	99.28	<0.0001

BIOM - Medias ajustadas y errores estándares para MODELOS

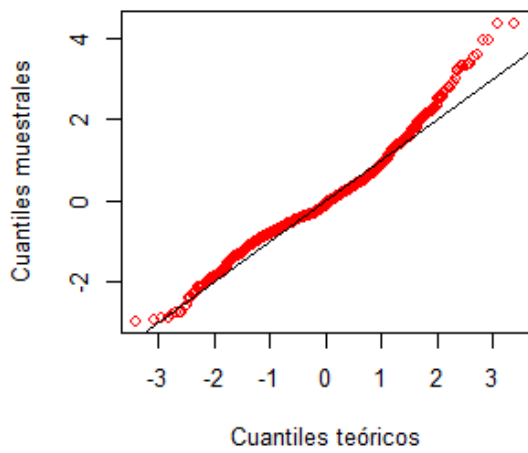
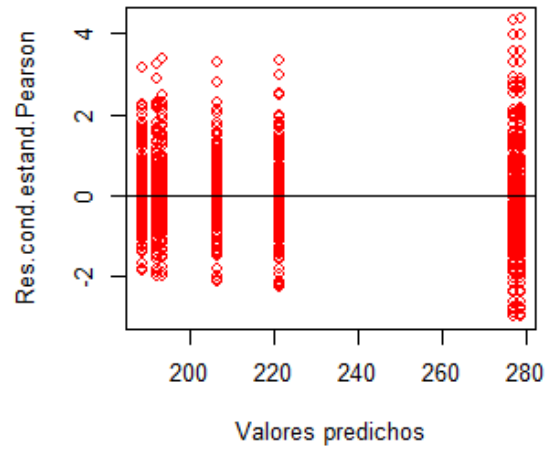
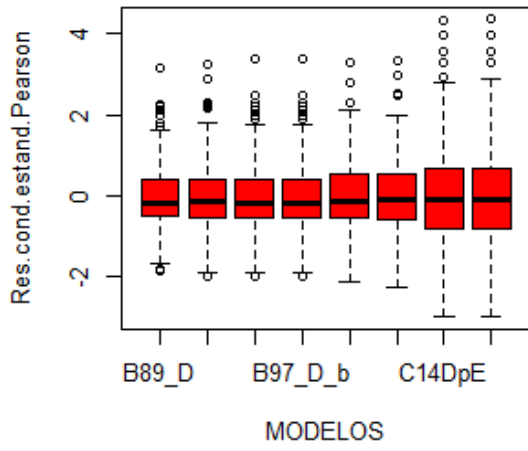
LSD Fisher (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

MODELOS	Medias	E.E.	
C14HDp	278.46	3.80	A
C14DpE	276.73	3.80	A
C05_HDp	221.03	3.80	B
C05_D	206.35	3.80	C
B97_D_b	193.31	3.80	D
B97_D_a	193.31	3.80	D
B89_HD	191.91	3.80	D
B89_D	188.31	3.80	D

Medias con una letra común no son sig

Exploración de modelo:



BS- var ident modelos:

C:\Users\Marilyn\OneDrive - CATIE\MAESTRIA\TESIS\BASES DE
DATOS\MODELOS_BIOM_0606.IDB2 : 7/6/2017 - 12:07:54 a. m. - [Versión :
25/5/2017] - [R 3.4.0]

Modelos lineales generales y mixtos

ZVIDA = BOSQUE SECO

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.002_BIOM_REML<-glm(BIOM~1+MODELOS  
,weights=varComb(varIdent(form=~1|MODELOS))  
,method="REML"  
,na.action=na.omit  
,data=mlm.modeloR.dataBOSQUE.SECO)
```

Resultados para el modelo: mlm.modelo.002_BIOM_REML

Variable dependiente: BIOM

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2	O
119	1051.95	1090.01	-511.98	20.98	0.53	

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	2070.57	<0.0001
MODELOS	6	47.01	<0.0001

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	2534.19	<0.0001
MODELOS	6	47.01	<0.0001

Estructura de varianzas

Modelo de varianzas: varIdent

Formula: ~ 1 | MODELOS

Parámetros de la función de varianza

Parámetro	Estim
B89_D	1.00
B97_Ab	0.45
B97_D_a	0.97
B97_D_b	0.97
C05_D	0.87
C14DpE	1.77
C14HDp	1.77

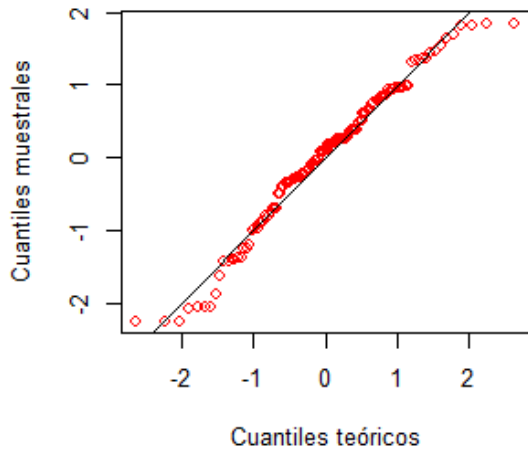
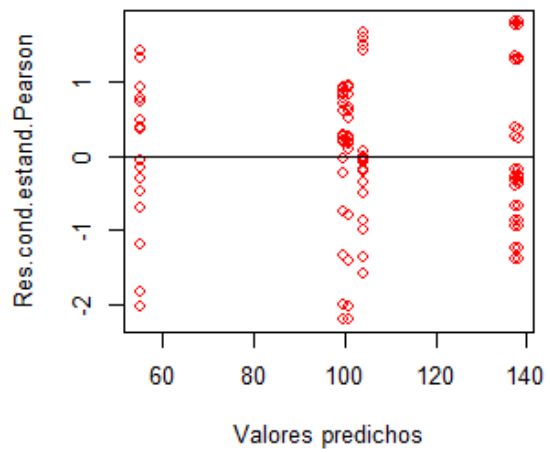
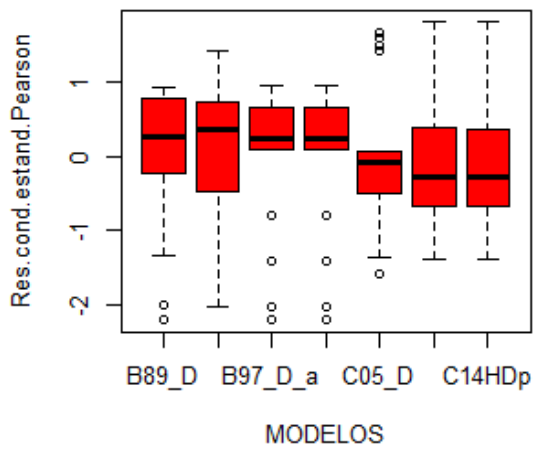
BIOM - Medias ajustadas y errores estándares para MODELOS

LSD Fisher (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

MODELOS	Medias	E.E.	
C14HDp	138.12	9.02	A
C14DpE	137.38	9.00	A
C05_D	104.02	4.40	B
B97_D_a	100.89	4.93	B
B97_D_b	100.89	4.93	B
B89_D	99.82	5.09	B
B97_Ab	54.85	2.30	C

Medias con una letra común no son significativam



BP var exp

C:\Users\Marilyn\OneDrive - CATIE\MAESTRIA\TESIS\BASES DE DATOS\MODELOS_BIOM_0606.IDB2 : 7/6/2017 - 6:18:49 p. m. - [Versión : 25/5/2017] - [R 3.4.0]

Modelos lineales generales y mixtos

ZVIDA = BOSQUE PLUVIAL

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.001_BIOM_REML<-glm(BIOM~1+MODELOS
,weights=varComb(varExp(form=~fitted(.)))
,method="REML"
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.dataBOSQUE.PLUVIAL)
```

Resultados para el modelo: mlm.modelo.001_BIOM_REML

Variable dependiente: BIOM

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma R2	0
280	3418.96	3455.01	-1699.48	22.83	0.22

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	1339.47	<0.0001
MODELOS	7	7.38	<0.0001

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	1820.05	<0.0001
MODELOS	7	7.38	<0.0001

Estructura de varianzas

Modelo de varianzas: varExp
Formula: ~ fitted(.)

Parámetros de la función de varianza

Parámetro	Estim
expon	0.01

BIOM - Medias ajustadas y errores estándares para MODELOS

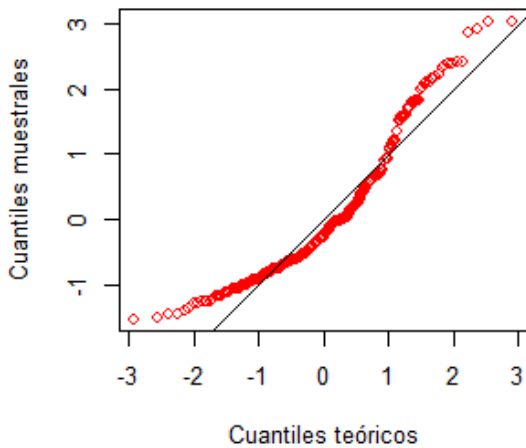
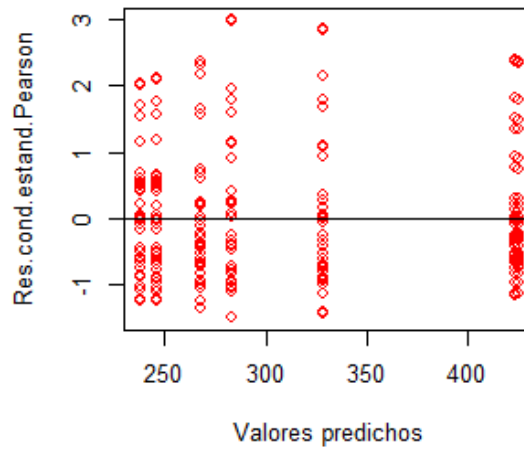
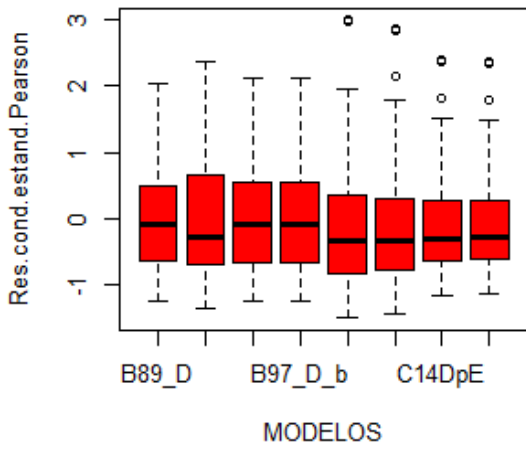
LSD Fisher (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

MODELOS	Medias	E.E.
---------	--------	------

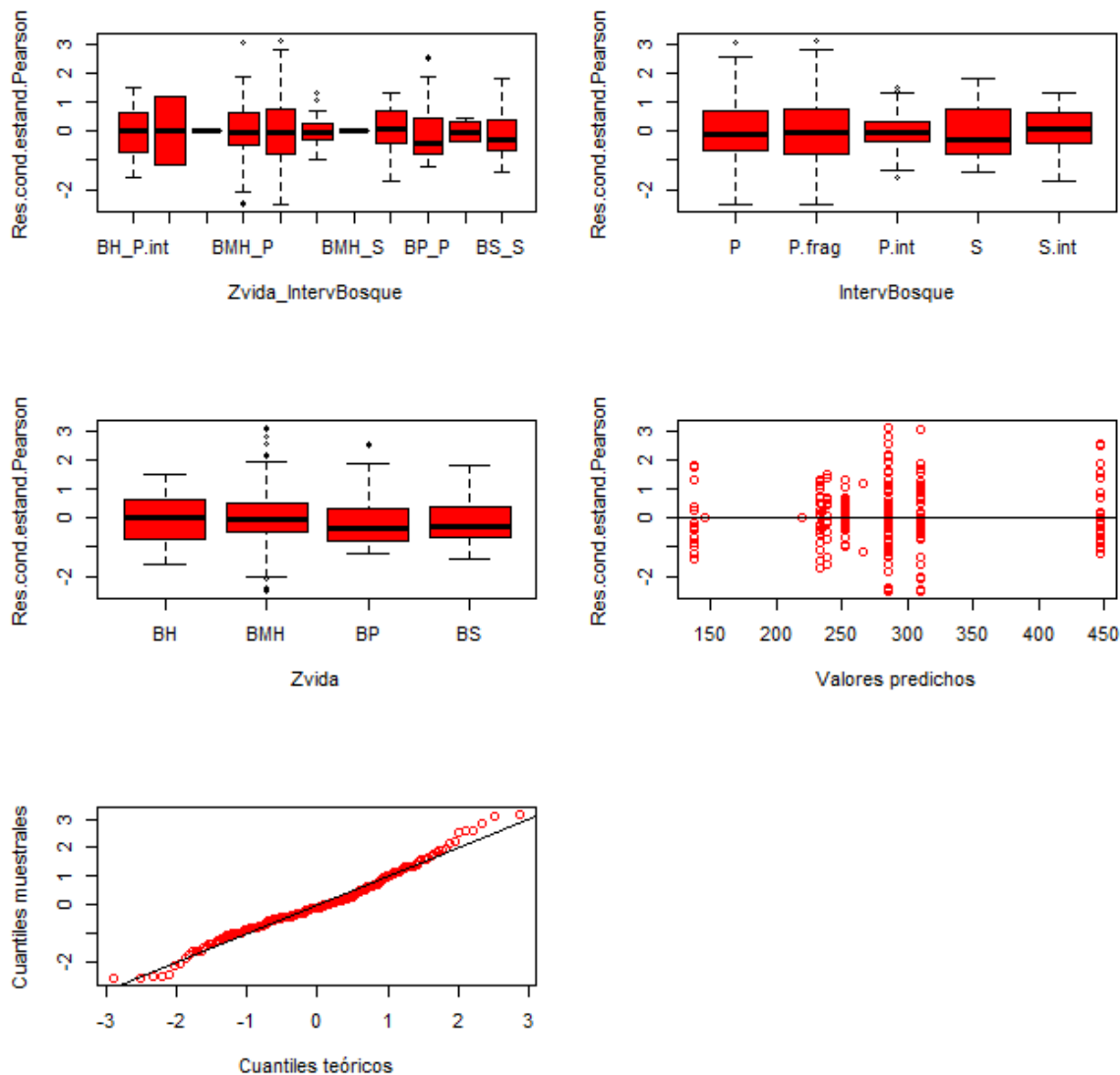
C14HDp	424.67	37.72	A			
C14DpE	422.66	37.31	A			
C05_HDp	328.46	22.50	B			
C05_D	283.03	17.63	B	C		
B89_HD	267.76	16.25		C	D	
B97_D_a	246.45	14.49		C	D	
B97_D_b	246.45	14.49		C	D	
B89_D	237.57	13.82				D

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)



11.6 ANOVA-Biomasa entre niveles de intervención silvicultural por régimen de humedad

Ecuación Chave *et al.* 2014 DpE.



MODELOS = C14DpE

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.004_BIOM_REML<-lme(BIOM~1+Zvida_IntervBosque
,random=list(Zvida=pdIdent(~1))
,weights=varComb(varIdent(form=~1|Zvida))
,method="REML"
,control=lmeControl(niterEM=150
,msMaxIter=200)
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.dataC14DpE
```

,keep.data=FALSE)

Resultados para el modelo: mlm.modelo.004_BIOM_REML

Variable dependiente: BIOM

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2 0	R2 1
251	2776.99	2832.68	-1372.50	49.48	0.40	0.40

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	denDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	237	252.64	<0.0001
Zvida IntervBosque	10	237	9.67	<0.0001

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	denDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	237	510.33	<0.0001
Zvida IntervBosque	10	237	9.67	<0.0001

Parámetros de los efectos aleatorios

Modelo de covarianzas de los efectos aleatorios: pdIdent
Formula: ~1|Zvida

Desvíos estándares y correlaciones

(const)	
(const)	16.66

Estructura de varianzas

Modelo de varianzas: varIdent
Formula: ~ 1 | Zvida

Parámetros de la función de varianza

Parámetro	Estim
BH	1.00
BMH	1.26
BP	4.05
BS	0.75

BIOM - Medias ajustadas y errores estándares para Zvida_IntervBosque

DGC (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

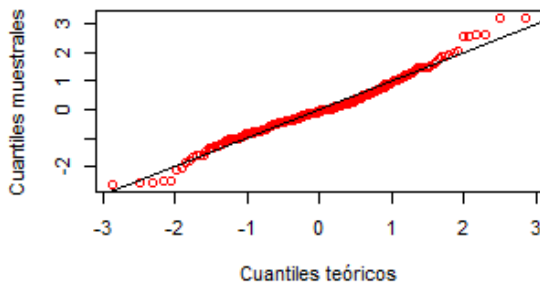
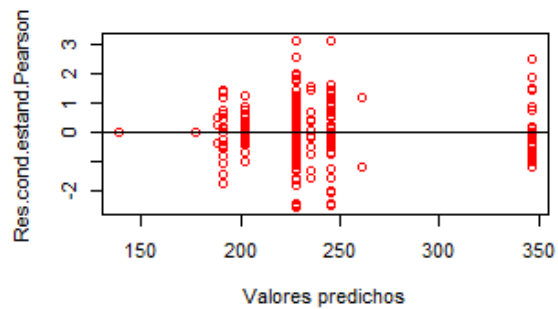
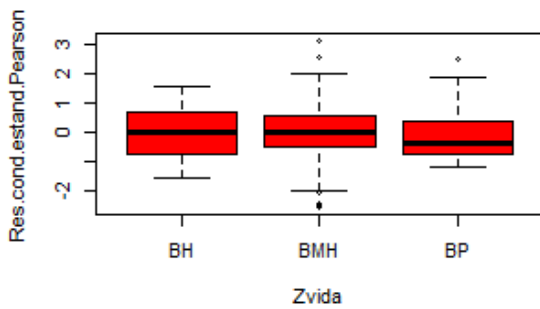
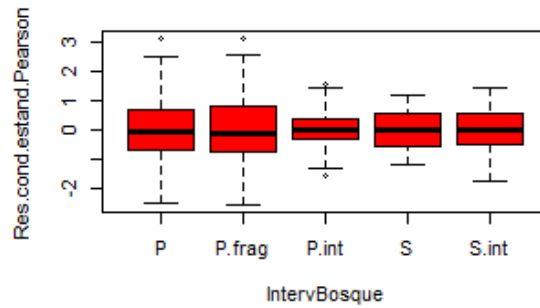
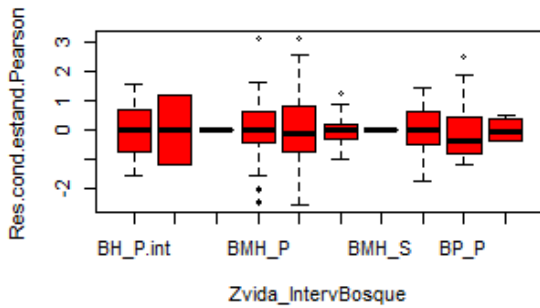
Estimaciones para la siguiente combinación de valores de las covariables
Covariable Valor

Media

Zvida	IntervBosque	Medias	E.E.			
BP_P		446.89	39.65	A		
BMH_P		309.58	19.18		B	
BMH_P.frag		285.80	18.21			C
BH_S		265.63	38.75			C
BMH_P.int		252.92	19.13			C
BH_P.int		239.35	21.27			C
BP_P.int		234.87	101.53			C
BMH_S.int		233.03	21.32			C
BMH_S		220.01	64.59			C
BH_S.int		144.98	52.21			D
BS S		137.38	18.93			D

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)

Ecuación Chave et al. 2005 HDp



Modelos lineales generales y mixtos

MODELOS = C05_HDp

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.003_BIOM_REML<-lme(BIOM~1+Zvida_IntervBosque
,random=list(Zvida=pdIdent(~1))
,weights=varComb(varIdent(form=~1|Zvida))
,method="REML"
,control=lmeControl(niterEM=150
,msMaxIter=200)
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.dataC05_HDp
,keep.data=FALSE)
```

Resultados para el modelo: mlm.modelo.003_BIOM_REML

Variable dependiente: BIOM

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2_0	R2_1
234	2487.63	2535.39	-1229.81	51.31	0.31	0.31

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales mlm.modelo.003_BIOM_REML

	numDF	denDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	222	129.68	<0.0001
Zvida IntervBosque	9	222	5.47	<0.0001

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	denDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	222	448.71	<0.0001
Zvida IntervBosque	9	222	5.47	<0.0001

Parámetros de los efectos aleatorios

Modelo de covarianzas de los efectos aleatorios: pdIdent
Formula: ~1|Zvida

Desvíos estándares y correlaciones

(const)	
(const)	15.49

Estructura de varianzas

Modelo de varianzas: varIdent

Formula: ~ 1 | Zvida

Parámetros de la función de varianza

Parámetro	Estim
BH	1.00
BMH	0.91
BP	2.83

BIOM - Medias ajustadas y errores estándares para Zvida_IntervBosque

DGC (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

Estimaciones para la siguiente combinación de valores de las covariables

Covariable Valor
Media

Zvida IntervBosque	Medias	E.E.	
BP_P	346.53	30.29	A
BH_S	260.92	39.45	B
BMH_P	245.43	17.06	B
BH_P.int	235.59	20.69	B
BMH_P.frag	227.75	16.45	B
BMH_P.int	202.39	17.03	B
BMH_S.int	190.63	18.44	B
BP_P.int	188.41	74.11	B
BMH_S	177.35	49.39	B
BH_S.int	138.53	53.59	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)

11.7 ANOVA Retrodispersión por intervención de bosque

C:\Users\Marilyn\OneDrive - CATIE\MAESTRIA\TESIS\BASES DE DATOS\RESULTADO 2.
FINAL\BIOM_0929.IDB2 : 29/9/2017 - 3:03:03 p. m. - [Versión : 25/5/2017] - [R 3.4.0]

Modelos lineales generales y mixtos

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.026_ELA_3_REML<-gls(ELA_3~1+Nombre.INTERVENCION
,method="REML"
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.data26)
```

Resultados para el modelo: mlm.modelo.026_ELA_3_REML

Variable dependiente: ELA_3

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2_0
237	769.61	790.29	-378.81	1.19	0.03

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	18381.14	<0.0001
Nombre.INTERVENCION	4	1.57	0.1841

Efectos fijos

	Value	Std.Error	t-value	p-value
(Intercept)	-82.42	0.15	-82.42	<0.0001
Nombre.INTERVENCIONPrimari..	1.41	0.21	1.41	0.1592
Nombre.INTERVENCIONPrimari..	2.02	0.21	2.02	0.0443
Nombre.INTERVENCIONSecunda..	1.32	0.31	1.32	0.1874
Nombre.INTERVENCIONSecunda..	-0.29	0.29	-0.29	0.7734

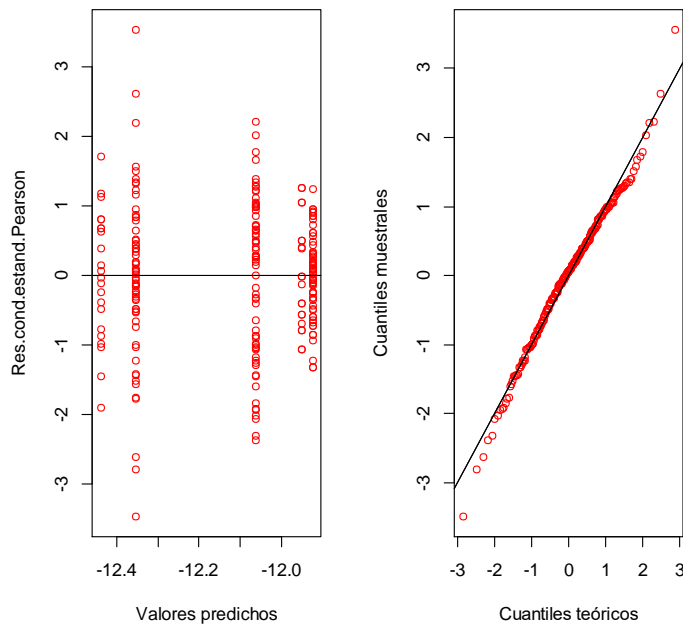
ELA_3 - Medias ajustadas y errores estándares para Nombre.INTERVENCION

DGC (Alfa=0.05)

Procedimiento de corrección de p-valores: No

Nombre.INTERVENCION	Medias	E.E.	
Primario intervenido	-11.92	0.15	A
Secundario	-11.95	0.27	A
Primario fragmentado	-12.06	0.14	A
Primario	-12.35	0.15	B
Secundario intervenido	-12.44	0.25	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)



11.8 ANOVA Retrodispersión por intervención y regímenes de humedad

C:\Users\Marilyn\OneDrive - CATIE\MAESTRIA\TESIS\BASES DE DATOS\RESULTADO
 2. FINAL\BIOM_0929.IDB2 : 5/10/2017 - 3:03:47 p. m. - [Versión : 25/5/2017]
 - [R 3.4.0]

Modelos lineales generales y mixtos

Especificación del modelo en R

```
mlm.modelo.005_ELA_3_ML<-gls(ELA_3~1+ZV_INT
,method="ML"
,na.action=na.omit
,data=mlm.modeloR.data05)
```

Resultados para el modelo: `mlm.modelo.005_ELA_3_ML`

Variable dependiente: `ELA_3`

Medidas de ajuste del modelo

N	AIC	BIC	logLik	Sigma	R2	0
223	692.35	733.23	-334.17	1.08	0.10	

AIC y BIC menores implica mejor

Pruebas de hipótesis marginales (SC tipo III)

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	4921.04	<0.0001
ZV INT	10	2.36	0.0115

Pruebas de hipótesis secuenciales

	numDF	F-value	p-value
(Intercept)	1	26735.14	<0.0001
ZV INT	10	2.36	0.0115

Efectos fijos

	Value	Std.Error	t-value	p-value
(Intercept)	-12.32	0.30	-41.51	<0.0001
ZV_INTH_S	0.54	0.84	0.64	0.5238
ZV_INTH_SI	-1.29	1.15	-1.12	0.2627
ZV_INTMH_P	0.14	0.35	0.39	0.6978
ZV_INTMH_PF	0.23	0.33	0.70	0.4832
ZV_INTMH_PI	0.54	0.34	1.60	0.1116
ZV_INTMH_S	-0.46	1.15	-0.40	0.6898
ZV_INTMH_SI	-0.06	0.38	-0.16	0.8711
ZV_INTP_P	-0.87	0.41	-2.15	0.0326
ZV_INTP_PI	0.17	0.63	0.27	0.7911
ZV_INTS_S	0.40	0.40	1.00	0.3196

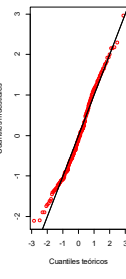
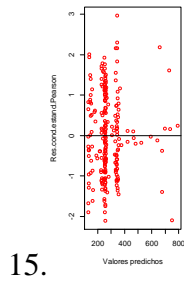
ELA_3 - Medias ajustadas y errores estándares para ZV_INT

DGC (Alfa=0.05)

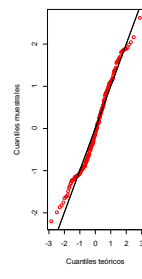
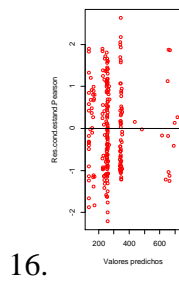
Procedimiento de corrección de p-valores: No

ZV INT	Medias	E.E.	
MH_PI	-11.78	0.17	A
H_S	-11.78	0.79	A
S_S	-11.92	0.27	A
MH_PF	-12.09	0.13	A
P_PI	-12.15	0.56	A
MH_P	-12.18	0.19	A
H_PI	-12.32	0.30	A
MH_SI	-12.38	0.24	A
MH_S	-12.78	1.11	B
P_P	-13.19	0.28	B
H_SI	-13.61	1.11	B

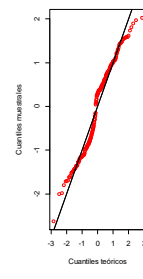
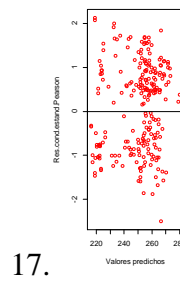
Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0.05$)



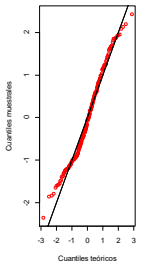
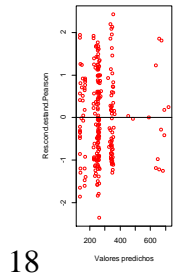
15.



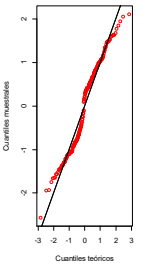
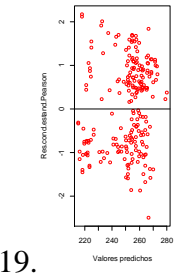
16.



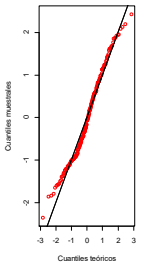
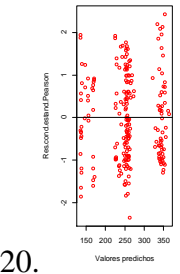
17.



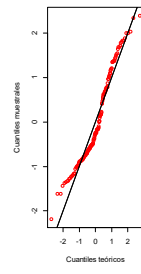
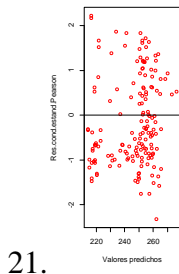
18



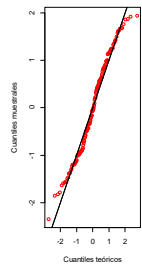
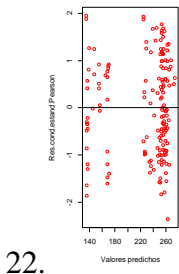
19.



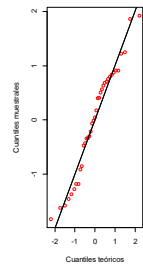
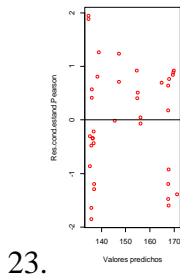
20.



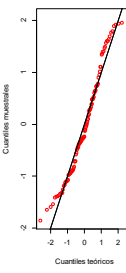
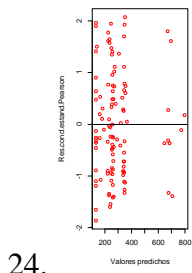
21.



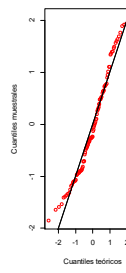
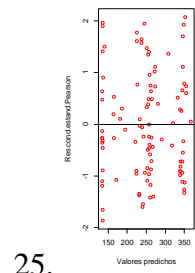
22.



23.



24.



25.

11.10 Valores de Significancia de los modelos seleccionados en cada estrategia de modelación de la relación biomasa y radar

Estrategia	Modelo	Sigma	R2_0	Componentes	Numdf	F-value	P-value
1	8	25.31	0.01	(Intercept)	1	1.15	0.2841
				LSA_5	1	0.09	0.7671
				Pmean	1	0.33	0.5686
				LSA_5:Pmean	1	0.01	0.9113
2	16	25.16	0.84	(Intercept)	1	2.31	0.1296
				CatAGB	3	0.55	0.6484
				LSA_5	1	0.73	0.3942
				Pmean	1	1.05	0.3057
				CatAGB:LSA_5	3	0.28	0.8377
				CatAGB:Pmean	3	0.41	0.7467
				LSA_5:Pmean	1	0.89	0.3473
				CatAGB:LSA_5:Pmean	3	0.31	0.8159
3	18	24.97	0.84	(Intercept)	1	2.16	0.1426
				CatAGB	3	0.97	0.4057
				ELA_3	1	0.84	0.3598
				Pmean	1	1.05	0.3071
				CatAGB:ELA_3	3	0.52	0.6672
				CatAGB:Pmean	3	0.72	0.5389
				ELA_3:Pmean	1	0.89	0.3476
				CatAGB:ELA_3:Pmean	3	0.6	0.6127
4	19	24.97	0.83	(Intercept)	1	3.32	0.0698
				CatAGB	2	0.96	0.3864
				ELA_3	1	0.76	0.3839
				Pmean	1	0.68	0.411
				CatAGB:ELA_3	2	0.51	0.6005
				CatAGB:Pmean	2	0.68	0.5058

Estrategia	Modelo	Sigma	R2_0	Componentes	Numdf	F-value	P-value
				ELA_3:Pmean	1	0.95	0.3303
				CatAGB:ELA_3:Pmean	2	0.6	0.5511
5	22	24.97	0.75	(Intercept)	1	1.52	0.2197
				CatAGB	1	0.25	0.6185
				ELA_3	1	0.04	0.8518
				Pmean	1	0.22	0.6384
				CatAGB:ELA_3	1	0.01	0.9249
				CatAGB:Pmean	1	0.08	0.7714
				ELA_3:Pmean	1	3.00E-03	0.9562
				CatAGB:ELA_3:Pmean	1	0.08	0.774
6	23	21.61	0.88	(Intercept)	1	0.54	0.4649
				CatAGB	3	1.41	0.2436
				ELA_3	1	0.26	0.6091
				Pmean	1	0.16	0.691
				CatAGB:ELA_3	3	0.87	0.4601
				CatAGB:Pmean	3	1.08	0.3605
				ELA_3:Pmean	1	0.22	0.6418
				CatAGB:ELA_3:Pmean	3	0.96	0.4138
7	24			(Intercept)	1	4.73	0.0322
				CatAGB	2	2.13	0.1249
				ELA_3	1	1.95	0.1666
				Pmean	1	1.44	0.2339
				CatAGB:ELA_3	2	1.3	0.2763
				CatAGB:Pmean	2	1.64	0.1995
				ELA_3:Pmean	1	1.8	0.1829
				CatAGB:ELA_3:Pmean	2	1.44	0.2413
8	25	30.13	0.01	(Intercept)	1	11.55	0.0017
				ELA_3	1	0.36	0.5522