



Madera y Bosques

ISSN: 1405-0471

mabosque@inecol.edu.mx

Instituto de Ecología, A.C.

México

Palestina, René Alberto; Equihua, Miguel; Pérez-Maqueo, Octavio Miguel
Influencia de la complejidad estructural del dosel en la reflectancia de datos Landsat TM
Madera y Bosques, vol. 21, núm. 1, 2015, pp. 63-75
Instituto de Ecología, A.C.
Xalapa, México

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=61738656006>

- ▶ Cómo citar el artículo
- ▶ Número completo
- ▶ Más información del artículo
- ▶ Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal
Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto



Influencia de la complejidad estructural del dosel en la reflectancia de datos *Landsat* TM

Influence of the structural complexity of canopy on reflectance
data Landsat TM

René Alberto Palestina¹, Miguel Equihua^{2,*} y Octavio Miguel Pérez-Maqueo²

¹ Posgrado del Instituto de Ecología, A.C., Xalapa, Veracruz, México.

² Red de Ambiente y Sustentabilidad. Instituto de Ecología, A.C., Xalapa, Veracruz, México.

* Autor de correspondencia. equihuam@gmail.com

RESUMEN

La relación entre datos de instrumentos de percepción remota y datos de inventario de bosque, en particular de la complejidad estructural de los elementos leñosos del dosel es un asunto pobemente entendido no obstante su importancia en ecología, silvicultura y manejo de recursos. En el presente trabajo se evaluó por medio de técnicas multivariadas (*biplot*) y Modelos Lineales Generalizados (MLG), la influencia de los diferentes estratos leñosos del dosel de cuatro variables de estructura (altura, DAP, diámetro de copa y densidad de individuos) sobre la reflectancia de datos Landsat TM en tres tipos de bosque en el Parque Nacional Cofre de Perote. Los resultados *biplot* indican diferencias relacionadas con el tipo de bosque y la expresión métrica de los atributos estructurales. MLG indican que la reflectancia total es dependiente de la complejidad estructural del dosel, del tipo de bosque con ciertas limitaciones derivadas de la sensitividad de los sensores. Las bandas Landsat 1-3, 5-7 mostraron una más clara relación con atributos de la complejidad forestal, en particular para bosque de *Pinus hartwegii* y bosque mixto, al parecer las dimensiones estructurales del bosque y limitaciones en la sensitividad de los sensores Landsat impiden explicar la reflectancia a partir de la complejidad en el bosque de *A. religiosa*.

PALABRAS CLAVE: atributos de bosque, bosque de coníferas, dosel, estructura del bosque, imágenes de satélite, respuesta espectral.

ABSTRACT

Despite its importance in ecology, forestry and resource management the relationship between remote sensing data and forest inventory data are still poorly understood, in particular regarding the structural complexity of woody canopy elements. In this paper we evaluate by multivariate techniques and Generalized Linear Models (GLM), the influence of 4 woody canopy structure variables by strata (height, DBH, crown diameter and density) on the Landsat TM reflectance data. We analyzed three forest types in the Cofre de Perote National Park. Biplots suggest differences related to the type of forest and the metric expression of structural attributes. GLM indicate that the total reflectance shows differential response that can be associated to canopy structural complexity and the type of forest with some limitations related to the sensitivity of the sensors. Landsat bands 1-3, 5-7 showed a better association with forest complexity variables, in particular for *Pinus hartwegii* forest and mixed forest. Apparently forest structural attributes and limitations of Landsat sensor sensitivity itself prevents the identification of reliable association between reflectance and complexity variables in *Abies religiosa* forest.

KEY WORDS: forest attributes, conifer forest, canopy, forest structure, satellite images, spectral response.

INTRODUCCIÓN

Los bosques son ecosistemas que proveen bienes materiales y servicios ambientales indispensables para el bienestar humano (Millennium Ecosystem Assessment, 2005). Por su importancia, es cada vez más urgente disponer de información confiable de su estado actual y de cómo cambian a través del tiempo (Franklin, 2001; Wulder *et al.*, 2004). En este sentido los datos derivados de sensores de percepción remota son una opción idónea para adquirir información de extensas superficies de bosque con un costo razonable y aceptable exactitud (Lu *et al.*, 2004). La suposición básica en percepción remota es que cada tipo de superficie interactúa de manera característica con la radiación incidente. Dicha conducta genera una curva que representa el comportamiento del objetivo a lo largo del espectro electromagnético (Mather, 2004). Esta respuesta ha sido denominada firma espectral, respuesta espectral o reflectancia, y se ha demostrado ampliamente que provee información útil en ecología y manejo de recursos, al permitir hacer inferencias confiables sobre la naturaleza de la superficie reflectante.

El interés por disponer de información precisa de la superficie terrestre ha propiciado el estudio de la interacción de una gran variedad de tipos de coberturas con la radiación electromagnética. En el caso de los bosques, ha permitido derivar estimadores que vinculan la relación entre la reflectancia y atributos del bosque, datos de inventario, índices de vitalidad, ecológicos, eco-fisiológicos y bioquímicos (Nilson *et al.*, 2003). Este tipo de información ha sido útil y crítica en muchos aspectos del manejo de recursos, la toma de decisiones a escala de paisaje e indispensable en la construcción de modelos de procesos ecológicos.

No obstante, aún persiste incertidumbre sobre la relación entre la estructura del bosque y la reflectancia respecto a las longitudes de onda más adecuadas para representar diferencias sutiles en la estructura, tipo y condición de la vegetación (Hill *et al.*, 2011). La principal causa es que la utilidad, tipo y fortaleza de las relaciones entre datos espectrales y atributos del bosque son específicos al sensor y sitio, lo cual dificulta hacer generalizacio-

nes entre estudios de diferentes sitios e incluso de tiempos distintos en una misma zona (Steininger, 2000; Woodcock *et al.*, 2001; Foody *et al.*, 2001, 2003; He *et al.*, 2013).

Existe evidencia de que la reflectancia del bosque es determinada por la distribución vertical de parámetros biofísicos y bioquímicos del dosel (Wang y Li, 2013), y que los estratos interiores e incluso la vegetación a ras del suelo desempeñan un papel significativo (Danson y Curran, 1993). También se han detectado complejas interacciones entre variables estructurales como biomasa, edad, densidad, altura y área basal. Otros atributos importantes son la composición de especies, composición química de las hojas y naturaleza del suelo (Rock *et al.*, 1986; Peterson *et al.*, 1987; Gerard y North, 1997; Lee y Nakane, 1997; Asner, 1998; Baret, 1991; Houborg *et al.*, 2009). Además, influyen factores relacionados con el sensor, como la orientación del sol, sobre todo el azimuth solar, la altura del sol en el cielo (ángulo de elevación) y la dirección en que apunta el sensor en relación al nadir (ángulo de visión) (Mather 2004).

Se han logrado grandes avances en el entendimiento de la reflectancia, no obstante persisten carencias, específicamente en relación con el efecto de la variabilidad estructural de los elementos leñosos del dosel en la formación de la señal. Se considera que el entendimiento básico de este complejo proceso es relevante en ecología y silvicultura porque puede contribuir a estimaciones más precisas de volumen de madera, así como proveer información valiosa para el mapeo detallado de la estructura que incluya los estratos inferiores de la vegetación. Es importante resaltar que no se encontraron en la bibliografía antecedentes de este tipo y con el detalle usado en este trabajo.

OBJETIVOS

El presente trabajo tuvo como objetivo analizar por medio de métodos empíricos, la influencia de los diferentes estratos del dosel en la formación de la reflectancia de datos Landsat TM. El estudio incluye cuatro variables estructurales de interés agronómico (altura, DAP, diámetro de copa



y densidad de individuos) cuya relación con la reflectancia fue evaluada en tres tipos de bosque.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El presente trabajo se realizó en el Parque Nacional Cofre de Perote (PNCP), un área natural protegida situada en la región montañosa del centro de México, entre los paralelos $19^{\circ} 34' 02''$ y $19^{\circ} 25' 39''$ de latitud norte y los meridianos $97^{\circ} 12' 49''$ y los $97^{\circ} 06' 09''$ de longitud oeste. El PNCP ocupa una superficie de 11 530 ha, y se ubica por arriba de la curva de nivel de los 3000 m hasta los 4250 m snm en la cumbre.

Los tipos de suelo dominantes son andosol ócrico (80,9% de la superficie total) y el andosol húmico (17,85%), con una pequeña superficie de regosol eútrico (1,2%) (Inifap-Conabio, 1995). Los climas son del tipo semifrío húmedo y subhúmedo con temperatura media anual entre 5 °C y 12 °C (García-Conabio, 1998). La precipitación oscila entre 600 mm y 1200 mm anuales, con una pequeña superficie que capta entre 400 mm y 600 mm en la región más seca (Vidal-Zepeda, 1990).

La vegetación arbórea ocupa 56,4% de la superficie total del parque y está constituida por bosque de *Pinus*, bosque de *Abies*, y bosque de *Pinus-Quercus* (denominado aquí bosque mixto). Cuarenta y seis por ciento de la superficie restante está ocupada por agricultura de temporal y pastizal de origen antropogénico, con el 2,6% restante correspondiente a la pradera de alta montaña (Inegi, 2011).

Procesamiento de la imagen

En el estudio se utilizaron dos imágenes Landsat. En primera instancia una escena ETM+ previa al muestreo con fecha de adquisición 7 de marzo de 2009 (path 25/row 46) fue analizada generando el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) y usada únicamente para estratificar y guiar el muestreo. Los valores de NDVI fueron agrupados en clases con Arcgis. NDVI fue elegido por su capacidad de representar cantidad de biomasa (Zheng

et al., 2004; Gillespie *et al.*, 2006). En NDVI, valores de 0,1 o menor corresponden a zonas áridas, roca, arena, o nieve, valores moderados, entre 0,2-0,3 representan arbustos o pastizales y valores altos, entre 0,6-0,8 indican bosques templados o tropicales.

La segunda imagen fue usada para los análisis estadísticos, corresponde a datos Landsat 5 TM (path 25/row 46), con fecha de adquisición 12 de diciembre de 2009. Datos TM fueron elegidos debido al problema en el corrector de la línea de escaneo del sensor ETM+, por no presentar nubes para el polígono del PNCP y por ser la más próxima a la realización del muestreo. La imagen fue calibrada para convertir los valores digitales a radiancia y posteriormente a reflectancia usando los coeficientes de calibración para datos Landsat de Chander *et al.* (2009). Con la imagen calibrada se corrigió el efecto de la atmósfera por el método de extracción del objeto oscuro de Chávez (1996). La calibración y corrección atmosférica se realizó con ENVI. Los valores de reflectancia se extrajeron por el método ventana de 3x3 pixeles con Arcgis. Esta técnica permite eliminar errores de geoposición cuando se relacionan valores de pixel con muestreos de vegetación (Hall *et al.*, 2006; Luther *et al.*, 2006). Debido a la coincidencia espacial de ambas imágenes con las cartas topográficas vectoriales 1:50 000 de Inegi no se realizó rectificación geométrica.

Muestreo

Un muestreo estratificado aleatorio se realizó en octubre de 2009 usando como datos auxiliares nueve categorías de NDVI correspondientes a vegetación arbórea, la adscripción a tipo de vegetación en campo y un perímetro de restricción de 500 m en relación con las vías de comunicación (terracerías y brechas). La selección de grupos homogéneos o clases se realizó con ayuda de SIG por medio de inspección visual, identificando dentro del perímetro de restricción las microcuencas donde cada categoría de NDVI-tipo de vegetación presentó fragmentos de mayor área. Cuando alguna categoría se observó altamente fragmentada dentro del área preestablecida, se procedió a su muestreo fuera de esta. En cada fragmento elegido se esta-

blecieron 4(5) puntos aleatorios a una distancia mínima entre sí de 90 m. En total se ubicaron 90 puntos en los 3 tipos de vegetación arbórea dominantes.

Para guiar el muestreo en campo el mapa de NDVI, los archivos vectoriales de vías de comunicación, el perímetro de restricción y los puntos elegidos aleatoriamente fueron “cargados” en un geoposicionador global (GPS) con recepción bajo dosel. En cada punto aleatorio se trazó un cuadro de 10 m x 10 m, donde se midió a cada individuo leñoso igual o mayor a 2 m la altura, DAP y diámetro de copa. La altura se estimó con un clinómetro electrónico con un error de ± 30 cm, el DAP con cinta diamétrica y el diámetro de copa con cinta métrica estándar.

Basado en la altura, la adscripción de los individuos a un estrato del dosel particular se realizó con el siguiente criterio: estrato 1 (E1) individuos cuya altura corresponde entre 100% y 80% de la altura total registrada en el cuadro, estrato 2 (E2) 80% - 50% de la altura total, estrato 3 (E3) 50% de la altura total hasta 2 m. Con la estratificación derivada de la altura, se calcularon los promedios para los diferentes estratos de altura, DAP y diámetro de copa, excepto la densidad que fue representada con un conteo.

Análisis estadístico

Los análisis se realizaron con R (R Development Core Team, 2012). La relación entre valores espectrales y atributos de estructura se analizó con *Biplot*. Dicha técnica proyecta conjuntos de datos multivariados que grafican la estructura de varianza-covarianza entre variables. Representa distancias euclidianas entre variables y es usado para revelar agrupamiento y multicolinearidad (Gabriel, 1971; Kohler y Luniak, 2005; La Grange, 2009). El *biplot* se obtuvo por medio del paquete HSAUR de R (Everitt y Hothorn, 2012). Los componentes principales fueron construidos con la función *prcomp* a partir de la matriz de correlación y estandarizados para evitar que las diferentes escalas (reflectancia, m, cm, conteo) influyan en la longitud de los vectores y dominancia de alguna de las variables (La Grange, 2009; Rawlings *et al.*, 1998).

La influencia de los estratos del dosel en la reflectancia se evaluó con MLG. Este tipo de modelos permite cons-

truir funciones de regresión y ajuste con diferentes tipos de error (binomial, Poisson, gamma). Son adecuados cuando la distribución de los errores no sigue una distribución normal, la varianza es dependiente de la media y la variable de respuesta no se relaciona linealmente con las variables independientes. Su estructura incluye tres componentes, el predictor lineal, la estructura del error y la función de vínculo o link (Crawley, 2007; Nelder y Wedderburn, 1972).

El análisis de cada banda Landsat TM se realizó por tipo de bosque. Para evitar problemas por colinealidad y debido a la alta correlación entre las cuatro variables explicativas (altura, DAP, diámetro de copa y densidad), cada atributo estructural (formado por tres estratos) se evaluó por separado (Zuur *et al.*, 2010). Determinar colinealidad es importante porque el uso de variables correlacionadas produce estimaciones inestables de los parámetros (Crawley, 2007) y es crítico para identificar variables importantes en un proceso (Rawlings *et al.* 1998).

La colinealidad no esencial fue tratada restando la media a las variables predictoras. Cada modelo fue verificado para el factor de inflación de varianza (FIV) con el paquete VIF de R (Lin *et al.*, 2011). FIV es un estimador de colinealidad. Valores de 1 indican carencia de redundancia, >4 multicolinealidad y >10 indican multicolinealidad grave, que es indicativo que ciertas variables no se deben usar simultáneamente (Mandeville, 2008).

Por la naturaleza cuantitativa continua de los datos se usó la distribución de la familia exponencial *gamma* y la función link *identity*. El análisis incluye los tres estratos de estructura y las interacciones y se incluyó un término cuadrático a cada variable para determinar si la relación es lineal. El modelo máximo es el siguiente:

$$Y \sim E1 + E2 + E3 + I(E1^2) + I(E2^2) + I(E3^2) + \\ E1:E2 + E1:E3 + E2:E3 + E1:E2:E3, \text{family} = \\ \text{Gamma(link = identity)}$$

La selección de variables se hizo con una significancia mínima de $\alpha=0,05$, la proporción de devianza explicada (%) y el Criterio de Información Akaike (AIC), un estadístico útil,



porque penaliza parámetros superfluos en un modelo, cuanto más pequeño es el AIC, mejor es el ajuste (Crawley, 2007).

RESULTADOS

Análisis Biplot

La ordenación por medio de *Biplot* a lo largo del CP1 y CP2 agrupó los sitios de muestreo de acuerdo con el tipo de bosque. Los CP1 y CP2 informan 60,8% de la varianza total de los datos, alcanzando en el CP5 83,8%. Por su dirección y magnitud se aprecia la formación de dos grupos importantes de variables en el CP1, uno constituido por las bandas Landsat TM, B1-B3, B5, B7 y otro formado por variables de altura (ALTE1, ALTE2, ALTE3), de DAP (DAPE2, DAPE3) y diámetro de copa (COPE2, COPE3); en el CP2, se agruparon los tres estratos de densidad, correlacionados negativamente con DAPE1, COPE1 y la B4 (Fig. 1).

Aunque en el *biplot* ningún vector destaca particularmente del resto por su magnitud, la revisión del aporte de cada variable a cada componente indica en orden de importancia que en el CP1 las B7, B3, B5, B2, y B1 presentaron la mayor longitud de contribución negativa, mientras que de forma positiva los más importantes son ALTE2, ALTE3 y ALTE1. En el CP2 la mayor longitud de tipo positiva se observó en COPE1, DAPE1 y B4, y de forma negativa para DENE1 y DENE2 (Tabla 1).

Análisis MLG

Bosque de P. hartwegii

Los resultados son significativos para todas las bandas (excepto B4) y todos los atributos estructurales (Tabla 2). La altura del estrato superior (ALTE1) es altamente significativa en una relación cuadrática para B1-B3, B5, B7, con la

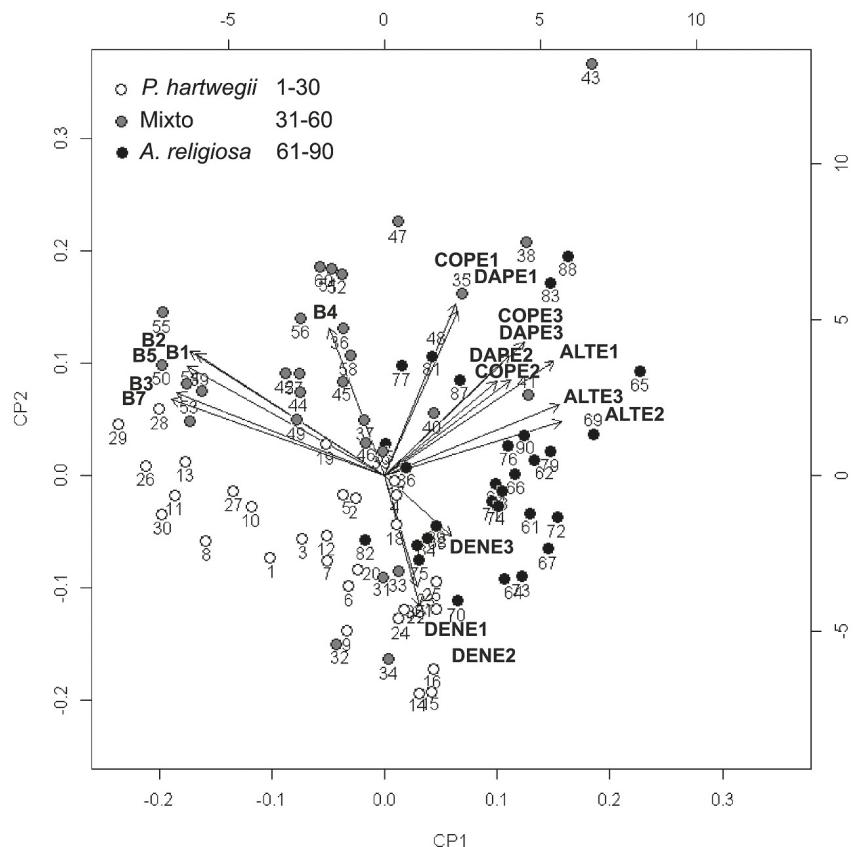


FIGURA 1. *Biplot* incluyendo el CP1 y CP2 para los tres tipos de bosque y todos los atributos estructurales.

TABLA 1. Contribución de cada variable a la construcción de los primeros 5 componentes principales (CP).

	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5
Banda Landsat 1 (B1)	-0,31	0,25	-0,03	0,10	-0,05
Banda Landsat 2 (B2)	-0,32	0,25	-0,03	0,10	-0,09
Banda Landsat 3 (B3)	-0,34	0,17	-0,06	0,06	-0,13
Banda Landsat 4 (B4)	-0,09	0,30	0,04	0,20	0,10
Banda Landsat 5 (B5)	-0,32	0,22	-0,03	0,14	-0,05
Banda Landsat 7 (B7)	-0,35	0,16	-0,07	0,10	-0,10
Altura estrato 1 (ALTE1)	0,28	0,23	0,07	-0,19	0,13
Altura estrato 2 (ALTE2)	0,29	0,11	-0,37	0,07	-0,06
Altura estrato 3 (ALTE3)	0,29	0,15	0,24	0,32	0,00
DAP estrato 1 (DAPE1)	0,12	0,34	0,23	-0,32	-0,06
DAP estrato 2 (DAPE2)	0,21	0,20	-0,52	-0,01	-0,10
DAP estrato 3 (DAPE3)	0,21	0,25	0,22	0,39	-0,05
Diámetro copa estrato 1 (COPE1)	0,12	0,35	0,15	-0,30	-0,01
Diámetro copa estrato 2 (COPE2)	0,18	0,19	-0,53	0,02	-0,12
Diámetro copa estrato 3 (COPE3)	0,23	0,27	0,18	0,37	-0,04
Densidad estrato 1 (DENE1)	0,05	-0,23	-0,01	0,39	0,43
Densidad estrato 2 (DENE2)	0,06	-0,27	-0,07	0,33	-0,51
Densidad estrato 3 (DENE3)	0,11	-0,12	0,25	-0,10	-0,67

particularidad que B1 incluye un efecto de interacción entre ALTE1 y ALTE3. El modelo usando B1 explica la mayor proporción de devianza (75,55%), con el resto de los modelos entre 54,3% y 59,26%. Usando estratos de DAP como predictor, se obtuvieron resultados significativos en B2-B3, B5 y B7 para DAPE3 en una relación cuadrática, con devianza explicada entre 40,05% y 52,17%. En B1, la estructura tiene un efecto complejo en la reflectancia, con resultados significativos para DAPE1, DAPE3, DAPE3² y DAPE1:DAPE3. La devianza explicada por los estratos de DAP en B1 es la más alta (57,24%).

Con diámetro de copa, el único estrato importante fue COPE3 en una relación cuadrática significativa para B1-B3, B5 y B7, con B7 registrando la mayor devianza explicada (47,22%). De los estratos de densidad, son significativos el estrato superior (DENE1) e inferior (DENE3) en B1, B3, B5 y B7, con la más alta proporción de devianza para

las B3, B5 y B7, entre estas, en B7 se observó la mayor proporción (58,76%). Para la B2, los estratos significativos son de la parte interior del dosel (DENE2 y DENE3), aunque con la menor devianza (40,37%).

Bosque mixto

Usando la altura como predictor, de la B2 deriva un modelo complejo con la más alta devianza explicada (37,89%), en el que ALTE1, ALTE3, ALTE1² y ALTE3² son significativos. En B1 el estrato superior (ALTE1) e inferior (ALTE3) son los más importantes; mientras que para las B3 y B7 el estrato inferior (ALTE3) y para B5 el estrato medio (ALTE2). En B3 y B5 la significancia es marginal. Para el DAP, el modelo más complejo deriva de la B5, en este, DAPE1, DAPE3 y DAPE1² son los estratos significativos. Para B1, B2, y B4, el estrato superior (DAPE1) es el más importante en una relación cuadrática; mientras que para

TABLA 2. Modelos estadísticamente significativos para el bosque de *P. hartwegii*.

Modelo	Landsat TM	Estrato	t	P		AIC	Devianza %	FIV
1	B1	ALTE1	-3,594	0,0014	**	-262,26	75,55	< 4,1
		ALTE3	-0,715	0,48133				
		ALTE1:ALTE3	3,654	0,0012	**			
		ALTE1^2	3,642	0,00123	**			
2	B2	ALTE1	-5,032	2,80E-05	***	-221,46	54,3	< 1,4
		ALTE1^2	3,789	0,00077	***			
3	B3	ALTE1	-5,498	8,02E-06	***	-212,09	59,26	< 1,27
		ALTE1^2	4,488	0,00012	***			
4	B5	ALTE1	-5,255	1,54E-05	***	-156,12	57,67	< 1,29
		ALTE1^2	4,753	5,92E-05	***			
5	B7	ALTE1	-5,362	1,15E-05	***	-170,74	58,96	< 1,31
		ALTE1^2	4,855	4,50E-05	***			
6	B1	DAPE1	-2,205	0,03685	*	-245,41	57,24	< 1,56
		DAPE3	-3,454	0,00198	**			
		DAPE3^2	2,236	0,03451	*			
		DAPE1:DAPE3	2,384	0,02504	*			
7	B2	DAPE3	-3,834	0,000685	***	-214,66	42,79	< 1,18
		DAPE3^2	3,179	0,003684	**			
8	B3	DAPE3	-4,083	0,000355	***	-204,72	40,05	< 1,18
		DAPE3^2	3,55	0,001435	**			
9	B5	DAPE3	-3,681	0,001023	**	-149,03	46,46	< 1,11
		DAPE3^2	3,797	0,000756	***			
10	B7	DAPE3	-4,065	0,000372	***	-166,1	52,17	< 1,13
		DAPE3^2	4,082	0,000356	***			
11	B1	COPE3	-4,122	0,00032	***	-242,24	45,8	< 1,1
		COPE3^2	3,133	0,00414	**			
12	B2	COPE3	-3,517	0,00156	**	-213,23	40,03	< 1,09
		COPE3^2	2,932	0,00679	**			
13	B3	COPE3	-3,729	0,000904	***	-203,27	45,51	< 1,08
		COPE3^2	3,33	0,002522	**			
14	B5	COPE3	-3,308	0,00267	**	-146,35	41,5	< 1,05
		COPE3^2	3,328	0,00253	**			
15	B7	COPE3	-3,775	0,0008	***	-163,11	47,22	< 1,08
		COPE3^2	3,519	0,00155	**			
16	B1	DENE1	-2,001	0,055532	.	-242,73	46,68	< 1,1
		DENE3	-3,726	0,000909	***			
17	B2	DENE2	-2,223	0,03474	*	-213,4	40,37	< 1,3
		DENE3	-2,774	0,00993	**			
18	B3	DENE1	-2,235	0,0339	*	-206,72	51,37	< 1,1
		DENE3	-4,298	0,0002	***			
19	B5	DENE1	-2,616	0,014385	*	-151,25	50,27	< 1,1
		DENE3	-3,997	0,000446	***			
20	B7	DENE1	-3,323	0,00257	**	-170,59	58,76	< 1,1
		DENE3	-4,748	6,00E-05	***			

Código de significancia: ***(0,001), ** (0,01), * (0,05), . (0,1)

B3 y B7 las variables significativas son el estrato superior (DAPE1) y el inferior (DAPE3). Los modelos derivados de la porción visible del espectro (B1, B2 y B3) explican la mayor proporción de devianza (35,82% - 40,1%), con el más alto valor para B1.

En los modelos con diámetro de copa, COPE1, COPE2 y COPE1² resultaron significativos en B1, B2, B3 y B7, mientras que para la B4 únicamente COPE1 en una relación cuadrática. Entre los modelos construidos con los estratos de diámetro de copa, los correspondientes a la porción visible del espectro tuvieron ligeramente mejor ajuste (devianza explicada entre 35,5% y 42,97%), con el más alto valor para B1. En lo que respecta a la densidad B2 y B3, mostraron resultados significativos para el estrato superior (DENE1) y el medio (DENE2), mientras que para B1 y B7 solo el estrato medio (DENE2) es importante. La más alta devianza explicada se obtuvo para B2 y B3 (26,1% y 27,58%; respectivamente) (Tabla 3).

Bosque A. religiosa

Únicamente se obtuvieron resultados significativos para DAPE1 y DAPE3 en B4 con devianza explicada de 23,05%. Mientras que para las B1-B3, B5 y B7 la densidad del estrato superior (DENE1) fue significativa en una relación cuadrática, con la más alta devianza explicada para B1 (36,56%) (Tabla 4). Cabe mencionar que los modelos para los tres tipos de bosque presentan por colinealidad un FIV <2, excepto para los estratos de altura en *P. hartwegii* (4,1) y bosque mixto (2,68).

DISCUSIÓN

El análisis *biplot* indica que las relaciones entre las variables espectrales y atributos de estructura son difíciles de discernir por la similar magnitud, sentido y proximidad entre vectores. Esto se debe a la alta colinealidad existente en los datos, un fenómeno observado previamente en datos multiespectrales (Xu *et al.*, 2003) e hiperespectrales (Landgrebe, 1997). No obstante, el arreglo de los sitios de muestreo por tipo de bosque revela la influencia de las variables espectrales y de estructura, cuya importancia puede ser analizada con MLG con un tratamiento ade-

cuado de la colinealidad. En el caso de MLG, se observó que los estratos determinantes de la reflectancia difieren de acuerdo con el tipo de bosque. *P. hartwegii*: altura (E1, (E3)), DAP ((E1), E3), diámetro de copa (E3), densidad (E1, E3, (E2)). Bosque mixto: altura (E1, E3, (E2)), DAP (E1, E3), diámetro de copa (E1, E2), densidad (E1, E2). *A. religiosa*: DAP ((E1), (E3)), densidad (E1). Esto indica que las diferencias estructurales de cada tipo de bosque inciden de manera diferencial sobre la radiación, generando cambios en la reflectancia.

Los MLG sugieren una mayor eficacia en bosque de *P. hartwegii* y mixto para explicar la reflectancia a partir de la complejidad estructural. El trabajo pionero de Colwell (1974), demostró que la utilidad de datos espectrales en relación con la vegetación depende del ángulo cenit de inclinación solar y que a 40° la reflectancia deja de ser sensitiva a cambios en la cobertura de bosque mayor a 70%. Dado que la escena Landsat del área de estudio, se sitúa a 44° y que el bosque de *A. religiosa* en el PNCP es el de mayor cobertura arbórea (entre 70% y 95% para 67% de los sitios de muestreo), suponemos que la conjugación de la densidad del bosque y el ángulo cenit impiden explicar la reflectancia a partir de la complejidad en *A. religiosa*.

Otro factor que posiblemente impide explicar la reflectancia del bosque en *A. religiosa* es su propia estructura. Al respecto Donoghue y Watt (2006) detectaron que la predicción de la altura a partir de datos espectrales es precisa hasta una talla de 10 m, distancia a partir de la cual el poder de predicción decrece. Por lo tanto, en bosque de *A. religiosa* las limitaciones de los sensores no permiten asociar la reflectancia con la altura del arbolado, hecho que se extiende al diámetro de copa y de forma marginal al DAP.

Un factor no incluido en los modelos pero muy importante en la respuesta espectral es la influencia del suelo. Colwell (1974), observó que con bajos porcentajes de cobertura el sustrato puede tener una gran influencia en la reflectancia total. Sus observaciones mostraron que sitios con cobertura semejante de hierbas, pero con suelos claros tiene una reflectancia diferente a sitios con suelo oscuro.



TABLA 3. Modelos estadísticamente significativos para el bosque mixto.

Modelo	Landsat TM	Estrato	t	P		AIC	Devianza%	FIV
21	B1	ALTE1	2,141	0,0414	*	-247,41	14,53	<1,5
		ALTE3	-2,094	0,0458	*			
22	B2	ALTE1	2,486	0,01997	*	-216,02	37,89	<2,68
		ALTE3	-3,225	0,0035	**			
		ALTE1^2	-3,426	0,00212	**			
23	B3	ALTE3	-1,954	0,0608	.	-202,96	10,26	-
		ALTE2	-1,798	0,083	.	-123,23	8,66	-
24	B5	ALTE3	-2,253	0,0323	*	-163,02	13,11	-
25	B7	DAPE1	4,469	0,000127	***	-258,12	40,10	<1,06
		DAPE1^2	-3,466	0,001784	**			
26	B1	DAPE1	4,903	3,95E-05	***	-220,53	38,93	<1,02
		DAPE1^2	-3,416	0,00203	**			
27	B2	DAPE1	4,398	0,000154	***	-211,13	35,82	<1,22
		DAPE3	-2,465	0,020333	*			
28	B3	DAPE1	2,975	0,006104	**	-102,03	27,96	<1,15
		DAPE1^2	-3,796	0,000757	***			
29	B4	DAPE1	3,325	0,00264	**	-126,52	28,15	<1,24
		DAPE3	-2,275	0,03141	*			
30	B5	DAPE3	-2,144	0,0416	*			
		DAPE1^2	-2,854	0,00819	**			
31	B7	DAPE1	3,206	0,00345	**	-166,93	28,48	<1,26
		DAPE3	3,843	0,000703	***	-257,6	42,97	<1,21
32	B1	COPE1	-2,231	0,034516	*			
		COPE1^2	-4,04	0,000421	***			
33	B2	COPE1	3,817	0,000752	***	-220,17	42,17	<1,22
		COPE2	-2,294	0,030125	*			
34	B3	COPE1^2	-4,364	0,00018	***			
		COPE1	3,21	0,00352	**	-208,98	35,5	<1,23
35	B4	COPE2	-2,229	0,0347	*			
		COPE1^2	-3,532	0,00156	**			
36	B7	COPE1	2,305	0,0291	*	-100,67	24,66	<1,07
		COPE2	-2,177	0,03878	*			
37	B1	COPE1^2	-2,981	0,00617	**			
		DENE2	-2,475	0,0196	*	-249,18	13,87	-
38	B2	DENE1	-2,912	0,00712	**	-214,77	26,10	<1
		DENE2	-2,873	0,00782	**			
39	B3	DENE1	-2,697	0,01192	*	-207,47	27,58	<1,01
		DENE2	-3,088	0,00462	**			
40	B7	DENE2	-2,286	0,03	*	-162,57	11,804	-

Código de significancia: ***(0,001), ** (0,01), * (0,05), . (0,1)

TABLA 4. Modelos estadísticamente significativos para el bosque de *A. religiosa*.

Modelo	Landsat TM	Estrato	t	P		AIC	Devianza %	FIV
41	B4	DAPE1	-2,476	0,0198	*	-145,27	23,05	<1,35
		DAPE3	2,08	0,0472	*			
42	B1	DENE1	-3,285	0,00283	**	-268,79	36,56	<1,59
		DENE1 ²	3,005	0,00568	**			
43	B2	DENE1	-2,964	0,00627	**	-247,07	31,23	<1,6
		DENE1 ²	2,621	0,01424	*			
44	B3	DENE1	-3,234	0,00322	**	-245,99	35,06	<1,75
		DENE1 ²	2,42	0,02253	*			
45	B5	DENE1	-2,882	0,00766	**	-170,4	34,04	<1,56
		DENE1 ²	2,873	0,00783	**			
46	B7	DENE1	-2,863	0,00801	**	-201,65	29,82	<1,67
		DENE1 ²	2,445	0,02128	*			

Código de significancia: ***(0,001), ** (0,01), * (0,05)

En este estudio, se consideró el efecto del suelo poco relevante en bosque mixto (cobertura arbórea entre el 70% y 90% en 50% de la muestra) y *A. religiosa* (70% y 95% cobertura para 67% de los sitios), y potencialmente acentuado en *P. hartwegii* (solo 23% de los sitios de muestreo tiene una cobertura arbórea entre 70% y 80%). No obstante, dado que el bosque de *P. hartwegii* en el PNCP se asienta únicamente en andosol ócrico (Inifap-Conabio, 1995), el suelo no puede ser considerado un factor de confusión. A partir de esta consideración se juzgan confiables las estimaciones obtenidas.

Con base en la mayor proporción de devianza explicada por los MLG, no se encontró que alguna porción del espectro electromagnético (porción visible, infrarrojo cercano o infrarrojo medio) fuera claramente más útil para explicar la reflectancia a partir de la complejidad del dosel, no obstante la B1, permitió construir modelos con mayor proporción de devianza explicada. Bosque de *P. hartwegii*: ALT-B1 (75,55%), DAP-B1 (57,24%), COP-B7 (47,22%), DEN-B7 (58,76%). Bosque mixto: ALT-B2 (37,89%), DAP-B1 (40,1%), COP-B1 (42,97%) y DEN-B3 (27,58%). Bosque de *A. religiosa*: DAP-B4 (23,05%), DEN-B1 (36,56%).

CONCLUSIÓN

La reflectancia de datos Landsat TM en el PNCP es dependiente del tipo de bosque, de la variabilidad estructural del dosel y de ciertas limitaciones relacionadas con los sensores que dejan de ser sensativos de acuerdo con el ángulo cenit de inclinación solar e intervalos específicos de cobertura y altura. Los métodos empíricos estadísticos explorados para el área de estudio permitieron identificar los estratos del dosel relevantes en la formación de la señal espectral y reconocer al bosque de *P. hartwegii* y mixto como los tipos de vegetación con potencial para construir mapas de variabilidad estructural y derivar otras aplicaciones que requieran información detallada de la estructura del bosque. Para tal fin la banda 1 de Landsat TM mostró ser la más útil. De acuerdo con lo esperado, la variabilidad estructural de cada tipo de bosque tiene un efecto diferenciado en la reflectancia de las 6 bandas espetrales Landsat TM. Como el presente trabajo indica, los estratos más importantes en la formación de la señal son el estrato superior (E1) y el inferior (E3). Es posible que otro tipo de codificación explique mejor la formación de la señal, por lo que se deben realizar pruebas al respecto.



En el caso del bosque de *A. religiosa*, por las limitaciones de los sensores, la opción viable es implementar la estrategia multisensor, incorporando en estudios de estructura datos de Lidar y radar. Se espera que la integración de estas tecnologías más recientes con información multiespectral permita la estimación, mapeo y monitoreo de atributos de ecosistemas no viables de estudiar usando únicamente datos espectrales.

El presente trabajo constituye un primer acercamiento al entendimiento de la influencia de la complejidad estructural de atributos de inventario e interés dasonómico en la formación de la señal en imágenes de satélite usando métodos empíricos y provee información relevante para modelar de forma inversa los estratos inferiores del dosel, una tarea que pese a su importancia en silvicultura y ecología, ha sido relegada por las dificultades metodológicas que implica. Indudablemente más esfuerzos como este contribuirán al desarrollo de lineamientos para el mapeo detallado de la variabilidad de doseles de vegetación y a proveer información relevante para el manejo del bosque y la toma de decisiones a escala de paisaje.

RECONOCIMIENTOS

A Griselda Benítez del Instituto de Ecología, A.C. por las facilidades en cuanto a logística para la realización del trabajo. A Remigio Domínguez su guía en campo y a Pedro Francisco Franco Hernández por su ayuda para el muestreo de vegetación. A Roberto Castro-Cortés por proveer bibliografía. Tres colegas anónimos revisaron el manuscrito.

REFERENCIAS

- Asner, G.P. 1998. Biophysical and biochemical sources of variability in canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment* 64(3):234-253.
- Baret, F. 1991. Vegetation canopy reflectance: factors of variation and application for agriculture. In: A. Belward y R. Valenzuela, eds. *Remote Sensing and Geographical Information Systems for Resource Management in Developing Countries*. ECSE, EEC, EAEC. Bruselas. p:145-167.
- Chávez Jr, P.S. 1996. Image-based atmospheric corrections-revisited and improved. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 62(9):1025-1036.
- Chander, G., B.L. Markham y D.L. Helder. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment* 113(5):893-903.
- Colwell, J.E. 1974. Vegetation Canopy Reflectance. *Remote Sensing of Environment* 3(3):175-183.
- Crawley, M.J. 2007. *The R Book*. John Wiley & Sons, Chichester, Reino Unido. 942 p.
- Danson, F.M. y P.J. Curran. 1993. Factors affecting the remotely sensed response of coniferous forest plantations. *Remote Sensing of Environment* 43(1):55-65.
- Donoghue, D.N.M. y P.J. Watt. 2006. Using Lidar to compare forest height estimates from IKONOS and Landsat ETM+ data in Sitka spruce plantation forests. *International Journal of Remote Sensing* 27(11):2161-2175.
- Everitt, B. y T. Hothorn. 2012. *An Introduction to Applied Multivariate Analysis with R*. Springer. Nueva York. 273 p.
- Foody, G.M., D.S. Boyd y M.E.J. Cutler. 2003. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment* 85(4):463-474.
- Foody, G.M., M.E. Cutler, J. McMorrow, D. Pelz, H. Tangki, D.S. Boyd e I. Douglas. 2001. Mapping the biomass of Bornean tropical rain forest from remotely sensed data. *Global Ecology and Biogeography* 10(4):379-387.
- Franklin, S.E. 2001. *Remote sensing for sustainable forest management*. Lewis. Nueva York.
- Gabriel, K.R. 1971. The biplot graphic display of matrices with application to principal component analysis. *Biometrika* 58(3):453-467.
- García, E.-Conabio. 1998. Climas (Clasificación de Köppen, modificado por García). Escala 1:1,000,000, Catálogo de metadatos geográficos, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, México.
- Gerard, F.F. y P.R.J. North. 1997. Analyzing the effect of structural variability and canopy gaps on forest BRDF using a geometric-optical model. *Remote Sensing of Environment* 62(1):46-62.

- Gillespie, T.W., B.R. Zutta, M.K. Early y S. Saatchi. 2006. Predicting and quantifying the structure of tropical dry forests in South Florida and the Neotropics using space-borne imagery. *Global Ecology and Biogeography* 15(3):225-236.
- Hall, R.J., R.S. Skakun., E.J. Arsenault y B.S. Case. 2006. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology and Management* 225(1):378-390.
- He, B., X. Quan y M. Xing. 2013. Retrieval of leaf area index in alpine wetlands using a two-layer canopy reflectance model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 21:78-91.
- Hill, R.A., D.S. Boyd y C. Hopkinson. 2011. Relationship between canopy height and Landsat ETM+ response in lowland Amazonian rainforest. *Remote Sensing Letters* 2(3):203-212.
- Houborg, R., M. Anderson y C. Daughtry. 2009. Utility of an image-based canopy reflectance modeling tool for remote estimation of LAI and leaf chlorophyll content at the field scale. *Remote Sensing of Environment* 113(1):259-274.
- Inegi. 2011. Uso del suelo y vegetación. Formato vectorial Escala: 1: 250 000 Serie IV. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. México.
- Infap-Conabio. 1995. Edafología. Escala 1:250,000, Catálogo de metadatos geográficos, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, México.
- Kohler, U. y M. Luniak. 2005. Data inspection using biplots. *The Stata Journal* 5(2):208-223.
- La Grange, A., N. le Roux y S. Gardner-Lubbe. 2009. Biplot-GUI: Interactive Biplots in R. *Journal of Statistical Software* 30(12):1-37.
- Landgrebe, D. 1997. On information extraction principles for Hyperspectral data: a white paper. School of Electrical and Computer Engineering. Purdue University, West Lafayette.
- Lee, N.J. y K. Nakane. 1997. Forest vegetation classification and biomass estimation based on Landsat TM data in a mountainous region of west Japan. In: H.L. Gholz, K. Nakane y H. Shimoda, eds. The use of remote sensing in the modeling of forest productivity. Kluwer, Dordrecht. p:159-171.
- Lin, D., D.P. Foster y L.H. Ungar. 2011. VIF-Regression: A fast regression algorithm for large data. *Journal of the American Statistical Association* 106(493):232-247.
- Lu, D., P. Mausel, E. Brondizio y E. Moran. 2004. Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. *Forest Ecology and Management* 198(1):149-167.
- Luther, J.E., R.A. Fournier, D.E. Piercy, L. Guindon y R.J. Hall. 2006. Biomass mapping using forest type and structure derived from Landsat TM imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 8(3):173-187.
- Mandeville, P.B. 2008. ¿Por qué se deben centrar las covariables en regresión lineal? *Ciencia UANL* 11(3):300-305.
- Mather, P.M. 2004. Computer processing of remotely-sensed images. An introduction. 3a ed. John Wiley & Sons Ltd. Chichester, Inglaterra. 324 p.
- Millennium Ecosystem Assessment. 2005. Ecosystems and human well-being: synthesis. Island Press, Washington, DC. 137 p.
- Nelder, J.A. y R.W.M. Wedderburn. 1972. Generalized linear models. *Journal of Royal Statistical Society A* 135(3):370-384.
- Nilson, T., A. Kuusk, M. Lang y T. Lukk. 2003. forest reflectance modeling: theoretical aspects and applications. *Ambio* 32(8):535-541.
- Peterson, D.L., M.A. Spanner, S.W. Running y K.B. Tueber. 1987. Relationship of Thematic Mapper simulator data to leaf area index of temperate coniferous forests. *Remote Sensing of Environment* 22(3):323-341.
- Rawlings, J.O., S.A. Pantula y D.A. Dickey. 1998. Applied regression analysis: a research tool. 2a ed. Springer-Verlag, Nueva York. 658 p.
- R Development Core Team. 2012. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing. <<http://www.R-project.org>> (Consultado abril 2012).
- Rock, B.N., J.E. Vogelmann, D.L. Williams, A.F. Vogelmann y T. Hoshizaki. 1986. Remote detection of forest damage. *Bioscience* 36(7):439-445.



- Steininger, M.K. 2000. Satellite estimation of tropical secondary forest above-ground biomass: Data from Brazil and Bolivia. *International Journal of Remote Sensing* 21(6):1139-1157.
- Vidal-Zepeda, R. 1990. Precipitación media anual. Formato vectorial escala 1:4,000,000. Catálogo de metadatos geográficos. Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad.
- Wang, Q. y P. Li. 2013. Canopy vertical heterogeneity plays a critical role in reflectance simulation. *Agricultural and Forest Meteorology* 169:111-121.
- Woodcock, C.E., S.A. Macomber, M. Pax-Lenney y W.B. Cohen. 2001. Monitoring large areas for forest change using Landsat: Generalization across space, time and Landsat sensors. *Remote Sensing of Environment* 78:194-203.
- Wulder, M.A., R.J. Hall, N.C. Coops y S.E. Franklin. 2004. High spatial resolution remotely sensed data for ecosystem characterization. *BioScience* 54(6):511-521.
- Xu, B., P. Gong y R. Pu. 2003. Crown closure estimation of oak savannah in a dry season with Landsat TM imagery: Comparison of various indices through correlation analysis. *International Journal of Remote Sensing* 24(9):1811-1822.
- Zheng, D., J. Rademacher, J. Chen, T. Crow, M. Bresee, J. LeMoine y S.R. Ryu. 2004. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment* 93(3):402-411.
- Zuur, A.F., E.N. Ieno y C.S. Elphick. 2010. A protocol for data exploration to avoid common statistical problems. *Methods in Ecology & Evolution* 1(1):3-14.

Manuscrito recibido el 10 de enero de 2014.
Aceptado el 31 de julio de 2014.

Este documento se debe citar como:
Palestina, R.A., M. Equihua, O.M. Pérez-Maqueo. 2015. Influencia de la complejidad estructural del dosel en la reflectancia de datos Landsat TM. *Madera y Bosques* 21(1):63-75