

DISCRIMINACIÓN DE COBERTURAS DEL SUELO USANDO DATOS ESPECTRALES MULTI-ANGULARES DEL SENSOR POLDER-1: ALCANCES Y LIMITACIONES

Discrimination of Land Cover Classes Using Multi-Angular Spectral Data with Polder-1 Sensor: Scopes and Limitations

Fernando Paz Pellat^{1*} y Edgardo Medrano Ruedaflares¹

¹ Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. Km 36.5 Carretera México-Texcoco. 56230 Montecillo, Estado de México, México.

* Autor responsable (ferpazpel@gmail.com)

RESUMEN

La información espectral multi-angular (visión de un píxel desde diferentes ángulos de visión y con ángulos de iluminación solar diferentes) obtenida de sensores remotos tiene potencial para una discriminación adecuada de clases de coberturas del suelo. De acuerdo con varios esfuerzos realizados para poder analizar la capacidad de discriminación de las clases de cobertura del suelo, se introduce un marco teórico-conceptual para el análisis de la información espectral, angular y temporal (tamaño de píxel fijo). En este trabajo se explora el uso del sensor POLDER-1. La base de datos fue analizada ajustando un modelo de la función de distribución bidireccional de las reflectancias (BRDF) en las bandas espectrales disponibles, para diferentes clases de cobertura del suelo del sistema GLC2000. Los resultados experimentales muestran adecuados ajustes a nivel de píxeles y datos diarios. Con los parámetros ajustados del modelo de la BRDF se analizó el potencial de discriminación usando espacios espectrales de las bandas de la región del rojo e infrarrojo cercano, utilizando diferentes resoluciones temporales y espaciales (agrupación de píxeles). Los resultados mostraron alta confusión (traslapes de posición en espacios espectrales), detectándose limitaciones de dichos enfoques para el caso de confusiones debidas a mezclas de clases o causadas por la dinámica temporal de las mismas. Al final se define un esquema para aproximar la clasificación de la vegetación al acoplar la información disponible en los sensores ópticos y las clases que pueden ser discriminadas.

Palabras clave: BRDF; MUPB; GLC2000; reflectancias normalizadas; parámetro g y G ; discriminación.

SUMMARY

Multi-angular spectral information (vision of a pixel from different viewing angles and different solar illumination angles) obtained from remote sensing has the potential to discriminate adequately land cover classes. According to several efforts to analyze the capacity of discrimination of land cover classes, a conceptual theoretical framework for the analysis of the spectral, angular and temporal information (fixed pixel size) is introduced. In this paper the use of the POLDER-1 sensor is explored. The database was analyzed by fitting a model function of bidirectional reflectance distribution (BRDF) over bandwidths available for different classes of land cover GLC2000 system. Experimental results show appropriate adjustments on pixel-level daily data. With the set parameters of the BRDF model the potential for discrimination using spectral band spaces, red and near infrared bands, with different temporal and spatial resolution (pixel group) were analyzed. The results were highly confusing (position overlaps in spectral spaces), pointing to limitations of such approaches because of confusion caused by mixtures of classes or their temporal dynamics. At the end, a scheme is defined to approximate the vegetation classification by coupling the information available on optical sensors and classes that can be discriminated.

Index words: BRDF; BUPM; GLC2000; normalized reflectances; g and G parameter; discrimination.

INTRODUCCIÓN

La clasificación de las coberturas del suelo o biomas a escalas regionales o globales ha sido uno

Como citar este artículo:

Paz Pellat, F. y E. Medrano Ruedaflares. 2016. Discriminación de coberturas del suelo usando datos espectrales multi-angulares del sensor POLDER-1: Alcances y limitaciones. Terra Latinoamericana 34: 187-200.

Recibido: febrero de 2015. Aceptado: noviembre de 2015.

Publicado en Terra Latinoamericana 34: 187-200.

de los objetivos de la tecnología de sensores remotos a bordo de plataformas espaciales. La información de dichos sensores se utiliza para analizar patrones que permiten discriminar clases de vegetación. Los patrones que pueden usarse son los espectrales, polarización de ondas electromagnéticas, temporales, espaciales y multi-angulares (Diner *et al.*, 1999; Zhang *et al.*, 2002a, b).

Uno de los sensores que ha sido empleado para clasificar la vegetación es el AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*), con resolución espacial a nadir de 1.1 km, del cual han estado disponibles diferentes versiones desde 1978 (NOAA, 2006). Actualmente, el sensor MODIS (*MODerate resolution Imaging Spectroradiometer*) con resolución a nadir de 250, 500 y 1000 m, en operación desde 2000, es usado intensivamente en el mapeo de la vegetación a escalas locales y globales (Hu *et al.*, 2007). Ambos sensores son de barrido ancho, por lo que los píxeles en una escena son vistos con diferentes ángulos cenitales de visión e iluminación solar, lo que genera un problema de geometría sol-sensor. La información multi-angular asociada a la vegetación, que conforma dicha geometría, ha sido la base para el desarrollo de sensores operacionales, como el POLDER (*POLarization and Directionality of Earth Reflectances*), que tiene hasta 14 ángulos de observación y una resolución espacial de alrededor de 7 km; el sensor ATSR-2 (*Along-Track Scanning Radiometer*) con dos ángulos de visión y una resolución de 1 km; y, el sensor MISR (*Multi-angle Imaging Spectro Radiometer*), con 9 ángulos de visión y resolución espacial de 275 m a 1.1 km.

Los objetos sobre la superficie terrestre reflejan la radiación solar en forma anisotrópica, generando firmas espectrales multi-angulares características, que pueden usarse para clasificar la vegetación y caracterizar sus atributos (Diner *et al.*, 1999; Asner, 2000). Así, la función de distribución bidireccional de la reflectancia o BRDF (*Bidirectional Reflectance Distribution Function*) define los patrones multi-angulares asociados a los objetos terrestres. En realidad, las mediciones experimentales en tierra y a bordo de plataformas espaciales lo que observan es la función de distribución bi-cónica de la reflectancia (Schaeppman-Strub *et al.*, 2006), aunque es práctica común usar el término BRDF para esta situación.

El sensor POLDER-1 a bordo de la plataforma ADEOS-1 (*Advanced Earth Observing System*) (Deschamps *et al.*, 1994) ofrece una excelente

oportunidad de mapear los usos del suelo a escala global. POLDER-1 permite obtener hasta 14 mediciones de un blanco terrestre, cada una con diferentes ángulos de visión. El sensor observa la superficie terrestre con ángulos de visión de $\pm 50^\circ$ a lo largo de su trayectoria orbital y de $\pm 61^\circ$ en la dirección perpendicular, considerando la curvatura de la superficie terrestre. La longitud del área de barrido del sensor es de 2400 km, con dimensiones de los píxeles a nadir de 6×7 km (Hautecoeur y Leroy, 1998). POLDER-1 estuvo operacional por un periodo corto de tiempo y la información disponible es una base de datos para un periodo de ocho meses, de noviembre de 1996 a junio de 1997 (Lacaze, 2006).

La base de datos de POLDER-1 ha sido utilizada para el análisis de los patrones de la BRDF para diferentes tipos de biomas o clases de cobertura del suelo (Hautecoeur y Leroy, 1998; Bicheron y Leroy, 2000), mostrando escasas diferencias entre sí para la separabilidad de clases.

Para el sensor MODIS, Tian *et al.* (2002) y Zhang *et al.* (2002a) han planteado que los patrones de los biomas definidos por Myneni *et al.* (1997) en función de propiedades ópticas y biofísicas radiativamente diferentes, pueden diferenciarse en el espacio espectral de la banda del rojo (R) e infrarrojo cercano (IRC), especialmente para clases con alta pureza (no mezclas) y escalas espaciales moderadas (alrededor de 1 km). Al incrementarse la resolución espacial (por ejemplo: km) o reducirse la pureza, la confusión entre clases se incrementa. Dicho efecto espacial (mezclas) se propaga a las categorías definidas en la clasificación (Ju *et al.*, 2005), generando problemas de discriminación. Así, al utilizar dos bandas espectrales, potencialmente se puede discriminar a la vegetación, aunque al incrementarse el número de bandas se puede lograr mejores resultados, dentro de límites. Price (1990 y 1992) ha demostrado que la información espectral hiperspectral es altamente redundante y solo unas cuantas bandas son suficientes para caracterizar la vegetación. Barnsley *et al.* (1997) plantearon que para una banda espectral el uso de dos ángulos de visión de las reflectancias permite obtener adecuadas discriminaciones de las clases de vegetación, donde la banda del IRC ofrece mejor potencial. Dichos autores plantean que la capacidad para discriminar vegetación es función de la separabilidad espectral intrínseca de las clases y de las diferencias en los patrones angulares. Esto es, si en el espacio espectral del R-IRC no se discriminan clases,

la información multi-angular tiene poco impacto. No obstante lo anterior, Hyman y Barnsley (1997) muestran para una escena agrícola simple que el uso de todas las bandas multi-espectrales con un ángulo de visión a nadir genera una precisión de clasificación similar a la obtenida por una banda espectral y diferentes ángulos de visión, particularmente si se usan las bandas del infrarrojo cercano o medio.

Modelos de la BRDF y Discriminación de la Vegetación

En términos operacionales, para modelar la BRDF se ha planteado el uso de modelos semi-empíricos lineales (MSL) (Wanner *et al.*, 1995), definidos como:

$$R = k_0 + k_1 f_{geo} + k_2 f_{vol} \quad (1)$$

donde: R es la reflectancia (cualquier banda), f_{geo} es el kernel (función matemática) asociado a la geometría óptica (elementos sombreados e iluminados para una geometría de distribución de las plantas), f_{vol} está asociado a la contribución volumétrica del follaje de las plantas de la escena y los k son parámetros que se ajustan estadísticamente a una BRDF dada. El parámetro k_0 representa las contribuciones isotrópicas de la vegetación, independientes de la geometría sol-sensor y son función de las propiedades ópticas (reflectancias) de las plantas y sus elementos constitutivos (Ross, 1981).

Mediante la estrategia de uso de los parámetros de los MSL en lugar de las reflectancias multi-angulares medidas, existe potencial de discriminar la vegetación (Chopping, 2000), particularmente cuando se usan dos bandas espectrales, generalmente el R e IRC. Así, Bacour y Breon (2005) analizaron la variabilidad de la BRDF para diferentes biomas a través de los parámetros de un MSL (Maignan *et al.*, 2004) tipo kernel (Wanner *et al.*, 1995), pero con la inclusión de un término asociado al *Hot Spot* (coincidencia de los ángulos cenitales solares y de visión), que hace que la curvatura de la BRDF se incremente cerca del Hot Spot (HS). Dichos autores mostraron que el uso de los patrones de los parámetros, particularmente k_0 , del modelo entre un par de bandas (R e IRC) permite discriminar algunos biomas, aunque la confusión entre clases se mantiene. Los autores mencionados

previamente analizaron la base de datos de POLDER-1 y utilizaron un procesamiento de la misma con efectos residuales atmosféricos (aerosoles troposféricos) los cuales dificultaron su análisis. Resultados similares, en relación al potencial de discriminación de k_0 entre el R e IRC, fueron discutidos por Anjum y Ghosh (2000).

Al utilizar las líneas de procesamiento de POLDER-1 diferentes a las de la base estándar previamente mencionada, Leblanc *et al.* (2005) y Chen *et al.* (2005) ajustaron e invirtieron modelos de transferencia radiativa de óptica geométrica para analizar las firmas de la BRDF en el HS, con la finalidad de discriminar biomas usando sus patrones, con resultados alentadores. En tal estrategia de uso de los patrones del HS para discriminar clases de vegetación, Grant *et al.* (2004) encontraron que al analizar la amplitud del HS, como modelo particular, en el espacio del R-IRC usando el sensor POLDER, es posible caracterizar a las diferentes clases analizadas.

Por su parte, en un formato de espacios espectrales, Zhang *et al.* (2002a, b) plantearon que la variación multi-angular de los biomas (fundamentalmente bosques de hoja ancha y aciculares, matorrales, y cultivos de hoja ancha y cereales) de acuerdo a Myneni *et al.* (1997) definen patrones específicos que permiten separarlos espectral y angularmente; con excepción de los biomas cultivos y pastizales, que muestran traslapes. Dicha estrategia de caracterización de biomas es usada operacionalmente por el sensor MODIS. Los citados autores utilizaron espacios espectrales (R-IRC, principalmente) y mostraron que las clases de vegetación (radiativamente diferentes) están diferenciadas en función de su localización en el espacio espectral y tres métricas: inclinación o pendiente (p), longitud (l) e intercepción (m) de los patrones cuasi-lineales en ese espacio (Figura 1a).

El ejemplo de la Figura 1a considera el promedio de mediciones multi-angulares en un determinado periodo, generalmente menor o igual a un mes, donde las variaciones de los biomas no son marcadas. El efecto temporal en la localización de los patrones lineales de la Figura 1 debe considerarse al discriminar biomas, particularmente los asociados a biomas con crecimiento marcado o cambio de sus propiedades (por ejemplo pastizales, cultivos, bosque caducifolio, etc.). Hu *et al.* (2007) por ejemplo, mostraron cómo varían las líneas multi-angulares, mes por mes, para el caso

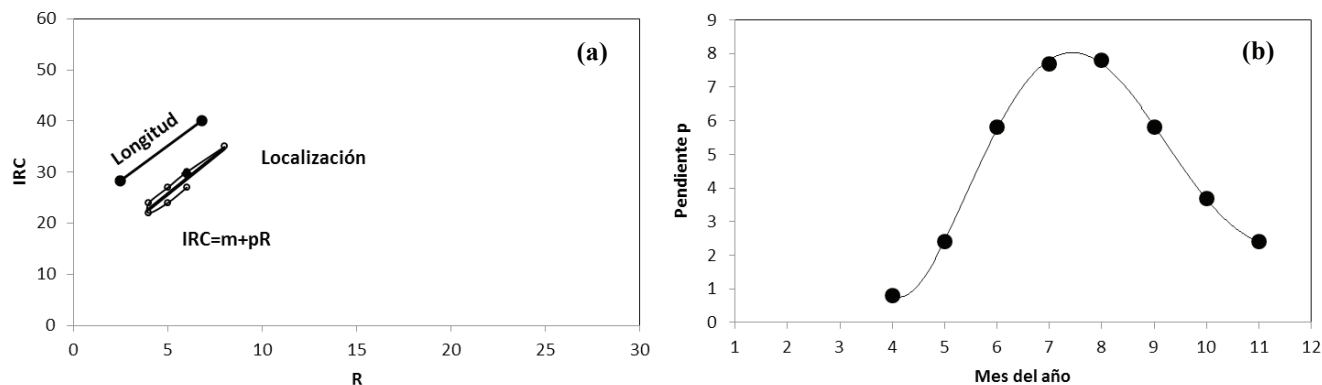


Figura 1. (a) Ejemplo de patrón multi-angular de un bosque de hoja ancha caducifolio y su caracterización; y, (b) variación mensual de la pendiente p para un bosque de hoja ancha caducifolio (modificado de Hu *et al.*, 2007).

de un bosque de hoja ancha caducifolio. La pendiente p de las líneas rectas se muestra en la Figura 1b, donde el intercepto m es prácticamente cero en todos los meses, donde queda claro que al considerar el tiempo en la discriminación de la vegetación, las estrategias de usar solo una fecha puede generar confusiones, lo que depende de la forma en que los biomas divergen o convergen en sus patrones temporales.

Los análisis mostrados sugieren la necesidad de una estrategia de discriminación de clases de la vegetación usando en forma conjunta información espectral, multi-angular y temporal (dejando la parte espacial como fija, en un enfoque píxel por píxel o en agrupaciones espaciales homogéneas de clases).

En este trabajo se analiza la base de datos de POLDER-1, con correcciones atmosféricas completas (Lacaze, 2006), asociada a un sistema global de clases de uso del suelo, por lo que los efectos de contaminación atmosférica y otro tipo de efectos han sido reducidos, esperando tener BRDFs más adecuadas.

Para sintetizar el análisis de patrones espectrales multi-angulares se ajustó un modelo uni-paramétrico de la BRDF (MUPB) desarrollado por Bolaños y Paz (2010) para el caso de ángulos cenitales y extendido para el caso de geometrías completas de visión-iluminación. Los análisis de discriminación se realizaron usando en forma conjunta reflectancias, BRDF y patrones temporales, planteando los alcances y limitaciones.

MATERIALES Y MÉTODOS

Modelo Uni-Paramétrico de la BRDF

El modelo uni-paramétrico de la BRDF o MUPB plantea un esquema de modelación diferente al usado

actualmente en las aplicaciones operacionales de los sensores remotos, ya que considera una simetría especial (Hot Spot) que simplifica la modelación de la BRDF a un solo parámetro, siendo necesario un solo dato, aplicable a nivel de píxel por píxel para el caso de una imagen satelital y para cualquier fecha. El MUPB fue inicialmente planteado con una simetría diferente para las bandas espectrales (Bolaños *et al.*, 2007) y después generalizado a una simetría única para todas las bandas (Bolaños y Paz, 2010):

$$\chi = 90 - \theta_v + \theta_s$$

$$R_n = f(R) \cos(\chi)$$

$$\chi = a - gR_n$$

$$f(R) = R, \text{ sin efecto de escala}$$

$$f(R) = \ln(R), \text{ con efecto de escala}$$

(2)

donde: θ_v es el ángulo cenital de visión, θ_s es el ángulo cenital solar de iluminación, R es la reflectancia de cualquier banda espectral, g es el parámetro de la BRDF, $a = 90^\circ$, R_n es reflectancia normalizada, χ es una variable de posición angular. La función $f(R)$ puede ser dependiente del efecto de escala (cambio en las dimensiones de las áreas de visión; típico en mediciones de campo y laboratorio o de sensores remotos de visión multi-angular o barrido ancho, tal como MODIS, AVHRR, MISR, POLDER) o no (típico de simulaciones radiativas). En lo general, el uso de la función logarítmica en $f(R)$ resulta en adecuados ajustes experimentales para ambos casos.

El modelo de la BRDF definido por la ecuación (2) puede ser extendido al caso de ángulos acimutales, bajo los mismos argumentos (Paz y Medrano, 2015):

$$d\varphi = \varphi_v - \varphi_s$$

$$\text{Si } d\varphi \leq 180, d\varphi p = d\varphi$$

$$\text{Si } d\varphi > 180, d\varphi p = 360 - d\varphi$$

$$\text{Si } d\varphi p \leq 90, \zeta = d\varphi p + \theta_s$$

$$\text{Si } d\varphi p > 90, \zeta = d\varphi p - \theta_s$$

$$gn = g \cos(\zeta)$$

$$\zeta = A - G(gn) \quad (3)$$

donde: φ_v es el ángulo acimutal de visión, φ_s es el ángulo acimutal solar de iluminación, G es el parámetro de la BRDF y $A = 90^\circ$.

El sistema de ecuaciones (2) y (3) puede replantearse como ($a=90$, $A=90$):

$$f(R) = G \left(\frac{90 - \chi}{90 - \zeta} \right) \left[\frac{\cos(\xi)}{\cos(\chi)} \right] \quad (4)$$

que para el caso de una definición generalizada de reflectancias normalizadas, queda como:

$$Rn = G(90 - \chi)\cos(\xi)$$

$$Rn = f(R)\cos(\chi)(90 - \zeta) \quad (5)$$

El MUPB permite parametrizar la BRDF con un solo parámetro: g para el caso de solo ángulos cenitales (visión a nadir) o G para el caso general. Las constantes a y A son iguales a 90° , producto de la simetría introducida por las variables de posición χ y ζ .

Patrones espectrales, Angulares y Temporales de la Vegetación

Para visualizar los patrones espectrales, angulares asociados a las clases de vegetación, la Figura 2 muestra simulaciones radiativas asociadas al crecimiento de un cultivo agrícola (misma geometría sol-sensor, ángulo de visión a nadir) con diferentes propiedades ópticas del suelo, bajo el cultivo que sostiene (Paz *et al.*, 2005). El tiempo de crecimiento del cultivo está definido en los espacios espectrales como cambios en el índice de área foliar (IAF) u otra variable biofísica asociada.

En el espacio del R-IRC (Figura 2a), el crecimiento del cultivo parte de una línea del suelo (IAF) hasta un IAF de 12 (follaje muy denso). El patrón de las líneas iso-IAF, mismo IAF y en diferentes tipos de suelo, es de alejamiento de la línea del suelo y reducción de las longitudes de éstas a medida que el IAF se incrementa, hasta el punto donde la banda del R se satura (no cambia de valor), representando un medio ópticamente denso definido por reflectancias en el infinito o R_∞ (Ross, 1981), donde los fotones no chocan con el suelo (equivalente a un medio con un suelo oscuro u ópticamente absorbente). El IRC sigue creciendo hasta alcanzar su propio valor de saturación en IRC_∞ .

Al dejar fijo al suelo, el crecimiento de la vegetación se manifiesta a través de curvas iso-suelo (Figura 2a), en donde el factor tiempo está implícito en los espacios espectrales.

El uso del espacio del R-IRC obedece a que en este espacio existe mayor contraste entre bandas para

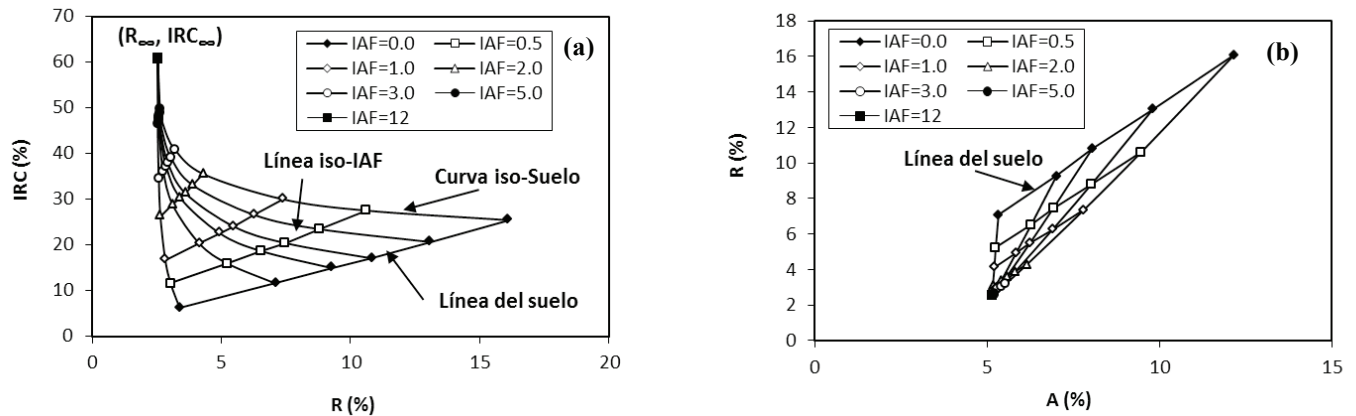


Figura 2. Simulaciones radiativas del crecimiento, variación del IAF (índice de área foliar) de un cultivo agrícola. (a) espacio del R (rojo)-IRC (infrarrojo cercano) y (b) espacio del A (azul) -R (rojo).

el sistema suelo-vegetación (Tucker, 1979). Si se usan bandas del visible, el contraste es menor y difícil de usar para discriminar vegetación. La Figura 2b muestra el espacio del azul (A) y R, donde las curvas iso-IAF se vuelven lineales.

De las relaciones (2) del MUB, es posible estandarizar una geometría sol-sensor para analizar los patrones espectrales del crecimiento de la vegetación en forma interoperable. Para ello se usan las relaciones ($a=90$ y $A=90$), derivadas de las relaciones (2):

$$Rn = \frac{90 - \chi}{g}$$

$$g = \frac{gn}{\cos(\zeta)}$$

$$gn = \frac{90 - \zeta}{G} \quad (6)$$

donde: Rn es una reflectancia para una geometría cenital definida por χ y ζ .

La Figura 3a muestra los patrones espectrales en el espacio Rn - $IRCn$ para $d\phi = 0$, $\theta_v = 0$ y $\theta_s = 30$, para el caso sin efecto de escala, mismas simulaciones de la Figura 1a. Los valores de Rn se multiplicaron por -1 para mostrarlos en el cuadrante positivo. La Figura 3b muestra el espacio gR - $gIRC$ para el mismo caso,

donde se eliminó la curva iso-suelo asociada al más oscuro, para mejorar la visualización. El parámetro g define íntegramente las variaciones de diferentes geometrías sol-sensor (Figura 1a) en un solo valor, lo cual es una forma compacta de analizar el BRDF en forma completa (caso de variaciones de ángulos cenitales). Se observa de estas figuras, sin efecto de escala, que los espacios estandarizados o del BRDF, conservan las métricas de separabilidad del crecimiento de la vegetación.

Los patrones espectrales de las simulaciones de la Figura 1a se muestran en las Figuras 3c y d, en este caso considerando el efecto de escala (transformación logarítmica, para compensar del incremento del tamaño del píxel con el ángulo cenital de visión). La Figura 3c muestra el espacio Rn - $IRCn$ y la Figura 3d el espacio gR - $gIRC$.

En las Figuras 3c y d se aprecia que los patrones son similares a los de las Figuras 3a y b, pero con una reducción de la separabilidad, la cual es aparente, ya que la transformación logarítmica mantiene métricas proporcionales.

Como evidencia experimental de campo, la Figura 4 muestra patrones espectrales y de la BRDF para el caso de mediciones de reflectancias de maíz (Bausch, 1993). Las Figuras 4a y c muestran los patrones normales del

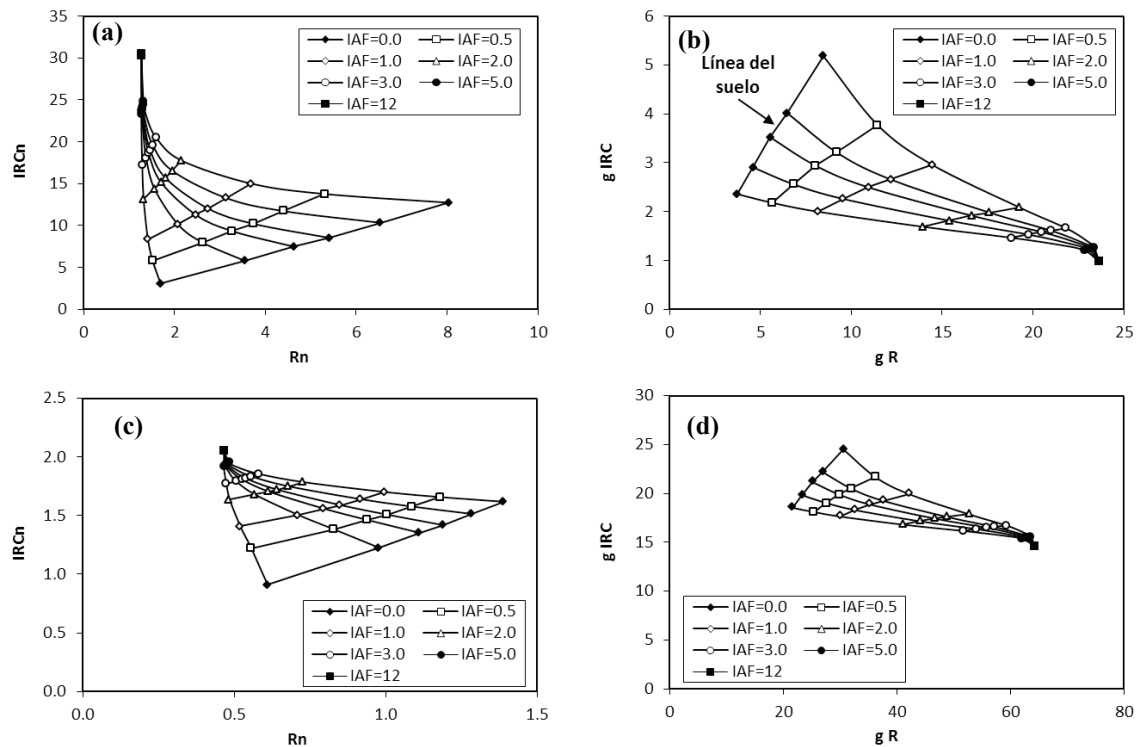


Figura 3. Simulaciones radiativas para el caso de efecto de escala (a y b) y sin él (c y d).

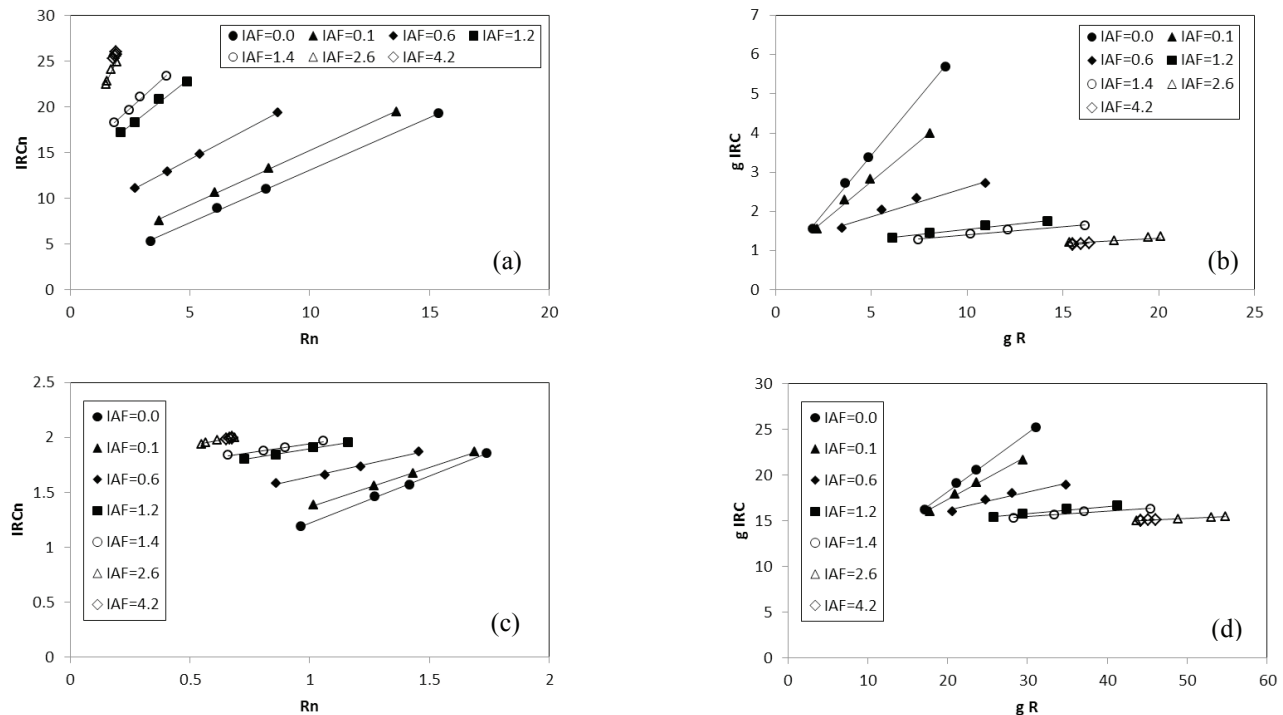


Figura 4. Mediciones en campo para el caso de efecto de escala (a y b) y sin él (c y d).

crecimiento de los cultivos en el espacio R_n - IRC_n .

En la Figura 4b y d se observa, con o sin efecto de escala, que las líneas iso-IAF para valores mayores a 2 son casi horizontales, donde el valor de g IRC asociado define un criterio de clasificación sin efecto del suelo, lo cual se presenta en los valores de g R.

Al utilizar el MUPB en experimentos con maquetas arbóreas, Cano *et al.* (2009) mostraron que las relaciones g R – g IRC pueden discriminar especies arbóreas con diferentes tipos de hojas, dejando fijo el suelo y la cobertura aérea de la vegetación. La relación entre las relaciones lineales de las g del R-IRC, en diferentes suelos, con la cobertura aérea puede ser usada para diferenciar patrones de crecimiento de las especies arbóreas, para valores donde la cobertura no sea muy baja (menor al 20%). Asimismo, dichos autores encontraron que el uso del espacio R_n - IRC_n reduce las confusiones observadas en reflectancias provenientes de diferentes geometrías sol-sensor.

Base de Datos Multi-Angulares de POLDER-1 y su Proceso

La base de datos de POLDER-1 está documentada en Lacaze (2006) y disponible en internet (<http://toyo.mediasfrance.org/?POLDER-1-BRDF-Data->

Base-V-2-00). Dicha base de datos está geolocalizada, con remoción de nubes y corrección atmosférica completa. Consta de 24 857 BRDFs (concepto general para ángulos de visión diferentes, para un periodo de un mes) asociados a las bandas espectrales centradas (μm) en 443, 565, 670 (R), 765 y 865 (IRC); donde las bandas 443, 670 y 865 miden la polarización de la radiación incidente. Para cada medición de reflectancias existe la información de la geometría sol-sensor, fecha de toma y clase de cobertura del suelo.

La información de la base de datos de POLDER-1 está diferenciada por clases de cobertura del suelo de acuerdo con el sistema GLC2000 (*Global Land Cover 2000*) (JRC, 2003), el cual consta de 22 clases (Cuadro 1). Los archivos de datos para cada clase de cobertura del suelo tienen asociado el índice de vegetación de diferencia normalizada $NDVI = (IRC - R) / (IRC + R)$, que oscila de -0.2 a 1 en intervalos de 0.1, como una medida de la cantidad de vegetación en un píxel dado.

En los análisis realizados, el MUPB se ajustó a nivel diario para cada píxel de la base de datos. El ajuste fue realizado considerando los ángulos ζ y χ de las mediciones acimutales para estimar el parámetro G (caso de efecto de escala). Con G se estimó g y R_n (estandarización con $d\phi = 0$, $\theta_v = 0$, $\theta_s = 40$).

El procedimiento numérico consistió en determinar el parámetro G (A se estimó en la regresión, para analizar el efecto de los ajustes en esta constante) para el caso de las reflectancias asociadas a diferentes valores acimutales.

Una síntesis de la base de datos de POLDER-1, con el número total de días procesados, así como el total de valores de reflectancias (misma cantidad para todas las bandas) se muestra en el Cuadro 1.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los ajustes del MUPB a nivel diario fueron realizados considerando dos casos, con $P > 0.05$: (1) $R^2 \geq 0.97$ y A : [87, 93] para las reflectancias R765 y R865 y, (2) $R^2 \geq 0.95$ y A : [84, 96] para las reflectancias R565 y R670, incluidas las R765 y R865. En lo general, los casos de $\chi = 90^\circ$, $\zeta = 90^\circ$ (casos degenerados del MUPB para reflectancias no normalizadas), reflectancias con

errores, $|G| > 60$ y valores con patrones contrarios de R_n (diferente signo entre el medido y el estimado) no se consideraron en los análisis. Dichos casos representan entre el 5 y 15% para las clases de cobertura del suelo de la base de datos. Para los casos (1) y (2), alrededor del 90% de la base usada en los ajustes experimentales cumplió con las condiciones impuestas.

Espacio Espectral-Angular del R765-R865 y R670-R865 usando Promedios Mensuales

Se realizó un primer análisis para considerar una agrupación por mes de las variables asociadas de la BRDF (R_n estandarizadas a la geometría sol-sensor definida y los parámetros G y g del MUPB). Para cada clase de cobertura se realizaron regresiones lineales para estimar el intercepto (Ad) y pendiente (Bd) de las bandas R765 y R865 empleando valores a nivel diario. Con los parámetros Ad y Bd a nivel mensual, se realizó

Cuadro 1. Sistema GLC2000 y base de datos de POLDER-1 asociada (escala mundial).

Clase	Descripción	No. Días	No. Datos
1	Cobertura arbórea, hoja ancha, perenne	15 446	196 752
2	Cobertura arbórea, hoja ancha, caducifolio, cerrado	25 276	323 972
3	Cobertura arbórea, hoja ancha, caducifolio, abierto	17 108	219 317
4	Cobertura arbórea, hoja acicular, perenne	25 710	333 962
5	Cobertura arbórea, hoja acicular, caducifolia	5888	91 996
6	Cobertura arbórea, tipo mixto de hoja	17 938	243 124
7	Cobertura arbórea, regularmente inundado, agua dulce	2241	27 349
8	Cobertura arbórea, regularmente inundado, agua salina (variación diaria)	7896	96 332
9	Mosaico: cobertura arbórea / otra vegetación natural	11 780	158 131
10	Cobertura arbórea, quemado	4272	65 604
11	Cobertura arbustiva, cerrado-abierto, perenne (con o sin un estrato arbóreo disperso)	21 117	272 225
12	Cobertura arbustiva, cerrado-abierto, caducifolio (con o sin un estrato arbóreo disperso)	28 486	362 219
13	Cobertura herbácea, cerrado-abierto	27 567	359 340
14	Cobertura herbácea dispersa o arbustiva dispersa	26 351	344 694
15	Cobertura arbustiva regularmente inundada o cobertura herbácea	19 330	254 203
16	Áreas cultivadas y manejadas	29 039	367 610
17	Mosaico: cultivo / cobertura arbórea / otra vegetación natural	15 873	203 116
18	Mosaico: cultivo / cobertura arbustiva o herbácea	22 119	283 877
19	Áreas desnudas	20 090	257 579
20	Cuerpos de agua (natural y artificial)	27 578	366 565
21	Nieve y hielo (natural y artificial)	7579	118 558
22	Superficies artificiales y áreas asociadas	16 136	205 074
Total		394 820	5 151 599

una regresión lineal para los patrones de todos los meses y determinar un solo patrón para todos: variable $R865 = Am + Bm$ variable $R765$

La Figura 5 muestra las variaciones diarias a nivel mensual de $R765n$ y $R865n$, donde Ad y Bd varían mes a mes, dentro de límites pequeños. En la Figura 6 se muestran las relaciones Am y Bm para todas las clases de coberturas.

De acuerdo con la Figura 6, las clases 5 (bosque acicular caducifolio), 21 (nieve y hielo), 9 (mosaico de bosque y otro tipo de vegetación natural) y 4 (bosque

acicular perenne) son las clases más separables, usando el parámetro G y g . El resto de las clases pueden separarse por grupos.

Aunque al parecer el uso de las variables asociadas a la BRDF en el espacio $R765$ - $R865$ muestra un potencial de discriminación de clases de cobertura, al observar los valores de Am de la Figura 6, es claro que los mismos están muy cercanos entre sí, por lo que son poco útiles. Ello es más evidente en la Figura 7 donde se muestran los valores de $R765n$ y $R865n$ para la clase 1 (bosque de hoja ancha perenne) discutida

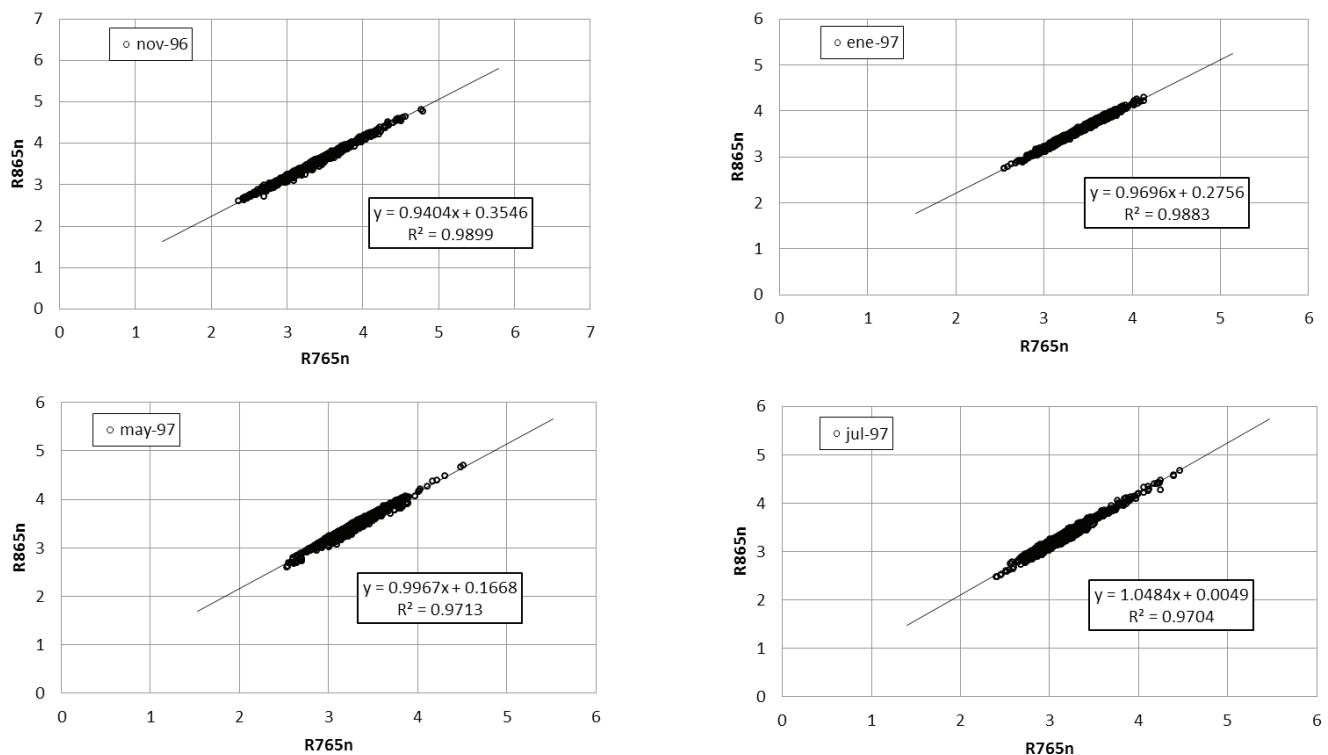


Figura 5. Variación mensual de la relación Ad y Bd para la clase 1 (bosque de hoja ancha, perenne), en el espacio $R765n$ - $R865n$.

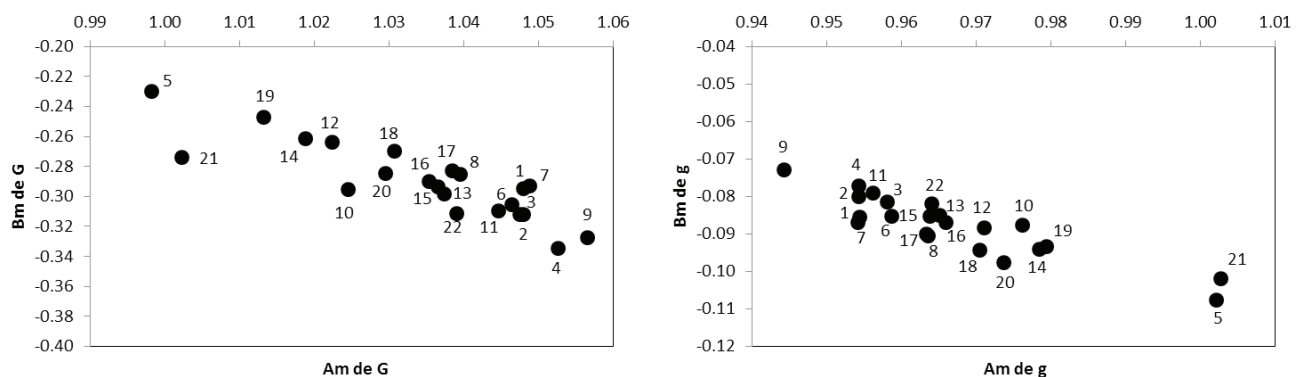


Figura 6. Relación entre los parámetros Am y Bm para todas las clases de coberturas.

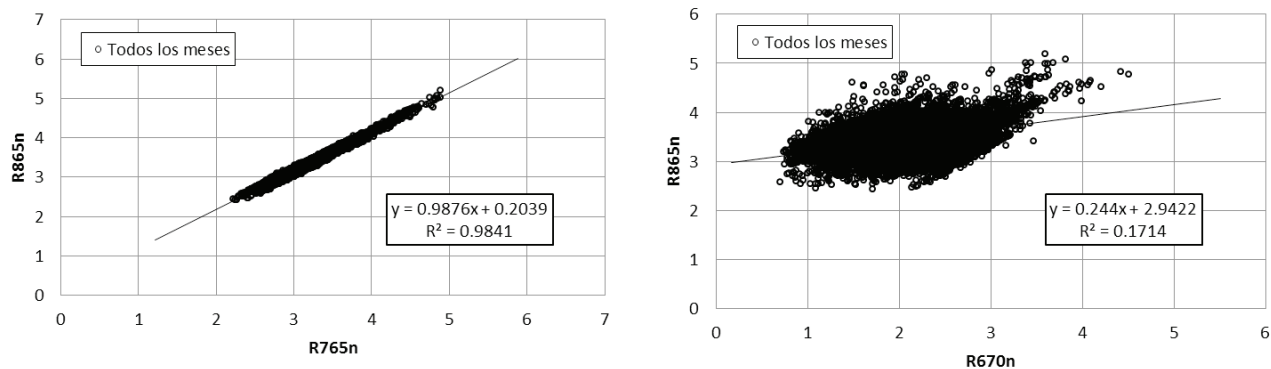


Figura 7. Patrones espectrales con una geometría sol-sensor estandarizada para los espacios R765n-R865n y R670n-R865n, para la clase 1 (bosque de hoja ancha perenne) de cobertura del suelo.

previamente, donde se observa que dichas bandas están altamente correlacionadas (algo similar sucede al comparar dos bandas del visible). En el caso de las bandas contrastantes del R (R670) e IRC (R865), la Figura 7 muestra esta situación para la misma clase 1.

La Figura 8 muestra las variaciones mensuales de la clase 1 en el espacio R670n-R865n, donde se observan mezclas de vegetación y diferentes estados del crecimiento de la misma.

Espacio Espectral-Angular del R670-R865 a Nivel de Píxeles y Datos Diarios

Para evitar hipótesis de homogeneidad temporal (promedios mensuales) o espacial (agrupaciones de píxeles de una clase de cobertura), se analizaron los patrones espectrales-angulares (tiempo implícito) a nivel diario con píxeles individuales en cada clase de cobertura definida. La Figura 9 muestra un ejemplo de

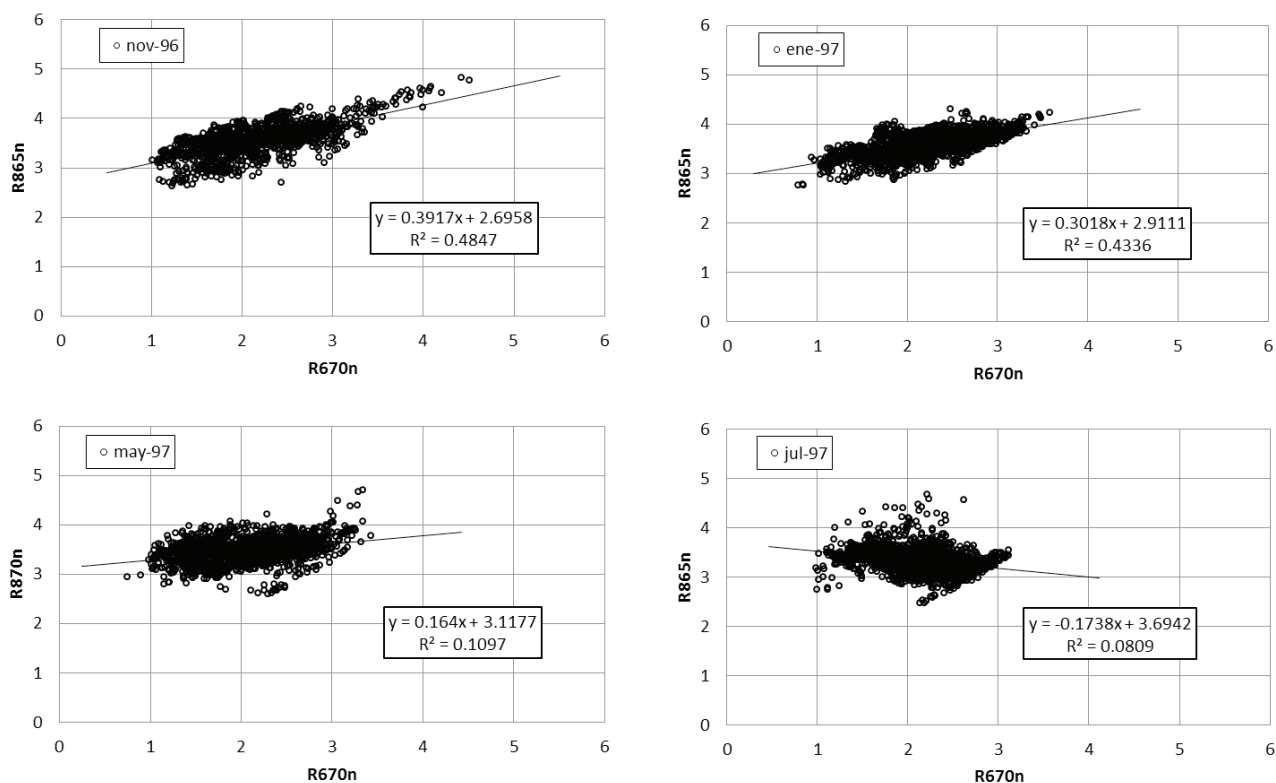


Figura 8. Variación mensual de la relación Ad y Bd para la clase 1 (bosque de hoja ancha perenne), en el espacio R670n-R865n.

seis clases (4 = bosque acicular perenne, 13 = cobertura herbácea, 16 = cultivos, 10 = bosque quemado, 19 = área desnuda y 21 = nieve y hielo), donde la región R670n: [1, 2] y R865n: [3, 4] muestran alta confusión, aún con clases no asociadas a vegetación (áreas desnudas, nieve y hielo). La explicación de estos resultados puede tener múltiples factores que no pueden discriminarse.

Para el caso del parámetro g del espacio R670-R865, la Figura 10 muestra los patrones de g R – g IRC para las mismas clases presentadas en la Figura 9. De acuerdo con las Figuras 3 y 4, los patrones límite horizontales (vegetación densa) e inclinados (suelo desnudo o clase similar) pueden ser usados para discriminar clases. Para este análisis la confusión entre clases de cobertura prevalece, aunque menos acentuada que en el caso del espacio R670n-R865n.

Alcances y Limitaciones de la Discriminación de Clases de Cobertura del Suelo Usando Información Satelital

Los análisis descritos anteriormente muestran que es prácticamente imposible discriminar las clases de cobertura asociadas al sistema GLC2000 dada la alta confusión en los espacios espectrales, angulares y temporales. En apariencia, la confusión es producto de mezclas de clases de cobertura, pero también es debido a la alta variabilidad temporal (desde suelo con poca vegetación hasta vegetación densa). En esta perspectiva el sistema de clasificación de las coberturas a nivel terrestre no está acoplado con las posibilidades reales de la tecnología de los sensores remotos ópticos, ya que no se considera el conocimiento de los patrones

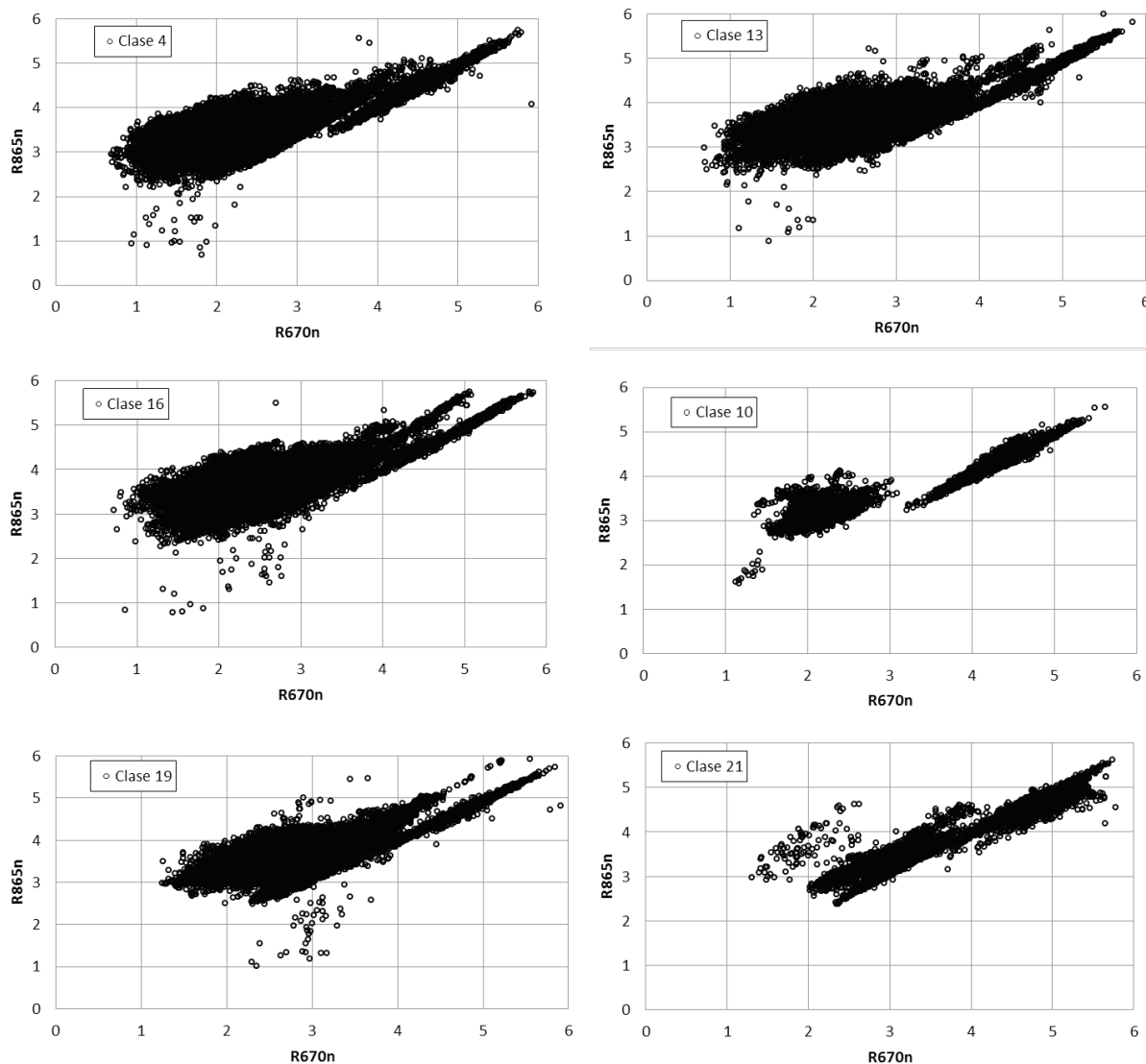


Figura 9. Patrones espectrales-angulares (tiempo implícito) del espacio R670n-R865n para seis clases de cobertura del suelo.

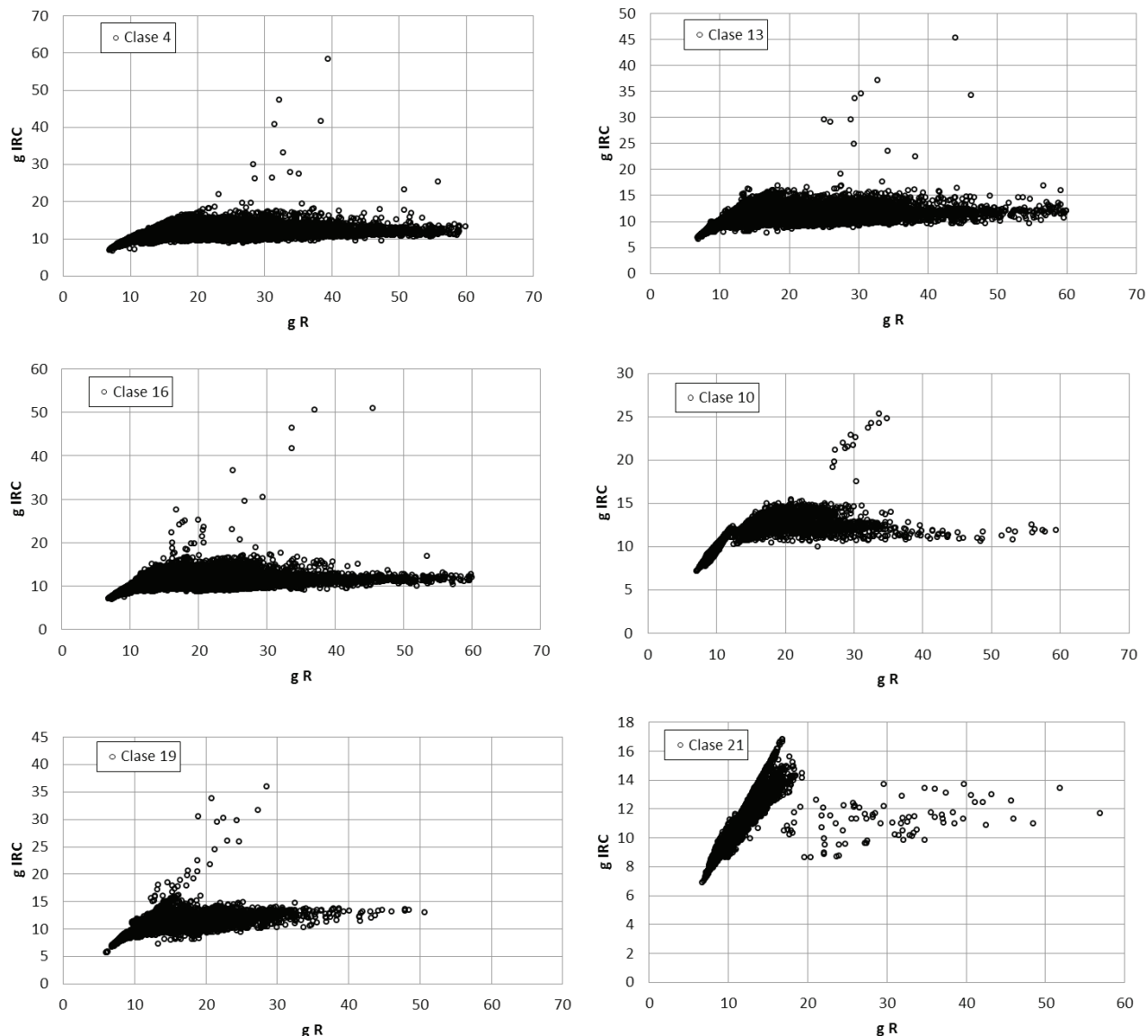


Figura 10. Patrones espectrales-angulares (tiempo implícito) del espacio $g R_{670} - g R_{865}$ para seis clases de cobertura del suelo.

temporales del crecimiento del follaje y se espera que la tecnología satelital resuelva el problema de clasificación. En consecuencia, las limitaciones de este tipo de enfoques están fuertemente correlacionadas con los esquemas de clasificación usados y su armonización a las capacidades de discriminación de los sensores remotos.

Para discriminar clases de cobertura del suelo o biomas, es necesario considerar esquemas de clasificación basados en sensores remotos, que optimicen la información disponible en los espacios espectrales, angulares y temporales, para una dimensión dada del píxel. De este modo, al utilizar un

esquema de discriminación de clases de la vegetación a nivel píxel por píxel, se puede plantear una estrategia general de clasificación de la vegetación (y clases de no vegetación) de acuerdo con patrones temporales de parámetros de la BRDF, patrones espectrales-temporales y condiciones de frontera.

En relación a los patrones temporales de la BRDF, como se muestra en la Figura 1b, el análisis de la evolución temporal del parámetro g del MUPB permite definir si la vegetación es perenne o caducifolia, además de clases intermedias en función de umbrales que se utilicen (por ejemplo: subcaducifolia y subperennifolia). Asimismo, de acuerdo con

la evolución temporal de g es posible discriminar entre la vegetación caducifolia o subcaducifolia en relación a los cultivos o pastizales cultivados, los cuales tienen épocas de siembra generalmente diferentes a las fechas de caducidad del follaje de la vegetación natural. Para ello se pueden emplear modelos que caractericen la evolución temporal del parámetro g de la vegetación (Jönsson y Eklundh, 2004).

Al aplicar un esquema como el definido por Paz *et al.* (2009), para el caso de vegetación herbácea, es posible analizar las trayectorias temporales (implícitas) de las reflectancias (estandarizadas) asociadas a cambios en la cantidad de la vegetación de una clase dada. De acuerdo con dicho esquema, es posible determinar las reflectancias de un tipo de vegetación, aún cuando la vegetación no forme un medio denso, permitiendo así estimar la distribución espacial y angular del follaje y sus propiedades ópticas (albedo foliar), las cuales están definidas por las reflectancias en el infinito (Paz *et al.*, 2009). En relación a las trayectorias espectrales temporales de la vegetación herbácea y arbórea, sus patrones son diferentes (Huemmrich, 2001), por lo que pueden discriminarse con facilidad.

Con la estimación de las reflectancias en el infinito (Paz *et al.*, 2009) es posible analizar dicha condición de frontera (superior) de vegetación ópticamente densa para discriminar clases de vegetación, considerando las posiciones de las reflectancias en el espacio R_n - IRC_n . Asimismo, una vez conocidos los patrones temporales del crecimiento de la vegetación (herbácea o arbórea), es posible estimar las reflectancias del suelo (condición de frontera inferior), para con ello eliminar este factor de confusión.

CONCLUSIONES

- El uso de información multi-angular de sensores remotos en plataformas espaciales ha sido argumentado como un esquema que mejora las clasificaciones de clases de coberturas de uso del suelo o biomas.
- En este trabajo se revisaron los alcances y limitaciones de discriminación de clases de cobertura del suelo del sistema GL2000, usando un modelo simple de la geometría sol-sensor dependiente de un solo parámetro y una base de datos de mediciones multi-angulares del sensor POLDER-1, en el contexto de un marco teórico-conceptual del uso de información espectral-angular y temporal, dejando fijo el tamaño de los píxeles.

Los resultados muestran que es prácticamente imposible realizar tal tarea, dada la confusión entre clases, la cual es debida a mezclas de clases y al desacoplamiento del sistema de clasificación terrestre con información que se puede obtener de la tecnología de sensores remotos. - Se recomienda consolidar alternativas de clasificación de la vegetación acoplada a información de sensores remotos, cuya exploración enriquecerá este tipo de contribuciones.

LITERATURA CITADA

- Anjum, V. N. S. and R. Ghosh. 2000. Angular and polarization response of vegetation, bare soil and water from ADEOS POLDER data over India. *Int. J. Remote Sens.* 21: 805-810.
- Asner, G. P. 2000. Contributions of multi-view angle remote sensing to land-surface and biogeochemical research. *Remote Sens. Rev.* 18: 137-162.
- Bacour, C. and F. M. Bréon. 2005. Variability of biome reflectance bidirectional signatures as seen by POLDER. *Remote Sens. Environ.* 98: 80-95.
- Barnsley, M. J., D. Allison, and P. Lewis. 1997. On the information content of multiple view angle (MVA) images. *Int. J. Remote Sens.* 18: 1937-1960.
- Bausch, W. C. 1993. Soil background effects on reflectance-based crop coefficients for corn. *Remote Sens. Environ.* 46: 213-222.
- Bicheron, P. and M. Leroy. 2000. Bidirectional reflectance distribution function signatures of major biomes observed from space. *J. Geophys. Res.* 105: 26669-26681.
- Bolaños G., M. A. y F. Paz P. 2010. Modelación general de los efectos de la geometría iluminación-visión en la reflectancia de pastizales. *Rev. Mex. Cienc. Pecu.* 1: 349-361.
- Bolaños G., M. A., F. Paz, E. Palacios, E. Mejía y A. Huete. 2007. Modelación de los efectos de la geometría sol-sensor en la reflectancia de la vegetación. *Agrociencia* 41: 527-537.
- Cano, A., F. Paz, M. Bolaños, E. Palacios, E. Mejía, J. L. Oropeza, R. Valdez, J. Chávez y A. Zarco. 2009. Sobre la clasificación de sistemas arbolados usando información espectral multi-angular. *Agrociencia* 43: 279-290.
- Chen, J. M., C. H. Menges, and S. G. Leblanc. 2005. Global mapping of foliage clumping index using multi-angular satellite data. *Remote Sens. Environ.* 97: 447-457.
- Chopping, M. J. 2000. Large-scale BRDF retrieval over New Mexico with a multiangular NOAA AVHRR dataset. *Remote Sens. Environ.* 74: 163-191.
- Deschamps, P. Y., F. M. Bréon, M. Leroy, A. Podaire, A. Bricaud, J. C. Buriex, and G. Sèze. 1994. The POLDER mission: Instrument characteristics and scientific objectives. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 32: 598-615.
- Diner, D. J., G. P. Asner, R. Davies, Y. Knyazhikin, J. P. Muller, A. W. Nolin, B. Pinty, C. B. Schaaf, and J. Stroeve. 1999. New directions in earth observing: Scientific applications of multiangle remote sensing. *Bull. Am. Meteorol. Soc.* 80: 2209-2228.
- Grant, I. F., C. Heyraud, and F. M. Bréon. 2004. Continental scale hotspot observations of Australia at sub-degree angular resolution from POLDER. *Int. J. Remote Sens.* 25: 3625-3636.

- Hautecoeur, O. and M. Leroy. 1998. Surface bidirectional reflectance distribution function observed at global scale by POLDER/ADEOS. *Geophys. Res. Lett.* 25: 4197-4200.
- Hu, J. N., Y. Su, B. Tan, D. Huang, W. Z. Yang, M. Schull, M. A. Bull, J. V. Martonchik, D. J. Diner, Y. Knyazikhin, and R. B. Myneni. 2007. Analysis of the MISR LAI/FPAR product for spatial and temporal coverage, accuracy and consistency. *Remote Sens. Environ.* 107: 334-347.
- Huemmerich, K. F. 2001. The GeoSail model: A simple addition to the SAIL model to describe discontinuous canopy reflectance. *Remote Sens. Environ.* 75: 423-431.
- Hyman, A. H. and M. J. Barnsley. 1997. On the potential for land cover mapping from multiple-view-angle (MVA) remotely-sensed images. *Int. J. Remote Sens.* 18: 2471-2475.
- Jönsson, P. and L. Eklundh. 2004. TIMESAT – a program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Comput. Geosci.* 30: 833-845.
- JRC (Joint Research Centre). 2003. Global Land Cover 2000 database. European Commission. Joint Research Centre <http://bioval.jrc.ec.europa.eu/products/glc2000> (Consulta: febrero 12, 2013).
- Ju, J., S. Gopal, and E. D. Kolaczyk. 2005. On the choice of spatial and categorical scale in remote sensing land cover classification. *Remote Sens. Environ.* 96: 62-77.
- Lacaze, R. 2006. POLDER-1 BRDF database – user document. Ed. 2 – Rev. 2. MEDIAS-France, CNES. Toulouse, France 59 p. http://toyo.mediasfrance.org/IMG/pdf/POLDER-1_BRDF_usermanual-I2.20.pdf (Consulta: febrero 12, 2013).
- Leblanc, S. G., J. M. Chen, H. P. White, R. Latifovic, R. Lacaze, and J. L. Roujean. 2005. Canada-wide foliage clumping index mapping from multiangular POLDER measurements. *Can. J. Remote Sens.* 31: 364-376.
- Maignan, F., F. M. Bréon, and R. Lacaze. 2004. Bidirectional reflectance of earth targets: Evaluation of analytical models using a large set of spaceborne measurements with emphasis of hot spot. *Remote Sens. Environ.* 90: 210-220.
- Myneni, R. B., R. R. Nemani, and S. W. Running. 1997. Estimation of global leaf area index and absorbed PAR using radiative transfer models. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 35: 1380-1393.
- NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration). 2006. NOAA KLM User's guide with NOAA-N, -N' Supplement. U. S. Department of Commerce. National Environmental Satellite, Data, and Information Service. <http://www.ncdc.noaa.gov/oa/pod-guide/ncdc/docs/klm/cover.htm> (Consulta: febrero 12, 2013).
- Paz, F. y E. Medrano. 2015. Patrones espectrales multi-angulares de clases globales de cobertura del suelo usando el sensor remoto POLDER-1. *Terra Latinoamericana* 33: 129-137.
- Paz, F., A. Zarco, A. Cano, M. A. Bolaños y M. Odi. 2009. Un método simple para estimar las propiedades geométricas y ópticas de las hojas de la vegetación. *Agrociencia* 43: 417-425.
- Paz, F., E. Palacios, E. Mejía, M. Martínez y L. A. Palacios. 2005. Análisis de los espacios espectrales de la reflectividad del follaje de los cultivos. *Agrociencia* 39: 293-301.
- Price, J. C. 1990. On the information-content of soil reflectance spectra. *Remote Sens. Environ.* 33: 113-121.
- Price, J. C. 1992. Variability of high-resolution crop reflectance spectra. *Int. J. Remote Sens.* 13: 2593-2610.
- Ross, J. 1981. The radiation regime and architecture of plant stands. W. Junk. Norwell, MA, USA.
- Schaeppman-Strub, G., M. E. Schaeppman, T. H. Painter, S. Dangel, and J. V. Martonchik. 2006. Reflectance quantities in optical remote sensing – definitions and case studies. *Remote Sens. Environ.* 103: 27-42.
- Tian, Y., Y. Wang, Y. Zhang, Y. Knyazikhin, J. Bogaert, and R. B. Myneni. 2002. Radiative transfer based scaling of LAI retrievals from reflectance data of different resolutions. *Remote Sens. Environ.* 84: 143-159.
- Tucker, C. J. 1979. Red and photographs infrared linear combination for monitoring vegetation. *Remote Sens. Environ.* 8: 127-150.
- Wanner, W., X. Li, and A. H. Strahler. 1995. On the derivation of kernels for kernel-driven models of bidirectional reflectance. *J. Geophys. Res.* 100: 21077-21089.
- Zhang, Y., N. Shabanov, Y. Knyazikhin, and R. B. Myneni. 2002b. Required consistency between biome definitions and signatures with the physics of remote sensing. II: Theoretical arguments. *Remote Sens. Environ.* 80: 435-446.
- Zhang, Y., Y. Tian, R. B. Myneni, and Y. Knyazikhin. 2002a. Required consistency between biome definitions and signatures with the physics of remote sensing. I: Empirical arguments. *Remote Sens. Environ.* 80: 418-434.