

# PATRONES ESPECTRALES MULTI-ANGULARES DE CLASES GLOBALES DE COBERTURAS DEL SUELO USANDO, EL SENSOR REMOTO POLDER-1

## Spectral Multi-Angular Patterns of Global Land Cover Classes Using Polder-1 Remote Sensor

Fernando Paz<sup>1\*</sup> y Edgardo Medrano<sup>1</sup>

### RESUMEN

El uso de información espectral multi-angular de sensores remotos en plataformas espaciales tiene el potencial de discriminar clases de coberturas del suelo y otras aplicaciones. En este trabajo se explora el uso de la base del sensor POLDER-1 (fuera de operación) en la plataforma ADEOS, el cual permitió obtener hasta 14 mediciones multi-angulares de un mismo pixel. La base de datos fue analizada ajustando un modelo de la función de distribución bidireccional de las reflectancias (BRDF) en las bandas centradas en 443, 565, 670, 765 y 865 micrómetros, para diferentes clases de cobertura del suelo del sistema GLC2000 y así analizar el potencial de usar información multi-angular para discriminar clases de cobertura. Los resultados mostraron los mejores ajustes en las bandas 765 y 865, seguidos por las bandas 565 y 670 y, finalmente, los peores ajustes se dieron en la banda 443. Los errores de ajuste pueden ser interpretados por problemas en la corrección atmosférica asociada a los aerosoles troposféricos (mayores efectos en las bandas del visible). Con el modelo de la BRDF ajustado, que usa un solo parámetro (G), se analizó su uso para discriminar clases de cobertura, resultando que la banda 670, seguida por la 443, mostraron un mayor potencial, con una precisión aceptable, de realizar una clasificación de coberturas del suelo.

**Palabras clave:** BRDF; MUPB; GLC2000; reflectancias; parámetro G; discriminación.

### SUMMARY

The use of multi-angular spectral information from remote sensors on space platforms has the potential to

<sup>1</sup> Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo. 56230 Montecillo, Estado de México.

\* Autor responsable (ferpazpel@gmail.com)

Recibido: junio de 2014. Aceptado: marzo de 2015.  
Publicado en Terra Latinoamericana 33: 129-137.

discriminate land cover classes and other applications. In this paper, use of the base of the POLDER-1 sensor (non-operating) on the ADEOS platform, which yielded up to 14 multi-angular measurements of the same pixel, is explored. The database was analyzed by fitting a model of the function of bidirectional reflectance distribution (BRDF) in bands centered at 443, 565, 670, 765 and 865 microns, for different types of ground cover, GLC2000 system. In this way, the potential of using multi-angular information to discriminate cover classes was analyzed. The results showed the best adjustments in bands 765 and 865, followed by bands 565 and 670. Finally, the worst adjustments occurred in band 443. Adjustment errors can be interpreted as problems associated with atmospheric correction of tropospheric aerosols (greater effects on the visible bands). With the BRDF model adjusted with a single parameter (G), their use for discriminating classes of land covers was analyzed. The results showed that the band 670, followed by 443, had the greatest potential, having acceptable accuracy regarding classification of land cover performance.

**Index words:** BRDF; MUPB; GLC2000; reflectances; G parameter; discrimination.

### INTRODUCCIÓN

Los objetos sobre la superficie terrestre reflejan la radiación solar en forma anisotrópica, generando firmas espectrales multi-angulares características, lo cual ha sido observado en mediciones experimentales (Kimes, 1983; Deering *et al.*, 1992; Bolaños *et al.*, 2007). 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 conocimiento de la BRDF permite utilizar esta información para estandarizar índices espectrales de la vegetación (Wu *et al.*, 1995), usar modelos de transferencia radiativa para estimar variables biofísicas (Knyazikhin *et al.*, 1998) o definir clases de coberturas del suelo (Hyman y Barnsley, 1997; Diner *et al.*, 2005; Cano *et al.*, 2009), entre otras aplicaciones.

Respecto al uso en clasificación, Zhang *et al.* (2002a y b) han argumentado que la clasificación de la vegetación debe basarse en principios de consistencia entre las propiedades radiativas de las clases y sus firmas espectrales distintivas, manteniendo fija la resolución espacial (problema de mezclas). Dichos autores utilizan espacios espectrales (R o rojo e IRC o infrarrojo cercano, por ejemplo) y muestran que las clases de vegetación (radiativamente diferentes) están diferenciadas en función de su localización en el espacio espectral y tres métricas: inclinación, longitud e intercepción de los patrones cuasi-lineales en ese espacio, argumentos que favorecen la hipótesis de firmas espectrales multi-angulares únicas para las clases de vegetación (los seis biomas definidos por Myneni *et al.*, 1997).

El sensor POLDER-1 (*POLarization and Directionality of Earth Reflectances*) a bordo de la plataforma ADEOS-1 (*Advanced Earth Observing System*) (Deschamps *et al.*, 1994) ofreció una excelente oportunidad de mapear los usos del suelo a una escala global. POLDER-1 permitió obtener hasta 14 mediciones de un blanco terrestre, cada una con diferentes ángulos de visión. El sensor observó 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 fue de 2400 km, con dimensiones de los pixeles a nadir de  $6 \times 7$  km. 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, que va de noviembre de 1996 a junio de 1997 (Lacaze, 2006). Aunque la resolución espacial del sensor es muy gruesa, su uso en regiones del mundo con coberturas del suelo homogéneas y extensas permite su implementación, tal como es el caso discutido en este trabajo.

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 uso del suelo (Hautecoeur y Leroy, 1998; Bicheron y Leroy, 2000), mostrando pocas diferencias entre sí. Bacour y Breon (2005) analizaron la variabilidad de la BRDF para

diferentes biomas a través de los parámetros de un modelo semi-empírico lineal (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. Estos autores mostraron que el uso de los patrones de los parámetros del modelo entre un par de bandas (R e IRC) permite discriminar algunos biomas; y en otros la confusión entre clases se mantiene y la discriminación no es precisa. Dichos autores, que previamente han analizado la base de datos de POLDER-1, utilizaron un procesamiento con efectos residuales atmosféricos (aerosoles troposféricos) que dificultaron su análisis.

Mediante el uso de líneas de procesamiento de POLDER-1 diferentes al 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 Hot Spot, con el fin de discriminar biomas a través de sus patrones; los resultados mostraron precisiones aceptables en las discriminaciones.

Para analizar el potencial de usar información multi-angular a nivel de plataformas espaciales para discriminar clases de coberturas del suelo o biomas, en este trabajo se analizó 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 otros) 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. El parámetro del modelo de la BRDF fue usado para analizar el potencial de discriminación de clases de cobertura del suelo.

## 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, por lo que sólo se necesita un dato y es aplicable a nivel de pixel por pixel para el caso de una imagen satelital y para una fecha cualquiera. 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):

$$\begin{aligned}\chi &= 90 - \theta_v + \theta_s \\ Rn &= \ln(R)\cos(\chi) \\ \chi &= a - gRn\end{aligned}\quad (1)$$

donde:  $\theta_v$  es el ángulo cenital de visión,  $\theta_s$  es el ángulo cenital solar de iluminación,  $R$  es la reflectancia de cualquier banda espectral,  $g$  es el parámetro de la BRDF,  $a = 90^\circ$  (caso teórico),  $\chi$  es una variable de posición angular de simetría ( $= 90^\circ$  en el Hot Spot, por lo que  $\cos(\chi) = 0$ ) y la función logaritmo es usada para minimizar el efecto de escala (píxeles de tamaños diferentes).

El modelo de la BRDF definido por la ecuación (1) puede ser extendido al caso de ángulos acimutales, bajo los mismos argumentos, como:

$$\begin{aligned}d\phi &= \phi_v - \phi_s \\ \text{Si } d\phi \leq 180, d\phi_p &= d\phi \\ \text{Si } d\phi < 180, d\phi_p &= 360 - d\phi \\ \\ \text{Si } d\phi_p \leq 90, \zeta &= d\phi_p + \theta_s \\ \text{Si } d\phi_p < 90, \zeta &= d\phi_p - \theta_s\end{aligned}\quad (2)$$

$$\begin{aligned}gn &= g\cos(\zeta) \\ \zeta &= A - G(gn)\end{aligned}$$

donde:  $\phi_v$  es el ángulo acimutal de visión,  $\phi_s$  es el ángulo acimutal solar de iluminación,  $G$  es el parámetro de la BRDF,  $A = 90^\circ$  (caso teórico) y  $\zeta$  es una variable de posición angular similar a  $\chi$ .

El MUPB permite parametrizar la BRDF con un solo parámetro:  $g$  para el caso de sólo ángulos cenitales (visión a nadir) o  $G$  para el caso general. Las constantes  $a$  y  $A$  son iguales a  $90^\circ$ , producto de la simetría introducida por las variables de posición angular  $\chi$  y  $\zeta$ .

## 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>). La base de datos de POLDER-1 esta geolocalizada, con remoción de nubes y corrección atmosférica completa. Consta de 24 857 BRDFs (concepto general para ángulos de visión diferentes, en un periodo de un mes) asociados a las bandas espectrales centradas ( $\mu\text{m}$ ) 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 base de datos de POLDER-1 tiene asociada clases de cobertura del suelo de acuerdo al 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 NDVI =  $(IRC-R)/(IRC+R)$ , que va de -0.2 a 1 en intervalos de 0.1, como una medida de la cantidad de vegetación en un pixel dado.

En los análisis realizados a la base de datos de POLDER-1 por diferentes autores, los modelos de la BRDF y los patrones experimentales se basaron en datos de un mes (diferentes ángulos de visión) para un biomas o clase de cobertura del suelo. Esto induce sesgos importantes en el caso donde la vegetación cambia rápidamente (por ejemplo: cultivos, vegetación caducifolia, mosaicos con cultivos). La razón de hacer esto fue para contar con geometrías sol-sensor diferentes, para parametrizar los modelos y evitar problemas de degeneración numérica en los ajustes. En el caso de este trabajo, dado el modelo general de la BRDF definido por las ecuaciones (1) y (2), éste se ajustó a nivel diario (mismo ángulo cenital de visión y de iluminación, diferentes ángulos acimutales). El procedimiento consistió en determinar el parámetro  $G$  ( $A$  no se dejó fijo e igual a  $90^\circ$  para analizar el efecto de los ajustes en esta constante) para el caso de las reflectancias asociadas a diferentes valores acimutales. Con el parámetro  $G$  estimado es posible estimar  $g$  del modelo cenital, ecuación (2), para cualquier configuración geométrica.

El Cuadro 1 muestra una síntesis de la base de datos de POLDER-1, con el número total de días procesados,

**Cuadro 1. Sistema GLC2000 y base de datos de POLDER-1 asociada.**

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

así como el total de valores de reflectancias (misma cantidad para todas las bandas). Estos valores son los totales de la base POLDER-1.

El sistema de ecuaciones (1) y (2) puede replantearse como ( $a = 90$ ,  $A = 90$ ):

$$f(R) = G \left( \frac{90 - \chi}{90 - \zeta} \right) \left[ \left( \frac{\cos(\xi)}{\cos(\chi)} \right) \right] \quad (3)$$

Que para el caso una definición generalizada de reflectancias normalizadas, a ser usada en lo siguiente, queda como:

$$\begin{aligned} Rn &= G(90 - \chi)\cos(\xi) \\ Rn &= f(R)\cos(\chi)(90 - \zeta) \end{aligned} \quad (4)$$

Los estadísticos usados para evaluar el ajuste empírico del modelo MUPB a los datos de POLDER-1 es la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RECM) y el error relativo medio (ERM):

$$\begin{aligned} RECM &= \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Rn_{med} - Rn_{est})^2 \right\}^{0.5} \\ ERM &= \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Rn_{med} - Rn_{est}}{Rn_{med}} \right| \right\} \times 100 \end{aligned} \quad (5)$$

Adicionalmente, se realizó una regresión lineal simple estadística entre los valores de  $Rn$  medidos (med) y los estimados (est) de los ajustes del MUPB:

$$Rn_{est} = c + dRn_{med} \quad (6)$$

Los parámetros  $c$  y  $d$ , además del  $R^2$  del ajuste, fueron calculados para todas las bandas y todas las clases de coberturas del suelo, a nivel del número de datos  $i = 1, 2, 3, \dots, n$ .

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los ajustes del MUPB, sistema de ecuaciones (1) y (2) o sistema de ecuaciones (3) y (4), se realizaron

considerando cuatro casos: (a)  $R^2 \geq 0.99$  y A: [89, 91]; (b)  $R^2 \geq 0.97$  y A: [87, 93]; (c)  $R^2 \geq 0.95$  y A: [84, 96] y (d)  $R^2 \geq 0.90$  y A: [80, 100]. En lo general, los casos de  $\chi = 90^\circ$ ,  $\zeta = 90^\circ$  (casos degenerados del MUPB para reflectancias no normalizadas, valores de cero en el denominador de la ecuación 3), reflectancias con errores (fuera de rangos de reflectancias o faltantes),  $|G| > 60$  (ángulos de observación o visión extremos) y valores con patrones contrarios de  $R_n$  (diferente signo entre el medido y el estimado – error desconocido) no fueron considerados en los análisis. Estos casos, en promedio, representan menos del 3% para las bandas 765 y 865, menos del 13% para las bandas 565 y 670 y alrededor del 34% para la banda 443. El mayor porcentaje de errores está relacionado con los efectos atmosféricos de los aerosoles (mayor efecto en la banda 443), que se traduce en malos ajustes del modelo BRDF.

El porcentaje de datos que cumple los criterios de selección de los cuatro casos se muestran en el Cuadro 2. En el caso de las bandas 765 y 865, con el caso más crítico ( $R^2 \geq 0.99$ ), alrededor de dos terceras

partes de los datos cumplen el criterio y poco más del 90% con el siguiente criterio de selección ( $R^2 \geq 0.97$ ). Para las bandas 565 y 670, con el tercer criterio de selección ( $R^2 \geq 0.95$ ), alrededor del 90% de los datos cumplen la condición. Finalmente, en el caso de la banda 443, el criterio más liberal ( $R^2 \geq 0.90$ ) produce que alrededor del 85% cumplan esta condición.

El análisis de los ajustes (medido y estimado) para las bandas 765 y 865 ( $R^2 \geq 0.97$ ) se muestra en el Cuadro 3, se observa que los errores son pequeños y no hay sesgos de estimación.

Para las bandas del visible 565 y 670 ( $R^2 \geq 0.95$ ), el Cuadro 4 muestra los estadísticos de errores, donde los ajustes del MUPB son buenos, pero mayores a los de las bandas del infrarrojo cercano (banda 865) y la transición visible-infrarrojo cercano (banda 765)

Finalmente, en el Cuadro 5 se muestran los estadísticos de error de ajuste para la banda 443, que presentó los mayores errores de las bandas analizadas.

En lo general, los ajustes del MUPB a las bandas del visible muestran errores mayores que las bandas 765

**Cuadro 2. Porcentaje de datos de la base POLDER-1 que cumplen criterios de selección del MUPB.**

Clase	$R^2 \geq 0.99$ y A: [89, 91]					$R^2 \geq 0.97$ y A: [87, 93]					$R^2 \geq 0.95$ y A: [84, 96]					$R^2 \geq 0.90$ y A: [80, 100]				
	443	565	670	765	865	443	565	670	765	865	443	565	670	765	865	443	565	670	765	865
1	10.0	38.3	33.8	64.7	67.8	36.8	78.1	71.2	95.8	96.2	55.0	91.2	85.4	98.1	98.1	72.5	97.4	93.4	98.8	98.8
2	20.9	46.5	42.3	67.0	69.8	57.5	85.2	79.9	94.3	94.4	74.3	93.2	89.7	95.8	95.9	86.3	96.4	95.4	96.9	96.9
3	16.6	43.3	40.3	62.5	64.7	43.3	81.1	75.6	93.2	93.3	59.1	92.6	87.9	95.5	95.5	74.4	97.5	95.3	96.9	96.9
4	23.6	43.6	40.5	62.3	65.2	58.3	84.5	79.5	95.6	96.1	74.6	94.3	90.4	97.9	98.0	86.2	98.0	96.9	98.6	98.6
5	36.2	54.7	52.2	74.2	75.9	64.1	91.2	85.6	99.3	99.3	76.7	96.9	93.6	99.8	99.9	88.3	97.7	98.6	99.9	99.9
6	19.4	42.7	38.5	64.7	68.0	49.8	83.7	76.6	96.7	96.9	67.8	93.9	89.1	98.4	98.4	81.4	97.5	95.4	98.8	98.9
7	10.6	41.4	28.0	60.0	61.9	40.9	74.7	65.5	89.1	89.2	59.7	87.3	79.9	92.8	93.1	78.2	96.0	91.6	96.8	96.8
8	19.7	53.3	50.5	70.6	73.0	56.1	86.3	82.5	93.8	93.9	73.9	93.7	91.5	95.9	95.9	86.6	97.1	96.6	97.6	97.7
9	29.9	50.9	46.2	69.5	71.8	59.7	87.1	82.4	95.9	96.0	75.0	94.7	92.2	97.8	97.8	87.0	97.1	97.3	98.6	98.6
10	39.2	52.8	51.6	70.1	72.3	65.1	88.9	84.8	99.2	99.4	77.4	95.8	93.0	100.0	100.0	89.2	96.7	98.8	100.0	100.0
11	32.6	52.4	49.5	69.1	71.4	68.3	88.9	84.9	96.1	96.2	81.4	95.1	93.2	97.7	97.7	90.7	97.3	97.4	98.6	98.6
12	29.4	51.3	49.2	67.9	69.9	64.1	88.8	86.7	96.1	96.2	80.6	95.3	93.9	97.6	97.7	91.3	97.5	97.4	98.4	98.5
13	27.8	51.4	50.1	69.8	72.0	63.1	89.0	86.0	96.8	96.9	78.7	95.9	94.2	98.5	98.4	90.1	98.0	97.9	99.2	99.2
14	28.4	51.2	51.1	65.7	67.3	63.6	90.6	89.7	96.6	96.6	81.2	96.1	96.2	98.3	98.3	92.1	97.9	98.9	99.3	99.3
15	34.1	61.3	61.4	80.3	82.4	67.2	91.5	90.0	97.5	97.6	81.1	95.7	95.5	98.4	98.4	91.3	97.3	98.5	99.1	99.1
16	28.3	51.6	48.9	70.1	72.5	67.8	90.1	86.3	95.2	95.3	83.7	95.7	94.0	97.1	97.1	92.0	97.6	97.4	97.9	97.8
17	18.7	48.1	42.7	71.0	73.8	54.2	87.7	82.2	96.4	96.4	72.3	95.8	92.7	98.2	98.2	86.2	98.2	97.6	99.1	99.1
18	27.7	51.2	49.5	68.8	71.2	63.7	89.2	86.5	96.4	96.4	79.7	95.9	94.5	98.1	98.1	90.6	98.1	98.3	99.1	99.0
19	43.7	62.9	63.2	76.5	77.9	82.6	94.1	94.1	97.1	97.2	92.6	96.8	97.6	98.5	98.5	97.4	98.0	99.3	99.4	99.4
20	28.3	46.6	44.4	61.7	63.6	60.5	82.5	76.5	87.3	87.5	74.6	91.0	85.8	89.7	89.9	85.6	95.6	91.6	91.7	91.8
21	73.5	63.8	80.8	82.3	82.7	95.4	82.4	98.4	99.1	99.1	98.5	83.4	99.3	99.5	99.5	99.6	83.9	99.8	99.9	100.0
22	30.2	51.0	49.2	66.2	68.3	70.0	88.5	86.4	93.1	93.2	85.0	94.2	93.8	95.4	95.4	93.3	96.5	97.0	97.1	97.1

**Cuadro 3. Estadísticos de errores del ajuste del MUPB para las bandas 765 y 865.**

Clase	Banda 765					Banda 865				
	c	d	R <sup>2</sup>	RECM	ERM	c	d	R <sup>2</sup>	RECM	ERM
1	0.121	1.0092	0.9930	5.45	7.20	0.111	1.0108	0.9954	5.94	6.88
2	0.128	1.0080	0.9937	6.55	6.66	0.121	1.0091	0.9957	9.03	6.44
3	0.193	1.0116	0.9931	6.57	6.92	0.181	1.0129	0.9953	4.82	6.70
4	0.044	1.0148	0.9935	7.02	7.91	0.034	1.0161	0.9947	3.57	7.65
5	0.010	1.0203	0.9941	1.57	6.80	0.003	1.0206	0.9956	1.56	6.65
6	0.135	1.0107	0.9931	4.52	7.06	0.123	1.0121	0.9952	1.56	6.81
7	0.087	1.0096	0.9928	1.34	6.62	0.082	1.0113	0.9961	1.34	6.36
8	0.074	1.0093	0.9944	1.23	6.03	0.075	1.0102	0.9966	1.23	5.84
9	0.030	1.0161	0.9942	1.51	6.81	0.021	1.0170	0.9958	4.85	6.65
10	0.096	1.0174	0.9943	1.54	6.79	0.085	1.0182	0.9957	1.54	6.66
11	0.053	1.0178	0.9943	1.57	6.99	0.048	1.0184	0.9955	1.57	6.84
12	0.122	1.0141	0.9938	8.35	6.67	0.114	1.0149	0.9956	6.51	6.52
13	0.127	1.0158	0.9942	1.57	6.93	0.118	1.0167	0.9956	1.56	6.77
14	0.175	1.0192	0.9934	5.08	7.13	0.164	1.0202	0.9953	1.68	7.01
15	0.060	1.0113	0.9950	1.29	5.76	0.056	1.0117	0.9967	1.28	5.62
16	0.093	1.0131	0.9940	2.26	6.57	0.086	1.0139	0.9960	3.34	6.42
17	0.072	1.0138	0.9935	1.44	6.66	0.066	1.0147	0.9959	1.43	6.46
18	0.149	1.0184	0.9938	3.81	6.96	0.137	1.0197	0.9956	4.28	6.81
19	0.086	1.0166	0.9950	5.24	6.26	0.079	1.0170	0.9964	3.87	6.20
20	0.092	1.0143	0.9939	14.98	7.06	0.085	1.0152	0.9954	12.17	6.90
21	-0.003	1.0239	0.9958	1.61	6.26	-0.007	1.0240	0.9963	1.62	6.24
22	0.137	1.0146	0.9938	1.53	6.68	0.131	1.0157	0.9954	1.53	6.56

**Cuadro 4. Estadísticos de errores del ajuste del MUPB para las bandas 565 y 670.**

Clase	Banda 565					Banda 670				
	c	d	R <sup>2</sup>	RECM	ERM	c	d	R <sup>2</sup>	RECM	ERM
1	0.168	1.0032	0.9905	54.00	10.91	0.168	1.0060	0.9905	23.42	11.81
2	0.124	1.0040	0.9923	54.69	9.14	0.122	1.0049	0.9923	17.71	9.59
3	0.227	1.0060	0.9908	61.81	9.94	0.232	1.0072	0.9908	14.00	10.06
4	0.051	1.0071	0.9919	52.67	10.31	0.049	1.0081	0.9919	20.63	10.85
5	0.033	1.0185	0.9935	41.29	8.45	-0.008	1.0205	0.9935	40.43	8.87
6	0.127	1.0042	0.9913	44.68	9.85	0.121	1.0043	0.9913	16.95	10.70
7	0.040	1.0157	0.9903	48.07	10.16	0.005	1.0105	0.9903	9.67	11.16
8	0.047	1.0079	0.9928	52.46	8.64	0.040	1.0089	0.9928	16.49	8.76
9	0.013	1.0155	0.9932	53.32	9.01	0.007	1.0177	0.9932	26.40	9.52
10	0.124	1.0125	0.9936	46.47	8.49	0.084	1.0149	0.9936	29.84	8.62
11	0.043	1.0161	0.9934	66.20	9.09	0.048	1.0166	0.9934	20.11	9.26
12	0.137	1.0111	0.9927	58.67	8.78	0.143	1.0116	0.9927	20.46	8.85
13	0.151	1.0119	0.9931	65.73	9.12	0.154	1.0120	0.9931	21.87	9.08
14	0.241	1.0122	0.9925	68.58	9.05	0.243	1.0125	0.9925	20.08	8.67
15	0.078	1.0078	0.9944	53.99	7.62	0.080	1.0077	0.9944	24.71	7.61
16	0.104	1.0094	0.9929	52.49	8.65	0.112	1.0099	0.9929	15.29	9.00
17	0.063	1.0097	0.9923	55.99	9.31	0.065	1.0102	0.9923	21.64	9.92
18	0.158	1.0123	0.9926	49.93	8.86	0.160	1.0129	0.9926	19.70	8.98
19	0.095	1.0144	0.9945	54.61	7.61	0.101	1.0148	0.9945	21.14	7.49
20	0.087	1.0096	0.9923	86.78	9.81	0.081	1.0119	0.9923	22.66	9.97
21	-0.011	1.0229	0.9957	264.46	13.64	-0.002	1.0229	0.9957	20.51	6.48
22	0.139	1.0109	0.9925	60.17	8.59	0.143	1.0097	0.9925	14.77	8.57

**Cuadro 5. Estadísticos de errores del ajuste del MUPB para la banda 443.**

Clase	Banda 443				
	c	D	R <sup>2</sup>	RECM	ERM
1	0.211	0.9899	0.9738	65.45	24.24
2	0.106	0.9995	0.9831	33.51	16.01
3	0.240	1.0023	0.9767	54.13	20.79
4	0.006	1.0016	0.9850	34.34	16.65
5	-0.012	1.0160	0.9908	35.72	12.69
6	0.113	0.9920	0.9812	55.43	17.71
7	-0.123	1.0184	0.9765	50.37	21.66
8	-0.021	1.0139	0.9793	34.09	17.33
9	-0.032	1.0155	0.9878	40.83	15.99
10	0.075	1.0099	0.9909	46.41	12.26
11	0.014	1.0099	0.9886	30.28	13.32
12	0.144	1.0047	0.9855	35.34	14.10
13	0.188	1.0014	0.9860	35.03	14.72
14	0.323	1.0028	0.9847	33.65	14.17
15	0.105	0.9995	0.9872	37.41	13.19
16	0.100	1.0020	0.9857	26.41	13.84
17	0.041	1.0045	0.9823	30.80	17.57
18	0.174	1.0057	0.9844	28.67	14.70
19	0.114	1.0076	0.9906	34.65	10.53
20	0.067	1.0068	0.9857	37.76	14.96
21	0.003	1.0217	0.9952	38.65	7.25
22	0.129	1.0081	0.9828	22.14	13.01

y 865, lo cual puede ser producto de errores en las correcciones atmosféricas asociadas a aerosoles troposféricos, que tienen mayor impacto en estas bandas.

Para poder analizar la posible discriminación de clases de coberturas del suelo en función del parámetro G del MUPB, se estimó el promedio (m) y la desviación estándar (d.e.) de los valores de G para cada clase y se revisó su uso en determinar diferencias entre clases de coberturas.

La Figura 1 muestra las G (m y d.e.) para las bandas 765 y 865 (R<sup>2</sup> ≥ 0.97), donde se observa que G de la banda 865 es muy similar entre clases, por lo que ofrece una capacidad muy limitada para discriminarlas. En el caso de la banda 765, la Figura 1 muestra que es posible discriminar, con cierto nivel de confusión, las clases 7 y 21, y algunas otras con una precisión menor.

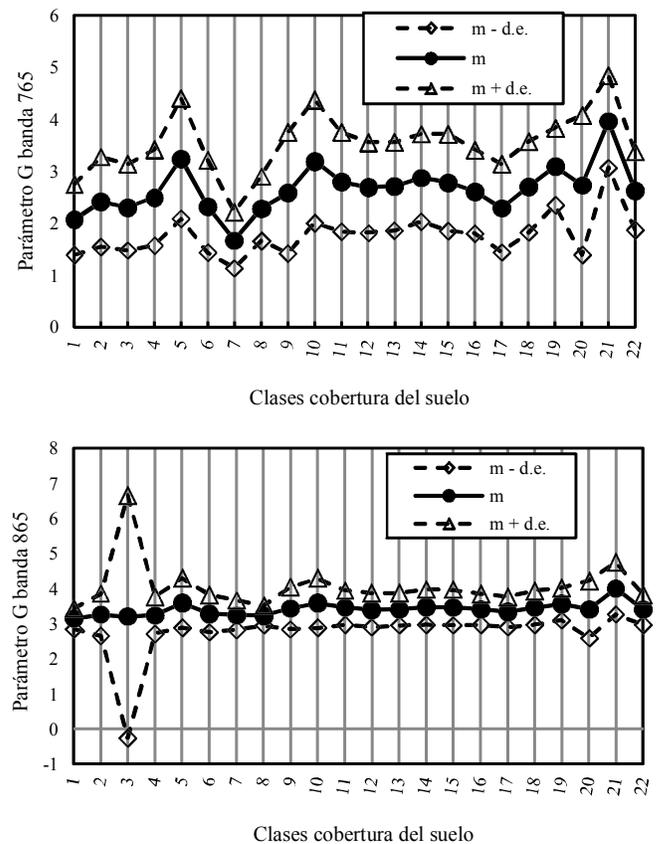
La Figura 2 muestra el análisis del parámetro G para las bandas 565 y 670 (R<sup>2</sup> ≥ 0.95), donde la primera muestra poca capacidad de discriminación, contrario a la banda del rojo (670) que muestra una capacidad de discriminación similar a la banda 765.

La Figura 3 muestra el caso de la banda 443 (R<sup>2</sup> ≥ 0.90), donde se observa un potencial para discriminar algunas clases (diferentes a las bandas 765 y 670), aunque la confusión asociada al parámetro G es mayor.

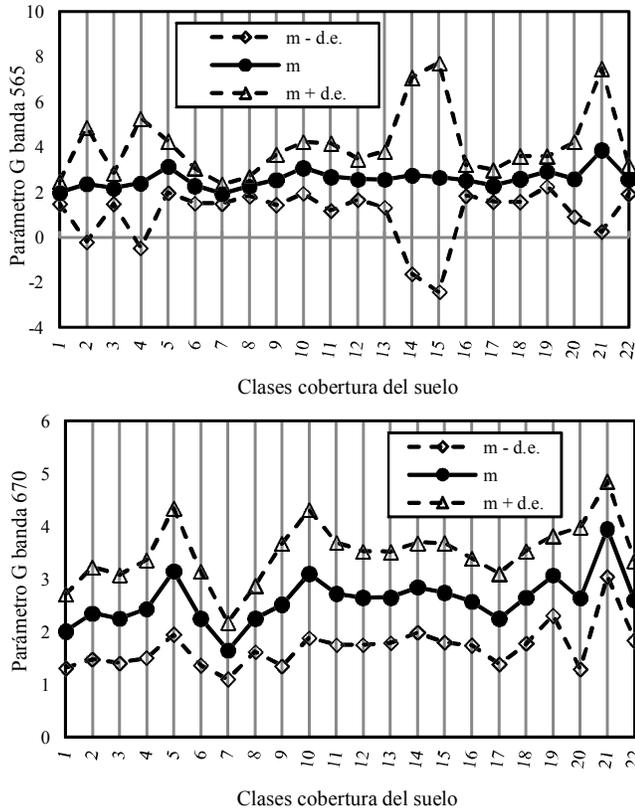
Se observa en las Figuras 1, 2 y 3 que las clases que potencialmente pueden diferenciarse (por ejemplo: 5, 7, 10, 19 y 21) son las que tienen pocos datos en la base de POLDER-1, por lo que esto puede ser un efecto de sesgo de muestreo.

De los análisis realizados, las bandas 765 y 670 muestran el mayor potencial para discriminar clases de cobertura del suelo (precisión aceptable), por lo que en conjunto una banda estable (865), puede ser utilizada para este objetivo.

Dado el objetivo de este trabajo de analizar el potencial de discriminación de clases de cobertura del suelo usando información multi-angular (Figuras 1, 2 y 3), usando el parámetro G del modelo de BRDF, el análisis de ejemplos de los más de cinco millones de píxeles revisados, no aporta información relevante.



**Figura 1. Variación del parámetro G del MUPB de las bandas 765 y 865 para las clases de coberturas de suelo, con m = media y d.e. = desviación estándar.**



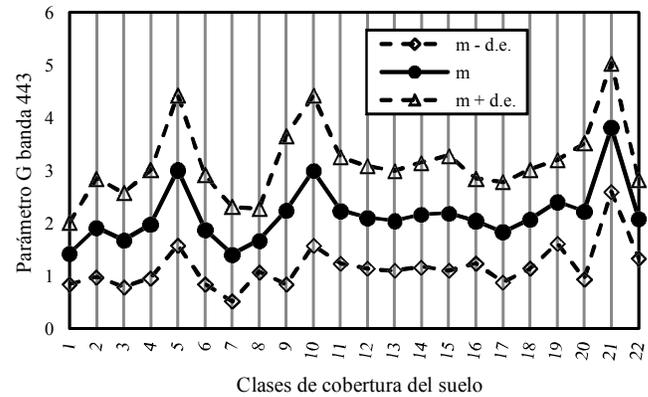
**Figura 2. Variación del parámetro G del MUPB de las bandas 565 y 670 para las clases de coberturas de suelo, con m = media y d.e. = desviación estándar.**

## CONCLUSIONES

- El uso del modelo uni-paramétrico de la BRDF o MUPB en la base de datos de POLDER-1 muestra buenos ajustes experimentales asociados a las diferentes bandas del sensor. El mejor ajuste resultó para las bandas del infrarrojo cercano (865) y la transición visible-infrarrojo cercano (765); después las bandas del visible (565 y 670) y, finalmente, la banda 443, con los mayores errores de ajuste.

- En términos de discriminación entre clases de cobertura del suelo del sistema GLC2000, la banda de la transición visible a infrarrojo cercano (765) y la del rojo (670) muestran el mayor potencial de discriminación de algunas clases, siguiéndole la banda 443; aunque esta última con mayores problemas de confusión dado el intervalo del parámetro G.

- Los resultados obtenidos en este trabajo definen el potencial del uso de información espectral multi-angular para discriminar clases de cobertura del suelo, además de plantear posibles caminos para enfoques más



**Figura 3. Variación del parámetro G del MUPB de la banda 443 para las clases de coberturas de suelo, con m = media y d.e. = desviación estándar.**

complejos (por ejemplo: trayectorias temporales) en la discriminación de clases de coberturas, que serán explorados en estos trabajos.

- Aunque la base de datos POLDER-1 fue procesada para reducir o eliminar efectos atmosféricos, los análisis muestran que posiblemente algunos efectos residuales se manifiestan en las bandas del visible y requieren de su revisión.

## LITERATURA CITADA

- Bacour, C. and F. M. Bréon. 2005. Variability of biome reflectance bidirectional signatures as seen by POLDER. *Remote Sens. Environ.* 98: 80-94.
- Bicheron, P. and M. M. Leroy. 2000. Bidirectional reflectance distribution function signatures of major biomes observed from space. *J. Geophys. Res.* 105: 26 669-26 681.
- Bolaños, M., 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.
- Bolaños, M. y F. Paz. 2010. Modelación general de los efectos de la geometría iluminación-visión en la reflectancia de pastizales. *Rev. Mex. Cienc. Pecu.* 1: 349-361.
- 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.
- Deering, D. W., T. F. Eck, and T. Grier. 1992. Shinnery oak bidirectional reflectance properties and canopy model inversion. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 30: 339-348.
- Deschamps, P. Y., F. M. Bréon, M. Leroy, A. Podaire, A. Bricaud, J. C. Buriez, and G- Sèze. 1994. The POLDER mission: instrument characteristics and scientific objectives. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 32: 598-615.

- Diner, D. J., B. H. Braswell, R. Davies, N. Gobron, J. Hu, Y. Jin, R. A. Khan, Y. Knyazikhin, N. Loeb, J. P. Muller, A. W. Nolin, B. Pinty, C. B. Schaaf, G. Seiz, and J. Stroeve. 2005. The value of multiangle measurements for retrieving structurally and radiatively consistent properties of clouds, aerosols, and surfaces. *Remote Sens. Environ.* 97: 495-518.
- Hautecoeur, O. and M. Leroy. 1998. Surface bidirectional reflectance distribution function observed at global scale by POLDER/ADEOS. *Geophys. Res. Lett.* 25: 4197-4200.
- 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.
- Joint Research Centre (JRC). 2003. Global Land Cover 2000 database. Land Resource Management Unit. European Commission. Joint Research Centre (<http://bioval.jrc.ec.europa.eu/products/glc2000>). (Consulta: febrero 12, 2013).
- Kimes, D. S. 1983. Dynamics of directional reflectance factor distributions for vegetation canopies. *Appl. Opt.* 22: 1364-1372.
- Knyazikhin, Y., J. V. Martonchik., R. B. Myneni., D. J. Diner, and S. W. Running. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photo synthetically active radiation from MODIS and MISR data. *Theor. J. Gephys. Res.* 103: 32257-32275.
- 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](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.
- Schaepman-Strub, G., M. E. Schaepman, 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.
- 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.
- Wu, A., Z. Li, and J. Cihlar. 1995. Effects of land cover type and greenness on advanced very high resolution radiometer bidirectional reflectances: Analysis and removal. *J. Geophys. Res.* 100: 9179-9192.
- 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.
- Zhang, Y., N. Shabanov, Y. Knyazikhin, and R. B. Myneni. 2002b. Required consistency between biome definitions and signatures with the physics o remote sensing. II: Theoretical arguments. *Remote Sens. Environ.* 80: 435-446.