

Comparación de algoritmos de extracción de endmembers aplicados a la detección de nubes

Julia Amorós⁽¹⁾, Antonio Plaza⁽²⁾, Pablo Martínez⁽²⁾, Luis Gómez-Chova⁽¹⁾, Javier Calpe⁽¹⁾

⁽¹⁾ GPDS, Dep. Ingeniería Electrónica, Universidad de Valencia (España). Javier.calpe@uv.es.

⁽²⁾ Dep. Informática, Universidad de Extremadura, Cáceres (España). Aplaza@unex.es

Resumen

En el presente estudio se muestra una comparativa de diferentes algoritmos de extracción de endmembers aplicados a la descripción y caracterización de nubes en imágenes de CHRIS/Proba. Primero se efectúa un preprocesado de los datos para reducir los errores de *drop-out noise* y *vertical stripping*, después se obtienen los píxeles “puros” o endmembers de la imagen mediante dos algoritmos automáticos estándar: *Automated Target Generation Process* (ATGP) y *Automated Morphological Endmember Extraction* (AMEE). Con los endmembers obtenidos se realiza un análisis de mezclas espectrales (SMA) lineal que proporciona mapas que indican tanto la presencia de nubes como la abundancia en cada píxel.

1. Introducción

La presencia de píxeles nubosos en imágenes hiperespectrales es una importante fuente de error en mapas de temperatura del océano y en la estimación de otros parámetros bio-físicos terrestres [1]. Los algoritmos actuales de detección de nubes proporcionan normalmente una máscara binaria que permite la eliminación de dichos píxeles en los procesados posteriores, clasificándose de esta forma en nube / no nube. Una aproximación más cercana a la realidad es considerar que la imagen está formada por píxeles puros y píxeles mezcla de diferentes materiales. Por ejemplo, un caso claro de píxel mezcla son las nubes muy finas o de tipo cirrus. Otro caso diferente de mezcla espectral es el producido a nivel sub-píxel, cuando la resolución espacial del instrumento es insuficiente para detectar el objeto de interés. Un algoritmo capaz de estimar y corregir correctamente los píxeles parcialmente cubiertos, o que al menos proporcione un índice de cobertura del píxel por la nube, permitiría una mejor caracterización de la imagen.

El uso de técnicas de desmezclado espectral o *spectral unmixing* permiten estimar, a partir de los píxeles “puros” o endmembers de la imagen, la

fracción de abundancia de las diferentes contribuciones al espectro de un píxel. Es decir, en primer lugar se identifican los endmembers de la imagen y posteriormente, se expresa cada píxel de la imagen como una combinación lineal o no lineal de dichos píxeles “puros”.

El sensor CHRIS (Compact High Resolution Imaging Spectrometer) proporciona imágenes en el rango de 400-1050nm con una resolución máxima de 17m [2]. En cada adquisición toma 5 imágenes de 15 Km² con diferentes ángulos: $\pm 55^\circ$, $\pm 36^\circ$ y 0° . En este trabajo se utiliza el modo 1, con 62 bandas espectrales, 34m de resolución y un tamaño de 374x372 píxeles. Muchas de las adquisiciones se programan normalmente a petición del usuario, y aún cuando se intenta evitar la presencia de nubes, el poder eliminarlas por el usuario de forma parcialmente supervisada es de gran utilidad. La resolución del sensor de CHRIS permite evaluar la metodología de extracción de endmembers al poder encontrar en la imagen píxeles puros de cada cubierta, así como tener un significativo número de píxeles por clase.

El objetivo del trabajo es diseñar técnicas de análisis de píxeles mezcla capaces de aportar una mayor precisión en la obtención de máscaras de nubes, proporcionando mapas de abundancias (o probabilidades) en lugar de flags o valores binarios, así como una mejor descripción de las nubes detectadas (tipo de nube, altura, cobertura sub-píxel, etc).

2. Metodología

En este análisis preliminar se han seleccionado 4 conjuntos de imágenes (5 ángulos por conjunto) del modo 1 de adquisición de CHRIS [3] que presentan diferentes características (Figura 1): localización geográfica, épocas del año, tipos de nubes (cúmulos, cirrus, estratocúmulos) y tipos de superficies (suelo, vegetación, arena, mar, río, hielo)

Las dos imágenes superiores de la figura 1 corresponden a la zona de Barrax (Albacete), y son el prototipo de superficie plana con mezcla de suelo y vegetación. Presentan nubes de baja altura

(cúmulos) y la segunda también nubes compactas de mayor altitud (cumulonimbus). La imagen de Hawai, es una zona más compleja al presentar mar, arena y nubes dispersas de gran altitud (cirrus). Por último, la zona de Algoma (Canadá) ha sido elegida como caso crítico al ser difícil diferenciar entre hielo y nieve, así como el detectar las nubes finas.

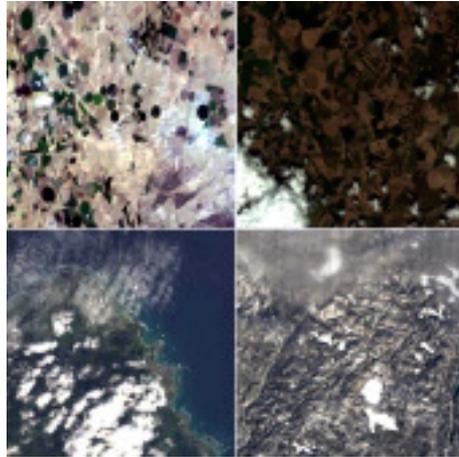


Figura 1: Imágenes seleccionadas para el estudio. Las dos figuras superiores corresponden a Barrax (2003-07-14 y 2004-05-27), Hawai(2005-01-08) en la esquina inferior izquierda y Algoma (2005-01-27) a la derecha.

2.1. Pre-procesado de las imágenes

El segundo canal de transmisión del sensor de CHRIS produce aleatoriamente píxeles impares erróneos en una línea (*droup-out noise*). La corrección se realiza sustituyendo el píxel erróneo por un promedio de los cuatro píxeles vecinos [4]. Se está estudiando la mejora del algoritmo para el caso de bordes o áreas no homogéneas, ya que proporciona un resultado bastante pobre.

Otro error que se observa a simple vista en las imágenes es el vertical stripping debido al ruido térmico en el sensor. Este efecto multiplicativo produce columnas ruidosas en la imagen y es suavizado mediante el algoritmo descrito en [9]. Finalmente, se estima la reflectividad aparente en la superficie de la atmósfera (TOA) para obtener la información espectral de las diferentes imágenes independientes de las condiciones de iluminación [5]:

$$\rho(\lambda) = \frac{\pi \cdot R(\lambda)}{\cos(\theta_s) \cdot S(\lambda)} \quad (1)$$

donde $R(\lambda)$ es la radiancia del sensor, $S(\lambda)$ es la irradiancia solar para los canales espectrales de CHRIS (dependen del modo de adquisición) y θ_s es el ángulo de la iluminación con la dirección perpendicular a la superficie.

Si asumimos una superficie plana (DEM no disponible) y un ángulo de iluminación constante para toda la imagen de 15 Km² de CHRIS, θ_s es aproximadamente el ángulo zenital solar facilitado por los atributos de la imagen de CHRIS.

2.2. Extracción de endmembers

Para la obtención de los píxeles “puros” de la imagen o endmembers se han utilizado dos métodos no supervisados: ATGP (*Automated Target Generation Process*) y AMEE (*Automated Morphological Endmember Extraction*). A continuación, proporcionamos una breve descripción de los mismos.

El algoritmo ATGP fue diseñado con objeto de identificar *targets* o píxeles espectralmente diferentes en imágenes hiperespectrales [6]. Aunque el algoritmo no fue diseñado inicialmente como una técnica de extracción de endmembers, recientes estudios demuestran que el método puede ser empleado para identificar firmas espectrales puras dependiendo de la condición inicial empleada. En el presente trabajo, suponemos que el píxel inicial t_0 se corresponde con el píxel de mayor intensidad en la imagen. En la presente aplicación, hemos comprobado experimentalmente que este píxel suele venir asociado a un endmember de nube debido a la alta reflectividad. A continuación, el método ATGP emplea un operador:

$$P_U^\perp = I - U(U^T U)^{-1} U^T$$

el cual se aplica a todos los píxeles de la imagen para localizar un nuevo target t_1 con la máxima proyección ortogonal con respecto a t_0 . Seguidamente, el algoritmo localiza un nuevo target t_2 en el espacio ortogonal a $U = [t_0 t_1]$ utilizando el operador ortogonal anteriormente citado [7]. El proceso se repite hasta obtener un conjunto final de targets cuyo número vendrá fijado por el usuario al principio del método ATGP.

El algoritmo ATGP se caracteriza por realizar una búsqueda de endmembers basada en la información espectral de la imagen (proyecciones ortogonales). El método AMEE, por el contrario, se basa en la integración de la información espectral

con la información espacial en el proceso de búsqueda de endmembers [8]. Para describir el método en términos matemáticos, denotamos la imagen hiperespectral como f , donde $f(x,y)$ representa el píxel en las coordenadas (x,y) de la imagen. Del mismo modo, sea K un kernel o ventana definida en el dominio espacial (conocida como elemento estructural en morfología matemática). La ventana se desplaza por todos los píxeles de la imagen de forma que en cada vecindad local, el algoritmo calcula el píxel más *puro* y el píxel más *mezcla* de acuerdo con las siguientes expresiones:

$$\begin{aligned}
 (f \otimes K)(x, y) &= \arg_Min_{(s,t) \in K} \left\{ \sum_s \sum_t SAM(f(x,y), f(x+s, y+t)) \right\} \\
 (f \oplus K)(x, y) &= \arg_Max_{(s,t) \in K} \left\{ \sum_s \sum_t SAM(f(x,y), f(x-s, y-t)) \right\}
 \end{aligned}$$

donde SAM es el ángulo espectral [6]. Para cada píxel de la imagen, el algoritmo AMEE establece un índice de pureza espacial/espectral (*morphological eccentricity index*) a partir del cual se realiza un proceso de selección inicial de endmembers, basado en un sencillo método de umbralizado. Dicha selección inicial se refina mediante técnicas de crecimiento de regiones en el dominio espacial/espectral [8], que permiten asociar píxeles espacialmente cercanos y píxeles disjuntos con propiedades espectrales similares. Una vez concluido el proceso, píxeles característicos de cada una de las regiones son escogidos para formar el conjunto final de endmembers.

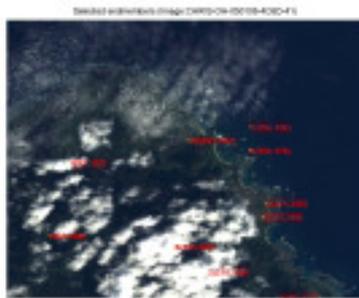


Figura 2: Imagen CHRIS_OH_05108_4C6D_41 con los 10 píxeles seleccionados por el AMEE.

Una vez detectados los endmembers de la imagen, el siguiente paso suele consistir en la realización de un desmezclado espectral lineal que descompone los píxeles mezcla como combinaciones (lineales o no) de píxeles puros. En

el presente trabajo, hemos utilizado la técnica Fully Constrained Linear Spectral Unmixing (FCLSU), que impone las restricciones de no negatividad y suma unitaria en el desmezclado [6] dado que hablamos de reflectividades y suponemos que encontramos un endmember para cada compuesto presente en la imagen.

Para concluir esta sección, destacamos que en la presente aplicación, el paso final una vez detectados los endmembers de la imagen consiste en la selección de los píxeles o endmembers que corresponden a la nube por parte del usuario mediante una visualización sencilla de su localización en la imagen (Fig.2) y de su espectro (Fig.3). La contribución de todas las abundancias correspondientes a los endmembers de nube proporcionan un mapa final de abundancias (Fig.4).

3. Resultados

Las imágenes utilizadas permiten evaluar los métodos de extracción de endmembers en diferentes escenas. En los resultados obtenidos se ha observado el uso de varios endmembers para caracterizar distintos tipos de nubes, e incluso más de uno para cada nube. Por ejemplo, en la imagen de Barrax del 2003-07-14 sólo es necesario un endmember para describir la nube, en cambio, la del día 2004-05-27 utiliza varios endmembers para la nube alta y uno para las bajas. La imagen de Hawai se ha seleccionado como ejemplo de resultados por ser bastante compleja, al poseer píxeles de arena que presentan una reflectividad parecida a las nubes, así como nubes altas y cirrus sobre el mar. En primer lugar se realiza la extracción de 10 endmembers con los algoritmos ATGP y AMEE (Fig.3), mostrándose también su posición en la imagen (Fig.2). Se realiza a continuación el desmezclado lineal para generar los mapas de abundancia de cada uno de los endmembers. Finalmente el usuario selecciona los píxeles de nube a partir de las imágenes anteriores, obteniéndose un mapa final de abundancia correspondiente a todas las contribuciones de la nube. En la Fig.4 se muestran los mapas para los endmembers 2, 6 y 8 pertenecientes a la nube en las tres primeras imágenes y el mapa final resultante en la esquina inferior derecha. Los dos algoritmos seleccionan los endmembers de la nube, pero en el caso de píxeles de baja reflectividad, el algoritmo ATGP proporciona peores resultados al no ser capaz de extraerlos, con el consiguiente error en el desmezclado posterior.

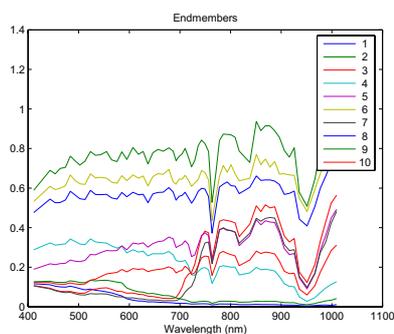


Figura 3: Muestra los 10 endmembers seleccionados por el algoritmo AMEE para la imagen CHRIS_OH_050108_4C6D_41.

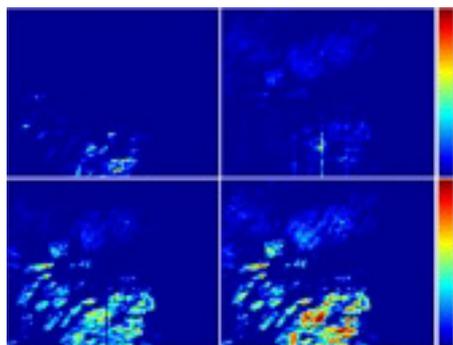


Figura 4: Mapas de abundancia de los 3 endmembers seleccionados pertenecientes a las nubes (las primeras imágenes) y Mapa final suma de todas las contribuciones.

4. Conclusiones

En el presente trabajo hemos realizado una evaluación preliminar de técnicas de extracción de endmembers aplicadas a la detección y caracterización de nubes en imágenes CHRIS/Proba. La utilización de técnicas de desmezclado espectral permite obtener una mejor caracterización de las propiedades de la nube, en particular, en el caso de nubes muy finas de tipo cirrus. En este caso, la utilización de máscaras binarias por parte de otros métodos convencionales no permite modelar las propiedades de la nube a nivel sub-píxel. Los resultados descritos en el presente trabajo demuestran que la utilización de métodos de extracción de endmembers en combinación con métodos de desmezclado espectral

permite obtener máscaras con mucha mayor precisión de forma totalmente automática.

Resulta conveniente destacar que en el presente estudio únicamente se han considerado dos algoritmos de extracción de endmembers estándar y una técnica de desmezclado. La incorporación de técnicas de extracción adicionales, así como la utilización de otros modelos de mezcla (modelos no lineales, modelos lineales parcialmente restringidos) resultará de gran interés a la hora de validar de forma cuantitativa los resultados obtenidos en el presente estudio.

5. Referencias

- [1] Simpson J.J., "Improved Cloud Detection and Cross-Calibration of ATSR, MODIS and MERIS Data", Proc. of the ATSR International Workshop on the Applications of the ERS along track scanning radiometer, SP-479, ESRIN, Frascati, 23-25 June 1999.
- [2] Barnsley M.J., Settle J.J., Cutter M., Lobb D. and Teston F., "The PROBA/CHRIS mission: a low-cost smallsat for hyperspectral, multi-angle, observations of the Earth surface and atmosphere", IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 42(7), pp. 1512-1520, July 2004.
- [3] PROBA/CHRIS main web page: <http://www.CHRIS-PROBA.org.uk/>
- [4] Garcia J.C. and Moreno J. "Removal of Noises in CHRIS/Proba Images: Application to the SPARC Campaign Data", Proc. of the 2nd CHRIS/Proba Workshop, SP-578, ESRIN, Frascati, Italy, April 2004.
- [5] Guanter L., Alonso L. and Moreno J., "Atmospheric Correction of CHRIS/Proba Data Acquired in the SPARC Campaign", Proc. of the 2nd CHRIS/Proba Workshop, SP-578, ESRIN, Frascati, Italy, April 2004.
- [6] C.-I Chang, "Hyperspectral Imaging: Techniques for Spectral Detection and Classification", Kluwer Academic/Plenum Publishers, 2003.
- [7] J.C. Harsanyi and C.-I Chang, "Hyperspectral image classification and dimensionality reduction: an orthogonal subspace projection approach," IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, vol. 32, no. 4, pp. 779-785, July, 1994.
- [8] A. Plaza, P. Martínez, R. Pérez, J. Plaza, "Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations," IEEE Trans. On Geoscience and Remote Sensing, vol. 40, no. 9, pp. 2025-2041, 2002.