

ANÁLISIS DE NUBOSIDAD A PARTIR DE IMÁGENES METEOSAT

J.Massons, D.Domingo

Lab. de Teledetección. Universitat Rovira i Virgili. Tarragona. Tel. 55.81.53

B.Codina y J.Lorente

Dpt. Astronomia i Meteorologia. Universitat de Barcelona. Barcelona. Tel. 402.11.23

RESUMEN.- En este trabajo se analiza la clasificación de imágenes meteorológicas proporcionadas por satélites geoestacionarios. El método de clasificación ha sido tilizado para diferentes situaciones sinópticas y para diferentes estaciones del año. El método utiliza el algoritmo de k-medias para clasificar de manera automática las imágenes. El programa se ha ejecutado tanto en estaciones de trabajo como en PC. En todos los casos analizados, el tiempo de cálculo puede considerarse aceptablemente bajo.

ABSTRACT.- This paper analyzes the classification of meteorological images provided by geostationary satellites. The method used is checked for severas meteorological situations, both in winter and in summertime. The algorithm uses k-means method to classify the images and statistical distance between classes in order to reduce and optimize the final partition to be obtained. The program was tested both in UNIX work stations and in personal computers. In all cases the comp.ter time required to make the classifications is acceptable.

1.- INTRODUCCION

El creciente interés sobre el análisis de nubes ha desarrollado un gran número de programas internacionales dedicados a este objetivo, como el ISCCP (International Satellite Cloud Classification Project, Rossow and Garner, 1993): Dada la gran influencia de la nubosidad sobre el clima de la Tierra a escala global, un primer paso del estudio consiste en obtener unas metodologías objetivas y precisas de detección de nubes y posteriormente la clasificación de las mismas. Lógicamente, los procedimientos de detección de nubes dependen del tipo de satélite utilizado. Así, la detección y clasificación de la cubieta nubosa en imágenes NOAA se ve favorecida por la relativamente alta resolución espacial que tienen las imágenes y por el gran volumen de información radiométrica que aportan los cinco canales del satélite. Desafortunadamente, las imágenes NOAA presentan algunos inconvenientes a la hora de generar metodologías operativas eficaces y rápidas. Por una parte, destacar que el carácter polar del satélite reduce considerablemente el número de imágenes que cada día se pueden obtener de una determinada zona de estudio. Por otra parte, la órbita no geoestacionaria de este tipo de satélites dificulta la georeferenciación de los píxeles, operación que es muy sencilla de realizar en satélites geoestacionarios, como METEOSAT. Estas razones, entre otras, justifican los esfuerzos que se están dedicando a la implementación de algoritmos eficientes de detección y clasificación de nubes utilizando satélites geoestacionarios. Estos algoritmos están plenamente operativos desde hace algunos años en satélites de la familia NOAA (Saunders and Kriebel, 1988, Liljas, 1991), pero su extensión a METEOSAT requiere transformaciones sustanciales, para adaptarlos a la menor

resolución espacial y espectral de este satélite. En este sentido se han desarrollado esfuerzos, -os considerables para generar metodologías de clasificación de imágenes utilizando algoritmos no supervisados (Casanova, et al., 1988, Porcu and Levizzani, 1992). La bibliografía recoge diferentes métodos para abordar con éxito la detección de nubes en una imagen (Rossow and Gardner, 1993). Los métodos monoespectrales, basados en la elección de un único nivel de binarización, sea en el canal visible (VIS) o en el infrarrojo (IR), han demostrado que no son válidos para la detección. Así por ejemplo, los cirros son casi transparentes en las imágenes visibles, pero pueden detectarse con relativa facilidad en las imágenes infrarrojas, por cuanto poseen su temperatura es muy baja, mientras que las nubes bajas, que son muy difíciles de distinguir en las imágenes infrarrojas debido a que su temperatura es muy próxima a la del suelo, son, sin embargo, fácilmente detectables en las imágenes visibles, debido a su elevada reflectividad. Por esta razón se han impuesto los métodos multispectrales. Entre ellos cabe destacar los que utilizan una binarización con niveles de gris en la imagen visible y en la infrarrojo. A pesar de mejorar los resultados de los métodos monocanales, esta metodología presenta aún problemas de confusión debidos a la elevada sensibilidad del algoritmo frente a los niveles elegidos y que hace que tenga que establecerse un compromiso entre, por una parte, no eliminar demasiados píxeles libres de nubes y por otra no dejar sin detectar zonas con un determinado grado de nubosidad. El objetivo de este trabajo es contribuir a la detección de nubes en latitudes medias utilizando imágenes METEOSAT.

2.- METODOLOGIA UTILIZADA

La clasificación de las imágenes se ha realizado sobre el histograma bidimensional VIS-IR de las imágenes analizadas. Dicho histograma presenta unas características globales muy similares, prácticamente independientes de la época del año y de la situación meteorológica concreta. A modo de ejemplo, en la Figura 1 se presenta el histograma correspondiente a las 26-04-95 imágenes del día 26 de abril de 1995, 12:00 a las 12:00. Se ha elegido esta situación meteorológica debido a que contiene una gran cantidad de tipos de nubes, lo que hace particularmente difícil el análisis manual de la imagen. Las imágenes del satélite muestran una configuración que contiene la combinación de un frente frío, uno cálido y un frente ocluido. Esta configuración, bien definida, juntamente con la lenta evolución del sistema frontal sugieren una cierta actividad del sistema, que produjo lluvias moderadas. En el histograma de la Figura 1 se puede apreciar la presencia de los picos de tierra (diferentes tipos), mar y nubes (también diferentes tipos). La problemática fundamental de la detección se basa en la asignación de los píxeles frontera entre la zona de tierras y la de nubes.

La clasificación de la imagen se realiza utilizando el método de k-medias (Fukunaga, 1977). Este método empieza con una agrupación inicial que se adopta como estado de partida. Se calcula la media de los k clusters y, en caso necesario, se reasigna los diferentes puntos del histograma a la clase más próxima, calculándose de nuevo la media de cada agrupación. El

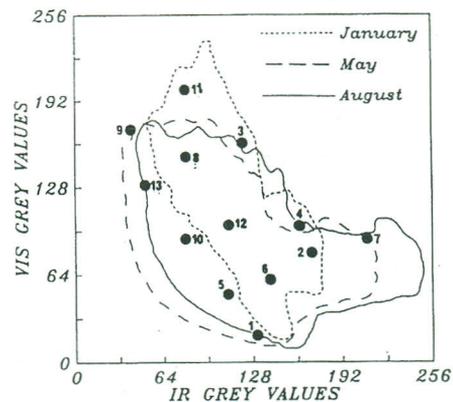


Figura 2.- Posición inicial de los centros de las clases

proceso se detiene en el momento en que converge, es decir, cuando la diferencia máxima entre los centros de las clases en dos interacciones sucesivas es menor que un determinado parámetro. Los centros de las agrupaciones iniciales se determinan normalmente calculando los máximos locales en el histograma y considerando que los clusters se encuentran centrados en estos máximos. El cálculo automático de los máximos para datos bidimensionales que presenten un cierto componente de ruido es sumamente delicado. En este trabajo hemos preferido utilizar un conjunto de 13 puntos repartidos de forma más o menos uniforme en la región del plano Vis-IR que incluye los datos del histograma, tanto para invierno como para verano. La posición de estos puntos se muestra en la Figura 2, juntamente con las líneas de contorno para un día típico de verano (línea continua), primavera (línea a trazos) e invierno (línea de puntos). Se puede apreciar en cualquier

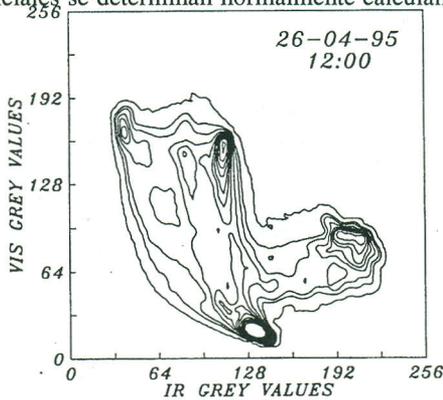


Figura 1.- Histograma VIS-IR

caso, los puntos de siembra cubren correctamente el histograma. Como ya se ha indicado anteriormente, el esquema de clasificación implicará un desplazamiento de los centros de las clases hasta que se consiga la convergencia del método. Cuando se ha conseguido una convergencia del proceso de clasificación, se fuerza una reducción secuencial del número de clases, juntando el par más próximo en una única clase. Hay que indicar también que si una clase contiene menos de 50 puntos, sus miembros se distribuyen entre las clases más próximas. Naturalmente, después de cambios de clase de determinados pixels se requieren nuevos cálculos para conseguir la convergencia. Este proceso reduce de forma gradual el número de clases de la imagen hasta que se obtiene un número de clases razonablemente reducido. Este número óptimo de clases depende de las características particulares de cada imagen y en concreto de la complejidad de la cubierta nubosa. Se ha comprobado que si se desea obtener un número de clases relativamente reducido, los resultados del algoritmo son prácticamente independientes de la asignación inicial de los centros de las clases.

El método se ha utilizado en un PC 486 a 100 MHz y sobre una estación de trabajo HP Apollo 720, trabajando en PA-RISC a 50 MHz (57 Mips, 17 Mflops, 55 Spec Marks). El tiempo de cálculo requerido para realizar las clasificaciones de las imágenes de abril (clasificando las imágenes en un número de clases variable, desde 13 hasta 6 clases) es de 130 s para la estación de trabajo y de 230 s para el PC. Estos tiempos tan reducidos posibilitan la utilización operativa del método, a pesar de las duras condiciones de convergencia exigidas.

3.- RESULTADOS OBTENIDOS

El método de clasificación de imágenes se ha aplicado a las imágenes de los días 28-02-95, 26-04-95 y 28-06-95 (todas ellas a las 12:00 UTC), que presentan características claramente diferenciadas. La clasificación se inicia con los centros de clases especificados en la Figura 2. Después de un proceso automático de reasignación de los elementos del histograma y de una mezcla de las clases más próximas, se obtiene un conjunto de imágenes clasificadas con un número de clases decreciente (entre 13 y 6). La Figura 3 presenta los ocho histogramas

clasificados para cada uno de los pares de imágenes analizados. La etiqueta que identifica cada clase corresponde al número de clase asignado por el programa. Los puntos indican las clases más próximas y, en consecuencia, las clases que se juntarán en la próxima iteración. Es difícil establecer el número óptimo de clases, que depende enormemente de la aplicación final de cada una de las imágenes. Así, las imágenes clasificadas en 12 o 13 clases contienen una gran variedad de tipos de nubes, pero el proceso de interpretación de la imagen resultante es relativamente difícil. Utilizando un número de clases inferior, la interpretación de la imagen se simplifica notablemente. Se ha encontrado que el número de clases óptimo es 7 u 8 clases, que produce una clasificación de la imagen en dos áreas de suelo, una de mar y 4 ó 5 tipos de nubes. Los diferentes histogramas indicados en la Figura 3 permiten apreciar las características del proceso de mezcla de clases. A partir de la partición inicial en 13 clases, se detectan tres tipos de suelo diferente. Forzando una reducción de clases se produce una mezcla de las dos clases de suelo más cálidas, así como una mezcla de clases de nubes.

Para la imagen de abril, el número óptimo de clases es 8, a pesar de que la clasificación en 7 clases puede considerarse también aceptable. La diferencia fundamental entre ambas es la mezcla de dos clases que corresponden a nubes semitransparentes. La clasificación en 6 clases presenta muchos píxeles erróneamente asignados (principalmente se producen confusiones tierra-mar). La Figura 4 presenta el resultado de la clasificación utilizando 8 clases. Esta imagen se ha coloreado de acuerdo con el código de color indicado en la parte izquierda de la imagen. Se presenta junto al histograma bidimensional, coloreado de acuerdo con el mismo código. Se puede apreciar la excelente discriminación que se consigue entre superficies sólidas y de mar. Se determinan dos tipos de suelo. El primero corresponde a áreas desérticas y semidesérticas, mientras que el segundo tipo se localiza en el norte de África y Europa. La imagen clasificada permite efectuar una apreciación correcta de los diferentes tipos de nubes existentes en la imagen. El frente cálido (caracterizado por nubes altas con reflectancias moderadamente bajas) se identifica claramente en la imagen, juntamente con el frente ocluido, con nubes medias estratificadas. Las nubes más activas se localizan en el frente frío (que presenta nubes altas y con un espesor óptico elevado) y en puntos de Europa central.

Los histogramas obtenidos para las otras situaciones (ver Figura 3), muestran unas características semejantes a las comentadas anteriormente. Hay que señalar que en ambos casos se produce una erosión de una clase en la primera iteración del programa debido al reducido número de píxeles de ellas. En la imagen de febrero esto se produce para la clase 7 (suelo muy cálido), mientras que para la imagen de junio, la clase erosionada ha sido la 1 1 (nubes muy altas y con elevado espesor óptico). En ambos casos se obtiene una clasificación de características adecuadas adoptando únicamente 7 clases.

4.- CONCLUSIONES

En este trabajo se ha desarrollado un método rápido de clasificación de nubes combinando imágenes del canal visible e infrarrojo del satélite METEOSAT (o de un satélite similar). Utilizando las características espectrales de las imágenes VIS e IR, se ha desarrollado un algoritmo automático de separación de varias clases de suelo y nubes. El programa desarrollado ha demostrado su versatilidad para diferentes situaciones sinópticas.

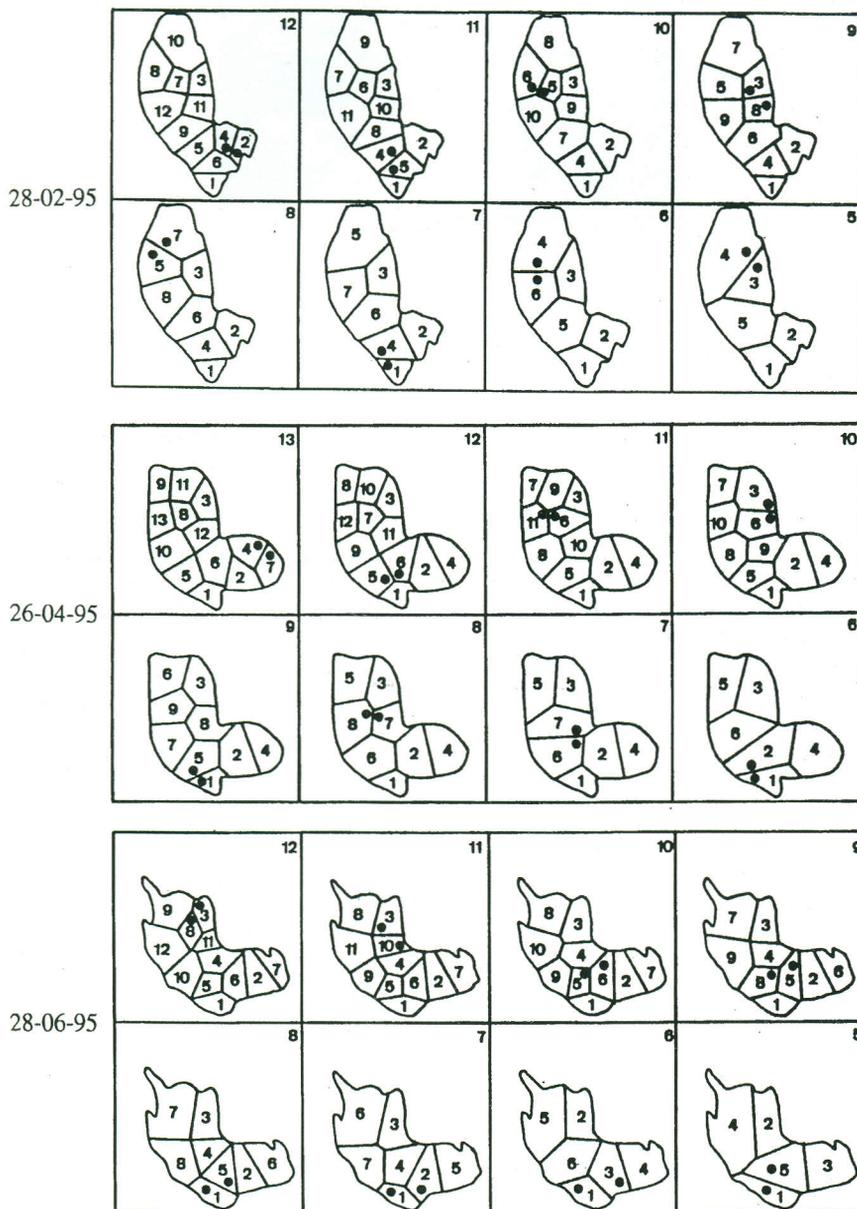


Figura 3.- Proceso de clasificación de las imágenes

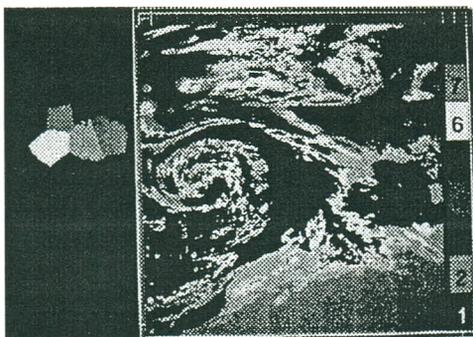


Figura 4.- Imagen del 26-04-95 a las 12:00 clasificada en 8 clases (C. 53)

5.- REFERENCIAS

- Casanova, J.L., Delgado, J.A. and Illera, P., 1988, Cluster method to classify Satellite Images. En 7th Meteosat Sci. User's Meeting. Madrid, 27-30 Septiembre, 1988, pp. 81-84.
- Fukunaga, K., 1977. Introduction to statistical pattern recognition. Academic Press, London.
- Liljas, E., 1991 Automated cloud classification from AVHRR data. Problems and solutions". En 5th AVHRR Data User's Meeting. Tromso, 25-28 junio, 1991, pp. 327-332.
- Porcú, F. and Levizzani, V., 1992, Cloud classification using VIS-IR imagery. Int. J. Rem. Sensing, 13, 5, 893-909.
- Rossow, W.B. and Garner, L.C., 1993, Cloud detection using satellite measurements of infrared and visible radiances for ISCCP. J. Climate, 6, 12, 2341-2369.
- Saunders, R.W. and Kriebel, K.T., 1988, An improved method for detecting clear sky and cloudy radiances from AVHRR data. Int. J. Rem. Sensing, 9, 1, 123-150.