

CLASIFICACION AUTOMATICA DE NUBES MEDIANTE IMAGENES METEOSAT

J.A. DELGADO, J.L. CASANOVA Y P. ILLERA

Dpto. de Física Aplicada I. Universidad de Valladolid. Valladolid.

RESUMEN

En el presente trabajo presentamos un método automático de identificación y clasificación de los diferentes tipos de nubes (altas, medias, bajas) y superficies despejadas sobre amplias áreas mediante la utilización de las imágenes VIS e IR que proporciona el satélite METEOSAT. Los resultados obtenidos son comparados con medidas realizadas por el I.N. de Meteorología desde el suelo. Finalmente comparamos las clasificaciones obtenidas para imágenes "primarias" y "secundarias" recibidas directa y simultáneamente en nuestro laboratorio de teledetección.

ABSTRACT

By means of analogue METEOSAT images, obtained from a secondary receiver, the cloud coverage and the different types of clouds (high, middle and low) are obtained automatically by means of a cluster algorithm. The results are compared with ground measures of the I.N.M. and the method is tested for digital images.

1. INTRODUCCIÓN

La comprensión del sistema Tierra-Atmósfera tiene como paso obligado conocer la cubierta nubosa. La aparición de nubosidad puede modificar enormemente una determinada situación meteorológica y una pequeña perturbación en la nubosidad puede causar un significativo cambio en el tiempo atmosférico.

La utilización de los satélites meteorológicos ha permitido abordar la estimación, de forma automática, tanto de la cantidad como los tipos de nubes presentes sobre amplias áreas.

En Meteorología las nubes se miden a través de la magnitud determinada "nubosidad", que expresa la porción de cielo cubierto, tomando como unidad la octava parte u "octa" del ángulo sólido subtendido por la cúpula celeste. Como complemento se expresa también el tipo de nube o nubes presente en ese momento en el cielo. Ahora bien, las medidas tiene que hacerlas un observador experto, y debido a la gran variabilidad y extensión de las formaciones nubosas los datos sólo se pueden considerar como puntuales tanto espacial como temporalmente.

El reconocimiento de las zonas nubladas y de los tipos de nubes presentes es fundamental para otras utilidades posteriores de las imágenes, por ejemplo: en la estimación de precipitación, para el estudio del balance de radiación del sistema Tierra-Atmósfera, en la determinación de parámetros radiativos en la superficie como la radiación global y la temperatura e incluso modelos de predicción del tiempo atmosférico.

En el presente trabajo presentaremos un modelo biespec-

tral VIS-IR desarrollado íntegramente en nuestro laboratorio mediante el cual basándonos en las imágenes recibidas del satélite METEOSAT podemos reconocer de forma automática tanto nubosidad como tipos de nubes (altas, medias o bajas) sobre amplias áreas. El modelo fue inicialmente desarrollado para el uso de imágenes de baja resolución o "secundarias" y comparados los resultados obtenidos con las medias realizadas por observadores del I.N.M. desde el suelo. Dentro del mismo trabajo mostramos la excelente concordancia entre los resultados obtenidos con el uso de las imágenes "primarias" y "secundarias" del satélite METEOSAT.

Las dos principales aportaciones de nuestro método respecto a otros ya existentes son la utilización de las varianzas locales como umbral para la obtención del histograma biespectral VIS-IR y la automatización del proceso de obtención de las estimaciones iniciales de la división buscada.

2. MÉTODO DE CLASIFICACIÓN

Comenzaremos haciendo una muy breve descripción de los tres puntos más importantes para la comprensión del protocolo del método seguido en la clasificación de la imagen:

2.1. Los Datos: Histograma VIS-IR.

Como hemos mencionado en la introducción el método de clasificación se basa en la utilización conjunta de la información espectral contenida en las imágenes visible (0,4-1,1 μm) e infrarroja térmica (10,5-12,5 μm) del satélite METEOSAT.

La utilización conjunta de los canales visible e infrarrojo térmico nos permitirá buscar una clasificación de la imagen en

función tanto de las diferencias de albedo como de temperaturas de los posibles tipos de superficies observadas. Así, de forma relativa, podemos esperar una disposición sobre el plano VIS-IR como la mostrada en la Figura 1.

En función del grado de homogeneidad de los tipos de superficies despejadas (tierra o mar) y nubes tendremos un mayor o menor agrupamiento de píxeles y consiguientemente un pico más o menos resaltado en el histograma. Generalmente suele ser el mar el más fácilmente caracterizable debido a su alta homogeneidad tanto en albedo como en temperatura; por otra parte las nubes tipo cirro presentan una alta dispersión. Podemos tener en cuenta que debido a la resolución espacial del satélite estamos asignando, en el caso del canal infrarrojo del METEOSAT sobre la Península Ibérica, un área aproximada de $7 \times 7 \text{ Km}^2$ a un sólo píxel por lo que debemos esperar la existencia de píxeles "mezcla" con el nivel de gris que será el resultado de la integración de los diferentes tipos de superficies o nubes englobadas en dicha área elemental. Podemos observar el histograma VIS-IR (Figura 2) obtenido para una imagen correspondiente al día: 10-4-91, sobre el histograma podemos apreciar la posible existencia de tipos de superficies (tierra o mar) y de nubes en función de su posición relativa en albedo y temperatura y su mayor o menor grado de homogeneidad en función de la mayor densidad de píxeles para un par de valores (VIS,IR).

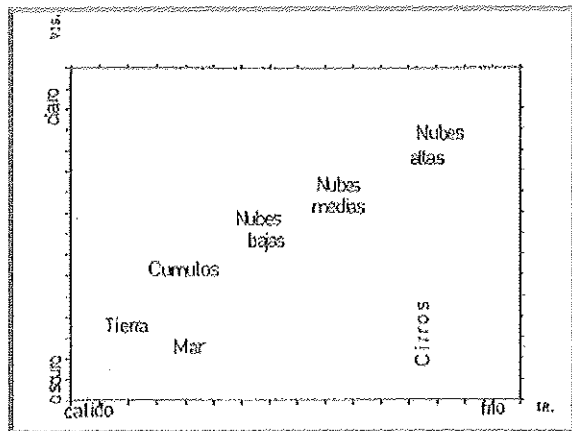


Figura 1.- Posición relativa, sobre un histograma VIS-IR, de los diferentes tipos de superficies que pueden observarse en la imagen.

2.2. El Operador de coherencia local.

El operador de coherencia local o de varianza local (Coakley et al., 1982) asocia a cada píxel de una imagen el valor de la desviación típica, DT, de él con sus ocho vecinos más próximos. Así la aplicación del operador globalmente sobre toda la imagen permitirá tener una nueva imagen donde el nivel de gris será un indicador de la coherencia espectral de un píxel con sus ocho vecinos más próximos.

Serán precisamente los píxeles de mezcla o de bordes de los diferentes tipos de superficies buscadas los de mayor va-

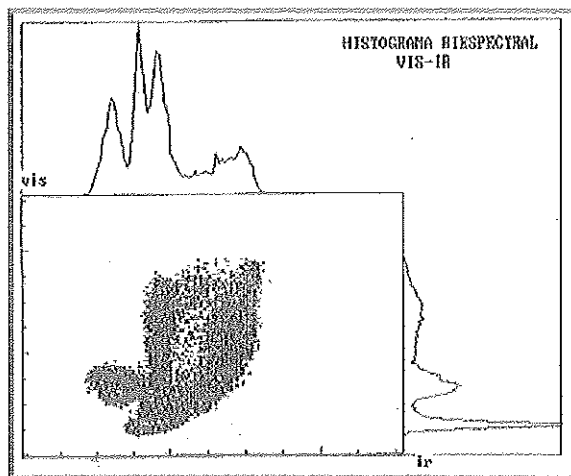


Figura 2.- Histograma Biespectral de los canales VIS e IR del satélite METEOSAT. Corresponde aproximadamente a la región señalada en las imágenes de la Figura 8. Podemos apreciar el agrupamiento de píxeles de mar (mínimo en VIS, más oscuro), tierra despejada (mín. en IR, más cálido) y los posibles tipos de nubes en función de su albedo y temperatura. Sobre la Figura también se muestran los histogramas monoespectrales VIS e IR.

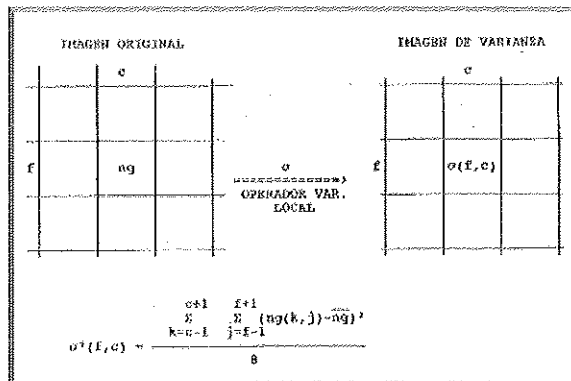


Figura 3.- Operador Coherencia Local.

lor en la imagen de varianza generada. Es precisamente esta característica la que nos permitirá buscar una eliminación de los píxeles de mayor varianza por ser muy poco representativos de un tipo de superficie buscada y que además como veremos al describir el método de clasificación pueden enmascarar los píxeles que realmente están marcando las características espectrales de la superficie y llevar a particiones, debido a que la basaremos en métodos estadísticos, de la imagen incorrectas.

2.3. Método de clasificación estadística de "clusters dinámicos".

El objetivo buscado es la división del histograma VIS-IR en L clases o grupos que representen un máximo grado de homo-

genuidad interno y un mínimo con los otros grupos. Esta división será la que corresponda con mayor probabilidad a los diferentes tipos de superficies en la imagen. En general se debe hacer como hipótesis, que los resultados confirman, que el comportamiento espectral en el canal visible e infrarrojo térmico de los diferentes tipos de superficies y nubes buscadas permiten su diferenciación. Sin embargo debemos tener en cuenta que la existencia de píxeles mezcla, la posible falta de coherencia espectral y espacial en algunas imágenes de los tipos de nubes buscadas y otros factores pueden llevar a fallos en la clasificación buscada y resultados erróneos debido precisamente a la no confirmación de la hipótesis previa o incluso por fallos en el método utilizado para realizar la división.

Como criterio utilizado en la medida de homogeneidad hemos optado tras un análisis de otras diferentes (Casanova J.L. et al., 1988, Paiman et al., 1987) por el marcado por la distancia entre píxel $p=(vis, ir)$ y cluster Ω_k :

$$d^2(p, \Omega_k) = (p - \mu_k)^t \cdot \Sigma_k^{-1} (p - \mu_k) + \ln(\Sigma_k) - 2 \cdot \ln\left(\frac{N_k}{N}\right)$$

donde μ_k , Σ_k , N_k son respectivamente la media aritmética, la matriz de covarianza y el número de píxeles del cluster k y N el número total de píxeles a clasificar.

Marcado el criterio de medida de la distancia, podemos exponer el protocolo de repartición basada en el algoritmo de k-media:

INICIALMENTE: Partimos de un conjunto Ω formado por N individuos caracterizados por dos variables (VIS-IR) y que queremos dividir en L clases o clusters. Supondremos que sobre el espacio bidimensional hemos definido una distancia d que permitirá establecer el criterio de clasificación.

PASO 0: Se determinan L centros provisionales de las clases: "sembrado". Estos centros ($C^0_1, C^0_2, \dots, C^0_L$) induciendo una partición inicial en L clases: ($\Omega^0_1, \Omega^0_2, \dots, \Omega^0_L$), $J=1$.

PASO 1: Lectura de forma secuencial de los elementos a clasificar del conjunto $\Omega : p^j$ y se le asigna a la clase más próxima. Es decir:

$$p \in \Omega_k \Leftrightarrow d(p, \Omega_k) = \min\{d(p, \Omega_j), j=1, \dots, L\}$$

PASO 2: Se recalculan los parámetros que caracterizan a las clases (medias, matrices de covarianza, número de elementos).

PASO 3: Determinación si se ha terminado o no el proceso. Generalmente se considera finalizado el ciclo si se ha realizado N veces el PASO-1 sin cambio de clase de los elementos correspondiente.

PASO 4: Incremento $J=J+1$, si $J>N$ se toma $J=1$. Salta al PASO-1.

Es importante señalar que las soluciones obtenidas dependen de la partición inicial y del orden de los elementos para su clasificación. El número de grupos a formar debe ser conocido por el algoritmo a priori.

Analizados los puntos principales del proceso, el modelo

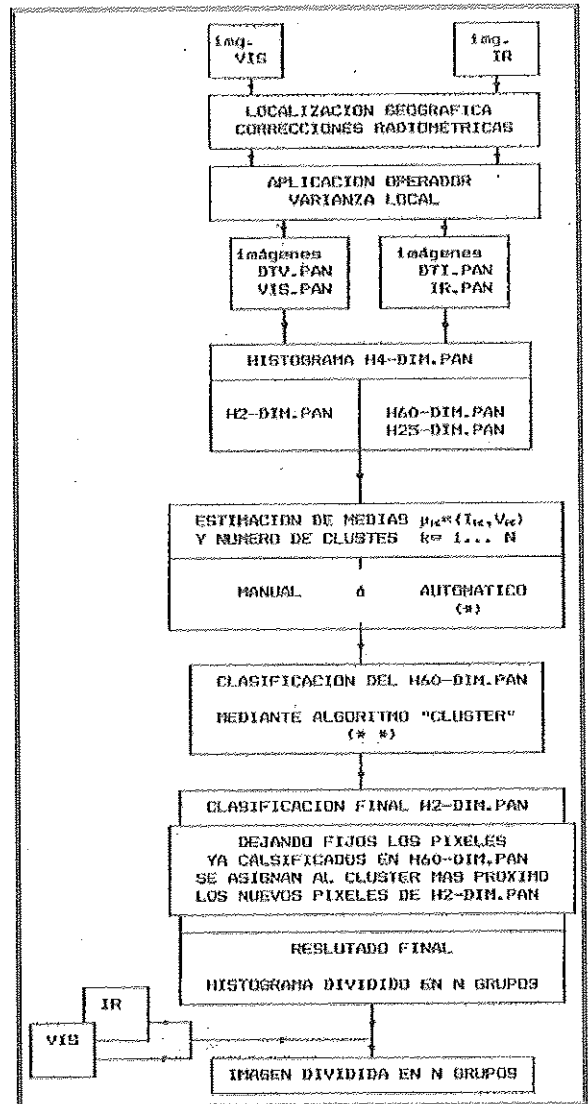


Figura 4.- Diagrama del método para la obtención de la clasificación de la imagen en N "clusters" o grupos. Señalamos por H2-DIM.PAN el histograma VIS-IR sin filtrar. (*) Continúa en la Figura 5.

propuesto para la clasificación se puede resumir en la Figura 4. Tras un tratamiento previo de las imágenes VIS e IR se aplica el operador coherencia local para obtener los histogramas filtrados H60-DIM.PAN donde se han eliminado los píxeles de mayor varianza (aproximadamente 25%) y el H25-DIM.PAN donde se dejan solamente el 25% de los píxeles de varianza menor (permite reconocer las superficies más homogéneas). Preparados los ficheros debemos realizar la estimación del número de clusters buscados y la localización de las medias. Esta estimación se puede realizar ma-

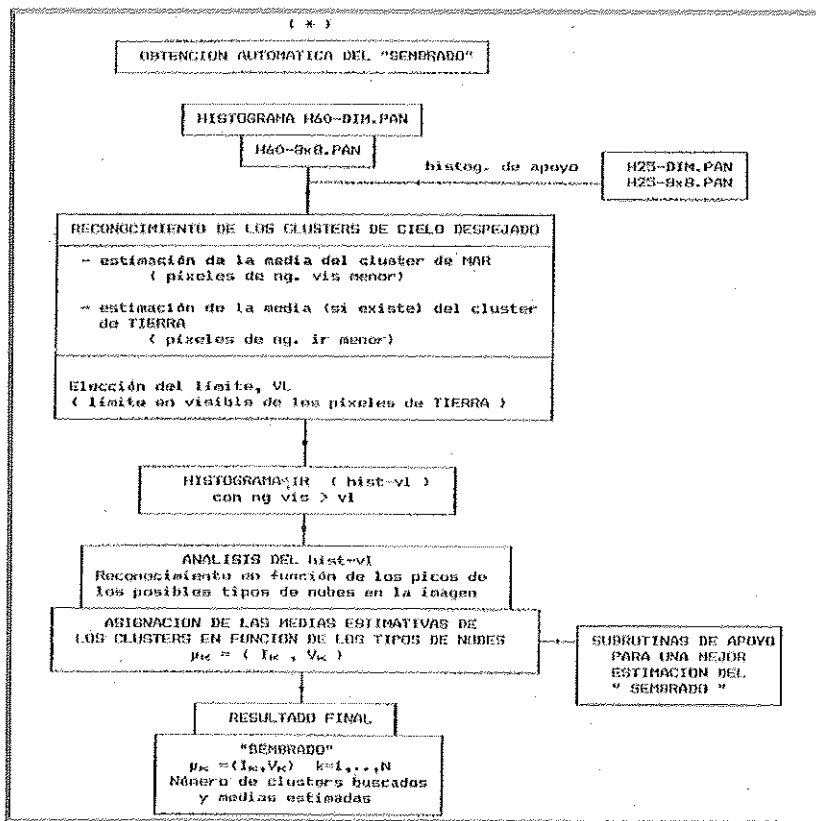


Figura 5.- Diagrama general de la estimación del número de clusters buscados y posición de sus medias: "sembrado". La Figura 6 muestra un ejemplo de su aplicación para un caso particular.

nualmente o mediante un programa que automatiza el proceso y que se basa en nuestra experiencia en el proceso manual y del comportamiento espectral de las diferentes superficies (Platt, 1983; Seze, et al., 1987). El diagrama mostrado en la Figura 5 y la Figura 6 que muestra una estimación del programa puede permitir entender mejor el proceso. El modelo continúa con la aplicación de la clasificación del histograma filtrado H60-DIM.PAN. Obtenida esta clasificación se procede a clasificar la totalidad de los píxeles (H2-DIM.PAN) y obtener las imágenes divididas en los diferentes tipos de superficies. Las Figuras 8 (B) y (C) muestran los ejemplos de clasificación obtenida para un caso particular.

3. RESULTADOS Y COMPARACIÓN PARA IMÁGENES PDUS

Los resultados de las clasificaciones obtenidas han sido comparados (Delgado, 1991) con las medidas realizadas desde el suelo por el I.N.M. Para ello se tomaron 40 parejas VIS-IR durante los años 87/88 en diferentes situaciones sinópticas a las 13:00 G.M.T. momento en que se disponen medidas

puntuales de nubosidad y tipos de nubes en diferentes observatorios del I.N.M.

Una comparación global de la clasificación obtenida con el mapa sinóptico del día nos permite observar una muy buena concordancia de los frentes con las zonas de mayor nubosidad y el reconocimiento de nieblas marinas y estratos costeros en el Atlántico a la altura de la Península Ibérica perfectamente previstas de la situación sinóptica del día.

La comparación en 345 casos de medidas puntuales de la nubosidad desde el suelo y la clasificación mediante satélite conduce a los siguientes resultados:

a) En la comparación de la nubosidad total (ver Figura 7), obtenemos en el 82,6% de los casos una buena coincidencia (diferencia menor de 2 octas), en el 16,7% una mala coincidencia (diferencia de 3 a 6 octas) y en un caso una diferencia mayor que 6 octas.

b) En el análisis de la concordancia de tipos obtenemos que en el 73,9% de los casos hay un predominio de la concordancia de los tipos de nubes observados desde

el suelo y los predichos por el método de clasificación con satélite, el 7,8% representan casos de posible concordancia explicable por los contrapuestos puntos de observación del satélite (ve la cima de la nube) y el suelo (ve la base de la nube) y en el 18,2% tenemos una clara discrepancia de los tipos de nubes.

c) Del 18,2% de clara discrepancia debemos señalar que el 12% la clasificación de suelo detecta nubes altas tipo cirro. Es decir, las principales discrepancias corresponden a situaciones en las que la clasificación con satélite predice nubes bajas o cielo despejado y desde el suelo se observan nubes altas, siempre cirros.

Con el fin de completar el análisis de los resultados del método (Delgado y otros, 1991) de clasificación hemos comparado las clasificaciones obtenidas mediante imágenes SDUS "secundarias" y PDUS "primarias" recibidas directamente en nuestro laboratorio de teledetección. Como muestra de los resultados mostramos la Imagen 1 donde se presentan las clasificaciones obtenidas para la imagen primaria (b) y la de la secundaria (c). Sobre el histograma están señalados los 8 clusters obtenidos mediante el método de clasificación. Podemos destacar la perfecta detección en ambos casos del cluster de tierra despejada clust-1 (color gris), mar despejado clust-2 (color azul), núcleo de nubes bajas clust-4 (color morado) y de nubes altas clust-7 (color amarillo). Exis-

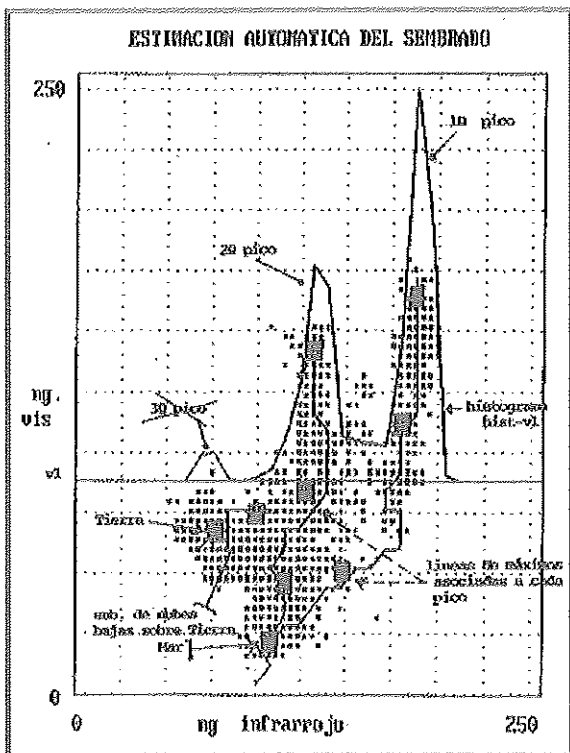


Figura 6.- Los símbolos ■ marcan las coordenadas de las medias estimadas de los clusters (sembrado). Señalamos el histograma Hist-vl, las líneas de máxima densidad asociadas a cada pico y el umbral vl en visible para la obtención del histograma de nubes (hist-vl). El tercer pico no es considerado un tipo de nube por ser detectado como restos de píxeles de tierra. El primer pico se puede asociar con las nubes altas y el segundo con las bajas. La subrutina, de apoyo, de búsqueda de nubes bajas sobre tierra asigna un posible cluster.

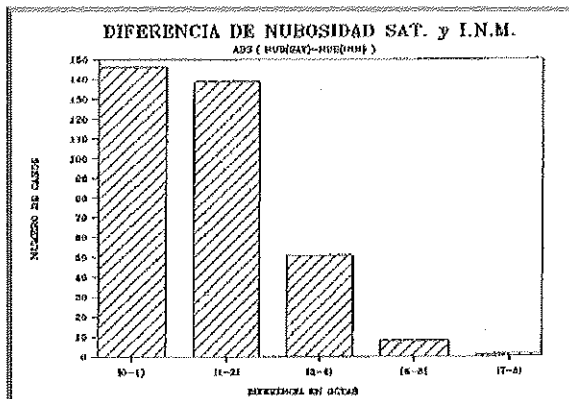


Figura 7.- Clasificación de los 354 puntos de comparación, INM y satélite, en función de la diferencia de nubosidad medida.

ten algunas discrepancias en los clusters asociados a posibles mezclas o bordes de los diferentes tipos de nubes, pero dentro del conjunto tiene una pequeña incidencia como se puede apreciar en la Imagen 1.

4. AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al I.N. de Meteorología el haber puesto a su disposición los datos de nubosidad utilizados en el trabajo.

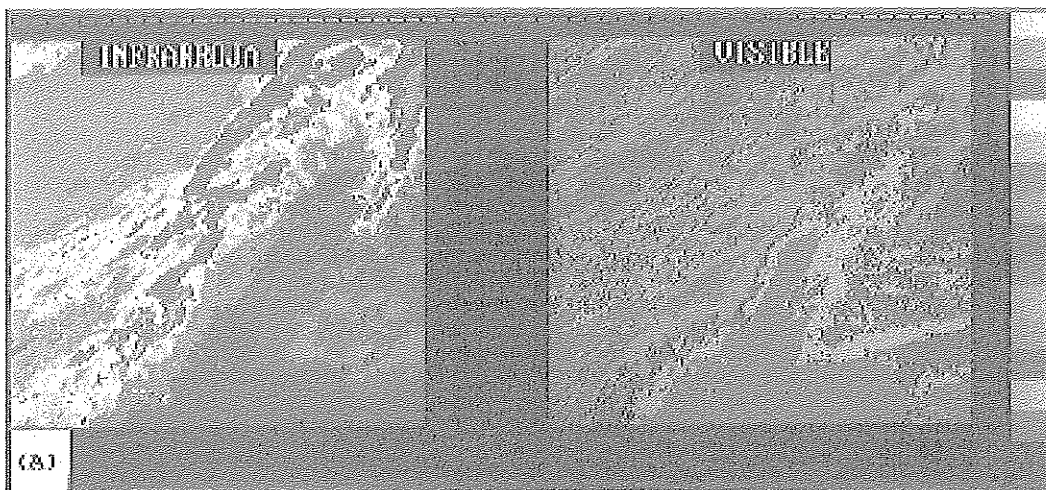


Imagen 1.- (A) Imágenes originales, para clasificar, de los canales IR y VIS del METEOSAT (digitales). Véase Anexo de color.

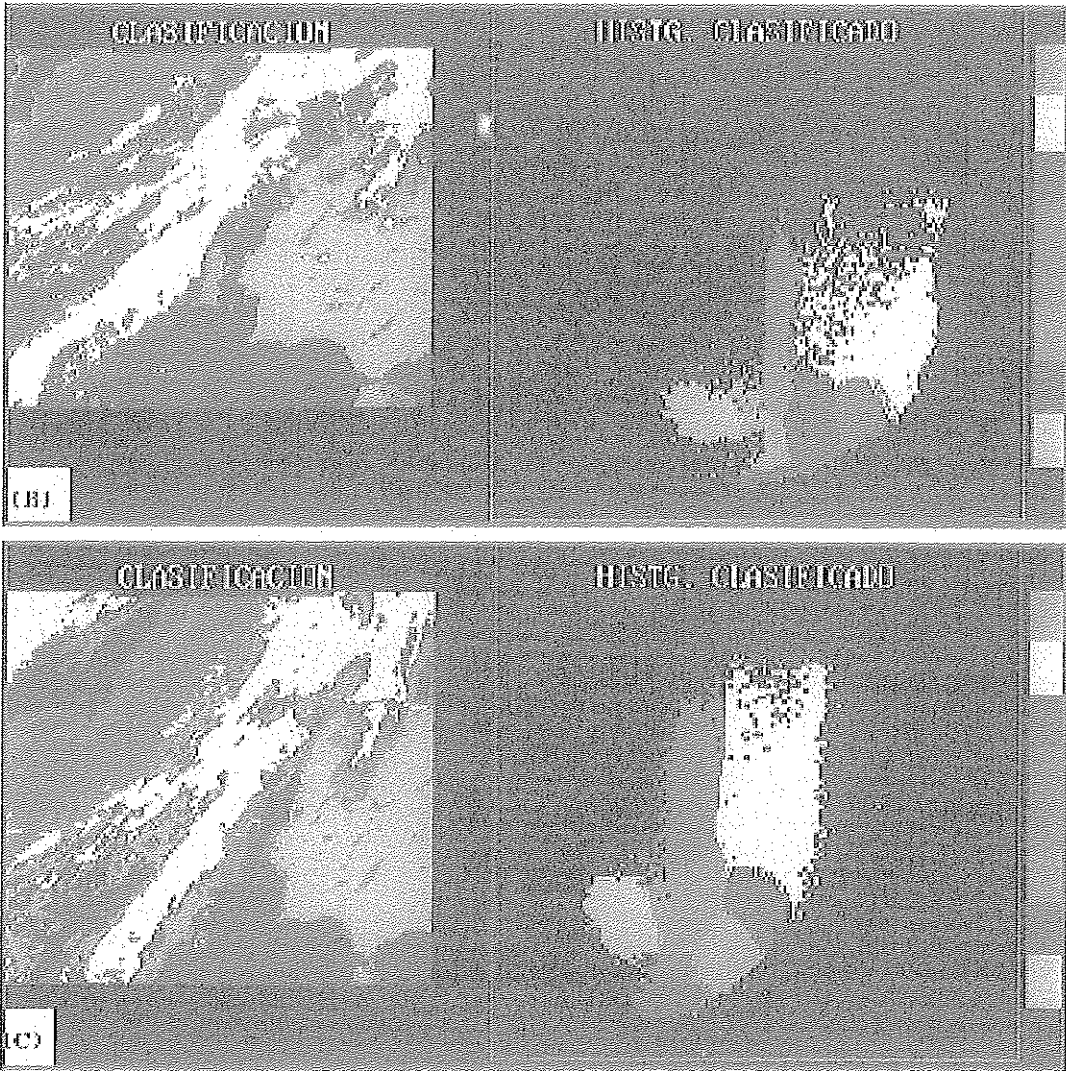


Imagen 1.-
(B) Clasificación obtenida con las imágenes digitales. Cada color corresponde a un cluster. Véase Anexo de color.

Imagen 1.-
(C) Clasificación obtenida por las imágenes analógicas. Véase Anexo de color.

5. BIBLIOGRAFIA

- ✓ CASANOVA, J.L.; DELGADO, J.A.; ILLERA, P. Cluster method to classify satellite images. *7th METEOSAT Scientific Users Meeting*. Madrid. pp 81-84
- ✓ COAKLEY, J.A.; BRETHERTON, P. (1982): Cloud cover from high-resolution scanner data: detecting and allowing for partially filled fields of view. *J. Geophys. Res.*, 87, 4912-4932.
- ✓ DELGADO, J.A. (1991): *Clasificación y análisis de nubes mediante imágenes METEOSAT*. Tesis Doctoral. Universidad de Valladolid.
- ✓ DELGADO, J.A.; CASANOVA, J.L.; PEREZ, A. (1991): Comparación de imágenes METEOSAT de alta y baja resolución para la clasificación automática de nubes. En *XXIII Reunión Bienal de la RSEF*. Valladolid. pp 502-503.
- ✓ PAIRMAN, D.; KITTLER, J. (1987): Clustering algorithms for use with images of clouds. *Int. Remote Sensing*, 7, 855-866.
- ✓ PLATT, C.M.R. (1981): On the bispectral method of cloud parameter determination from satellite VISSR data: separating broken cloud and semi-transparent cloud. *J. Climate Appl. Meteor.* 22, 429-439.
- ✓ SEZE, G.; DEBOIS, M. (1987): Cloud and cover analysis from satellite imagery using spatial and temporal characteristics of the data. *J. Climat. Appl. Meteor.* 26, 287-303.