

DETECCIÓN Y CLASIFICACIÓN DE LA CUBIERTA NUBOSA A PARTIR DE IMÁGENES METEOSAT DE LAS 12:00 HORAS

A. SERRANO (*), A. ASTILLERO (*), M. NÚÑEZ (*), J. A. GARCÍA (*) y M. MACÍAS (**)

asp@unex.es

(*) Dpto. de Física. Universidad de Extremadura. Avda. de Elvas s/n. 06071 Badajoz (España).

(**) Dpto. de Electrónica e Ingeniería Electromecánica. Universidad de Extremadura. Avda. de Elvas s/n. 06071 Badajoz (España).

RESUMEN: El objetivo de este estudio es la detección y clasificación automática de la cubierta nubosa utilizando imágenes Meteosat, utilizando una red neuronal. Se usan simultáneamente los canales visible e infrarrojo. En primer lugar, los valores de los píxel son corregidos de la función respuesta de los radiómetros y del ángulo cenital solar. Se obtienen así las magnitudes físicas albedo y temperatura de brillo en el tope de la atmósfera. Cada píxel está caracterizado por cuatro parámetros: el albedo, la temperatura de brillo y las desviaciones típicas del albedo y de la temperatura de brillo para una ventana de 3x3 píxel en torno al píxel en cuestión. Se utilizó una red neuronal de tipo Back Propagation con cuatro capas. Cada píxel es un patrón de entrada que será clasificado por la red neuronal. Se proponen seis clases: nubes bajas, nubes medias, nubes altas, nubes de desarrollo vertical, tierra y mar. En la etapa de aprendizaje, la red "aprende" un conjunto de prototipos, los cuales han sido seleccionados por expertos en una interpretación subjetiva de las imágenes. La red se valida clasificando un grupo de imágenes independiente de los prototipos de aprendizaje y se obtienen porcentajes de éxito cercanos al 100%.

ABSTRACT: This study is aimed at the automatic detection and classification of the cloud cover using Meteosat images of 12:00 UT by means of a neural network. Simultaneous visible and infrared channels are used. First, píxel values are corrected from radiometer response and from solar zenith angle and the physical quantities albedo and brightness temperature at the top of the atmosphere are computed. Each píxel is characterised by four quantities, i.e., albedo, brightness temperature and standard deviation of albedo and brightness temperature of a 3x3 píxel window around it. A four layers Back Propagation neural network was used. Each píxel is considered to be an input pattern which is classified by the neural network. Six classes were proposed: low clouds, middle clouds, high clouds, convective clouds, land and sea. At the learning stage the network learns some prototypes which have been classified by visual interpretation. The network is tested with an independent group of images and percentages of success close to 100% are obtained.

Palabras clave: teledetección, Meteosat, cubierta nubosa, clasificación de nubes, redes neuronales

INTRODUCCIÓN

La cubierta nubosa juega un papel crucial en el balance radiativo controlando la cantidad de radiación que entra en el sistema Tierra-Atmósfera. Por ello es uno de los factores más importantes en el forzamiento del clima.

A pesar de ello, en el pasado la nubosidad no ha sido bien caracterizada, cuando casi toda la información operativa se reducía a la observación local de las nubes desde el suelo por parte de observadores expertos. Ha sido con la llegada de los satélites y la observación desde el espacio, cuando se ha empezado a disponer de información suficiente para una adecuada caracterización de la cubierta nubosa.

Durante los últimos veinte años se han aplicado muy diversas técnicas para la identificación y clasificación de la cubierta nubosa a partir de imágenes satelitales. Se han empleado muy diversos métodos, destacando las técnicas de umbrales (Karlsson y Liljas, 1990), las técnicas estadísticas (Debois *et alii*, 1982; Key y Barry, 1989), y técnicas basadas en el empleo de redes neuronales (Bankert, 1994; Welch y Sengupta, 1992). Hay un mayor número de trabajos sobre la caracterización de la cubierta nubosa mediante imágenes de satélites polares, como los NOAA, que sobre los satélites geoestacionarios. Esto es debido a su gran resolución espacial (del orden de 1 km²) frente a la peor resolución ofrecida por los geoestacionarios (del orden de 25 km²),

lo que permite distinguir más detalles de la cubierta nubosa. Sin embargo, la gran resolución temporal de las imágenes ofrecidas por los satélites geoestacionarios (una cada media hora para el Meteosat) hace que sean estos satélites los adecuados para estudios de cubierta nubosa, cuya evolución implica escalas temporales del orden de pocas horas. Todo ello confiere una gran importancia a los estudios dedicados a la caracterización de la cubierta nubosa a partir de imágenes de satélites geoestacionarios.

El objetivo concreto de este estudio es la detección y clasificación automática de la cubierta nubosa a partir de las imágenes proporcionadas por el satélite geoestacionario Meteosat.

DATOS

Se han empleado imágenes simultáneas de los canales visible (Figura 1) ($0.3 \mu\text{m} - 1.1 \mu\text{m}$) e infrarrojo térmico (Figura 2) ($10.5 \mu\text{m} - 12.5 \mu\text{m}$) del satélite Meteosat correspondientes a las 12:00 horas UT de diversos días de los años 1995, 1996, 1998 y 1999. Las imágenes cubren una zona correspondiente a la Península Ibérica y sus alrededores. Consisten en 256×216 píxel con una resolución espacial de 49 km^2 aproximadamente y una resolución radiométrica de 256 niveles de grises.

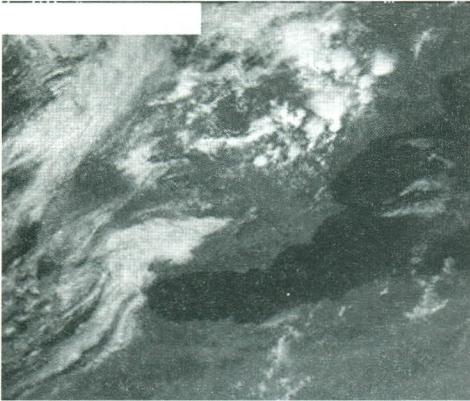


Figura 1. Imagen visible de la Península Ibérica correspondiente a las 12:00 horas del día 182 del año 1998.

METODOLOGÍA

Para la detección y clasificación de la cubierta nubosa se ha empleado una red neuronal del tipo Back Propagation de cuatro capas, con 4, 20, 6 y 6 neuronas respectivamente.

Cada píxel de la imagen es considerado como un patrón que será clasificado por la red neuronal. Dicho

patrón está caracterizado por varias medidas espectrales y de textura que constituyen el vector de características. La interpretación subjetiva de las imágenes de los dos canales del Meteosat por parte de expertos meteorólogos sugirió considerar seis clases, las cuales son: tierra, mar, nubes bajas, nubes medias, nubes altas y nubes de desarrollo vertical.

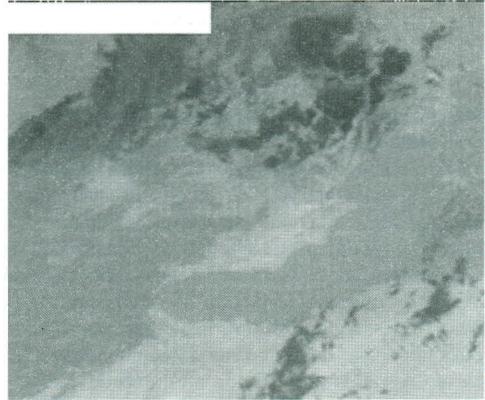


Figura 2. Imagen infrarroja de la Península Ibérica correspondiente a las 12:00 horas del día 182 del año 1998.

Debido a que las imágenes son tomadas en distintos días del año, los valores de los píxel fueron corregidos por diferencias en el ángulo cenital solar. Además, se corrigieron de la función respuesta del radiómetro en los distintos canales. Con todo ello, se obtuvieron valores de las magnitudes físicas albedo y temperatura de brillo, ambas en el tope de la atmósfera, las cuales son magnitudes adecuadas para la detección y clasificación de la cubierta nubosa.

A partir de estas magnitudes físicas se construyó el vector de características de cada píxel, formado por cuatro magnitudes: el albedo del píxel, la desviación típica del albedo en una ventana de 3×3 píxel centrada en el píxel en cuestión, la temperatura de brillo del píxel y la desviación típica de la temperatura de brillo en una ventana de 3×3 píxel centrada en el píxel. Las desviaciones típicas de las dos magnitudes en la ventana entorno al píxel son parámetros que caracterizan la textura de la imagen o distribución de niveles de grises de la misma, y aportan una información de gran importancia para una correcta clasificación nubosa. Las distintas componentes del vector de características fueron sometidas a un reescalado lineal al intervalo de variación común $[-1, 1]$. Este reescalado evita dar más peso a una cierta componente en función de su magnitud absoluta, y es reco-

mendado cuando las componentes del vector de características corresponden a variables con diferentes unidades, como es nuestro caso.

En la primera fase, el experto recorre las distintas imágenes disponibles seleccionando y etiquetando, en algunas de ellas, zonas rectangulares de dimensiones arbitrarias, en las que todos los píxel pertenecen a la misma clase. De esta forma, cada píxel dentro de dichas zonas constituye un prototipo. Mediante esta interpretación subjetiva de las imágenes, se seleccionaron 993 prototipos representativos de las diferentes clases propuestas. La selección se realizó marcando zonas rectangulares sobre las imágenes de forma que contuviesen píxel pertenecientes a una cierta clase.

Posteriormente, 731 de los prototipos seleccionados fueron "aprendidos" por la red neuronal en la denominada fase de entrenamiento. En esta fase se fijan los pesos de las distintas neuronas siguiendo un cierto criterio de mínimo error. Se ha utilizado una red Back Propagation con el algoritmo de aprendizaje denominado Resilient Back Propagation (Riedmiller and Braun, 1993).

RESULTADOS

La coherencia de los prototipos empleados en la fase del entrenamiento fue comprobada mediante el reconocimiento posterior de los prototipos "aprendidos". Los resultados aparecen en la (Tabla 1) mostrando porcentajes de reconocimiento del 100% excepto para las clases Nubes bajas y Nubes medias, donde es del 98%. La coherencia de la selección de prototipos queda, pues, garantizada.

NB	NM	NA	NDV	T	M
98%	98%	100%	100%	100%	100%

Tabla 1. Porcentajes de reconocimiento en la fase de aprendizaje de las clases NB=Nubes bajas, NM=Nubes medias, NA=Nubes altas, NDV=Nubes de desarrollo vertical, T=Tierra y M=Mar.

Posteriormente se estudió la bondad de la red al clasificar la cubierta nubosa, aplicando dicha red a una serie de prototipos independientes del conjunto de aprendizaje. Este conjunto de test se compone de 251 prototipos seleccionados y etiquetados por los expertos. Los porcentajes de acierto en el reconocimiento de los prototipos aparecen en la Tabla 2. Las clases Nubes de desarrollo vertical, con un 70%, y Nubes altas, con un 86% son las que presentan un porcentaje de acierto menor, siendo el acierto pleno (es decir, del 100%) para el resto de las clases.

NB	NM	NA	NDV	T	M
100%	100%	86%	70%	100%	100%

Tabla 2. Porcentajes de reconocimiento en la fase de clasificación.

En la Figura 3 podemos ver un ejemplo de clasificación en las seis clases propuestas, correspondiente a la situación del día 182 del año 1998 de las 12:00 UT. En la Figura 4 se presenta de nuevo el caso anterior pero considerando sólo los píxel nubosos.

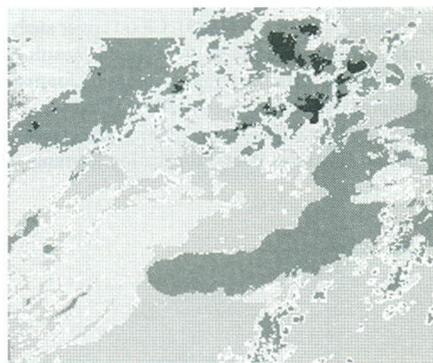


Figura 3. Segmentación de la imagen METEOSAT 19981821200 en las seis clases propuestas: Nubes bajas, Nubes medias, Nubes altas, Nubes de desarrollo vertical, Tierra y Mar.

Como resultado ha quedado establecida la capacidad de la red neuronal, una vez entrenada, para la clasificación de la cubierta nubosa en las seis clases propuestas.

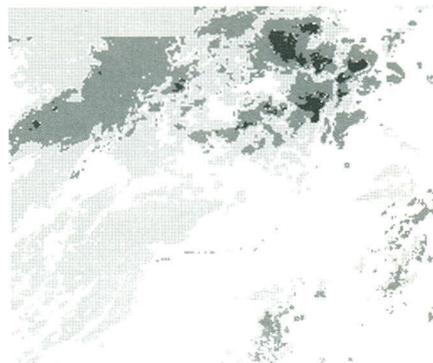


Figura 4. Segmentación de la imagen METEOSAT 19981821200 considerando únicamente los píxeles nubosos.

BIBLIOGRAFÍA

- BANKERT, R. L. (1994). Cloud classification of AVHRR imagery in maritime regions using a Probabilistic Neural Network. *Journal of Applied Meteorology*, 33, 909-918.
- DEBOIS, M., SEZE, G., and SZEJWACH, G. (1982). Automatic classification of clouds on Meteosat imagery: Application to high-level clouds. *Journal of Applied Meteorology*, 21, 401-412.
- KARLSSON, K. G., LILJSA, E. (1990). The SMHI model for cloud and precipitation analysis from multispectral AVHRR data. Technical report 10, Swedish Meteorological and Hydrological Institute.
- KEY, J., and BARRY, R. G. (1989). Cloud cover analysis with Arctic Advanced Very High Resolution Radiometer data, 1: Cloud detection. *Journal of Geophysical Research*, 94, 18521-18535.
- RIEDMILLER, M., and BRAUN, L. (1993). A direct adaptive method for faster Back Propagation learning: The

RPROP algorithm. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks 1993*.

- KARLSSON, K. G., LILJSA, E. (1990). The SMHI model for cloud and precipitation analysis from multispectral AVHRR data. Technical report 10, Swedish Meteorological and Hydrological Institute.
- WELCH, R. M., SENGUPTA, S. K. (1992). Polar cloud and surface classification using AVHRR imagery: an intercomparison of methods. *Journal of Applied Meteorology*, 31, 405-419.

AGRADECIMIENTOS

Las imágenes utilizadas en este trabajo han sido cedidas por EUMETSAT bajo el acuerdo con la Universidad de Extremadura. Este estudio ha sido financiado por la Junta de Extremadura dentro del proyecto IPR99C028. D. A. Astillero agradece a la Junta de Extremadura la concesión de una Beca de Formación de Personal Investigador.