

IDENTIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE CONCENTRACIONES DE POLVO SAHARIANO EN EL NOROESTE DE ÁFRICA USANDO MAPAS AUTOORGANIZATIVOS

J. A. TORRES^(*), A. G. RAMOS^(**), F. GUINDOS, M. PERALTA y M. CANTÓN

jtorres@ual.es

^(*)Dep. de Lenguajes y Computación. Universidad de Almería. Cl. Sacramento s/n
04120 Almería

^(**)Dep. de Biología. Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

RESUMEN: En este trabajo presentamos los resultados obtenidos en la construcción de un sistema para la identificación de formaciones de polvo en la atmósfera a partir de imágenes NOAA. El sistema hace uso de la información contenida en los canales 1, 2 y 4 del AVHRR y obtiene resultados iniciales esperanzadores en los tests de calibración, con una precisión del orden del 74%. El sistema de identificación de polvo será usado en un sistema automático de reconocimiento de estructuras oceánicas a nivel mesoscalar para el Atlántico NE.

ABSTRACT: In this work we shown the results obtained on a system for the automatic identification of atmospheric dust formations using NOAA images. The system uses information derived from the AVHRR channels 1, 2 and 4 and it obtains good results on the calibration tests with a 74% of accuracy. The dust identification system will be used into an automatic system for recognition of mesoscalar sea structures on the NE of the Atlantic Ocean.

Palabras clave: Teledetección, redes neuronales artificiales, aerosoles, polvo

INTRODUCCIÓN

La identificación de concentraciones de polvo y aerosoles en la atmósfera se ha convertido en un importante tema de estudio. La construcción de mapas de concentración de aerosoles, como en Kaufman *et alii* (1997), o el análisis y calibración de concentraciones de polvo en la zona del golfo pérsico usando medidas tomadas en tierra y cotejándolas con la información obtenida del AVHRR (Nakajima y Hirurashi, 1997) son exponentes en este campo. Los estudios de concentración de polvo y aerosoles se han focalizado también en el seguimiento de concentraciones de aerosoles contaminantes (Husar *et alii*, 1997) y en la detección y seguimiento de emisiones volcánicas (Seftor *et alii*, 1997).

Por otro lado, ya en el campo del análisis de imágenes para la interpretación de estas, la aparición de bancos de polvo que se adentran en el mar supone una importante fuente de problemas, tanto a la hora de establecer temperaturas superficiales, como a la hora de identificar estructuras a mesoescala (Torres *et alii*, 2000).

El objetivo de este trabajo es el desarrollo de un sistema que permita certificar la presencia y, eventualmente, delimitar la extensión de las nubes de polvo

sahariano que, de forma esporádica, cubren parte del océano Atlántico, usando una técnica automática sin intervención de operador. De los datos obtenidos de trabajos anteriores pensamos que la formación de polvo puede caracterizarse usando información del canal 1 y 2 del AVHRR. No obstante, y de cara a diferenciar este agente de otro tipo de fenómenos atmosféricos (nubes), así como de un tipo de estructura mesoscalar que se presenta en la costa NO de África (afloramiento) hemos incorporado información de variabilidad del canal 4 del AVHRR.

Para la solución del problema se ha usado un modelo de computación neuronal no supervisado, que permite el análisis de la distribución de muestras y actúa como clasificador/identificador de patrones.

METODOLOGÍA

Los mapas autoorganizativos (Self autoorganizing maps, SOM) son un caso particular de red neuronal artificial en el que el aprendizaje no está dirigido por un experto. Una SOM se compone de una matriz bidimensional de neuronas conectadas a un sistema de entrada. Cada neurona compete con las demás por acti-

varse ante un vector de entrada. Una neurona se activa si su vector de pesos asociado es el más cercano al vector de entrada.

El proceso de entrenamiento de una SOM es una iteración de pasos de activación y modificación de los pesos de la neurona activada y de sus vecinas en la dirección de los vectores de entrada.

Tras el proceso de entrenamiento de un mapa autoorganizativo con un conjunto de vectores representativos del espacio del problema, los vectores de pesos que representan cada una de las neuronas conforman una relativamente buena aproximación de la función de densidad de probabilidad del problema (Kohonen, 1995).

Así mismo, gracias a la naturaleza del proceso de entrenamiento, si una neurona es activada por dos o más vectores de entrada, su vector de pesos asociado presenta una distancia-norma mínima con los vectores de entrada.

Por otro lado, neuronas topológicamente cercanas en la SOM, tienen vectores de pesos con una distancia-norma mínima.

Estas características nos permiten obtener en la estructura de la SOM una buena aproximación de la distribución de probabilidad de los conjuntos de entrenamiento. Para facilitar el análisis de éstos y la viabilidad de su identificación y aislamiento construimos dos diagramas:

Construcción del mapa de activaciones acumuladas

Se define el mapa de activaciones acumuladas (MAA) de la red como una matriz en la que cada elemento representa una neurona del nivel de procesamiento de la SOM, y su valor es la frecuencia relativa de activación con el conjunto de entrenamiento.

Construcción del mapa binario de activación

Se define el mapa binario de activación (MBA) como una matriz en la que cada elemento representa a una neurona de SOM y el valor binario representa si la neurona es activada o no por el conjunto de entrenamiento.

La morfología de estos mapas nos ofrece información acerca de la muestra que hemos usado en el entrenamiento de la SOM. Nos permite además comparar distintas muestras usadas para la calibración de los resultados.

La figura 1 y 2 nos ofrecen ejemplos de MAA y MBA en el caso del estudio de un sistema para la identificación de polvo.

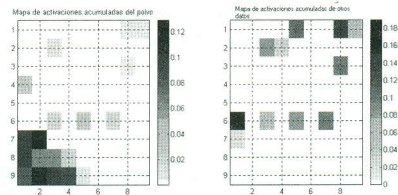


Figura 1. Un ejemplo de MAA para un caso de entrenamiento con información de los canales 1 2 y 4 del AVHRR. En el MAA de la izquierda se aprecia, en la parte inferior izquierda, el agrupamiento de las muestras que se corresponden con el polvo sahariano, frente a la distribución, más o menos aleatoria de los datos correspondientes a otros fenómenos. Los valores representan frecuencias relativas de activación.

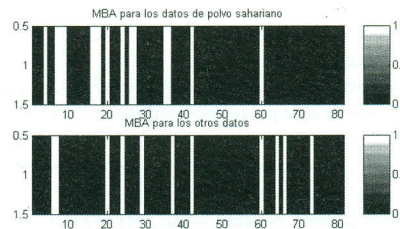


Figura 2. MBA de la fase de entrenamiento anterior. En este caso la representación es lineal, en la que cada elemento del eje X se corresponde con una neurona del mapa.

La técnica usada para la identificación de polvo tiene como núcleo una SOM que actúa como clasificador de vectores que representan píxeles de una escena AVHRR. Los vectores contienen información de temperatura de brillo de los canales 1 y 2 del AVHRR, así como información de variabilidad del canal 4.

Para el entrenamiento de la SOM se han tomado un total de 155000 muestras de datos en imágenes susceptibles de contener polvo proveniente del Sahara Occidental. De esas muestras, unas 34000 han sido obtenidas de regiones donde el polvo está presente, y más de 120000 de zonas donde la presencia de este agente es dudosa o no apreciable.

Para calibrar los resultados hemos tomado cerca de 400000 muestras de datos con alta probabilidad de contener altas concentraciones de este elemento.

El proceso de entrenamiento ha sido prolongado durante 150000 iteraciones, para una SOM de tamaño 9x9. Tras esto, se han obtenido los mapas MAA de las muestras con polvo y del resto, etiquetando las neuronas

que se activan en el primer caso para usarlas como marcadores en el proceso de identificación.

RESULTADOS

Los resultados proceden de 400.000 muestras de datos de polvo tomadas en distintas imágenes con presencia de este agente. El sistema está inicialmente programado para certificar su presencia, dejando al margen, inicialmente, la delimitación exacta de la extensión del fenómeno.

El análisis de los resultados lo podemos ver desde dos puntos de vista:

- a) Por un lado, los resultados obtenidos en el proceso de análisis de los datos usando los MAA y los MBA evidencian que, para el conjunto de entrenamiento, la red comete un error inferior al 18%. Estos resultados nos indican que el uso de la información de los canales 1, 2 y 4 del AVHRR es, en principio, suficiente para caracterizar más del 80% de la información contaminada por este agente.
- b) En cuanto a los resultados de calibración, con las muestras de polvo se obtiene una precisión superior al 74%, discriminando píxeles correspondientes a formaciones nubosas de las formaciones de polvo sahariano.

En la figura 3 podemos observar los MAAs correspondientes al proceso de entrenamiento del sistema de clasificación. En las figuras 4 y 5 se muestran una imagen de fecha 1/3/2000 y la máscara de polvo obtenida.

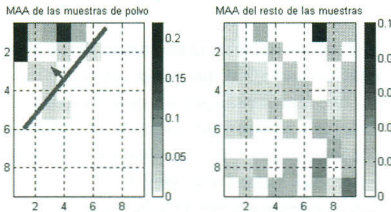


Figura 3. MAA de la fase de entrenamiento del sistema de clasificación. Se aprecia el agrupamiento (a la izquierda, encima de la línea trazada sobre la MAA) de los datos correspondientes a vectores representativos de una nube de polvo sahariano.

En general, los resultados obtenidos nos permiten, certificar la presencia de grandes concentraciones de este elemento en la atmósfera en escenas AVHRR, lo que supone un paso importante a la hora de determinar la validez o no de una escena para su tratamiento en procesos de análisis posteriores.

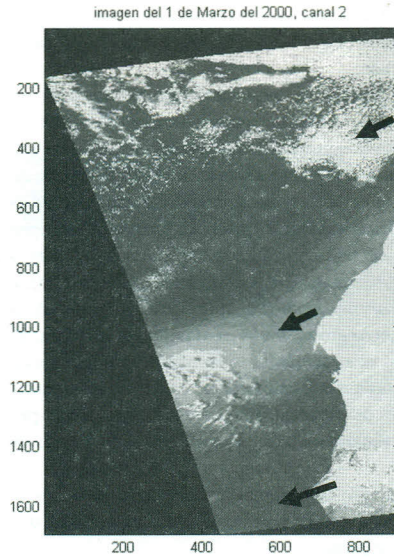


Figura 4. Imagen AVHRR con fuerte contenido de polvo sahariano. Marcados con una flecha, los focos de emisión.

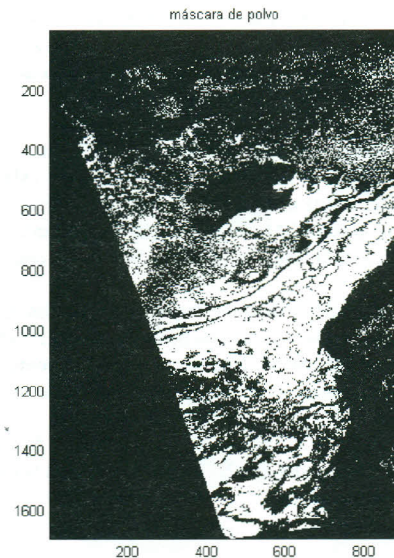


Figura 5. En blanco, localización del agente.

BIBLIOGRAFÍA

- HUSAR, R. B., PROSPERO, J. M., STOWE, L. L. Characterization of tropospheric aerosols over the oceans with the NOAA Advanced Very High Resolution Radiometer optical thickness operational product. *J. of Geophysical Research*, Vol. 102, n. D14, p. 16889-46. 1997.
- KAUFFMAN, Y. J., TANRE, D. GORDON, H. R., NAKAJIMA, T., LENOBLE, J., FROUIN, R., GRASSL, H., HERMAN, B. M., KING, M. D., TEILLET, P. M. Passive remote sensing of tropospheric aerosol and atmospheric correction for the aerosol effect. *J. of Geophysical Research*, Vol. 102, n. D14, p.16181-50. 1997.
- KOHONEN, T. *The self organizing maps*. Ed. Springer-Verlag. 1995.
- NAKAJIMA, T., HIGURASHI, A. AVHRR remote sensing of aerosol optical properties in the Persian Gulf region,

summer 1991. *J. of Geophysical Research*, Vol. 102, n. D14, p. 16935-46. 1997.

- SEFTOR, C. J., HSU, N. C., HERMAN, J. R., BARTIA, P. K., TORRES, O., ROSE, W. I., SCHNEIDER D. J., KROTKOV, N. Deteccion of volcanic ash clouds from Nimbus7/ Total Ozone Spectrometer. *J. of Geophysical Research*, Vol. 102, n. D14, p. 16749-59. 1997
- TORRES, J. A., GUINDOS, F., PERALTA, M., CANTON M. Results Of Automatic Interpretation Of AVHRR Images. A Symbolic And Connectionist Approach. Intern. Geoscience And Remote Sensing Symposium. IGARSS 2000. 2000.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo está realizado al auspicio del proyecto CICYT MAR97 0464 C04.