TELEDETECCIÓN. Avances y Aplicaciones. VIII Congreso Nacional de Teledetección. Albacete, España, 1999. pp. 244-247.
Editores: Santiago Castaño Fernández y Antonio Quintanilla Rodenas

APLICACIÓN DE LAS REDES NEURONALES PARA EL CONTROL Y SEGUIMIENTO EN TIEMPO REAL DE LOS INCENDIOS FORESTALES MEDIANTE IMÁGENES NOAA-AVHRR

K. R. Al-Rawi, and J. L. Casanova

E-mail:kamal@latuv.uva.es

Laboratorio de Teledeteccion, LATUV,
Facultad de Ciencia,
Universidad de Valladolid,
47071 Valladolid

RESUMEN

Se han desarrollado sendos sistemas automáticos para la detección de incendios forestales y para su cartografía mediante redes neuronales. La eficacia del sistema para el cartografiado de los incendios es del 100 % para los fuegos estudiados. La eficacia del sistema de detección es del 100 %, 97'8 %, 98'8 % y 96'3 %. En ambos casos se ha utilizado la red neuronal "Supervised ART-II".

Integrando estos dos sistemas, se ha obtenido un método nuevo para seguir la evolución de los fuegos forestales. La red se entrena en unos pocos segundos, lo que junto a su buena precisión, configura un excelente sistema automático para el control y seguimiento de incendios forestales en tiempo real.

INTRODUCCION

La teledetección espacial es una de las herramientas más adecuadas para el seguimiento de los incendios forestales, siendo las imágenes NOAA-AVHRR las más empleadas con este fin.

El método de umbrales para la detección de los fuegos ha sido uno de los más utilizados. Un valor límite para T3 ha sido mencionado por (Chuvieco y Martín 1994). Procedimientos más complicados aparecen en la literatura (Kennedy et al. 1994, Pozo et al. 1997).

En ocasiones se han utilizado métodos de ventana o contextuales para cartografiar las zonas quemadas (Fernandez et al. 1997) o para la detección del fuego (Illera et al. 1995).

En este trabajo se ha desarrollado un nuevo sistema automático, multiespectral y multitemporal, que funciona en tiempo real y que tiene un rendimiento muy alto para el control y seguimiento del fuego. Se basa en el uso de la red neuronal "Supervised ART-II".

RED NEURONAL SUPERVISADA ART

La ventaja de las redes neuronales supervisadas ART [ARTMAP, (Carpenter et al. 1991), Fuzzy ARTMAP (Carpenter et al. 1992), Supervised ART-I (Al-Rawi 1999), y Supervised ART-II (Al-Rawi et al. 1999 a] sobre las del tipo "Multi-Layer Perceptron, MLP", son las siguientes. 1) Tienen una estructura única. 2) Sus pesos siempre convergen. 3) Generan automáticamente una nueva categoría de nodo, cuando es necesario, para representar una subclase de una clase determinada.

ARTMAP y Fuzzy ARTMAP han sido construidas a partir de dos módulos ART conectados por un "map field", mientras que Supervised ART-I y Supervised ART-II han sido construidas a partir de un único módulo ART. Esto permite un aprendizaje más rápido y sin embargo, todas ellas tienen la misma precisión al clasificar.
Supervised ART-II es una nueva generación de Supervised ART-I. Es más rápida en el aprendizaje, aunque el número de clases y de nodos sea más alto. Ha sido utilizada para la clasificación de imágenes Landasat (Al-Rawi et al. 1999b), presenta una excelente fiabilidad en la clasificación (> 80 %) para trece clases en 52.441 pixeles. El tiempo de aprendizaje para 9000 pixeles es de segundos.

SUPERVISED ART-II

Durante la fase de entrenamiento se suministran a la red los valores normalizados de entrada [0,1] de cada variable y el código que clasifica a cada pixel en una clase dada. Para cada categoría de nodos se calcula el valor seleccionado, dado por la expresión:

$$T_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^{2M} (A_i \wedge w_{ijk})}{\alpha + \sum_{i=1}^{2M} w_{ijk}}; j = 1...C(k); k = 1...L$$

Donde C(k) es el número de nodos correspondientes a la clase k, y W_{ijk} son los pesos que conectan cada nodo j en cada capa k con todos los nodos de entrada i (I=1…2M) donde M es la dimensión del vector de entrada A. α es el

parámetro del valor seleccionado (α >0). L es el número de clases.

El máximo valor seleccionado de los nodos de cada clase se determina mediante la expresión:

$$T_{Jk} = max\{T_{jk}\,;\, j = 1...c(k)\}$$

Los nodos con los máximos valores seleccionados son los candidatos de sus clases para representar la entrada actual. El nodo con el valor seleccionado más alto es escogido para representar a la clase presente.

$$T_{JK} = max\{T_{Jk}, k = 1...L\}$$

Entonces se calcula el valor "match" para el nodo seleccionado:

$$\sum_{i=1}^{2M} (A_i \wedge w_{iJK}) / M$$

Si el valor de acoplamiento del nodo seleccionado pasa el parámetro de vigilancia ρ[0,1] la clase acoplada debe ser comprobada. Esta clase pasa si la clase K del nodo seleccionado coincide con el código de la clase actual. En este caso se ha completado el aprendizaje:

$$w_{iJK}^{new} = \beta(A_i w_{iJK}) + (1-\beta) w_{iJK}^{old}\,; i = 1...2M$$

Donde β[0,1] es el ritmo de aprendizaje dinámico.

Si fallan bien el valor de acoplamiento o la clase correspondiente al nodo seleccionado, se asigna un valor –1 a este nodo para ponerlo fuera de la competición. Entonces se selecciona el nodo que tenga el máximo valor de entre los de la clase K, y este es el nuevo candidato de esta clase. Los candidatos de las demás clases siguen siendo los mismos. Entonces se vuelve a seleccionar el de más valor entre todos ellos, y el proceso se repite indefinidamente hasta que un nodo cumple las condiciones y entonces los pesos que le corresponden son el resultado del entrenamiento, o bien se toma un nuevo nodo del "stack" que representan la clase de la correspondiente entrada. En este último caso, los valores de entrada de los pixeles considerados son asignados a los pesos del nuevo nodo. La arquitectura se muestra en la figura-1.

Durante la fase de comprobación se determina el valor elegido para cada nodo de cada categoría. Se determina el nodo con el valor elegido más alto y se calcula el valor de acoplamiento para este nodo. Si es mayor que el parámetro de vigilancia, la entrada actual corresponde a la clase representada por el nodo. Si no, la red falla al clasificar esta entrada.

CONTROL Y SEGUIMIENTO DEL FUEGO

1.-Cartografía de áreas quemadas: Durante la fase de entrenamiento, los valores normalizados [0,1] de los máximos compuestos del NDVI, MVC-NDVI, antes (20-30 de Junio de 1994) y después (20-30 Agosto de 1994) del fuego (3-13 Julio 1994),sus complementos y los códigos de cada clase con introducidos, simultáneamente, en la red. La red es entrenada con un conjunto de 20 pixeles elegidos de forma que atraviesen perpendicularmente un fuego, el número 1. El rango dinámico de aprendizaje es β=0.2, el parámetro de vigilancia ρ=0.9 y el parámetro de selección α=0.001. La red crea una categoría de nodos que representan los pixeles quemados. Dos categorías de nodos son creados para representar los pixeles no quemados. Los pesos para cada una de estas categorías de nodos aparecen en la tabla 1:

		i= 1	2	3	4
k=1	j=1	0.58	0.2 3	0.34	0.71
k=2	j=1	0.55	0.46	0.42	0.53
	j=2	0.62	0.34	0.35	0.63

Tabla 1: Valores de los pesos w_{ijk} para la cartografía del fuego.

Durante la fase de control, se introducen a la red los valores MVC-NDVI y sus complementos. Los valores de selección máximos se calculan para las tres categorías de nodos. Si el primer nodo tiene el máximo valor de selección, el pixel está quemado. Si alguno de los dos otros nodos es el que tiene el valor máximo, el pixel no está quemado.

La eficacia de la red para detectar pixeles quemados es perfecta: 100 % en cada una de las cuatro áreas estudiadas. El número de pixeles quemados de cada fuego era de 113, 156, 184 y 116 y todos se seleccionaron adecuadamente. Sin embargo, de los 11243 pixeles no quemados, 25 se señalaron como quemados. La mayoría de ellos estaban en los bordes de las zonas quemadas, (Figura 2), por lo que pueden estar parcialmente quemados. Para más detalles véase (Al-Rawi y Casanova 1999).

2.- Detección de fuegos: Durante la fase de entrenamiento se introdujeron en la red los valores normalizados [0,1] de T3-MVC y T4-MVC, antes y durante el fuego, sus complementos y el código de la clase. La red se entrenó con los mismos parámetros que para la cartografía. La red creó dos categorías de nodos. Una representa los pixeles en fuego y la otra los que no arden. Los pesos para estos dos nodos aparecen en la Tabla 2:

Durante la fase de control se introdujeron las mismas magnitudes a la red. Los valores de selección se calcularon para los dos nodos. Si el primer nodo tenía el máximo valor de selección, el pixel estaba en fuego. Si no, no había fuego en el pixel.

	i= 1	2	3	4	5	6	7	8
k=1 j=1	**0.64**	**1.00**	**0.59**	**0.65**	**0.30**	**0.00**	**0.36**	**0.28**
k=2 j=1	**0.72**	**0.82**	**0.65**	**0.69**	**0.26**	**0.15**	**0.34**	**0.27**

Tabla 2: Valores de los pesos w_{ijk} para la fase de detección.

La precisión de la red para detectar pixeles en fuego fue de 100 %, (182/182), 97'8 % (217/222), 98'8 % (327/331) y 96'3 % (385/400), para los fuegos 1, 2, 3 y 4 respectivamente. Sin embargo, se predijeron un total de 46 pixeles en fuego de 10785 que no estaban en fuego. Más detalles en (Al-Rawi et al. 1999 c).

3.- Evolución del fuego: Se ha desarrollado un nuevo sistema para el control y seguimiento del fuego mediante la fusión de los dos sistemas descritos: cartografía y localización del fuego. Durante la aparición de los fuegos, se utilizan las imágenes diarias con preferencia a los compuestos decimales. Los pixeles que se clasifican como quemados y en fuego, representan el fuego activo. Los pixeles que se clasifican como quemados, pero no en fuego, representan los pixeles quemados antes de la captura de la imagen. Los pixeles que aparecen como ardiendo y no quemados representan la llama de los fuegos.

Por tanto cada imagen diaria se clasifica en pixeles quemados, pixeles en fuego, pixeles cubiertos de llamas y pixeles libres del fuego, Figura 4. Para más detalles acerca de la evolución del fuego, véase (Al- Rawi et al. 1999 d).

CONCLUSION

Se ha desarrollado un sistema nuevo y muy preciso para el control y seguimiento en tiempo real de los incendios forestales: cartografía, detección y evolución del fuego, mediante el uso de la red neuronal "Supervised ART-II"

BIBLIOGRAFIA

Al-Rawi, K. R., 1999, Supervised ART-I: A new neural network architecture for learning and classifying multi-valued input patterns. To be presented in the fifth International Work-conference for Artificial Neural Network IWANN, Alicante, Spain.

Al-Rawi, K. R., Gonzalo, C., and Arquero, A., 1999 a, Supervised ART-II: A new neural network architecture, with quicker learning algorithm, for classifying multi-valued input patterns. To be presented in the European Symposium on Artificial Neural Network ESANN, Bruges, Belgium.

Al-Rawi, K. R., Gonzalo, C., and Martinez, E., 1999 b, Supervised ART-II for classifying Landsat thematic mapper images. To be presented in the European Association of Remote Sensing Laboratories EARSeL, LATUV, University of Valladolid, Valladolid, Spain.

Al-Rawi, K. R., and Casanova, J. L., 1999, A neural network approach for automatic monitoring of forest fires with NOAA-AVHRR imagery. Part I: mapping burned areas. Submitted to the Int. J. of Remote Sensing.

Al-Rawi, K. R., Casanova, J. L., and Calle, A., 1999 c, A neural network approach for automatic monitoring of forest fires with NOAA-AVHRR imagery. Part II: fires detection. Submitted to the Int. J. of Remote Sensing.

Al-Rawi, K. R., Casanova, J. L., and Romo, A., 1999 d, A neural network approach for automatic monitoring of forest fires with NOAA-AVHRR imagery. Part III: fires evolution. Submitted to the Int. J. of Remote Sensing.

Carpenter, G. A., Grossberg, S., and reynolds, J. H., 1991, ARTMAP: Supervised real–time learning and classification of nonstationary data by a self organizing neural network. Neural Network, 4, 565-588.

Carpenter, G. A., Grossberg, S., Markuzon, N., Reynolds, J. H., and Rosen, D. B., 1992, Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. IEEE Trans. Neural Network, 3, 698-713.

Chuvieco, E., and Martin, M. P., 1994, A simple method for fire growth mapping using AVHRR channel 3data. Int. J. of Remote Sensing, 15, 3141-3146.

Fernandez, A., Illera, P., and Casanova, J. L., 1997, Automatic mapping of surfaces affected by forest fires in Spain using AVHRR NDVI composite image data. J. of Remote Sensing Environment, 60, 153-162.

Illera, P., Fernandez, A., and Delgado, J., A., 1995, Fire monitoring in Spain using NOAA thermal data and NDVI. Sensors and Environmental Applications of Remote Sensing, Balkema, Rotterdam.

Kennedy, P. J., Belward, A. S., and Gregorie, J. M., 1994. An improved approach to fire monitoring in west Africa using AVHRR data. Int. J. of Remote Sensing, 15, 2235-2255.

Pozo, D., Olmo, F. J., and Alados-Arbboledas, L., 1997, Fire detection and growth monitoring using a multitemporal technique on AVHRR mid-

infrared and thermal channel. Remote Sensing Environment, 60, 111-120.

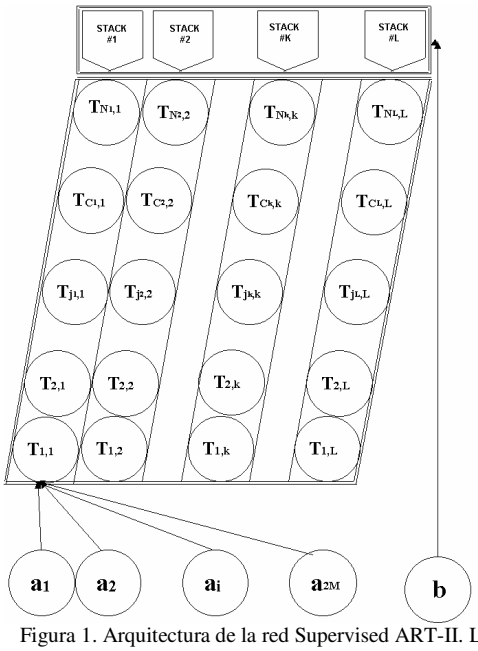


Figura 1. Arquitectura de la red Supervised ART-II. Los pesos deben estar conectados con los nodos de todas las categorias. Se muestran los pesos de las conexiones para una categoria de nodo.

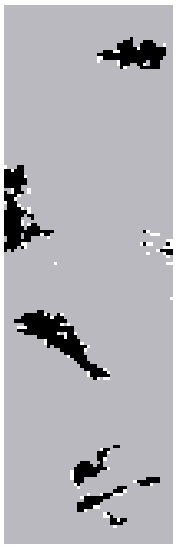
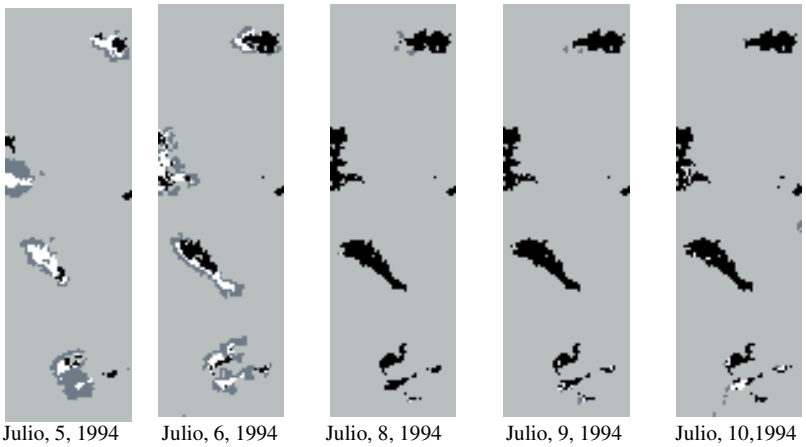


Figura 2: Los pixeles quemados aparecen en negro. Los que aparecen blanco son pixeles erroneamente classificados como quemados.

Figura 3: Los pixeles en fuego estan en obscuro. Los pixeles en blanco y en negro estan mal clasificados.



Julio, 5, 1994 Julio, 6, 1994 Julio, 8, 1994 Julio, 9, 1994 Julio, 10,1994

Figura 4: Evolucion el fuego del 5 al 10 de Julio de 1994. Los pixeles en negro ya habian ardido antes de la fecha de la primera imagen. Los pixeles en blanco son fuego, activos. Los pixeles en gris estan en llama (la llama del fuego, pero todavia sin arder) Las imágenes de los dias 9 y 10 muestran que el fuego 4 reanimado.