

Modelos de clasificación difusa para Teledetección

Daniel Gómez¹, Javier Montero², Javier Yáñez², Carmelo Poidomani³

¹Departamento de Estadística e Investigación Operativa III
Universidad Complutense de Madrid, España
E-mail: dagomez@estad.ucm.es

²Departamento de Estadística e Investigación Operativa I
Universidad Complutense de Madrid, España

³ Departamento de Matemáticas
Universidad de Catania, Italia

RESUMEN

En esta comunicación, se consideran imágenes tomadas mediante teledetección, y se propone un modelo de clasificación no supervisado para obtener una clasificación difusa. Nuestro procedimiento busca en primer lugar regiones homogéneas, analizando las variaciones de un pixel con respecto a sus vecinos. Esto se realiza mediante una estimación de la variación entre pixels. Teniendo en cuenta diferentes direcciones, se determinan las regiones homogéneas. Una vez determinados qué pixels son homogéneos, se propone una clasificación nítida de la imagen digital. Finalmente cada una de estas regiones son analizadas determinando el grado con el que cada pixel pertenece a cada una de esas regiones.

Palabras y frases clave: Fuzzy Sets, Clasificación, Teledetección
Clasificación AMS: códigos según clasificación de la AMS.

1 Introducción

Durante las dos últimas décadas han aparecido numerosas técnicas para el reconocimiento de patrones y clasificación para la extracción de información de datos procedentes de teledetección. La gran mayoría de estas técnicas son supervisadas y tienen un sistema de aprendizaje basado por ejemplo, en redes neuronales, como podemos ver en Binaghi et al. (1997) y Melgani et al. (2000). Actualmente la clasificación multiespectral puede realizarse utilizando una gran variedad de algoritmos, que se pueden clasificar en dos grandes grupos: clasificación supervisada y no supervisada.

En la **clasificación supervisada**, la identidad, localización y características de algunos tipos de terreno son conocidos a priori, mediante análisis de fotografías aéreas, mapas y experiencia personal. El analista intenta encontrar lugares específicos en los datos que representen ejemplos de estos tipos de terreno conocidos. Estas áreas se conocen como *training sites*, ya que las características de estos tipos de area se suelen determinar mediante algoritmos de aprendizaje. Cada pixel es evaluado y será asignado a la clase a la cual tiene mayor probabilidad de pertenecer. Este procedimiento se conoce como clasificación nítida ya que un pixel sólo puede ser asignado a una clase.

En la **clasificación no supervisada**: las clases, así como otras características, no son conocidas a priori. En estos casos se ha de agrupar los pixels con características similares dentro de un cluster de acuerdo con algún criterio determinado (ver Amo et al. 2000).

La mayoría de los algoritmos no supervisados que se usan en teledetección, son adaptaciones de algoritmos estadísticos clásicos como Dendograma, K-medias etc. Estos algoritmos no tienen en cuenta el entorno que rodea a un pixel. Esto en principio supone un problema ya que, en algunas ocasiones, ésta es la única forma de encontrar una región homogénea dentro de una imagen.

El procedimiento que se presenta en este trabajo busca en una primera fase aquellas regiones que son homogéneas, para ello analiza el entorno que rodea a cada pixel. Estas regiones se encuentran teniendo en cuenta un nuevo concepto como es el de la *variacional* asociada a un pixel. Los pixels de transición, que no pertenecen a ninguna región homogénea, son de esta forma reconocidos. Una vez determinados los pixels de transición, una clasificación nítida es propuesta. De esta clasificación nítida se obtienen las regiones homogéneas dentro de la imagen. Estas regiones pueden ser analizadas para obtener el grado de pertenencia de cada pixel a dicha región.

2 Modelización matemática

Una imagen es un mapa de puntos (pixels), cada uno de los cuales está caracterizado por una serie de medidas como pueden ser intensidad del blanco, rojo, azul, altitud, etc. Estas medidas corresponden a cada una de las bandas a las que se hizo referencia al introducir el problema de la teledetección.

Matemáticamente, llamamos P al conjunto de pixels

$$P = \{(i, j) / i \in \{1, \dots, r\} \ j \in \{1, \dots, s\}\}$$

de una imagen I . Cada pixel es caracterizado por b medidas numéricas. La imagen I puede ser caracterizada por esos valores numéricos, así tenemos

$$I = \{\overline{x_{i,j}} = (x_{i,j}^1, \dots, x_{i,j}^b) / (i, j) \in P\}$$

2.1 Red de pixels

Dada una imagen $I = \{\overline{x_{i,j}} = (x_{i,j}^1, \dots, x_{i,j}^b) / (i, j) \in P\}$, sea

$$d : P \times P \longrightarrow [0, \infty)$$

una medida de desemejanza o distancia definida en P . Por ejemplo, se puede suponer sin pérdida de generalidad la distancia euclídea en \mathbb{R}^b :

$$d(\overline{x_{i,j}}; \overline{x_{i',j'}}) = \sqrt{\sum_{k=1}^b (x_{i,j}^k - x_{i',j'}^k)^2} \quad \forall (i, j), (i', j') \in P$$

Los pixels adyacentes se definen a partir de un grafo basado en la representación de la imagen en el plano. Así, dos pixels se dirá que son adyacentes cuando compartan una coordenada en común, siendo la otra contigua.

Formalmente, se puede asociar el grafo $G(I) = (P, E)$ a la imagen I :

$$E = \left\{ \{(i, j); (i', j')\} \in V \times V / \vee \begin{bmatrix} i = i' & |j - j'| = 1 \\ j = j' & |i - i'| = 1 \end{bmatrix} \right\}$$

3 Algoritmos variacionales

Cuando un pixel está rodeado por otros con las mismas características, podría pensarse que se encuentra dentro de una región. Por otra parte cuando un pixel esta rodeado por pixels diferentes podría pensarse que se encuentra entre varias. Como motivación de esta idea surge el concepto de variacional de un pixel, que dará lugar a una medida local de la similitud de los pixels que le rodean.

Definición .1. Dada una red de pixels y una imagen digital (P, I) como la definida anteriormente, y un vector $v \in \mathbb{N}^2$, definimos la variacional del pixel (i, j) con dirección v ($d_{i,j}(v)$) a:

$$d_{i,j}(v) = \frac{d(\overline{x_{(i,j)-v}}, \overline{x_{(i,j)+v}})}{\|v\|} \quad (1)$$

Definición .2. Dada una imagen digital (P, I) :

$$P = \{(i, j) / i \in \{1, \dots, r\} j \in \{1, \dots, s\}\}$$

$$I = \{\overline{x_{i,j}} = (x_{i,j}^1, \dots, x_{i,j}^b) / (i, j) \in P\}$$

y un vector $v = (v_1, v_2)$ con $v_1, v_2 \in \mathbb{N}$, se define la variacional de la imagen digital con dirección v , a la imagen digital (DP_v, DI_v) definida por:

$$DP_v = \{(i, j) / i \in \{1, \dots, r'\} j \in \{1, \dots, s'\}\}$$

donde $r' = r - v_1 + 1$ y $s' = s - v_2 + 1$

$$DI_v = \{(y_{i,j} / (i,j) \in DP_v)\}$$

donde

$$y_{i,j} = d(\overline{x_{(i,j)-v}}, \overline{x_{(i,j)+v}}) \quad (2)$$

Asociado a cada pixel de la imagen digital variacional se tiene una medida local sobre la heterogeneidad del mismo. En función de la dirección que se escoja se visualizaran unos objetos u otros y se tendrá una medida u otra. Por este motivo es necesario obtener una imagen que tenga asociada una medida global de heterogeneidad y permita determinar las regiones homogéneas. Una vez que se tienen las variacionales de una imagen con dirección (v_1, \dots, v_k) se puede agregar esa información para obtener la imagen frontera.

Definición .3. Sea (P, I) imagen digital, y sean $\{(DP_{v_i}, DI_{v_i}) \mid i \in \{1, \dots, k\}\}$ variacionales de la imagen digital, se define la frontera de la imagen digital a la imagen $(P, FR(I))$ definida por:

$$FR(I) = \{(fr_{i,j} / (i,j) \in P\}$$

donde

$$fr_{i,j} = \Phi(y_{i,j}^{v_1}, \dots, y_{i,j}^{v_k}) \quad (3)$$

donde Φ es un operador de agregación.

La imagen digital frontera tiene asociado a cada pixel una medida global de heterogeneidad. El análisis de esta imagen permitirá determinar las regiones homogéneas dentro de la imagen digital.

4 Determinación de Regiones

La variacional de una imagen digital da una visión general del problema que se está tratando. Para cada una de las direcciones en las que se decide hacer el estudio se tiene una salida diferente en forma de imagen digital. Por ejemplo se tendrá dos salidas si se tiene en cuenta las direcciones vertical y horizontal.

Toda esa información debe ser amalgamada para determinar el número de regiones diferentes que existen y los diferentes patrones asociados a cada una de ellas. Desafortunadamente, esta tarea es muy complicada y requiere de una interacción con el decisor que determinará unos niveles de aceptación para la interpretación de la imagen.

Definición .4. Dada una imagen digital (P, I) :

$$P = \{(i, j) / i \in \{1, \dots, r\} j \in \{1, \dots, s\}\}$$

$$I = \{\overline{x_{i,j}} = (x_{i,j}^1, \dots, x_{i,j}^b) / (i, j) \in P\}$$

y dado un nivel de significación $\alpha \in \mathbb{R}$, se define la imagen digital **suavizada de variación con dirección v** , como la imagen digital $(SDP_v, SDI_v(\alpha))$ caracterizada por:

$$SDP_v = \{(i, j) / i \in \{1, \dots, r'\} j \in \{1, \dots, s'\}\}$$

$$SDI_v(\alpha) = \{(s_{i,j}) / (i, j) \in SDP_v\}$$

donde

$$s_{i,j} = \begin{cases} y_{(i,j)} & Si \quad |y_{i,j}| > \alpha \\ 0 & Si \quad |y_{i,j}| \leq \alpha \end{cases} \quad (4)$$

De esta forma, todas aquellas variaciones que se produzcan a niveles bajos no serán consideradas como relevantes en el estudio. La imagen digital suavizada va a ser esencial en la determinación de la homogeneidad de los pixels, es decir, para determinar si un pixel se encuentra en una región o está entre varias.

El análisis de la imagen digital suavizada de variación con dirección v dará lugar a la determinación de las regiones homogéneas dentro de la imagen digital.

Una vez finalizado este paso, se han determinado regiones homogéneas a partir del entorno de cada pixel y de su variación. Esto permitirá tener una visión del problema y ayudará al decisor a determinar los patrones y el número de clases. Una vez son determinadas aquellas regiones que son homogéneas dentro de la imagen, se construyen los patrones asociados a cada región.

Definición .5. Dada una imagen digital (P, I) con conjunto de regiones homogéneas R_1, \dots, R_{NREG} , se dirá que $\overline{h^r} \in \mathbb{R}^b$ es un patrón de la región R_k , si $\overline{h^r}$ es un elemento representativo de dicha región.

Para una visualización de los resultados obtenidos con la clasificación nítida vista hasta ahora, se define la visualización de la imagen digital.

Definición .6. Sea R la matriz que determina la región de cada pixel, se define la visualización de la imagen digital, a la imagen digital (VP, VI) caracterizada por:

$$VP = \{(i, j) / i \in \{1, \dots, r'\} j \in \{1, \dots, s'\}\}$$

$$VI = \{\overline{h_{i,j}} = (h_{i,j}^1, \dots, h_{i,j}^b) / (i, j) \in VP\}$$

donde $\overline{h_{i,j}} = Patron(R(i, j))$

5 Clasificación difusa de imágenes digitales

Sea $NREG$ el número de regiones y sean $\{\overline{h^1}, \dots, \overline{h^{NREG}}\}$ el conjunto de patrones asociados a la imagen digital (VP, VI) . Puede ocurrir que algunos de estos patrones sean parecidos al representar en la imagen original objetos análogos (una zona boscosa, una zona pantanosa, etc ...). Por este motivo es necesario una clasificación que determine el conjunto de clases o regiones diferentes de la imagen digital. En principio se podría presentar una clasificación nítida o difusa.

Como ya se ha comentado antes, parece mucho más adecuada una clasificación difusa en problemas de clasificación en teledetección, ya que las fronteras tal y como se presentan en la naturaleza no son nítidas y, por tanto, se tendrán muchos pixels que no pertenezcan a ninguna región en particular, estando entre varias.

En la mayoría de los problemas de clasificación difusa, se plantea, el problema de construir la función de pertenencia asociada a una clase. En este trabajo, se construirá la función de pertenencia asociada a una región basándose en una medida de semejanza a un patrón de dicha región, aunque podrían pensarse en otras formas de construcción como las desarrolladas en Amo (1999).

Con el fin de obtener una clasificación difusa de algunas de las regiones de interés, se propone la siguiente metodología:

Sea $\overline{h^r}$ el patrón asociado a la región de interés r , para cada una de las b bandas que caracterizan los pixels sea $\mu_r^k(i, j)$ el grado de pertenencia de del pixel $(i, j) \in P$ a la región r respecto de la banda $k \in \{1, \dots, b\}$ se modelizará como un número difuso (ver Dubois, 1980).

La clasificación que se ha propuesto hasta ahora construye la función de pertenencia banda a banda. Si se quiere obtener una clasificación global, bastaría con agregar (ver Fodor et al. 1994) a cada una de las clases todas las bandas. Así se tendría:

$$\mu_r(i, j) = \Phi(\mu_r^1(i, j), \dots, \mu_r^b(i, j)) \quad \forall (i, j) \in P$$

6 Conclusiones

En esta comunicación se aborda un problema complejo de resolver como es el de la clasificación de imágenes digitales tomadas vía teledetección. Los principales algoritmos no supervisados que abordar este problema no tienen en cuenta el entorno que rodea a los pixel. La clasificación que se propone si tiene en cuenta esta información. Se define un nuevo concepto como es el de la variacional de una imagen, que permitirá determinar regiones homogéneas dentro de la imagen. Una vez hecha la clasificación nítida de la imagen digital se propone una clasificación difusa.

Agradecimientos

Esta trabajo ha sido desarrollado dentro del proyecto BFM2002-00281 del Plan de Promoción del Conocimiento del Ministerio de Ciencia y Tecnología.

Referencias

- Amo A. (1999): Modelos de Agregación Recursiva y su Aplicación a la Clasificación Difusa de Imágenes Digitales. Ph.D. Thesis, Universidad Complutense de Madrid.
- Amo A., Gómez D., Montero J. y Biging G. (2001): Relevance and Redundancy in fuzzy classification systems. *Mathware and Soft Computing*. 8, 203-216.
- Amo A., Montero J. y Biging G. (2000): Classifying pixels by means of fuzzy relations. *Int. J. General Systems*. 29, 605–621.
- Ball G. H. y Hall D. J. (1965): ISODATA - A Novel Method of Data Analysis and Pattern Classification. Stanford Research Institute, Menlo Park, California.
- Binaghi E., Madella P., Montesano M. G. y Rampini A. (1997): Fuzzy contextual classification of multisource remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 35, 326–339.
- Dubois D. y Prade H. (1980): Fuzzy Sets and Systems. Academic Press, New York.
- Gómez D. (2003): Algunas aportaciones sobre representación de preferencias. Ph.D. Thesis, Universidad Complutense de Madrid.
- Melgani F., Bakir A. R., Hashemy A. y Taha R. (2000): An explicit fuzzy Supervised classification method for multispectral remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 38, 287–295.
- Yager R. R. (1993): Families of OWA operators. *Fuzzy Sets and Systems*. 59, 125–148.
- Zadeh L.A. (1965): Fuzzy Sets. *Information and Control*. 8, 338–353.