

Herramientas de Teledetección Cuantitativa

Clase 4

Francisco Nemiña

imagenes/logosopi.png imagenes/2m.png imagenes/conae.png

Esquema de presentación

Clasificaciones temáticas

Escenas del capítulo anterior

Nueva idea

Clustering

Introducción

k-means

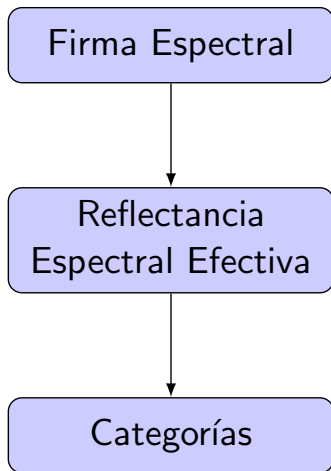
Problemas

isodata

Consideraciones finales


Técnicas pos-clasificación

Práctica



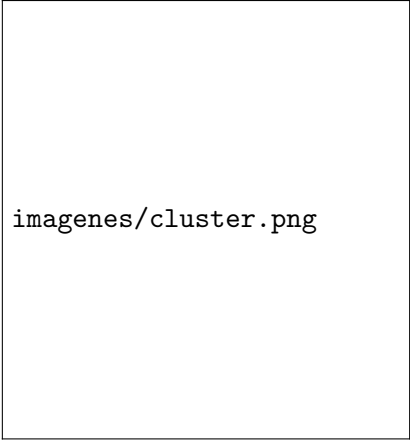
Mapas temáticos

Queremos cambiar de información espectral a categorías. Seguimos reduciendo la dimensionalidad de la imagen con otras técnicas.



`imagenes/imagen.png`

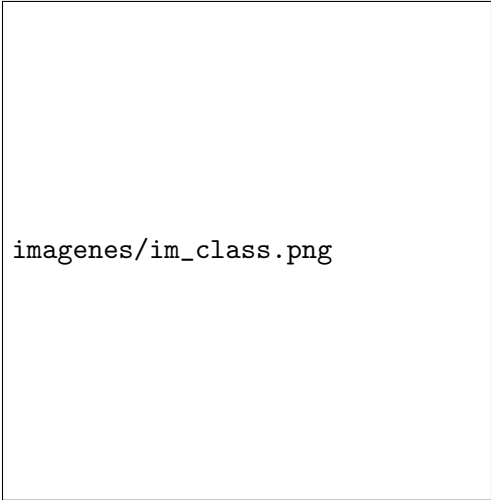
Imagen de la zona de interés en combinación RGB.



`imagenes/cluster.png`

Clustering en R^2 .¹

¹[Wikimedia Commons](#). *SLINK Gaussian data*. 2011.



`imagenes/im_class.png`

Mapa temático de la zona de interés.

¿Cómo?

Realizando clasificaciones en el espacio vectorial de la imagen.
Estos algoritmos se van a basar en los valores individuales de cada vector (píxel)

`imagenes/timeline.png`

Línea de tiempo de distintos métodos de clasificación.²

²<http://gisgeography.com>. *Image Classification Techniques in Remote Sensing*.

Esquema de presentación

Clasificaciones temáticas

Escenas del capítulo anterior

Nueva idea

Clustering

Introducción

k-means

Problemas

isodata

Consideraciones finales

Técnicas pos-clasificación

Práctica

Distancia

Para poder trabajar cómodos en el espacio vectorial vamos a tener que definir la distancia entre dos vectores

$$d(\rho_1, \rho_2) = (|\rho_{1,i} - \rho_{2,i}|^p)^{1/p}$$

Taxisita

Cuando $p = 1$ tenemos

$$d(\rho_1, \rho_2) = (|\rho_{1,i} - \rho_{2,i}|)$$

Euclídea

Cuando $p = 2$ tenemos

$$d(\rho_1, \rho_2) = (|\rho_{1,i} - \rho_{2,i}|^2)^{1/2}$$

Criterio habitual

Encontrar clases c_i que minimice

$$SSE = \sum_{c_i} \sum_{x \in c_i} (x - x_i)^2$$

donde x_i es el promedio de todos los valores de cada clase.

Una solución

Si $c_i = x_i$ esto da cero y es mínimo. Entonces tiene al menos una solución.

Otras soluciones


Tenemos que encontrar N categorías c_i que minimicen esto.

Cuentas

Esto son MUCHAS cuentas y tomaría mucho tiempo. Tenemos que buscar otra manera más eficiente de hacerlo.

Ejemplo en 1-D

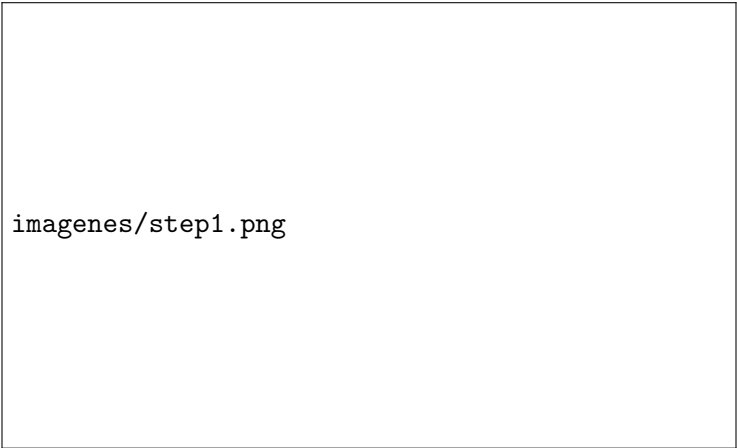
Edades.



`imagenes/byn.png`

Imagen a clasificar.³

³Andrei Pandre. *Cluster Analysis: see it 1st.*



imagenes/step1.png

Proceso paso a paso.⁴

⁴ Andrei Pandre. *Cluster Analysis: see it 1st.*

imagenes/step2.png

Proceso paso a paso.⁵

⁵ Andrei Pandre. *Cluster Analysis: see it 1st.*

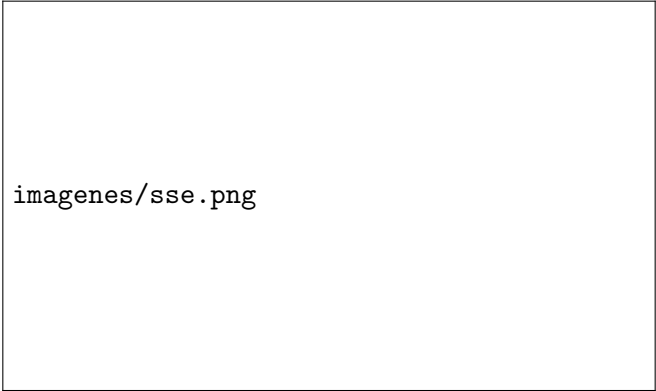
imagenes/step.png

Proceso paso a paso.⁶

⁶ Andrei Pandre. *Cluster Analysis: see it 1st.*

Descripción del algoritmo

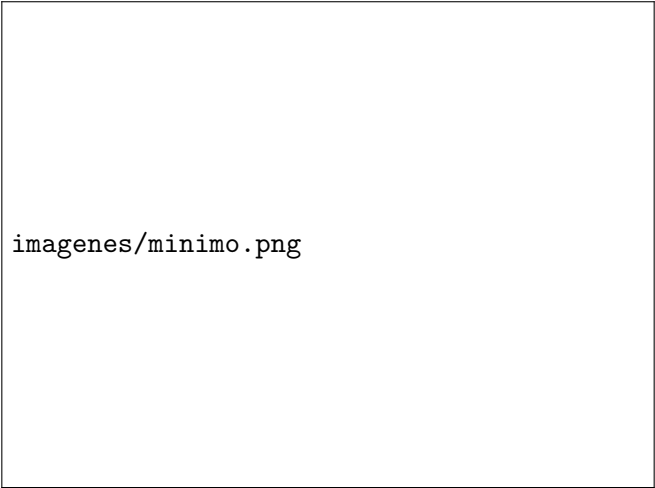
1. Selecciono N clases iniciales
2. Asigno los píxeles a estas clases
3. Calculo los centroides de las clases clasificadas
4. Repito 2 - 4 con los nuevos centroides hasta converger



`imagenes/sse.png`

Y que pasa con la función de SSE a minimizar.⁷

⁷ John A Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013.



`imagenes/minimo.png`

Mínimo local vs. mínimo global en 1-D.⁸

Selección inicial de clases

Lo que determina a qué mínimo converge es la selección inicial de clases. Además no siempre me garantizo generar N clases, puedo generar menos de las deseadas.

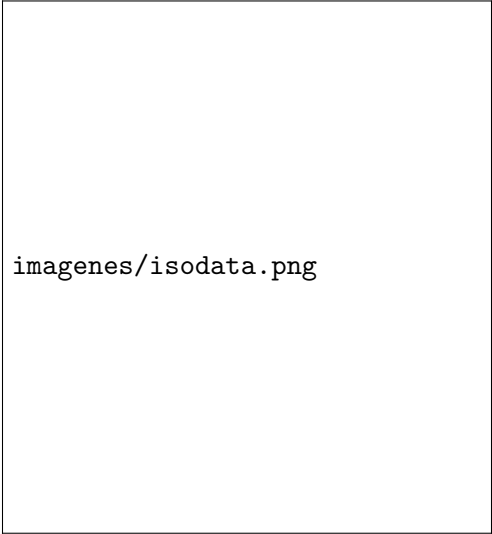
Como elijo las medias iniciales

- ▶ De forma estocástica
- ▶ Con algún criterio estadístico

Diferencias con respecto a kmeans

El algoritmo es básicamente el mismo, pero implementa tres condiciones adicionales.

- ▶ Eliminar cluster si no son estadísticamente relevantes.
- ▶ Fusionar cluster si espectralmente son similares.
- ▶ Partir clusters que son muy alargados.



`imagenes/isodata.png`

Clasificación no supervisada por isodata.⁹

Esquema de presentación

Clasificaciones temáticas

Escenas del capítulo anterior

Nueva idea

Clustering

Introducción

k-means

Problemas

isodata

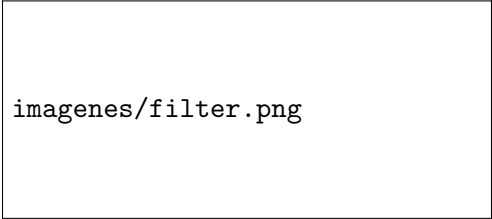
Consideraciones finales

Técnicas pos-clasificación

Práctica

Filtrado

Nos va a permitir reducir algunos mitigar una limitación común en la clasificación como es la existencia de parches de escasa superficie. Suavizan las clasificaciones.



`imagenes/filter.png`

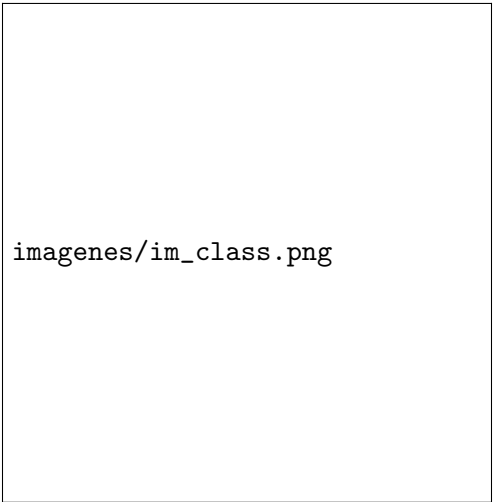
Ejemplo de filtrado por mayoría.¹⁰

¹⁰ [ArcGIS 9.2 Desktop Help](#). *Majority Filter*.

Técnicas pos-clasificación

Fusión

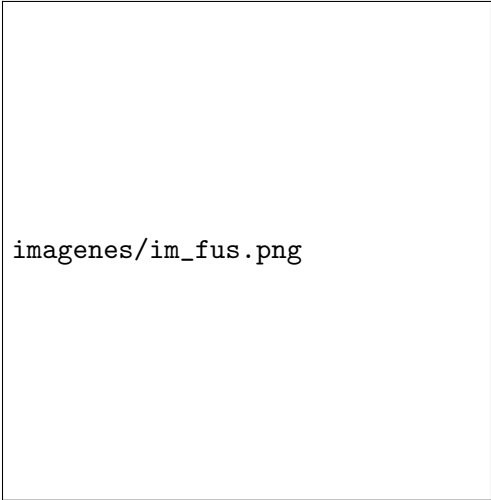
Nos permite convertir las clases de clasificación generadas por algún algoritmo en clases temáticas.



`imagenes/im_class.png`

Imagen con clases fusionadas.


Técnicas pos-clasificación



`imagenes/im_fus.png`

Imagen con clases fusionadas.

Técnicas pos-clasificación



`imagenes/im_filter.png`

Imagen con clases fusionadas.

Esquema de presentación

Clasificaciones temáticas

Escenas del capítulo anterior

Nueva idea

Clustering

Introducción

k-means

Problemas

isodata

Consideraciones finales

Técnicas pos-clasificación

Práctica

Actividades prácticas de la cuarta clase

1. Abrir imágenes Landsat 8 y digitalizar coberturas de interés.
2. Clasifique la imagen por el método k-means con 7 clases.
3. Clasifique la imagen por el método k-means con 70 clases.
4. Utilizar la herramienta de estadísticas globales para estimar las áreas correspondientes a cada uso y cobertura.