

Herramientas de Teledetección Cuantitativa

Clase 5

Francisco Nemiña

Unidad de Educación y Formación Masiva
Comisión Nacional de Actividades Espaciales



Esquema de presentación

Clasificaciones temáticas

Escenas del capítulo anterior

Nueva idea

Clustering

Introducción

k-means

Problemas

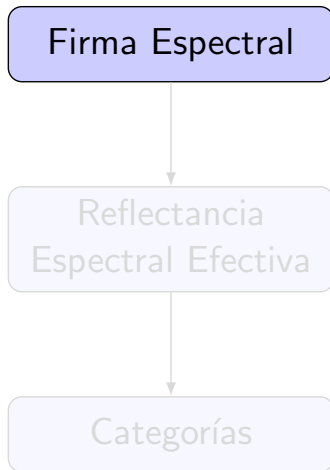
isodata

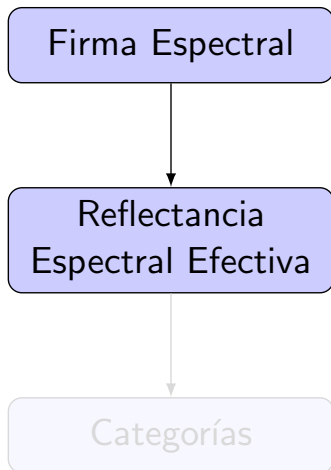
Consideraciones finales

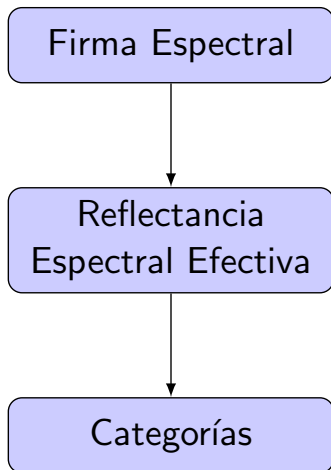
Técnicas pos-clasificación

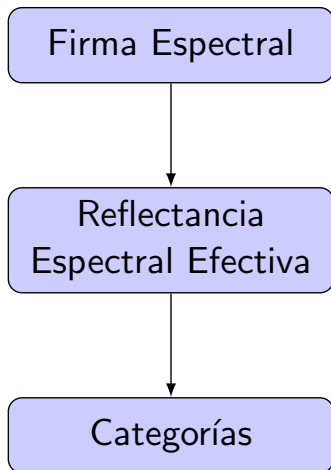
Práctica











Mapas temáticos

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



Mapas temáticos

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



Nueva idea

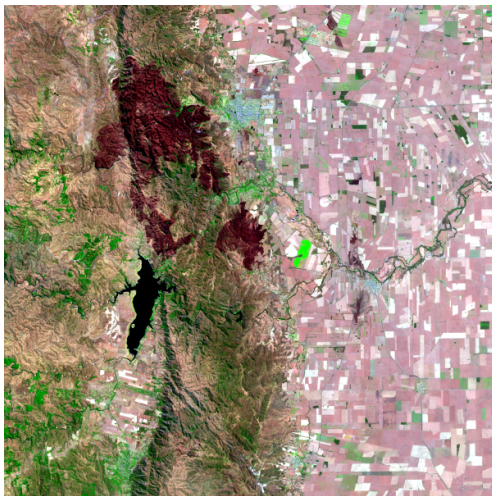
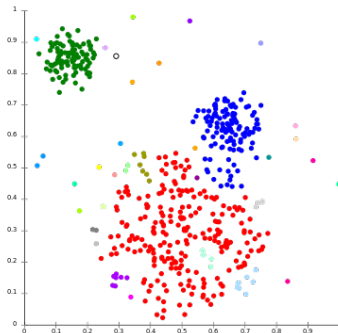


Imagen de la zona de interés en combinación RGB.



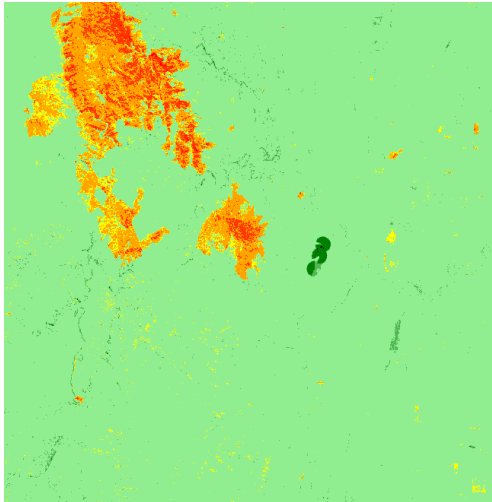
Nueva idea



Clustering en R^2 .¹

¹cluster.





Mapa temático de la zona de interés.

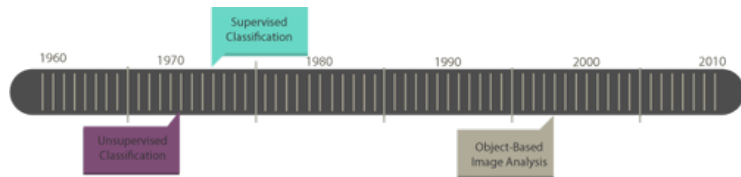


¿Cómo?

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



Nueva idea



Línea de tiempo de distintos métodos de clasificación.²

²timeline.



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

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



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.



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.



Cuentas

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



Ejemplo en 1-D

Edades.



k-means

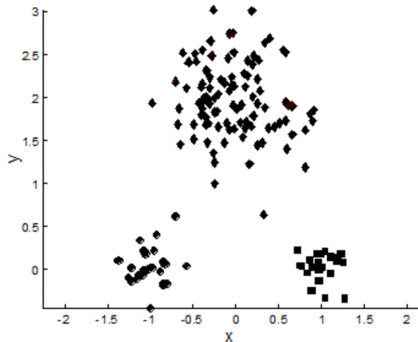
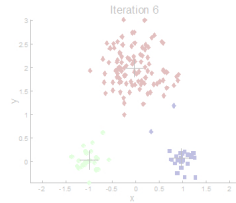
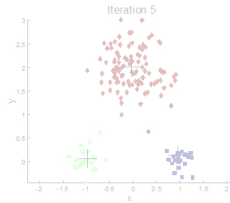
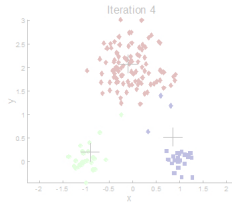
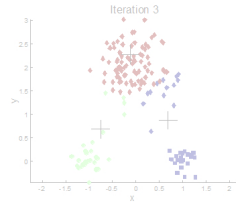
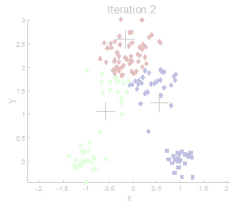
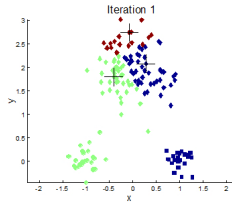


Imagen a clasificar.³



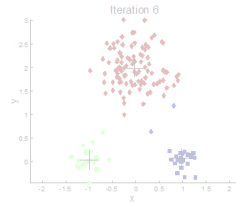
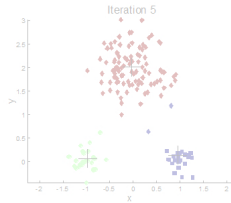
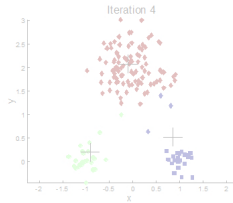
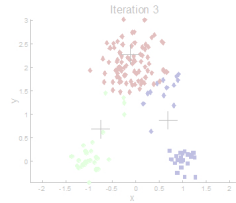
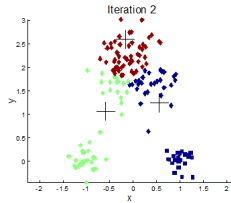
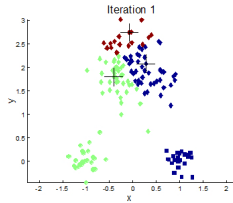
k-means



Proceso paso a paso.⁴



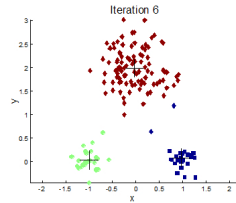
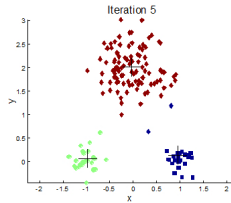
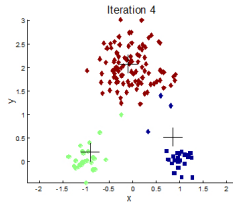
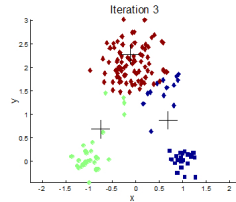
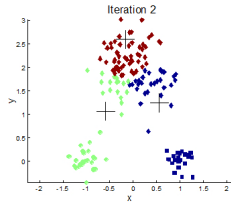
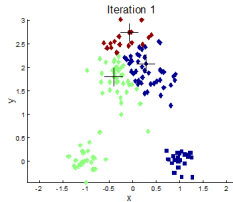
k-means



Proceso paso a paso.⁵



k-means



Proceso paso a paso.⁶



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



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



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

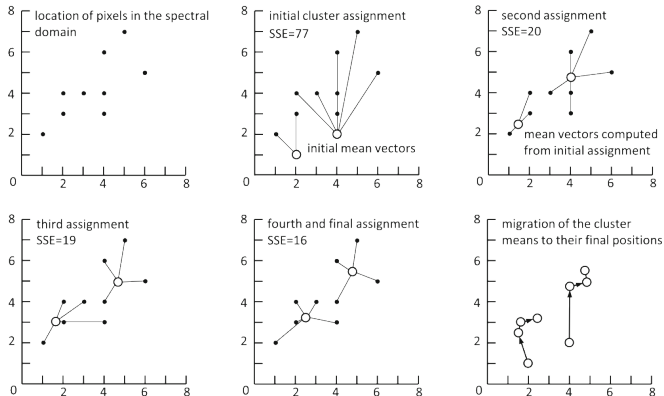


Descripción del algoritmo

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



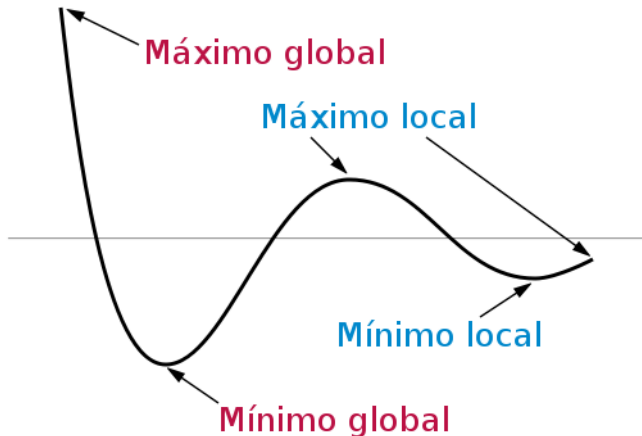
k-means



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

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





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



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



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.



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.

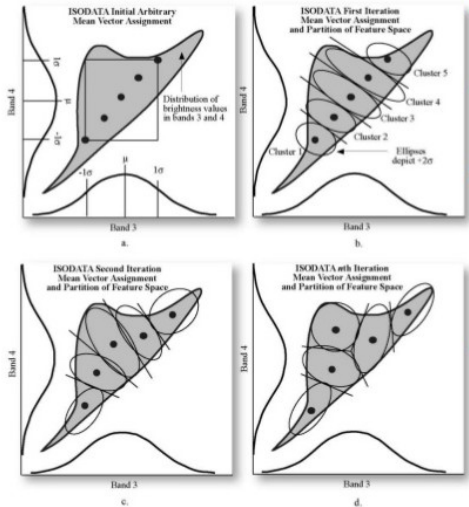


Diferencias con respecto a kmeans

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.





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.



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.



Técnicas pos-clasificación

4	4	4	4	-3	7
4	4	7	7	7	7
5	5	7	7	6	7
5	5	5	5	5	6
7	7	5	5	5	5
7	0	5	2		

 $=$

4	4	4	4	7	7
4	4	4	7	7	7
5	5	5	7	7	7
5	5	5	5	5	5
7	5	5	5	5	5
7	7	5	5		

Ejemplo de filtrado por mayoría.¹⁰

¹⁰filter.



Fusión

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



Técnicas pos-clasificación

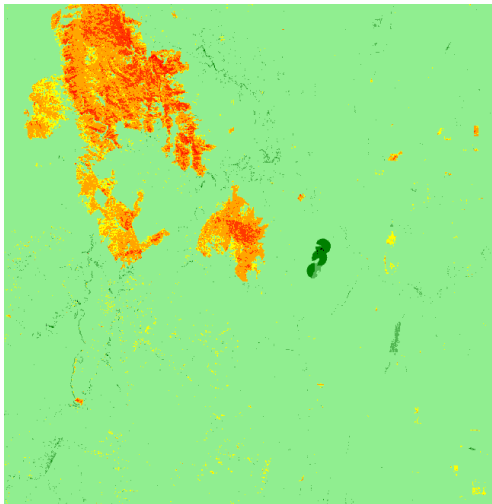


Imagen con clases fusionadas.



Técnicas pos-clasificación

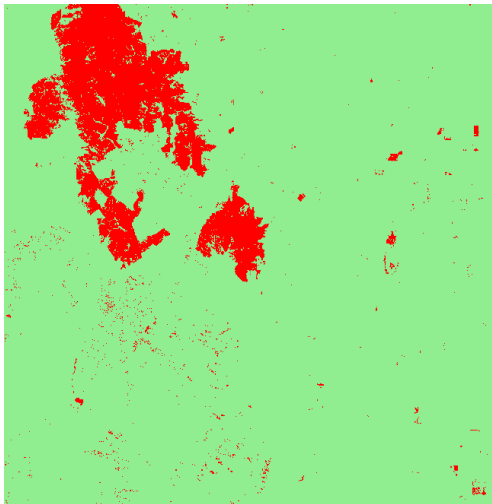


Imagen con clases fusionadas.



Técnicas pos-clasificación

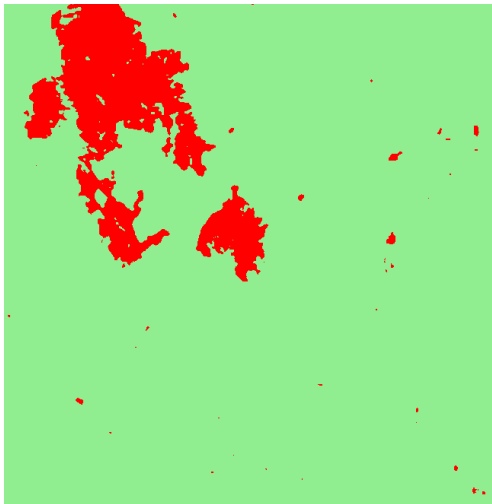


Imagen con clases fusionadas.



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.



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.



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.



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.

