

Herramientas de Teledetección Cuantitativa

Segmentando el espacio mirando para otro lado

Francisco Nemiña

Unidad de Educación y Formación Masiva
Comisión Nacional de Actividades Espaciales

7 de octubre de 2016



Esquema de presentación

Escenas del capítulo anterior

Clases y categorías

Clustering

Introducción

k-means

Problemas

isodata

Práctica



La vez pasada vimos

- ▶ Que a partir de esto podíamos definir la ρ_λ la firma espectral como una característica de cada cuerpo.
- ▶ Definimos 3 tipos de firmas espectrales *patrón* y como se comportaba cada una.
- ▶ Que es importante corregir a las imágenes atmosféricamente para obtener el valor de reflectancia del píxel.
- ▶ Que podemos definir índices a partir de hacer operaciones entre los valores de los píxeles como si fueran números.
- ▶ Que a partir del concepto de espacio espectral podemos hacer rotaciones que cambian la forma de mostrar la información.



La vez pasada vimos

- ▶ Que a partir de esto podíamos definir la ρ_λ la firma espectral como una característica de cada cuerpo.
- ▶ Definimos 3 tipos de firmas espectrales *patrón* y como se comportaba cada una.
- ▶ Que es importante corregir a las imágenes atmosféricamente para obtener el valor de reflectancia del píxel.
- ▶ Que podemos definir índices a partir de hacer operaciones entre los valores de los píxeles como si fueran números.
- ▶ Que a partir del concepto de espacio espectral podemos hacer rotaciones que cambian la forma de mostrar la información.



La vez pasada vimos

- ▶ Que a partir de esto podíamos definir la ρ_λ la firma espectral como una característica de cada cuerpo.
- ▶ Definimos 3 tipos de firmas espectrales *patrón* y como se comportaba cada una.
- ▶ Que es importante corregir a las imágenes atmosféricamente para obtener el valor de reflectancia del píxel.
- ▶ Que podemos definir índices a partir de hacer operaciones entre los valores de los píxeles como si fueran números.
- ▶ Que a partir del concepto de espacio espectral podemos hacer rotaciones que cambian la forma de mostrar la información.



La vez pasada vimos

- ▶ Que a partir de esto podíamos definir la ρ_λ la firma espectral como una característica de cada cuerpo.
- ▶ Definimos 3 tipos de firmas espectrales *patrón* y como se comportaba cada una.
- ▶ Que es importante corregir a las imágenes atmosféricamente para obtener el valor de reflectancia del píxel.
- ▶ Que podemos definir índices a partir de hacer operaciones entre los valores de los píxeles como si fueran números.
- ▶ Que a partir del concepto de espacio espectral podemos hacer rotaciones que cambian la forma de mostrar la información.



La vez pasada vimos

- ▶ Que a partir de esto podíamos definir la ρ_λ la firma espectral como una característica de cada cuerpo.
- ▶ Definimos 3 tipos de firmas espectrales *patrón* y como se comportaba cada una.
- ▶ Que es importante corregir a las imágenes atmosféricamente para obtener el valor de reflectancia del píxel.
- ▶ Que podemos definir índices a partir de hacer operaciones entre los valores de los píxeles como si fueran números.
- ▶ Que a partir del concepto de espacio espectral podemos hacer rotaciones que cambian la forma de mostrar la información.



Esquema de presentación

Escenas del capítulo anterior

Clases y categorías

Clustering

Introducción

k-means

Problemas

isodata

Práctica



Categorías de uso y cobertura

Definición

Hablamos de *categorías de uso y cobertura* cuando hablamos de nuestras categorías de interés para nuestro estudio.

Propiedades

Un esquema de clasificación debe ser

- ▶ Exhaustivo.
- ▶ Mutuamente excluyente.
- ▶ Mismo nivel gerarquico.



Categorías de uso y cobertura

Definición

Hablamos de *categorías de uso y cobertura* cuando hablamos de nuestras categorías de interés para nuestro estudio.

Propiedades

Un esquema de clasificación debe ser

- ▶ Exhaustivo.
- ▶ Mutuamente excluyente.
- ▶ Mismo nivel gerarquico.



Categorías de uso y cobertura

Definición

Hablamos de *categorías de uso y cobertura* cuando hablamos de nuestras categorías de interés para nuestro estudio.

Propiedades

Un esquema de clasificación debe ser

- ▶ Exhaustivo.
- ▶ Mutuamente excluyente.
- ▶ Mismo nivel gerarquico.



Definición

Hablamos de una *clase espectral* cuando hablamos de un conjunto de píxeles que podemos agrupar espectralmente.



Clave vs. Categoría

Observación

Clase espectral y categoría de uso y cobertura *NO* son lo mismo.



De la imagen...

Queremos cambiar de información espectral a categorías.

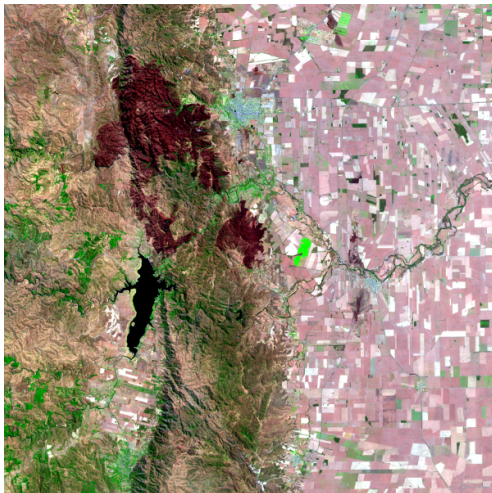


Imagen de la zona de interés en combinación RGB.



De la imagen...

Queremos cambiar de información espectral a categorías.

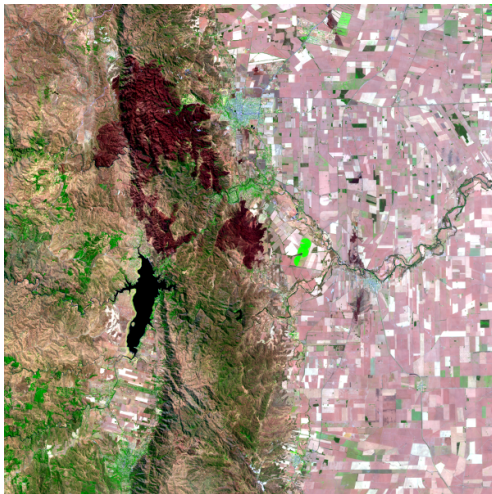
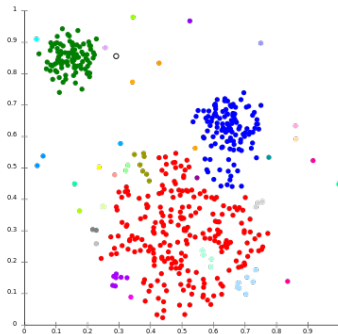


Imagen de la zona de interés en combinación RGB.



...al espacio espectral...

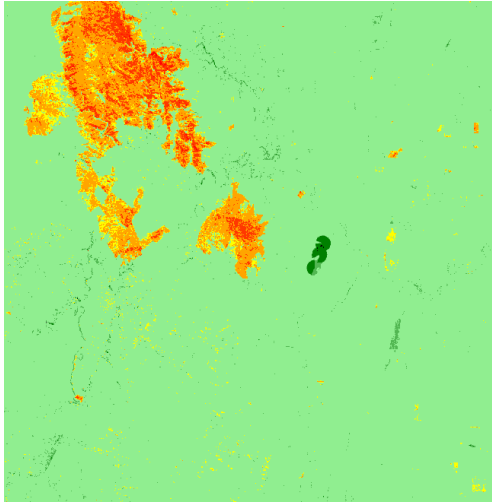


Clustering en R^2 .¹

¹cluster.



... a las categorías



Clasificación 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 vector píxel.



Esquema de presentación

Escenas del capítulo anterior

Clases y categorías

Clustering

- Introducción

- k-means

- Problemas

- isodata

Práctica



Distancia

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

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



Taxisita

Cuando $p = 1$ tenemos

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

Euclídea

Cuando $p = 2$ tenemos

$$d(\rho_1, \rho_2) = (|\rho_{1,i} - \rho_{2,i}|^2)^{1/2} \quad (3)$$



Taxisita

Cuando $p = 1$ tenemos

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

Euclídea

Cuando $p = 2$ tenemos

$$d(\rho_1, \rho_2) = (|\rho_{1,i} - \rho_{2,i}|^2)^{1/2} \quad (3)$$



Criterio habitual

Encontrar clases c_i que minimice

$$SSE = \sum_{c_i} \sum_{x \in c_i} (x - x_i)^2 \quad (4)$$

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

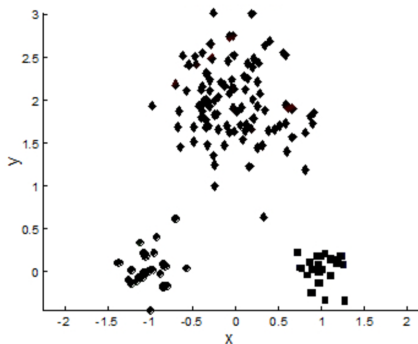
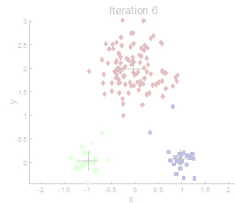
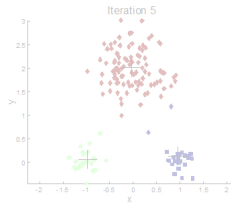
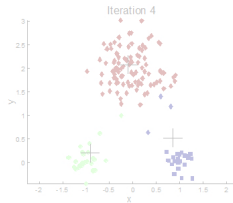
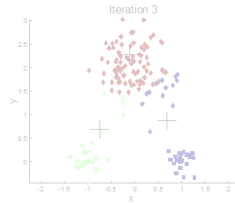
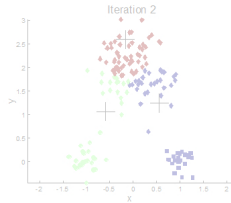
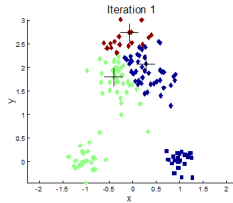


Imagen a clasificar.²



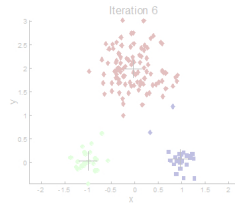
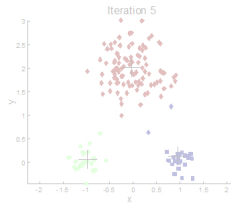
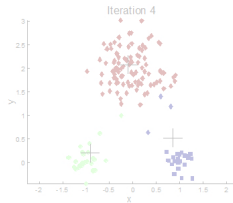
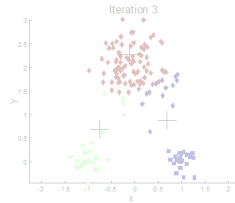
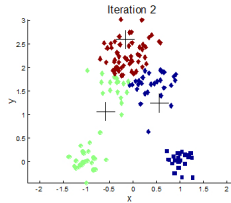
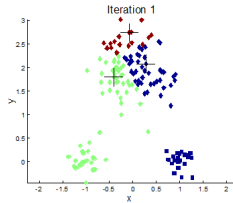
k-means



Proceso paso a paso.³



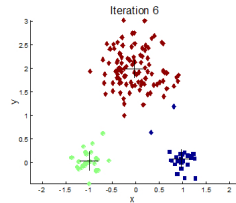
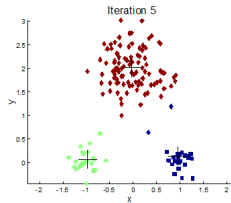
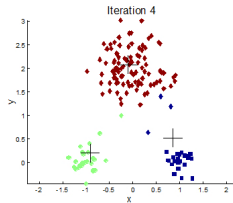
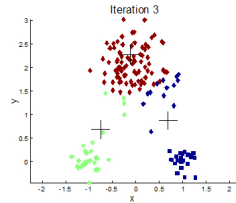
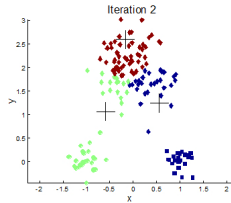
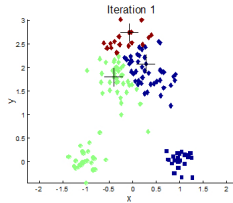
k-means



Proceso paso a paso.⁴



k-means



Proceso paso a paso.⁵



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

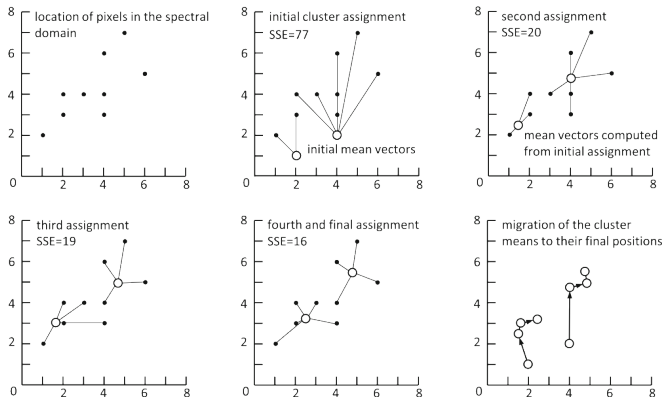


Descripción del algoritmo

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

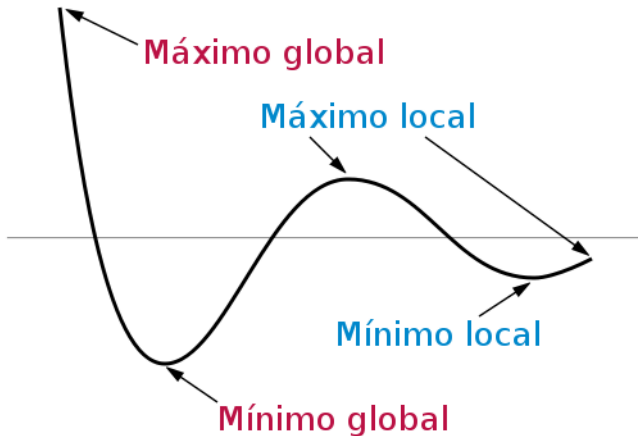


Y que pasa con la función de SSE a minimizar.⁶

⁶John A Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013.



Problemas



Mínimo local vs. mínimo global en 1-D.⁷

⁷ mínimo.



Selección inicial de clases

Lo que determina a que 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 que 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 que 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.

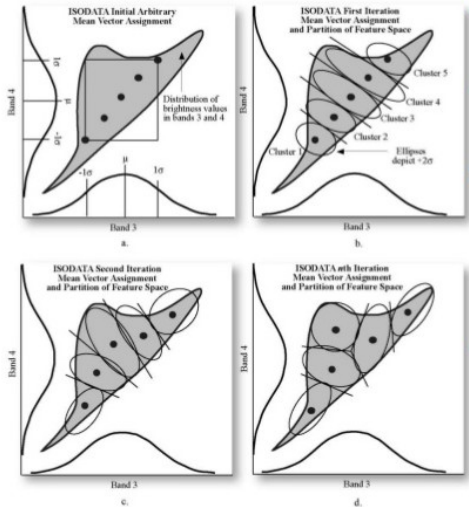


Diferencias con respecto a kmeans

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.





Esquema de presentación

Escenas del capítulo anterior

Clases y categorías

Clustering

- Introducción

- k-means

- Problemas

- isodata

Práctica



Actividades prácticas de la primera clase

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

