Herramientas de Teledetección Cuantitativa

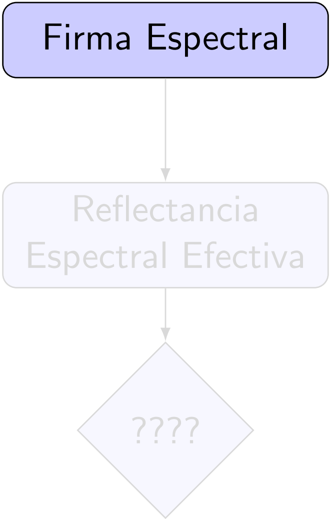
Clase 4

Francisco Nemiña

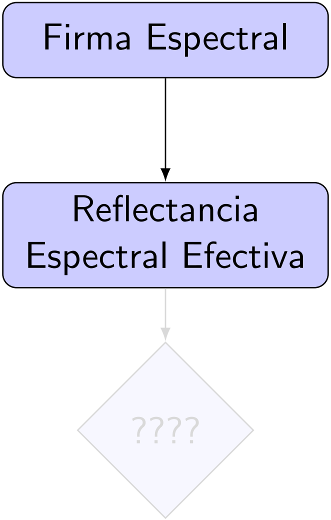
Unidad de Educación y Formación Masiva
Comisión Nacional de Actividades Espaciales

Esquema de presentación

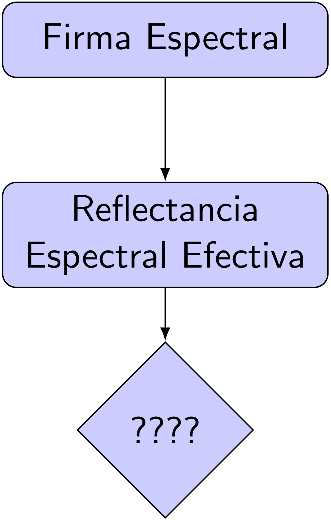
Motivación



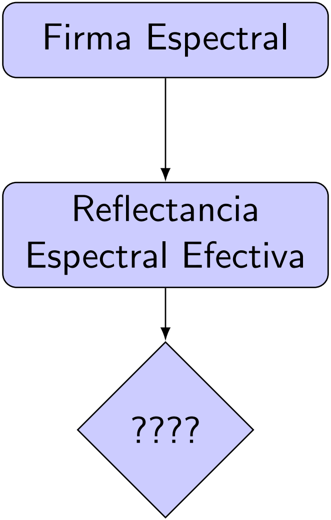
Motivación



Motivación



Motivación



Motivación

Técnicas de reducción de la dimensionalidad

- Índices
- Rotaciones
- Clasificaciones

Sigamos con la segunda.

Motivación

Técnicas de reducción de la dimensionalidad

- Índices
- Rotaciones
- Clasificaciones

Sigamos con la segunda.

Motivación

Técnicas de reducción de la dimensionalidad

- Índices
- Rotaciones
- Clasificaciones

Sigamos con la segunda.

Matemática

Definición:

Un vector es un objeto de la forma

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$$

Propiedades

Con dos operaciones

$$v + w$$
$$\alpha v$$

y viven en un lugar que se llama espacio vectorial

Matemática

Definición:

Un vector es un objeto de la forma

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$$

Propiedades

Con dos operaciones

$$v + w$$

$$\alpha v$$

y viven en un lugar que se llama espacio vectorial

Matemática

Definición:

Un vector es un objeto de la forma

$$\begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$$

Propiedades

Con dos operaciones

$$v + w$$
$$\alpha v$$

y viven en un lugar que se llama espacio vectorial

Definición:

Las matrices se pueden pensar como transformaciones que convierten a un vector en otro.

$$Av = w$$

Propiedad

Como las transformaciones que utilizaremos son lineales, con sólo definirlas en unos pocos valores alcanza. Elegir bien los vectores para definir la transformación es útil.

Matemática

Definición:

Las matrices se pueden pensar como transformaciones que convierten a un vector en otro.

$$Av = w$$

Propiedad

Como las transformaciones que utilizaremos son lineales, con sólo definirlas en unos pocos valores alcanza. Elegir bien los vectores para definir la transformación es útil.

Matemática

Definición:

Las matrices se pueden pensar como transformaciones que convierten a un vector en otro.

$$Av = w$$

Propiedad

Como las transformaciones que utilizaremos son lineales, con sólo definirlas en unos pocos valores alcanza. Elegir bien los vectores para definir la transformación es útil.

Matemática

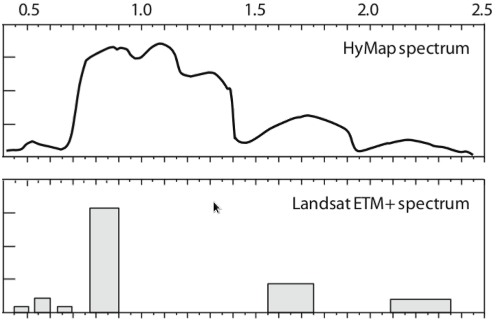
Definición:

Las matrices se pueden pensar como transformaciones que convierten a un vector en otro.

$$Av = w$$

Propiedad

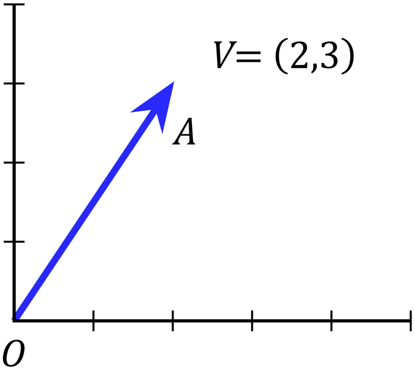
Como las transformaciones que utilizaremos son lineales, con sólo definirlas en unos pocos valores alcanza. Elegir bien los vectores para definir la transformación es útil.



Comparación entre firma espectral y valores medidos para un píxel[1]

[1] John A Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013.

Matemática



Píxeles en R^2.[2]

[2] John A Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013.

Respuesta efectiva como vector

A la respuesta espectral efectiva la puedo pensar como un vector de reflectancias

$$\begin{pmatrix} \rho_1 \\ \vdots \\ \rho_n \end{pmatrix}$$

Respuesta efectiva como vector

A la respuesta espectral efectiva la puedo pensar como un vector de reflectancias

$$\begin{pmatrix} \rho_1 \\ \vdots \\ \rho_n \end{pmatrix}$$

Matemática

Ejemplo:

$$v_{(x,y)} = \begin{pmatrix} 0{,}03 \\ 0{,}08 \\ 0{,}04 \\ 0{,}40 \\ 0{,}20 \\ 0{,}15 \end{pmatrix}, a_{(x,y)} = \begin{pmatrix} 0{,}05 \\ 0{,}03 \\ 0{,}01 \\ 0{,}01 \\ 0{,}00 \\ 0{,}00 \end{pmatrix}, s_{(x,y)} = \begin{pmatrix} 0{,}08 \\ 0{,}10 \\ 0{,}15 \\ 0{,}20 \\ 0{,}25 \\ 0{,}30 \end{pmatrix}$$

Motivación

Podemos pensar a una imagen como vectores en un espacio vectorial. El número de bandas es la dimensión de ese espacio.

Esquema de presentación

Idea

Empecemos con un ejemplo para una imagen de dos bandas

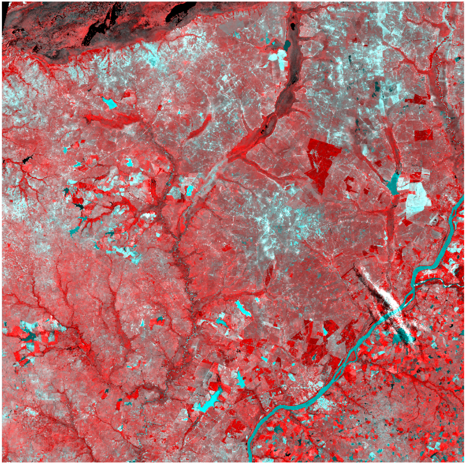


Imagen de dos bandas.

Idea

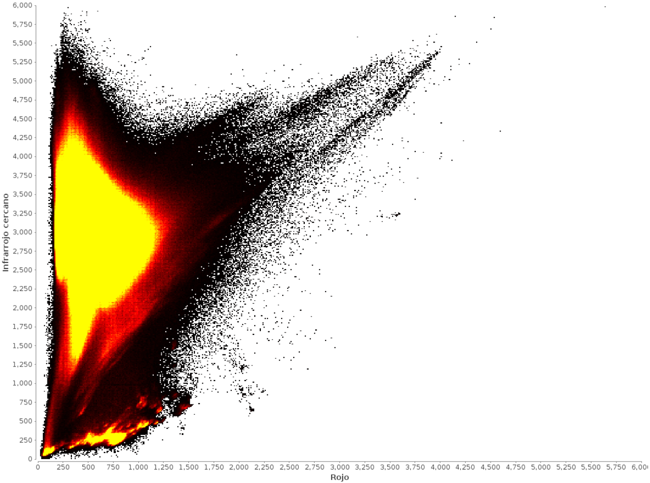


Imagen de dos bandas en el espacio vectorial.

Idea

Transformación

Una combinación obvia es

$$\rho_d = 0{,}5\rho_n - 0{,}5\rho_r$$

y

$$\rho_s = 0{,}5\rho_n + 0{,}5\rho_r$$

Idea

Importante

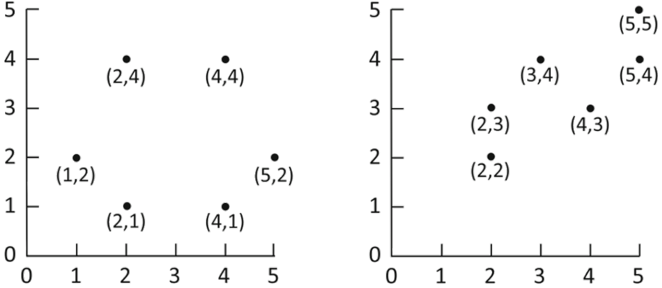
No siempre más bandas significa mas información.

Componentes principales

Idea

Queremos ver si un set bandas está correlacionadas o no.

Componentes principales



Datos correlacionados y no correlacionados[3]

[3] John A Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013.

Componentes principales

Matriz de correlación

Tiene en sus componentes las funciones de correlación entre cada banda

$$A = \begin{bmatrix} corr_{11} & corr_{12} & corr_{13} & \cdots & corr_{1n} \\ corr_{21} & corr_{22} & corr_{23} & \cdots & corr_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ corr_{n1} & corr_{d2} & corr_{n3} & \cdots & corr_{nn} \end{bmatrix}$$

Componentes principales

Matriz de correlación

Tiene en sus componentes las funciones de correlación entre cada banda

$$A = \begin{bmatrix} corr_{11} & corr_{12} & corr_{13} & \cdots & corr_{1n} \\ corr_{21} & corr_{22} & corr_{23} & \cdots & corr_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ corr_{n1} & corr_{d2} & corr_{n3} & \cdots & corr_{nn} \end{bmatrix}$$

Componentes principales

Observaciones

Queremos que la correlación cruzada entre bandas sea cero.

Matemáticamente lo pedimos como

$$Av = \lambda v$$

Y nos quedamos como vectores útiles a los que cumplan esto.

Componentes principales

Observaciones

Queremos que la correlación cruzada entre bandas sea cero. Matemáticamente lo pedimos como

$$Av = \lambda v$$

Y nos quedamos como vectores útiles a los que cumplan esto.

Componentes principales

Matriz de correlación

La forma de la matriz va a depender de las combinaciones lineal que haga entre los vectores

$$\begin{bmatrix} \lambda 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix}$$

donde son los autovectores

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n$$

Componentes principales

Matriz de correlación

La forma de la matriz va a depender de las combinaciones lineal que haga entre los vectores

$$\begin{bmatrix} \lambda 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix}$$

donde son los autovectores

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n$$

Componentes principales

Matriz de correlación

La forma de la matriz va a depender de las combinaciones lineal que haga entre los vectores

$$\begin{bmatrix} \lambda 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix}$$

donde son los autovectores

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_n$$

Componentes principales

Observaciones

- $\frac{\lambda_i}{\sum_i \lambda_i}$ me habla de cuanto me explica ese vector sobre la variabilidad de la imagen
- $(v_1, \ldots, v_n)$ el autovector que me representa la combinación de bandas de un autovalor dado.
- Estas combinación lineal de bandas tienen la información más relevante.

Componentes principales

Observaciones

- $\frac{\lambda_i}{\sum_i \lambda_i}$ me habla de cuanto me explica ese vector sobre la variabilidad de la imagen
- $(v_1, \ldots, v_n)$ el autovector que me representa la combinación de bandas de un autovalor dado.
- Estas combinación lineal de bandas tienen la información más relevante.

Componentes principales

Observaciones

- $\frac{\lambda_i}{\sum_i \lambda_i}$ me habla de cuanto me explica ese vector sobre la variabilidad de la imagen
- $(v_1, \ldots, v_n)$ el autovector que me representa la combinación de bandas de un autovalor dado.
- Estas combinación lineal de bandas tienen la información más relevante.

Componentes principales

Ejemplo

Volviendo al ejemplo de antes

$$\begin{bmatrix} 1 & 0{,}329127 \\ 0{,}329127 & 1 \end{bmatrix}$$

Componentes principales

Ejemplo

Al diagonalizar me queda

$$\begin{bmatrix} 1{,}343685 & 0 \\ 0 & 0{,}656315 \end{bmatrix}$$

con autovectores

$$0{,}707107\,\rho_n - 0{,}707107\,\rho_r$$

y

$$0{,}707107\,\rho_n + 0{,}707107\,\rho_r$$

Acá el primer vector explica el el 67 % de la variabilidad de la imagen y el segundo del 33 %.

Componentes principales

Ejemplo

Al diagonalizar me queda

$$\begin{bmatrix} 1{,}343685 & 0 \\ 0 & 0{,}656315 \end{bmatrix}$$

con autovectores

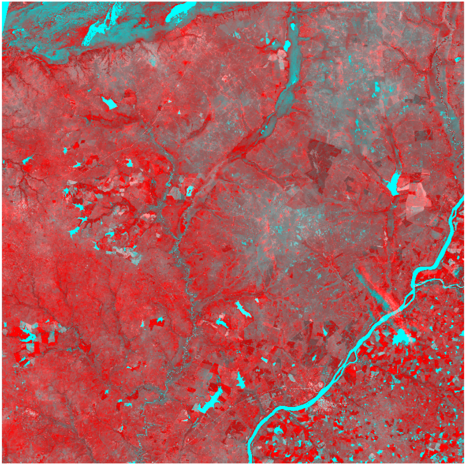
$$0{,}707107\,\rho_n - 0{,}707107\,\rho_r$$

y

$$0{,}707107\,\rho_n + 0{,}707107\,\rho_r$$

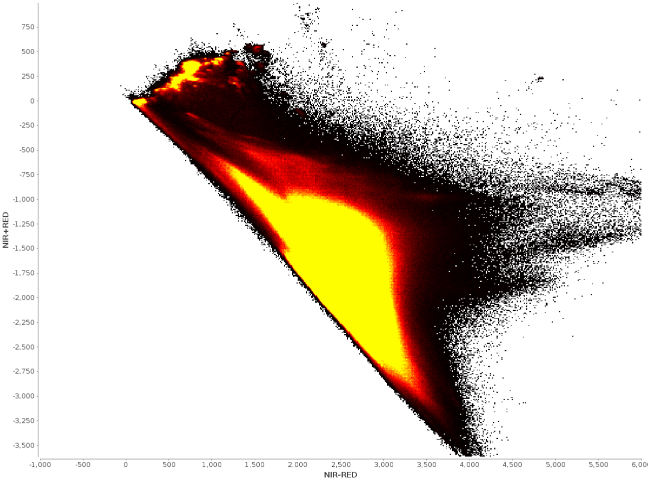
Acá el primer vector explica el el 67 % de la variabilidad de la imagen y el segundo del 33 %.

Componentes principales



Ejemplo con las bandas nir-rojo en la imagen.

Componentes principales



Ejemplo con las bandas nir-rojo en el espacio vectorial.

Transformada tasseled-cap

Utilidad

La utilidad de esto no suele ser con dos bandas, si no con muchas más.

Problema

Acá es mas fácil darse cuenta que brinda mas información, el tema es interpretar esa información.

Idea

Encontrar alguna transformación que me permita descartar bandas pero que tengan relación con distintos comportamientos biofísicos.

Transformada tasseled-cap

Utilidad

La utilidad de esto no suele ser con dos bandas, si no con muchas más.

Problema

Acá es mas fácil darse cuenta que brinda mas información, el tema es interpretar esa información.

Idea

Encontrar alguna transformación que me permita descartar bandas pero que tengan relación con distintos comportamientos biofísicos.

Transformada tasseled-cap

Utilidad

La utilidad de esto no suele ser con dos bandas, si no con muchas más.

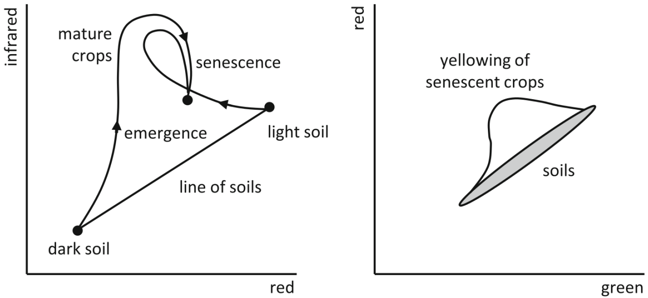
Problema

Acá es mas fácil darse cuenta que brinda mas información, el tema es interpretar esa información.

Idea

Encontrar alguna transformación que me permita descartar bandas pero que tengan relación con distintos comportamientos biofísicos.

Transformada tasseled-cap



Movimiento asociado al comportamiento fenológico de un píxel de vegetación en el espacio vectorial.[4]

[4] John A Richards. *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer, 2013.

Transformada tasseled-cap

Combinación	Azul	Verde	Rojo	nir	swir 1	swir 2
Brillo	0.30	0.27	0.47	0.55	0.50	0.18
Verdor	-0.29	-0.24	-0.54	0.72	0.07	-0.16
Humedad	0.15	0.19	0.32	0.34	-0.71	-0.45

Transformada tasseled-cap para landsat 8[5]

[5] Muhammad Hasan Ali Baig y col. "Derivation of a tasselled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance". En: *Remote Sensing Letters* 5.5 (2014), págs. 423-431.

Transformada tasseled-cap

Idea

Todo esto logra hacer que el número de bandas que utilizo sea menor que el número de bandas inicial

Esquema de presentación

Práctica

Actividades prácticas de la tercer clase

1. Realice la transformada por componentes principales sobre la imagen de NDVI de modis.
2. Realice la transformada por componentes principales sobre la serie de imágenes Landsat 8.
3. Realice la transformada tasseled-cap sobre la imagen Landsat 8.
4. Realice la transformada por componentes principales sobre la imagen Landsat 8.