Herramientas de Teledetección Cuantitativa

Geometría espectral

Francisco Nemiña

Unidad de Educación y Formación Masiva
Comisión Nacional de Actividades Espaciales

23 de septiembre de 2016

Esquema de presentación

La vez pasada vimos

- Que a partir de esto podiamos 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 atmosfericamente 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 los índices pueden relacionarse con variables en el terreno.
- Que podemos entender los índices como mediciones en el espacio espectral.

La vez pasada vimos

- Que a partir de esto podiamos 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 atmosfericamente 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 los índices pueden relacionarse con variables en el terreno.
- Que podemos entender los índices como mediciones en el espacio espectral.

La vez pasada vimos

- Que a partir de esto podiamos 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 atmosfericamente 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 los índices pueden relacionarse con variables en el terreno.
- Que podemos entender los índices como mediciones en el espacio espectral.

La vez pasada vimos

- Que a partir de esto podiamos 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 atmosfericamente 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 los índices pueden relacionarse con variables en el terreno.
- Que podemos entender los índices como mediciones en el espacio espectral.

La vez pasada vimos

- Que a partir de esto podiamos 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 atmosfericamente 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 los índices pueden relacionarse con variables en el terreno.
- Que podemos entender los índices como mediciones en el espacio espectral.

La vez pasada vimos

- Que a partir de esto podiamos 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 atmosfericamente 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 los índices pueden relacionarse con variables en el terreno.
- Que podemos entender los índices como mediciones en el espacio espectral.

Esquema de presentación

Escenas del capítulo anterior

Espacio espectral
- Operaciones
- Rotaciones

Componentes principales

Transformada tasseled-cap

Práctica

Pixeles

Cada píxel va a tener asociado distintos valores de brillo, uno por banda de adquisición.

Definición

Hablamos de un vector píxel al vector construido como

$$p = (\rho_1, \dots, \rho_N) \tag{1}$$

Pixeles

Cada píxel va a tener asociado distintos valores de brillo, uno por banda de adquisición.

Definición

Hablamos de un vector píxel al vector construido como

$$p = (\rho_1, \ldots, \rho_N) \tag{1}$$

Operaciones

Operaciones como vectores

Podemos:

- Sumar
- Multiplicar por un número.
- *Multiplicar*

Operaciones

Operaciones como vectores

Podemos:

- Sumar
- Multiplicar por un número.
- *Multiplicar*

Operaciones

Operaciones como vectores

Podemos:

- Sumar
- Multiplicar por un número.
- *Multiplicar*

Vectores

Definición

Para sumar vectores y multiplicar por un número

$$p + \lambda q = (\rho_1 + \lambda\nu_1, \ldots, \rho_N + \lambda\nu_N) \tag{2}$$

Base de un espacio

Definición

Podemos escribir a un vector

$$p = \rho_1(1, \ldots, 0) + \ldots + \rho_N(0, \ldots, 1) = \rho_1 e_1 + \ldots + \rho_N e_N \quad (3)$$

donde los vectores $B = \{e_i, i \in 0, \ldots, N\}$ son la base del espacio espectral

Base de un espacio

Observación

Cambiando la base cambia la representación escrita del vector pero no el vector.

:

Ejemplo

Tomemos

$$p = (0{,}4, 0{,}03) \tag{4}$$

en la base $B = \{(1,0),(0,1)\}$. Si ahora tomamos la base $B = \{(1,1),(1,-1)\}$ lo reescribiremos como

$$p = (0{,}215, 0{,}185) \tag{5}$$

Base de un espacio

Observación

Cambiando la base cambia la representación escrita del vector pero no el vector.

:

Ejemplo

Tomemos

$$p = (0{,}4, 0{,}03) \tag{4}$$

en la base $B = \{(1,0),(0,1)\}$. Si ahora tomamos la base $B = \{(1,1),(1,-1)\}$ lo reescribiremos como

$$p = (0{,}215, 0{,}185) \tag{5}$$

Rotaciones

Observación

Las rotaciones y cambios de escala los podemos pensar como operaciones entre vectores.

:

Matrices

Definición:

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

$$w = Av \tag{6}$$

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.

Matrices

Definición:

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

$$w = Av \tag{6}$$

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.

Matrices

Definición:

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

$$w = Av \tag{6}$$

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.

Matrices

Definición:

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

$$w = Av \tag{6}$$

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.

Ejemplo

Empecemos con un ejemplo para una imagen de dos bandas

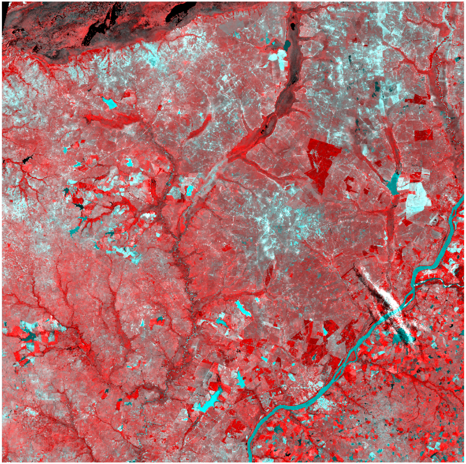


Imagen de dos bandas.

Idea

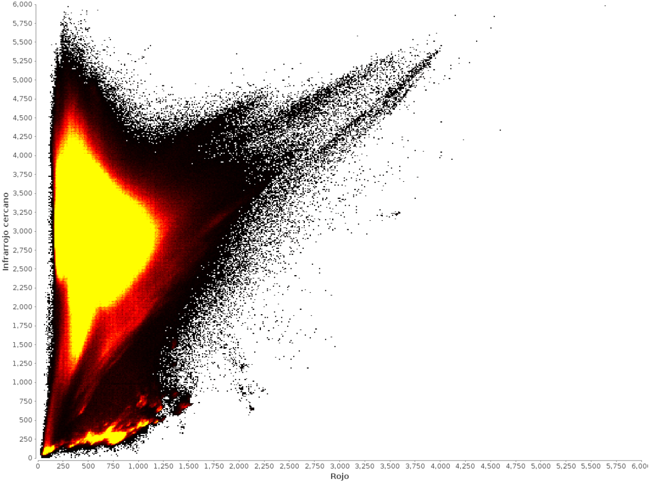


Imagen de dos bandas en el espacio vectorial.

Idea

Transformación

Una combinación obvia es

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

y

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

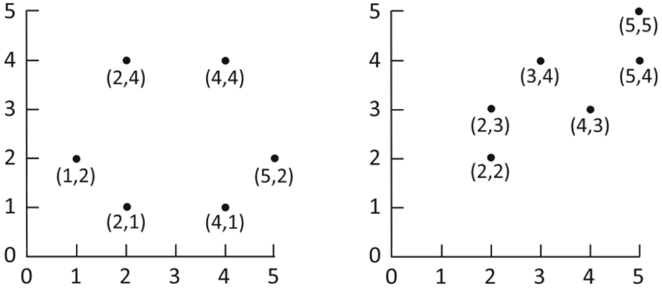
Esquema de presentación

Componentes principales

Idea

Queremos ver si un set bandas está correlacionadas o no.

Componentes principales



Datos correlacionados y no correlacionados[1]

[1] 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

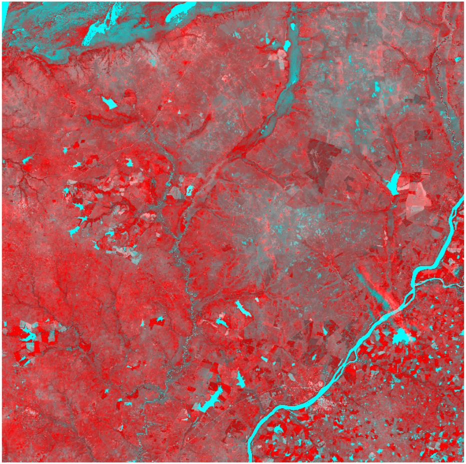
$$0{,}707107\,\rho_n - 0{,}707107\,\rho_r$$

y

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

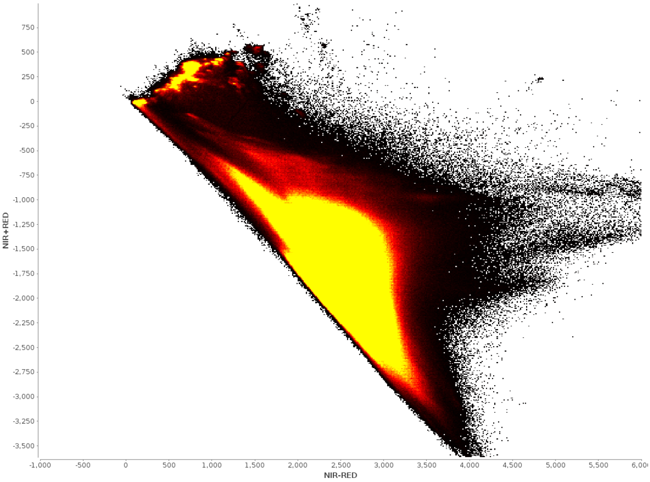
Acá el primer vector explica el el 67 % de la variabilidad de la imagen y el segundo del 33 %.

Componentes principales



Ejemplo con las bandas nir-rojo en la imagen.

Componentes principales



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

Esquema de presentación

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.

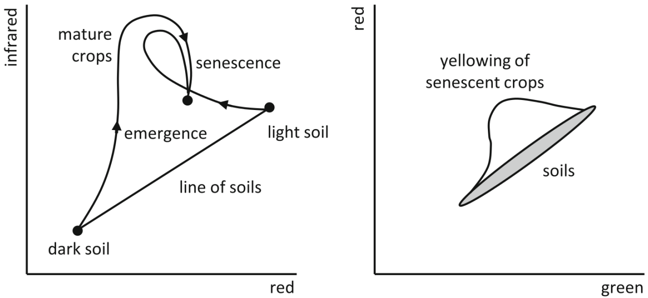
Problema

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.[2]

[2] 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[3]

[3] 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 cuarta clase

1. Calcular la transformada por componentes principales y tasseled-cap sobre la imagen Landsat 8.
2. Calcular la transformada por componentes principales sobre un apilado de imágenes Landsat 8.
3. Graficar la variación del EVI a lo largo del año.
4. Calcular la transforamda por componentes principales al apilado de imágenes EVI.