

Tema 8

Obtención de variables físicas a partir de Niveles Digitales

Tal como se vio en el tema 2, la signatura espectral de una porción de la superficie terrestre (es decir los albedos que muestra para cada longitud de onda) se debe a un conjunto de factores físicos (tipo de suelo, humedad del mismo, densidad y estado de la vegetación, etc.). El fundamento básico de la teledetección estriba en la asunción de que podemos estimar cuales son estos factores a partir del análisis de los valores de reflectividad para cada pixel deducidos de la radiancia recibida por el sensor. Pueden plantearse dos hipótesis básicas aunque no excluyentes:

- Las signaturas espectrales se deben a factores cuantitativos de tipo físico o biofísico (biomasa, contenido de humedad, temperatura, etc.). Este es el enfoque que se aborda en este tema.
- Las signaturas espectrales se deben a factores cualitativos (tipo de cubierta, tipo de roca, etc.). En este caso se procede a una clasificación de la imagen, que será objeto del siguiente tema.

8.1 Cálculo de reflectividad a partir de la radiación recibida por el sensor

La reflectividad es la variable fundamental cuyo cálculo va a permitir aplicar otro tipo de técnicas. Por tanto va a ser la primera cuya estimación se aborde en este tema.

La reflectividad es la parte de la irradiancia solar que alcanza la superficie terrestre que se refleja de nuevo a la atmósfera. El modelo más sencillo utilizaría la ecuación de la reflectividad como índice entre la radiación que parte el suelo y la procedente del sol medida en la superficie del pixel.

$$\rho_k = \frac{\pi L_{sue,k}}{E0_{sue,k}} \quad (8.1)$$

donde ρ_k es la reflectividad para la banda k , $L_{sue,k}$ es la radiancia que parte del suelo para la banda k y $E0_{sue,k}$ la irradiancia solar para la banda k al nivel del suelo. La introducción del número π permite tener en cuenta el carácter lambertiano de la reflectividad.

Ya se ha visto anteriormente como resulta bastante complejo evaluar la radiancia que realmente parte de la superficie terrestre, ya que la energía recibida por el sensor es la suma de la energía reflejada por el terreno y la energía dispersada y reflejada por la atmósfera. La energía que llega al suelo desde el sol ($E_{sue,k}$) está también afectada por diversos factores:

$$E_{sue,k} = \frac{E0_k \cos \theta_i \tau_{k,d}}{K} + E_{d,k} \quad (8.2)$$

donde $E0_k$ es la irradiancia solar en la capa superior de la atmósfera para la banda k (ver tabla 7.4.1). $E_{d,k}$ es la radiación difusa, θ_i el ángulo cenital del sol, $\tau_{k,d}$ la transmisividad hacia abajo de la atmósfera y K es un coeficiente de la distancia Tierra-Sol que se calcula a partir del número del día D (1 para el 1 de Enero, 365 para el 31 de Diciembre, etc.).

$$K = (1 + 0.0167 \sin(2\pi(D - 93.5)/365))^2 \quad (8.3)$$

Los valores de transmisividad pueden evaluarse a partir de la ecuación:

$$\tau_{k,d} = e^{-\tau_k / \cos \theta_i} \quad (8.4)$$

donde θ_i es el ángulo de incidencia, valores promediados de τ_k aparecen en la tabla 7.4.1.

8.1.1 Efecto de la topografía

Hasta aquí se ha tenido en cuenta la corrección de los efectos de la atmósfera, pero no los relacionados con la iluminación. Para ello en la ecuación 8.2 habría que sustituir θ_i por β que es el ángulo formado por la radiación incidente con el plano del terreno. El coseno de β se obtiene como:

$$\cos \beta = \cos \theta_c \cos \theta_n + \sin \theta_c \sin \theta_n \cos(\phi_c - \phi_n) \quad (8.5)$$

donde β es el ángulo que forma la perpendicular a la superficie del pixel con los rayos solares, θ_c el ángulo cenital solar, θ_n la pendiente del terreno, ϕ_c el ángulo acimutal solar y ϕ_n la orientación del pixel.

En la figura ?? puede verse como en pixeles llanos $\theta_i = \beta$, en solana $\theta_i > \beta$ y en umbría $\theta_i < \beta$. Puesto que $\cos(\beta)$ es una función decreciente ($\cos(0) = 1$, $\cos(90) = 0$) la cantidad de radiación solar que llega a la Tierra es máxima cuando $\beta = 0$ (el sol está en la perpendicular del pixel) y mínima cuando $\beta = 90$ (los rayos solares son paralelos a la superficie del pixel).

Sabiendo la pendiente y orientación de una porción del terreno, que se obtienen de un Modelo Digital de Elevaciones, y la posición del sol, que se obtiene a partir de la latitud del lugar el día y la hora, puede

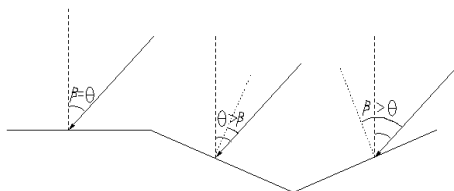


Figura 8.1: Efecto de diferentes ángulos de iluminación

calcularse fácilmente el ángulo que forma el sol con la superficie del terreno. Muchos programas de SIG tienen la capacidad de generar mapas de β , para un determinado día y hora, a partir de un Modelo Digital de Elevaciones.

8.2 Índices y transformaciones

Cuando interesa detectar algún aspecto específico de la superficie terrestre, pueden utilizarse índices que utilicen algunas de las bandas. Estos índices suponen a su vez una transformación de las bandas. En general podemos hablar de dos tipos de transformaciones:

- Orientadas: Son transformaciones en las que se conoce *a priori* cuales son los factores que intervienen, de modo que los coeficientes de las transformaciones están especialmente orientados para estimarlos.
 - Índices de vegetación
 - Transformación Tasseled Cap
- No orientadas: No se asume nada acerca de cuales son los factores implicados y se deja que un procedimiento estadístico analice los datos para buscar regularidades que permiten extraer un conjunto de nuevas variables (componentes, factores, etc.) que explican los valores de reflectividad obtenidos. Estas nuevas variables y su naturaleza física o meramente estadísticas deberán interpretarse a posteriori.
 - Análisis de Componentes Principales

8.2.1 Índices de vegetación

El empleo de índices, calculados a partir de la reflectividad en diferentes bandas, que nos indiquen la abundancia y estado de la vegetación; se basan en el comportamiento reflectivo peculiar de la vegetación. La signatura espectral característica de la vegetación sana muestra un fuerte contraste entre la baja reflectividad en el rojo ($0.6\mu - 0.7\mu$) y la alta reflectividad en el infrarrojo de longitud de onda más corta

($0.7\mu - 1.1\mu$). Esta diferencia es tanto mayor cuanto mayor es la densidad de la vegetación y mejor su estado fitosanitario.

En esta idea se basan la mayor parte de los índices de vegetación. El más conocido es el Índice Normalizado de Vegetación (NDVI) cuya ecuación es:

$$NDVI = \frac{\rho_{ir} - \rho_r}{\rho_{ir} + \rho_r} \quad (8.6)$$

donde ρ_{ir} es la reflectividad en el infrarrojo cercano (banda 4 de landsat TM) y ρ_r es la reflectividad en el rojo (banda 3 de landsat TM).

En algunos casos se ha calculado este índice a partir de los valores de ND sin realizar ningún tipo de corrección o transformación; no hay acuerdo entre los diferentes autores acerca de la validez del NDVI calculado de este modo. Aplicando diversos modelos teóricos, se ha concluido que el cálculo a partir de Niveles Digitales subestima entre 0.05 y 0.2 el valor calculado con reflectividades, siendo este error mayor cuando el NDVI es menor que 0.5 (mayor por tanto en medios semiáridos). Por otro lado, el efecto atmosférico tiende a reducir el valor del NDVI. Por tanto parece necesario una formulación alternativa para corregir este error sistemático:

$$NDVI = \frac{ND_{ir} - 0.801ND_r}{ND_{ir} + 0.801ND_r} \quad (8.7)$$

La ventaja y el inconveniente del índice de vegetación es que no responde a ninguna variable concreta sino a una amalgama de factores (cobertura, estado fenológico, estado fitosanitario) por tanto no resulta sencillo utilizarla para estudiar aspectos específicos de la vegetación pero aporta una idea de conjunto acerca de su estado. Entre las variables que se han correlacionado con los índices de vegetación están:

- Índice de área foliar
- Contenido de agua de la hoja
- Flujo neto de CO_2
- Radiación fotosintéticamente activa absorbida por la planta
- Productividad neta de la vegetación
- Cantidad de lluvia recibida por la vegetación
- Dinámica fenológica
- Evapotranspiración potencial

Otra ventaja es que el índice varía entre -1 y 1 lo que facilita su interpretación, puede señalarse como umbral crítico para cubiertas vegetales un valor de NDVI de 0.1 y para la vegetación densa de 0.5. Cualquier valor negativo implica ausencia de vegetación por lo que debieran reclasificarse a cero.

Se han propuesto distintas variantes para mejorar este índice. El objetivo fundamental es eliminar la influencia que el suelo puede tener sobre las reflectividades en el rojo y el infrarrojo y que pueda enmascarar las de la vegetación (lo que resulta especialmente útil en medios semiáridos). Entre las formulaciones alternativas destaca el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI):

$$SAVI = \frac{\rho_{ir} - \rho_r}{\rho_{ir} + \rho_r + L} (1 + L) \quad (8.8)$$

donde L es la constante que ajusta la línea vegetación-suelo al origen. Si se representa en un gráfico el conjunto de píxeles situando en abscisas ρ_r y en ordenadas ρ_{ir} la línea de suelo es la base del conjunto de píxeles, aparece como una línea recta, de tendencia ligeramente ascendente, que si se prolonga hasta cortar el eje de ordenadas lo hace en el valor de L (figura 8.2).

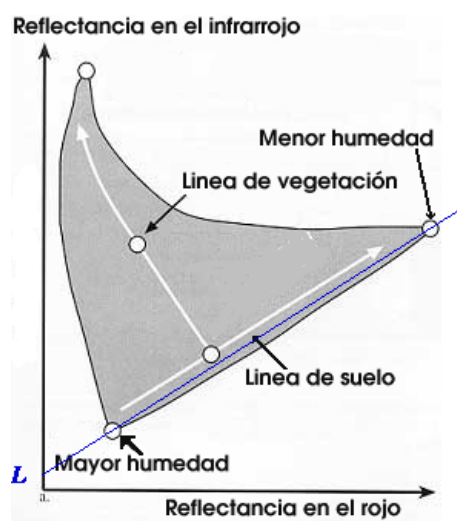


Figura 8.2: Línea de suelo y obtención del parámetro L de SAVI

Otros índices, utilizando otras bandas, permitirían analizar otros aspectos como puede ser la litología, por ejemplo:

- $TM5/TM7$ para detectar rocas alteradas con alto contenido en arcilla, mica y roca sulfatada
- $TM5/TM4$ para aislar cubiertas vegetales de la roca desnuda
- $TM3/TM1$ para detectar materiales con alto contenido en limonita

Componente	TM1	TM2	TM3	TM4	TM5	TM7
Brillo	0.3037	0.2793	0.4743	0.5585	0.5082	0.1863
Verdor	-0.2848	-0.2435	-0.5436	0.7243	0.0840	-0.1800
Humedad	0.1509	0.1973	0.3279	0.3406	-0.712	-0.4572

Tabla 8.1: Coeficientes de la transformacion *tasseled cap*

8.2.2 Transformación Tasseled Cap

El objetivo de esta transformación es obtener unas nuevas bandas por combinación lineal de las originales para realzar determinadas características. Supone pasar de las 6 bandas de landsat (todas exepcto la del infrarrojo térmico) a 3 bandas con un claro sentido físico que representan el brillo de la imagen (albedo), el verdor y la humedad. Esta combinación lineal implica una rotación de los ejes definidos por las bandas de forma que los ejes resultantes se corresponden con la línea de suelo (humedad), la perpendicular a esta o sea la línea de vegetación (verdor) y un tercer eje relacionado con el álbedo de la imagen (brillo).

Estas nuevas bandas se obtienen mediante:

$$brillo = \sum_{k=1}^6 C_{kb} \rho_k \quad (8.9)$$

$$verdor = \sum_{k=1}^6 C_{kv} \rho_k \quad (8.10)$$

$$humedad = \sum_{k=1}^6 C_{kh} \rho_k \quad (8.11)$$

$$(8.12)$$

Los coeficientes C_{kb} , C_{kv} y C_{kh} de estas ecuaciones aparecen en la tabla 8.2.2

El **brillo** refleja los cambios en la reflectividad total de la escena, se trata de una suma ponderada de la reflectividad de todas las bandas excepto el térmico.

El **verdor** muestra el contraste entre las bandas del visible y el infrarrojo próximo, como se puede ver en la tabla 8.2.2 la banda 4 interviene positivamente mientras que las tres bandas del visible lo hacen negativamente, especialmente la banda 3. Por tanto el resultado es similar a un índice de vegetación. Permite por tanto llevar a cabo análisis de la densidad y estado de salud de la vegetación.

La **humedad** se relaciona con el contenido de agua de la vegetación y el suelo. Se obtiene contrastando la reflectividad en las bandas 5 y 7 en las que el agua absorbe la radiación (con coeficientes de ponderación negativos) respecto al resto de las bandas menos afectadas por la humedad (coeficiente bajos y positivos). También se ha encontrado una relación entre este componente y la madurez de la vegetación.

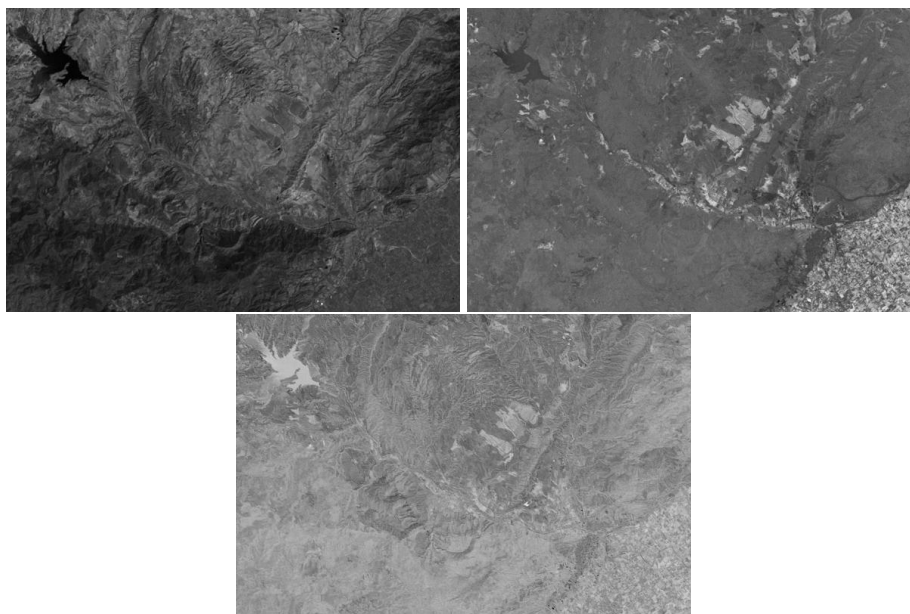


Figura 8.3: Efecto de la transformación *tasseled cap*

8.3 Análisis de Componentes Principales

Uno de los problemas que aparecen cuando se utilizan técnicas estadísticas para analizar una población es la alta correlación entre algunas de las variables utilizadas. Si el valor absoluto del coeficiente de correlación entre dos variables es muy próximo a 1, ambas variables se sitúan sobre una línea recta con lo que conociendo una se puede conocer la segunda con un margen de error mínimo. Por tanto esta segunda variable es redundante e incluirla en un análisis estadístico apenas aporta información nueva (figura 8.4).

Debe por tanto distinguirse entre el número de variables disponibles y la *dimensionalidad intrínseca* de la muestra de datos. En el ejemplo anterior hay dos variables pero la dimensionalidad es uno.

La ecuación 8.14 muestra como calcular el coeficiente de correlación (r) a partir de la covarianza (COV_{xy}) que se calcula como la media de los productos de las desviaciones de ambas variables respecto a sus medias (m_x y m_y).

$$r_{xy} = \frac{COV_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (8.13)$$

$$COV_{xy} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - m_x)(y_i - m_y)}{N} \quad (8.14)$$

En el caso de la teledetección, dos bandas situadas muy cerca en el espectro electromagnético tendrán

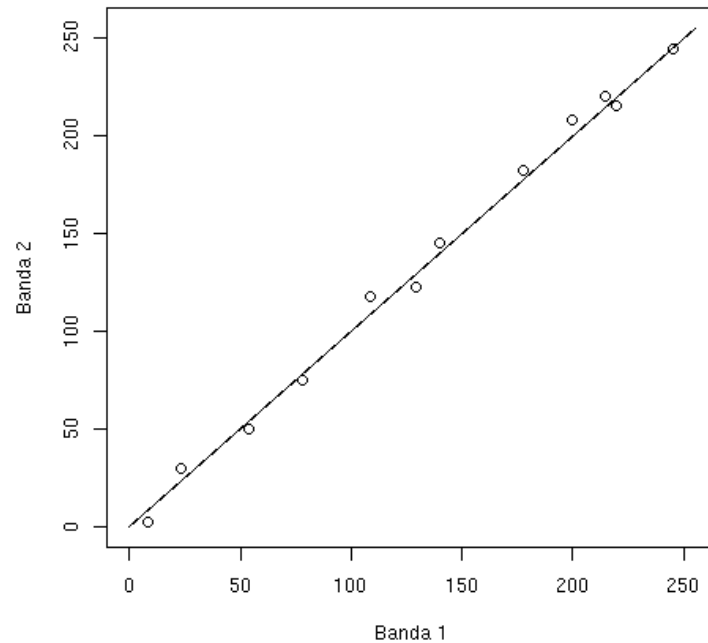


Figura 8.4: Alta correlación entre bandas

una elevada correlación. Así, en el caso de landsat TM, las tres bandas del visible (muy próximas) aparecen muy correlacionadas, las bandas del infrarrojo cercano (más distantes) aparecen algo menos correlacionadas, y el infrarrojo térmico muy incorrelacionado (en definitiva se trata de una banda de naturaleza completamente diferente). Por tanto la dimensionalidad de una imagen de satélite es inferior al número de bandas.

La ciencia estadística ha desarrollado un conjunto de técnicas para manejar conjuntos de variables correlacionadas entre si, la más utilizada en teledetección de estas técnicas de análisis multivariable es el Análisis de Componentes Principales (ACP). La justificación teórica del mismo es que, a partir del conjunto de variables puede obtenerse un conjunto de componentes, como combinación lineal de las variables que se caracterizan por:

- Contienen la misma información que las variables originales
- Se conoce el porcentaje de la varianza original que absorbe cada componente
- Los componentes se ordenan de acuerdo con el porcentaje de varianza absorbida

De este modo si se tiene, por ejemplo, n variables pueden seleccionarse los primeros $p < n$ componentes, tal que absorban un porcentaje elevado y fijado de antemano de la varianza, y que además son incorrelacionados. Por tanto podrán aplicarse más fácilmente en algunos análisis estadísticos como la clasificación. El valor de p daría de este modo la dimensionalidad de la imagen.

En el ejemplo de la figura 8.4 un ACP sería equivalente a rotar los datos de manera que la línea de regresión apareciera vertical. De este modo se obtendría un primer componente (en ordenadas) que absorbe la práctica totalidad de la varianza y un segundo componente que absorbe un porcentaje de varianza muy escaso. Por tanto se habrían resumido dos variables en un solo componente.

El resultado de un ACP realizado por cualquier programa de estadística incluye:

- Una matriz de vectores propios (*eigenvectors*) que permiten calcular los valores de cada componente (C_i) a partir de las variables originales (X_j):

$$C_i = \sum_{j=1}^n \frac{a_{ij}}{\sqrt{\lambda_i}} X_j \quad (8.15)$$

- El valor propio λ_i *eigenvalue* de cada componente, que indica la varianza absorbida por el mismo. El porcentaje de varianza absorbida por el componente i se calcula como:

$$V_i = 100 \frac{\lambda_i}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \quad (8.16)$$

Estos valores y vectores propios pueden obtenerse a partir de la matriz de correlaciones o de la matriz de covarianzas. En el primer caso el efecto producido es una estandarización de los datos que resulta adecuada cuando estos no están medidos en las mismas unidades. En el caso de la teledetección deberá utilizarse la matriz de correlaciones cuando se trabaje con ND y la de covarianzas cuando se trabaja con reflectividades

Los módulos de ACP de un programa de SIG deberán proporcionarnos:

- Los mapas de los valores de los componentes, puesto que la varianza de los primeros componentes es mayor que las de los últimos los primeros componentes aparecerán más contrastados que los últimos.
- Los valores propios para determinar el porcentaje de varianza explicada por cada componente
- La matriz de vectores propios que nos permitirá determinar cual es el peso de cada variable en cada componente. Aunque el ACP es una técnica estadística sin significado físico, puede permitir establecer hipótesis de tipo físico analizando la matriz de vectores propios.

Si la dimensionalidad de la imagen es 3, es decir los tres primeros componentes absorben la mayor parte de la varianza, pueden representarse mediante una combinación de color que permitiría tener en una sola representación gráfica prácticamente toda la información disponible en la imagen.

En ocasiones se nos plantea la posibilidad de reescalar los componentes a valores de 0-255 para facilitar la visualización y su utilización con otras técnicas estandarizadas de teledetección. Hay que tener en cuenta que esta opción tiene el efecto de igualar el rango de variación de todos los componentes con lo que en la visualización no se apreciarán las diferencias en la varianza absorbida por cada componente.

Las imágenes de los componentes se interpretan bien en blanco y negro. En la figura 8.5 aparecen los mapas que se obtienen tras un ACP.

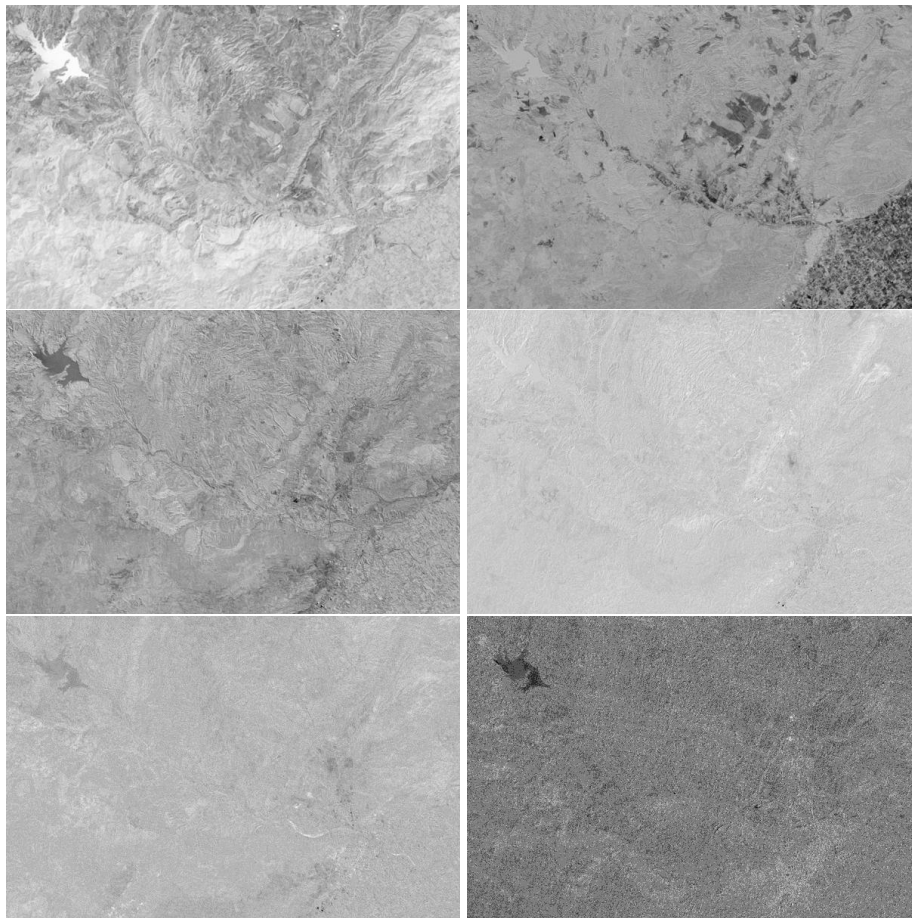


Figura 8.5: Análisis de componentes principales

Existe la tendencia a considerar a la primera componente como la más relevante, por ser la que mayor varianza absorbe, sin embargo se trata de la varianza general más o menos compartida por todas las

bandas y que se relaciona con la reflectividad general de cada pixel. Más interesantes pueden ser el segundo o incluso el tercer componente ya que muestran aquello que resulta distintivo, respecto a la reflectividad general, en cada uno de los píxeles. Por ejemplo en la figura 8.5 el segundo componente parece denotar la vegetación y el tercero la presencia de agua.

Las últimas componentes tienen además cierta relevancia cuando la muestra de datos procede de dos o más poblaciones diferentes con características diferentes. En el caso de la imagen de satélite anteriormente presentada, el Embalse de Puentes constituye un caso completamente distinto, en cuanto a respuesta espectral, que el resto de la imagen de modo que continúa apareciendo incluso en los mapas de los componentes más altos.

Como se puede comprobar existe una gran relación entre la transformación TCC y el ACP. En el primer caso la matriz de vectores propios vendría predefinida (la matriz de coeficientes de ponderación de la tabla 8.2.2) mientras que la matriz de la ACP es propia para cada imagen. Sin embargo la TTC tiene una interpretabilidad física directa mientras que en el ACP hay que deducirla de los vectores propios.

