

## TÉCNICAS DE CLASIFICACIÓN ESPECTRAL Y POR TEXTURAS MEDIANTE DESCOMPOSICIÓN EN WAVELETS. APLICACIÓN AL CARTOGRAFIADO DE MATERIALES DE EDIFICIOS EN RESTAURACIÓN

J. Gimeno, L.A. Ruiz

[laruiz@cgf.upv.es](mailto:laruiz@cgf.upv.es)

*Departamento de Ingeniería Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría  
Universidad Politécnica de Valencia.  
Camino de Vera s/n 46022-Valencia*

### RESUMEN

Este trabajo analiza la integración de un equipo de adquisición de imágenes de bajo coste para la obtención de información multispectral (visible y NIR) de fachadas interiores de lugares de interés histórico y su procesado y análisis para el cartografiado y clasificación automática de materiales arquitectónicos como herramienta de planificación de las tareas de restauración que llevan a cabo arquitectos y arqueólogos. La extracción de características para la clasificación está basada en los propios datos espectrales obtenidos mediante una cámara CCD con sensibilidad en el NIR y varios filtros ópticos, y en el análisis de texturas se basa en métodos estadísticos y en la descomposición en wavelets de las imágenes para incrementar la fiabilidad final. Los resultados muestran el carácter complementario de las texturas con respecto a la información espectral y el aumento notable de la fiabilidad global al emplear las variables extraídas de los detalles wavelets.

### ABSTRACT

This paper describes the integration of a low cost computer vision system to obtain multispectral information (visible and NIR) from indoor facades of historical sites, and its processing and analysis in order to cartography and classify construction materials, providing a valuable information for architects and archaeologists, helping to planify the restoration works. The feature extraction for classification is based on the spectral data acquired using a CCD NIR camera and optical filters, and on the texture analysis from statistical and wavelet based methods. The results show the complementary effect of the textural and spectral information, and the significative increase of the overall accuracy using the variables extracted from the wavelet details.

**Palabras clave:** Clasificación, texturas, wavelets, sistemas de visión.

### INTRODUCCIÓN

En el proceso de restauración de un monumento, una de las tareas más importantes es la extracción de información sobre su estado en el momento anterior a iniciarse cualquier actuación. Las técnicas que se han venido utilizando hasta la actualidad para este fin, aparte de ser puntuales, implican una destrucción parcial del monumento. En la actualidad se están desarrollando frente a estas técnicas, otras no destructivas que además presentan la ventaja de ser globales y fácilmente actualizables. Entre estas técnicas encontramos la fotogrametría, la termografía, el georradar, o imágenes en diferentes zonas del espectro (UV, IR, etc.) (Ruiz, 2002).

En este marco se sitúa el presente estudio, que pretende evaluar las posibilidades del tratamiento digital de imágenes para la clasificación de materiales y sus alteraciones en fachadas de edificios históricos, con la finalidad de usarlo en la toma de decisiones por parte de los diferentes técnicos y expertos en las tareas de restauración. Los objetivos de éste estudio son:

- El ensayo de un equipo de adquisición de información espectral junto con un equipo de iluminación para clasificar materiales en fachadas interiores.
- La evaluación de diferentes técnicas de tratamiento digital de imágenes para obtener

una clasificación de materiales, haciendo incidencia en la extracción de diversos grupos de características de texturas y su integración con la información espectral.

- La evaluación y comparación de la eficiencia de los métodos de extracción de texturas basados en la descomposición en wavelets, a efectos de clasificación de materiales

Para realizar las pruebas se eligió un muro de una de las cámaras de los Baños del Almirante (Valencia). Estos baños datan del siglo XIII y han tenido diferentes usos hasta la actualidad, por lo que existe una gran heterogeneidad de materiales, haciéndolo útil para nuestros propósitos. Además, se trata de una cámara con escasa entrada de luz natural, lo que exige el diseño de un equipo de iluminación.

### MATERIAL

El equipo utilizado para la toma de las imágenes consta de una cámara CCD progresiva Hitachi KP-F2A, con una respuesta espectral que se extiende desde 400 nm hasta aproximadamente 1000 nm teniendo máxima sensibilidad en 760 nm. Para crear las diferentes bandas espectrales se han utilizado 4 filtros ópticos (Azul, verde, Rojo y NIR, y NIR), y las imágenes sin filtro (figura 1). La señal de salida de la cámara es recogida por una tarjeta de digitalización que captura las imágenes con una resolución de 640 x 480 píxeles y una profundidad de 8 bits/píxel. Estas imágenes se almacenan en un PC a través de un bus PCI. El equipo de toma de datos se completa con un pequeño monitor para visualizar en tiempo real las imágenes adquiridas y un trípode sobre el que se coloca la cámara. Para dotar de iluminación a la escena se utilizó un equipo compuesto por cuatro focos halógenos con pantallas para crear luz difusa.

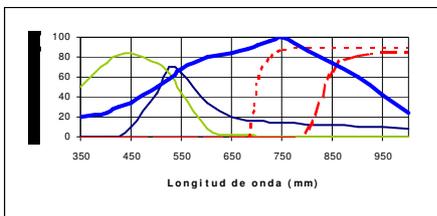


Figura 1.- Curvas de sensibilidad del CCD, y de transmisión de los filtros empleados.

### MÉTODOS

#### Adquisición de las imágenes

Para obtener un cuerpo de imágenes con suficiente resolución, y debido a las limitaciones de espacio, se dividió la escena en diferentes imágenes, uniéndolas

posteriormente mediante técnicas de mosaico. Las diferentes imágenes se tomaron situando la cámara perpendicular al centro de la escena y rotándola sobre su eje vertical para obtener las tomas laterales (figura 2).

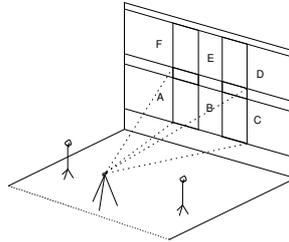


Figura 2.- Esquema de la toma de las imágenes.

#### Preprocesado

Se efectuó un primer registro entre bandas para corregir las pequeñas diferencias originadas durante el cambio de los filtros, utilizándose para ello un ajuste polinomial de primer grado obtenido a partir de puntos de control.

Con las imágenes multibanda creadas, se procedió a corregir las diferencias radiométricas existentes entre éstas, ocasionadas por el diferente ángulo de observación de las imágenes así como por las propias diferencias en la iluminación de la escena. Para su corrección se probaron diferentes métodos, utilizándose finalmente la especificación de histogramas. Así se ajustaron las imágenes laterales utilizando como referencia los histogramas de las tomas centrales que presentaban una mayor homogeneidad (figura 3).

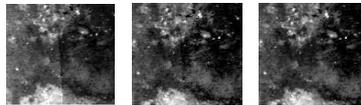
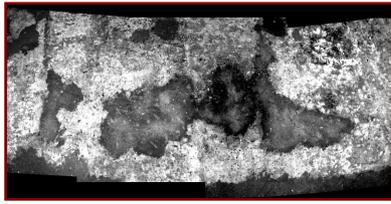


Figura 3.- De izquierda a derecha: Detalle del mosaico sin correcciones radiométricas; tras la especificación de histogramas; y después de aplicar un algoritmo de mezcla de nivel de gris sobre la imagen corregida

El registro geométrico de las imágenes para crear el mosaico, se efectuó utilizando un polinomio de segundo grado calculado a partir de puntos de control tomados en las zonas de solape (figura 4).



**Figura 4.-** Mosaico tras todas las correcciones.

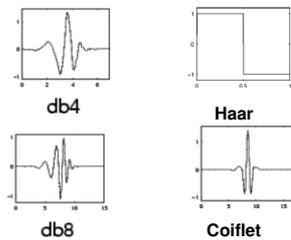
**Extracción de características de textura**

Se calcularon dos grupos de características de textura, el primero corresponde a 5 características estadísticas derivadas de la matriz de co-ocurrencias de nivel de gris (MCNG) (Haralick, 1973), mientras que el segundo provenía de una descomposición en planos wavelet. Para condensar la información espectral en una banda significativa se realizó un análisis de componentes principales. De este análisis se eligió el CP-2 (figura 6) como el que mejor representaba la textura de la imagen.

Los elementos de la MCNG,  $P(i, j)$  representan las frecuencias relativas de dos niveles de gris  $i$  y  $j$ , separados una distancia  $d$  a lo largo de una dirección concreta. Su expresión normalizada es:

$$p(i, j) = \frac{P(i, j)}{\sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j)}$$

donde  $N_g$  representa el número de niveles de gris de la imagen. A partir de esta expresión, se calcularon las siguientes características: uniformidad, contraste, media (figura 6), varianza y momento producto. Para su cálculo se utilizó una distancia de 1 píxel y una dirección obtenida de la media de las cuatro direcciones iniciales. El vecindario adoptado para el cálculo fue de 21 x 21 píxeles por estimarlo después de diversas pruebas como el que mejor representaba las primitivas de textura.



**Figura 5.-** Representación gráfica de varias funciones wavelet utilizadas.

El otro grupo de elementos se obtuvo de la descomposición en planos wavelet del CP-2. Se escogieron diversos wavelet madre para calcular las

texturas: Daubechies 4, Daubechies 8, Haar, Coiflet 12 y Coiflet 24 (figura 5).

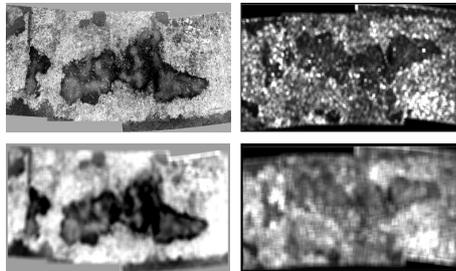
La transformada wavelet de una función se define como:

$$Wf(s, u) = \int_{\mathbb{R}} f(x) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^* \left( \frac{x-u}{s} \right) dx$$

donde  $\psi^*$  representa el conjugado de  $\psi$ .

La imposibilidad de calcular todos los coeficientes hace que se recurra a la versión discreta de la transformada, la cual se aplica sobre las imágenes de una forma similar a los filtros. Así una imagen se puede descomponer en dos componentes: aproximaciones, que proporcionan una versión paso-bajo de la imagen original, y fluctuaciones, que generan una versión paso-alto de la misma (Walker, 1999).

La información de textura se acumula en las fluctuaciones y detalles (fluctuaciones reconstruidas tras la aplicación de la transformada inversa) (Van de Wouwer, 1999), por lo que se calcularon tres niveles de fluctuaciones y detalles para cada tipo de wavelet. A partir de cada uno de ellos se calculó la varianza en vecindarios de 15 x 15 píxeles como variable de textura (ejemplo en la figura 6).



**Figura 6.-** Arriba: CP-2 (izq.), media a partir de la MCNG (dcha.). Abajo: dos características de textura a partir de los detalles wavelets.

**Clasificación**

Se realizaron varias clasificaciones supervisadas con el método bayesiano de máxima probabilidad, con las clases sugeridas por el equipo responsable de las obras de restauración y la propia observación de campo. Las clases propuestas fueron las siguientes: *Revestimiento*, utilizado para consolidar partes del muro en las obras de restauración, el cual se subdividió en dos clases atendiendo a su contenido de humedad. *Cal*, utilizada en remodelaciones anteriores, se pueden distinguir hasta tres capas (cal 1, cal 2 y cal 3) correspondientes a diferentes épocas. *Mortero*, masa resultante de la mezcla de arena, gravas y otros materiales. *Suciedad*, distintas

capas de cal con algunos restos de otros materiales e impurezas.

Para evaluar la separabilidad de las clases, se realizó primero una clasificación no supervisada con el método ISODATA y posteriormente un análisis estadístico basado en la distancias promedio y máxima de Jeffries-Matusita. Los resultados de este análisis condujeron a la eliminación de la clase *mortero* por los bajos valores obtenidos. Determinadas las muestras más representativas para cada clase, se realizaron varias clasificaciones utilizando diversos grupos de variables: espectrales; texturas de la MCNG, la integración de texturas MCNG y de texturas wavelet (con una clasificación para cada tipo de wavelet madre); y la integración de los dos grupos de texturas con las bandas espectrales.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos se muestran en las tablas 1 y 2 (fiabilidad global) y en la figura 7 (fiabilidades de productor y usuario).

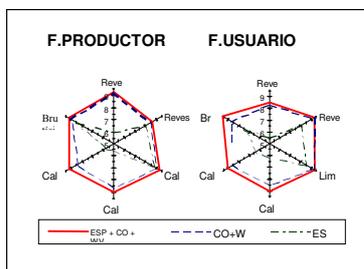
| MCNG + DETALLES WAVELETS |       |       |        |        |
|--------------------------|-------|-------|--------|--------|
| HAAR                     | DB4   | DB8   | COIF12 | COIF24 |
| 86.60                    | 88.14 | 86.82 | 82.47  | 86.37  |

**Tabla 1.** Fiabilidad global utilizando variables de textura de la MCNG y de los detalles wavelets.

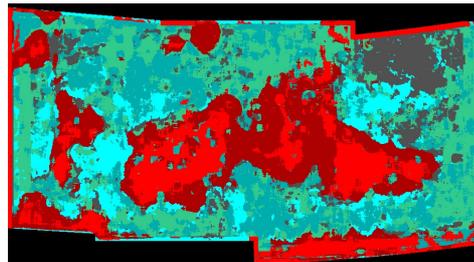
| ESP  | TEXTURAS |                     |                          | TODAS LAS VARIABLES |
|------|----------|---------------------|--------------------------|---------------------|
|      | MCNG     | MCNG+ DB4(detalles) | MCNG+DB4 (Det. + Fluct.) |                     |
| 74.9 | 82.9     | 88.4                | 92.2                     | 95.3                |

**Tabla 2.** Fiabilidad global para diferentes grupos de características. En este caso se ha escogido un wavelet (DB4) y se le han añadido las características derivadas de las fluctuaciones.

La clasificación que mejores resultados presenta es la que integra características espectrales y de texturas (95.3%), comparando los dos grupos por separado, el de texturas se muestra mas apropiado para nuestro propósito. De las clasificaciones que utilizan características basadas en diferentes wavelets se observa que presentan resultados similares, si bien la familia de wavelets Daubechies, parece ser algo más eficiente. También se observa que la adición de las características de textura basadas en las fluctuaciones mejora la clasificación. La figura 8 se representa la clasificación con todos los grupos de características. En ella se puede observar que existe un elevado nivel de coherencia respecto a la imagen original de la figura 4.



**Figura7.-** Comparación de fiabilidades marginales con diferentes grupos de variables.



**Figura 8.-** Resultado de la clasificación completa.

## CONCLUSIONES

La integración del equipo de toma de datos ha estado satisfactoria en términos generales y se muestra útil para el cartografiado de materiales. Los inconvenientes que presenta son relativos a la portabilidad del equipo y la monitorización de las imágenes, necesitando algunos ajustes que lo hagan mas versátil en condiciones de campo. También se necesitaría mejorar el balance radiométrico en momento de toma de las imágenes. Respecto al equipo de iluminación también necesitaría algunos ajustes destinados a aumentar la homogeneidad de la luz incidente en la escena.

En lo que respecta a la clasificación de materiales podemos concluir que una combinación de características espectrales y de textura produce unos resultados aceptables para ser utilizados por los diferentes expertos como ayuda en las tareas de restauración.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Haralick, R.M., K Shanmugam and Dinstein (1973). *Texture features for image classification*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. SMC-3 : 610-622.
- Ruiz, L.A., Lerma, J.L., Gimeno, J. (2002). *Application of Computer Vision Techniques to Support in the Restauration of Historical Buildings*. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXIV, 3B, pp 227-230.
- Van de Vover, G., Scheunders, P., Van Dyck, D. (1999). *Statistical Texture Characterization from Discrete Wavelet Representations*. IEEE Trans. on Image Process. V.8 N.4.
- Walker, J.S. (1999). *A Primer on Wavelets and their Scientific Applications*. Chapman & Hall/CRC.

## AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Generalitat Valenciana la ayuda económica proporcionada en el marco del proyecto de investigación GV00-091-6.