Comparación entre el método basado en píxeles y el basado en objetos para el análisis de fachadas de edificios históricos





Alberto Jesús Perea-Moreno¹, José Emilio Meroño-De Larriva², María Jesús Aguilera-Ureña¹

Universidad de Córdoba. Dpto. de Física Aplicada¹ y Dpto. de Ingeniería Gráfica y Geomática². Campus Universitario de Rabanales. Ctra. Madrid-Cádiz, km. 396 - 14014 Córdoba. Tfno: +34 957 201826

DOI: http://dx.doi.org/10.6036/7953 | Recibido: 02/02/2016 • Aceptado: 21/03/2016

ABSTRACT

- Techniques of digital image processing give the possibility to detect damages, such as moisture or biological changes on surfaces of monuments in a non-destructive way. Traditional classification methods are all pixel-based and do not utilise the spatial and context information of an object and its surroundings, which have potential to further enhance digital image classification.
- In this study, we compared the application of pixel-based classification and the object-oriented classification technique using multispectral photographs taken with a Fujifilm IS-Pro digital single lens reflex camera in order to detect and locate damages affecting biocalcarenite stone employed in the construction of the Mosque of Cordoba (Andalusia, Spain). The best results were achieved with object-oriented classification obtaining an overall classification accuracy of 96.55% and an excellent kappa statistic (0.944). These results have shown that object based feature extraction can result in powerful solutions for the interpretation of high resolution data. It is proved that object-based approach to classify imagery is much better than the traditional classification techniques, such as pixel-based.
- **Key Words:** oriented based classification, multispectral images, historic building, biocalcarenite stone.

RESUMEN

Las técnicas de procesamiento digital de imágenes dan la posibilidad de detectar daños, tales como la humedad o cambios biológicos en las superficies de monumentos de una manera no destructiva. Todos los métodos de clasificación tradicionales están basados en píxeles y no utilizan la información espacial y el contexto de un objeto y su entorno, que tienen el potencial para mejorar aún más la clasificación digital de imágenes.

En este estudio, se comparó la aplicación de la clasificación basada en píxel y la técnica de clasificación orientada a objetos utilizando fotografías multiespectrales tomadas con una cámara réflex de lente simple Fujifilm IS-Pro para detectar y localizar daños que afectan a la piedra biocalcarenita, empleada en la construcción de la Mezquita de Córdoba (Andalucía, España).

Los mejores resultados se lograron con la clasificación orientada a objetos obteniendo una precisión global de la clasificación del 96.55% y un estadístico kappa excelente (0.944). Estos resultados han demostrado que la extracción de características basada

en objetos puede dar lugar a soluciones de gran alcance para la interpretación de los datos de alta resolución. Está comprobado que el enfoque basado en objetos para clasificar las imágenes es mucho mejor que las técnicas de clasificación tradicionales, como son las basadas en pixel.

Palabras Clave: clasificación orientada a objetos, imágenes multiespectrales, edificios históricos, biocalcarenita.

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad surge una inquietud por la conservación de multitud de monumentos y edificios singulares de importancia, los cuales significan para la humanidad una valía histórica, cultural y monetaria

Actualmente, el reconocimiento de los materiales, su distribución espacial, la forma y la superficie en fachadas arquitectónicas es una de las tareas más importantes y dificultosas de la documentación, conservación y restauración de edificios monumentales [1]. En el reconocimiento del estado degradativo que presenta el edificio singular se requiere una toma de muestras de la parte afectada y otra de la parte en buen estado, para poder comparar los dos estados degradativos, pudiendo definir el problema y su solución. Es precisamente en la toma de muestras, normalmente mediante técnicas invasivas, donde se aumenta el daño sobre el monumento, por lo que resulta de gran interés encontrar técnicas no invasivas en la detección de las alteraciones en edificios singulares [2],[3]. Hasta el momento la tecnología utilizada para la caracterización métrica junto con la detección de las patologías y materiales que presenta un edificio singular, para poder obtener resultados adecuados, requerían la dedicación de gran cantidad de tiempo, mano de obra y por lo tanto dinero. Esto se debe a que las técnicas usadas hasta la actualidad están basadas en el manejo continuado por parte del usuario de un instrumento, semiautónomo, el cual genera una información que ha de ser post procesada.

Los procesos de destrucción de la superficie terrestre son mecanismos naturales y se desarrollan bajo un tiempo más o menos largo, viéndose favorecidos y acelerados por condiciones y circunstancias atribuibles a la actividad humana, acentuándose por factores de polución, contaminación y un mal entendido progreso civilizador [4]. Los monumentos no están libres de sufrir degradación y por ello se destruyen. Con el fin de concretar el grado de degradación de la piedra es necesario su caracterización en función de ciertas propiedades, que sirven como indicadores de alteración, del intervalo y del tipo de los factores de alteración, que son aquellos parámetros capaces de inducir cambios en las citadas propiedades a través de los mecanismos de alteración [5].

Hay una gran cantidad de daños que pueden afectar a los materiales de construcción, clasificándose en dos grandes tipos de alteraciones: las provocadas por agentes abióticos y las producidas por agentes bióticos. En las primeras intervienen procesos de carácter físico, de los que el más significativo es el aumento de superficie libre expuesta a la intemperie. De carácter químico, se cuentan la hidrólisis, las disoluciones etc. En las segundas, los agentes bióticos generan diversos tipos de degradaciones, unas por el recubrimiento vegetal del edificio, otros por la actividad y el ataque bioquímico sobre la roca [6]. El reconocimiento de estos daños y su evolución a través del tiempo es una tarea importante en el trabajo de documentación. Por otro lado, dentro del proceso de restauración del monumento es necesario identificar el material constructivo para abordar el proceso de reconstrucción o sustitución de sillares degradados. Un análisis manual de estos daños es caro y consume mucho tiempo [7]. Además, la captura de datos depende de la accesibilidad a cada una de las partes del edificio, su emplazamiento y dimensiones, y la forma en que se realiza la inspección y el análisis. Por lo tanto, el uso de técnicas de clasificación espectral puede ayudar en la tarea, proporcionando mapas temáticos de los daños que afectan a los materiales de construcción de los monumentos. El efecto de los fenómenos atmosféricos como la lluvia, la temperatura y el contenido de agua de las nubes se determina usando la información radiómetrica proporcionada por las cámaras multiespectrales, es decir fotografías con un alcance mayor que la observación del espectro visible (normalmente el espectro infrarrojo) [8]. Hoy en día, en la literatura, se pueden encontrar trabajos relacionados con este tema que van desde metodologías de calibración radiométrica [9] hasta la corrección de los valores de intensidad [10], incluyendo las aplicaciones de los datos de intensidad [11].

Los métodos de clasificación espectral se basan en las propiedades de la radiación reflejada desde cada superficie y el hecho de que cada material específico tiene una longitud de onda dependiente de las características de reflexión. Hay muchos métodos de clasificación, que varían en complejidad. Estos métodos incluyen clasificadores simples y complejos, los métodos paramétricos y no paramétricos y técnicas supervisadas y no supervisadas [12]. Sin embargo, en las clasificaciones espectrales, los problemas surgen cuando los píxeles que componen los objetos individuales son espectralmente heterogéneos y esto es debido a que los píxeles incluyen una mezcla radiométrica de sus vecinos, disminuyendo la precisión global en la clasificación. Se han realizado varios estudios con clasificación supervisada de patrones en diferentes fachadas de monumentos en diferentes situaciones y condiciones externas manifestándose el problema anteriormente mencionado [13–15].

Actualmente se está desarrollando un enfoque alternativo a las técnicas de clasificación que consiste en realizar un análisis orientado a objetos de las imágenes, en el que se tienen en cuenta entre otros aspectos las formas, las texturas, información contextual y la información espectral en la imagen. Este tipo de clasificaciones requieren una segmentación previa, que se define como la búsqueda de regiones homogéneas en una imagen y después la clasificación de estas regiones [16].

El objetivo principal de este trabajo es la comparación entre la clasificación basada en píxel y la clasificación orientada a objetos aplicadas en imágenes multiespectrales para la determinación de los materiales constructivos, el estado de degradación de estos y las patologías que presente el monumento o edificio singular en cuestión.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. ZONA DE ESTUDIO

El monumento objeto del trabajo es la *Mezquita de Córdoba* (Andalucía, España). Este monumento se encuentra en el centro de la ciudad, siendo el más característico y valioso de Córdoba, y se caracteriza por ser una gran construcción árabe de carácter religioso. Fue construida en varias fases por Abderramán I en el año 784 en el lugar donde antes se existió la basílica visigoda de San Vicente. Abderramán II, sucesor del impulsor, realizó una ampliación con ocho naves transversales, al quedarse pequeña para las necesidades de la ciudad, y más tarde se añadieron 12 más. Este monumento se caracteriza por un bellísimo conjunto de columnas, con 856 pilares [17].

Otra característica a destacar, son sus numerosas puertas en las fachadas, las cuales fueron abriéndose con las ampliaciones que se le iban realizando. Este estudio se centra, tal y como se muestra en la Fig. (1), en la Puerta de San Esteban o de los Visires, la más antigua de la Mezquita de Córdoba y que se encuentra situada en la fachada occidental de la primera etapa de construcción del edificio. Aunque su estado de conservación no es muy bueno, se aprecia su organización en tres calles divididas en dos cuerpos [18].

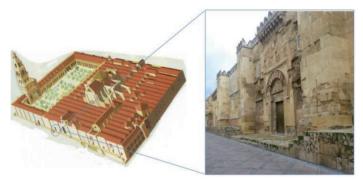


Fig. 1: Fachada occidental de la Mezquita de Córdoba. Detalle puerta de San Esteban de la Mezquita de Córdoba

Además cabe destacar, que en la fachada occidental, donde se encuentra la puerta de San Esteban, está expuesta diariamente a fenómenos meteorológicos, como viento y lluvia, que siempre azotan en esta dirección. A estas causas de destrucción se une la mala calidad de la piedra utilizada. Las canteras de piedra biocalcarenita inmediatas a Córdoba, de donde se vienen extrayendo desde su fundación por los romanos hasta nuestros días la piedra de construcción mayoritariamente usada en los monumentos de Córdoba, destacan por ser una caliza miocena muy arenosa y muy rica en fósiles, lo que implica que cuando toman humedad, son pasto de microorganismos que producen alteraciones [6].

2.2. EQUIPAMIENTO

Para la consecución del estudio de teledetección mediante el cual se determinan los materiales constructivos y las patologías que estos presentan se utilizó la cámara digital multiespectral FU-JIFILM IS-PRO con una resolución de 12,3 megapixels. El uso de esta cámara permitió la captura de información espectral de las zonas a estudiar en un rango extravisible, con longitudes de onda comprendidas desde los 300 nm (ultravioleta) hasta los 1000 nm (infrarrojo cercano). Junto a esta cámara multiespectral se utilizó un objetivo visual concreto, AF NIKKOR 24mm f/2.8D, con las características necesarias para el acoplamiento de diferentes filtros, con el fin de cribar la información espectral necesaria.

La elección de los filtros que se usaron en este estudio se basó en los resultados previos obtenidos por el grupo de investigación [6],[7]. Estos filtros, cuya transmitancia curvas se muestran en la Fig. (2), se caracterizaron utilizando una esfera de calibración Licor 1800–12 [19]. Los filtros fueron adquiridos de *B+W-Schneider Optics* (Berlin, Alemania).

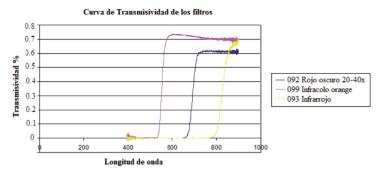


Fig. 2: Curva de transmisividad de los filtros W&B 099, 093 y 092

A continuación se describen los filtros evaluados:

• Filtro W&B 099, infracolor naranja.

De la gráfica podemos resaltar que el filtro tiene una absorción casi completa de la luz hasta la longitud de onda cercana a los 550 nm, y en consecuencia, filtrará toda la información del espectro correspondiente a luz ultravioleta y la parte del visible compuesta por el azul y el verde. Parte del rojo es también reflectado por lo que la luz que atravesara el filtro estará constituida por el infrarrojo y la zona del naranja.

Determinación de las patologías Selección de las Selección de materiales leyendas Clasificación Entrenamiento basada en Recogida de datos de la imagen píxeles Clasificación y Procesamiento de información asignación Segmentación Clasificación de las imágenes Selección de las Evaluación de resultados leyendas Clasificación orientada a objetos Entrenamiento de la imagen Clasificación y asignación

Fig. 3: Esquema de la metodología

• Filtro W&B 092, roio oscuro 20-40X.

Este filtro tiene una curva de transmisividad caracterizada por un punto de inflexión en la región de longitud de onda 690 nm. Esta curva determina que el filtro elimina la respuesta del ultravioleta y prácticamente la totalidad del visible, a excepción del rojo oscuro. Como consecuencia de esto, el haz de luz estará caracterizado por un espectro basado en el infrarrojo y parte del rojo oscuro.

• Filtro W&B 093, infrarrojo.

El filtro en cuestión elimina el ultravioleta y la totalidad del visible ya que criba el haz de luz hasta la zona cercana a los 830 nm, la cual está comprendida ya en el infrarrojo cercano.

2.3. METODOLOGÍA

En la Fig. (3) se representa la metodología seguida en este estudio para realizar la comparación entre la clasificación basada en píxel y la clasificación orientada a objetos aplicadas en imágenes multiespectrales para la determinación de los materiales constructivos, el estado de degradación de estos y las patologías que presenta la puerta de San Esteban de la Mezquita de Córdoba.

2.4. ADQUISICIÓN Y TRAMIENTO DE LOS DATOS

Se realizaron cuatro capturas fotográficas de la puerta de San Estaban de la Mezquita de Córdoba:

- · Cámara sin filtros.
- Cámara con filtro W&B 099.
- Cámara con filtro W&B 092.
- Cámara con filtro W&B 093.

De esta manera se genera un archivo *.vsk, compuesto por la superposición de las 4 fotografías, cada una con 3 bandas RGB, que al componerlas da lugar a una sola imagen compuesta con 12 bandas.

A esta nueva imagen se le aplica técnicas de teledetección, con objeto de obtener información temática sobre el estado degradativo del edificio. Estas técnicas requieren el conocimiento previo de las patologías que afectan a determinadas áreas de la fachada del edificio para crear áreas de entrenamiento. Esta información se ha tomado de trabajos previos, en los que se obtuvo una cartografía de patologías de la fachada aplicando tecnología espectroscópica de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) [7].

2.5. CLASIFICACIÓN BASADA EN PÍXELES

Existen dos grandes grupos de clasificadores, los llamados no supervisados, que detectan automáticamente grupos de píxeles en las imágenes con características espectrales similares y los supervisados, en los que el operador identifica pequeñas zonas y les asigna una clase. El clasificador supervisado, basándose en las características de dichas zonas, localiza, en el resto de la imagen, qué píxeles son similares y los asigna a cada una de las clases predefinidas [20].

En este estudio, se utilizó el Clasificador Bayesiano de Máxima Probabilidad, este algoritmo es el más exacto y utilizado de los clasificadores presentes en el software Envi 4.7 debido a su robustez. La regla de decisión de máxima probabilidad se basa en una estimación normalizada (gaussiana) de la función de densidad de probabilidad de cada clase [21]. El fundamento de este método está en considerar que los ND para cada clase se ajustan a una distribución normal, lo que permite describir la categoría con una función de probabilidad a partir del vector media y de la matriz de varianza-covarianza [22].

Para una determinada banda, la probabilidad de que un píxel X definido por su NDx pertenezca a una clase A vendrá dada por:

$$P(x/A) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_A^2}} e^{\frac{-(ND_X ND_A)^2}{2\sigma_A^2}}$$
 (1)

Donde $\overline{ND_A}$ es la media de la clase y **S** $_A^2$ la varianza. Una vez determinada la probabilidad de pertenencia al resto de las categorías que intervienen en la clasificación, ese píxel será asignado a la clase si:

$$p(x/A) >= p(x/B) \tag{2}$$

Para todo $A \neq B$, variando B desde 1 hasta m, siendo m el número de categorías.

2.6. CLASIFICACIÓN ORIENTADA A OBJETOS

La teledetección tradicional estudia el nivel de respuesta de cada píxel fotográfico en el espectro electromagnético, ignorando por completo la estructura espacial de la imagen. En cambio, la nueva técnica de clasificación orientada a objetos tiene en cuenta, entre otros aspectos, las formas, las texturas y la información espectral presentes en la imagen. Recientes estudios han demostrado la superioridad del nuevo concepto sobre los clasificadores tradicionales. Su principio esencial es hacer uso de información importante (forma, textura, información contextual...) que sólo está presente en los objetos significativos de la imagen y en sus relaciones mutuas [23]. La estrategia a seguir consiste en generar, basándonos en la estructura espacial de las imágenes, una partición de estas en la que cada región puede considerarse relativamente homogénea y diferente a sus vecinas. En definitiva, dividir las imágenes en toda una serie de objetos es un procedimiento fundamental para llevar a cabo con éxito un análisis de la imagen o para realizar una interpretación automática de la misma. En este sentido, la segmentación de la imagen es un paso crítico para su posterior análisis, e incluso para un entendimiento futuro de la misma.

Teniendo en cuenta la particularidad del trabajo a realizar se optó por el uso del software ENVI 4.7. Consiste en un software para el procesamiento y análisis de imágenes geoespaciales.

El proceso consistirá en una primera composición de las cuatro fotografías tomadas sobre el mismo paño. De esta manera se genera un archivo *.vsk, compuesto por la superposición de las 4 fotografías, cada una con 3 bandas RGB, que al componerlas da lugar a una sola imagen compuesta con 12 bandas.

Para la realización de la clasificación orientada a objetos se ha de seguir las siguientes etapas:

Etapa de segmentación de la información

La segmentación es el proceso de dividir una imagen en segmentos mediante la agrupación de píxeles vecinos con valores similares características (brillo, textura, color, etc.) [24]. Estos segmentos idealmente corresponden a objetos del mundo real. La segmentación se puede desarrollar mediante varios procedimientos diferentes:

- Detección de niveles del gris: Consiste en comparar los niveles del gris de los pixeles e ir agrupándolos en función de un gradiente de variación del nivel del gris. Cuando se genera una gran modificación en el gradiente de variación del gris se estipula como una frontera de la región.
- Detección de bordes: Se estudia la composición de cada píxel y se van agrupando en función de la naturaleza de estos. Cuando se obtiene un cambio brusco en la respuesta espectral de los píxeles este se determina como un borde, de tal manera que se van determinando zonas en las que los píxeles tienen una respuesta espectral similar.
- Extracción de características: Se desarrolla una binariación mediante umbrales de pertenencia a clases texturales y de color, de manera que se van agregando píxeles con respuestas similares.
- Segmentación por múltiples resoluciones: Esta segmentación tiene en cuenta la variabilidad tanto en color como en forma, de manera que calcula una función de variación global. Este parámetro se compara con la homogeneidad preestablecida por el usuario, que será el umbral de variabilidad para la formación del objeto.

En este trabajo se aplica el método de segmentación basado en la extracción de características empleando el *software ENVI zoom 4.7* con el módulo *Feature Extraction*. Este módulo está basado en el algoritmo *Watersheds*, técnica de segmentación basada en morfología matemática, que permite extraer las fronteras de las regiones que hay en una imagen. A la vez, se considera una técnica de segmentación basada en regiones, debido a que clasifica los pixeles según su proximidad espacial, el gradiente de sus niveles de gris, y la homogeneidad de sus texturas. Por ello se toma como una técnica de detección de contornos y crecimiento de regiones al mismo tiempo [24].

Este algoritmo requiere que el usuario determine una serie de parámetros:

- SEGMENTACIÓN (%): Determinación del nivel de homogeneidad que queremos establecer a la hora de generar los diferentes objetos.
- FUSIÓN (%): Determinación de las restricciones a la hora de fusionar diferentes objetos con características parecidas entre si. Elimina los errores que se generan en la segmentación.

Categorías	Descripción	
Espectrales	Media	$\frac{1}{\#P_{\nu}} \sum_{(x,y) \in P_{\nu}} c_k(i,j)$
Texturales	Homogeneidad	$\sum_{i,j=0}^{N-1} \frac{P_{i,j}}{1 + (i-j)^2}$
	Contraste	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j} (i-j)^2$
	Entropía	$\sum_{i,j=0}^{N-1} P_{i,j}(-\ln P_{i,j})$

Tabla 1: Variables basadas en objetos

- UMBRALIZACIÓN: Unión de grupos adyacentes, basándose en un criterio de comparación de brillo en los pixeles.

Para describir los objetos de la imagen a partir de la información derivada de sus propiedades espectrales, se analizó el valor espectral medio de cada objeto en cada banda. Para detectar el contraste espacial entre los píxeles que componen cada objeto se analizaron 3 parámetros texturales: homogeneidad, entropía y contraste. En la Tabla 1 se muestran las ecuaciones para el cálculo de los datos espectrales y texturales.

 $\#P_v$: número total de píxeles contenidos en un objeto de la imagen v, $c_k(i,j)$: valor de la imagen en el píxel (i,j) en la banda k, i: número de fila, j: número de columna, N: números de filas y columnas, $P_{i,j}$: valor normalizado del píxel.

Para llevar a cabo la segmentación de una imagen hay que realizar multitud de pruebas hasta obtener un resultado que se amolde lo mejor posible a la realidad. Para obtener unos resultados adecuados, se realizaron varias pruebas de segmentación, con diferentes parámetros de configuración, hasta encontrar una segmentación adecuada para cada uno de ellos. Las configuraciones elegidas se reseñan a continuación.

SEGMENT: 50%MERGE: 77%THRESHOLDING: 6

La Fig. (4) muestra una comparación entre la imagen original y la imagen segmentada de la puerta de San Esteban de la Mezquita de Córdoba.



Fig. 4: Comparación entre la composición original (izquierda) y la composición segmentada (derecha) de la puerta San Esteban de la Mezquita de Córdoba.

Procesado de atributos

En este paso, los atributos se calculan para cada segmento. Estos atributos son:

- Espectral: mínimos, máximos, media y desviación estándar para cada canal
- Espacial: área, longitud y forma del segmento
- Textura: rango, media, la varianza y la entropía del segmento
- Personalizado: relación de bandas, tono, saturación e intensidad

Etapa de selección de la leyenda

A partir de la caracterización de materiales y alteraciones en la piedra que se muestra en la Fig. (4) se obtuvo la leyenda que define las clases que interesa diferencia de manera automática (Tabla 2).

Etapa de entrenamiento

Se seleccionaron campos de entrenamiento característicos de cada una de las clases muestrales, de manera que se genera una correlación entre los valores estadísticos de las respuestas espec-

LEYENDA GENERAL
Pátinas
Arenización
Picado y alvéolos
Biocalcarenitas
(Material pétreo sin degradar)
Ladrillo rojo
Celosía

Tabla 2: Levenda general

trales de los pixeles que corresponden al objeto seleccionado y la clase a la que se le asigna como representativo. Para determinar qué zonas son las características de cada clase se recurrió a trabajos previos, en base a los cuales se obtuvo una cartografía de patologías de la fachada aplicando tecnología espectroscópica de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS) [7].

Etapa de clasificación o asignación

El principal objetivo de la clasificación es diferenciar grupos (clases informativas) cuyos miembros tienen ciertas características en común. La clasificación orientada a objetos se basa en el hecho de que la información semántica, fundamental para la interpretación de una imagen, no está representada en píxeles individualmente, pero si en los objetos representativos de una imagen y sus relaciones.

En este estudio, las clasificaciones se establecieron utilizando un procedimiento de jerarquía de clases en el que las imágenes se clasifican en base a una lista de clases disponibles.

El algoritmo del vecino más cercano se utilizó para la clasificación. Este método tiene en cuenta diferentes parámetros relacionados con los objetos (área, longitud, color media, brillo y textura) y calcula la distancia euclidiana de cada segmento en la imagen de la segmentación de todas las regiones de entrenamiento que se definan. La distancia se mide en el espacio n-dimensional, donde n es el número de atributos para esa región de entrenamiento [25].

2.7. EVALUACIÓN DE LOS RESULTADOS

La evaluación de la exactitud es un término general para comparar la clasificación con información que se asume verdadera, con el fin de determinar la veracidad del proceso de clasificación.

Precisión global

Se calcula dividiendo el número total de pixeles correctamente clasificados por el número total de pixeles de referencia y expresándolo como porcentaje [16].

Fiabilidad del usuario

Se calcula dividiendo el número de pixeles correctamente clasificados en cada categoría por el número total de pixeles que fueron clasificados en dicha categoría [16].

Fiabilidad del productor

Resulta de dividir el número de pixeles correctamente clasificados en cada categoría por el número de pixeles de referencia utilizados para dicha categoría [16].

Índice Kappa

El análisis categórico multivariante nos permite analizar las múltiples relaciones entre las distintas categorías de la clasificación. Con este propósito se calcula el índice Kappa (K), que nos ofrece una visión del acuerdo entre la clasificación y la realidad y el que cabría esperar simplemente por azar [16]. Su cálculo se muestra en la Ec. (1):

$$K = \frac{P_0 - P_c}{1 - P_c} \tag{3}$$

Donde P_o la proporción de área correctamente clasificada y P_c la confiabilidad resultante del azar.

3. RESULTADOS

3.1. CLASIFICACIÓN BASADA EN PÍXELES

La metodología propuesta se aplicó en el área de estudio, obteniendo la clasificación supervisada empleando el Clasificador Bayesiano de Máxima Probabilidad que se muestra en la Fig. (5). Respecto al análisis de la bondad de la clasificación, la Tabla 3 muestra las fiabilidades de la clasificación.

3.2. CLASIFICACIÓN ORIENTADA A OBJETOS

A partir de la segmentación de las composiciones de imágenes, las leyendas asignadas para cada una de ellas y la siguiente fase de entrenamientos, se realizó la clasificación orientada a objetos obteniendo los siguientes resultados. La Fig. (6) muestra el resultado de la clasificación orientada a objetos mientras que la Tabla 4 muestra los resultados de evaluación de la precisión para dicha clasificación.

4. DISCUSIÓN

Las clasificación que mejores resultados presenta es la que integra características espectrales y de textura en objetos.

Las Tablas 3 y 4 muestran las importantes diferencias en la Fiabilidad global e índice Kappa entre la clasificación basada en píxeles y la basada en objetos. En clasificación basada en píxeles se ha obtenido una Fiabilidad global del 80.15% y un índice Kappa



Fig. 5: Resultado clasificación basada en píxeles

de 0.702, mientras que en la clasificación basada en objetos se obtuvo una Fiabilidad global de 96.55% y un índice Kappa del 0.944.

Se demuestra que con objetos como unidad mínima de información en la clasificación se obtienen mejoras en todas las fiabilidades del productor y usuario de todas las categorías, con valores superiores al 90% en la mayoría de los casos. Las Fiabilidades del



Fig. 6: Resultado clasificación orientada a objetos

productor más altas han sido para las clases Ladrillo rojo y Celosía, ambas con un valor del 100%, en cambio la más baja ha sido para la clase Pátinas (88.24%), debido a la confusión en algunas zonas de la imagen con las clases Arenización. En referencia a la Fiabilidad del usuario, los mejores resultados han sido alcanzados para las clases Celosía (100%), Pátinas (96.77%) y Ladrillo rojo (96.77%), mientras que el valor de fiabilidad del productor más bajo ha sido para la clase Arenización (90.91%), debido a su confusión con la clases Pátinas y Picado y Alveolos. Esta mejora se ha conseguido analizando no sólo la información espectral que nos ofrece la segmentación sino información adicional relacionada con parámetros de área, longitud, color media, brillo y textura.

Al analizar la imagen obtenida de la clasificada orientada a objetos (Fig. 6), observamos que predomina la clase Biocalcarenitas de color naranja, que se corresponde con los sillares que no presentan ninguna de las alteraciones a estudiar. En la parte baja

Clases	Pátinas	Arenización	Picado y Alveolos	Biocalcarenitas	Ladrillo rojo	Celosía
Fiabilidad del usuario (%)	73.17	58.14	66.67	89.29	71.43	100
Fiabilidad del productor (%)	65.22	74.63	57.69	88.65	63.83	100
Precisión global (%)	80.15					
Índice Kappa	0.702					

Tabla 3: Resultados de la evaluación de precisión en la clasificación basada en píxeles

Clases	Pátinas	Arenización	Picado y Alveolos	Biocalcarenitas	Ladrillo rojo	Celosía
Fiabilidad del usuario (%)	96.77	90.91	93.75	97.66	96.77	100
Fiabilidad del productor (%)	88.24	89.29	93.75	98.81	100	100
Precisión global (%)	96.55					
Índice Kappa	0.944					

Tabla 4: Resultados de la evaluación de precisión en la clasificación orientada a objetos

de la imagen y de color gris se observan zonas con picado y alveolos. Debido a las diferentes condiciones de humedad y exposición solar que brinda la morfología de la fachada, se genera de forma abundante patinas dibujando los contornos de la parte superior. Por último, se puede resaltar la arenización existente en los laterales de la puerta, que se presenta más acentuada en algunos sillares debido a su predisposición a la erosión.

Haciendo un análisis total de la fachada podemos observar que las diferentes patologías tienen unas zonas específicas de aparición. La arenización junto con el picado y alvéolos son las patologías más extendidas a lo largo de la superficie exterior del monumento. Dado que estas patologías son generadas por medio de la meteorización de la piedra por agentes atmosféricos, la arenización, el picado y los alvéolos se presentan con mayor proporción en las zonas en las que el viento y la lluvia actúan más enérgicamente. Estas zonas son las situadas en la fachada occidental de la Mezquita de Córdoba, zona en la que se encuentra la puerta de San Esteban.

En cuanto a la presencia de pátinas, estas se localizan en las zonas en las que por su morfología se han ido acumulando pequeños depósitos que se han convertido en una fina capa que oscurece el color que presentan los monumentos en origen.

5. CONCLUSIONES

En este artículo se ha realizado una comparación entre la clasificación basada en píxel y la clasificación orientada a objetos aplicadas en imágenes multiespectrales con objeto de determinar los materiales constructivos, el estado de degradación de estos y las patologías que presenta la puerta de San Esteban de la Mezquita de Córdoba.

En la clasificación basada en píxel, cabe destacar en gran medida los problemas asociados al empleo de imágenes de alta resolución espacial, como es el caso del efecto "sal y pimienta", obteniéndose una precisión global del 80.15%. En cambio, con la clasificación orientada a objetos, se han reducido en gran medida estos problemas asociados al empleo de imágenes de alta resolución y ha permitido la separación entre el material no degradado (biocalcarenitas) y las diferentes patologías del monumento, mejorando así los niveles de precisión. Como consecuencia de estas ventajas, se ha obtenido una precisión global del 96.55 %.

El uso combinado de estas imágenes clasificadas junto con un modelo virtual tridimensional permitirá obtener una cartografía temática de las zonas estudiadas del monumento. Como utilidad adicional, el uso conjunto de ambas tecnologías nos permite apreciar el relieve y la fisonomía del monumento, facilitando de esta manera la identificación de la zona en la que se ha detectado cada patología en cuestión.

La generación de esta cartografía temática hace posible conocer, con una gran precisión, la patología presente en cada punto de la puerta de San Esteban y la superficie total a la que afecta cada enfermedad. Este sistema de determinación de patologías permite por tanto abaratar los costes de los proyectos de restauración de edificios singulares, ya que nos brinda el conocimiento las técnicas de reconstrucción adecuadas para cada zona y la superficie total a la que ha de aplicarse, conociendo por consiguiente el coste total de la reconstrucción.

BIBLIOGRAFÍA

 Rossi-Doria PR. "Mortars for restoration: basic requirements and quality control", Material and Structures. November 1996. Vol.19-6 p.445-448. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/BF02472148

- [2] Weritz, F, Kruschwitz S, Maierhofer C et al. "Assessment of moisture and salt contents in brick masonry with microwave transmission, spectral-induced polarization, and laser induced breakdown spectroscopy". International journal of architectural Heritage. March 2009 Vol. 3 p.126-144. DOI: http:// dx.doi.org/10.1080/15583050802278992
- [3] Lerma JL, Cabrelles M, Portalés C. "Multitemporal thermal analysis to detect moisture on a building façade". Construction and Building Materials. January 2011. Vol.25 p. 2190-2197. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j. conbuildmat.2010.10.007
- [4] Warscheid T, Braams J; 2000 "Biodeterioration of a stone: a review". International Biodeterioration & Biodegradation. December 2000. Vol.6-4 p.343-368. DOI: http://dx.doi.org/10.1016/S0964-8305(00)00109-8
- [5] Alcalde M, Villegas R. Indicadores de alteración de los materiales pétreos. Metodología de diagnóstico y evaluación de tratamientos para la conservación de los edificios históricos. 1º edición. Granada: Junta de Andalucía, Consejería de Cultura, Instituto Andaluz del Patrimonio Histórico y Editorial Comares. 2003. 233p. ISBN: 84-8266-370-4
- Histórico y Editorial Comares, 2003. 233p. ISBN: 84-8266-370-4
 [6] Barrios J, Montealegre L, Ortega A et al. "Biocalcarenites as construction materials in Santa Marina de Aguas Santas Church at Córdoba, Spain". Materiales de Construcción. January-March 2009 Vol. 59-293 p. 125-134. DOI: http://dx.doi.org/10.3989/mc.2009.43107
- [7] Aguilera MJ, Meroño JE, Perea, AJ." Análisis del grado de degradación del material de construcción en edificios históricos aplicando tecnología espectroscópica de reflectancia en el infrarrojo cercano (NIRS)". Interciencia. Noviembre 2015 Vol. 40-11 p.794-798
- [8] Del Pozo S, Rodríguez-Gonzálvez P, Hernández-López D et al. "Vicarious radiometric calibration of a multispectral camera on board an unmanned aerial system". Remote Sensing. 2014 Vol. 6 p.1918–1937. DOI: http:// dx.doi.org/10.3390/rs6031918
- [9] Al-amri ŠS, Kalyankar NV, Khamitkar SD. "A comparative study of removal noise from remote sensing image". International Journal of Computer Science. 2010 Vol. 7 p.32–36.
- [10] Zheng Y, Lin S, Kambhamettu C et al. "Single-image vignetting correction". Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transctions on. 2009 Vol. 31 p.2243–2256.
- [11] Rodríguez-Martín M, Lagüela-López S. "TERMOGRAFÍA ACTIVA. Parte 1. Enfoque teórico de la captación infrarroja, procesamiento de datos y clasificación". Dyna. Julio-Agosto 2015 vol.90-4 p. 456-460. (doi: http:// dx.doi.org/10.6036/7556)
- [12] Mather P, Tso B. Classification methods for remotely sensed data. 2nd edition. Ohio: CRC press, 2009. 376p. ISBN: 9781420090727
- [13] Lerma JL. "Multiband v 534 versus multispectral supervised classification of architectural images". The photogrammetric record. 2001 Vol.17 p.89-101
- [14] Lerma JL. "Automatic plotting of architectural facades with multispectral images". Journal of surveying engineering. August 2005 vol.131 p.73-77. DOI: http://dx.doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9453(2005)131:3(73)
- [15] Herráez J, Navarro P, Lerma JL. "Integration of normal colour and colour infrared emulsions for the identification of pathologies in architectural heritage using a digital photogrammetric system". International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1997 vol 32 n 240–245.
- of Photogrammetry and Remote Sensing. 1997 vol.32 p.240-245.

 [16] Perea AJ, Meroño JE, Aguilera MJ et al. "Land-cover classification with an expert classification algorithm using digital aerial photographs". South African Journal of Science. June 2010 vol.106-5/6 p.82-87 (doi: http://dx.doi.org/10.4102/sajs.v106i5/6.237)
- [17] Calvo S. Urbanismo en la Córdoba islámica. Edilupa, 2002. Pp.128 ISBN: 9788493257149
- [18] Brisch K. Celosías de las fachadas de la gran Mezquita de Córdoba. Al-Andaluz: revista de las Escuelas de Estudios Árabes de Madrid y Granada. 1961 vol.26-2 p. 398-425
- [19] Zarco-Tejada PJ, Berjón A, López R, Miller JR et al. "Assessing vineyards condition with hyperspectral indices: Leaf and canopy reflectance simulation in a row-structured discontinuous canopy". Remote Sensing of Environment. November 2005 vol.99 p.271–287. DOI: http://dx.doi. org/10.1016/j.rse.2005.09.002
- [20] Perea AJ, Meroño JE, Aguilera MJ. "Algorithms of expert classification applied in QuickBird satellite images for land use mapping". Chilean Journal of Agricultural Research. July–September 2009 vol.69-3 p.400-405. DOI: http://dx.doi.org/10.4067/S0718-58392009000300013
- [21] Pedroni L. "Improved classification of Landsat Thematic Mapper data using modified prior probabilities in large and complex landscapes". International Journal of Remote Sensing. January 2003 vol.24-1 p.91-113
- Journal of Remote Sensing. January 2003 vol.24-1 p.91-113
 [22] Lillesand T, Kiefer RW. Chipman JW Remote Sensing and image interpretation. 6th edition. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons. 2008. 756p. ISBN: 978-0470052457
- [23] Perea AJ, Meroño JE, Aguilera MJ. "Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo". Interciencia. Septiembre 2009 vol.34-9 p.612-616
- [24] ENVI Feature Extraction Module user's guide. Technical report. Boulder, CO: ITT Visual Information Solutions; 2008.
- [25] Mhangara P, Odindi J. "Potential of texture-based classification in urban landscapes using multispectral aerial photos". S Afr J Sci. 2013 vol.109-3/4, p.1-8. DOI: http://dx.doi.org/10.1590/sajs.2013/1273