

# Detección de sombras en imágenes de satélite de alta resolución Quickbird

G. Ambrosio<sup>a</sup>, V. Arévalo<sup>b</sup>, J. González<sup>b</sup>, J. Valdés<sup>a</sup>

<sup>a</sup>DECASAT S.L., Parque Tecnológico de Andalucía, Edf. BIC Euronova, 29590 Campanillas, Málaga – {gambrosio, jmvaldes}@decasat.com

<sup>b</sup>Dep. de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Málaga, Campus de Teatinos-Complejo Tecnológico s/n, 29071 Málaga - {varevalo,jgonzalez}@ctima.uma.es

## Resumen

*Las imágenes de alta resolución que proporcionan las últimas misiones de satélites como Quickbird, Ikonos y Orbview han abierto una nueva era en el campo de la teledetección, principalmente en aquellas aplicaciones donde es crucial la extracción de información referente a edificios, calles, vehículos, etc. El incremento de la resolución incide también en que algo inherente a una imagen como son las sombras cobren un especial significado. En este artículo se presentan algunos métodos ya publicados para detectar sombras y se analiza si son adecuados para ser aplicados a imágenes de satélite en color de alta resolución. Basado en este estudio, en este trabajo se presenta un procedimiento que permite la identificación de sombras a partir de invariantes del color y bordes para identificar con exactitud las sombras en imágenes de Quickbird. El método que se describe aquí ha sido probado con éxito sobre imágenes adquiridas bajo diferentes condiciones de iluminación tanto en áreas urbanas como rurales.*

**Palabras clave:** Detección de sombras, índices invariantes del color, imágenes de alta resolución, Quickbird.

## 1 INTRODUCCIÓN

Las imágenes de alta resolución proporcionadas por las últimas misiones tales como Quickbird, Ikonos, y OrbView han abierto un nuevo rango de aplicaciones en el campo de la teledetección debido a la posibilidad de extraer información detallada de las imágenes. Esas aplicaciones incluyen algo que está comenzando a ser común en los últimos años como la monitorización de desastres naturales (inundaciones, terremotos, etc.) o detección de cambios urbanos, y otras que serán una posibilidad real en los próximos años como la reconstrucción de escenas urbanas, actualización automática de cartografía, inventario urbano, etc.



Figura 1: Sombras en imágenes del Quickbird

El incremento de la resolución espacial en las imágenes de satélites también provoca que algo tan inherente en las imágenes como son las sombras cobren un especial significado por diferentes razones. Por un lado causan la pérdida total o parcial de la información radiométrica en las áreas afectadas y, consecuentemente, provocan una mayor dificultad o incluso la imposibilidad de aplicar procesos de análisis de imágenes tales como la detección y reconocimiento de objetos, la detección de cambios temporales, la reconstrucción de escenas 3D, etc. (ver figura 1). Por otro lado podemos aprovechar la ventaja que proporcionan las sombras considerando la información que facilitan para inferir la estructura 3D de la escena, basada en la posición y la forma de la sombra proyectada, por ejemplo para la detección de edificios, delineación y estimación de alturas [5]. Es clara por lo tanto, la ventaja que la detección precisa de las áreas ensombrecidas en las imágenes de satélite aporta a la restauración de las áreas afectadas y a la generación de información 3D.

La detección de sombras ha recibido en los últimos años gran atención dentro del campo de la visión por computador, aunque no se han desarrollado muchos trabajos destinados a la aplicación de esos resultados a las imágenes de satélite de alta resolución disponibles recientemente. Este artículo describe los principales enfoques que se dan para detectar sombras en imágenes y analiza su idoneidad para ser aplicados a imágenes de satélite en color. Basándonos en este estudio, proponemos un método que explota dos índices invariantes de color en espacios complementarios, así como la información

de bordes para la detección de sombras en imágenes Quickbird (0,6 m./píxel) de forma efectiva y precisa. En este trabajo no se ha dado consideración a la información adicional derivada del azimut del sol o de la altura del terreno (DEM).

De forma muy breve, el método propuesto se basa en la detección de sombras a través de un procedimiento de crecimiento de regiones que fundamentalmente consiste en dos fases:

1. Se seleccionan como semillas de regiones de sombras a pequeños grupos de píxeles que muy probablemente forman parte de sombras. Estos grupos se obtienen del entorno vecino del máximo local en la componente  $c_3$  del espacio de color  $c_1c_2c_3$  [4]. Cada área de sombra se caracteriza entonces por una distribución gaussiana de los valores  $c_3$  de los píxeles que se encuentran dentro de esta región.
2. Desde estas semillas se extiende recursivamente la forma de la región de sombra mediante la adición de píxeles adyacentes que son consistentes con la distribución previamente mencionada. Para detectar el área sombreada de la forma más precisa posible, este proceso tiene en cuenta la información sobre la frontera de la región que proporciona el detector de bordes.

Uno de los problemas que se presentan cuando se utiliza la componente  $c_3$  es su inestabilidad para ciertos valores de color, lo que nos lleva a una incorrecta clasificación de píxeles de zonas no sombreadas como pertenecientes a zonas sombreadas (falsos positivos). Tal como se presenta en [9,4], esto ocurre para píxeles con bajo nivel de saturación y para píxeles con valores de intensidad extremos (altos y bajos). Para evitar esto, se tienen en cuenta algunos componentes de los espacios *HSV* y *RGB* que son revisados en las dos fases anteriores. El método presentado ha sido probado con éxito con imágenes adquiridas bajo diferentes condiciones de iluminación tomadas en diferentes estaciones y con diferentes ángulos de elevación de sol sobre áreas tanto de naturaleza urbana como rural.

El resto de este artículo se estructura de la siguiente manera. En la sección 2 revisamos algunos de los métodos más representativos para detectar sombras. En la sección 3 describimos algunos de los espacios de color de especial interés para la detección de sombras. En la sección 4 se describe el método propuesto. En la sección 5 presentamos algunos de los resultados experimentales. Finalmente, destacamos algunas conclusiones y trabajos futuros.

## 2 UNA REVISIÓN DE LOS MÉTODOS DE DETECCIÓN DE SOMBRAS

En esta sección se presenta una breve introducción a la naturaleza de las sombras (tipos y estructura).

También se revisan algunos de los enfoques más representativos en la literatura para detectar sombras en imágenes digitales.

Las sombras se producen cuando los objetos ocuyen total o parcialmente la luz directa que proviene de una fuente de iluminación. Las sombras se pueden dividir en dos clases: la *sombra del propio objeto* que consiste en la parte del objeto que no es iluminada por la luz directa, y la *sombra proyectada* por el objeto en la dirección de la fuente de iluminación. La parte de la sombra proyectada donde la luz directa es completamente bloqueada por el objeto se llama *umbra*, mientras que la parte donde la luz directa es parcialmente bloqueada, se llama *penumbra*. Refiérase a [3] para un análisis más profundo de la física de las sombras.

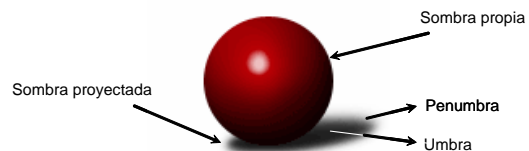


Figura 2: Diferentes tipos de sombras

Cuando se tratan imágenes aéreas o de satélite no se da importancia a las sombras propias de los objetos ni a distinción entre *umbra* y *penumbra*. Así la mayoría de los métodos propuestos en el campo de la teledetección solo tratan con sombras proyectadas siguiendo en general dos enfoques: métodos basados en modelos, o métodos basados en imágenes (basados en las propiedades de las sombras).

### 2.1 MÉTODOS BASADOS EN MODELOS

En este enfoque se asume que se conoce la geometría 3D y la iluminación de la escena. Esto incluye la localización del sensor o cámara, la dirección de la fuente de luz, y la geometría de los objetos observados, de los cuales se puede derivar un conocimiento a priori de las áreas de sombra. Por ejemplo, podemos considerar regiones poligonales para aproximar las sombras de los edificios u otros elementos urbanos en algunas escenas urbanas poco complejas. Sin embargo, en escenas complejas con gran diversidad de estructuras geométricas, como ocurre habitualmente en las imágenes Quickbird, estos modelos son demasiados restrictivos para proporcionar una buena aproximación. Además, en la mayoría de las aplicaciones, la geometría de la escena y/o las fuentes de luz son desconocidas. Estos hechos limitan la aplicabilidad de este enfoque a

escenas muy restringidas como aquellas utilizadas en [7] y [5].

## 2.2 MÉTODOS BASADOS EN IMÁGENES

Este enfoque hace uso de ciertas propiedades de las sombras de las imágenes como el color (o intensidad), estructura de la sombra (hipótesis de *umbra* y *penumbra*), bordes, etc., sin ningún tipo de suposición sobre de la estructura de la escena. Más aún, aunque ninguna de esas informaciones estén disponibles, estos métodos pueden ser usados para mejorar el rendimiento en el proceso de detección. Algunas formas habituales de explotar las características de las sombras son:

- El valor de los píxeles en las sombras deben ser bajos en todas las bandas *RGB*. Las sombras son, en general, más oscuras que las regiones de alrededor por lo que tienen que estar delimitadas por bordes perceptibles (límites de sombras) [9,6].
- Las sombras no cambian la textura de la superficie. Las marcas a lo largo de la superficie no tienden a cambiar en los límites de las sombras bajo condiciones generales de observación [6].
- En algunos componentes de colores (o combinaciones de ellos) no se observan cambios con independencia de si la región está sombreada o no, es decir, que son invariantes a las sombras [9,1] (ver sección 3 para más información).

Cuando se dispone de alguna información sobre la escena, esta puede ser usada en combinación con los procedimientos anteriores. Algunos ejemplos de como aplicar esta información son:

- Uno o más bordes de la sombra proyectada están orientados exactamente en la dirección de la luz [8].
- Los tamaños de las sombras dependen de la dirección de la fuente de la luz y de la altura del objeto [11].

Nuestra técnica para la detección de sombras es un método completamente basado en imágenes, puesto que exclusivamente aplicamos propiedades de la imagen. Aunque el azimut del sol y la localización del sensor o cámara están normalmente disponibles en las imágenes de satélite (como por ejemplo en el Quickbird), no hacemos uso de esta información porque en general no es posible la derivación de un modelo preciso del área adquirida (en la mayoría de los casos la geometría 3D de la escena es desconocida o de gran complejidad). En particular, explotamos tanto las componentes invariantes de las sombras como la información de bordes para segmentar las regiones sombreadas. A continuación describimos los diferentes espacios de color y analizamos su idoneidad para ser aplicados a la

detección de sombras en imágenes de satélite de alta resolución en color.

## 3 ESPACIOS DE COLOR INVARIANTES

Los colores se pueden representar en una variedad de espacios tridimensionales tales como *RGB*, *HSV*, *XYZ*,  $l_1l_2l_3$ , *YCrCb*, *Lab*, *Luv*, etc. [2]. Cada espacio de color se caracteriza por una serie de propiedades que los hacen especialmente apropiado para aplicaciones específicas. Entre estas propiedades destacamos las características invariantes. Por ejemplo, algunos espacios de color son invariantes a los cambios en las condiciones de la imagen incluyendo la dirección de visualización, la orientación de la superficie del objeto, las condiciones de iluminación, y las sombras. Los espacios de color tradicionales como el *RGB* normalizado (*rgb*), color y saturación (*HSV*) y más recientemente,  $c_1c_2c_3$  [4] son representaciones de color que revelan la existencia de alguna propiedad invariante a las sombras. El espacio que mejor comportamiento presenta en este sentido es el  $c_1c_2c_3$  el cual ha sido utilizado con éxito por [9] para extraer sombras en imágenes sencillas con pocos objetos de colores únicos y fondo plano (sin textura). Obviamente estas premisas no pueden ser asumidas en imágenes de satélite en color de alta resolución donde las escenas observadas presentan muchas texturas, los objetos tienen colores muy diferentes y la escena, en general, es muy compleja (ver figura 3). Sin embargo para evaluar las limitaciones de este espacio para la detección de sombras en imágenes Quickbird, hemos realizados pruebas sobre un amplio conjunto de imágenes adquiridas bajo diferentes condiciones de iluminación y que cubren tanto áreas urbanas como rurales. El resultado de nuestras pruebas verifica la idoneidad de la componente  $c_3$  para identificar regiones sombreadas, las cuales producen una respuesta más alta que las regiones no sombreadas (ver figura 4). La banda  $c_3$  se calcula a partir de la representación *RGB* mediante la siguiente transformación no lineal:

$$c_3 = \arctan\left(\frac{B}{\max\{R,G\}}\right) \quad (1)$$

Donde *R*, *G*, y *B* son iguales a los componentes rojo, verde y azul respectivamente de cada píxel en la imagen.



Figura 3: Escenas urbanas habituales que ilustran la complejidad de las imágenes de satélite de alta resolución en color (texturas complejas, objetos con diferentes colores, etc.)

A pesar de las prometedoras posibilidades, nuestras pruebas han revelado también los siguientes problemas:

- La banda  $c_3$  es bastante ruidosa lo que puede provocar una clasificación errónea de los píxeles de sombras como no sombreados (verdaderos negativos) además de falta de precisión en los límites de las sombras.
- La ecuación (1) llega a ser inestable debido a los valores bajos de saturación ( $S$ ) llegando a causar clasificaciones erróneas de píxeles pertenecientes a zonas sin sombra como píxeles sombreados (falsos positivos). Este comportamiento ha sido también referido por [4].
- Los colores cercanos al blanco (altos valores de  $V$ ) y al azul (altos valores de  $B$ ) son erróneamente detectados como sombras (falsos positivos). En nuestras imágenes de prueba esto ocurre habitualmente en áreas saturadas y con el agua de las piscinas (como se puede ver en la figura 4).

Para superar los problemas citados en nuestro enfoque hemos incorporado las siguientes dos actuaciones:

- Para minimizar el efecto de ruido, suavizamos la imagen  $c_3$  y utilizamos la imagen gradiente para delimitar con mayor precisión las áreas de sombra.
- Analizamos las componentes  $S$ ,  $V$  (del espacio  $HSV$ ) y  $B$  (del  $RGB$ ) y no clasificamos un píxel como sombra si se cumple alguno de los problemas mencionados arriba. Esto puede dar lugar a pequeños huecos en una región de sombra que constituyen un precio pequeño a pagar por evitar los falsos positivos, especialmente si pensamos que estos pequeños huecos pueden ser fácilmente rellenados con un filtro morfológico.

A continuación describimos el método desarrollado que está basado en la segmentación de la imagen suavizada  $c_3$  a la par que se tienen en cuenta las consideraciones anteriores.

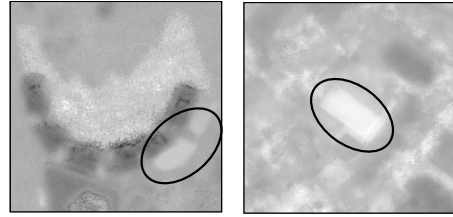


Figure 1: Componentes  $c_3$  correspondientes a las imágenes mostradas en la figura 3. Aquí se muestran marcados los máximos locales producidos por los colores cercanos al blanco (izquierda) y al azul (derecha).

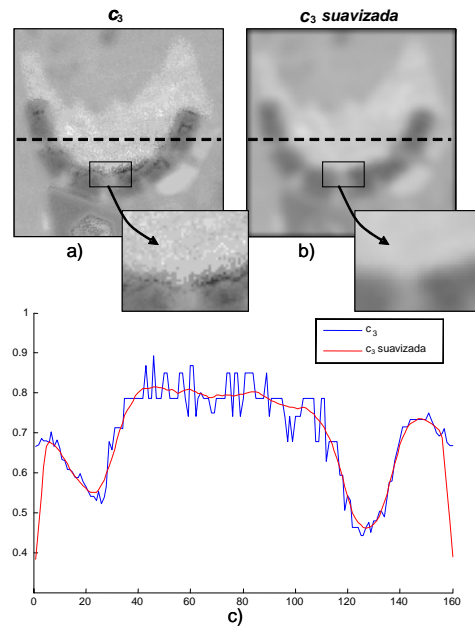


Figura 2: Líneas de barrido horizontal extraídas de (a) la componente  $c_3$  y (b) de la componente  $c_3$  suavizada.

## 4 DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO PROPUESTO

En la figura 6 de muestra un diagrama de bloques del método propuesto que comprende las tres fases que se describen a continuación.

### 4.1 FASE DE PREPROCESAMIENTO

La entrada al sistema es una imagen  $RGB$  de la cual se calculan las siguientes componentes:  $c_3$ , saturación ( $S$ ) e intensidad ( $V$ ). La imagen  $c_3$  se convoluciona con un kernel de promediado de  $5 \times 5$  para minimizar los efectos del ruido (ver figura 5) y la magnitud de gradiente de la imagen de intensidad ( $V$ ) se calcula mediante la aplicación de un detector Sobel  $5 \times 5$  (ver figura 7.c).

### 4.2 FASE DE DETECCIÓN DE SOMBRAS

En esta fase se realiza un proceso genérico de crecimiento de regiones en el que se comienza a partir de un pequeño grupo de píxeles (llamado región semilla) al que se añaden de forma recursiva vecinos que cumplen ciertas reglas de pertenencia.

Esta técnica es particularmente adecuada para nuestro problema ya que en la imagen pueden existir muchas regiones de sombra y cada una de ellas pueden tener perfiles radiométricos muy diferentes (la intensidad o fuerza de la sombra de la sombra puede variar de una zona de la imagen a otra). Obviamente uno de los puntos clave de esta técnica consiste en la correcta colocación de las semillas en la imagen que debe ser de al menos una por región (no pasa nada si hay más de una) y ninguna en píxeles que no son sombra. A continuación se describe nuestra implementación de la técnica en profundidad.

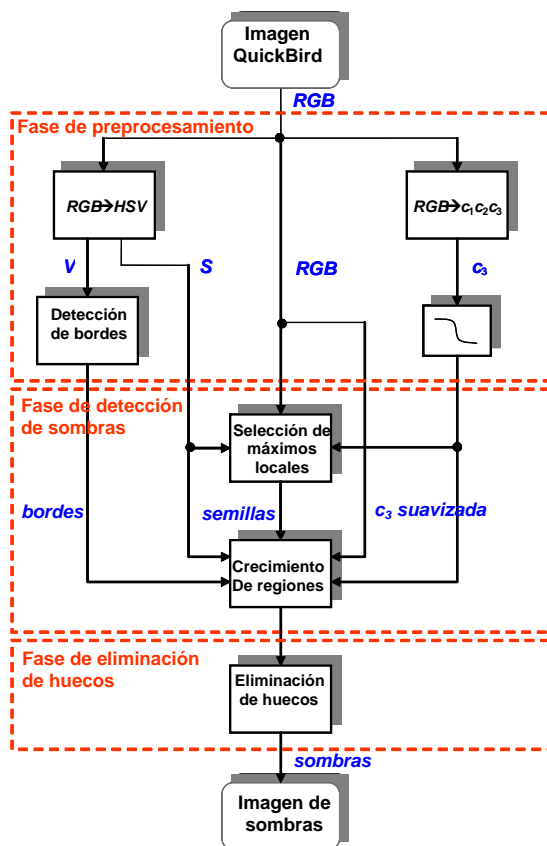


Figura 3: Estructura del sistema propuesto de detección de sombras.

#### 4.2.1 Selección de semillas

Una semilla es una ventana de 9x9 píxeles. Se sitúa en la imagen  $c_3$  suavizada cuando verifica las siguientes condiciones:

1. El centro de la ventana es un máximo local y su 9x9 vecinos tienen valores mayores que la media de la imagen  $c_3$  completa (ver figura 8). El

tamaño de esta ventana constituye el mínimo tamaño permitido para las sombras

2. La media de las componentes azul ( $B$ ) e intensidad ( $V$ ) deben ser más bajas que ciertos umbrales  $T_B$  y  $T_V$  respectivamente, para evitar los problemas que se mencionaron en la sección anterior. De igual manera, la media de la componente de saturación ( $S$ ) de la ventana de píxeles debe ser más alta que un umbral  $T_S$ .
3. Ninguno de los píxeles pertenecientes a la ventana están en otra semilla previa.

En nuestra implementación estos valores han sido empíricamente establecidos a los siguientes valores  $T_B=0.65$ ,  $T_V=0.85$  y  $T_S = 0.02$ .

Esas condiciones hacen muy probable que la ventana semilla se corresponda con una sombra. Puesto que en una típica región de sombra se identifican más de una semilla, no nos importa demasiado que no cumplan las premisas que se demandan, lo importante es no generar falsos positivos. Cuando en una región de sombra se sitúa más de una semilla, estas acaban formando una sola región debido al proceso de crecimiento de regiones empleado. Lo único que se podría objetar en este proceso es que tiene más requisitos computacionales que si sólo hubiera una semilla por cada región de sombra, aunque esto no es una cuestión crítica por lo que ha sido obviada en nuestra implementación.

Cada una de las semillas se toma como un prototipo que se caracteriza por la media de la distribución gaussiana  $N(c_3)$  de los valores  $c_3$  (ver figura 7). El proceso descrito a continuación descansa sobre esta información para el crecimiento de las semillas sobre las regiones de sombra.

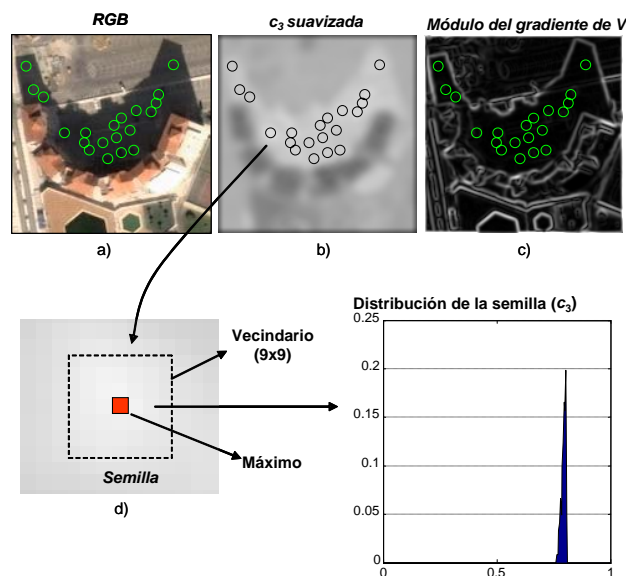


Figura 4: Semillas de sombra identificadas en la componente  $c_3$  suavizada (primera fila). (d) Semilla típica y

la distribución estimada de los píxeles contenidos en el interior del vecindario.

#### 4.2.2 Proceso de crecimiento

Este proceso se ejecuta recursivamente para todos los 8-vecinos de los píxeles situados en los límites de la región de sombra. Comenzando con la ventana semilla, un píxel es clasificado como sombra y añadido a la región si satisface las siguientes condiciones:

- No ha sido previamente añadido a otra región de sombra.
- Tiene que estar por debajo de cierta distancia de Mahalanobis  $d_0$  de la media  $\hat{c}_3$  de la región, es decir, su valor  $c_3$  sigue la distribución gaussiana  $N(c_3)$ :

$$\frac{|c_3 - \hat{c}_3|}{\sigma} < d_0 \quad (2)$$

donde  $\sigma$  es la desviación estándar de la región.

- Satisface la condición 2 de la sección anterior impuesta para los píxeles semilla.
- La magnitud del gradiente de  $V$  está por debajo de un determinado umbral  $T_E = 0.25$ .

Si el píxel se incorpora la región entonces se actualiza la distribución gaussiana, es decir, se recalculan  $\hat{c}_3$  y  $\sigma$ . El proceso termina cuando ninguno de los píxeles vecinos se añade a la región.

La figura 8 ilustra el proceso de crecimiento en una dimensión. Se muestran distintas líneas de barrido: el módulo del gradiente de la imagen  $V$ , y las componentes  $c_3$  y  $B$ . Se pueden observar tres ventanas-semilla detectadas y los límites de las sombras (indicados por líneas verticales) donde el proceso de crecimiento de regiones termina debido a la gran magnitud del gradiente.

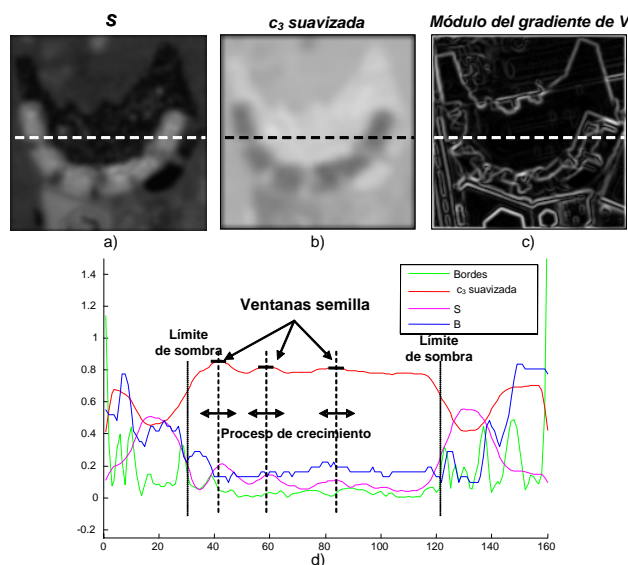


Figura 5: La selección de semillas y las fases de crecimiento se presentan en una línea de barrido horizontal de las imágenes: (a) la componente  $S$ , (b) la componente  $c_3$  suavizada y (c) el módulo del gradiente de  $V$ . (d) Todas las líneas de barrido trazadas conjuntamente.

#### 4.3 FASE DE RELLENADO DE HUECOS

Después de la fase de crecimiento de regiones aparecen pequeños huecos que se deben a la naturaleza ruidosa de la imagen  $c_3$ . En esta fase aplicamos un par de operaciones morfológicas habituales sobre la imagen binaria de sombras que consisten en una dilatación con un filtro  $2 \times 2$  seguida de una erosión también  $2 \times 2$  [10]. Esto rellena huecos de hasta 2 píxeles de anchura.

### 5 RESULTADOS EXPERIMENTALES

El método propuesto ha sido probado en una gran variedad de imágenes Quickbird adquiridas bajo diferentes condiciones de iluminación (diversas estaciones meteorológicas y diferentes ángulos de elevación del Sol) y sobre áreas urbanas y rurales.

Para mostrar los resultados hemos seleccionado dos porciones de imágenes de la ciudad de Málaga (España): una que cubre un área residencial con edificios y zonas boscosas (figura 9.a), que es de particular interés para comprobar el comportamiento del método en áreas con muchas texturas y con sombras pequeñas e irregulares; y la otra es una típica área urbana (figura 10.a) con edificios altos y una variedad de formas, colores y zonas oscuras que nos permite ilustrar la eficacia del método en presencia de saturaciones y zonas oscuras.

Las figuras 9.b y 10.b muestran las sombras detectadas en las imágenes anteriores para el conjunto de umbrales mencionados en la sección 4. En referencia a estas figuras nos gustaría llamar la atención del lector sobre los siguientes puntos de interés:

- En la figura 9.b, aunque algunas de las sombras pequeñas no han sido detectadas, el método funciona bastante bien dada la dificultad que tiene incluso para un operador humano la distinción entre copas de árboles y sombras. Hemos comprobado que la mayoría de las sombras no detectadas lo fueron por no haberse colocado ninguna semilla en ellas. Esto podría ser corregido de alguna manera pero siempre a costa de aumentar los falsos positivos. Hay que tener en cuenta que con los umbrales seleccionados prácticamente no aparecen falsos positivos en la imagen.
- En la figura 10.b se muestra menos cantidad de regiones de sombra de mayor tamaño que en la

imagen anterior, las cuales están muy bien delimitadas. Las sombras en esta imagen no son fácilmente detectables debido a que se proyectan sobre superficies con mucha textura (ver el edificio de la zona inferior izquierda) y también porque algunos elementos podrían ser erróneamente clasificados como sombras, tal como puede ocurrir por ejemplo en los hexágonos oscuros, el lado saturado de los edificios, etc.

Para cuantificar la efectividad del método hemos comparado dos de las imágenes de sombras detectadas con aquellas manualmente identificadas por un operador (quien ha trazado el contorno con el ratón). Comparando estas imágenes con las correctas hemos calculado los índices de éxitos y fallos que se muestran en la tabla 1.

Tabla 1: El porcentaje de falsos positivos, verdaderos negativos y verdaderos positivos de las dos imágenes de tamaño 2076 x 1024 píxeles de donde fueron extraídas las porciones de los ejemplos aquí mostrados.

	Figura 6.b	Figura 7.b
<b>Falsos positivos</b>	4%	1%
<b>Verdaderos negativos</b>	23%	7%
<b>Verdaderos positivos</b>	77%	93%

## 6 CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este artículo hemos presentado un procedimiento para la detección automática de sombras en imágenes de satélite de muy alta resolución. El método propuesto se ha basado en otros trabajos del campo de la visión por computador que fueron desarrollados y aplicados para imágenes de naturaleza muy distinta. En particular, hemos explotado la sensibilidad de los píxeles de sombras a una de las componentes ( $c_3$ ) de un espacio de color denominado  $c_1c_2c_3$ . Para superar las limitaciones que la banda  $c_3$  presenta hemos desarrollado un procedimiento de crecimiento de regiones que tiene también en cuenta algunas componentes de otros espacios de color ( $S$ ,  $V$  y  $B$ ).

Aunque nuestro método necesita de la selección manual de ciertos umbrales, esta operación no tiene que ser muy precisa para la obtención de resultados satisfactorios, aunque esto es algo que queremos evitar en futuros trabajos. Experimentalmente hemos verificado el éxito y efectividad del método para una gran variedad de imágenes en distintas condiciones. Aun así la tasa de verdaderos negativos (sombras reales no detectadas) es todavía alta para algunas aplicaciones como la detección de cambios urbanos.

Como futuro trabajo nos gustaría explotar las áreas de sombra tanto para restaurar la información radiométrica como para inferir información 3D (por ejemplo, la altura de los edificios).

### Agradecimientos

Las imágenes QuickBird de DigitalGlobe utilizadas en este estudio han sido distribuidas por Eurimage, SpA. ([www.eurimage.com](http://www.eurimage.com)) y proporcionadas por DECASAT Ingeniería S.L., Málaga, España. ([www.decasat.com](http://www.decasat.com)).

### Referencias

- [1] Etemadnia, H. y Reza-Alsharif, M. (2003). Automatic image shadow identification using LPF in homomorphic processing system. *Proc. VII Digital Image Computing: Techniques and Applications*, pp. 429-438, Sydney.
- [2] Ford, A. y Roberts, A. (1998). Colour space conversions. *Technical report*, Westminster University, London.
- [3] Funke-Lea, G. y Bajscy, R. (1995). Combining colour and geometry for the active, visual recognition of shadows. *IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 203-209.
- [4] Gevers, T. y Smeulders, A.W.M. (1999). Colour-based object recognition, *Pattern Recognition*, 32, pp. 453-464.
- [5] Irvin B. y McKeown J.R. (1989). Methods for exploiting the relationship between buildings and their shadows in aerial imagery. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 19(6), pp. 1564-1575.
- [6] Jiang, C. y Ward, M.O. (1994). Shadow segmentation and classification in a constrained environment. *CVGIP: Image Understanding*, 59(2), pp. 213-225.
- [7] Koller, D., Daniilidis, K., y Nagel, H. (1993). Model-based object tracking in monocular image sequences of road traffic scenes. *International Journal of Computer Vision*, 10(3), pp. 257-281.
- [8] Massalabi, A., He, D.C., Bénié, G.B. y Beaudry, É. (2004). Restitution of information under shadow in remote sensing high space resolution images: Application to IKONOS data of Sherbrooke city. *Proc. XX ISPRS Congress*, Istanbul.
- [9] Salvador, E., Cavallaro, A. y Ebrahimi, T. (2001). Shadow identification and classification using invariant colour models. *IEEE International Conference on Acoustic, Speech, and Signal Processing*, 3, pp. 1545-1548, Salt Lake City, Utah.

[10] Sonka, M., Hlavac, V., y Boyle, R. (1996). *Image Processing, Analysis and Machine Vision*, International Thomson Computer Press, London.

*Technical Report CS-95-105*, Colorado State University, USA.

[11] Stevens, M.R., Pyeatt, L.D., Houlton, D.J. y Goss, M. (1995). Locating shadows in aerial photographs using imprecise elevation data. *Computer Science*



Figura 6: Imagen QuickBird de una área residencial que contiene pequeñas edificaciones y zonas boscosas. El número de semillas de sombras identificadas en la imagen es de 189.

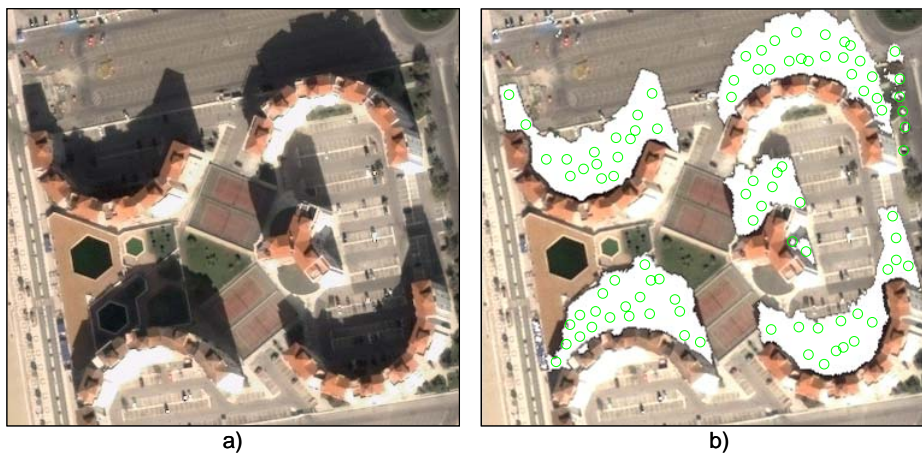


Figura 7: Imagen QuickBird de un área urbana que contiene sombras proyectadas, zonas de saturación y zonas oscuras sobre áreas con mucha textura. El número de semillas de sombra identificadas en esta imagen es de 92.