

# Análisis en bloques de imagen para la estimación de orientaciones múltiples usando aperturas direccionales y B-splines

Álvar Ginés Legaz Aparicio, M<sup>a</sup> Consuelo Bastida Jumilla, Rosa M<sup>a</sup> Menchón Lara ,  
Rafael Verdú Monedero, Juan Morales Sánchez

Grupo de Teoría y Tratamiento de Señal, Dpto. de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones  
Antiguo Cuartel de Antigones. Plaza del Hospital, N<sup>o</sup> 1, 30202 Cartagena (Murcia)

E-mail: alvarlegaz@gmail.com, consuelo.bastida@upct.es, rmml@alu.upct.es, rafael.verdu@upct.es,  
juan.morales@upct.es

**Resumen.** La estimación local de la orientación puede ser crucial en el procesado de imágenes. Este artículo presenta un enfoque multiescala para estimar las orientaciones locales múltiples. Para estimar correctamente la llamada, firma direccional para diferentes escalas, se realizan aperturas direccionales multiescala con elementos estructurantes de longitud variable. Posteriormente se aplica una detección de los múltiples picos de la firma direccional para realizar una interpolación por medio de B-splines y así extraer las direcciones principales. Los resultados experimentales muestran una detección precisa de las orientaciones locales en múltiples texturas de imágenes a diferentes escalas, junto con la estimación adecuada de las orientaciones locales en presencia de curvas.

## 1. Introducción

La estimación de la orientación local de los elementos en una imagen resulta de gran utilidad en el procesado de imagen y en tareas de visión artificial. La información de la orientación puede emplearse para el análisis de texturas [1], estimación de movimiento o un filtrado variante en el espacio.

La mayoría de las técnicas de estimación de la orientación local se basan en el análisis del gradiente espacial [2]. Recientemente, se han empleado  $k$ -medoides para detectar orientaciones locales múltiples en el dominio frecuencial [3]. Por otro lado, la morfología matemática ha demostrado excelentes resultados para estimación de la orientación, tanto local como global [4]. En concreto, el concepto de campo de orientaciones morfológicas, introducido por [5], determina una firma direccional para cada píxel mediante el cálculo de una serie de aperturas direccionales con un elemento estructurante (EE) lineal. Así pues, la orientación de un píxel se define como la que, de entre todas las aperturas, produce el mayor valor en la firma direccional del píxel. Sin embargo, la propuesta original [5] no incluye el caso de orientaciones múltiples. Cabe pensar que, localmente, en imágenes reales, un píxel puede estar asociado a más de una orientación. Es el caso de cruces, esquinas e intersecciones conocidas en este ámbito como intersecciones en X, L e Y, respectivamente. Para determinar todas las orientaciones significativas, el presente trabajo analiza la firma direccional empleando detección de picos múltiple sobre las curvas de la firma interpoladas con B-splines. Además, mediante el uso de distintas longitudes en las aperturas direccionales, la transición a una aproximación multiescala del problema resulta sencilla.

Este artículo propone una aproximación multiescala de la estimación de orientaciones locales múltiples.

El primer paso consistirá en aplicar aperturas morfológicas orientadas para obtener la firma direccional de la imagen en tres escalas distintas. En segundo lugar, se empleará una interpolación cúbica con B-splines para detectar los picos (p.e. las orientaciones) de la salida del procesado morfológico. En la sección 2 se modela y analiza el problema de las múltiples orientaciones locales desde el punto de vista de la morfología matemática. El método propuesto se describe en la sección 3, mientras que en la sección 4 se muestran los resultados obtenidos para imágenes reales y sintéticas. Por último se recogen las conclusiones en la sección 5.

## 2. Modelado de la orientación con morfología matemática

Sea  $f(\mathbf{x}): E \rightarrow \mathbb{R}$  una imagen en escala de grises, donde el espacio soporte es  $f(\mathbf{x}): E \rightarrow \mathbb{Z}^2$  y  $(x,y)$  son las coordenadas del píxel  $\mathbf{x}$ . La apertura direccional de una imagen  $f$  con un elemento estructurante (EE) lineal (simétrico) de longitud  $l$  y orientación  $\theta$  se define como la erosión de  $f$  con  $L^{\theta,l}$  seguida de la dilatación con el mismo EE, p.e.

$$\gamma_{L^{\theta,l}}(f)(\mathbf{x}) = \delta_{L^{\theta,l}} [\varepsilon_{L^{\theta,l}}(f)](\mathbf{x}) \quad (1)$$

Con la apertura se eliminan las estructuras lineales que no puedan contener a  $L^{\theta,l}$ .

Consideraremos que la información relativa a la orientación de la imagen  $f$  se extrae de la intensidad de su gradiente:

$$g(f)(\mathbf{x}) = \|\nabla f(\mathbf{x})\| = \sqrt{\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\right)^2} \quad (2)$$

El modelo de estimación de la orientación propuesto se basa en una descomposición del gradiente de la imagen en familias de aperturas lineales, cada una

con EE de distinta longitud. Sea  $\{\gamma L^{\theta,i,l_j}\}$  una familia de aperturas lineales de longitud  $l_j$  de acuerdo a una discretización particular del espacio de orientaciones  $\{\theta\}_{\text{dir}}$ . En morfología matemática, esta familia de aperturas parametrizada se denomina granulometría [6]. La granulometría se aplica a la imagen de gradiente  $g(\mathbf{x})$ , p.e. para cada orientación se obtiene una imagen de la apertura de la intensidad del gradiente. Además, puesto que la apertura presenta las propiedades de idempotencia y antiextensividad [6], la acumulación de los supremos de las aperturas proporciona una aproximación de  $g(\mathbf{x})$  a una escala  $l_j$ , denotada  $a_{l_j}^{\ominus}(g)(\mathbf{x})$ . La imagen acumulada incluye las estructuras lineales de  $g(\mathbf{x})$  cuya longitud es mayor que  $l_j$ . Por tanto, el residuo entre  $g(\mathbf{x})$  y  $a_{l_j}^{\ominus}(g)(\mathbf{x})$  proporciona las estructuras de la imagen de longitud inferior a  $l_j$ . Aplicando a esta imagen residuo una segunda granulometría de longitud  $l_k$ , tal que  $l_k < l_j$ , se extraen las estructuras lineales de la imagen de longitud mayor o igual a  $l_k$  y menores que  $l_j$ . De hecho, al iterar esta descomposición en aperturas lineales, se obtiene una descripción multiescala de la información direccional de la imagen. Así, si tomamos tres escalas (longitudes)  $j = 1, 2, 3$ , tales que  $l_j > l_{j+1}$ , la imagen de orientaciones  $g(\mathbf{x})$  puede modelarse con la descomposición morfológica siguiente:

$$g(\mathbf{x}) \approx \sum_{j=1}^3 a_{l_j}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) \quad (3)$$

donde

$$a_{l_j}^{\ominus} = \bigvee_{i \in I_j} L^{\theta,i,l_j} \gamma(r_{l_{j-1}}^{\ominus})(g)(\mathbf{x}) \quad (4)$$

Notar que, como se analizará a continuación, el espacio discreto de orientaciones  $I_j$  depende de la correspondiente longitud  $l_j$ . El error  $r_{l_j}^{\ominus}(g)(\mathbf{x})$  al aproximar la orientación puede calcularse como

$$r_{l_1}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) = r_{l_0}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) - a_{l_1}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) \quad (5)$$

$$r_{l_2}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) = r_{l_1}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) - a_{l_2}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) \quad (6)$$

$$r_{l_3}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) = r_{l_2}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) - a_{l_3}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) \quad (7)$$

siendo  $r_{l_0}^{\ominus}(g)(\mathbf{x})$  la intensidad del gradiente original  $g(\mathbf{x})$ . De donde se puede deducir que

$$g(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^3 a_{l_j}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) + r_{l_3}^{\ominus}(g)(\mathbf{x}) \quad (8)$$

### 3. El método propuesto

Inicialmente, se selecciona un bloque  $N \times N$  centrado en el píxel  $\mathbf{x}_p$ , denotado  $W_N(\mathbf{x}_p)$  y se calcula el valor absoluto de su gradiente. A continuación, se seleccionan las longitudes de los EEs. La longitud del EE en cada etapa fija la escala (el tamaño de los objetos cuya orientación vamos a estimar) y la resolución angular. Tal y como se describe en [7], con un EE de longitud  $l$ , la resolución angular será de  $\Delta\theta = 90/(l-1)$  grados. Los ángulos que podremos detectar a esa escala son  $\theta_i = i \cdot \Delta\theta$ ,  $i \in [0, 2(l-1) - 1]$ . Como se comentó en el modelo de la sección anterior, se adopta una estrategia de pasar de mayor a

menor resolución. El primer EE es el más largo, lo que permite más resolución angular (p.e., más direcciones). En las etapas siguientes se emplean EEs de menor longitud, lo que ofrece menos direcciones de búsqueda pero permite incluir detalles más pequeños en la imagen.

En la primera etapa, con una resolución angular mayor, se usa el EE de más largo para realizar aperturas morfológicas orientadas linealmente sobre el módulo del gradiente. En etapas posteriores, se toma el residuo del gradiente inicial menos el supremo de la acumulación de todas las aperturas de etapas anteriores para determinar la orientación del bloque.

Así pues, para el bloque centrado en el píxel  $\mathbf{x}_p$ , la salida de cada etapa  $j$  es una señal  $S_{\mathbf{x}_p;l_j}(i)$  conteniendo, para cada ángulo discreto  $\theta_i$ , la suma de los píxeles en la ventana  $W_N(\mathbf{x}_p)$  de la apertura de la imagen con  $L^{\theta,i,l_j}$ . Posteriormente, para obtener una función de densidad de probabilidad de las estructuras lineales de la imagen con respecto a su orientación y longitud, se normaliza el valor de la señal dividiéndolo por la suma de los valores de los píxeles en la imagen en la etapa actual antes de realizar la apertura.

Una vez calculadas las firmas direccionales en todas las escalas, estimamos las orientaciones significativas a partir de  $S_{\mathbf{x}_p;l_j}(i)$  encontrando los picos locales de estas señales. Los picos se determinan interpolando la señal con B-splines cúbicas  $b_3(\alpha)$  [8], resultando entonces  $S_{\mathbf{x}_p;l_j}(\alpha)$  una señal continua y diferenciable y  $\alpha$  una variable continua denotando el ángulo. Los picos se encontraran en los ángulos  $\alpha_p$  cuya primera derivada se anula y que presentan la segunda derivada negativa.

Finalmente, solo se tendrán en consideración aquellos ángulos  $\alpha_p$  cuyo valor de pico es mayor que un cierto umbral. Este umbral es del 50% del valor de pico máximo en la primera etapa y del 25% en las siguientes.

### 4. Resultados

En la Fig. 1 se muestra la imagen empleada con los bloques considerados en este trabajo para ilustrar la estimación de múltiples orientaciones locales mediante nuestra propuesta multiescala morfológica. La imagen es real (de un edificio). Los bloques considerados son ventanas cuadradas  $W_N$  con  $N = 32$  píxeles y las longitudes del EE son  $l_1 = 31$ ,  $l_2 = 15$  y  $l_3 = 7$  píxeles.

La Fig. 2 muestra resultados intermedios para los bloques considerados. En ella, la primera fila (Fig. 2a-2c) contiene el residuo  $r_{l_j}(g)(\mathbf{x})$  para cada etapa, que es la imagen sobre la que se aplican las aperturas orientadas. En la primera etapa, el residuo  $r_{l_0}(g)(\mathbf{x})$  es directamente el valor absoluto del gradiente del bloque considerado. En posteriores etapas, el residuo  $r_{l_j}(g)(\mathbf{x})$ , para  $j = \{1, 2\}$ , es la diferencia entre el residuo anterior y la acumulación de supremos de las aperturas orientadas en etapas anteriores.



La acumulación de todas las aperturas orientadas para cada escala  $a_j(g)(x)$  se muestra en la segunda fila (Fig. 2d-2f).

En la Fig. 2g se representan las firmas normalizadas  $s_{p;l_j}(i)$  para las tres escalas (donde el eje  $x$  se corresponde con el ángulo  $\theta_i$  en grados), usando las aperturas un EE de longitud  $l_1 = 31$  (línea continua),  $l_2 = 15$  (línea de puntos) y  $l_3 = 7$  (línea discontinua).

Dado que una menor longitud del EE permite menos orientaciones, las correspondientes gráficas presentan menos puntos. Estas gráficas se sobremuestran empleando una interpolación con B-splines cúbicas y, posteriormente, solo se tienen en cuenta los picos que superan el umbral. Recordar que el umbral es el 50% del máximo en la primera etapa y el 25% para la segunda y tercera etapas.

Finalmente, en la Fig. 2h se muestran los bloques procesados y unas líneas sobreimpresas que representan las múltiples orientaciones locales.

### 5. Conclusiones

Este trabajo presenta un método multiescala para estimar orientaciones múltiples en bloques de imágenes. Se realiza un análisis de la firma direccional, la cual se obtiene mediante aperturas morfológicas con elementos estructurantes orientados y, posteriormente, se detectan los picos en la firma mediante interpolación con B-splines cúbicas para encontrar los ángulos en los que las firmas direccionales son máximas. Los resultados muestran la habilidad y la alta precisión del algoritmo propuesto para estimar las diversas orientaciones presentes en estas imágenes de textura.

Los autores están trabajando actualmente en el uso de esta información de orientaciones múltiples para implementar filtros variantes en el espacio. En esta línea de investigación, los *kernels* de los filtros (lineales o no) varían en el espacio, adaptando su forma y orientación de acuerdo a las orientaciones de los datos contenidos en la imagen.

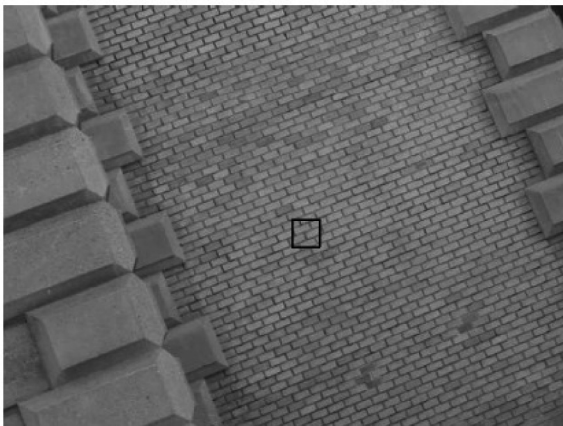


Fig. 1. Imágenes de ejemplo: 640x480 píxeles. El cuadro representa el bloque de 32x32 píxeles analizado.

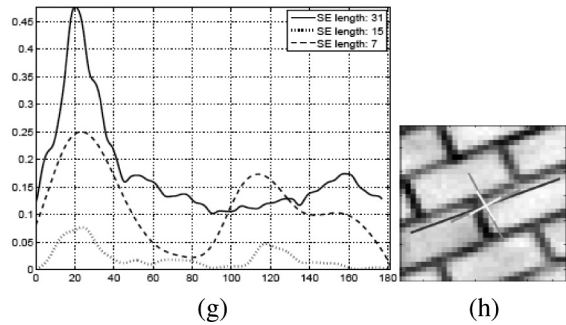
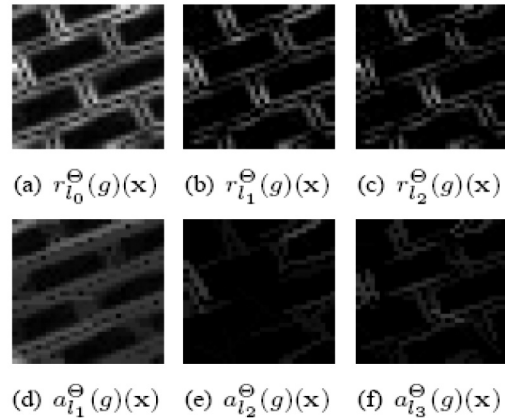


Fig. 2. Bloque de la imagen.

### Referencias

- [1] Bigün, J., Granlund, G. & Wiklund, J. (1991) Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 13, 8, 775–790.
- [2] Mühlich, M. & Aach, T. (2009) Analysis of multiple orientations. *IEEE Trans. Image Processing*, 18, 7, 1424–1437.
- [3] Kuang, Z., Pan, G. & Wong, K. (2010) Local multiple orientations estimation using k-medoids. *Proc. of IEEE Int. Conf. on Image Processing*, 1, 109–112.
- [4] Jeulin, D. & Kurdy, M. (1992) Directional mathematical morphology for oriented image restoration and segmentation. *Acta Stereologica*, 11, 545–550.
- [5] Soille, P. & Talbot, H. (2001) Directional morphological filtering. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23, 11, 1313–1329.
- [6] Soille, P. (1999) *Morphological Image Analysis*, Springer-Verlag.
- [7] Verdú-Monedero, R. & Angulo, J. (2008) Spatially-variant directional mathematical morphology operators based on a diffused average squared gradient field. *Lecture Notes in Computer Science: Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 5259, 542–553.
- [8] Thévenaz, P., Blu, T. & Unser, M. (2000) Interpolation revisited. *IEEE Trans. Medical Imaging*, 19, 7, 739–758.