

Tema 12. Extracción de características. Caracterización de textura en imágenes

Índice

Esquema

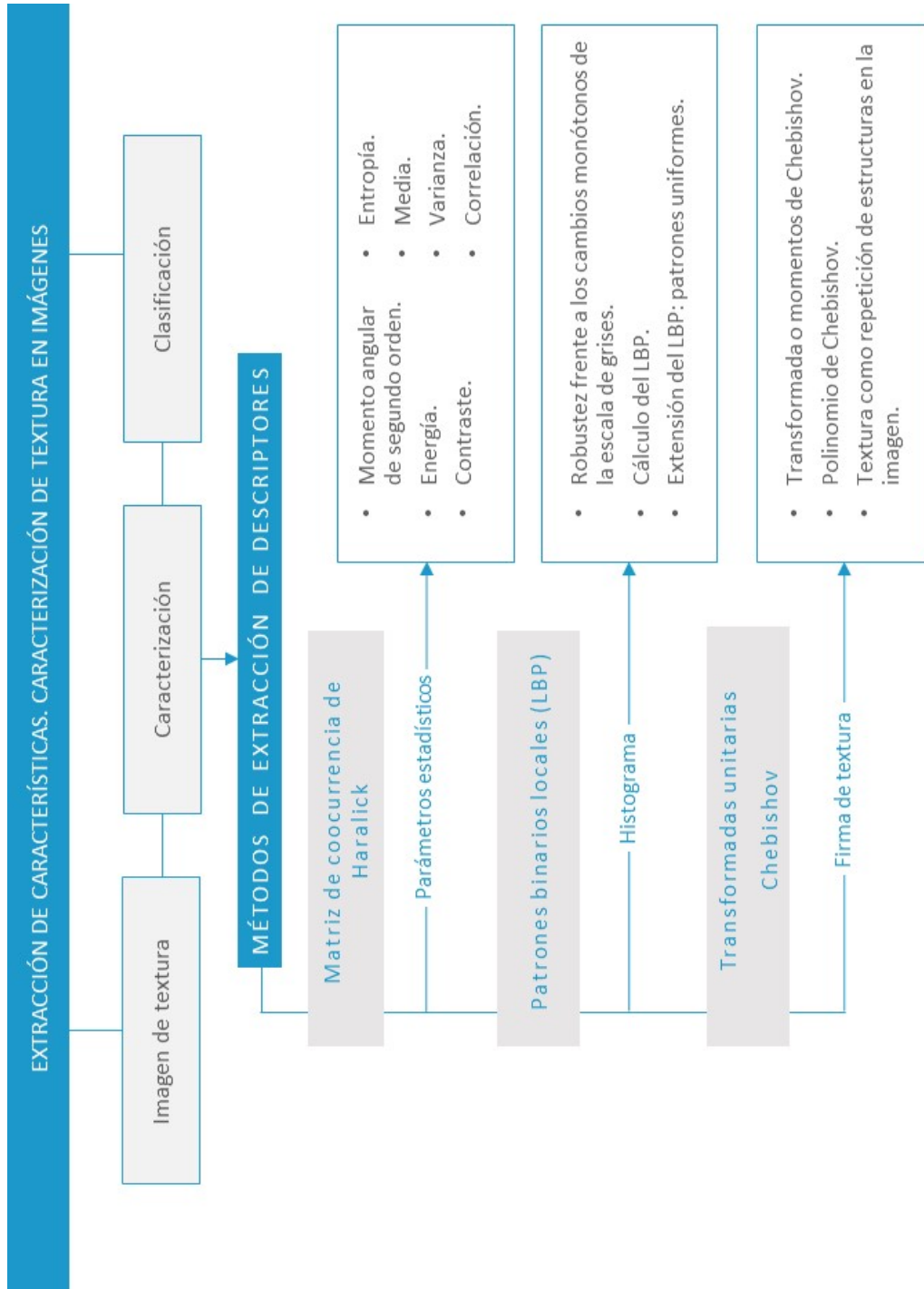
Ideas clave

- 12.1. ¿Cómo estudiar este tema?
- 12.2. Matriz de coocurrencia de Haralick
- 12.3. Patrones binarios locales
- 12.4. Caracterización basada en transformadas unitarias
- 12.5. Referencias bibliográficas

A fondo

- Transformada de Chebyshev
- Análisis de texturas

Test



12.1. ¿Cómo estudiar este tema?

Para estudiar este tema deberás leer con atención las ideas clave que se desarrollan a continuación.

La textura ha sido objeto de estudio durante las últimas décadas para la comunidad científica inmersa en el procesamiento de imágenes. Sin embargo, no hay consenso sobre su definición. A partir de las definiciones proporcionadas por diferentes investigadores podemos decir que:

La textura es una propiedad relacionada con la aspereza de una superficie y se caracteriza por la variación de la intensidad de píxeles en el dominio espacial.

La textura puede encontrarse en imágenes de diferente naturaleza, por ejemplo: un tejido biológico específico (tejido muscular o nervioso), un área de terreno, la superficie de un objeto o la piel de una persona o animal. Por tanto, la caracterización de la textura en una imagen es necesaria en diferentes escenarios reales. Específicamente, la textura juega un papel relevante en tareas como el diagnóstico médico, la teledetección o la identificación biométrica.

En este tema, se aborda la caracterización de la textura para su **identificación automática**. En algunos problemas, el desafío consiste en identificar automáticamente a qué tipo de textura pertenece la imagen de entrada. Por ejemplo, considérese un escenario de diagnóstico médico en el que ha de indicarse si la muestra de tejido corresponde a una zona dañada o, por el contrario, a una zona sana.

Así, tomemos la figura 1, donde se recogen diferentes ejemplos de textura. En la parte superior se aprecian tres texturas diferentes y en la parte inferior reúne también diferentes tipos de textura. Esta imagen refleja aquellos problemas de **segmentación** en los que se trata de delimitar diferentes zonas de la imagen de forma automática. En este caso, puede pensarse en una instantánea de un paisaje en la que se pretende distinguir áreas como el cielo, el terreno y la pared de una casa.

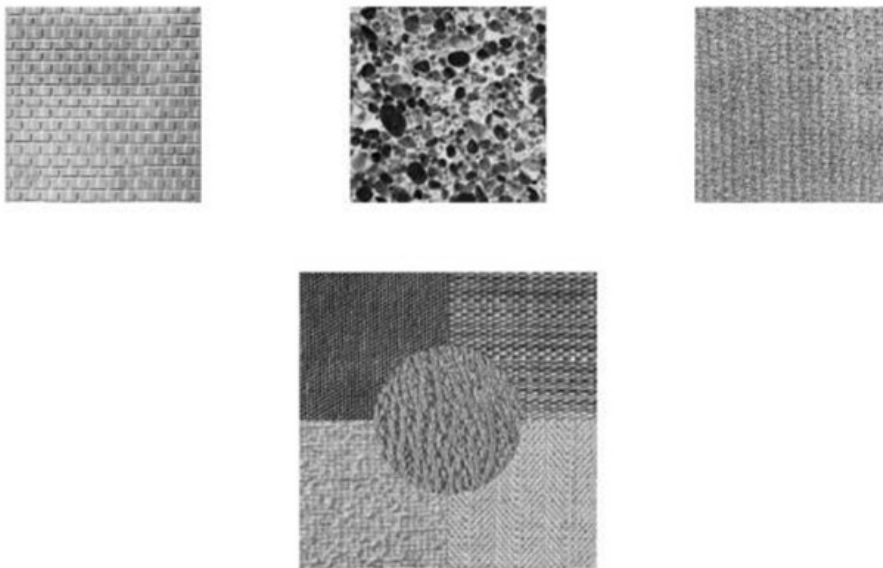


Figura 1. Ejemplo de tres texturas diferentes correspondientes a un muro de ladrillo, un suelo empedrado y un tejido textil. Fuente: Adaptado de <http://www.ux.uis.no/~tranden/brodatz.html>

A fin de identificar una textura, el primer paso es la extracción de descriptores que permitan diferenciarla de otras. Existen diferentes métodos que pueden ser empleados para la caracterización. En este tema se describirán tres de ellos:

- ▶ La matriz de coocurrencia de Haralick.
- ▶ Los patrones binarios locales.
- ▶ La caracterización basada en el análisis de la imagen en un dominio transformado.

El siguiente esquema recoge, de forma breve, los conceptos desarrollados a lo largo de este tema.

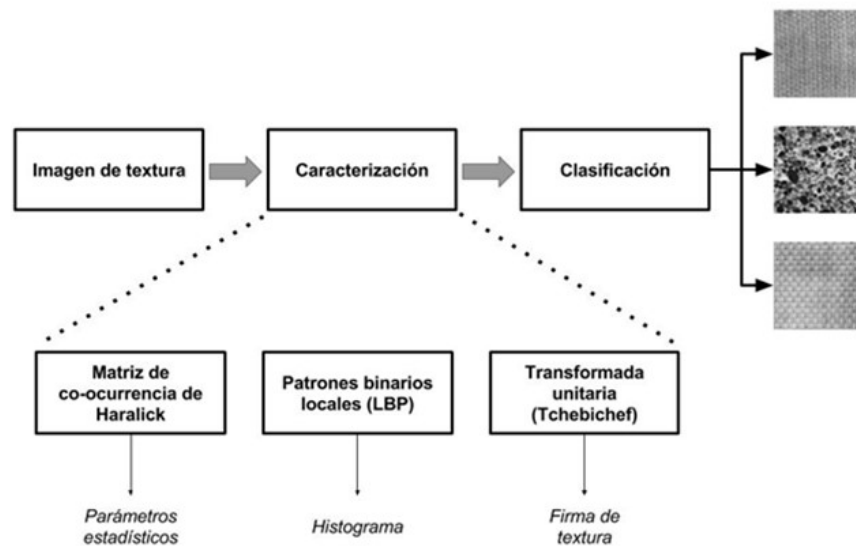


Figura 2. Principales herramientas para la caracterización de la textura en una imagen.

12.2. Matriz de coocurrencia de Haralick

La textura está caracterizada por la relación espacial entre las intensidades correspondientes a sus píxeles. La matriz de coocurrencia refleja estas relaciones, obteniéndose para una dirección determinada entre píxeles vecinos: 0° , 45° , 90° y 135° . A partir de la matriz coocurrencia es posible obtener un gran número de descriptores estadísticos que facilitan una descripción precisa de la textura.

Esta matriz es cuadrada y de dimensión N_g , donde N_g es el número de niveles utilizados para la cuantificación de los valores de intensidad (gris) en la imagen. El elemento $[i, j]$ de la matriz se genera contando el número de veces que un píxel con valor de intensidad i es adyacente a un píxel con valor j . Finalmente, se divide la matriz completa por el número total de las comparaciones realizadas. En otras palabras, cada elemento de la matriz puede interpretarse como la probabilidad de que un píxel con valor i se encuentre adyacente a un píxel de valor j .

La identificación de píxeles adyacentes depende de la dirección considerada. Así, dado que los píxeles de una imagen son cuadrados, pueden considerarse los cuatro ángulos indicados anteriormente para el cálculo de la matriz.

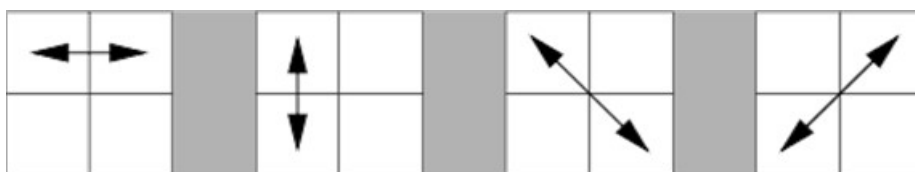


Figura 3. Cuatro direcciones posibles para la identificación de píxeles adyacentes en una imagen y el cómputo de la matriz de coocurrencia de Haralick. Fuente:

http://murphylab.web.cmu.edu/publications/boland/boland_node26.html

Comúnmente, se emplea $N_g = 8$ y se calculan las cuatro matrices posibles (una por cada ángulo diferente). La figura 4 muestra la estructura de la matriz resultante.

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} p(1,1) & p(1,2) & \cdots & p(1, N_g) \\ p(2,1) & p(2,2) & \cdots & p(2, N_g) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p(N_g, 1) & p(N_g, 2) & \cdots & p(N_g, N_g) \end{bmatrix}$$

Figura 4. Matriz de coocurrencia de Haralick con N_g niveles y para una dirección determinada. Fuente:

http://murphy-lab.web.cmu.edu/publications/boland/boland_node26.html

A partir de estas matrices, se calculan características como las que se describen a continuación:

Momento angular de segundo orden

$$\sum_i \sum_j p^2(i,j)$$

Energía

$$\overline{\sum_i \sum_j p^2(i,j)}$$

Contraste

$$\sum_i \sum_j (i-j)^2 p(i,j)$$

Entropía

$$-\sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))$$

Media

$$\mu_x = \sum_i \sum_j i p(i,j), \mu_y = \sum_i \sum_j j p(i,j)$$

Varianza

$$\sigma_x = \sqrt{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)^2 p(i, j)}, \sigma_y = \sqrt{\sum_i \sum_j (j - \mu_y)^2 p(i, j)}$$

Correlación

$$\sum_i \sum_j p(i, j) (i - \mu_x) (j - \mu_y) / (\sigma_x \sigma_y)$$

12.3. Patrones binarios locales

El operador de patrones binarios locales o LBP, del inglés *local binary patterns*, permite obtener una transformación píxel a píxel de la imagen original. El valor transformado de un píxel se obtiene a partir de la comparación de su valor de intensidad con los píxeles vecinos. Dada la capacidad de este operador para caracterizar la textura y su simplicidad computacional, los LBP se han convertido en una técnica muy común en diversas aplicaciones dentro del procesado de imagen.

Quizás la propiedad más importante del operador de LBP en aplicaciones del mundo real es su **robustez frente a los cambios monótonos** de la escala de grises causados, por ejemplo, por las variaciones de iluminación (ruido). Como se mencionaba previamente, otra propiedad interesante de los LBP es su facilidad de cálculo, lo que hace de este operador una herramienta muy útil para el análisis de imágenes en entornos donde el tiempo real es crítico.

El operador LBP se basa en la idea de que las texturas superficiales bidimensionales pueden describirse mediante dos **medidas complementarias**:

- ▶ Patrones espaciales locales.
- ▶ Contraste de escala de grises.

El operador original de LBP, propuesto por Ojala (1996), se obtiene de la siguiente forma para cada píxel de la imagen:

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) 2^p, s = 1 \text{ si } x > 0, s = 0 \text{ si } x < 0$$

Donde:

- ▶ g_c hace referencia a la intensidad del píxel para el que se está calculando la transformación.
- ▶ Los píxeles g píxeles vecinos para el radio R considerado.

Para aquellos puntos de la vecindad que no coincidan exactamente con la posición de un píxel de la imagen, se obtiene una estimación de la intensidad en ese punto mediante la interpolación a partir de los píxeles más próximos. La notación (P,R) se usa para identificar las características de la vecindad considerada, lo que significa P puntos de muestreo en un círculo de radio de R .

Por tanto, el procedimiento para el **cálculo del LBP** conlleva:

- ▶ Tomar la muestra de píxeles vecinos.
- ▶ Calcular la diferencia del píxel central con estos.
- ▶ Aplicar el umbral 0 sobre esta diferencia.
- ▶ Posteriormente, se transforma la cadena binaria obtenida en el número decimal correspondiente.

En la siguiente imagen se muestra un ejemplo del cálculo del operador LBP.

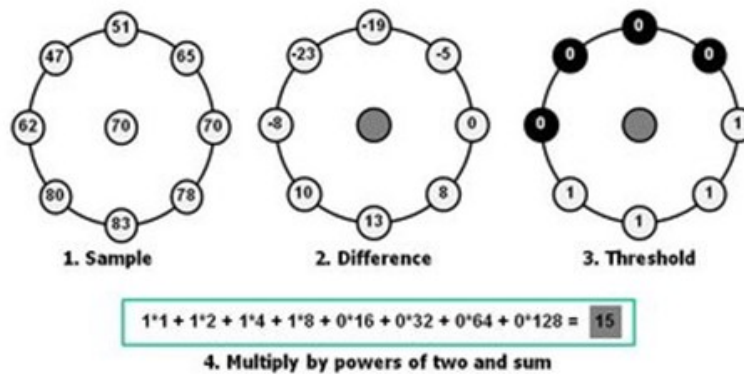


Figura 5. Etapas involucradas en el cálculo del operador LBP. Fuente:

http://www.scholarpedia.org/article/Local_Binary_Patterns

Como resultado, cada píxel de la imagen es asignado con una de las 2^P posibles etiquetas. Comúnmente, el radio R es tal que $P = 8$. El histograma de estas $2^8 = 256$ etiquetas diferentes se puede usar como un **descriptor de textura**.

Dado el elevado número de contenedores del histograma resultante, el resultado de la transformación tenderá a generar histogramas con un número significativo de 0, pues muchas de las 2^P etiquetas posibles no habrán sido asignadas a ningún píxel. Además, el resultado de la transformación variará si la imagen original es rotada un determinado ángulo. A fin de superar estas limitaciones, se propuso una **extensión del operador LBP** original basada en la definición de los llamados patrones uniformes. Estos permiten reducir la longitud del vector de características e implementar un descriptor invariante de rotación simple.

Esta extensión se inspiró en el hecho de que algunos patrones binarios aparecen con mayor frecuencia en imágenes de textura que otros.

Un patrón binario local se denomina **uniforme** si su cadena de bits contiene como máximo dos transiciones de 0 a 1 o viceversa. Por ejemplo:

- ▶ Los patrones 00000000 (0 transiciones), 00001110 (2 transiciones) y 11110011 (2 transiciones) son uniformes.
- ▶ Mientras que los patrones 00110110 (4 transiciones) y 10101101 (6 transiciones) no lo son.

En la extensión propuesta del operador se utiliza una única **etiqueta** para todos aquellos píxeles que den lugar a un patrón no uniforme. En el caso de los patrones uniformes, se emplea una etiqueta diferente para cada patrón resultante. Hay $P + 1$ patrones uniformes diferentes. Por tanto, el número total de etiquetas para el cómputo del histograma empleado en la caracterización de la textura será de $P + 2$. Por ejemplo, cuando se usa el vecindario (8, 1), hay un total de 256 patrones, 58 de los cuales son uniformes, lo que da como resultado 59 etiquetas diferentes.

Ojala detectó en sus experimentos con imágenes de textura que los patrones uniformes representan casi el 90 % de todos los patrones cuando se usa el vecindario (8,1), y alrededor del 70 % en el vecindario (16, 2). Cada etiqueta o código LBP se puede considerar como una microestructura de textura (*microtexton*) en una imagen en la que esta estructura se repite varias veces. Las primitivas locales codificadas por estas etiquetas se corresponden con elementos específicos de la imagen como diferentes tipos de bordes curvos, manchas, zonas planas, etc.

El operador de LBP invariante de rotación original, designado como LBPriu2, se obtiene rotando circularmente cada patrón de bits al valor mínimo. Por ejemplo, las secuencias de bits 1000011, 1110000 y 0011100 surgen de diferentes rotaciones del mismo patrón local y todas corresponden a la secuencia 0000111 una vez normalizadas.

La siguiente imagen (figura 6) muestra los diferentes patrones uniformes que podemos encontrar cuando el operador LBP se calcula con $R=1$ y $P=8$.

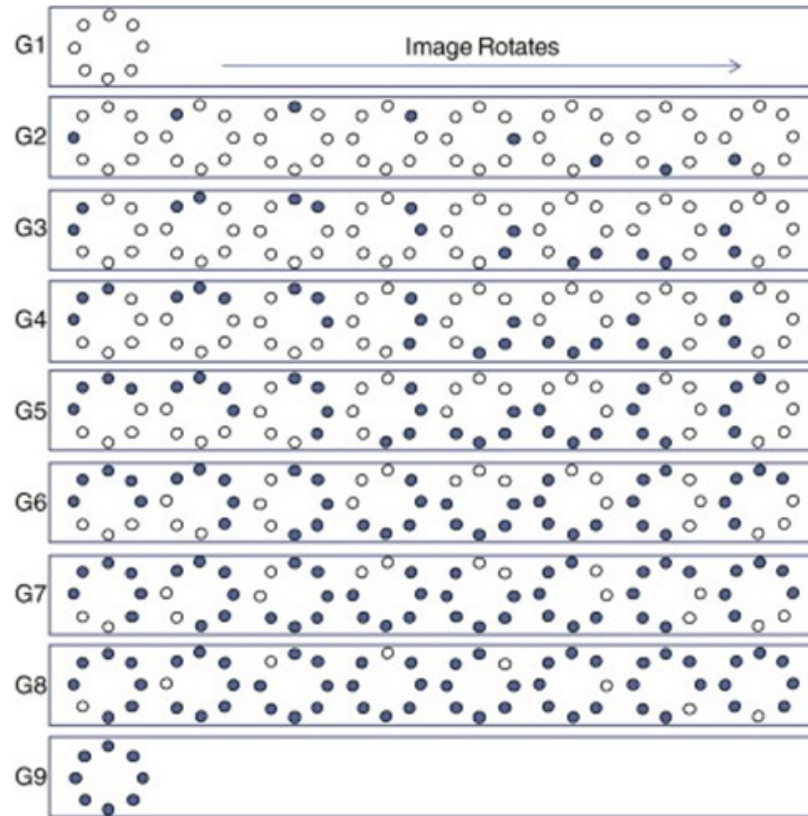


Figura 6. Patrones uniformes observables para $R=1$ y $P=8$. Fuente: Qi et al., 2015.

12.4. Caracterización basada en transformadas unitarias

Las transformadas unitarias permiten la representación de la imagen, considerada una señal $f(x,y)$ definida en el espacio R^2 , en un espacio transformado. Para ello, se computa la proyección de la señal sobre funciones unitarias (ortonormales), que suponen una base para el espacio de funciones del dominio transformado. Comúnmente, estas funciones base son de tipo sinusoidal, característica que las hace una herramienta útil para capturar las propiedades de textura en una imagen.

El motivo de este hecho es que la textura, como se ha dejado intuir previamente, se caracteriza por la **repetición de ciertas estructuras en la imagen**. Por tanto, una función compuesta por un tren de pulsos o sinusoides, al calcularse la proyección de la imagen sobre esta, lleva a cabo el muestreo de la superficie definida por la función $f(x,y)$, que es la imagen. Este muestreo captura las repeticiones inherentes a la presencia de una textura.

Existen diferentes tipos de transformadas, es decir, de funciones unitarias que son base de un espacio de funciones (espacio transformado). La transformada de Fourier o la transformada del coseno son algunos ejemplos. En este apartado dedicado a la caracterización de la textura, se expone el uso de la transformada de Chebichov para este propósito.

Los coeficientes de la transformada de Chebichov son conocidos como **momentos de Chebichov**. Fueron definidos por Mukundan (2001) con el objetivo de suprimir las limitaciones encontradas en los momentos de Zernike y Legendre.

El cálculo de la **transformada o momentos de Chebichov** T_{pq} se lleva a cabo mediante la proyección de la imagen o señal original $f(x,y)$ sobre el polinomio de Chebichov $T_{pq}(x,y)$:

$$T_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} t_{pq}(x,y) f(x,y)$$

El **polinomio de Chebyshev** $t_{pq}(x,y)$ puede expresarse como el producto de los polinomios unidimensionales $t_p(x)$ y $t_q(y)$. Por tanto, la expresión de T_{pq} descrita previamente es equivalente a la siguiente:

$$T_{pq} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} t_p(x) t_q(y) f(x,y)$$

Donde: $t_n(x)$ es el polinomio de Chebyshev de grado n en una dimensión.

La siguiente figura muestra la forma de estas funciones.

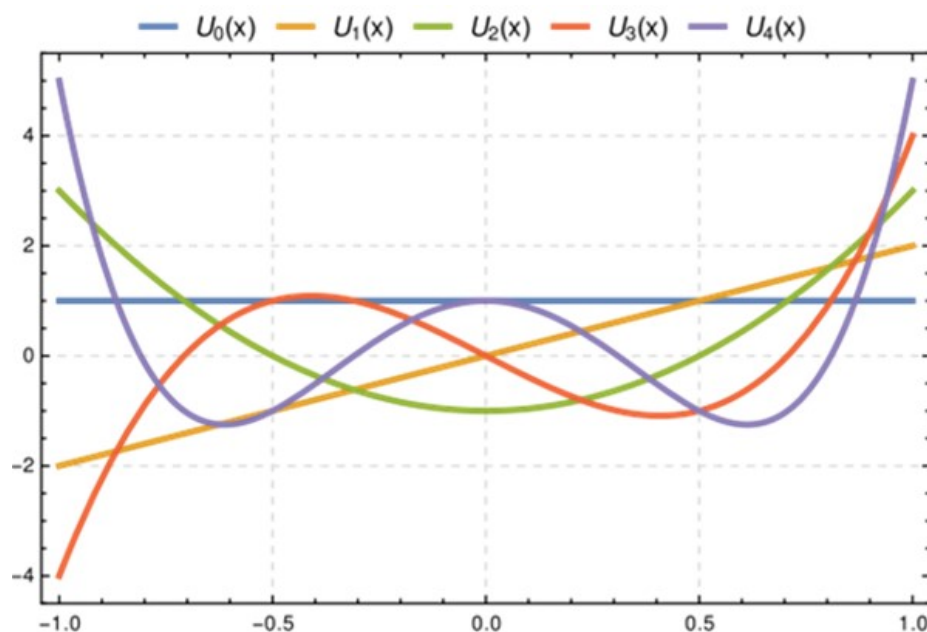


Figura 7. Perfil de los cinco primeros polinomios de Chebyshev. Fuente:

https://en.wikipedia.org/wiki/Chebyshev_polynomials

Como puede observarse, las funciones base tienen un perfil sinusoidal en una dimensión. En dos dimensiones, este perfil se prolonga a lo largo de ambos ejes, tal y como se representa en la siguiente figura. El efecto resultante es el de un tren de pulsos en x e y que muestrea la superficie de la función $f(x,y)$.

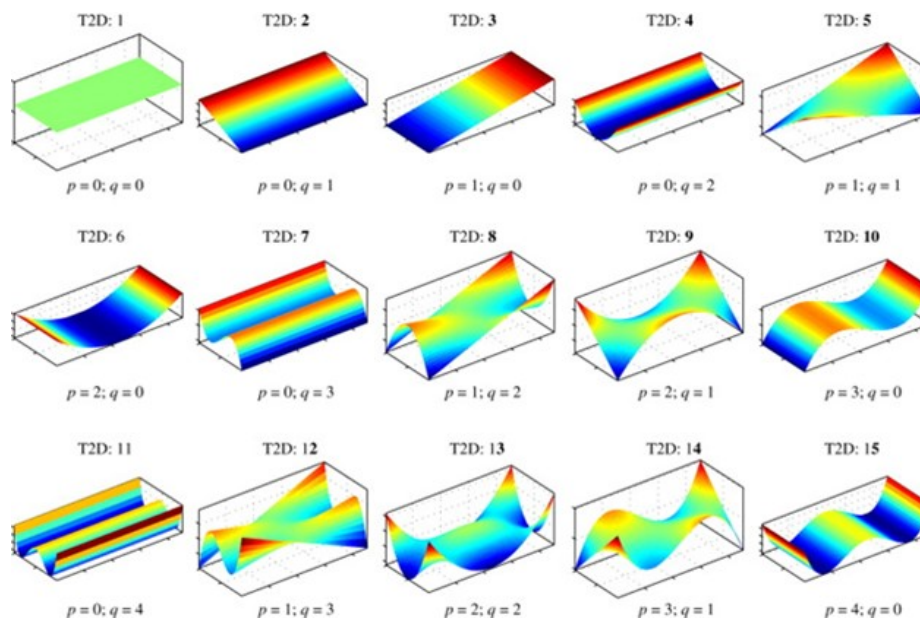


Figura 8. Polinomios de Chebyshev en dos dimensiones. Fuente: Wang et al., 2011.

Como se demuestra en el trabajo de Marcos y Cristóbal (2013), existe una relación entre el orden del polinomio $s = p + q$ y sus componentes frecuenciales. Así, órdenes mayores están asociados con mayores frecuencias de muestreo: un momento T_n de mayor magnitud que otro momento T_m , con $n > m$, refleja que la imagen original contiene estructuras que se repiten con mayor frecuencia. Si una textura está compuesta, por tanto, por elementos representativos de menor tamaño que se repiten más frecuentemente a lo largo de la imagen, dará lugar a momentos de orden alto de mayor magnitud.

A partir de esta observación, se propuso caracterizar la textura mediante la suma de las magnitudes de los momentos de un mismo orden.

Se obtiene como resultado una curva $M(s)$, función del orden s , tal y como se representa en la siguiente figura.

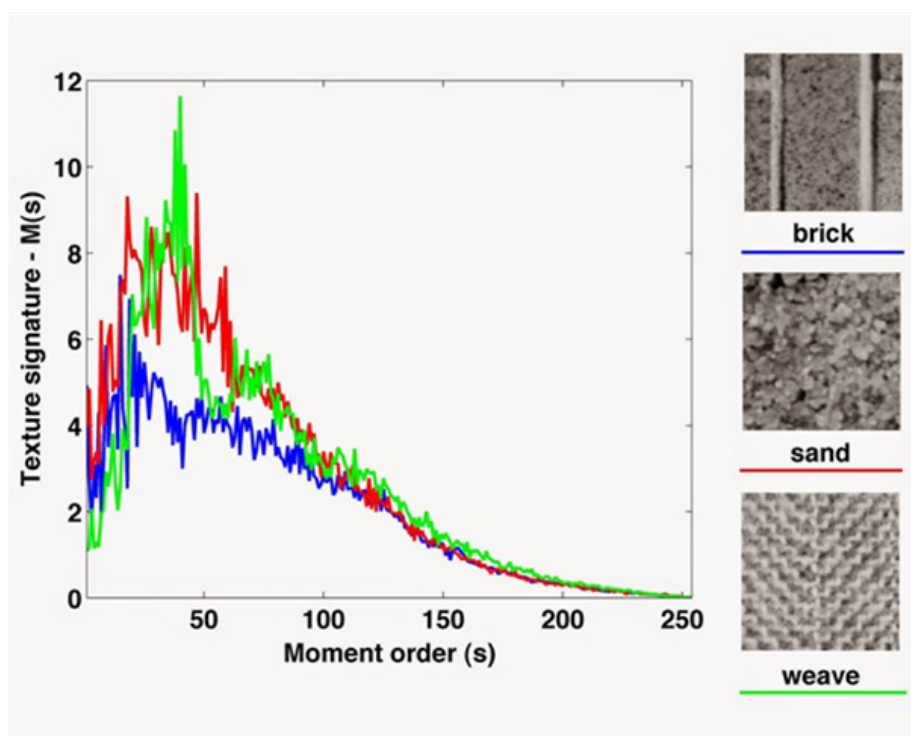


Figura 9. Firmas de textura para tres imágenes diferentes derivadas de los momentos Chebichov de la imagen original. Fuente: <http://eximuginis.blogspot.com.es/2014/05/a-novel-method-for-image-texture.html>

Esta curva o firma de textura refleja la repetición de estructuras similares en la imagen con la frecuencia representada por el orden s . Así, la textura que muestra un muro de ladrillo se caracteriza por una curva con un pico en valores menores de s que las texturas de arena y tejido. En estas últimas, las estructuras que caracterizan a la textura son de menor tamaño y, por tanto, se encuentran en mayor número para una misma superficie de imagen considerada. Como resultado, las firmas de textura a las que dan lugar se concentran en valores mayores de s .

Puede observarse que el efecto de este operador es similar al de un banco de filtros paso banda centrados en diferentes frecuencias.

12.5. Referencias bibliográficas

Marcos, J. V. y Cristóbal, G. (2013). Texture classification using discrete Tchebichef moments. *Journal of the Optical Society of America A*, 30(8), 1580-1591.

Mukundan, R., Ong, S. H. y Lee, P. A. (2001). Image analysis by Chebyshev moments. *IEEE Trans. Image Process.* 10, 1357–1364.

Qi, X., Shen, L., Zhao, G., Li, Q. y Pietikäinen, M. (2015). Globally rotation invariant multi-scale co-occurrence local binary pattern. *Image and Vision Computing*, 43, 16-26.

Soh, L. K. y Tsatsoulis, C. (1999). Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 780–795.

Wang, W. et al. (2011). Finite element model updating from full-field vibration measurement using digital image correlation. *Journal of Sound and Vibration*, 330(8), 1599-1620.

Zhang, J. y Tieniu T. (2002). Brief review of invariant texture analysis methods. *Pattern recognition*, 35(3), 735-747.

Transformada de Chebishov

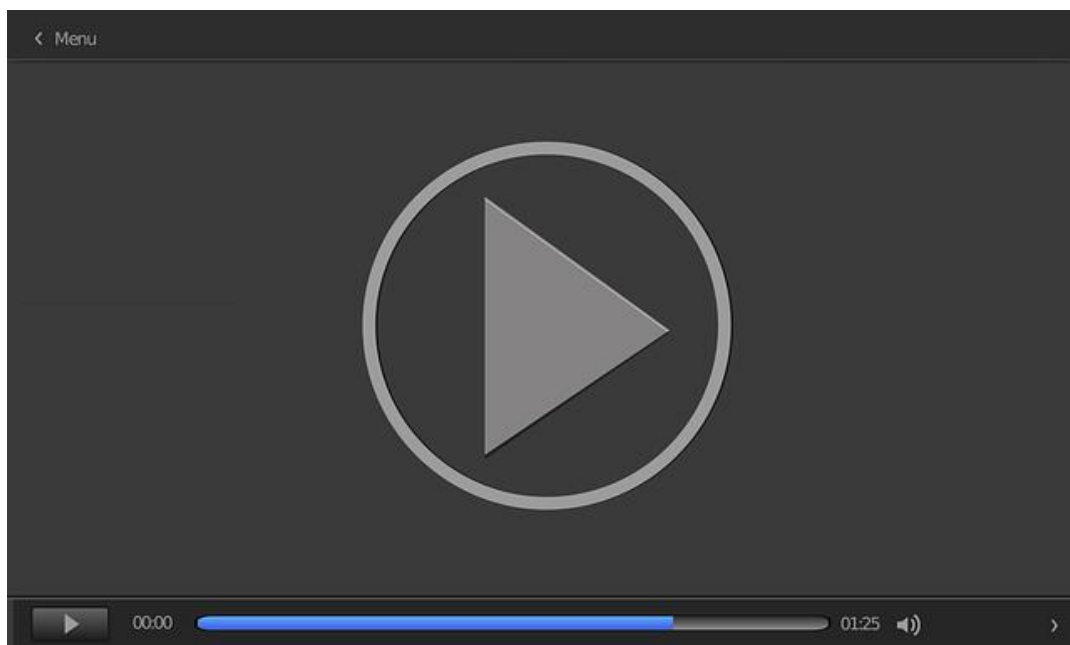
Marcos, J. V. (26 de mayo de 2014). Signature extraction through discrete Tchebichef moments [Blog post]. *ExImaginis: All about image processing and related topics*. <http://eximagnis.blogspot.com/2014/05/a-novel-method-for-image-texture.html>

Entrada en la que se describe la utilización de la transformada de Chebishov para la caracterización de la textura.

Análisis de texturas

UC Davis. (2011, agosto 18). *Texture Analysis* [Vídeo]. YouTube. <https://www.youtube.com/watch?v=LQBKli-Xtbc>

Vídeo que trata de argumentar por qué es útil el análisis y la caracterización de las texturas en una imagen.



Accede al vídeo:

<https://www.youtube.com/embed/LQBKli-Xtbc>

1. ¿Cómo se define la propiedad de textura en una imagen?
 - A. Zona de la imagen con una intensidad diferente del resto.
 - B. No existe una definición acotada de textura.
 - C. Área de color más claro.
 - D. Ninguna de las anteriores es correcta.

2. Cuando se emplea la matriz de coocurrencia de Haralick para caracterizar una región de textura:
 - A. Suelen emplearse ocho niveles de cuantificación para los píxeles y de la imagen y se tiende a calcular las dos matrices diferentes, una para la dirección 0° y otra para la dirección 135° en la comparación de píxeles adyacentes.
 - B. Suelen emplearse doce niveles de cuantificación para los píxeles y de la imagen y se tiende a calcular las cuatro matrices diferentes, una por cada dirección posible en la comparación de píxeles adyacentes.
 - C. Suelen emplearse ocho niveles de cuantificación para los píxeles y de la imagen y se tiende a calcular las cuatro matrices diferentes, una por cada dirección posible en la comparación de píxeles adyacentes.
 - D. Suelen emplearse ocho niveles de cuantificación para los píxeles y de la imagen y se tiende a calcular las dos matrices diferentes, una para la dirección 0° y otra para la dirección 45° en la comparación de píxeles adyacentes.

3. ¿Cuál es la interpretación del elemento

(i, j) de la matriz de Haralick?

- A. Probabilidad de que un píxel con valor i se encuentre adyacente a un píxel de valor j , según la dirección y distancias empleadas en el cálculo de la matriz.
- B. Probabilidad de que un píxel con valor i se encuentre a una distancia inferior a un píxel de valor j en la dirección definido en el cálculo de la matriz.
- C. Probabilidad de que la diferencia entre píxeles de valor i y j , de acuerdo a la distancia y dirección empleadas en el cálculo de la matriz, sea observada en la imagen original.
- D. Número de veces que encontramos un píxel de valor i junto a un píxel de valor j .

4. ¿Cómo se emplea en etapas posteriores de clasificación la matriz de Haralick obtenida para una textura?

- A. Los coeficientes de la matriz se utilizan directamente como descriptores.
- B. Se derivan diferentes estadísticos de esta matriz como descriptores de la misma.
- C. La diagonal de la matriz se emplea como conjunto de descriptores.
- D. La suma de todos los elementos de la matriz se emplea como descriptor de la misma.

5. ¿Qué son los parámetros P y R en el cálculo del operador LBP para un píxel de la imagen?
 - A. P es el número de píxeles vecinos y R la capacidad invariante a rotación.
 - B. P es la distancia del píxel a sus vecinos para una vecindad definida por R.
 - C. P es el número de píxeles vecinos considerados en un radio R.
 - D. P es la distancia del píxel a sus vecinos y R la longitud de la cadena de bits generada.

6. ¿El operador LBP original es invariante a rotación?
 - A. No.
 - B. El operador basado en patrones uniformes solo lo es.
 - C. La definición de un orden en la cadena de bits obtenida hace impide esta invarianza.
 - D. Todas las respuestas son correctas.

7. ¿Cómo se obtiene el operador de LBP invariante a rotación, basado en patrones uniformes y designado como LBPriu2 a partir del patrón LBP original?
 - A. Aplicando el operador OR al patrón binario original y su negado.
 - B. Rotando circularmente el patrón de bits original de forma que se obtenga el valor mínimo.
 - C. Rotando circularmente el patrón de bits original de forma que se obtenga el valor máximo.
 - D. Rotando P/2 posiciones el patrón de bits original.

8. ¿Qué propiedad de las transformadas unitarias las hace eficientes para capturar las propiedades de una textura?

- A. El conjunto de funciones base son ortonormales.
- B. Se definen en un espacio de las mismas dimensiones que la señal original.
- C. Las funciones base son de tipo sinusoidal por lo que, al proyectar sobre ellas la imagen original, se lleva a cabo el muestreo de esta.
- D. Todas las afirmaciones anteriores son incorrectas.

9. ¿Cuál de las siguientes afirmaciones es correcta?

- A. La textura de una imagen se refleja en las componentes frecuenciales más altas de esta.
- B. La textura de una imagen se refleja en las componentes frecuenciales más bajas de ésta.
- C. La relación entre la energía de los coeficientes de orden alto de la transformada de Tchebichef de una imagen y la energía capturada por los coeficientes de orden bajo refleja el contenido de textura de dicha imagen.
- D. Existe una relación entre el orden de un polinomio de Tchebichef y sus componentes frecuenciales y dicha relación puede explotarse para la caracterización de la textura.

10. ¿Cómo se computa la firma de textura que permite caracterizar esta propiedad de una imagen a partir de su transformada de Tchebichef?

A. Es el valor máximo de los coeficientes de Tchebichef de orden s , dando lugar a una función de

s .

B. Es la suma del módulo de todos los coeficientes de Tchebichef de orden s , dando lugar a una función de s .

C. Es la potencia capturada por los coeficientes de la transformada de Tchebichef de orden igual o inferior a

$s/2$.

D. Es la potencia capturada por los coeficientes de la transformada de Tchebichef de orden igual o superior a

$s/2$.