
Procesamiento Digital de textura: Técnicas utilizadas en aplicaciones actuales de CBIR

Nora La Serna Palomino, Walter Contreras, María Elena Ruiz

Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Facultad de Ingeniería de Sistemas e Informática

nlasernap@unmsm.edu.pe, wcontreras@unmsm.edu.pe, mruiz@unmsm.edu.pe

RESUMEN

El trabajo desarrollado es una revisión bibliográfica de los principales métodos y técnicas de la característica visual de textura para procesamiento digital de imágenes, concretamente en Sistemas de recuperación de imágenes basados en contenido (CBIR). En este trabajo además se presentan tres aplicaciones CBIR en los que se pone énfasis a las características y técnicas de textura usados. En CBIR una imagen es representada por una colección de características visuales que describe el contenido de la imagen. Las características primitivas o de bajo nivel, es la información visual del color, textura o forma. Textura se puede ver como la repetición de un patrón espacial básico, cuya estructura puede ser periódica, o parcialmente periódica (aleatoria). Además, la textura de una superficie hace referencia a la distribución de valores de intensidad a nivel espacial y por sus propiedades se evalúan en: fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, etc. No existe una clasificación estándar de los métodos y técnicas para análisis de textura, en esta revisión presentamos aquella que más destaca: a) Métodos estructurales o sintácticos, y b) Métodos estadísticos. Las aplicaciones de textura en recuperación de imágenes son de dominios específicos, como análisis de imágenes médicas, reconocimiento remoto como imágenes aéreas, o en inspección industrial.

Palabras clave: Procesamiento digital de imágenes, Recuperación de imágenes basados en contenido (CBIR), características visuales de textura, métodos y técnicas de extracción de textura.

ABSTRACT

The work that is presented in this article is an overview of the main methods and techniques of visual texture feature for digital image processing, particularly in image retrieval systems based on content (CBIR). This paper also presents three CBIR applications in which the emphasis is on texture features and their techniques used. In CBIR an image is represented by a collection of visual features that describe the content of the image. The primitive features or low-level visual information is color, texture or shape. Texture can be seen as the repetition of a basic spatial pattern, the structure can be periodic or partially periodic. In addition, the texture of a surface refers to the distribution of intensity values in spatial and their properties are evaluated in: fineness, roughness, smoothness, granulation, randomness, etc. There is no standard classification of the methods and techniques for texture analysis, in this review we show that most stands out: a) structural and syntactic methods, and b) Statistical methods. Applications of texture in image retrieval are specific domains such as medical image analysis, remote recognition as aerial images, or industrial inspection.

Key words: Image Processing Digital, Content-Based Image Retrieval (CBIR), Texture visual features, Texture methods and techniques extraction.

1. INTRODUCCIÓN

Una imagen puede ser definida como una función bi-dimensional de intensidad de luz $f(x, y)$, donde x e y representan las coordenadas espaciales y el valor de f en un punto cualquiera (x, y) es proporcional al brillo (o nivel de gris) de la imagen en ese punto. Una imagen digital es una imagen $f(x, y)$ que se ha discretizado tanto en las coordenadas espaciales como en el brillo; y puede considerarse como una matriz cuyos índices de fila y de columna identifican un punto de la imagen y el valor del correspondiente elemento de la matriz indica el nivel de gris en ese punto. Los elementos de una distribución digital de este tipo se denominan elementos de la imagen o más comúnmente pixels, abreviatura de su denominación inglesa "picture elements" [1].

En los Sistemas de recuperación de imágenes basados en contenido (CBIR), una imagen es representada por una colección de características visuales que describe el contenido de la imagen. Se consideran dos procesos para la representación de imágenes, a) La extracción de características y b) La construcción de descriptores visuales para almacenamiento y recuperación [4].

En el primer caso, consiste en extraer características con alguna información cuantitativa de interés o que sean fundamentales para diferenciar una clase de objetos de otra. Las características primitivas o de bajo nivel, es la información visual por ejemplo del color, textura o forma. Estas se presentan como de bajo nivel en contraste con las características de alto nivel que definen conceptos como montaña, cielo, células, José, etc. Asimismo, se distinguen dos métodos de extracción de características: global si se realiza sobre la imagen entera y local si se aplica a un grupo pequeño de píxeles de la imagen. En el segundo caso, un descriptor de una imagen es una forma de representar a una imagen por sus características, con fines de almacenamiento y recuperación, en donde usualmente el descriptor es una formulación matemática. La formulación del descriptor se realiza tanto para características locales como globales.

No hay una definición estándar de textura, en [5] se presenta una definición bastante figurativa, y se define la textura como la repetición de un patrón espacial básico, cuya estructura puede ser periódica, o parcialmente periódica (aleatoria). Además, la textura de una superficie hace referencia a la distribución de valores de intensidad a nivel espacial y por sus propiedades es fácil de evaluarla en: fineza, rugosidad, suavidad, granulación,

aleatoriedad, etc. Al no existir una definición estándar de textura, no existe una clasificación estándar de los métodos para análisis de textura, en esta revisión presentamos aquella que más destaca: a) Métodos estructurales o sintácticos, y b) Métodos estadísticos.

En los métodos estadísticos, en [5] se distinguen los de primer y segundo orden. Los estadísticos de primer orden involucran píxeles simples, por ejemplo en un histograma normalizado de los niveles de gris de una imagen, se pueden considerar datos como la media, varianza, suavidad, sesgo, curtosis, correlación, energía o entropía para caracterizar una textura. Los estadísticos de segundo orden consideran propiedades de pares de píxeles, por ejemplo métodos de matrices de coocurrencia los cuales consideran características como energía, entropía, contraste, homogeneidad, y correlación.

La estructura del presente artículo es la siguiente: En la sección 2 se presenta la definición de textura y se dedica a los tipos de extracción de características: local y global; En la sección 3 se describen las técnicas para análisis de textura; en la sección 4 se presentan tres aplicaciones CBIR, en donde se utilizan características de textura; y finalmente, en 5 se presentan las conclusiones del trabajo desarrollado.

2. CARACTERÍSTICA DE TEXTURA

2.1 Definición

No hay una definición estándar de textura, en [5] se presenta una definición bastante figurativa, se define la textura como la repetición de un patrón espacial básico, cuya estructura puede ser periódica, o parcialmente periódica (aleatoria). Adicionalmente, para caracterizar la textura de una superficie de una imagen, se toma en cuenta la distribución de valores de intensidad del color a nivel espacial, permitiendo evaluar propiedades como: fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, etc.

En una textura formada por la repetición periódica de un patrón, la repetición es regular o estructurada, como por ejemplo dibujos en una tela y una pared de ladrillos, que se presentan en los ejemplos a) y b) de la figura 1. En el caso de parcialmente periódica, el patrón se presenta de manera irregular o aleatoria, como por ejemplo tejidos de intestinos humanos, como los ejemplos c) y d) de la figura.



Figura 1. Ejemplos a), b), c) y d) de textura.

Otro aspecto destacable que caracterizan a una textura es su invarianza a los desplazamientos, debido a que siempre se repite cierto patrón a lo largo de una superficie, de esta manera la percepción visual es prácticamente independiente de la posición.

Las aplicaciones de textura en recuperación de imágenes son de dominios específicos, como análisis de imágenes médicas, reconocimiento remoto como imágenes aéreas, o en inspección industrial.

2.2. Extracción local y global de textura

Una característica permite capturar una propiedad visual de una imagen, las características primitivas y generalmente utilizadas en trabajos del procesamiento de imágenes son el color, textura y forma. A la vez, se distinguen dos maneras de extracción de características: global si se realiza sobre la imagen entera y local si se aplica a un grupo pequeño de pixels.

En extracción global, la imagen es dividida en objetos o componentes. Por lo tanto, las técnicas y métodos de extracción de características visuales de esta manera, descomponen la imagen. Por ejemplo, si se quiere hallar las características de textura de una imagen, en donde la repetición del patrón es regular, un método es utilizando histogramas del color, en este método los colores de la imagen son identificados, separados y para cada color se obtiene el número de píxeles. A esta distribución se le aplica estadísticos para hallar, los que serán las características de textura de toda la imagen: la media, varianza, etc. de las distribuciones del color.

La ventaja de la extracción global es su alta velocidad para ambos, extracción de característica y procesamiento de la imagen. Sin embargo, se ha comprobado que utilizar características globales es demasiado rígido para representar una imagen, debido a que son hipersensibles a la ubicación de un componente de la imagen y podrían fallar en identificar características visuales importantes.

Extracción de características locales, en este método, una imagen puede ser dividida en pequeños bloques, dividiéndose en imágenes cuadradas pequeñas. Por ejemplo bloques de 15×15 o de 17×17 píxeles, en

donde las características se obtienen individualmente para cada bloque. De esta manera, se podrían utilizar vectores para almacenar las características que se extraen para cada bloque o posición de pixel (i, j) de una vecindad de una imagen, $\{X_{ij}, 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n; m \times n$ es el tamaño de la imagen}. Un ejemplo de una característica puede ser, el promedio de los valores de color centrado alrededor de un bloque.

En la Figura 2 se muestra una vista de la división de una imagen, en bloques pequeños de imágenes [6].

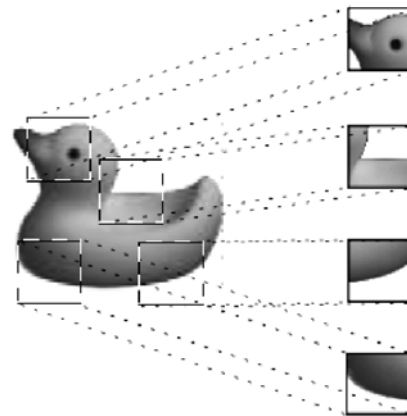


Figura 2. Procesamiento local de una imagen [6].

La extracción local es más robusto que la extracción global, la extracción y procesamiento de imágenes locales es mejor que imágenes globales, además que se tienen en cuenta la ubicación espacial de sus objetos o componentes. Aunque es necesario un paso adicional, el cual es sumarizar las subimágenes para recomponer la imagen total [4], [6].

3. TÉCNICAS PARA ANÁLISIS DE TEXTURA

Al existir una variedad de texturas, para su análisis no existe una única teoría, sino que en cada caso es preciso aplicar un método adecuado. No existe una clasificación estándar de los métodos para análisis de textura, en esta revisión presentamos aquellas que más destacan: a) Métodos estructurales o sintácticos, y b) Métodos estadísticos.

3.1 Métodos estructurales

En los métodos estructurales, consideran a la textura como una composición de elementos primitivos (características) bien definidos distribuidos con algún patrón de repetición. En la literatura estos métodos de análisis se conocen como descripción de textura sintáctica,

debido a que utilizan gramáticas que definen ciertas reglas de las primitivas. Algunos de estos métodos encontrados en [11] son: gramáticas de cadenas de formas, gramáticas de grafos y agrupamiento de primitivas en texturas jerárquicas.

Gramáticas de cadenas, son gramáticas simples que pueden ser usadas para descripción de textura. Generan textura empezando con un símbolo inicial, seguidos por la aplicación de reglas de transformación de formas. Mientras que las gramáticas de grafos construye un grafo plano de diseño de textura primitivo, para lo cual se deben conocer las clases primitivas y sus relaciones espaciales permitiendo construir una estructura de grafos de textura, para su solución se aplican métodos de reconocimiento de grafos. En el caso de agrupamiento de primitivas son ejecutados con primitivas de textura de bajo nivel que forman algún patrón específico el cual puede ser considerado como una primitiva en un nivel de descripción alto.

3.2 Métodos estadísticos

En los métodos estadísticos, en [5] se distinguen los de primer y segundo orden. Los estadísticos de primer orden involucran pixeles simples, por ejemplo en un histograma normalizado de los niveles de gris de una imagen, se pueden considerar datos como la media, varianza, suavidad, sesgo, curtosis, correlación, energía o entropía para caracterizar una textura. Los estadísticos de segundo orden consideran propiedades de pares de pixeles, por ejemplo métodos de matrices de coocurrencia los cuales consideran características como energía, entropía, contraste, homogeneidad, y correlación.

3.2.1. Medidas estadísticas de primer orden

Los estadísticos de primer orden involucran pixeles simples, y se definen sobre un histograma. El histograma es una herramienta asociada a la característica color de una imagen y es ampliamente utilizada en CBIR, permite obtener la distribución de los niveles de color, es decir, el número de pixeles de cada color que presenta una imagen. Aunque se pierde información espacial, puede ser útil para identificación de características u objetos visuales en una imagen. Es ampliamente utilizado tanto para rasgos globales como locales. Asimismo, para almacenamiento y recuperación se puede considerar como un vector de frecuencias de

dimensión k, en donde k es el número de colores que aparecen en una imagen, y cada elemento del vector es la frecuencia de aparición de un color, (f1, f2,...,fk) [2] [4] [6] [12].

Para caracterizar una textura, en un histograma normalizado de los niveles de gris de una imagen, se toma en cuenta la distribución de los valores de intensidad espacial de una imagen, de esta manera se pueden considerar datos como la media, varianza, suavidad, sesgo, curtosis, correlación, energía o entropía.

En la figura 3 se presentan las fórmulas matemáticas que definen algunos estadísticos de primer orden: la media de intensidad (m_1), la varianza (σ^2), el coeficiente de asimetría (γ_1) y el coeficiente de kurtosis (γ_2).

En la figura 4 se observan los histogramas para las imágenes a) y b) de textura que se presentan. Se observa que en el histograma de la imagen de a), cuya distribución del nivel de gris es más uniforme, presenta una menor proporción de distribución de niveles de gris cercanos a 0 (negro), y mayor proporción de distribución de niveles de gris cercanos a 255 (blanco), con respecto al histograma de la imagen b), cuya distribución de nivel de gris es más irregular y oscura. Las características extraídas desde el histograma de color para cada imagen son: media (μ), varianza (σ^2), coeficiente de asimetría (γ_1) y coeficiente de kurtosis (γ_2), cuyos valores se muestran para cada imagen respectivamente en la tabla 1.

- **Momento** de orden k:
$$m_k = E[i^k] = \sum_{i=0}^{255} i^k p(i)$$
- **nivel medio** de intensidad: $m_1 = E[i]$
- **Momento central** de orden k:
$$\mu_k = E[(i - m_1)^k] = \sum_{i=0}^{255} (i - m_1)^k p(i)$$
- **varianza** de la intensidad: $\mu_2 = \text{Var}[i] = \sigma^2$
- ancho del histograma
- **coeficientes de asimetría:** $\mu_3, \gamma_1 = \frac{\mu_3}{\mu_2^{3/2}} = \frac{\mu_3}{\sigma^3}$
- asimetría respecto de la media (skewness)
• = 0 - distribución simétrica, > 0 - desplazado a la izquierda, < 0 - desplazado a la derecha
- **coeficientes de kurtosis:** $\mu_4, \gamma_2 = \frac{\mu_4}{\mu_2^2} = \frac{\mu_4}{\sigma^4}$
- aplanamiento respecto a una distribución normal (sharpness)
• 3 - distribución normal, >3 - más alta/esbelta que la normal, <3 - más aplanado que la normal

Figura 3. Ejemplos de estadísticos de primer orden para caracterización de textura [5].

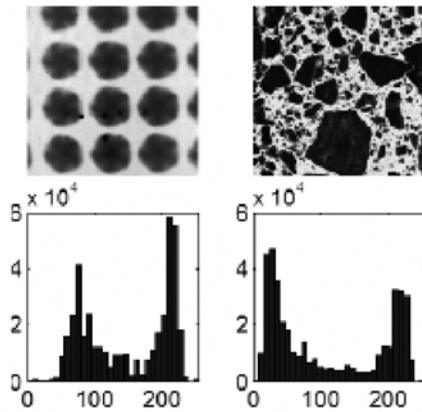


Figura 4. Imágenes a) y b) de textura, y sus correspondientes histogramas de color [15].

Estadístico	Imagen a)	Imagen b)
Media (μ),	149.7634	109.7747
Varianza (σ^2),	62.8990	81.9677
Coefficiente de asimetría (γ_1)	-0.1758	0.3229
Coefficiente de kurtosis (γ_2),	1.3737	1.3709

Tabla 1. Estadísticos de primer orden para las imágenes a) y b) de la figura 4 [15].

3.2.2 Medidas estadísticas de segundo orden

Los estadísticos de segundo orden consideran propiedades de pares de píxeles, por ejemplo métodos de matrices de coocurrencia, el cual es una distribución de pares de niveles de gris, es decir son histogramas de dos dimensiones. En la figura 5, se presentan las fórmulas matemáticas que definen algunos estadísticos de segundo orden para caracterizar textura en una imagen: la energía (ASM), la entropía (H_{xy}), el contraste (CON), y la homogeneidad (IDF). Asimismo, se explican el significado de los valores alto y bajo de cada característica.

Segundo Momento Angular (Angular Second Moment) – Energía	Contraste
$ASM = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} p(i, j)^2$	$CON = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (i - j)^2 p(i, j)$
cuanto más suave es la textura, mayor valor toma ASM (p.e. intensidad constante \Rightarrow ASM = 1, distribución unif. de parejas \Rightarrow ASM = p < 1)	cuanto mayor es el contraste de la imagen, mayor es el valor de CON al ponderar las diferencias $ i-j $ con $(i-j)^2$
Entropía	Momento Diferencial Inverso (Inverse Difference Moment) – Homogeneidad
$H_{xy} = - \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} p(i, j) \log_2 p(i, j)$	$IDF = \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$
H toma valores bajos cuanto más suave es la textura (menos aleatoría)	cuanto menor es el contraste, más alto es IDF debido a la ponderación inversa a través de $(i-j)^2$

Figura 5. Ejemplos de estadísticos de segundo orden para caracterización de textura [15].

En la tabla 2, se muestran los valores de los estadísticos de segundo orden obtenidos a partir de las imágenes a) y b) de la Figura 4, para caracterizar la textura de las imágenes. Los estadísticos de segundo orden son: energía (ASM), entropía (H_{xy}), contraste (CON), y homogeneidad (IDF). Se observa en la Figura 4 que la imagen a) es más uniforme y suave que la imagen b) por ello los valores de energía y homogeneidad son mayores que los valores de la imagen b); mientras que los valores de entropía y contraste son mayores para la imagen b).

Estadístico	Imagen a)	Imagen b)
Energía (ASM)	0.081628	0.067647
Entropía (H_{xy}),	4.282951	4.955826
Contraste (CON)	0.250254	1.179154
Homogeneidad (IDF)	0.881578	0.773437

Tabla 2. Estadísticos de segundo orden para las imágenes a) y b) de la figura 4.

Tamura [18], en su investigación propone seis características de textura que corresponden a la percepción visual humana: aspereza, contraste, direccionalidad, en líneas, regularidad, y rugosidad. Asimismo, se explica en este trabajo las formas de como estas características se pueden medir. El sistema QBIC [17], usa estos rasgos con un ligero cambio para obtener histogramas que describen la textura de la imagen.

En [10] y [11] se describen algunos métodos basados en transformadas y proceso de señales para obtener características de textura, los que están relacionados con la orientación, la magnitud de los componentes frecuenciales, potencia del espectro o segmentación de planos transformados. Algunas de las técnicas que se utilizan son: operadores de bordes Laplacianas o de Roberts, las basadas en momentos invariantes, aplicadas en el dominio de Fourier o filtros de Gabor, la transformada Wavelet.

4. APLICACIONES ACTUALES QUE UTILIZAN TEXTURA

En esta sección se presentan tres aplicaciones CBIR, en donde se utilizan características de textura: Assert, QBIC, un estudio del control de calidad para reciclado de papel.

ASSERT [14] [16]

Es un sistema CBIR cuyo uso es específicamente para la recuperación de imágenes de alta resolución de to-

mografía de pulmón, HRCT (High-resolution Computed Tomography).

Para archivar una imagen en la base de datos, un médico delinea el PBR (región del pulmón con alguna enfermedad) y cualquier otra señal relevante anatómica. Mientras tanto, mediante algoritmos de extracción de región pulmonar se aplica a la imagen para determinar el límite de los pulmones, y obtener los vectores de características del PBR, asimismo, se reduce la dimensionalidad de los vectores y se clasifica a la imagen de acuerdo a su modelo de enfermedad. Los médicos determinan la posición del PBR, el que se debe encontrar en una de dos posiciones: dentro de una región lobular o adyacente al límite de una región lobular. Además, los PBR incluyen 14 características perceptuales que son específicas para las imágenes de pulmón en HRCT.

El sistema almacena 255 características de propósito general en cada caso, y para recuperación utiliza un algoritmo que selecciona 12 características: cinco niveles gris, cinco de textura, y dos características de forma. Las características de textura son el contraste, la entropía, la homogeneidad, y la tendencia de clusters. Las características de la forma son el área y la distancia de la región PBR mas cercana a la región lobular. La figura 6 muestra imágenes registradas en el sistema Assert, que presentan regiones de pulmón con alguna enfermedad.

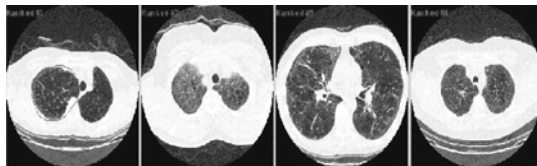


Figura 6. Imágenes de alta resolución de tomografía de pulmón en Assert [14] [16].

QBIC- IBM's Query By Image Content [17]

Es un sistema CBIR, desarrollado por IBM, que permite realizar consultas de la imagen de grandes bases de datos basadas en el contenido visual de la imagen- propiedades tales como porcentajes de color, diseño de color y texturas que contienen las imágenes.

Las características que utiliza son: color, el vector color medio 3D de un objeto o la imagen completa en RGB, YIQ, Lab y espacio de color Munsell y un histograma color RGB de 256 dimensiones. Las características de textura utilizadas en QBIC son versiones modificadas de la grosería, el contraste y la direccionalidad de las

características propuestas por Tamura. Las características de forma consisten de: área de forma, la circularidad, la excentricidad, la orientación del eje mayor y un conjunto de invariantes de momento algebraico. Para la base de datos de imágenes, estas características de forma se extraen para todos los contornos de objetos, calculados semiautomáticamente. En este proceso, el usuario ingresa un objeto aproximado, el cual es automáticamente alineado con los bordes de imágenes cercanas, usando la técnica de contornos activos.

Estudio de métodos de indexación y recuperación en bases de datos de imágenes [10]

El problema se desarrolla en el contexto del control de calidad de papel reciclado, es considerado un problema de análisis de texturas, por lo cual se utilizan técnicas convencionales como los Bancos de Filtros de Gabor y Transformada Wavelet Discreta, para la construcción de los vectores de características. Los factores de diseño son los distintos parámetros de configuración de los filtros y la transformada, tales como: la orientación de cada filtro, el tamaño de los campos receptivos, la frecuencia a la que son selectivos, la wavelet madre utilizada, el número de niveles de descomposición, etc. Para la clasificación automática de imágenes se ha utilizado dos técnicas convencionales, aplicadas sobre las características de textura, que son el K-NN y una red neuronal tipo Perceptrón Multicapa (MLP).

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El trabajo desarrollado es una revisión bibliográfica de los principales métodos y técnicas de la característica visual de textura para procesamiento digital de imágenes, concretamente en Sistemas de recuperación de imágenes basados en contenido (CBIR). En este trabajo además se presentan tres aplicaciones CBIR en los que se pone énfasis a las características y técnicas de textura usados. En CBIR una imagen es representada por una colección de características visuales que describe el contenido de la imagen.

Las características primitivas o de bajo nivel, es la información visual por ejemplo del color, textura o forma. Estas se presentan como de bajo nivel en contraste con las características de alto nivel que definen conceptos como montaña, cielo, células, José, etc. Asimismo, se distinguen dos métodos de extracción de características: global si se realiza so-

bre la imagen entera y local si se aplica a un grupo pequeño de píxeles de la imagen.

La característica de textura se puede definir como la repetición de un patrón espacial básico, cuya estructura puede ser periódica, o parcialmente periódica (aleatoria). Además, la textura de una superficie hace referencia a la distribución de valores de intensidad a nivel espacial y por sus propiedades se evalúan en: fineza, rugosidad, suavidad, granulación, aleatoriedad, etc. No existe una clasificación estándar de los métodos para análisis de textura, en esta revisión presentamos aquella que más destaca: a) Métodos estructurales o sintácticos, y b) Métodos estadísticos.

En los métodos estadísticos, en [5] se distinguen los de primer y segundo orden. Los estadísticos de primer orden involucran píxeles simples, por ejemplo en un histograma normalizado de los niveles de gris de una imagen, se pueden considerar datos como la media, varianza, suavidad, sesgo, curtosis, correlación, energía o entropía para caracterizar una textura. Los estadísticos de segundo orden consideran propiedades de pares de píxeles, por ejemplo métodos de matrices de coocurrencia los cuales consideran características como energía, entropía, contraste, homogeneidad, y correlación.

En el presente artículo se hace una revisión bibliográfica de las técnicas de la característica de textura para almacenamiento y recuperación de imágenes digitales, resta por desarrollar aplicaciones concretas utilizando las técnicas apropiadas de textura, el cual es propuesto como un trabajo futuro.

AGRADECIMIENTOS

El presente trabajo se desarrolla en el marco del proyecto de investigación 2009 "Segmentación digital de imágenes para el análisis de proteínas en células de mamíferos", financiado parcialmente por el Vicerrectorado de Investigación de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos.

6. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Gonzalez, R.C., Woods, R.E.: Digital Image Processing, Pearson Prentice Hall, 2008.
- [2] Jurandy Almeida et.al. Making colors worth more than a thousand words. SAC'08, Fortaleza Brazil, 2008.
- [3] Reid M., Millar R. Y Black N. Second-Generation Image Coding: An Overview. ACM computing surveys, Vol. 29, No 1, March 1997.
- [4] Ritendra Datta, et.al. Image Retrieval: Ideas, Influences, and Trends of the New Age. ACM Computing Surveys, Vol. 40, No. 2, 2008.
- [5] Mazo, Q. M. &Boquete, V.L. &Barea N.R. Visión Artificial. Publicaciones UAH. ISBN 84 8138 101 2, DL. M 1321 1996.
- [6] Chen, et al. Machine Learning and Statistical Modeling Approaches to Image Retrieval. Kluwer Academic Publishers, 2004.
- [7] Swain M. et al. Color indexing IJCV 1991.
- [8] Pass G. et al. Comparing image using color coherence vectors. ACM Multimedia. 1996.
- [9] Stechling R. et al. An adaptive and efficient clustering-based approach for content-based image retrieval in image database. IEEE Int. Database Engineering and Applications Symposium. 2001.
- [10] Maldonado Bautista Jose. Estudio de métodos de indexación y recuperación en bases de datos de imágenes. Tesis Doctoral. Universidad del país Vasco, 2008.
- [11] Sonka M., Hlavac V., y Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. Thomson 2008.
- [12] Koskela, M. Content-based image retrieval with self-organizing maps, Master's thesis, Laboratory of Computer and Information Science, Helsinki University of Technology. 1999.
- [13] Do M. and Vetterli M. Wavelet-Based texture retrieval using Generalized Gaussian density and Kullback distance. IEEE Transaction Image Processing. 2002
- [14] ASSERT. The School of Electrical and Computer Engineering at Purdue University, West Lafayette. rvl2.ecn.purdue.edu/~cbirdev/WEB_ASSERT/assert.html.
- [15] Caicedo J., et al. Prototipo de Sistema para almacenamiento y recuperación por contenido de imágenes médicas de Histopatología. UNC. 2006.
- [16] Chi-Ren Shyu, Carla E. Brodley, Avinash C. Kak, Akio Kosaka. ASSERT: A Physician-in-the-Loop Content-Based Retrieval System for HRCT Image Databases. Computer Vision and Image Understanding Vol. 75, Nos. 1/2, 1999. <http://cobweb.ecn.purdue.edu/RVL/Publications/Shyu99ASSERT.pdf>

- [17] Filickner M. et al. QBIC: Query by Image and Video Content: The QBIC System. IEEE Computer, 1995. <http://wwwqbic.almaden.ibm.com/>
- [18] Tamura, H et al. Textural features corresponding to visual perception. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic. 1978.