

Análisis de imágenes de textura a través de un banco de K filtros FIR

J.T. Guillen-Bonilla¹ y H. Guillen-Bonilla²

¹HKP, Justo Sierra 2511-3. Col. Ladrón de Guevara, Guadalajara, Jalisco, México
 guillen_trini@hotmail.com

²Facultad de Ciencias Química, Universidad de Colima, km 9 Carretera Colima-Coquimatlán, Coquimatlán, Colima, C.P. 28400, México.
 guillenbh@hotmail.com

RESUMEN

Una transformación no lineal se presenta en este trabajo. La transformación hace un análisis de correlación en una imagen digital binaria y se nombra como cúmulos de textura local (CTL). La CTL genera un histograma discreto desde una imagen binaria y es la respuesta de un banco de K filtros FIR (Finite Impulse Response). El número de dimensiones en el espacio característico de CTL es muy pequeño y crece debido al kernel empleado así como al tamaño de la textura local. El histograma discreto se interpreta como un espectro de textura y se emplea como vector característico en el reconocimiento de imágenes digitales. Se muestra que es una transformación que puede tener alta eficiencia en reconocimiento de textura o imágenes digitales. Tal transformación puede ser empleada en sistemas de visión artificial para control de calidad, seguimiento de objetos, detección de objetos, imágenes médicas entre otras áreas.

1. INTRODUCCIÓN

En sistemas de visión artificial y sensado remoto es importante desarrollar métodos eficientes y rápidos para hacer clasificación de imágenes o segmentación. Motivo por el cual, diversos grupos de investigación desarrollan métodos eficientes y (lo más) rápido posibles. En muchos métodos, las transformaciones son aplicadas a las imágenes digitales para reducir su espacio dimensional [1-4]. Todos estos métodos mostraron su eficiencia durante su aplicación [5-7]. Ahora, en este trabajo, se propone una transformación no lineal de una imagen digital binaria a través de procesamiento de señales. La transformación genera un espacio dimensional muy pequeño y esta basada en un análisis de correlación local sobre una imagen binaria digital y se nombra Cúmulos de Textura Local (CTL). La CTL Genera un histograma de ocurrencias de unidades de texturas el cual es empleado como vector característico en la clasificación de texturas. Un clasificador para

múltiples clases es empleado en la realización de experimentos de reconocimiento de texturas para así mostrar su eficiencia de clasificación.

2. BANCO DE K FILTROS FIR

Nosotros interpretamos que una imagen binaria digital $I(m, n)$ contiene información sobre textura. Así la imagen puede ser considerada como textura global, la cual puede ser caracterizada a través de pequeñas regiones locales que llamaremos texturas locales $I_l(m, n)$ ($l = 0, 1, 2, \dots, M \times N - 1$). Por tanto, si una región de textura $I_l(m, n)$ se caracteriza a través de la respuesta de un filtro FIR (Finite Impulse Response), entonces, la salida del filtro FIR en el dominio de la imagen se puede definir como la correlación o convolución entre la textura local y el kernel h [7]. Por conveniencia, aplicamos la correlación, y por ende, la unidad de textura se puede expresar como,

$$g_k(m, n) = h(m, n) \oplus I_{lk}(m, n). \quad (1)$$

El símbolo \oplus indica la operación de correlación, h es un función de transferencia (kernel) descrita como,

$$h = \begin{bmatrix} 2^0 & 2^1 & \dots & 2^{J-1} \\ 2^0 & 2^1 & \dots & 2^{J-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 2^0 & 2^1 & \dots & 2^{J-1} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

$I_{lk}(m, n)$ es la l -ésima textura local con k -ésima tipo de unidad de textura y $g_k(m, n)$ es un histograma en términos de unidades de textura; donde k indica el k -ésimo tipo de unidad ($k = 0, 1, 2, \dots, K - 1$) y n y m son los m, n -ésimos píxeles ($m = 0, 1, 2, \dots, M - 1$; $n = 0, 1, 2, \dots, N - 1$) de la imagen digital o textura global. La función de transferencia h y la textura local $I_{lk}(m, n)$ son matrices de $I \times J$ elementos

$(i = 1, 2, 3, \dots, I; j = 1, 2, 3, \dots, J)$; h es una matriz de potencias cuya base es dos, mientras que, la textura local es una matriz de estados aleatorios binarios encontrados sobre la textura global a través de una ventana móvil de tamaño similar. Por lo tanto, la textura local tiene un área de $I \times J$ elementos en términos de píxeles. Finalmente, la k -ésima unidad de textura se determina multiplicando las matrices h y $I_{i,k}(m, n)$, elemento por elemento y sumando el resultado. Note que, la unidad de textura es la caracterización o etiqueta de una textura local a través del filtro de correlación FIR. Dada esta consideración, podemos decir, que un banco de K filtros FIR puede caracterizar a todas las posibles texturas locales encontradas en la textura global o imagen binaria digital. La salida del banco de K filtros FIR esta dado por,

$$g_k(m, n) = H \left\{ \sum_{k=0}^{K-1} I_{i,k}(m, n) \right\}, \quad (3)$$

donde $g_k(m, n)$ puede ser una señal unidimensional (histograma) o bidimensional (Imagen). $g_k(m, n)$ puede ser determinada por una transformación no lineal o lineal, dependiendo del estudio realizado y las características del banco de filtros FIR. H es la función de transferencia para el banco de K filtros FIR. Tal función de transferencia especifica las características y propiedades de la transformación bajo estudio. Existen infinitas funciones de transferencia H , y por ende, infinitas señales $g_k(m, n)$ obtenidas desde la transformación. Ya que la señal $g_k(m, n)$ se obtiene desde la caracterización de pequeñas regiones de textura a través del banco de filtros, la llamaremos transformada Cúmulos de Textura Local (CTL). Como se mencionó, la respuesta del banco de K filtros es la transformada cúmulos de textura local (CTL) y puede ser unidimensional o bidimensional. Como nuestro interés es realizar la clasificación de texturas en una forma rápida y eficiente. Entonces, seleccionamos K filtros FIR y una función de transferencia adecuada, en forma tal, que reduce el número de dimensiones del espacio característico de CTL pero con la mayor cantidad de información posible sobre la textura. Tal función de transferencia se presento en la ecuación (2). Sin embargo, este es un caso muy particular de la transformada CTL. Para

este caso, el espacio dimensional de la transformada CTL esta dado por,

$$K = I \times (2^J - 1), \quad (4)$$

K indica el número de dimensiones del espacio característico de la transformada CTL, el número de bancos FIR necesarios para caracterizar a la textura global con la función de transferencia especificada y la longitud del histograma discreto $g_k(m, n)$. Claramente, el parámetro K depende del área de la región de textura local $I_{i,k}(m, n)$ y la función de transferencia usada para calcular a la transformada CTL. El espacio característico de la transformada CTL considera todos los posibles estados binarios encontrados en la región de textura local; no existe un estado binario que no allá sido considerado y por tal motivo puede considerarse como una transformación que toma en consideración toda la información sobre la textura global. Por supuesto, la cantidad de información adquirida esta en función de la función de transferencia H y el tamaño de la región de textura $I_{i,k}(m, n)$.

En el histograma discreto $g_k(m, n)$, se muestra la distribución del total de unidades de textura encontradas en la textura global, las cuales son distribuidas dentro de su espacio característico dependiendo de la respuesta de los filtros FIR. En otras palabras, muestra la frecuencia de ocurrencias de unidades de textura debido a la respuesta del banco de filtros y existen

$$TUT = M \times N. \quad (4)$$

unidades de textura en la textura global donde TUT especifica el total de unidades de textura. La figura 1a muestra una imagen binaria de la base de datos pública llamada Outex [8], su tamaño es 128x128 píxeles y contiene solamente información de textura porque la información de iluminación y color fue eliminada con pre-procesamiento de imágenes digitales.



Figura 1a. Imagen binaria de base de datos pública Outex [8].

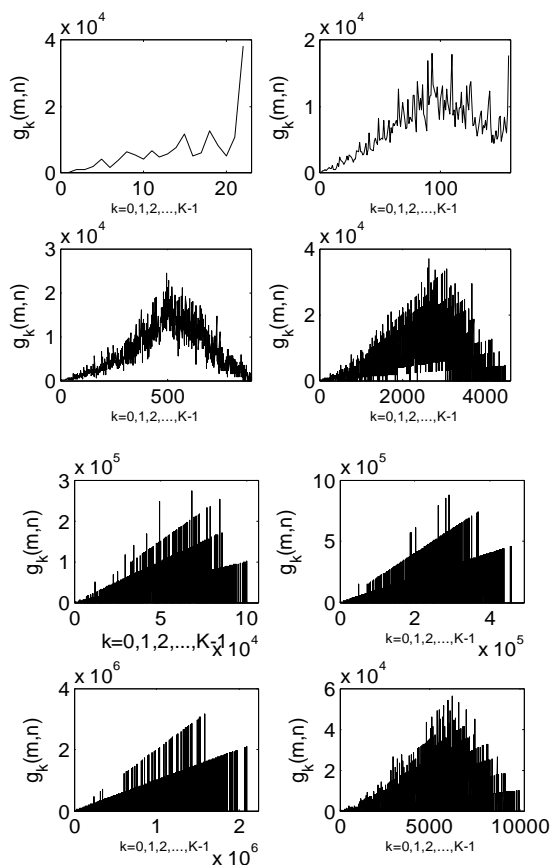


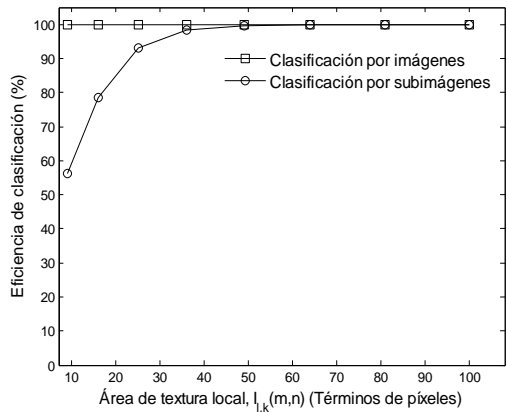
Figura 1b. Histogramas $g_k(m,n)$ obtenidos como respuesta del banco de filtros FIR.

Por otro lado, la figura 1b presenta la respuesta de un banco de K filtros FIR usando regiones de textura local de 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , 11×11 , 13×13 , 15×15 y 17×17 píxeles. Claramente los histogramas $g_k(m,n)$ generados por la transformada cúmulos de textura local, tienen un número de dimensiones muy pequeño y su

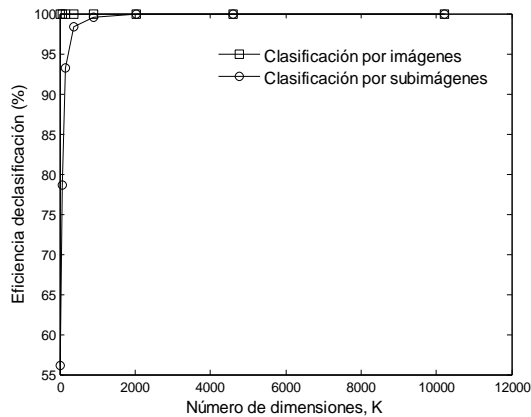
información va creciendo en función del tamaño de la región de textura local empleada para calcular la transformación. Note que, en este caso, la transformación CTL tiene un bajo espacio dimensional en su espacio característico debido a la función de transferencia y porque es no lineal. Este histograma puede ser interpretado como un espectro en términos de unidades de textura. Motivo por el cual, es factible usarse como vector característico multidimensional en reconocimiento de texturas o imágenes digitales. Además, debido a sus características puede trabajar en tiempo real y con alta eficiencia de clasificación.

3. CLASIFICACIÓN DE TEXTURAS

En reconocimiento de textura, es importante hacer una identificación en el menor tiempo de ejecución posible y mayor eficiencia. Para ello se hace de gran importancia desarrollar transformaciones con bajo número de dimensiones para reducir la cantidad de operaciones por el computador pero esta debe contener la mayor información posible sobre la textura para mantener su eficiencia de clasificación. En esta sección, presentamos los resultados experimentales obtenidos a través de transformada cúmulos de textura local cuando es emplea como vector característico en un clasificador para múltiples clases, el cual esta basado en la estadística de la textura [1]. La función de transferencia usada para calcular a la transformada CTL, corresponde a la ecuación (2). La base de datos pública Curret es empleada en los experimentos [9]. Las imágenes tienen tamaño de 82×82 píxeles. La transformación es calculada empleando regiones de textura local desde 3×3 hasta 10×10 elementos de píxeles. Las subimágenes tienen un tamaño de 41×41 píxeles. El banco de filtros corresponde a la indicación de ecuación (4), por ejemplo: para una región de textura de 3×3 , el número de filtros FIR fueron 21, para una región de textura local de 4×4 , el número de filtros FIR fueron 60. De esta forma, fue determinándose el número de filtros FIR necesarios para el banco de filtros. Los resultados experimentales sobre la clasificación se presentan en la figura 2.



(a)



(b)

Figura 2. a) Eficiencia de clasificación vs. Área de textura local y b) Eficiencia de clasificación vs. número de dimensiones en espacio característico de la transformada cúmulos de textura local, K

De la figura 2a, se observa que la transformada cúmulos de textura local tiene muy alta eficiencia de clasificación: logra tener 100 % cuando el reconocimiento es hecho usando la estadística de la textura (clasificación por imágenes). El reconocimiento es muy cercano al 100 % cuando se usa regiones de textura (clasificación por subimágenes) y la transformación es calculada con regiones de textura mayores a 7x7 píxeles. Para regiones de textura menores a 7x7 la eficiencia de reconocimiento va decreciendo, sin embargo, siempre es mayor al 60 %. Desde figura 2a, la eficiencia de reconocimiento siempre es 100 % independientemente del espacio

dimensional de la transformada cúmulos de textura local, si solamente si, el reconocimiento es elaborado usando la estadística de la textura. Un reconocimiento muy cercano al 100%, es obtenido, si el número de dimensiones en el espacio característico de la transformada cúmulos de textura local es mayor a 2000, R^{2000} . Para el número de dimensiones menor a esta, su eficiencia en identificación de textura va decreciendo, sin embargo, siempre es mayor a 60%. Cabe mencionar que, los resultados experimentales sobre reconocimiento de textura corresponden exclusivamente a la función de transferencia especificada en este trabajo, estos resultados de eficiencia de clasificación cambian al definir otra función de transferencia para el banco de K filtros FIR. Motivo por el cual, es importante definir una función de transferencia adecuada para el problema a resolver y determinar correctamente la cantidad de filtros FIR para el banco.

4. CONCLUSIONES

En este trabajo, se lleva a cabo un estudio basado en un análisis correlación sobre la textura. El análisis se hace a través de pequeños elementos de textura contenidos en la imagen binaria. La caracterización de todas las texturas locales se hace por medio de la respuesta de un banco de K filtros FIR. La respuesta del banco de filtros genera un histograma en términos de unidades de textura, motivo por el cual, es interpretado como un espectro de textura y empleado como vector característico multidimensional en un clasificador para múltiples clases. Una serie de experimentos son realizados sobre la base de datos pública Curret. Los resultados experimentales muestran la eficiencia de clasificación de la transformada cúmulos de textura local con la función de transferencia especificada en este trabajo. Sin embargo, esta eficiencia de reconocimiento varía dependiendo de la función de transferencia especificada para el banco de filtros FIR y la cantidad de filtros.

La transformada da cúmulos de textura local mostró tener una muy alta eficiencia de reconocimiento de texturas y un muy bajo número de dimensiones en su espacio característico, al emplear la función de transferencia especificada en este trabajo. Ambos parámetros varían en función de la cantidad de filtros y la función de transferencia definida para la transformada presentada en este trabajo. Sin embargo, es claro que, la transformada presentada puede ser empleada en

tiempo real y con alta eficiencia en la identificación de texturas. Además, la transformada de cúmulos de textura local es una generalización sobre procesamiento de imágenes digitales.

5. BIBLIOGRAFÍA

- [1] M. Unser, Local linear transform for texture measurements, *signal processing* 11 (1986) 61-79.
- [2] E.V. Kurmyshev and M. Cervantes, A quasi-statistical approach to digital image representation. *Revista Mexicana de Física* 42 (1), páginas 104-116, 1996.
- [3] A. K. Jain and F. Farrokhnia, Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern Recognition* 24, pages 1167-1187, 1991.
- [4] M. Pietikäinen, T. Ojala and Z. Xu, Rotation-invariant texture classification using feature distributions. *Pattern Recognition*, 33(1): pages 43-52, 2000.
- [5] F. Bianconi, A. Fernández, E. González, D. Caride and A. Calviño, Rotation-invariant color texture classification through multilayer CCR, *Pattern Recognition Letter* 30: 765-773 (2009).
- [6] J. T. Guillen Bonilla, E. Kourmyshev, and A. Fernández, Quantifying a similarity of classes of texture images. *Applied Optics*, Vol. 46, No. 22, 2007.
- [7] J.T. Guillen-Bonilla, Transformada Cúmulos de Patrones Locales: Nueva forma de representar imágenes binarias, *L Congreso Nacional de Física*, Boca del Rio, Veracruz, México, 29 de Oct. a 2 Nov. De 2007.
- [8] OuTex, Texture Database, <http://www.outex.oulu.fi/temp/>
- [9] <http://www1.cs.columbia.edu/CAVE/exclude/curet/html/sample.html>

Agradecimientos

J. T. Guillen-Bonilla y H. Guillen-Bonilla agradecen al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) de México por las becas otorgadas para realizar los estudios de postgrado. J. T. Guillen-Bonilla agradece a HKP por el apoyo facilitado para elaborar este trabajo.