



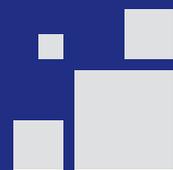
CENATAV
Centro de Aplicaciones de
Tecnologías de Avanzada
MINISTERIO DE LA INDUSTRIA BÁSICA

REPORTE TÉCNICO
**Reconocimiento
de Patrones**

SERIE AZUL

RNPS No. 0551
ISSN Solicitado

7ma. No. 21812 e/218 y 222,
Rpto. Siboney, Playa;
Ciudad de La Habana.
Cuba. C.P. 12200
www.cenatav.co.cu



Estado Actual de la Representación y Análisis de Textura en Imágenes.

José Luís Gil Rodríguez

RT_004

Julio 2008

RNPS No 2142

ISSN Solicitado

7ma. No. 21812 e/218 y 222,
Rpto. Siboney, Playa;
Ciudad de La Habana.
Cuba. C.P. 12200
www.cenatav.co.cu



Estado Actual de la Representación y Análisis de Textura en Imágenes

José Luis Gil Rodríguez

Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada
7a #21812 e/ 218 y 222, Rpto. Siboney, Playa. C.P. 12200, Ciudad de la Habana, Cuba
Teléfono : (+)537.835.3751; Oficina : (+)537.271.4787; Fax : (+)537.273.0045
jlil@cenatav.co.cu

Resumen. Este reporte de investigación expone el estado de arte acerca de los modelos de representación y análisis de textura en imágenes hasta comienzos del 2005. Se presentan el modelo estadístico, el modelo espectral o de procesamiento de la señal, el modelo estructural, el modelo de multiresolución, los operadores lógicos y un resto llamado “otros métodos”. Cada enfoque o modelo se revisa de acuerdo a la clasificación anterior realizada por el autor en 1996 y se destacan sus méritos y debilidades. Cada modelo es definido conceptualmente y se exponen ejemplos de casos reales de aplicación práctica. Primeramente se presenta el origen, los objetivos, los conceptos básicos y la importancia del análisis de textura en imágenes. Se recoge de la literatura, un grupo de software usado en el análisis de textura y son mencionados las instituciones, los grupos de trabajo y los investigadores notables en esta tecnología. Se expone un resumen de los problemas no resueltos, los principales proyectos ejecutados en los años recientes y la tendencia que se observa en el uso de los rasgos de textura. El reporte incluye un resumen acerca de los métodos de análisis de textura invariantes cuyos resultados no son afectados por la rotación, la traslación y transformaciones afines. Se sugiere el posible foco de atención que tendrán los trabajos futuros teniendo en cuenta el punto de vista que los científicos han expuesto en diferentes publicaciones importantes.

Palabras claves. Análisis de textura en imágenes, modelos de análisis de textura, rasgos de textura, segmentación y clasificación de imágenes, segmentación y clasificación de textura en imágenes.

Abstract. This report contains a survey of texture image analysis approaches up to beginnings of the 2005. The statistical methods, spectral methods, structural methods, multiresolution methods, logical operators and “other methods” are presented. Each approach is reviewed according to the previous classification, and its merits and drawbacks are outlined. Each one is defined conceptually with practical examples in real cases of studies. The origin, goals, basic concepts and the importance of texture image analysis is presented first. Some software used in texture analysis is briefly mentioned. The institutions, working group and notable scientific researchers in this technology are outlined. The unsolved problems in texture image analysis, the main project executed in the latest years and the tendency with the use of the texture features are summarized. The report includes a summary about the invariant texture analysis approaches whose performances are not affected by translation, rotation, affine and perspective transform are addressed. The focus of possible future work is also suggested taking in consideration the point of view exposed in different important papers.

Keywords. Texture image analysis, texture analysis approaches, texture features, image segmentation and classification, textured image segmentation and classification.

Tabla de Contenido

<i>Introducción</i>	4
<i>Capítulo 1. Bases Teóricas del Análisis de Textura en Imágenes</i>	6
1.1 Orígenes del análisis de textura	6
1.2 Objetivos del análisis de textura	7
1.3 Conceptos básicos	8
1.3.1 Textura	8
1.3.2 Tono y Textura.....	10
1.3.3 Diferentes unidades para el Análisis de Textura	11
1.4 Segmentación de textura	12
1.5 Clasificación de textura	13
1.6 Análisis bibliográfico sobre la textura en imágenes	14
1.6.1 Estados de Arte realizados en Análisis de Textura	14
1.6.2 Representación de una región de la imagen	15
1.6.3 Forma y Textura para describir regiones	16
1.6.4 Representaciones teóricas de los métodos de Análisis de Textura.....	17
1.6.5 Modelo Estadístico	17
1.6.6 Modelo Espectral o de procesamiento de la señal.....	20
1.6.7 Modelo Estructural o Geométrico	23
1.6.7.1 Modelo estructural puro	23
1.6.7.2 Rasgos del Mosaico de Voronoi	24
1.6.8 Métodos de Multi-resolución y basados en modelos	25
1.6.9 Operadores Lógicos	26
1.6.10 Otros Métodos.....	26
1.7 Selección de rasgos	27
1.8 Análisis y discusión del capítulo	28
<i>Capítulo 2. Identificación de los Software más Empleados en el Análisis de Textura</i>	28
2.1 Software cubanos utilizados en Análisis de Textura	28
2.2 Software de otros países utilizados en Análisis de Textura	29
2.3 Desarrollo de aplicaciones del Análisis de Textura	31
2.3.1 Aplicaciones con el Modelo Estadístico.....	31
2.3.2 Aplicaciones con el Modelo Espectral	35
2.3.3 Aplicaciones con el Modelo de Multiresolución	36
2.3.4 Aplicaciones con otros modelos del Análisis de Textura	37
2.3.5 Aplicaciones que combinan rasgos de textura de diferentes modelos.....	37
2.4 Análisis y discusión del capítulo	38

<i>Capítulo 3. Principales Instituciones, Grupos de Trabajo e Investigadores en Análisis de Textura</i>	39
3.1 Instituciones que trabajan el Análisis de Textura	39
3.2 Grupos de trabajo en Análisis de Textura	43
3.3 Investigadores en Análisis de Textura	45
3.4 Análisis y discusión del capítulo	49
<i>Capítulo 4. Investigaciones que se Desarrollan en Análisis de Textura</i>	49
4.1 Investigaciones actuales en Análisis de Textura	49
4.2 Problemas no resueltos.....	51
4.3 Análisis y discusión del capítulo.....	53
<i>Capítulo 5. Identificación de las Principales Publicaciones sobre Análisis de Textura</i>	55
5.1 Revistas con publicaciones sobre Análisis de Textura	55
5.2 “Proceedings” que reportan avances en Análisis de Textura.....	56
5.3 PhD Thesis.....	56
5.4 Páginas Web sobre Análisis de Textura	56
5.5 Principales Libros sobre Análisis de Textura	57
5.6 Análisis y discusión del capítulo.....	58
<i>Capítulo 6. Identificación de proyectos de investigación sobre Análisis de Textura</i>	58
6.1 Proyectos detectados en el presente Estado de Arte.....	58
6.2 Posibles proyectos a desarrollar en Cuba.....	60
6.3 Análisis y discusión del capítulo	60
<i>Conclusiones generales y posibles trabajos futuros</i>	61
<i>Referencias Bibliográficas</i>	62
<i>Lista de Tablas</i>	71

Introducción

El desarrollo tecnológico de los últimos 20 años ha popularizado los *gráficos por computadora* y el *procesamiento de la imagen*. El *reconocimiento de patrones gráficos* ha tenido significativos progresos. Claramente, existe un interés común entre las tres áreas de investigación. La visualización gráfica está íntimamente ligada al procesamiento de la imagen y al reconocimiento de patrones gráficos y muchos problemas en el tratamiento gráfico requieren metodologías del procesamiento de imágenes para su solución. La estructura de datos usados en las tres áreas, es similar. Al parecer existe un cuerpo común de conocimientos que subyacen a las tres áreas, *el procesamiento de la información gráfica por computadoras* (Pavlidis, 1982).

El Procesamiento Digital de Imágenes (PDI) tiene como objetivo el mejoramiento de la información gráfica para la interpretación humana y el procesamiento de los datos de la escena para la percepción automática por computadora (González y Wintz, 1977). Esta técnica ha presentado un impresionante desarrollo en la pasada década, tanto en los aspectos teóricos como en las aplicaciones, de acuerdo con el progreso tecnológico que posibilitó el desarrollo del hardware y el software. Ello constituye la tecnología principal de trabajo en una gran variedad de áreas; en telecomunicaciones digitales, radiodifusión, imageonología médica, sistemas de multimedia, biología, medicina, ciencia de los materiales, robótica, teledetección, artes gráficas, pintura y otras ramas científicas.

Por otra parte, el Análisis Digital de Imágenes (ADI) es el primer paso para resolver el problema de la visión artificial por computadoras y está relacionado con la extracción de mediciones útiles, datos, o información de un campo de la imagen utilizando dispositivos y sistemas automáticos o semiautomáticos. El ADI se distingue de otros tipos de procesamiento de imágenes tal como, la codificación, la restauración y el mejoramiento, en que el producto de un sistema de ADI es usualmente una salida numérica en lugar de una imagen. Difiere también del reconocimiento de patrones pues por definición el ADI no está limitado a la clasificación de una escena en un número fijo de categorías, sino por el contrario, proporciona una descripción de escenas complejas que varían mucho. Como parte del ADI, en las últimas décadas se ha estado empleando el análisis de la textura en las imágenes, cuantificándola a través de “descriptores o rasgos” propuestos por diferentes autores. Los *rasgos de textura* han demostrado ser una herramienta importante en la segmentación de la imagen y en el reconocimiento de objetos, así como en la interpretación de imágenes en una variedad de aplicaciones que van desde la medicina hasta la teledetección (Sali y Wolfson, 1992).

La textura es una propiedad innata de, virtualmente todas las superficies. Ella contiene información importante acerca del ordenamiento estructural de la superficie y sus relaciones con el ambiente que la rodea. Aunque los interpretadores humanos están capacitados para reconocer intuitivamente texturas diferentes, ha sido muy difícil definir y analizar la textura con precisión por medios digitales. La textura es una importante característica discriminativa de la imagen y su uso en clasificación digital de imágenes está basada en la necesidad de incluir patrones de variabilidad en el análisis (Kushawaha, 1994). No obstante, la textura es aún un concepto abstracto, para ella no existe una definición precisa, que no sea ambigua y tampoco existe un planteamiento matemático formal para su caracterización cuantitativa (Barros de Andrade y Niero Pereira, 1989; Phillips, 1995; IEEE Standards Board, 1990).

La discriminación de diferentes texturas tiene aplicaciones en la segmentación de imágenes en regiones, en la detección de objetos y la clasificación e interpretación de imágenes en una variedad de aplicaciones que van desde la evaluación de calidad en procesos industriales, la imageonología médica, la Biología, la Macroscopía y Microscopía Electrónica, en la, las imágenes de satélites (teledetección) y las fotos aéreas, ambas utilizadas en diferentes campos científicos tales como la Geofísica, la Geología, la Edafología, estudios del medio ambiente y la evaluación de recursos agrícolas y marinos.

El análisis de textura ha estado en el foco de interés en los últimos veinte años. Los psicólogos, biólogos y los investigadores de visión por computadora han tratado de modelar la visión humana de la textura y encontrar reglas matemáticas que puedan determinar si la diferencia entre dos regiones es visible. Los avances obtenidos en este campo justifican el interés creciente que se observa en la clasificación automática de imágenes basadas en descriptores de textura extraídos de las imágenes.

Al estudio de la textura se han dedicado numerosos investigadores en el mundo, fundamentalmente a partir de la década del 70. En sus trabajos, han sido abordados diferentes modelos y métodos de análisis orientados a la obtención de rasgos distintivos de la textura, de los cuales se reportan decenas de descriptores matemáticos. Esta diversidad motivó esfuerzos de diferentes especialistas para sintetizar el estado de desarrollo de esta temática entre ellos Hawkins (1969), Haralick (1979), Wechsler (1980), Van Gool *et al.* (1983), Haralick y Shapiro (1985), Todd *et al.* (1993), Gil (1996) y Tuceryan y Jain (1998). En los últimos 15 años se ha producido un incremento notable con respecto a la generación de rasgos de textura procedentes de nuevos enfoques de análisis como son el Espectro de Textura (Wang y He, 1990), la aplicación de los filtros de Gabor (Bovik y Clark, 1990; Jain y Farroknia, 1991; Du Buf, 1992), la Teoría de los Wavelets (Zhu y Goutte, 1995), el uso del histograma de los colores (Tan y Kittler, 1994), la Geometría Fractal (Peleg *et al.*, 1994; Chaudhuri *et al.*, 1995) y la Teoría Multifractal (Levy-Vehel *et al.*, 1992). En este terreno de los fractales, se reportan nuevas herramientas de medición para el ADI tales como el enlace entre la geometría integral y los fractales para la medición de deformaciones en la textura y el análisis de textura usando la probabilidad fractal.

La textura puede ser usada en el análisis de imágenes de varias formas: a) en la segmentación de la escena en regiones y objetos característicos (Barros de Andrade, 1989; Sali y Wolfson, 1992; Septhon *et al.*, 1994; Chou *et al.*, 1994; Tuceryan y Jain, 1998) Fig. 1, b) en la clasificación o reconocimiento de materiales de la superficie (Haralick, 1973; Weszka *et al.*, 1976; Wang y He, 1990; y c) en el cálculo de la forma de la superficie (Kanatani y Chou, 1989).

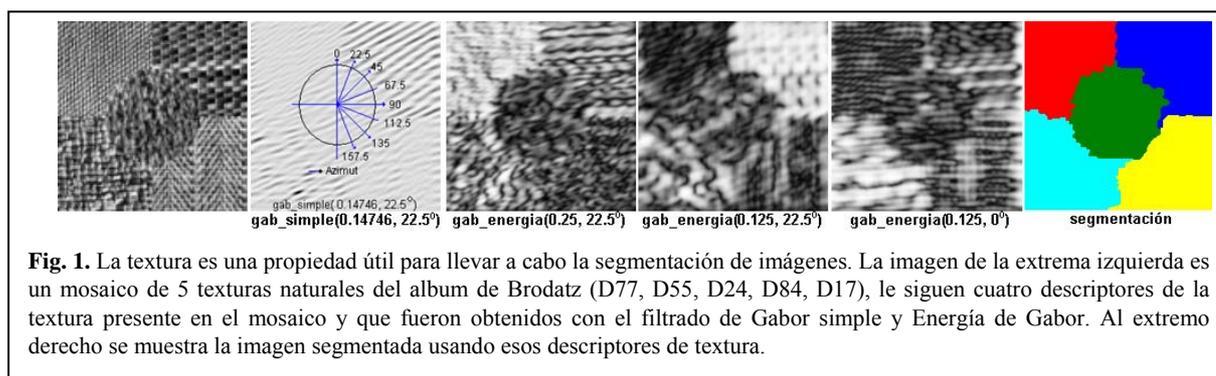


Fig. 1. La textura es una propiedad útil para llevar a cabo la segmentación de imágenes. La imagen de la extrema izquierda es un mosaico de 5 texturas naturales del album de Brodatz (D77, D55, D24, D84, D17), le siguen cuatro descriptores de la textura presente en el mosaico y que fueron obtenidos con el filtrado de Gabor simple y Energía de Gabor. Al extremo derecho se muestra la imagen segmentada usando esos descriptores de textura.

Además, cierto tipo de información tridimensional como la profundidad, el buzamiento y las superficies curvas, también pueden ser derivadas de los gradientes de textura (SPIDER, 1983). Sin embargo, una definición exacta de la textura como propiedad de la superficie o como una propiedad de la imagen no ha sido nunca adecuadamente formulada. Mientras que el concepto de textura de la superficie como un patrón de variaciones en la topología macroscópica de la superficie es fácil de aceptar, la textura real de la superficie es extremadamente difícil de modelar matemáticamente. (Bovik y Clark, 1990; Phillips, 1994).

Con el presente trabajo nos propusimos hacer un estudio de la literatura de ADI acerca de los varios enfoques y modelos que los investigadores han usado hasta el presente para el análisis de la textura y de las aplicaciones que se reportan a fin de facilitar el conocimiento del estado del arte sobre la textura en imágenes.

El reporte de investigación ha sido organizado en seis capítulos. El Capítulo 1 está dedicado a la recopilación de las bases teóricas del análisis de textura en imágenes, sus orígenes y los objetivos a los que se destina la obtención de los descriptores de textura. Se expone un grupo de conceptos básicos expresados respetando incluso, los términos de sus creadores. Se mencionan cronológicamente todos los estados de arte sobre textura, que este autor conoce, y de cada uno se expone una muy breve reseña. De cada uno de los modelos teóricos de textura se hace una descripción sucinta para ayudar al lector, y acto seguido se ofrecen ejemplos de su aplicación práctica. Se ha hecho un esfuerzo por ordenar en sus respectivas categorías los disímiles ejemplos de aplicación del análisis de textura. Se pide disculpas porque no todas las posibles aplicaciones están citadas, pero si hay una muestra representativa. Al final de cada capítulo se hacen algunos comentarios a modo de resumir la información entregada. El Capítulo 2 recoge una

muestra de los software cubanos y de otros países que han sido desarrollados en la temática y de ellos se citan los descriptores de textura implementados. Cuando fue posible se citan ejemplos de uso agrupados por su categoría. El Capítulo 3 es meramente informativo, brindando las instituciones, grupos de trabajo y los investigadores más destacados en la creación de teoría o aplicaciones del análisis de textura. El Capítulo 4 recoge las investigaciones que se desarrollan en el área del análisis de textura y se describen algunos de los principales problemas no resueltos. El Capítulo 5 está dedicado a la identificación de las principales fuentes que divulgan los resultados teóricos y prácticos del análisis de textura en imágenes, las tesis de doctorado defendidas en este tema, las páginas y sitios web en Internet sobre textura y los libros donde se puede encontrar información. El Capítulo 6, y último, fue destinado a sintetizar los proyectos sobre análisis de textura en imágenes que fueron detectados en este estudio. Se citan algunos sitios web que contienen los resultados de proyectos teóricos ejecutados recientemente. Las conclusiones recogen algunas consideraciones y las proyecciones que pudieran tomar las investigaciones de esta importante tecnología al servicio de interpretar y comprender cada vez mejor, a la imagen a partir de su textura.

Capítulo 1. Bases Teóricas del Análisis de Textura en Imágenes

1.1 Orígenes del análisis de textura

Según refieren Haralick *et al.* (1973), los primeros estudios de la textura en imágenes fueron realizados por Keizer en 1955 empleando funciones de autocorrelación; continuaron los trabajos de Bixlay *et al.* en 1967 utilizando las mallas de Markov de primero y segundo orden restringidas; de Chevallier *et al.* en 1968 con el espectro de potencia y de Darling *et al.*, también en 1968, empleando las frecuencias relativas de varios niveles de gris sobre una imagen no normalizada. Esas técnicas tuvieron algún grado de éxito, aunque estos investigadores solamente usaron una transformación matemática general la cual asignaba números a la imagen transformada en un sentido no específico, sin llegar a definir ni modelos, ni parámetros de textura. Una de las primeras revisiones sobre los métodos de análisis de textura fue realizada por Hawkins en 1969.

Hasta comienzos de los 70, los intentos por utilizar rasgos de textura, estuvieron limitados a desarrollar algoritmos para extraer propiedades específicas de la imagen tales como su rugosidad (tosquedad) y la presencia de bordes. Muchos de esos algoritmos fueron desarrollados y ensayados sobre conjuntos de imágenes particulares. Por aquellos años Rosenfeld y sus colaboradores presentaron un conjunto de procedimientos para la extracción de algunas propiedades texturales de datos gráficos. Por ejemplo, Rosenfeld y Troy (1970), describieron un procedimiento para obtener una medida de la tosquedad de la textura en la imagen que estaba basado en las diferencias entre los valores de los tonos de gris de los elementos adyacentes de la imagen y utilizaron además la autocorrelación de los valores de los tonos de gris. También Rosenfeld y Thurston (1970), presentaron un procedimiento para la detección de fronteras separadoras de regiones con diferentes características texturales. Troy *et al.* (1973) describieron un procedimiento para la manipulación de los niveles de gris, el cual puede ser usado en el procesamiento de la imagen antes de aplicarles los algoritmos sugeridos por Rosenfeld y sus colegas. Para detectar otras propiedades de la textura como son líneas y puntos, también fueron sugeridos diversos procedimientos por Pickett, Rosenfeld y Lipkin en 1970.

Sin lugar a dudas, Haralick *et al.* (1973) marcaron un hito en el desarrollo de los métodos de análisis de textura porque formalizó un conjunto de descriptores estadísticos de la textura, generando así, el llamado Modelo Estadístico de segundo orden con su matriz de co-ocurrencia para calcular 14 descriptores de textura en 4 direcciones fundamentales. Se le llama de segundo orden porque ya no se utiliza la matriz original de los niveles de gris de la imagen, sino que apoyado en esta, se obtiene una nueva matriz de donde se desprenden las formulaciones matemáticas para calcular los descriptores de la textura.

Galloway (1975), introdujo otra variante del Modelo estadístico de segundo orden con su run length para calcular 5 descriptores en las direcciones 0° , 45° , 90° y 135° .

En la década de 1980 se trabajó intensamente en el desarrollo de nuevos enfoques para encontrar descriptores de textura que permitieran hacer aplicaciones en imágenes. Entre esos enfoques se encuentran los siguientes:

- Segmentación por el contenido de la textura en diferentes regiones de la imagen (Chen y Pavlidis, 1981; Pietikäinen, 1982; Raafat y Wong, 1988).
- Localización de las fronteras de la textura por el Método de Máxima Verosimilitud (Kashyap y Eom, 1989).
- Medida de textura basada en la entropía del espectro de potencia normalizado en el dominio de la frecuencia espacial (Jernigan y D'Astous, 1984).
- Descripción estructural de la textura por sus relaciones espaciales (Vilnrotter *et al.*, 1986).
- Reconocimiento de la textura basado en primitivas (Sonka, 1986).
- Análisis de la textura a partir de la geometría fractal (Peleg, *et al.*, 1984).
- Medidas de textura con máscaras de filtros digitales (Van Gool, *et al.*, 1985).
- Nuevos rasgos de textura a partir de establecer relaciones espaciales entre los píxeles originales (Barros de Andrade y Niero Pereira, 1989). En esta década se trabajó también en la realización de importantes estado de arte (Weschler, 1980; Davis, 1981; Van Gool, 1985) que ayudó a sintetizar en un documento los avances alcanzados hasta ese momento.

He y Wang (1991) introducen el espectro de textura que da lugar a otro enfoque estadístico de segundo orden con 10 descriptores con expresiones matemáticas complejas a partir de la definición del histograma de unidades de textura. Al mismo tiempo, Jain y Farrokhnia (1991) aplican el filtrado de Gabor multicanal y una técnica no supervisada para la segmentación de textura.

La textura presente en el Iris del ojo humano (Daugman, 1993; 1995 y 2004) y en la yema de los dedos (Jain *et al.*, 2000; 2001 y Ross, 2003) comienza a utilizarse en Biometría con el objetivo de encontrar soluciones en tareas como la autenticación y la identificación de personas. La textura del Iris, como la textura del dactilograma dermopapilar, son rasgos inherentes de por vida en las personas que cumplen tres propiedades fundamentales: son inmutables, perennes y diversiformes. Estas cualidades quieren decir que esos dibujos texturales son individuales a cada persona y los mismos no se repiten con igual morfología en dos personas diferentes. Luego, el estudio de estas texturas ha cobrado una gran importancia práctica en nuestros días.

Una síntesis de los modelos y procedimientos utilizados en el análisis de textura en imágenes los ofreció Gil (1996) en la Tabla 1. Por otra parte, Tuceyran y Jain (1998) presentan una taxonomía de varios modelos de textura que incluye métodos estadísticos, métodos geométricos, métodos basados en modelos y métodos de procesamiento de señales. Gonzáles y Woods (2004) expresan que para el estudio de las regiones se han empleado muchos descriptores que genéricamente se agrupan como Simples, Topológicos y de Textura, aunque en la práctica es común usar combinadamente tanto los descriptores de frontera como los de región y refieren que los tres enfoques principales para describir la textura de una región son los modelos estadístico, el estructural y el espectral. En el sitio Web de la Universidad de Exeter (2004) aparece una categorización de las técnicas para generar los descriptores cuantitativos de la textura donde identifican: enfoque geométrico y el topológico, enfoque estadístico de segundo orden u ordenes superiores, enfoque con máscaras y operadores lógicos, enfoque con modelos estocásticos y aleatorios, enfoque basado en gradientes de información, enfoque basado en filtros espectrales, y agrupan el resto en "otros métodos". Considerando todas estas opiniones y la creciente importancia de los paquetes de funciones Wavelets (Van de Wouwer, 1998; Haley y Manjunath, 1999; Krichen *et al.*, 2004; Zhang y Wang, 2004) es que se propone una actualización de la taxonomía de los modelos la cual se presenta en la Tabla 2.

1.2 Objetivos del análisis de textura

Se conoce que la textura es una propiedad innata a la naturaleza de toda superficie. Los investigadores han utilizado la textura presente en la superficie de los objetos contenidos en la imagen con el objetivo de caracterizarlos cuantitativamente. La formalización teórica de los modelos de análisis de textura ha creado expresiones matemáticas

y la automatización de ellas ha facilitado la extracción de esas descripciones numéricas de la textura para alcanzar la mejor comprensión de las imágenes haciendo la segmentación y/o clasificación de la textura. Cada día son más los campos de la ciencia y la técnica donde se aplica el análisis cuantitativo de la textura para delimitar en extensión, texturas de igual comportamiento.

Un enfoque importante para describir una imagen es cuantificar el contenido de su textura. Aún cuando no existe una definición formal del concepto textura, intuitivamente estos descriptores proporcionan medidas de propiedades tales como suavidad, rugosidad y regularidad. Los enfoques principales utilizados en PDI para describir la textura de una región son : el estadístico, el espectral y el de Multi-Resolución. El enfoque estadístico facilita la caracterización de la textura en términos de suavidad, rugosidad, regularidad, granularidad, etc. Las técnicas espectrales están basadas en las propiedades del filtrado digital que modifican la composición espectral en la imagen, el espectro de Fourier es usado para detectar la periodicidad global en una imagen identificando picos de energía grandes y picos de energía estrechos en el espectro de potencia de Fourier, el filtrado de Gabor y Wavelet de Gabor con varias direcciones se usa para detectar la distribución de la energía en la imagen. Las descripciones de multiresolución con los fractales y paquetes de funciones Wavelets se usan para estudiar el comportamiento de la textura a diferentes escalas lo que se consigue muchas veces con dos niveles de profundidad.

Generalmente, los modelos de textura ofrecen varios descriptores, en ocasiones decenas, de modo que cada descriptor hace una contribución al conocimiento del objeto sin que el investigador conozca a priori cuales son los descriptores, o combinación de ellos, más importantes para describir los objetos de su campo de acción. Ha sido, y es, práctica habitual desarrollar procesos de experimentación para conocer, dadas las características de las imágenes de un campo de acción, el modelo más útil y en particular los descriptores más informativos que se deben utilizar.

El estudio de la textura posee varias direcciones fundamentales, a saber: la segmentación, la clasificación y el diseño de texturas, además de la inferencia de la forma de los objetos a partir de su textura. Para dar respuesta a estas tareas, la textura ha sido descrita mediante varios enfoques o modelos teóricos de representación. Esos modelos generadores de descriptores de textura tienen diferente capacidad para captar información de las texturas de los objetos y por ello se impone una fase de experimentación para conocer su eficacia y ha sido una práctica hacer combinaciones de descriptores de textura procedentes de varios modelos con ese mismo propósito. Una tarea importante ha sido el desarrollo de métodos y procedimientos capaces de ayudar en la selección de los mejores descriptores de textura ante una escena dada. Por otra parte, ha sido un interés constante, llegar a concebir descriptores que sean invariantes ante rotaciones, traslaciones y escalado de la imagen. Todo ello con el objetivo fundamental, que es obtener métodos eficaces de segmentación de textura y la clasificación de textura. Lo que se hace hoy en la práctica internacional, recogida de publicaciones de primera línea y muchas veces expuesto por sus propios autores, se ha sintetizado en la presente revisión.

1.3 Conceptos básicos

1.3.1 Textura

El término textura es usado para caracterizar la superficie de un objeto o fenómeno dado y es indudablemente uno de los rasgos principales usados en el procesamiento de imágenes y en el reconocimiento de patrones (Unser, 1986). La textura es una característica importante de toda imagen. Ella es una fuente muy valiosa de información para el análisis y comprensión de la imagen.

La textura puede ser evaluada cualitativamente como fina o suave, gruesa; rizada o rugosa, alineada o regular, desordenada o irregular y ondulada (Fig. 2). Por ejemplo, en las latitudes tropicales húmedas, la textura fina

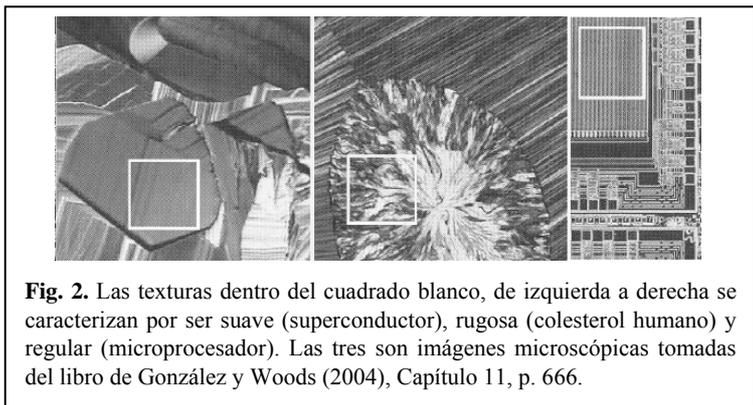


Fig. 2. Las texturas dentro del cuadrado blanco, de izquierda a derecha se caracterizan por ser suave (superconductor), rugosa (colesterol humano) y regular (microprocesador). Las tres son imágenes microscópicas tomadas del libro de González y Woods (2004), Capítulo 11, p. 666.

presentes en imágenes de RADAR puede ser indicativa de rocas sedimentarias de granos finos no resistentes y sedimentos no consolidados; mientras que la textura gruesa puede ser indicativa de rocas sedimentarias de grano grueso. Una textura masiva, con componentes de alto contraste puede ser indicativa de rocas ígneas erosionadas.

La textura es una propiedad de todas las superficies; así se puede hablar de los granos en la madera, de la trama de un tejido textil, el patrón de cosecha en un campo agrícola, etc. Ella contiene información importante acerca de la colocación estructural de la superficie y su relación con el medio circundante. Aunque es muy fácil para el observador humano reconocerla y describirla en términos empíricos, ha sido extremadamente difícil definir la textura de forma precisa por un lado, y realizar su análisis mediante cálculos digitales, por otro. Ya desde la década de 1950, las propiedades texturales de la imagen brindan información útil para propósitos discriminatorios, por lo cual es importante desarrollar rasgos para discriminar la textura. Haralick *et al.*, (1973) y Haralick (1979) fueron de los primeros investigadores en presentar un procedimiento computacionalmente rápido, para extraer descriptores cuantitativos de textura de la imagen y discutieron la utilidad de los mismos para discriminar objetos contenidos en diferentes tipos de imágenes como las de teledetección.

Discusión del término textura

Muchos de nosotros tenemos una comprensión intuitiva de la textura. En el lenguaje común, entendemos por textura el “orden y disposición de los hilos en un tejido o la disposición y orden de la partículas de un cuerpo” (Aristos, 1985).

En las ciencias geológicas este término es muy empleado, especialmente en Petrología en la cual, “textura es un rasgo notable de la arquitectura de una roca que se refiere a sus características morfológicas internas tales como el tamaño de sus granos minerales, los contornos de los mismos y sus relaciones mutuas (Segura, 1973).

En el campo del ADI, podemos encontrar variadas formas de expresión de este término, según el autor que se trate. A modo de ejemplo hemos seleccionado algunas definiciones tomadas de la literatura especializada: “El concepto de textura es relativo a la distribución (estadística) espacial de los tonos de gris” (Haralick *et al.*, 1973). “La textura es una característica discriminatoria de una imagen” (Curran, 1985). “La textura puede ser definida como una estructura compuesta por un gran número de elementos similares o patrones, más o menos ordenados, sin que ninguno de ellos llame especialmente la atención. De esta forma se ofrece al observador una expresión global de unidad” (Van Gool *et al.*, 1985). “Textura es el término usado para caracterizar la superficie de un objeto o fenómeno dado y es esencialmente una propiedad de la vecindad” (Unser, 1986). “La textura puede ser descrita como el patrón de la distribución espacial de diferentes intensidades o colores” (Vilnrotter *et al.*, 1986). “Generalmente hablando, la textura es una medida de la tosquedad (rugosidad), suavidad y regularidad de la imagen” (Pitas, 1992). “La textura representa variaciones de los tonos en el dominio del espacio y determina una visión global de la suavidad o tosquedad de los rasgos de la imagen. Es una propiedad virtualmente innata de todas las superficies” (Kushwaha *et al.*, 1994). “La textura de una imagen es a menudo interpretada como un conjunto de medidas estadísticas de la distribución espacial de los niveles de gris en una imagen” (Chou *et al.*, 1994).

En el Glosario Estándar de Procesamiento Digital de Imágenes y Terminologías de Reconocimiento de Patrones (IEEE Standards Board, 1990) se afirma que “la textura es un atributo representando la distribución espacial de los niveles de gris de los píxeles en una región” de la imagen. Se afirma que no existe una definición que sea ampliamente aceptada, que sea simple y que carezca de ambigüedades (Cziria *et al.*, 2001).

Todas estas formas de expresar el concepto de textura, son totalmente cualitativas, y parten del hecho de que los seres humanos distinguen muchos objetos en las imágenes por su textura. Aunque cada autor tiene su punto de vista particular en cuanto a la definición del término, la mayoría coincide en que es difícil suministrar una descripción matemática del mismo (González y Wintz, 1977; González y Woods, 2004). Sin embargo, este inconveniente no ha detenido a los especialistas de PDI para usar la textura teniendo en cuenta la utilidad que reporta el uso del análisis de textura, para la mejor comprensión de las imágenes en variados campos de la ciencia y la técnica.

La expresión más cercana a una definición matemática del término textura es la expresada por Phillips (1995). Según este autor:

La textura es como objetos ordenados en un patrón. De esta forma las texturas son una función de objetos y patrones, matemáticamente, $textura = f(objeto, patrón)$. El objeto es el agrupamiento de píxeles, tales como un

punto o una línea. El patrón es el ordenamiento de esos objetos en posiciones aleatorias o regulares dentro de una imagen. Los patrones regulares son típicamente hechos por el hombre mientras que los patrones aleatorios son naturales.

Esta constituye la única presentación que hemos encontrado del término textura en lenguaje matemático aún cuando al autor no le fue posible generar una expresión matemática universal, para representar este concepto. Los especialistas buscan una definición matemática general para la textura a partir de la cual se puedan establecer descriptores de textura aplicables a cualquier tipo de imagen. Coincidimos en que no hay una expresión matemática precisa, para expresar este concepto, de manera que cualquiera de las definiciones anteriormente relacionadas, mas otras que puedan presentarse, expresan de alguna forma el significado del término textura. Esta idea acerca del concepto de textura está muy bien sintetizada por Jain y Farroknia (1991): “La diversidad de texturas naturales y artificiales hacen imposible dar una definición universal de textura”.

1.3.2 Tono y Textura

La imagen en su forma digital es usualmente almacenada en la computadora como un arreglo bidimensional. Si las variables $L_x = \{ 1, 2, \dots, N_x \}$ y $L_y = \{ 1, 2, \dots, N_y \}$ son los dominios espaciales de X y Y, entonces el producto cartesiano $L_x \times L_y$ es el conjunto de celdas de resolución (píxeles) y la imagen digital I es una función que asigna algún valor de tono de gris $G \in \{ 1, 2, \dots, N_g \}$ a cada una de las celdas de resolución (Haralick et. al, 1973). Luego,

$$I: L_x \times L_y \rightarrow G.$$

La imagen multiespectral está construida con un conjunto de imágenes simples que responden todas a las mismas dimensiones de L_x y L_y y representando la misma locación espacial. De igual modo, el conjunto G de niveles de gris está definido sobre el mismo dominio para cada imagen simple denominadas banda espectral. En sensores remotos cada banda espectral representa la información recogida por el sensor para un ancho de banda del espectro electromagnético. En el análisis de textura las bandas espectrales pueden ser simuladas con descriptores obtenidos a partir de la imagen simple, por ej., cuando se aplican varios descriptores de un mismo modelo (estadístico, espectral, multiresolución). Un caso típico, es cuando se aplica un banco de N filtros de Gabor con varios ángulos y frecuencias centrales lo que se obtiene es un paquete N dimensional de descriptores que constituyen una imagen multiespectral I.

Sobre I pueden realizarse varios análisis bidimensionales para ejecutar tareas específicas de procesamiento de la imagen tales como codificación, restauración, realce y clasificación. En años recientes se han desarrollado y aplicado una tremenda cantidad de procesamientos en microfotografías, fotos aéreas e imágenes de variada procedencia (satelitales, medicina, macroscopía y microscopía electrónica, escaneadas, etc).

En la búsqueda de los rasgos distintivos significativos que describan la información gráfica, es natural mirar hacia los tipos de rasgos que los humanos usan en la interpretación de esta información. Los rasgos espectrales, de textura y aquellos relativos al contexto (contextuales) son los patrones fundamentales usados en la interpretación humana de colores fotográficos. Los rasgos espectrales en una imagen de teledetección describen las variaciones promedio de los tonos, en varias bandas del espectro electromagnético visible y/o en su porción infrarroja, mientras que los rasgos de textura contienen información acerca de la distribución espacial de las variaciones de los tonos dentro de una banda. Los rasgos contextuales contienen información derivada de los bloques gráficos circundantes al área que está siendo analizada. Cuando se procesan áreas pequeñas de fotografías en tonalidades de gris, entonces la textura y los tonos son más importantes (Haralick et al., 1973).

El concepto de tono está basado en la variación pequeña del gris que poseen las celdas de resolución en una imagen, mientras que la textura es relativa a la distribución (estadística) espacial de los tonos de gris. La textura y los tonos no son conceptos independientes; más bien ellos poseen una intrincada relación del uno con el otro, tanto como la relación que existe entre una partícula y su onda. El contexto, la textura y el tono están siempre presentes en la imagen, no obstante una propiedad puede dominar a la otra en un momento dado.

La premisa inicial de Haralick *et al.* (1973) para estudiar la textura y los tonos está basada en el concepto de que entre ambos se mantiene una estrecha relación mutua. Las relaciones básicas, instintivamente percibidas, entre tono y textura son las siguientes:

- cuando un área pequeña de la imagen tiene una pequeña variación de los rasgos de los tonos de gris discretos, la propiedad dominante en el área es el tono;
- cuando un área pequeña tiene una variación amplia de los rasgos de los tonos de gris discretos, la propiedad dominante en el área es la textura.

Para hacer esta distinción, es crucial el *tamaño del área pequeña*, el tamaño relativo de los rasgos discretos y el número de rasgos perceptibles o distinguibles. Cuando el número de rasgos distinguibles decrece, las propiedades de los tonos pasan a ser dominantes. De hecho, cuando el área pequeña es del tamaño de un píxel, de modo que hay solamente un rasgo, la única propiedad presente es el tono. Así, cuando el número de rasgos distinguibles de los tonos de gris discretos se incrementa dentro del área pequeña, la propiedad textura pasa a ser dominante.

Una propiedad importante del binomio tono-textura es el patrón espacial de las celdas que forma cada rasgo discreto. Cuando no hay un patrón espacial y la variación de los tonos de gris entre rasgos es grande, entonces hay una textura fina. A medida que el patrón espacial se hace más definido e incluye más y más celdas, entonces hay una textura gruesa.

La descripción que precede sobre textura es por supuesto una simplificación e idealización de lo que realmente ocurre. Los rasgos discretos de los tonos son realmente algo borrosos (fuzzy), en el sentido que ellos no son entidades en sí mismas. Por eso el análisis de textura, Haralick *et al.* (1973) lo sugieren como relativo a conceptos macroscópicos y generales, más que a los rasgos de los tonos discretos, esto es, el análisis de textura está relacionado con asociaciones de píxeles.

1.3.3 Diferentes unidades para el Análisis de Textura

Los métodos de análisis de textura en el dominio del espacio pueden ser clasificados, a su vez, sobre la base de diferentes unidades de análisis: el píxel, los elementos de borde y los extremos de los tonos de gris.

El píxel como unidad de análisis

Los rasgos simples de la textura en una imagen, pueden ser derivados de las características estadísticas que posee la distribución de los niveles de gris de los píxeles. Haralick *et al.* (1973), calcularon la matriz de co-ocurrencia, en la cual, cada elemento (i, j) de la misma, es la probabilidad que un píxel separado por un desplazamiento fijo $\delta = (r, \theta)$ de un píxel con nivel de gris i , tenga un nivel de gris j . Weszka *et al.* (1976), calcularon un histograma (diferencias estadísticas) en el que el k -ésimo elemento es la probabilidad de que dos píxeles separados por un desplazamiento δ , tenga una diferencia de nivel de gris k . Galloway (1975) calculó la matriz *run-length* en la que cada elemento (i, j) es la frecuencia con la cual j píxeles de nivel de gris i continúe en la dirección θ .

Los bordes como unidad de análisis

Los bordes de una imagen son detectados por un operador de gradiente. Un borde l está caracterizado por el valor del borde, su dirección y su tamaño. Los valores promediados de la densidad del borde l , o del tamaño del borde, están correlacionados con la rugosidad (tosquedad) de la textura. La direccionalidad de la textura se puede medir a partir del histograma de la dirección del borde. El buzamiento de una superficie puede ser medido a partir del gradiente de los valores en los bordes promediados localmente.

Los extremos como unidad de análisis

Mitchell (1977) usó los niveles de gris locales mínimo y máximo (extremos) en el análisis de textura. Ambos valores son detectados revisando la matriz de la imagen en las direcciones horizontal y vertical. Un extremo está caracterizado por su tamaño (correspondiente al contraste de la textura) y se calcula la frecuencia de los extremos de diferente tamaño.

La mayoría de los diferentes desarrollos teóricos sobre análisis de textura toman como la unidad básica de análisis el píxel, cuando plantean las definiciones matemáticas de los descriptores.

1.4 Segmentación de textura

La segmentación de la imagen es una tarea difícil pero muy importante para el ADI y también en aplicaciones de visión por computadora. Las diferencias en el nivel de gris medio, o en el color, en una pequeña vecindad solamente, no siempre son suficientes para segmentar la imagen. Mejor sería confiar en las diferencias en la distribución espacial de los niveles de gris de los píxeles vecinos, esto es, en las diferencias en textura. El problema de la segmentación de una imagen, basado en la textura, se conoce como el problema de la segmentación de textura.

La segmentación de textura incluye la identificación de regiones con texturas *uniformes*, en una imagen dada. Para decidir si una región tiene textura uniforme se necesitan medidas apropiadas para describirla. Para Sklanky (1978), “una región de la imagen posee una *textura constante* si un conjunto de estadísticos locales u otras propiedades locales de la imagen permanecen constantes, varían lentamente o aproximadamente periódicas”. Esta definición de textura es apropiada en el contexto de la segmentación, sin embargo la textura posee connotaciones tanto locales como globales, y está caracterizada por la invarianza de ciertas medidas locales o propiedades más allá de una región de la imagen.

Los procedimientos para la segmentación de textura en imágenes tienen dos aspectos importantes, uno es la extracción del rasgo y el otro es la segmentación propiamente. Los rasgos de textura que comúnmente se utilizan son: la energía de la Transformada de Fourier, la estadística de la co-ocurrencia, la frecuencia y orientación local dominante, la energía direccional de los niveles de gris, las máscaras de filtros direccionales incluyendo los filtros Gabor (Jain y Farroknia, 1991; Farroknia, 1992; Du Buf, 1992) así como la dimensión fractal (Chaudhuri y Sarkar, 1995). También han sido utilizados rasgos derivados del Modelo Autorregresivo, de los Promedios Móviles, el Modelo del Campo Aleatorio Gaussiano Markoviano y el Modelo del Campo Aleatorio de Gibbs.

El problema de la discriminación entre texturas y la segmentación basada en la textura es de gran importancia en los campos de segmentación de la imagen y el reconocimiento de objetos, ya que la segmentación con niveles de gris, no puede separar regiones con el mismo nivel de gris promedio, mientras que el sistema visual humano puede diferenciar claramente segmentos de regiones aún cuando se emplean solamente, los momentos de orden superior de su función de niveles de gris. Por otra parte, la segmentación con niveles de gris no usa ninguna información acerca de la relación entre los píxeles vecinos (Criterio Tono), mientras que la segmentación basada en la textura (Criterio Textura) emplea la relación entre los píxeles vecinos como su herramienta más importante (Fig. 3). Otro uso importante de la segmentación basada en la textura es el análisis multi-espectral de imágenes de satélite, puesto que hoy la única herramienta usada en la clasificación de estas imágenes multi-espectrales de teledetección es la respuesta espectral multi-banda. Los rasgos cuantitativos de la textura pueden reducir el error de la clasificación de esas imágenes y mejorar el resultado (Sali y Wolfson, 1992).

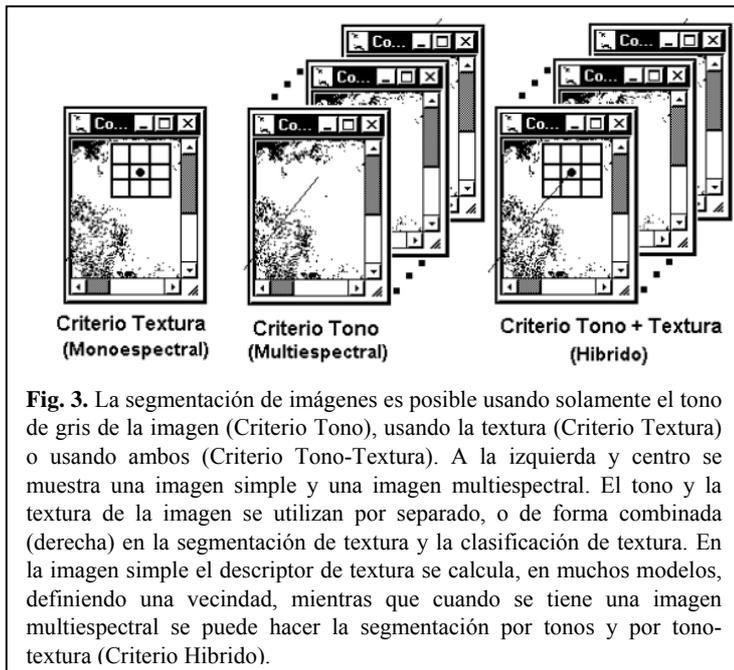


Fig. 3. La segmentación de imágenes es posible usando solamente el tono de gris de la imagen (Criterio Tono), usando la textura (Criterio Textura) o usando ambos (Criterio Tono-Textura). A la izquierda y centro se muestra una imagen simple y una imagen multiespectral. El tono y la textura de la imagen se utilizan por separado, o de forma combinada (derecha) en la segmentación de textura y la clasificación de textura. En la imagen simple el descriptor de textura se calcula, en muchos modelos, definiendo una vecindad, mientras que cuando se tiene una imagen multiespectral se puede hacer la segmentación por tonos y por tono-textura (Criterio Híbrido).

La segmentación basada en la textura (Criterio Textura) emplea la relación entre los píxeles vecinos como su herramienta más importante (Fig. 3). Otro uso importante de la segmentación basada en la textura es el análisis multi-espectral de imágenes de satélite, puesto que hoy la única herramienta usada en la clasificación de estas imágenes multi-espectrales de teledetección es la respuesta espectral multi-banda. Los rasgos cuantitativos de la textura pueden reducir el error de la clasificación de esas imágenes y mejorar el resultado (Sali y Wolfson, 1992).

1.5 Clasificación de textura

El objetivo de la clasificación de texturas es, producir un mapa a partir de la imagen de entrada, dónde cada región con textura uniforme es identificada con la clase de textura que le pertenece. A esa identificación se le llama clasificación de la textura. La clasificación de texturas implica la decisión siguiente: ¿a qué categoría pertenece la textura que está presente en una región de la imagen que se analiza?. Para tomar esta decisión, se necesita tener el conocimiento, a priori, de las categorías o clases de texturas que deben ser reconocidas (agua, áreas agrícolas, áreas urbanas, áreas forestales y otras clases). Una vez que este conocimiento está disponible, se extraen los rasgos de textura, y entonces se usan las técnicas clásicas de reconocimiento de patrones para hacer la clasificación de las texturas presentes (Tuceryan y Jain, 1998).

Una de las primeras aplicaciones de los rasgos de textura para obtener usos de la tierra clasificando imágenes satelitales fue publicada por Haralick et al. (1973); lo que ha quedado según Tuceryan y Jain (1998), como; “un ejemplo dónde la clasificación de texturas fue aplicada, como método apropiado de procesamiento de la textura en la clasificación de regiones en categorías de uso de la tierra utilizando imágenes satelitales”. Haralick y sus colegas calcularon las matrices de co-ocurrencia de los niveles de gris, usando distancia uno, en las cuatro direcciones (0° , 45° , 90° y 135°). Para un problema de clasificación de siete clases, ellos obtuvieron aproximadamente el 80% de exactitud de la clasificación usando un grupo de rasgos de textura extraídos de la matriz de co-ocurrencia.

En una aplicación posterior hecha por Farrokhnia (1990), las categorías clasificadas con descriptores de textura fueron usadas como las fuentes de donde se extrajeron muestras de entrenamiento para una clasificación supervisada en una inspección automática de imágenes de pintura. Los descriptores de textura se obtuvieron con los filtros de Gabor multi-canal.

Tuceryan y Jain (1998) sintetizan la experiencia de Jain y Farrokhnia (1991) usando una versión de la transformada Gabor. Para calcular los filtros de Gabor usaron tamaños de ventanas seleccionadas de acuerdo a la frecuencia central de los filtros. Los rasgos de textura fueron obtenidos como sigue:

- (a) Usando un banco de filtros Gabor a múltiples escalas y orientaciones para obtener imágenes filtradas.
- (b) Pasaron cada imagen filtrada a través de una función no lineal sigmoidea que tiene la forma de $\tanh(\alpha t)$. La selección del valor de α fue determinado empíricamente.
- (c) El rasgo de textura para cada píxel se calculó como la desviación promedio absoluta de los valores transformados de las imágenes filtradas utilizando el promedio dentro de una ventana de tamaño $M \times M$. El valor de M lo obtuvieron automáticamente basado en el valor de la frecuencia central usado en Gabor. Las imágenes filtradas tienen media cero.

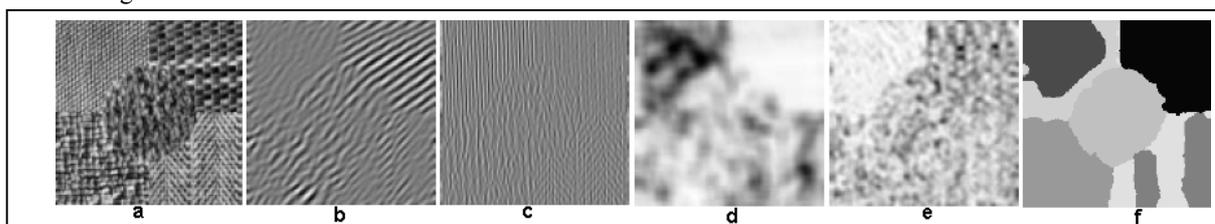


Fig. 4. Se muestra un ejemplo del ciclo completo de segmentación de textura usando filtros de Gabor. a) Imagen de entrada con cinco texturas. Las imágenes b) y c) son sólo dos ejemplos de imágenes filtradas con un filtro de Gabor. El filtro en b) tiene una frecuencia central de 16 ciclos/imagen-ancho y 135 grados de orientación. El filtro en c) tiene una frecuencia central de 32 ciclos/imagen-ancho y 0 grados de orientación. d) y e) Son imágenes de rasgos obtenidas correspondientes a las imágenes filtradas b) y c). La imagen filtrada b) ilustra una gran actividad en la región texturada del cuadrante superior derecho, y la imagen en c) muestra actividad en la región texturada del cuadrante superior izquierdo. Esa actividad está reflejada en las imágenes de los rasgos d) y e). La imagen f) es la imagen segmentada en siete clases utilizando filtrado Gabor multi-escala, es decir rasgos de textura obtenidos con el filtro Gabor con diferentes frecuencias centrales y orientaciones. Este ejemplo con sus imágenes fueron tomadas de Tuceryan y Jain (1998).

Los rasgos de textura usando los filtros de Gabor han sido utilizados tanto para la segmentación como para la clasificación de textura donde se han obtenido resultados satisfactorios (Fig. 4).

1.6 Análisis bibliográfico sobre la textura en imágenes

Después de haber realizado una amplia revisión bibliográfica sobre el tema del análisis de textura en imágenes, pudimos concluir que con relación a esta temática se presentan dos direcciones bien definidas en la literatura especializada: la dirección del desarrollo teórico de diferentes modelos, métodos y enfoques para la generación de descriptores de textura y la dirección referida a las múltiples aplicaciones que de esos modelos han sido realizadas por los investigadores en diferentes ramas de la ciencia y la técnica. Basándonos en esta visión actual del análisis de textura es que presentamos el análisis bibliográfico realizado.

1.6.1 Estados de Arte realizados en Análisis de Textura

Haralick (1979): Este trabajo es la única revisión de los modelos de textura realizada en la década del 70 reuniendo los diferentes modelos usados por los investigadores hasta esa fecha, para el análisis de textura. Se incluyen los enfoques estadísticos de la función de autocorrelación, las transformaciones ópticas, las transformaciones digitales, los bordes de la textura, el enfoque estructural, la co-ocurrencia de los tonos de gris, el run length y los modelos autoregresivos. Discute y generaliza algunas aproximaciones estructurales para el análisis de textura basadas en primitivas más complejas que los tonos de gris. Concluye con una generalización estadístico-estructural en la cual se aplica las técnicas estadísticas a las primitivas estructurales.

Van Gool, et al. (1985): Este trabajo es la revisión más importante de los modelos de textura de la década del 80. En el mismo, se revisan los métodos de análisis de textura que son usados hasta la fecha. Los autores incluyen los modelos estadístico y estructural y se compara su ejecutoria. Discuten el método de las diferencias de los niveles de gris, medidas de textura con máscaras de filtros, análisis del espectro de potencia de Fourier, rasgos de co-ocurrencia, run length de los niveles de gris, rasgos de autocorrelación, métodos derivados de modelos de textura, medidas de extremos relativos y perfiles de niveles de gris. Ellos tratan también los métodos estructurales los cuales describen la textura por sus primitivas y algunas reglas de ubicación. Otro aspecto contemplado en el trabajo es el problema de la segmentación de textura.

Gil, J.L. (1996): El autor revisa la literatura de procesamiento de imágenes acerca de los múltiples enfoques y modelos utilizados para el análisis de textura en imágenes y ofrece el estado del arte para su descripción cuantitativa, su filtrado digital y la clasificación de imágenes basado en medidas de textura. La investigación detectó paradigmas estadísticos, estructurales, espectrales y fractales para el Análisis Digital de Textura y de cada modelo se sintetizan sus principios teóricos. La caracterización estadística de la distribución de los niveles de gris (NG) considera los enfoques estadísticos de 1er. Orden, 2do. Orden y de Orden Superior, ellos toman en cuenta el histograma de los NG y a Color, las matrices de co-ocurrencia y run length, la autoregresión y el espectro de textura. En el modelo espectral están agrupados los procedimientos que operan sobre la composición espectral de la imagen como la Transformada de Fourier (TF), el espectro de potencia de la TF, el filtrado digital por convolución en el espacio y las frecuencias, el filtrado digital multicanal, la transformada Gabor y los métodos Wavelets. El modelo fractal ofrece medidas que cuantifican la irregularidad en imágenes muy complejas y de pobre resolución. El modelo estructural basado en patrones de primitivas y reglas de localización parece estar en desuso por la complejidad que se presenta en la selección de los primeros y en la definición de las reglas. El enfoque estructural posee cualidades muy favorables para las texturas de comportamiento uniforme y regular (sintetizadas por el hombre) lo que no favorece la discriminación de las texturas creadas por la naturaleza. La textura es un concepto abstracto carente de una definición matemática universal, luego los descriptores se atienen a modelos artificialmente creados por lo que todos tienen limitaciones y *ninguno es universalmente aplicable*, de aquí que haya descriptores mejores/peores que otros para

resolver un problema específico. La Tabla 1 presenta los “Procedimientos para el análisis de textura en imágenes” que fueron resumidos por el autor en 1996.

Tuceyran y Jain (1998) presentan diferentes definiciones de textura y analizan varias aplicaciones donde el estudio de textura es importante. Proporcionan una investigación sobre estudios relevantes en el área de inspección de materiales, análisis de las imágenes médicas, el procesamiento de documentos y Teledetección. Presentan una taxonomía de varios modelos de textura que incluye métodos estadísticos, métodos geométricos y métodos basados en modelos de procesamiento de señales. Describen en detalle los modelos estadísticos, los rasgos de autocorrelación y los rasgos de coocurrencia. Los autores concluyen que los rasgos de coocurrencia están mejor preparados para el análisis de textura que para la segmentación de la imagen. También, ellos concluyen que los rasgos de autocorrelación pueden usarse para evaluar la cantidad de regularidad así como la finura o grosor de la textura presente. Finalmente, los problemas de textura están categorizados en cuatro amplias categorías: la segmentación de textura, la clasificación de textura, la síntesis de textura, y la forma a partir de la textura. Los autores demuestran el uso que tienen los algoritmos de visión de bajo nivel para el análisis de textura en las imágenes SAR (Radar de Apertura Sintética).

Zhang y Tan (2002b) presentaron una revisión de los métodos de análisis de textura invariantes. Ellos estudiaron los enfoques de análisis cuyo rendimiento no son afectados por transformaciones de traslación, rotación, afines y perspectiva. Los algoritmos de análisis de textura invariantes existentes los estudiaron cuidadosamente y los clasificaron en tres categorías: los métodos estadísticos, los métodos basados en modelos y los métodos estructurales. Cada enfoque es analizado de acuerdo a esta clasificación y ofrecen su visión acerca de la importancia de los métodos de análisis de textura invariantes. Finalmente sugieren donde debe estar el foco de atención para los trabajos futuros.

En esta publicación se cita a Teniu Tan como autor de otros dos estados de arte. El primero acerca de los enfoques para la segmentación de texturas (Tan, 1993), y el segundo, acerca del análisis de textura invariante a las transformaciones geométricas (Tan, 1995), pero no hubo acceso a ellos.

University of Exeter (2004): En el sitio Web de esta universidad aparece una categorización de las técnicas para generar los descriptores cuantitativos de la textura donde identifican: Enfoque geométrico y el topológico, Enfoque estadístico de segundo orden u ordenes superiores, Enfoque con máscaras y operadores lógicos, Enfoque con modelos estocásticos y aleatorios, Enfoque basado en gradientes de información, Enfoque basado en filtros espectrales, y agrupan el resto en Otros métodos.

1.6.2 Representación de una región de la imagen

Sin que esté declarado como un estado de arte, en su más reciente libro publicado acerca del procesamiento digital de imágenes, González y Woods (Seventh Indian Reprint, 2004) plantean que la “*Representación*” de una región tiene dos opciones: 1) Representar la región en términos de sus características externas por sus fronteras (criterio de forma), o 2) Representar la región en términos de sus características internas utilizando los píxeles incluidos en su interior (criterio de textura). La selección del esquema de representación debe ser determinado por el tipo de tarea a resolver de tal modo que los datos sean más útiles. La siguiente tarea es describir la región sobre la base de la representación seleccionada. Por ejemplo, una región puede ser *representada* por sus fronteras y estas a su vez ser descritas por rasgos tales como su longitud, la orientación de la línea recta que une sus puntos extremos y el número de concavidades en la frontera.

La representación externa se selecciona cuando el foco primario está centrado en las características de la forma que tiene la región. Por su parte, la representación interna se selecciona cuando el foco primario se encuentra en las propiedades regionales del objeto como son color y textura. En oportunidades pudiera ser necesario usar ambos tipos de representación, lo que coincide con Srisuk, *et al.* (2004). En estos casos, los rasgos seleccionados como

descriptores de la región deben ser tan insensibles como sea posible, a las variaciones en tamaño, traslación y rotación. La mayor parte de los descriptores que describen los autores más adelante satisfacen una, o más de estas propiedades.

¿Qué se entiende por Representación?. Después que una imagen ha sido segmentada en regiones por algún método, el resultado de los píxeles segmentados está en forma cruda por lo que, usualmente se representan y se describen de la manera que sea más útil para procesamientos posteriores en la computadora. Los datos crudos son píxeles a lo largo de *fronteras* o están contenidos en una *región*. Aunque estos datos algunas veces son usados directamente para obtener descriptores, como es el caso de la determinación de la textura de una región, la práctica estándar es usar esquemas que compactan los datos en representaciones que son considerablemente más útiles en el cálculo de los descriptores. Luego, *la representación es el uso de esquemas que compactan los datos para hacerlos más útiles, bien en el cálculo de descriptores, como en la comparación entre ellos.*

Para el estudio de las *regiones* también se han empleado muchos descriptores que genéricamente se agrupan como Simples, Topológicos y de Textura, aunque en la práctica es común usar combinadamente tanto los descriptores de frontera como los de región. Uno de los enfoques importantes para la descripción de una región es cuantificar su contenido de textura. Aunque continúa sin existir una definición formal de textura, intuitivamente el descriptor de textura proporciona medidas de las propiedades tales como suavidad, rugosidad y regularidad.

Los descriptores simples son área, perímetro y compacidad. El área de una región está definida como el número de píxeles en la región. El perímetro de la región es la longitud de sus fronteras. Aunque área y perímetro algunas veces se usan como descriptores, ellos se aplican a situaciones en que el tamaño de las regiones es invariante. Por ello el uso más frecuente de ambos descriptores es la medida de la compacidad de una región y se calcula como $(\text{perímetro})^2/\text{área}$. La compacidad es una medida adimensional y por tanto es insensible a los cambios uniformes de escala. Con la excepción de los errores cometidos en la rotación digital, la compacidad también es insensible a la rotación. Otras medidas simples usadas como descriptores de una región incluyen la media y la mediana de los niveles de gris, el mínimo y el máximo de los niveles de gris y el número de píxeles con valores por encima y por debajo de la media.

1.6.3 Forma y Textura para describir regiones

Las propiedades topológicas son útiles para hacer la descripción global de regiones contenidas en el plano de la imagen. La topología es el estudio de las propiedades de una figura que no son afectadas por ninguna deformación mientras no halla desgarre o unión de la figura (González y Woods, 2004). Por ejemplo, suponga una figura que contiene una región con dos huecos. Entonces, si un descriptor se define como el número de huecos en la región, esta propiedad no podrá ser afectada por una transformación de alargamiento o de rotación. Esa es una condición porque en general, el número de huecos podría cambiar si la región es desgarrada, doblada o enrollada. Como el alargamiento afecta la distancia, las propiedades topológicas no pueden depender de la noción de distancia, o de ninguna propiedad implícitamente basada en el concepto de una medida de distancia.

“Los descriptores topológicos” según González y Woods (2004) son : 1) el número de huecos H que posee la región (lo que obviamente no va a ser afectado por una transformación de alargamiento o rotación), 2) el número de componentes conectadas¹ C , y 3) el número de Euler $E = C - H$. Dos píxeles están conectados si son vecinos y además, si sus niveles de gris satisfacen un cierto criterio de similaridad que se impone, por ejemplo que los niveles de gris tengan valores iguales.

Los descriptores topológicos, rigurosamente, no son descriptores de la textura presente en la imagen sino descriptores de la forma que tienen los objetos presentes en la imagen, sin embargo ellos “proporcionan un rasgo adicional que a menudo es útil en la caracterización de las regiones en la escena” (área, perímetro, densidad, altura, ancho, momentos centrales y otros). Es frecuente encontrar la combinación de ambas representaciones para definir métodos que facilitan estudiar la textura y separar regiones con diferentes texturas, lo que se enfatiza más adelante con varios ejemplos. En particular, las componentes conexas es uno de los descriptores topológicos que ofrece la

¹ A las Componentes Conectadas se les conoce también como Componentes Conexas. En inglés se les denomina, Connected Components Analysis.

capacidad para segmentar una imagen en regiones, para tomar el control total de las regiones segmentadas ya sea por tonos, por textura o por tonos+textura y facilitar la asignación de colores a tales regiones. Son útiles para desarrollar un método de post-procesamiento de filtrado digital después que la imagen ha sido segmentada. Por último, empleando las componentes conexas se ha apoyado el desarrollo de un método que combina los bordes de textura con las regiones homogéneas segmentadas y los autores (Tuceryan y Jain, 1998) obtuvieron un método combinado de segmentación de textura con resultados más rigurosos. Veamos otros ejemplos.

Deteción de formas (Davis, *et al.*, 1983): Desarrollaron dos algoritmos para encontrar la forma de la superficie a partir del análisis de la textura y compararon los resultados de los mismos con el algoritmo descrito por Witkin en 1981. Los algoritmos propuestos por ellos recuperan la orientación de la superficie que bordea la textura contenida en la imagen, obteniéndose un resultado de mayor calidad.

Deteción de formas (Kanatani y Chou, 1989): Utilizan la textura de la imagen asumiendo que ella está distribuida homogéneamente para recuperar la forma tridimensional de una superficie texturada. Definen de forma precisa la *homogeneidad* de una textura discreta en términos de la teoría de las distribuciones. Obtienen las ecuaciones de recuperación tridimensional para la determinación de la forma de las superficies planas y curvas. Finalmente presentan algunos ejemplos numéricos para datos simulados y se compara este método con otros existentes.

Clasificación de textura: Kundu y Chaudhuri (1993) proponen el uso de rasgos de la geometría fuzzy para la clasificación de textura. En su enfoque se detecta en la imagen, en primer lugar, un conjunto bidimensional de valores miembros locales extremos. Estos son usados como región semilla y crecen hasta que ellos no toquen otras regiones semillas. Las regiones resultantes son llamadas regiones de influencia. Para estas regiones se calculan un número de rasgos incluyendo, perímetros, densidad, altura, ancho y área, los que forman la base de la clasificación de textura. El método fue validado en un total de 16 imágenes de tamaño 128x128 píxeles tomadas del album de Brodatz obteniéndose un 90% de clasificaciones correctas.

1.6.4 Representaciones teóricas de los métodos de Análisis de Textura

Los descriptores de textura permiten la cuantificación del contenido de la textura presente en la imagen o en una región de ella. No existe una definición formal para este concepto pero intuitivamente estos descriptores proporcionan una medida de propiedades tales como suavidad, grosor y regularidad.

Se han desarrollado varias representaciones, cada una con sus propias técnicas, para facilitar el análisis de la textura en las imágenes. Una categorización de esas técnicas para generar los descriptores cuantitativos de la textura se presenta en la Tabla 2: Modelo estadístico, Modelo espectral y métodos de procesamiento de la señal, Modelo estructural llamado también geométrico, Métodos de multi-resolución y basados en modelos, Modelo con operadores lógicos y otros métodos. Siguiendo esta taxonomía será organizada la descripción de los modelos de análisis de textura.

1.6.5 Modelo Estadístico

El modelo estadístico es considerado el más importante que se ha propuesto para el análisis de textura. Este modelo utiliza los rasgos estadísticos de la textura de la imagen, en la cual la textura es modelada como una función de los tonos de gris. Es obvio que el sistema visual humano es sensible para diferenciar muchos rasgos estadísticos de la textura. Este hecho es exitosamente utilizado para hacer la distinción entre diferentes regiones de textura. Desde el punto de vista estadístico se observa que una textura puede definirse por un conjunto de datos estadísticos extraídos de un gran conjunto de propiedades locales de la imagen.

Según Haralick (1979), la textura de una imagen de niveles de gris está caracterizada por dos dimensiones. La primera dimensión comprende los parámetros de la distribución de los valores de gris que generan un procedimiento estadístico simple llamado *de primer orden*, donde están incluidos los momentos estadísticos correspondientes al histograma de los niveles de gris de la región y la entropía media. Estos rasgos de textura poseen la limitación que no contienen información respecto a la posición relativa que tienen los píxeles unos con respecto a los otros. Una vía para obtener este tipo de información, en el proceso del análisis de textura es considerar no solamente la distribución

de las intensidades, sino también las posiciones de los píxeles con iguales valores de intensidad o cercanamente igual. Para ello fue diseñada la segunda dimensión que comprende las relaciones y dependencias que existen entre los niveles de gris vecinos o aún más, entre regiones de niveles de gris de la imagen lo cual genera otro procedimiento estadístico llamado *de segundo orden*. Esta segunda dimensión es la base primaria para el desarrollo de los métodos de análisis de textura que se basan en la matriz de co-ocurrencia de los niveles de gris (Haralick *et al.*, 1973), la matriz run length (Galloway, 1975), la suma y la diferencia de los niveles de gris (Unser, 1986), la matriz del espectro de textura (Wang y He, 1990) y la matriz de textura de cruce diagonal (Al-Janobi, 2001) para obtener los rasgos de textura.

Haralick, *et al.* (1973): Presentaron un procedimiento estadístico general para la extracción de propiedades de la textura a partir de bloques pertenecientes a una imagen. Su diseño incluye la construcción de la matriz de co-ocurrencia espacial de los tonos de gris y la posibilidad de obtener 28 descriptores de fácil cálculo. Ellos ilustraron la aplicación del método en tareas de identificación de categorías en tres tipos diferentes de imágenes: microfotografías de cinco tipos de areniscas, fotografías aéreas de ocho categorías de usos de la tierra y un conjunto de imágenes multispectrales de satélite, conteniendo siete categorías de usos de la tierra. A partir de este trabajo, en el que por primera vez se propone un modelo teórico sistematizado para el cálculo de descriptores de la textura, se dió comienzo a la estadística de 2do. orden ampliamente difundida y con resultados exitosos en variadas aplicaciones. Los rasgos sugeridos por Haralick han sido usados en la mayoría de los estudios de textura. Baraldi y Parmigianni (1995) presentan el significado teórico y visual de los rasgos propuestos por Haralick.

Galloway (1975): Presentó un procedimiento estadístico general para la extracción de propiedades de la textura a partir de la definición del concepto de run-length como cadenas de píxeles con igual intensidad de gris. En su diseño genera una matriz run length que relaciona el seguimiento de cadenas de píxeles según cuatro direcciones básicas; y a partir de esta matriz, propone el cálculo de cinco descriptores de textura.

Weszka y Rosenfeld (1976) propusieron una aplicación de las matrices de co-ocurrencia para el análisis de textura relacionado con la evaluación de la calidad superficial de diferentes materiales y distinguir entre las muestras de pobre calidad y las aceptables. Usaron 12 fotografías digitales de la superficie de los materiales. Para el cálculo de los rasgos de textura utilizaron ventana de píxeles pequeñas. Las medidas de la textura usadas fueron el espectro de potencia de Fourier y las matrices del co-ocurrencia. El objetivo del estudio fue encontrar qué juego de rasgos proporciona la mejor clasificación que concuerda con la experiencia humana. Los autores encontraron que los mejores resultados que se obtuvieron fueron tres rasgos basados en la matriz de co-ocurrencia; a saber la entropía, la desviación estándar de la entropía y el máximo de la correlación. También fue concluido que la calidad juzgada de la textura superficial no correspondió con las propiedades visuales obvias del material.

Unser (1986): Introduce los histogramas de la suma y la diferencia de los niveles de gris para reemplazar a las matrices de co-ocurrencia usualmente utilizadas en el análisis de textura y propone un conjunto de medidas globales partiendo de los histogramas. Los resultados experimentales indican que los histogramas de la suma y la diferencia, usados conjuntamente son casi tan poderosos como las matrices de co-ocurrencia, para la discriminación de texturas aunque respecto a este último método es más ventajoso ya que el tiempo de cálculo y la memoria de almacenamiento son menores.

Wang y He (1990): Describen un nuevo método estadístico para el análisis de la textura. Proponen el concepto de *Unidad de Textura* y muestran como la textura en una imagen puede ser dividida en un conjunto de unidades de textura y caracterizada por la distribución de las mismas dentro de la imagen, dando como resultado el *Espectro de Textura*. El método ha sido evaluado con algunas imágenes naturales de Brodatz y también con ejemplos de conjunto de imágenes de satélite SAR. El procesamiento incluyó la clasificación, el filtrado y la caracterización de la textura.

He y Wang (1991): Presentan un nuevo conjunto de descriptores de textura obtenidos a partir del Espectro de Textura. Los rasgos propuestos describen mejor la imagen ya que extraen información de la textura considerando las ocho direcciones de la vecindad, en lugar de una sola dirección, tal como se usa en el modelo de la matriz de co-ocurrencia. Para la evaluación de estos rasgos fueron usadas imágenes de texturas naturales del álbum de Brodatz. Fueron utilizados algunos de los rasgos de textura tradicionales extraídos de la matriz de co-ocurrencia para compararlos con los nuevos descriptores, en la discriminación de diferentes unidades litológicas de imágenes de satélite SAR. Fueron obtenidos resultados prometedores.

He y Wang (1992): Presentan la aplicación del ET para la clasificación no supervisada de la textura en imágenes, continuando así sus estudios previos donde propusieron el ET para la clasificación supervisada de la textura. Obtuvieron resultados prometedores usando este algoritmo para clasificar seis imágenes de texturas naturales del álbum de Brodatz demostrándose el poder de discriminación que tiene el ET.

Wang (1994a): Presenta un nuevo espacio de textura basado en el método del ET en el cual, la textura de un píxel puede ser definida y representada en un espacio de N dimensiones con M niveles de gris. Con este método generalizado, el modelo de la matriz de co-ocurrencia y el del ET son los dos casos extremos con $N = 2$ y $N = 9$. En este nuevo espacio de textura, son redefinidos los descriptores de textura convencionalmente utilizados.

Wang (1994b): En este trabajo generaliza el modelo del ET, a un espacio de M vectores y N intervalos de niveles de gris para los elementos de las UT, en lugar de $M = 8$ y $N = 3$ utilizado en los primeros estudios del ET. De esta forma, el conjunto de las unidades de textura puede ser definido como una vecindad de 3 píxeles por 3 píxeles, 5 píxeles por 5 píxeles, 7 píxeles por 7 píxeles u otras formas y tamaños, y el modelo de la matriz de co-ocurrencia se unifica con el del espectro de textura en el caso extremo de $M=1$.

Tan y Kittler (1994): Los autores describen un camino nuevo y sistemático para analizar la textura en imágenes a color. Ellos proponen extraer separadamente, atributos espaciales (la textura) y espectrales (el color), a partir de una imagen a color. Proponen el uso de los histogramas tridimensionales del color como el modelo para la representación del mismo pero como el cálculo de los rasgos y el almacenamiento a partir de los histogramas es muy complicado, los autores justifican trabajar con la aproximación a este histograma mediante el producto de los tres histogramas de primer orden calculados a partir de los componentes axiales principales de los datos de la imagen a color. Definen algunos descriptores estadísticos de la textura a partir de esos histogramas de menor dimensionalidad.

Murino et al. (1998) proponen un nuevo esquema de clasificación de textura basado en el uso de la Estadística de Orden Superior a dos (HOS) donde definen nuevos rasgos discriminatorios. Una de las ventajas de usar estos parámetros es que ellos son insensibles al ruido de gaussiano aditivo; especialmente los parámetros estadísticos de tercer orden. Los autores definen funciones HOS aprovechando sus propiedades para la clasificación de texturas. Definen los llamados “Cumulants”, como la combinación de momentos de orden superior y los usan como rasgos de textura. Analizan la eficiencia de estos rasgos con el procedimiento live-one-out, para ello, clasifican imágenes que poseen ruidos gaussianos y exponenciales superpuestos encontrando una clasificación casi perfecta para cero ruido y un comportamiento robusto en presencia de ruidos aditivos.

Pietikäinen et al. (2000) investigó la eficiencia del conjunto rasgos propuesto por ellos para la clasificación de textura invariantes a la rotación. Este estudio también investigó el efecto de usar ventanas pequeñas de tamaño 32x32 píxeles comparándolo con ventanas de 64x64 píxeles para el análisis de la textura. En sus experimentos usaron medidas de textura basadas en la autocorrelación simétrica - centrada, en patrones binarios invariantes a la rotación y las diferencias entre niveles de gris. Se derivan varios rasgos basados en la vecindad local del píxel que mide la covarianza (SCOV) y la autocorrelación simétrica (SAC) definida como la proporción de la covarianza simétrica y la desviación estándar local de la vecindad. Se puede obtener la medida de la autocorrelación simétrica ranqueada (SRAC), si los niveles de gris se reemplazan por sus rangos en la imagen original. Además, son calculadas tres medidas de la varianza local. También, se obtienen los patrones locales binarios por umbralamiento de la vecindad del píxel en base al valor del píxel central. La salida se multiplica por una función binomial y la matriz resultante se representa con un solo valor que actúa como un rasgo. Esto se llama el Modelo Binario Local (LBP). Finalmente se define una función de probabilidad usando las diferencias de los niveles de gris para lo cual son acumuladas como un rasgo la diferencia absoluta de los niveles de gris en las cuatro direcciones. Los autores usan el clasificador k-NN en 15 imágenes de Brodatz. El rendimiento de los rasgos se evalúa individual y por pares. Los resultados muestran que la mejor eficiencia se alcanza con la ventana más grande. Se ofrecen algunas conclusiones interesantes acerca del comportamiento de los diferentes rasgos en las imágenes rotadas.

Al-Janobi (2001) presentó un nuevo método de análisis de textura llamado la Matriz de Textura de Cruce Diagonal (CDTM). Este método incorpora las propiedades de la Matriz de Co-ocurrencia de los Niveles de Gris y del Espectro de Textura. El método propuesto está basado en caracterizar la información de la textura de una imagen separando los ocho píxel es vecinos alrededor del píxel central en una vecindad de 3x3 píxeles. Los ocho elementos de la unidad de la textura son dividido en dos grupos: la Unidad de Textura Diagonal (DTU) y la Unidad de Textura Cruzada (CTU). Los miembros de cada unidad tienen un valor de 0, 1 o 2 que depende de si el valor de cada píxel de

la vecindad es menor, igual o mayor que el píxel central. Estas dos unidades se combinan en una CDTM, tomando la CTU como el eje X y el DTU como el eje Y de la matriz. Los rasgos de Haralick se extraen de estas unidades para obtener la información de la textura. Este método tiene la ventaja que los niveles de gris de la imagen no influyen en el tamaño de la matriz. Además, la complejidad computacional es reducida debido al tamaño reducido de la matriz. Se han usado nueve imágenes del álbum de Brodatz para la evaluación de este método. Debido al número limitado de imágenes, cada imagen se divide en 25 subimágenes. La clasificación se ha realizado usando clasificador de Bayes y se comparan los rasgos siguientes: 13 rasgos de co-ocurrencia de las imágenes originales, 13 rasgos de textura de CDTM, y 8 rasgos del Espectro de Textura. Se encontró que los resultados de CDTM son los mejores (7.3% error), comparado con el 18.4% de error de las matriz de co-ocurrencia y el 31.9% con el Espectro de Textura.

1.6.6 Modelo Espectral o de procesamiento de la señal

Las técnicas espectrales están basadas en propiedades del espectro de Fourier y son usadas primariamente para detectar la periodicidad global presente en la imagen identificando concentración grande de la energía y picos estrechos en el espectro. En este conjunto de descriptores están considerados los descriptores derivados del filtrado digital lineal, no lineal, operadores gradientes, el filtrado digital multicanal con la transformada de Gabor y el filtrado wavelet de Gabor.

Jernigan y D'Astous (1984): Proponen una medida de textura que es la entropía del espectro de potencia normalizado en el dominio de la frecuencia espacial, dentro de las regiones de una imagen. Según estos autores, las medidas de entropía de la distribución de la componente de frecuencia discrimina exitosamente entre diferentes tipos de textura y de forma comparable con aquellas medidas de textura tradicionales en el dominio de la frecuencia y las matrices de co-ocurrencia.

Liu y Jernigan (1990): Presentan un nuevo conjunto de 28 descriptores de textura derivados del dominio de la frecuencia y basados en el espectro de potencia. Consideran la extracción, la evaluación y la discriminación de los rasgos de textura en un ambiente que posee ruido aditivo. Usan un esquema de selección mediante sucesivas adiciones y eliminaciones de descriptores basado en el criterio de Wilks, para obtener un subconjunto de ellos que discriminen efectivamente entre un conjunto de muestras de texturas. Los descriptores de textura más informativos son la energía del pico dominante, la forma del espectro de potencia y la entropía. Estos descriptores son insensibles al ruido aditivo y son efectivos para la discriminación de texturas.

Bovik y Clark (1990): El método utilizado por los autores para la clasificación de la textura se basa en aprovechar sus características de frecuencia (amplitud y fase). Se acude al enfoque del filtrado multicanal utilizando funciones Gabor 2D. Mediante la comparación de la respuesta de amplitud del canal, se detectan los límites entre diferentes texturas y mediante la localización de variaciones amplias en la respuesta de fase del canal son detectadas las discontinuidades. Se muestran ejemplos de procesamiento con texturas reales y sintéticas.

Jain y Farrokhnia (1991): Presentan un algoritmo de segmentación de textura inspirado en la teoría del filtrado multicanal para el procesamiento de la información visual, en el sistema visual humano. Los canales están caracterizados por un banco de filtros Gabor que cubren casi uniformemente el dominio de la frecuencia espacial. Proponen un esquema para la selección del filtro el cual se basa en la reconstrucción de la imagen de entrada a partir de imágenes filtradas. Los rasgos de textura se obtienen presentando cada imagen filtrada a una transformación no lineal y calculando una medida de la "energía" en una ventana centrada en cada píxel. Se utiliza un algoritmo de agrupamiento con error cuadrático para integrar las imágenes del rasgo y producir la segmentación.

Zhu y Goutte (1995): Investigan el uso de la distribución de Wigner-Ville y la transformada de Morlet para segmentar imágenes texturadas. A través de la explotación de las características de la imagen como son la frecuencia espacial y la escala, proponen dos tipos de métodos de segmentación. Los resultados de segmentación obtenidos en imágenes sintéticas y naturales mostraron que las propiedades de escala pueden constituir rasgos de textura y que la distribución de Wigner-Ville y la transformada de Morlet ofrecen confiabilidad en una buena discriminación de la textura.

Raghu et al. (1995): Presentan un enfoque con redes neuronales para la clasificación de texturas que combina el mapa autoorganizativo y un perceptron multicapa. Los descriptores de textura son extraídos usando un enfoque

multicanal con un conjunto de filtros Gabor que tienen diferentes tamaños, orientaciones y frecuencias para la extracción de un vector de descriptores N dimensional. Realizaron los experimentos con texturas naturales y datos de teledetección.

Pichler et al. (1996) compara la extracción de rasgos a partir de la Transformada Wavelet con los obtenidos mediante el filtrado adaptativo de Gabor y reporta resultados superiores usando las técnicas de Gabor. Sin embargo, los requerimientos computacionales son mucho mayores para éstas últimas que los necesarios para la Transformada Wavelet y en ciertas aplicaciones la precisión puede verse comprometida por la velocidad del algoritmo.

Tuceryan y Jain (1998) usaron el filtrado de Gabor multi-escala e hicieron experimentos sobre imágenes patrones conteniendo mezclas artificiales de texturas para validarlo. Los autores obtuvieron la imagen segmentada que se muestra en la Fig. 5 con siete regiones, sin embargo la imagen de partida sólo tiene cinco tipos de textura. Para mejorar este resultado idearon un procedimiento que utiliza combinadamente la segmentación de bordes, la segmentación de regiones y el análisis de componentes conexas. Los pasos para la construcción del método combinado lo describen como sigue:

1. Se calculan los rasgos de Gabor a la imagen de entrada y se obtienen varias imágenes de rasgos.
2. Se aplica cluster análisis en el espacio de rasgo de Gabor sobre un subconjunto de píxeles muestreados aleatoriamente en la imagen original. La muestra de píxeles cubre alrededor del 6% del número total de píxeles para incrementar la eficiencia computacional. El número k de cluster se especifica de acuerdo al número de categorías deseadas y entonces la imagen se sobresegmenta. En este paso se asigna una etiqueta a los píxeles (patrones) incluidos en cada cluster.
3. Los patrones etiquetados son usados como conjunto de entrenamiento y se procede a clasificar todos los píxeles de la imagen asignándolos a uno de los k cluster. Se utiliza el Clasificador de Mínima Distancia. El resultado es la segmentación completa de la imagen en regiones con textura uniforme.
4. Se realiza un análisis de componentes conectadas para identificar cada región segmentada.
5. Se realiza una segmentación basada en fronteras aplicando el detector de bordes de Canny sobre cada imagen de rasgo. Se obtiene una “respuesta de bordes total” para lo cual son sumados, para cada píxel, la magnitud del detector de bordes de Canny en cada imagen de rasgo. Los bordes de la textura se detectan sobre la base de la magnitud total que ha sido obtenida por la suma de los bordes parciales.
6. Los bordes detectados, entonces se combinan con el resultado de la imagen segmentada basada en regiones y se obtiene la segmentación de textura final.

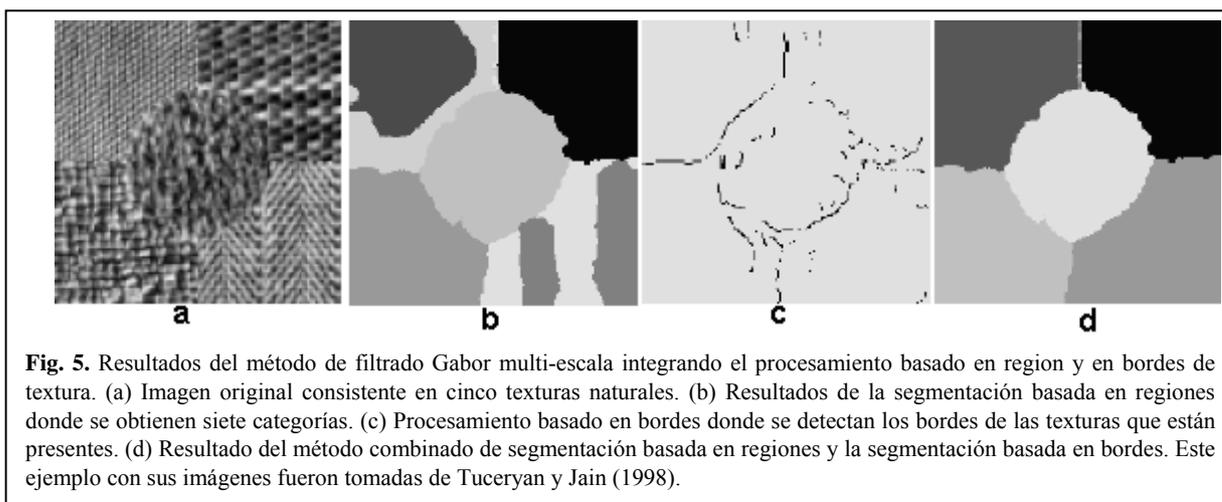


Fig. 5. Resultados del método de filtrado Gabor multi-escala integrando el procesamiento basado en region y en bordes de textura. (a) Imagen original consistente en cinco texturas naturales. (b) Resultados de la segmentación basada en regiones donde se obtienen siete categorías. (c) Procesamiento basado en bordes donde se detectan los bordes de las texturas que están presentes. (d) Resultado del método combinado de segmentación basada en regiones y la segmentación basada en bordes. Este ejemplo con sus imágenes fueron tomadas de Tuceryan y Jain (1998).

El procedimiento descrito integra la segmentación de textura combinando los bordes y las regiones uniformes de las clases de textura (Fig. 5) y mejora en muchos casos los resultados de la segmentación (Tuceryan y Jain (1998)).

Haley y Manjunath (1999) describen un método de discriminación de textura invariante a la rotación basado en los filtros de Gabor. El trabajo desarrolla una representación polar del wavelet de Gabor 2D y una familia de multiresolución de estos wavelets, todo lo cual se usa para calcular microrasgos. Estos microrasgos caracterizan la amplitud y la frecuencia localizada espacialmente, así como el comportamiento direccional de la textura. Además, se derivan los macrorasgos de los parámetros estimados que han sido seleccionados del micromodelo. Se usan un conjunto de macrorasgos invariantes a la rotación para la clasificación. Los resultados se presentan para reconocer texturas con varias rotaciones. Se alcanza una precisión de la clasificación de 96.8% en un total de 624 imágenes tomadas como muestra. También fue analizado el álbum de Brodatz completo y fue reportada una precisión en la clasificación de 80.4% en 872 imágenes.

Kruizinga y Petkov (1999) proponen un modelo no lineal para el análisis de textura basado en los estudios neurofisiológicos acerca de cómo trabaja la corteza visual de los monos. El modelo ha estado inspirado por el reciente descubrimiento de una neurona de orientación selectiva en la corteza visual de monos llamada “célula de rejillas”. Estas células responden vigorosamente a una rejilla de barras con orientación, posición y periodicidad apropiada. El modelo consiste en dos fases. En la primera fase se calculan las respuestas de las sub unidades de la rejilla. La unidad se activa por un conjunto de tres barras con la periodicidad, orientación, y posición apropiada. En la segunda fase, se suman las respuestas de las sub unidades de rejilla con una orientación y periodicidad dada dentro de un área con la respuesta de la célula de rejilla. Los operadores de rasgo de textura están basados en las respuestas de las células de rejillas que se obtienen con aplicación de operadores de rejillas con ocho orientaciones y tres periodicidades preferenciales. Esto produce un vector de rasgos de textura de dimensión 24. En este estudio se han comparado los resultados de usar éstos últimos rasgos para la clasificación de imágenes con rasgos de Gabor y de la matriz de co-ocurrencia, usando el análisis discriminante lineal de Fisher. Los autores encontraron que como promedio la distancia relativa entre los cluster de los vectores de rasgo obtenidos con el operador de celdas de rejilla fue dos veces más grande que la distancia relativa entre los clusters obtenidos con operador de energía de Gabor, y aproximadamente tres veces más grande que la distancia obtenida entre los clusters que son resultado del operador de matriz de co-ocurrencia.

Randen y Husoy (1999) proporcionan un estudio comparativo detallado de varios enfoques de filtrado digital para la extracción de textura. El criterio básico para la mayoría de los enfoques de filtrado es que la distribución de energía en el dominio de frecuencia define una textura. De aquí que, si el espectro de frecuencia se descompone en un número suficiente de sub bandas, las firmas de energía espectral para éstas son muy diferentes en las diferentes texturas y por tanto, las caracterizan. Los enfoques comparados en este estudio incluyen las máscaras de Law, el filtro de anillo/cuña, el banco de filtros de Gabor, la transformada wavelet, los paquetes de wavelet, los filtros de espejo de Cuadratura (QMF), la Transformada Discreta del Coseno (DCT), el filtro de autovalores, el filtro optimizado de Gabor, predictores lineales y filtros de respuesta optimizada de impulsos finitos. Se proporciona también un resumen de otros estudios que comparan algoritmos de textura. El procedimiento básico por el filtrado es como sigue. Primero, la imagen de entrada es sometida al filtro en cuestión lo que permite el paso de ciertas frecuencias bloqueando a las restantes. Se aplica una función no lineal a la imagen filtrada que rectifica la respuesta del filtro, seguida por un suavizamiento. Algunas de las funciones no lineales comúnmente usadas son: la función “magnitud”, funciones cuadradas, el logaritmo y la sigmoideal rectificada. Las funciones suavizadoras incluyen principalmente, las funciones rectangulares y Gaussianas. La imagen de rasgo resultante se usa para la clasificación junto con otras imágenes derivadas con diferentes clases de filtros y funciones de post - procesamiento. Los experimentos se dirigieron a las imágenes de textura compuesta. Los autores concluyen que no se observa ninguna jerarquía clara de actuaciones en la clasificación. Los diferentes métodos se comportan bien en ciertas imágenes, pero no en todas. El método de Law tradicional y los filtros de anillo/cuña nunca son los ganadores o destacan está siendo muy bueno. Las actuaciones pobres también se observan para el banco de filtros de Gabor y DCT. Sin embargo, la transformada DCT tiene la menor complejidad computacional de todos los métodos. Los enfoques QMF y los paquetes de wavelet están entre los mejores para la mayoría de las imágenes. El método de la matriz de Co-ocurrencia también fue comparado y resultó ser el peor en todos los experimentos.

Chen y Chen (1999) comparan cuatro métodos de filtrado para la discriminación de textura. Estos métodos incluyen la Transformada de Fourier, el filtrado espacial, el filtro de Gabor y la Transformada Wavelet. Se tomaron

seis imágenes de textura y cada una se dividió en 100 sub imágenes de tamaño 128x128 píxeles lo que proporcionó un conjunto de 600 imágenes. Se aplicó la técnica de clasificación leave-one-out con el vecino más cercano. Ellos encontraron que la discriminación de textura utilizando los rasgos obtenidos mediante las Wavelet y Gabor tienen una ejecutoria igualmente buena pero el método Wavelet es computacionalmente menos caro. Estas dos actuaciones son mejores que los otros dos métodos empleados.

Prabhakar (2001): En su tesis doctoral evaluó las limitaciones del rendimiento del popular sistema de verificación de huellas dactilares basados en minucias para lo cual estimó teóricamente la probabilidad de la falsa correspondencia entre dos huellas de diferentes dedos usando la representación por minucias. Concluyó que debido a la limitada cantidad de información que está presente en la representación de las huellas dactilares basada en minucias de un dedo, se hacía necesario explorar representaciones alternativas para lo cual diseñó una nueva representación basada en bancos de filtros. Obtuvo una representación compacta que compite con los restantes sistemas en uso que machean basados en las minucias. Pero más aún, desarrolló un ambiente para fusionar la información de diferentes dedos de una misma persona y por esta vía incrementó la exactitud de la verificación de las huellas. En sus recomendaciones, el propio Prabhakar acotó las limitaciones teóricas que tiene un sistema como el suyo basado en la detección de un solo punto de referencia para extraer el FingerCode correspondiente. Planteó que debido a la elasticidad de la piel está presente una distorsión en las imágenes de la huella aún cuando las minucias fueran registradas atendiendo su localización y orientación. Entonces sugiere la estimación de la frecuencia local de las crestas en cada sector y normalizar cada sector con una frecuencia constante. Aquí está haciendo referencia implícita a la necesidad de acudir al concepto de textura para eliminar el obstáculo de la elasticidad de los dedos. Ciertamente la cantidad de crestas seguirían siendo las mismas cuando se aplica una mayor o menor presión en el momento que queda plasmada la huella en una superficie. Dos años más tarde Ross hizo su doctorado usando fusión de minucias y un rasgo de textura hábilmente definido.

Zhang y Wang, (2004) han introducido un conjunto de rasgos invariantes a la rotación para la clasificación de textura basados en la transformación Wavelet en combinación con las probabilidades de co-ocurrencia. Usando una descomposición y reconstrucción Wavelet obtienen una nueva aproximación para la imagen con nuevos detalles. Usando la aproximación estadística y los nuevos detalles calculan la probabilidad conjunta de la imagen original y la que tiene los nuevos detalles para obtener 7 nuevos rasgos que son derivados de la probabilidad conjunta. Los autores combinan una red MLP (Multi Layer Perceptron) con sus rasgos para la discriminación de 16 tipos diferentes de granos de pollen y reportan un 95% de clasificación correcta.

1.6.7 Modelo Estructural o Geométrico

Los métodos de análisis de textura que se clasifican bajo el título de modelo estructural o geométrico se caracterizan porque en la definición de textura están presentes "elementos de la textura" o primitivas. El método de análisis normalmente depende de las propiedades geométricas de éstos elementos de la textura. Una vez que esos elementos de la textura se identifican en la imagen, hay dos enfoques principales para analizar la textura. Uno calcula las propiedades estadísticas de los elementos de la textura extraídos y utiliza éstos como descriptores de la textura. El otro enfoque, intenta extraer la regla de ubicación que describe la textura. El último puede incluir métodos sintácticos o geométricos de análisis de textura.

1.6.7.1 Modelo estructural puro

El modelo estructural puro de la textura está basado en el supuesto de que las texturas están formadas por un agregado de primitivas que aparecen en un ordenamiento espacial repetitivo y regular. Para describir la textura se deben describir las primitivas y las reglas de su ubicación. Un punto de vista para las descripciones estructurales es ver las reglas de ubicación de las primitivas como productoras de reglas gramaticales. La clasificación de la textura consiste en determinar si una textura particular exhibe un patrón el cual pertenece a una de esas reglas gramaticales o lenguaje (Haralick, 1979 y Vlnrotter *et al.*, 1986).

Desde los inicios de la década del 70, diferentes autores han trabajado con este método según refieren Haralick y Vlnrotter pero en realidad su uso ha sido limitado.

El análisis de la textura según el modelo estructural requiere la determinación de las primitivas, su descripción y la descripción de sus interrelaciones (Vlnrotter *et al.*, 1986). Por tanto una forma de trabajar con este modelo es con un enfoque estadístico estructural. El enfoque es estructural porque las primitivas deben definirse explícitamente y es además un enfoque estadístico en el sentido que la existencia o ausencia de las relaciones o interacción espacial entre las primitivas se mide mediante probabilidades.

Primitivas

Una primitiva es un conjunto conectado de celdas de resolución caracterizadas por una lista de atributos. Las primitivas de la textura son a veces conocidas como *elementos de textura* o *texels*. La primitiva más simple es el pixel con su tono de gris como atributo pero a veces es útil trabajar con primitivas que son conjuntos máximos de pixels conectados que tienen una propiedad particular. Un ejemplo de tales primitivas son: pixels que tienen el mismo tono de gris, pixels que tienen la misma dirección de bordes, medidas de la forma y/o elongación de una región conectada, segmentos de línea, polígonos, mosaicos, etc. Los diferentes tipos de primitivas, su orientación y forma, junto con otras propiedades son considerados como determinantes de la apariencia de la textura (Haralick, 1979; Salli y Wolfson, 1992).

En resumen, pueden ser consideradas como primitivas, diferentes atributos y también estos pueden ser generados o contruídos a partir de datos de la imagen haciendo uso de operadores. En el review clásico de esta temática (Haralick, 1979) no se presentan explícitamente dichos operadores sino que se citan trabajos de referencia.

Sonka (1986): Presenta un método para el reconocimiento de la textura basado en la descripción de la misma mediante la extracción de números y tipos de primitivas así como la organización espacial de dichas primitivas. Este método tiene dos niveles de aprendizaje. En el nivel de reconocimiento la textura desconocida es buscada, son extraídas sus primitivas, se describen sus características y se clasifican. Sobre la base de las clases de primitivas, se calcula la dependencia espacial y se determina el patrón de textura. Se muestran los resultados de este método utilizando las texturas de Brodatz.

Vlnrotter *et al.* (1986): Según estos autores, muchas texturas pueden ser descritas estructuralmente, en términos de los elementos texturales individuales y sus relaciones espaciales. Este trabajo describe un sistema para generar descripciones útiles de texturas naturales en esos términos. El enfoque básico consiste en determinar inicialmente, descripciones parciales de los elementos, usando rasgos de los bordes. Esta descripción controla la extracción de los elementos de textura. Los elementos están agrupados por tipos y se calculan las relaciones espaciales entre los elementos. Se muestran las descripciones que son útiles para el reconocimiento de texturas y para la reconstrucción de texturas periódicas.

Zhang y Tan (2002): Presentan un nuevo método de análisis de textura basado en las propiedades estructurales. Con este algoritmo extraen rasgos de textura que son invariantes a transformaciones afines que incluyen rotación, traslación, escalado y sesgado (*skewing*). Las propiedades estructurales invariantes son derivadas a partir de áreas de la imagen. Construyen un mapa de proporción de áreas para caracterizar la textura de la imagen. Construyen el histograma basado en este mapa para clasificar la textura. Probaron la eficiencia del método invariante a las transformaciones afines usando texturas de Brodatz.

1.6.7.2 Rasgos del Mosaico de Voronoi

Tuceryan y Jain (1990) propusieron la extracción de “tokens” (representaciones) de la textura usando las propiedades del mosaico de Voronoi para la imagen en cuestión. El mosaico de Voronoi se ha propuesto debido a que entre sus propiedades deseables está la definición de vecindad espacial local y porque las distribuciones espaciales locales de los tokens están reflejadas en las formas de los polígonos de Voronoi. Inicialmente se extraen los tokens de la textura y después se construye el mosaico. Los tokens pueden ser tan simples como los puntos de gradientes altos en la imagen, o pueden ser estructuras tan complejas como segmentos de líneas o fronteras cerradas que estén presentes.

La vecindad de un token está definida por el polígono de Voronoi que lo contiene. En el estado de arte de Tuceryan y Jain (1998) se ofrece un algoritmo para calcular el mosaico de Voronoi para un patrón de puntos. Muchas de las características que son perceptualmente significativas y que están presentes en la representación de los tokens se ponen de manifiesto en las propiedades geométricas de los polígonos de Voronoi. De ahí que, las propiedades geométricas de los polígonos de Voronoi sean utilizadas como rasgos de la textura.

Para aplicar los métodos geométricos a imágenes en niveles de gris, se necesita primero que todo, extraer los tokens de la imagen texturada. A partir de los tokens resultantes se construye el mosaico de Voronoi y en cada celda de Voronoi se calculan los rasgos de la textura. Entonces, los tokens que posean rasgos similares se agrupan para construir regiones de textura uniformes.

Los momentos de área, de los polígonos de Voronoi, constituyen un conjunto de rasgos útil porque refleja, tanto la distribución espacial, como las formas de los tokens de la imagen texturada. Luego, en cada celda de Voronoi se toma como centro la coordenada del token y obtienen los momentos de área de orden $(p+q)$ -ésimos y con ellos se calculan rasgos de la textura basados en los polígonos de Voronoi los cuales se han utilizado en la segmentación de textura.

1.6.8 Métodos de Multi-resolución y basados en modelos

Los rasgos de textura derivados de este modelo acuden al empleo de la geometría fractal, la geometría integral, los multifractales y las funciones de wavelet como una vía de tratar los cambios de escalas en la textura, obteniendo así descripciones invariantes a la resolución de la imagen.

Peleg, et al. (1984): Describen un modelo de clasificación y análisis de la textura a partir de la geometría fractal basado en mediciones del área de la superficie de los niveles de gris las que varían en dependencia de la resolución. El área de la superficie del nivel de gris es medida para diferentes resoluciones, decreciendo con resoluciones más gruesas dado que los detalles finos que contribuyen al área, desaparecen. Las propiedades fractales de una imagen son calculadas a partir de la razón del decrecimiento del área y son usadas para la comparación y clasificación de texturas.

Sali y Wolfson (1992): Estos autores defienden la necesidad de realizar la clasificación de textura usando más de un rasgo y a partir de esta idea, proponen un método de clasificación no supervisada de la textura que combina un descriptor de textura basado en multiresolución (fractales), con descriptores basados en las estadísticas de primero y segundo orden obteniendo un vector de parámetros para alcanzar una buena discriminación entre regiones de textura diferente. Se presentan ejemplos del método y la efectividad de los parámetros usando imágenes de satélite SPOT.

Levy-Vehel (1992a): Investiga el uso de dos técnicas: la Geometría Fractal y la Geometría Integral para la segmentación de una textura inicialmente homogénea y que se presenta con diferentes estados de deformación. Se concentra en el estudio de dos parámetros, el Lacunarity y el Favard Length, probando la relación teórica entre ellos. Como aplicación reporta la clasificación automática de enfermedades de los pulmones sobre la base de imágenes SPECT con una buena eficacia, no obtenida con las técnicas clásicas aplicadas en esas imágenes.

Levy-Vehel (1992b): El autor presenta un paradigma para codificar texturas fractales con funciones de probabilidad. El esquema permite codificar y reconstruir exactamente un amplio rango de imágenes texturadas, proporcionando de este modo una representación compacta utilizable para el análisis y la compresión de imágenes.

Levy-Vehel et al. (1992): Presentan algunas ideas nuevas para el análisis de imágenes y la segmentación de texturas como es el uso de la teoría multifractal para la comprensión de la imagen de forma rigurosa. Proponen un enfoque suficientemente general para trabajar sobre una gran variedad de texturas y presentan un nuevo esquema, basado en el aprendizaje y la cooperación óptima que da buenos resultados en los experimentos de segmentación que ellos muestran aquí.

Sarkar y Chaudhuri (1992): Teniendo en cuenta que la dimensión fractal es un parámetro interesante para caracterizar la rugosidad en una imagen y que puede ser usado en la segmentación de textura, los autores proponen un nuevo método para estimar la dimensión fractal en una imagen bidimensional el cual puede ser rápidamente extendido a una imagen tridimensional también.

Chaudhuri y Sarkar (1995): Emplean una técnica basada en la dimensión fractal (DF) y el concepto de multifractal para el reconocimiento y segmentación de texturas en imágenes y a partir de la DF, proponen seis descriptores de textura. Presentan experimentos aplicando esta técnica sobre un mosaico de texturas naturales del álbum de Brodatz y con microfotografías de secciones delgadas de rocas demostrando la efectividad de la misma.

Kaplan (1999) propuso un enfoque de análisis fractal para la segmentación y clasificación de texturas. El autor plantea que los rasgos procedentes de métodos tales como las Transformaciones de Gabor proporcionan una descripción compacta de los armónicos en textura usando transformaciones lineales locales. Esas técnicas tienen éxito en la clasificación de una variedad de texturas pero fallan en la distinción de ciertas texturas naturales que no muestran ninguna característica periódica. Para estas últimas que no poseen una estructura periódica se necesitan otras alternativas de clasificación. En este trabajo se propone un método basado en el modelo del movimiento Browniano caracterizado por el parámetro de Hurst. Este estudio compara los resultados de la clasificación basados en los rasgos de Gabor y en los rasgos fractales. Fueron usadas para este análisis imágenes de Brodatz y de Vistex. El estudio concluye que los parámetros multiescala de Hurst permiten una mejor discriminación de la textura que los métodos tradicionales y que el rendimiento alcanzado utilizando 10 de tales rasgos fue tan alto como el obtenido usando 48 rasgos de Gabor. Como promedio se obtuvo un 85.6% y un 86.2% en los resultados con los parámetros de Hurst comparado con el 89.4% y 87.6% obtenido con los rasgos de Gabor en dos experimentos diferentes.

1.6.9 Operadores Lógicos

Manian et al. (2000) presentan un nuevo algoritmo para clasificación de textura basado en operadores lógicos. Los operadores construidos se aplican por convolución a las imágenes texturadas. Los operadores lógicos están basados en matrices elementales de orden-2 cuya estructura posee los símbolos 0, 1, -1, y en matrices de orden 1x1. Estas matrices de orden bajo pueden ser operadas usando los operadores siguientes: row-wise join, y column-wise join. El estudio selecciona un total de seis operadores sobre la base de la mejor actuación. Las seis máscaras del operador primero son convolucionadas con la imagen y la respuesta se usa para calcular una matriz de desviación estándar usando una ventana corrediza. Los rasgos de textura son calculados luego filtrando por zona haciendo uso de máscaras zonales que se aplican a la matriz de desviación estándar. Se obtienen los rasgos siguientes: rasgo de abertura horizontal, rasgo de abertura vertical, rasgo del anillo, rasgo redondo y rasgo del sector. Estos rasgos se normalizan y se aplica un esquema de selección de rasgos basados en las distancias entre la media del rasgo y la desviación estándar para encontrar los mejores rasgos destinados a la clasificación. Se han usado el clasificador de Bayes, el clasificador Euclideo y el clasificador del vecino más cercano. En el estudio de la clasificación se utilizaron un total de 39 texturas del álbum de Brodatz. En la mayoría de las imágenes, los clasificadores Euclideo y del vecino más cercanos exhiben los mejores resultados; entre 90 y 100% de exactitud. En el mosaico de seis texturas de Brodatz, los resultados promedio comparando esta técnica, son como sigue: los rasgos de los Operadores Lógicos (93%), rasgos de la Matriz de Co-ocurrencia (70%), los rasgos del Espectro de Potencia de Fourier (59%), los rasgos Método de Transformación Wavelet de Arbol Estructurado (61%), rasgos de textura de Law (61%) y rasgos de Gabor (63%).

1.6.10 Otros Métodos

Chen (1995) y **Chen et al. (1995)** proponen un uso interesante de un stacks (pila) binario para la caracterización de la textura. Para la segmentación en regiones utilizan el Método SGF que está basado en la generación de L imágenes binarias diferentes, a partir de la imagen original, la que tiene un total de L niveles de grises y en cada vez usan un umbral ligeramente mayor. La colección de esas imágenes resultantes se le llama stack binario correspondiente a la imagen original. Para cada imagen binaria todos los píxeles evaluados de 1 quedan agrupados en regiones conectadas. Lo mismo se hace para los píxeles evaluados con 0. Para cada una de las regiones conectadas se calcula una medida de irregularidad o circularidad. Esas medidas se le asignan pesos sobre la base del tamaño total de los componentes conectados. Para cada imagen binaria se calculan las 4 características siguientes: a) el número de regiones conectadas y evaluadas de 1, b) el número de regiones conectadas y evaluadas de 0, c) las 2 medidas

pesadas de irregularidad para esas regiones conectadas. Para cada una de esas 4 características se derivan los 4 rasgos siguientes: valor máximo, valor medio, media de la muestra y desviación estándar de la muestra, obteniéndose un total de 16 rasgos. Esos rasgos son usados para la clasificación de textura. El estudio toma 112 imágenes de Brodatz y compara la capacidad de clasificación de estos rasgos contra los resultados que ofrecen el enfoque de la Matriz de Co-ocurrencia, los Rasgos de Fourier y la Matriz de Rasgos Estadísticos (SFM). Los resultados son generados usando el clasificador del vecino más cercano 1-NN. Tomando los resultados sobre los datos completos la efectividad se comportó como sigue: SGF (85%), SFM (72.8%), Matriz de Co-ocurrencia (64.6%) y Rasgos de Fourier (32.7%).

La idea de usar stacks binarios recientemente ha sido empleada por García *et al.* (1999). Los rasgos son calculados sobre imágenes binarias usando el modelo booleano 1D. El corte de las imágenes del stack binario, aquí es diferente comparado con el usado por Chen *et al.* (1995). En vez de usar planos de 256 umbrales para el lasqueado, los autores consideran varias vías mediante las cuales pueden reducir la información. En este estudio se utiliza el método de lasqueado de Bits que generan diferentes planos dependiendo de los diferentes bits. De aquí, que se generen un total de 8 planos por imágenes correspondientes a cada bit del píxel. El modelo booleano está definido por el origen y distribución de los segmentos de línea que pueden ser definidos como cadenas continuas de píxeles del mismo valor. Las localizaciones se establecen del extremo izquierdo al final y quedan definidas marcando las probabilidades. La distribución de los segmentos de línea se definen mediante una función de distribución discreta. Estas probabilidades son parámetros del modelo del booleano. El procedimiento usa cuatro escaneos de Hilbert para obtener las cadenas del píxel. Para comparar la textura, se define una distancia entre dos modelos booleanos con diferentes distribuciones de marcado y funciones de distribución discretas. Los resultados experimentales se obtuvieron con una base de datos de 30 texturas y utilizando diferentes métodos de lasqueado de bits que se comparan en base a los resultados obtenidos. Los planos binarios son considerados para la clasificación con él mismo y en pares. Se utilizó un clasificador basado en la suma de similaridades para la cuantificación del esquema de equalización obteniéndose 97.2% correctos en 360 imágenes de prueba de tamaño 128x128 píxeles.

Chou (1999) muestra una técnica simple para clasificar los píxeles de la imagen como pertenecientes a una de las tres siguientes categorías: punto de rasgo “forma”, punto de rasgo “liso” y punto de rasgo “texturado”. La descomposición está basada en un conjunto de reglas fuzzy simples que operan sobre la imagen de fuertes bordes. Esta descomposición puede ser muy útil si se desea descomponer la imagen original en tres imágenes separadas y operar individualmente sobre ellas.

Srisuk et al. (2004): Presenta un ambiente general (framework) para aplicar una combinación de clasificadores que utilicen rasgos de “forma” y rasgos de “textura” basados en los rasgos derivados de la Transformación Trace (rastros). Posee tres transformaciones: STT, MTT y WTT. La transformación STT (Shape Trace Transform) proporciona características de forma que pueden ayudar a maximizar la varianza entre diferentes clases. La transformación MTT (Masked Trace Transform) ofrece una representación de textura que es usada para reducir la varianza intraclase. La transformación WTT (Weighted Trace Transform) identifica las líneas trazadas por MTT lo cual produce valores similares con independencia de las variaciones intraclase. Un algoritmo que combina clasificadores integra la forma y la textura. El sistema fue evaluado con experimentos sobre la base de datos de XM2VTS usando 2,360 imágenes de rostros.

1.7 Selección de rasgos

La selección de rasgos es el proceso mediante el cual es posible reducir la dimensionalidad de los datos. Si los modelos de textura aportan cada uno un grupo, a veces no pequeño de rasgos de textura y la tendencia actual, como se ha visto, es a combinar rasgos procedentes de diversos modelos, entonces la selección de aquellos que son los más informativos y los más discriminantes de un proceso, es una necesidad.

Una gran cantidad de algoritmos han sido propuestos para la selección de un subconjunto de rasgos. Pudil *et al.* (1998) hicieron un estudio sobre esos algoritmos y mostraron, con resultados experimentales, que el algoritmo SFFS (Sequential Forward Floating Selection) domina a los restantes algoritmos examinados. Ellos estudiaron el problema de la selección de un subconjunto de rasgos óptimos para la clasificación de usos de la tierra basada en imágenes satelitales de apertura sintética (SAR) usando cuatro modelos de textura diferentes. El grupo inicial de rasgos de

textura fue sometido a un proceso de selección de los mejores con el algoritmo SFFS. Usando el subconjunto reducido de rasgos, los autores reportan haber incrementado la sustancialmente la precisión de la clasificación. Es oportuno recordar que es peligroso utilizar la selección de rasgos en situaciones donde el tamaño de la muestra es pequeña.

1.8 Análisis y discusión del capítulo

Las fuentes utilizadas en este estudio incluyen libros clásicos, libros recientes, tesis doctorales que abordan nuevos desarrollos teóricos sobre la textura, varios estados de arte reconocidos, publicaciones en papel, publicaciones en la WEB, en los proceedings de revistas de impacto y en eventos internacionales de primera línea. Con seguridad esto no es todo lo que existe en esta materia, pero sí ofrece una visión actualizada sobre los avances del análisis de textura en imágenes reportada en esas publicaciones.

En ocasiones se emplea el término “rasgos de textura” y en otras “descriptores de textura”, sin embargo, el lector debe entender que ambos términos son totalmente equivalentes y que nos estamos refiriendo a las variables que son calculadas a partir de los algoritmos establecidos en el modelo para caracterizar cuantitativamente el valor que adquiere la textura.

Los llamados “enfoques” utilizados en análisis de textura, en este reporte se definen como “modelos”. La clasificación general de los modelos, se ofrece en la Tabla 2, que es una actualización de la Tabla 1 publicada en 1996. En esta oportunidad la Tabla 2 alcanza la visión de inicios del 2005 y certifica la propuesta realizada anteriormente; dado que los nuevos algoritmos se pudieron ubicar fácilmente en la estructura de modelos que había sido creada.

Se aprecia que continúa la tendencia de crear nuevos algoritmos para el cálculo de nuevos descriptores. Ha cobrado mucha fuerza el Modelo de Multiresolución sobre todo con el impacto que han tenido los filtros de Gabor y los paquetes de Wavelet en los estudios multiescala de la textura.

Capítulo 2. Identificación de los Software más Empleados en el Análisis de Textura

Al mismo tiempo que los desarrollos teóricos sobre el análisis de textura tenían lugar, han ido apareciendo reportes de investigadores que han implementado esos algoritmos computacionalmente los cuales han servido para hacer aplicaciones prácticas. Algunos ejemplos de ellos se presentan a continuación.

2.1 Software cubanos utilizados en Análisis de Textura

DIPSY (Valdés, *et al.*, 1993): Desarrollaron el *Sistema de procesamiento y análisis de imágenes digitales DIPSY VI.0*, que constituye un medio ambiente para el procesamiento digital de imágenes en tonos de gris y/o color y datos de carácter raster (números reales). Es un sistema de propósito general orientado a la descomposición y análisis de la información que permite la comprensión e interpretación de la imagen. Posee unos 100 comandos independientes portadores de técnicas primarias tradicionales, avanzadas y otras más sofisticadas que pueden ser combinadas a voluntad para construir macros especializadas en una tarea, como son: operaciones puntuales sobre una imagen, binarias o entre dos imágenes, filtrado digital, detección de bordes, segmentación, clasificación automática de imágenes con métodos de reconocimiento de patrones supervisado y no supervisado utilizando descriptores de textura de la estadística de 1er. orden, entre otras operaciones. El software se utilizó en imágenes de macroscopía electrónica en el Laboratorio de Anatomía Patológica del Hospital Finlay para estudios de aterosclerosis y en la clasificación de fotos aéreas para estudios geológicos regionales en el norte de las provincias del oriente del país.

Tx Estudio (Gil, 1996): El software Tx Estudio implementa 4 modelos del análisis de textura para el cálculo de rasgos cuantitativos de textura. Los modelos seleccionados para esta implementación fueron la Estadística de Primer Orden, la Estadística Run Length, el Espectro de Textura y algunos métodos del Modelo Espectral. La aplicación Tx Estudio puede ser empleada en tareas de investigación para obtener descriptores de textura que permitan el análisis y la segmentación-clasificación precisa de imágenes procedentes de la medicina, la biología, sensores remotos, etc. Permite poder contrastar visualmente diferentes resultados empleando variados descriptores de textura. Tx Estudio posee algunos descriptores de textura no implementados hasta ese momento en nuestro país, como es el caso del run length, y otros como los pertenecientes al espectro de textura cuya primera implementación correspondió a García (1996) y que son prácticamente desconocidos en el país. La aplicación genera imágenes de textura que quedan disponibles para ser entregadas a un clasificador.

RSI (García, 1996): En el contexto de este trabajo fue desarrollado *el Sistema de Reconocimiento de Imágenes RSI*, con el cual es posible realizar tareas como: clasificación, segmentación y análisis de textura en imágenes. Para el análisis de textura tiene implementado el modelo del Espectro de Textura con 10 descriptores. El sistema permite combinar la clasificación puntual con la clasificación por textura. Dada una imagen, utilizando el procedimiento Quadtree se pueden marcar los píxeles que deben ser clasificados con la información puntual y aquellos que deben ser clasificados teniendo en cuenta un criterio de textura. Emplea clasificadores basados en redes neuronales y en el vecino más cercano.

Tn Estudio V2.0 (Gil, et al., 2000): Desarrollaron el software Tn Estudio V2.0 que contiene la integración de herramientas de procesamiento digital de imágenes, el reconocimiento de patrones y el análisis de textura para apoyar los estudios mediante imágenes de sensores remotos (teledetección). El software posee operaciones generales sobre las imágenes y operaciones de transformación. Entre estas últimas están las operaciones puntuales, binarias, entre múltiples bandas espectrales, de mejoramiento del contraste basado en el histograma de la imagen y en técnicas estadísticas; de filtrado digital lineal y no lineal mediante filtros internos y externos suministrados por el usuario, con facilidad para diseñar filtros en el dominio de la frecuencia, para la detección de bordes y lineamientos; de segmentación local, global y basada en regiones. Se incluyen clasificadores estadísticos supervisados (Máxima Verosimilitud, Paralelepípedo, Mínima Distancia, 1-NN) y no supervisados (McQueen, ISODATA, KMedias) y redes neuronales supervisadas (Perceptrón multicapa, LVQ) y no supervisadas (SOM y ART2) para la clasificación de imágenes multiespectrales y monotemáticas haciendo uso de criterios basados en tonos, en 10 rasgos de textura o combinando ambos (media, mediana, desviación estándar, entropía, máximo, mínimo, diferencia absoluta media, variación total mínima, prewitt, sobel). La selección de los rasgos de textura se hace interactivamente para construir una estrategia de clasificación que se ejecuta dentro del sistema, la evaluación de la efectividad tiene lugar a partir de la matriz de confusión que se genera una vez concluida la clasificación. Ha sido utilizado en el inventario forestal nacional de Cuba, estudios para la determinación de la línea base medioambiental de áreas, estudio de zonas con interés gasopetrolífera y otras aplicaciones en las geociencias.

2.2 Software de otros países utilizados en Análisis de Textura

Biblioteca de funciones SPIDER Working Group (1983): El software nombrado *Subroutine Package for Image Data Enhancement and Recognition (SPIDER)* es una biblioteca de algoritmos de procesamiento de imágenes con una amplia variedad de aplicaciones en campos científicos e industriales. En particular se recogen algunas implementaciones en FORTRAN para el análisis de textura, entre las que se encuentran subrutinas para el cálculo de descriptores de la estadística de 2do. orden, la transformada de Fourier y el run length entre otros. Los algoritmos de la biblioteca han sido usados para desarrollar aplicaciones con descriptores de textura con aplicaciones a la industria.

Rutinas fuentes para el cálculo de descriptores de textura (Pitas, 1992): Este trabajo es una monografía en la cual el autor ha recopilado de forma sistemática una gran cantidad de algoritmos para el procesamiento digital de imágenes. Los algoritmos descritos son presentados en lenguaje C y son compatibles unos con otros. Están

acompañados por una discusión de la teoría relacionada. El libro consta de siete capítulos y uno de ellos, el número 6 trata sobre la segmentación de imágenes, espacio en el cual están contenidos los métodos estadísticos y espectrales orientados al análisis de textura de los cuales proporciona algunas rutinas fuentes.

SANDI (Lira y Landgrave, 1991): Desarrollaron el *Sistema de Análisis Digital de Imágenes SANDI*, el cual se encuentra dividido en dos grandes áreas: Procesamientos y Realces (pre-procesamiento) y Reconocimiento de Patrones. La primera es con el objeto de realzar o poner en evidencia las clases o patrones que se desean cuantificar. La segunda es para medir las propiedades estadísticas y morfológicas de los patrones seleccionados. La colección de módulos para el reconocimiento de patrones espaciales es extensa y entre ellos, está implementado el análisis de textura tomando como base la matriz de co-ocurrencia y la segmentación orientada a contornos, entre otros. Las imágenes a clasificar deben estar en formato "raster", sin etiquetas y pueden ser de cualquier tamaño entre 128 x 128 y 1024 x 1024 píxeles. El módulo de textura exige que la imagen esté normalizada de tal forma que sus píxeles tengan valores entre 0 y 63. Una actualización de este software está siendo desarrollada por sus autores. Las nuevas variables propuestas se utilizan para caracterizar áreas de desertificación entre las que están la textura del terreno, el índice de vegetación TSAVI para terrenos semi áridos y el albedo del terreno. La textura se obtiene a partir de un operador de divergencia aplicado al campo de vectores formado por las tres primeras componentes principales de una imagen multiespectral Landsat TM. Después de realizada la clasificación mediante un algoritmo de agrupamiento es posible obtener un mapa temático de desertificación (Lira, 2004; comunicación personal).

ARTHUR (Levy-Vehel *et al.*, 1992): En este trabajo aparecen descritos los principios fundamentales de este sistema de análisis de textura desarrollado en 1991 por Lechevallier, Levy-Vehel y Mignot. El sistema tiene implementado diferentes parámetros que están divididos en las siguientes clases: parámetros estadísticos, que incluye los momentos estadísticos fundamentales, la autocovarianza, la estadística de 2do. orden de Haralick y la estadística run length; modelo autoregresivo; parámetros basados en la transformada de Fourier; la Geometría Integral y parámetros multifractales. Reporta una aplicación al estudio de imágenes del pulmón que tienen la característica de ser muy complejas.

PixSat (Cortés *et al.*, 1995): Describen el sistema *PixSat* para el procesamiento y visualización de imágenes digitales, el cual es un multi-ambiente basado en X-Windows para la supercomputadora CRAY - YMP/464 de la UNAM. El sistema está dividido en siete módulos principales: despliegue de imágenes, funciones de utilería, operaciones puntuales, filtros en el dominio espacial, filtros en el dominio de frecuencia, transformaciones geométricas y clasificación multiespectral y textural.

Ambiente para comparar los algoritmos de clasificación por textura (Smith y Burns, 1997) propusieron un ambiente (framework) para comparar los algoritmos de clasificación de textura y también para medir su exactitud. El ambiente consiste en varios conjuntos de problemas de clasificación de textura y un método para calcular y llevar la cuenta (score) del rendimiento de cada algoritmo. El ambiente proporciona una manera de estandarizar los resultados de los algoritmos. Puede usarse para referenciar la actuación de cualquier combinación de rasgos y de clasificadores. Los autores también proporcionaron un juego de imágenes de referencia como las texturas "Meastex", que contiene imágenes divididas en cinco clases diferentes: asfalto, hormigón, césped (pasto), misceláneo y roca. El tamaño de cada imagen en la base de datos es de 512x512 píxeles. Para demostrar la utilidad del ambiente fue implementado el clasificador Gausiano multivariado con rasgos de energía de Gabor. Se investigó el efecto de la dimensión (tamaño) del conjunto de rasgos variando la resolución y la orientación de estos. El ambiente dio resultados consistentes utilizando varios conjuntos de prueba, aún donde las variaciones absolutas de la exactitud no fueron grandes. Se calcularon los "scores" de clasificación promedio y los "score" de clasificación basado en la confianza. Los experimentos demostraron que los "score" basados en la confianza, tenían porcentajes más altos que los "score" correctos. Los autores concluyeron que las texturas sintéticas de la base de datos ofrecen una ventaja para controlar la dificultad que habitualmente se presenta en los problemas de textura. El ambiente puede usarse fácilmente para la comparación cuantitativa de algoritmos de clasificación de textura. El ambiente es modular y permite que se le adicione otros paquetes de prueba sin modificación de la estructura actual.

Ambiente general para combinar forma y textura (Srisuk *et al.*, 2004): Han desarrollado un ambiente (framework) que combina forma y textura basado en clasificadores usando rasgos derivados de las transformaciones STT y MTT.

- STT: Shape Trace Transform: proporciona características de forma que pueden ayudar a maximizar la varianza entre diferentes clases.
- MTT: Masked Trace Transform: ofrece una representación de textura que es usada para reducir la varianza intraclase.
- WTT: Weighted Trace Transform: identifica el trazado de líneas del MTT lo cual produce valores similares con independencia de las variaciones intraclase.

La forma y la textura (Shape and texture) están integradas por un algoritmo que combina clasificadores. El sistema fue evaluado con experimentos sobre la base de datos XM2VTS usando 2,360 imágenes se rostros.

2.3 Desarrollo de aplicaciones del Análisis de Textura

Fue en la década del 70, que comenzó a difundirse el empleo del análisis de textura para resolver problemas prácticos, principalmente en medicina, para la clasificación de imágenes radiográficas y también comenzó a utilizarse para la clasificación de fotos aéreas e imágenes de teledetección captadas por satélites. A partir de esta fecha, el espectro de aplicación de estos métodos se ha ampliado significativamente a las más disímiles ramas de la ciencia y la técnica de las cuales presentamos algunos ejemplos a continuación.

Los ejemplos han sido organizados teniendo en cuenta los modelos para la generación de los descriptores de textura relacionados en la Tabla 2 y están representados los Modelos Estadístico, Espectral, Multiresolución, utilizando “Otros métodos” y un grupo de aplicaciones que se benefician de la combinación de diferentes modelos.

2.3.1 Aplicaciones con el Modelo Estadístico

Diagnóstico de cáncer de piel y lesiones pigmentadas benignas (Green *et al.*, 1991): Los autores emplearon el análisis de imágenes en muestras de piel para precisar el diagnóstico entre lesiones pigmentadas benignas de la piel y de cáncer de piel (melanoma). Analizaron rasgos relevantes de las lesiones como el tamaño, color, forma y límites. Los descriptores utilizados para el procesamiento de las imágenes fueron la media y la varianza de los niveles de gris de imágenes a color filtradas, obteniéndose una clasificación exitosa de los dos tipos de lesiones a identificar. Obsérvese que para estudiar las regiones de interés combinaron descriptores de forma y de textura.

Recuperación de imágenes por color y textura (Veltkamp y Hagedoorn, 1999): Plantean que hay dos métodos generales para la comparación de imágenes: uno basado en la intensidad (color y textura) y otro basado en geometría (forma). Un estudio reciente acerca de la recuperación de imágenes muestra que los usuarios están más interesados en usar métodos de recuperación utilizando la forma de los objetos que los métodos basados en su color y la textura. Sin embargo, la recuperación por forma muestra aún pobres resultados, mientras que la recuperación por color y textura son los más avanzados como se evidencia en los Sistemas QBIC de IBM y QBI (Query By Image Content). Un comportamiento similar lo muestra el buscador de fotos de Alta Vista.

Segmentación de imágenes texturadas (Raafat y Wong, 1988): Presentan un nuevo algoritmo para la segmentación de imágenes texturadas y la clasificación de las regiones segmentadas basado en el contenido de la textura en diferentes regiones de la imagen, sin necesidad de un conocimiento a priori sobre el número y tipos de texturas presentes. El método propuesto usa una nueva medida de la textura para la inicialización de regiones que poseen un centro texturalmente homogéneo; junto con una nueva medida de distancia de textura, conocida como la distancia al conjunto de eventos, para dirigir el crecimiento de varias regiones homogéneas. Es un método esencialmente no paramétrico y proporciona un medio para la iniciación automática de las regiones a través del uso de medidas de

información de la textura. Los autores reportan que es eficiente y operacionalmente flexible para acomodarse a varios tipos de texturas y distancias.

Segmentación de imágenes multispectrales (Chou *et al.*, 1994): Aplicaron dos esquemas de segmentación y dos de clasificación no supervisada a cuatro escenas Landsat TM de la Antártida. Los métodos de segmentación utilizan el crecimiento de regiones y el de la región orientada. Para cada una de las siete bandas TM se emplean combinaciones de los rasgos espectrales con las medidas de textura referente al vector de las diferencias de los niveles de gris. Fueron construidas matrices de correlación para reducir el vector de los rasgos, resultando seleccionados la media, la desviación standard y el segundo momento angular. En general, los esquemas de segmentación producen resultados más confiables y útiles que aquellos obtenidos de los esquemas de clasificación; en particular, el modelo de segmentación de la región orientada produce los mejores resultados.

Evaluación de la segmentación de imágenes (Du Buf *et al.*, 1990): El objetivo del trabajo desarrollado por estos autores fue la comparación cuantitativa del rendimiento de rasgos de textura en la segmentación de imágenes. Utilizaron imágenes en las que combinaron dos texturas sintéticas similares o diferentes y calcularon la precisión de la segmentación. Fueron ensayados siete métodos que proporcionan rasgos de textura y entre ellos los de Haralick, Laws y Unser tuvieron los mejores resultados.

Detección de las fronteras de la textura (Kashyap y Eom, 1989): Desarrollan un algoritmo el cual detecta las fronteras de textura con una resolución razonablemente alta sin asumir ningún conocimiento a priori acerca de la composición de la textura de la imagen. El algoritmo propuesto utiliza el modelo de textura de correlación larga con un número pequeño de parámetros para caracterizar las texturas. Los parámetros del modelo son estimados por el método de los mínimos cuadrados en el dominio de la frecuencia. Se estima la existencia y la localización de las fronteras de la textura por el Método de Máxima Verosimilitud. El algoritmo de detección de las fronteras de la textura, propuesto en este trabajo es aplicado a diferentes imágenes, y su ejecutoria se muestra a través de ejemplos. Los resultados evidencian que el algoritmo propuesto detecta exitosamente los límites de la textura sin el conocimiento del número o tipos de textura en la imagen.

Construcción de mapas de usos del suelo (Barros de Andrade y Niero Pereira, 1989): Utilizaron las características texturales de las imágenes Landsat TM para la identificación de áreas urbanas. Los autores proponen un conjunto de nuevos rasgos de textura a partir de establecer relaciones espaciales entre los píxeles originales (Estadística de 1er. Orden). Ellos seleccionaron áreas de entrenamiento, relativas a las diferentes clases identificadas en las imágenes y que posteriormente fueron reagrupadas en dos clases únicas: urbana y no urbana. Las imágenes se clasificaron de dos formas: con atributos espectrales solamente y con la combinación de estos y los atributos de textura, obteniéndose en este último caso una mejor definición de las áreas urbanas. Concluyen que 3x3, 5x5 y 7x7 son los tamaños de ventana apropiados para los estudios de diferenciación urbana.

Diagnostico de miocarditis (Ferdeghini *et al.*, 1991): Emplearon el análisis cuantitativo de la textura en ecocardiogramas para diagnosticar la miocarditis, utilizando parámetros de la Estadística de 1ro. y 2do. Orden. Entre los descriptores con los mejores resultados en la discriminación de los tejidos enfermos de los sanos concluyeron que: la entropía de 1er. Orden; y el contraste, el segundo momento angular y la entropía de 2do. Orden son los mejores descriptores.

El lector se percata de la necesidad de hacer experimentos con los descriptores de los modelos de textura para encontrar los mejores para solucionar su problema.

Clasificación de bosques por su edad (Kushwaha *et al.*, 1994): Utilizaron el modelo de la Estadística de 2do. Orden, y de él, los descriptores segundo momento angular, entropía y el momento de la diferencia inversa, para diferenciar y clasificar bosques de diferentes edades observando un gran aumento (11 %) en la precisión de la clasificación cuando la textura y el tono fueron usados simultáneamente. En general se encontró que el momento de

la diferencia inversa fue más útil que la entropía. El segundo momento angular no fue útil. La clasificación mas precisa fue obtenida con una combinación del tono, la entropía y el momento de la diferencia inversa.

Varios autores han arribado a esta misma conclusión: en los estudios forestales la combinación de los tonos originales con descriptores de textura, el clasificador trabaja mejor. Entiéndase, que entrega mejores mapas temáticos juscando los resultados de la clasificación supervisada.

Detección de características de los hielos polares (Sephton *et al.*, 1994): Realizaron investigaciones de las características de los hielos a partir de imágenes de apertura sintética (SAR) y utilizaron el método de análisis de la textura para mejorar la segmentación de las imágenes y obtener una mejor caracterización de los hielos. Fueron empleados los siguientes parámetros: la razón entre la desviación estándar y la media; y algunos parámetros correspondientes a la Estadística de 2do. Orden tales como la entropía y la inercia. Los mejores resultados, de acuerdo con los objetivos de la investigación lo aportaron los dos primeros.

La diferenciación de los hielos polares por su edad ha sido tratado mediante los descriptores de textura siendo este método bien aceptado por su rugosidad. La textura superficial de los hielos cambia con la edad.

Detección de sitios abandonados (Dawson y Parsons, 1994): Presentan los resultados de un estudio en el cual las mediciones de la textura son empleadas como un medio para detectar sitios abandonados. Fueron utilizados los modelos de la Estadística de 1er. Orden (como descriptor la desviación estándar), Estadística de 2do. orden (entropía), el Modelo Run Length y la rugosidad fractal. Las imágenes de run length fueron las más exitosas al segmentar los sitios abandonados del background, mientras que la imagen de rugosidad fractal exhibe un fuerte parecido con la de desviación estándar.

Caracterización de la superficie del mineral fundido (Moolman *et al.*, 1995): Describen el uso del análisis digital de imágenes, (específicamente el análisis de textura) y las redes neuronales para la caracterización de la superficie de la espuma de flotación que se obtiene en las plantas industriales de flotación para procesamiento mineral. Utilizaron imágenes de ensayos de flotación de hornadas de pirita y con las técnicas mencionadas caracterizaron la información cromática, el promedio del tamaño de las burbujas, la textura de la espuma, la estabilidad de la espuma y la movilidad de su superficie. Utilizaron el método de la matriz de la dependencia de los niveles de gris vecinos para caracterizar dos de los rasgos más importantes de la espuma: el tamaño promedio de las burbujas y la velocidad.

Estudio de lesiones ateroscleróticas (Gil y Valdés, 1995): Aplicaron los descriptores de textura de la estadística de primer orden, media, desviación standard, asimetría y curtosis, para la clasificación de imágenes de satélite con el objetivo de reconocer cinco clases de litologías y de fotos de laboratorio de anatomía patológica para identificar tres grados diferentes de lesiones de aterosclerosis. Los mejores descriptores para reconocer las clase buscadas fueron la media y la desviación standard. Utilizaron como clasificador una red neuronal entrenada por el procedimiento de backpropagation.

Textura en ecogramas bidimensionales para estudiar los testículos (Ferdegini *et al.* 1995): Utilizaron el análisis cuantitativo de la textura en ecogramas bidimensionales para distinguir las diferentes etapas del crecimiento normal de los testículos sobre la base de un estudio objetivo. La valoración fue hecha utilizando la estadística de 1er orden con los parámetros media, desviación standard, uniformidad y entropía los cuales permitieron identificar la evolución de los testículos con la edad sobre la base de las características de los tonos en la imagen. También se utilizó la estadística de 2do orden con los parámetros entropía, contraste y segundo momento angular, los que proporcionaron una discriminación fina de las edades de la pubertad sobre la base de los cambios de la textura.

Clasificación de las rocas volcánicas por textura (Hernández, 1995): Aplica técnicas de procesamiento de imágenes y percepción remota para la solución de un problema en geociencias. Se presenta una metodología para la clasificación de las rocas presentes en la zona de los volcanes de Colima, utilizando descriptores de textura.

Caracterización de la textura en imágenes SAR (Saint'Anna y Dutra, 1995): Emplearon la función de

autocorrelación bidimensional como soporte matemático del modelo ARMA (Autoregressive moving average), para caracterizar las texturas de imágenes SAR orientados a la discriminación de bosques y no bosques, pero generalizan que la modelación ARMA es una herramienta potencialmente buena para caracterizar y discriminar texturas SAR y que el modelo ARMA proporciona un marco teórico a partir del cual se podrán diseñar descriptores estadísticos de textura.

Combinación de tono y textura para diferenciar formaciones forestales (García, 1996): Utilizó la combinación del tono y la textura para diferenciar clases de formaciones forestales. Los descriptores de textura fueron los del ET destacándose los relativos a las microestructuras direccionales y el contraste. Se hizo una segmentación Quadtree para conocer las regiones de la imagen donde es mejor la clasificación puntual y cuales utilizando la información textural. La clasificación final fue hecha con redes neuronales (Perceptrón multicapa y Mapas Autoorganizantes de Kohonen).

Clasificación de formaciones vegetales (Gil *et al.*, 1997a): En el trabajo se analiza la capacidad del enfoque basado en el Espectro de Textura (ET) para describir la información espacial contenida en las imágenes aéreas pancromáticas. Se emplearon criterios de tono y medidas cuantitativas de la textura extraídas del ET como variables de entrada para los clasificadores. La clasificación se realizó utilizando la regla de máxima verosimilitud y la red ART. Ambas variantes fueron experimentadas en la clasificación de dos imágenes; la primera, construida artificialmente mediante un conjunto de texturas naturales y la segunda, corresponde a una imagen pancromática aérea del área núcleo de la Reserva de la Biosfera Sierra del Rosario en Pinar del Río, Cuba. El objetivo de la clasificación fue discriminar las formaciones vegetales presentes. La exactitud alcanzada se muestra a través de las matrices de confusión con ventajas para los rasgos de textura para cada uno de los experimentos realizados.

Inventario forestal y actualización de usos de la tierra (Gil *et al.*, 1997b): Para este evento de la Sociedad Latinoamericana de Percepción Remota los autores presentaron un resumen del estado del arte del Análisis de Textura en imágenes y muestran sus posibilidades en el inventario y actualización de usos de la tierra. Diferentes descriptores fueron validados sobre una imagen pancromática aérea, con resolución de 1.2 m del píxel en el terreno en una zona montañosa. Las clases a identificar en la imagen fueron : 1) carreteras y terrenos deforestados, 2) área de sombra, 3) sabanas, 4) plantación de majagua, 5) plantación de macurije, 6) pomarrosa y 7) bosques mixtos. De cada una de estas clases se tomaron muestras representativas para crear las matrices de aprendizaje y de control. El proceso de clasificación se llevó a cabo utilizando los criterios de tono y textura. En el caso del tono, la clasificación fue ejecutada con el software RSI (García, 1996) y sólo permitió separar las clases 1 y 2. Las restantes clases aparecen mezcladas lo cual se pone también de manifiesto en el 30% de eficiencia obtenido con la matriz de confusión. Se aplicó el criterio de textura calculando descriptores de diferentes procedimientos usando el software Tx-Estudio (Gil, 1996). De ellos, los más útiles fueron: Estadística de 1er. Orden (media y Entropía), Estadística de 2do. Orden (run corto 0° y run largo 45°, microestructura vertical, horizontal, diagonal derecha e izquierda. La clasificación por textura fue más eficiente ya que permitió separar un mayor número de clases. En este caso la matriz de confusión ofrece un 68% de eficiencia lo cual representa un 38% de mejora respecto a la clasificación por tono. El modelo estadístico es clásico en el análisis de textura y también el más difundido, fundamentalmente los procedimientos de primer orden, co-ocurrencia, run length y diferencia de los niveles de gris. Este modelo es particularmente adecuado para la segmentación de escenas naturales y especialmente imágenes de satélites. La geometría fractal con su capacidad de cuantificar la irregularidad es especialmente adecuada para el análisis de fotografías aéreas e imágenes de satélites ya que en un rango de resoluciones, la textura terrestre tiene un comportamiento fractal. Los resultados de la clasificación por textura de fotos aéreas, para el inventario y actualización de usos de la tierra en el ejemplo de esta publicación, son superiores a la clasificación por tono.

Mapa de cubiertas vegetales de áreas montañosas (Gil *et al.*, 1998): Los autores plantean que en las dos últimas décadas la clasificación de imágenes por textura ha cobrado ventajas respecto a la clasificación por tono en las investigaciones forestales a nivel mundial. En el trabajo se evaluaron diferentes descriptores de textura, con la finalidad de diferenciar y clasificar la vegetación de un área con gran desarrollo en la cubierta vegetal en una zona

montañosa. Utilizaron varios sectores de una imagen pancromática aérea, con resolución 1,2 m del píxel en el terreno. Emplearon el modelo estadístico para el Análisis de Textura y se calcularon rasgos de la estadística de 1er. Orden y la de 2do. Orden (Run Length y Espectro de Textura). La clasificación se hizo empleando los criterios de tono y textura combinados entregándole a los clasificadores de máxima verosimilitud y ART los valores cuantitativos de esos rasgos. Los % de clasificación correcta estuvieron por encima del 80% pudiéndose construir el mapa de cubiertas vegetales de las áreas solicitadas.

2.3.2 Aplicaciones con el Modelo Espectral

Combinación de rasgos de textura en estudios teóricos (Ng *et al.*, 1998) demuestran cómo los rasgos compuestos pueden ofrecer mejores resultados que los rasgos individuales. Son definidos vectores del rasgo compuestos concatenando dos vectores del rasgo. Usando el concepto de rasgos compuestos se define una distancia Euclideana compuesta entre rasgos de dos distribuciones de clase. También puede ser usada una regla extendida del vecino más cercano para ubicar muestras de prueba en la clase ganadora. La decisión de usar la regla extendida se basa en la mayor confianza colectiva entre todos los rasgos. Los autores generan vectores de rasgos compuestos a partir de los métodos siguientes: rasgos de la Transformada de Fourier y Walsh, funciones de los niveles grises de los histogramas de primer y segundos orden y rasgos geométricos estadísticos de los stacks de imágenes binarias, tales como el número de regiones conectadas y de irregularidades. La combinación de rasgos se prueba en el álbum de Brodatz completo, en 16 muestras de cada una de las 112 imágenes del album. Los autores introducen una nueva medida para evaluar el éxito del reconocimiento llamada “número total de clases perfectas”, entendiéndose por “clase perfecta” aquella en la cual todas las muestras son clasificadas correctamente. Se demuestra que los mejores resultados se obtienen utilizando una combinación de rasgos que posean una débil correlación. La mejor proporción del reconocimiento fue 90.2% la cual se obtuvo con 71 clases perfectas.

Macheo híbrido de minucias y textura dactilar (Jain *et al.*, 2001) estudian los sensores modernos de huellas dactilares y concluyen que estos proporcionan una pequeña área de contacto de los dedos (aprox. 0.6” x 0.6”) y por tanto la cantidad de minucias que se pueden obtener de los dedos es muy limitada por lo que los algoritmos de macheo disminuyeron su efectividad. Entonces introducen la idea de combinar simultáneamente, las minucias extraídas y la información de textura contenida en las crestas de la huella. Presentan un algoritmo de macheo híbrido que usa la información de las minucias y de la textura. Compararon el rendimiento de los macheadores tradicionales con el propuesto. Para ello emplearon imágenes de huellas dactilares de la base de datos MSU_VERIDICOM con resultados sustancialmente mejores para su método combinado.

Fusión de minucias y textura dactilar para identificar personas: Ross (2003) reconoce que el problema del macheo automático de huellas dactilares se ha estudiado ampliamente, pero que aún no es un problema totalmente resuelto. Su trabajo aborda el enfoque de fusionar la información procedente de varias fuentes para solucionar algunas de las limitaciones existentes en los sistemas de macheo de huellas dactilares. Ha desarrollado un sistema híbrido de macheo de huellas dactilares que utiliza tanto las minucias como los mapas de rasgos de crestas para representar y machear las imágenes de huellas dactilares. El sistema híbrido desarrollado ha mostrado que es significativamente mejor que el sistema tradicional basado sólo en minucias. Los mapas de rasgo de cresta que obtiene también los usa para alinear y encontrar las parejas de imágenes de huella dactilares mediante un proceso de correlación. De este modo se obvia la necesidad de confiar sólo en los puntos de minucias para el macheo.

Fusión de varios descriptores de textura (Clausi y Deng, 2004): Presentan el diseño de un método para fusionar los rasgos del filtro de Gabor con la probabilidad de la co-ocurrencia de los niveles de gris (GLCP) y logran mejorar el reconocimiento de la textura presente. A modo de prueba usan la separabilidad del espacio de rasgos y la segmentación no supervisada de la imagen. Los rasgos fusionados son robustos con respecto al curso de la dimensionalidad y al ruido aditivo. Concluyen que el análisis discriminante indica que los rasgos de textura fusionados poseen una mayor separabilidad respecto al conjunto de rasgos individual y que la reducción de rasgos

decrece dramáticamente la separabilidad. El curso de la dimensionalidad no afecta la ejecutoria de la segmentación, dando el conjunto de rasgos propuestos. En conjunto, los rasgos fusionados son en definitiva una mejora respecto a los rasgos no fusionados y se aboga por su empleo en las aplicaciones de análisis de textura.

2.3.3 Aplicaciones con el Modelo de Multiresolución

Identificación de personas mediante la textura del Iris: La textura presente en el iris es el rasgo fenotípico visible en la cara de las personas que es único e incomparable (Daugman, 1995). La variabilidad y complejidad estadística de la textura del iris de ambos ojos se ha estimado en varios cientos de grados de libertad. Estudiando una muestra de la población humana, Daugman (2004) afirma que la complejidad combinatoria de la información de fase procedente de diferentes personas alcanza los 249 grados de libertad y generan una entropía discriminatoria del orden de 3.2 b/mm^2 sobre el Iris, posibilitando decisiones en tiempo real acerca de la identidad de personas con una extremadamente alta confianza. Este investigador es el inventor del reconocimiento por Iris usando wavelets, método que patentó en EU en 1994. Por su parte Krichen et al. (2004) utiliza los paquetes de funciones wavelets para la identificación de las personas en tiempo real. Con este fin Daugman (1993) basó su método en el fallo de la prueba de la independencia estadística. La aleatoriedad morfogenética en la textura contenida en la malla trabecular del iris asegura que dos patrones codificados y pertenecientes a diferentes ojos de una misma persona pasan la prueba de la independencia estadística con seguridad absoluta, mientras que la misma prueba falla invariablemente cuando los códigos que se comparan provienen del mismo ojo. La conclusión es simple, las mallas trabeculares de los ojos izquierdo y derecho son diferentes y por tanto su textura también lo es. Por otra parte, basta con probar que la prueba de la independencia estadística falla para asegurar que los códigos comparados machean perfectamente y que pertenecen a la misma persona. Daugman (1993, 1995) construye la codificación, o también llamada representación, IrisCode a partir de la textura visible del iris de las personas. Para ello emplea una imagen de video del ojo, obtiene su IrisCode en tiempo real y procede a la identificación de la persona. El código IrisCode es una secuencia compacta de coeficientes wavelet de Gabor 2D multiescala cuyos bits más significativos se comprimen a 256 bytes. La teoría de la decisión estadística es quien genera la identificación mediante comparaciones del tipo OR Exclusivo sobre parejas de IrisCode a razón de 10 000 por segundo. Las distribuciones observadas empíricamente, en tales comparaciones, implican un error teórico de 1 en 131 000 cuando se adopta un criterio de decisión que igualara la razón de error de falsos aceptados y falsos rechazados. En el caso del reconocimiento típico, dado el promedio observado de acuerdo al IrisCode, los niveles de confianza de la decisión tomada corresponden formalmente a una probabilidad condicional de falsos aceptados de uno en aproximadamente 10^{31} . Daugman usa iluminación NIR (infrarrojo cercano) a diferencia de Krichen que emplea iluminación con luz visible y afirma que su IrisCode mejora en el 2% la razón de falsos aceptados y en el 11.5% la razón de falsos rechazados respecto al método clásico de wavelets.

Interpretación de cortes sísmicos de reflexión (Fernández et al., 2002): Se persigue el objetivo de encontrar una asociación entre las litologías presentes en las formaciones geológicas cortadas por pozos de prospección petrolera y la textura de las ondas sísmicas de reflexión del corte de tiempo (sismograma). La textura se cuantifica mediante paquetes de funciones wavelets con los descriptores energía, valor medio, desviación estándar y residuo promedio. De esta manera se aporta una nueva variante para la interpretación estratigráfica del corte sísmico. Apoyándose en el pozo de prospección se localizan aquellas profundidades que contienen rocas colectoras conocidas y otras que no las contienen; pero geológicamente diferentes. Sobre la imagen del corte sísmico se marcaron cuatro áreas con esas características y se extrajeron 25 muestras aleatorias de 32×32 píxeles para cada área. Se hizo la descomposición de las 25 imágenes usando wavelets packets con la base ortogonal de Daubechics-2, ampliamente usadas en la interpretación de imágenes. Se formó el vector de los 5 rasgos mencionados y se calcularon las matrices de covarianza de cada rasgo. Los autores hacen dos estudios, primero las pequeñas áreas seleccionadas, empleando todos los patrones, y después la imagen completa del corte sísmico, empleando los patrones de la litología que sirve de reservorio al petróleo. En este último caso obtienen una imagen segmentada que localiza, en el corte sísmico, las zonas con características similares al reservorio de interés. Como medida de disimilaridad, para diferenciar los

patrones, fue escogida la Distancia de Mahalanobis y el clasificador basado en árboles de decisión. El experimento realiza una asociación geológica entre las ondas sísmicas reflejadas y la litología presente en las respectivas profundidades en el área bajo estudio.

Detección de vegetación maderable en bosques de selva (Henebry *et al.*, 1995): Describen la utilización del parámetro *Lacunarity* de la geometría fractal para caracterizar la textura en imágenes binarias. A partir de los datos de los niveles de gris se obtuvieron una serie de imágenes binarias. Las características de decrecimiento del parámetro *lacunarity* como una función del tamaño de la ventana, permitió distinguir entre la textura de los objetos en la escena y la textura ruidosa. Se utilizaron una serie de imágenes ERS-1 SAR de la selva Pantanal en Brasil para demostrar la utilidad del uso de este análisis en la identificación de los fenómenos presentes en la imagen como la vegetación, agua, vegetación maderable, etc.

2.3.4 Aplicaciones con otros modelos del Análisis de Textura

Modelación de una Función de Textura Bidimensional: Haindl *et al.*, (2004) han descrito las variaciones de la iluminación y de observación de una superficie mediante una Función de Textura Bidimensional (BTF). La función es adquirida a través de un número grande de mediciones para todas las posibles combinaciones de la iluminación y las posiciones de observación y de aquí que resulta inevitable el empleo de alguna forma de representación comprimida del espacio de datos de la Textura BTF. Ellos presentan un método basado en el modelo probabilístico para la compresión de la Textura BTF multiespectral que facilita su modelación. Los autores muestran que su modelo obtiene una razón de compresión grande para la Textura BTF que no puede ser logrado por ningún otro método de Textura BTF basado en el muestreo.

2.3.5 Aplicaciones que combinan rasgos de textura de diferentes modelos

Diagnóstico de fibrosis pulmonar (Sutton y may, 1972): Los autores emplearon el análisis de textura para diagnosticar la enfermedad llamada fibrosis pulmonar intersticial a partir de las propiedades estadísticas de la distribución espacial de los niveles de gris en la radiografía. En ausencia de una guía teórica, las medidas de textura fueron construidas por intuición y una apreciación a priori de la geometría subrayada por la textura. Realizaron tres experimentos de medición de textura para un diagnóstico automatizado de la citada enfermedad pulmonar en un grupo de 24 imágenes usando medidas de bordes (simetría y dirección) y medidas de energía en el dominio de la frecuencia, encontrándose que el rasgo de bordes direccionales dio los mejores resultados de clasificación.

Clasificación automática de la textura (Weszka *et al.*, 1976): Utilizaron tres modelos standard para la clasificación automática de la textura que hacen uso de descriptores basados en el espectro de potencia de Fourier, la estadística de 2do. orden de los niveles de gris y la estadística de 1er. orden de las diferencias de los niveles de gris para clasificar fotos aéreas de terrenos con usos diferentes de la tierra e imágenes Landsat de terrenos con tres tipos de formaciones geológicas. Los mejores resultados se obtuvieron con la estadística de 1ro. y 2do. orden que además fueron comparables entre sí.

Evaluación de la calidad superficial de diferentes materiales (Weszka y Rosenfeld, 1976). Los autores propusieron una aplicación de las matrices de co-ocurrencia para el análisis de textura relacionado con la evaluación de la calidad superficial de diferentes materiales y distinguir entre las muestras de pobre calidad y las aceptables. Usaron 12 fotografías digitales de la superficie de los materiales. Para el cálculo de los rasgos de textura utilizaron ventana de píxeles pequeñas. Las medidas de la textura usadas fueron el espectro de potencia de Fourier y las matrices del co-ocurrencia. El objetivo del estudio fue encontrar qué juego de rasgos proporciona la mejor clasificación que concuerda con la experiencia humana. Los autores encontraron que los mejores resultados que se obtuvieron fueron tres rasgos basados en la matriz de co-ocurrencia; a saber la entropía, la desviación estándar de la

entropía y el máximo de la correlación. También fue concluido que la calidad juzgada de la textura superficial no correspondió con las propiedades visuales obvias del material.

Detección del cáncer de mamas (Datong *et al.*, 1995): Emplearon el análisis de textura en mamogramas, para diferenciar el tejido normal del tejido canceroso, combinando la información de la matriz de dependencia espacial de los tonos de gris, con la transformada wavelet y distancias variables entre pares de píxeles. Se utilizaron ocho parámetros derivados de la matriz de co-ocurrencia: energía, entropía, inercia, segundo momento angular, correlación, promedio de la suma, entropía de la suma y diferencia de entropía. Como resultado se obtuvo que el poder discriminante de los dos métodos empleados es comparable.

Segmentación de imágenes (Chou *et al.*, 1994): Aplicaron dos esquemas de segmentación y dos de clasificación no supervisada a cuatro escenas Landsat TM de la Antártida. Los métodos de segmentación utilizan el crecimiento de regiones y el de la región orientada. Para cada una de las siete bandas Landsat TM se emplean combinaciones de los rasgos espectrales con las medidas de textura referente al vector de las diferencias de los niveles de gris. Fueron construidas matrices de correlación para reducir el vector de los rasgos, resultando seleccionados la media, la desviación estándar y el segundo momento angular. En general, los esquemas de segmentación producen resultados más confiables y útiles que aquellos obtenidos de los esquemas de clasificación; en particular, el modelo de segmentación de la región orientada produce los mejores resultados.

Detección de estructuras tectónicas mediante textura: Dentith (1995) aplicó los filtros de textura a imágenes del campo aeromagnético obtenidas en el oeste de Australia para detectar la presencia de las estructuras tectónicas que sirven de control a la mineralización de oro. Como filtros de textura fueron utilizados rasgos de la estadística de 1er orden (desviación estándar), estadística de 2do. orden (contraste), espectro de textura y fractales siendo estos tres últimos los más efectivos para la detección de las estructuras buscadas.

Estudios de la piel (Fiedler *et al.*, 1995): Utilizaron los parámetros de textura para caracterizar la superficie de la piel en diferentes partes del cuerpo humano y reconocer cuándo la piel ha sido tratada con cosméticos utilizando imágenes de réplica de la piel. Se utilizaron los modelos: histograma de la distribución de los niveles de gris (descriptores media y curtosis); matriz de co-ocurrencia 0° , 90° , 135° , con $d = 1$ (descriptores segundo momento angular, correlación y contraste); matriz run length a 0° (descriptores run corto, run largo, run no uniforme). los parámetros mas efectivo fueron la curtosis, el segundo momento angular y el énfasis del run corto.

Identificar lesiones cancerígenas en la superficie cervix (Barreto, A. y L. Altamirano, 2004) Analizan secuencias de imágenes de vídeo multitemporales de colposcopia para identificar lesiones cancerígenas a través del tiempo. La aplicación de bajas concentraciones de ácido acético sobre la superficie cervix genera nuevos cambios. Para caracterizar esos cambios proponen dos rasgos de textura calculados a partir de los niveles de gris y en el cambio de su gradiente. El primero captura los cambios de emblanquecimiento de la superficie texturaza, mientras que el cambio de gradiente ofrece una medida de su irregularidad. Ambas métricas son simples de calcular y se aplican tanto en regiones normales como en las lesionadas con la indicación de un especialista. Han obtenido curvas que son firmas correspondientes a casos normales y casos con lesión cancerígena.

En esta revisión no se encontraron ejemplos de aplicaciones con descriptores de los Modelos Estructural y Operadores Lógicos de textura. Un resumen de estas aplicaciones con sus autores, los métodos y parámetros empleados aparece en la Tabla 3.

2.4 Análisis y discusión del capítulo

Prácticamente todos los modelos de Análisis de Textura, excepto el estructural y los operadores lógicos, están representados en aplicaciones de gran utilidad para la vida social. El Modelo Estadístico continúa con la primacía en

las preferencias de las aplicaciones. Se aprecia una tendencia creciente a combinar rasgos de textura de diferentes modelos teóricos, lo que permite aprovechar la potencia de los mejores descriptores para segmentar las regiones de texturas en una imagen y facilitar el aislamiento de áreas con significados especiales.

El hecho mismo de combinar descriptores puede estar implicando la necesidad de utilizar algoritmos de selección de descriptores que sean potentes a la hora de obtener subconjuntos sub-óptimos de ellos. Aunque son muchos los algoritmos de selección de subconjuntos de rasgos, al parecer el nombrado SFFS está brindando buenos resultados. Hay un crecimiento en cuanto a la creación de software con ambientes integrales que tienen incluidos el cálculo de descriptores de textura, la selección de los más discriminantes y la presencia de paquetes de clasificadores de tipo estadísticos y de redes neuronales. Eso se aprecia en las investigaciones geocientíficas con imágenes multiespectrales de teledetección, se aprecia en los laboratorios de investigación para el reconocimiento de rostros y también se aprecia en las aplicaciones de medicina.

Dos hechos que deben ser mencionados. El primero, es el estudio de la textura del iris con fines de identificación de personas. A partir de 1993 con las soluciones encontradas por el Profesor Daugman ha sido posible desarrollar aceleradamente esta tecnología no invasiva de reconocimiento de personas que ya se aprecia en los grandes aeropuertos del mundo y en otras aplicaciones de interés civil. El segundo hecho a mencionar es la utilización combinada de los puntos característicos del dactilograma de las manos, llamados minucias, con la textura que forman las crestas y los surcos en las yemas de los dedos. A partir de la experiencia de Ross (2003) publicada en su tesis doctoral esta información se incorpora a la identificación de las personas. Tanto la textura del iris del ojo humano, como la textura de los dactilares se incorporan a los trabajos de identificación biométrica.

Capítulo 3. Principales Instituciones, Grupos de Trabajo e Investigadores en Análisis de Textura

Los listados que aparecen a continuación no están ordenados por su nivel de importancia.

3.1 Instituciones que trabajan el Análisis de Textura

1. Nombre: The Vision, Speech and Signal Processing (VSSP)

Ubicación: School of Electronics and Physical Sciences, University of Surrey, Guildford, Surrey, GU2 7XH, United Kingdom. information@eim.surrey.ac.uk

País: United Kingdom

Sitio Web: www.surrey.ac.uk/

Miembros: Josef Kittler (Director), John Illingworth, Maria Petrou, Adrian Hilton, Farzin Mokhtarian.

Línea de investigación: El grupo tiene más de 50 miembros que comprende un equipo de 10 académicos, 15 investigadores y más de 25 estudiantes investigadores. Esas actividades han ido creciendo desde su fundación en 1989 y ahora incluye Visión por Computadoras, Procesamiento y Análisis de Imágenes, Comunicación de Imágenes, Sistemas Multimedia, Procesamiento de la Voz y Detección de Señales. Habiendo desarrollado fuertes vínculos con laboratorios gubernamentales de investigaciones, la industria y empresas. Las solicitudes de soluciones prácticas, muchas veces son sus fuentes para desarrollar proyectos teóricos de investigación. El equipo disfruta de reputación internacional en las áreas de sus actividades.

Entre las áreas que se destacan por su experiencia se encuentra: el “Procesamiento de Imágenes de Bajo Nivel”, el “Análisis de Textura” y la “Representación y Análisis de Formas”. Los miembros del grupo de “Procesamiento de Imágenes de Bajo Nivel” y el “Análisis de Textura” han hecho contribuciones en el campo de la detección de líneas y bordes para el análisis de textura. Han desarrollado metodologías para el diseño de filtros apropiados para la detección de rasgos en una imagen, así como técnicas de segmentación y agrupamiento, además de la extracción de umbrales automáticos. Los métodos de representación de textura que han estudiado incluyen medidas estadísticas, la

40 **José Luis Gil Rodríguez**

salida de filtros de Gabor, distribuciones Wigner, máscara de Law, wavelets, operadores morfológicos y análisis fractal, entre otros trabajos.

2. Nombre: National Laboratory of Pattern Recognition (NLPR)
Ubicación: Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080.
País: People's Republic of China
Sitio Web: <http://nlpr-web.ia.ac.cn/english/>
Miembros: Tieniu Tan (Director), Jianguo Zhang
3. Nombre: Michigan State University
Ubicación: Departments of Computer Science & Engineering and Electrical & Computer Engineering at Michigan State University.
País: USA
Sitio Web: <http://biometrics.cse.msu.edu/> (M. S. University),
<http://www.cse.msu.edu/> (Dpt of Computer Science)
Miembros: Anil K. Jain (Director of Pattern Recognition and Image Processing Lab at MSU)

Línea de investigación: El Laboratorio de Reconocimiento de Patrones y Procesamiento de Imágenes (PRIT) apoya las investigaciones de un número de facultades, estudiantes visitantes graduados y no graduados en las áreas de reconocimiento de patrones, procesamiento de imágenes, visión por computadoras y robots guiados por visión.
Otros investigadores en Textura: Anil K. Jain, Arun Abraham Ross, Prabhakar

4. Nombre: Hong Kong Politechnic University
Ubicación: Hong Kong City
País: Hong Kong
Miembros: David Dapeng Zhang

Línea de investigación: Identificación de personas mediante impresiones dactilares, actualmente desarrolla investigaciones en torno a los dactilogramas presentes en las palmas de las manos de la persona.
Investigadores en Textura: David Zhang.

5. Nombre: Instituto Nacional de Astronomía, Óptica y Electrónica (INAOE)
Ubicación: Tonanzintla, Puebla, México.
País: México
Miembros: Leopoldo Altamirano Robles, Aldrin Barreto Flores.
Jefe: Dr. Leopoldo Altamirano Robles (Director del Dpto de Ciencias Computacionales, INAOE).

Línea de investigación: Aldrin Barreto Flores desarrolla su doctorado en Análisis de Textura aplicado a imágenes de vídeo para detectar enfermedades del útero.
Investigadores en Textura: Leopoldo Altamirano Robles, Aldrin Barreto Flores.

6. Nombre: Watson Research Center
Ubicación: IBM T. J. Watson Research Center, 19 Skyline Drive, Hawthorne, NY 10532, USA.
País: USA.
Miembros: Rudolf Bolle
Jefe: Rudolf Bolle (Director del IBM T. J. Watson Research Center)
Investigadores en Textura: Rudolf Bolle
Líneas de investigación: Análisis de Textura, Procesamiento de Imágenes.

7. Nombre: DigitalPersona Inc.

Ubicación: DigitalPersona Inc., Redwood City, CA 94063.

País: USA

Miembros: Salil Prabhakar

Jefe: Salil Prabhakar

Línea de investigación: Soluciones biométricas basadas en impresiones dactilares. Análisis de la Textura dactilar. Desarrollo de algoritmos de fusión “textura + minucias” con fines de macheo de impresiones y huellas dactilares.

Investigadores en Textura: Salil Prabhakar, Anil K. Jain

8. Nombre: University of Antwerp

Ubicación: RUCA University of Antwerp, Visielab, Department of Physics, Belgium

País: Belgium

9. Nombre: National Severe Storms Laboratory

Ubicación: University of Oklahoma

País: USA

Miembros: V. Lakshmanan (Director), V. DeBrunner

Investigadores en Textura: V. Lakshmanan, V. DeBrunner

10. Nombre: Center for Biological and Computational Learning Tomas Hofman

Ubicación: Massachusetts Institute of Technology, Center for Biological and Computational Learning, Department of Brain and Cognitive Sciences.

País: USA

Sitio Web:

Jefe: Tomas Hofman

Investigadores en Textura: Tomas Hofman

11. Nombre: University of Tennessee

Ubicación: The University of Tennessee, 414 Ferris Hall, Knoxville, TN 37996

País: USA

Sitio Web: <http://www.utk.edu/>

Email: rcg@utk.edu

Investigador: Rafael C. González

12. Nombre: University of Oulu

País: Finlandia

Sitio Web: <http://www.ee.oulu.fi/>

Investigadores en Textura: M. Pietikäinen, Ojala, T, T. Mäenpää, Kylonen, J.

Línea de investigación: Análisis de textura, Clasificación de textura invariante a la rotación, Segmentación de textura, medidas de textura.

13. Nombre: Institut für Informatik

Ubicación: Rheinische – Friedrich Wilhelms Universität, Institut für Informatik III, Bonn.

País: Germany

Miembros: Jan Puzika, Joachin M. Buhmann

14. Nombre: Institute of Information Theory and Automation

Ubicación: Academy of Sciences CR, 182 08 Prague, Czech Republic

País: República Checa

42 **José Luis Gil Rodríguez**

Miembros: Michal Haindl and Jiri Filip (haindl,filipj@utia.cas.cz)
Línea de investigación: Modelación Bidimensional de Textura

15. Nombre: DaimlerChrysler

Ubicación: DaimlerChrysler AG, 71059 Sindelfingen, Germany

País: Alemania

Miembros: Michael Arnold

Línea de investigación: Modelación Bidimensional de Textura

16. Nombre: Universidad de Alicante

Ubicación: Carretera San Vicente del Raspeig s/n - 03690 San Vicente del Raspeig - Alicante - Tel. 96 590 3400 - Fax 96 590 3464

País: España

Sitio Web: <http://www.ua.es/es/index.html>

Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

17. Nombre: Universidad Autónoma de Barcelona

País: España

Sitio Web: <http://www.uab.es/castellano/default.htm>

Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

18. Nombre: Universidad Politécnica de Cataluña

Ubicación: C/ Jordi Girona, 31. 08034 Barcelona. Tel. centralita: +34 93 401 62 00. Tel. información general: +34 93 401 73 96, Universidad Politécnica de Cataluña

País: España

Sitio Web: <http://www.upc.edu/es/>

Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

19. Nombre: Universidad Politécnica de Madrid

Ubicación: Avd. Arco de la Victoria, s/n, Ciudad Universitaria Madrid - 28040 (España), tlf: +34 1 336-7140 Fax: +34 1 544-2149

País: España

Sitio Web: <http://www.upm.es/>

Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

20. Nombre: Universidad de la Coruña

Ubicación: La Coruña

País: España

Sitio Web: <http://www.udc.es/principal/ga/>

Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

21. Nombre: Universidad de Girona

Ubicación: Pl. Sant Domènec, 3 · 17071, Girona, tlf: 972 41 80 00 · fax 972 41 80

País: España

Sitio Web: <http://www.udg.es/>

Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

22. Nombre: Universidad Rovira i Virgili

Ubicación: Universidad de Tarragona

País: Holanda, Países Bajos

Sitio Web: <http://www.urv.net/cas/home/home.htm>
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

23. Nombre: Universidad de Granada

País: España
Sitio Web: <http://www.ugr.es/>
Miembros:
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

24. Nombre: Universidad de Córdoba

País: España
Sitio Web: <http://www.uco.es/>
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

25. Nombre: Universidad de Porto

Ubicación: Rua D. Manuel II, P-4050-345, Porto, tlf: + 351 226 073 500/226 076 120, Fax: + 351 226 098 736
País: Portugal
Sitio Web: http://www.universia.es/contenidos/internacionales/guia/fichas_portugal/porto.htm
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

26. Nombre: Universidad Nacional Autónoma de México

País: México
Sitio Web: <http://www.unam.mx/indexms.html>
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

27. Nombre: Universidad de Chile

Ubicación: Av. B. O'Higgins 1058, Teléfono (56 2) 978 2000, Fax (56 2) 978 1012, casilla 10-D, Stgo-Chile.
País: Chile
Sitio Web: <http://www.uchile.cl/>
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

28. Nombre: Pontificia Universidad Católica de Chile

Ubicación: Santiago de Chile
País: Chile
Sitio Web: <http://www.puc.cl/>
Línea de investigación: Reconocimiento de Patrones

29. Nombre: University of Southampton

Ubicación: Department of Electronics and Computer Science
País: United Kingdom
Línea de investigación: Análisis de textura, Reconocimiento de Patrones

Otras instituciones: Indian Statistical Institute (India), Bioengineering Institute (New Zealand), Institut National de Recherche en Informatique et an Automatique (Francia), University of Thessaloniki (Grecia).

3.2 Grupos de trabajo en Análisis de Textura

No siempre ha sido fácil localizar la presencia de un equipo de investigadores, que formen un grupo estable de trabajo dedicado a esta temática. En oportunidades en el sitio Web de la institución aparece explícitamente la

estructura de grupo declarada. En otras no es así, pero en todos los casos hay que entender, que los investigadores se asocian en proyectos temporales para solucionar una tarea, dejando el resultado en forma de publicaciones conjuntas. Solicito disculpas a todos los grupos de Análisis de Textura que han sido omitidos, ha sido involuntario.

1. Nombre: The Vision, Speech and Signal Processing (VSSP) Research Group
Ubicación: School of Electronics and Physical Sciences, University of Surrey, Guildford, Surrey, GU2 7XH, United Kingdom. information@eim.surrey.ac.uk
País: United Kingdom
Sitio Web: www.surrey.ac.uk/
Investigadores: Josef Kittler, John Illingworth, Maria Petrou, Adrian Hilton, Farzin Mokhtarian. Son los directivos del grupo.
2. Nombre: Grupo de Anil K. Jain
Ubicación: Departments of Computer Science & Engineering and Electrical & Computer Engineering at Michigan State University.
País: USA
Sitio Web: <http://www.cse.msu.edu/> (Dpt. of Computer Science)
Investigador: Anil K. Jain (Director of Pattern Recognition and Image Processing Lab at MSU)
3. Nombre: Grupo de David Zhang
Ubicación: Hong Kong Politechnic University
País: Hong Kong
Investigador: David Dapeng Zhang
4. Nombre: Grupo del INAOE
Ubicación: Instituto Nacional de Astronomía, Óptica y Electrónica, siglas INAOE. Tonanzintla, Puebla, México.
País: México
Investigadores: Leopoldo Altamirano Robles (Ciencias Computacionales), Aldrin Barreto Flores.
5. Nombre: Grupo de la UNAM (Instituto de Geofísica)
Ubicación: Circuito Institutos, Cd. Universitaria, 04510, México DF, México
País: México.
Investigador: Jorge Lira
6. Nombre: Grupo del Watson Research Center
Ubicación: IBM T. J. Watson Research Center, 19 Skyline Drive, Hawthorne, NY 10532, USA.
País: USA.
Investigador: Rudolf Bolle (Director del IBM T. J. Watson Research Center)
7. Nombre: Algorithms Research Group at DigitalPersona Inc.
Ubicación: DigitalPersona Inc., Redwood City, CA 94063.
País: USA
Investigadores: Salil Prabhakar, Anil K. Jain
8. Nombre: Machine Vision Group (MVG)
Ubicación: University of Oulu
País: Finlandia
Sitio Web: <http://www.ee.oulu.fi/>
Investigadores: M. Pietikäinen, Ojala, T, T. Mäenpää, Kylonen, J., D. Harwood

9. Nombre: Grupo del CENATAV
Ubicación: 7ª. # 21812 e/ 218 y 222, Rpto. Siboney, Playa, Ciudad de La Habana
País: Cuba
Sitio Web: <http://www.cenatav.co.cu/>
Investigadores: José Luis Gil, Edel B. García Reyes

3.3 Investigadores en Análisis de Textura

Es fácil comprender que no es posible citar, y menos aún relacionar, a todos los investigadores que han hecho publicaciones acerca de la textura en imágenes, línea que se observa muy activa y prolifera. Para el autor la relación parcial de “principales investigadores en análisis de textura” es la que aparece en la bibliografía consultada y expuesta al final del reporte.

Observe que en la siguiente relación no están plasmados todos los nombres, que de una forma u otra han sido citados en este reporte, sólo están aquellos que pudimos localizar la mayor cantidad de datos y obviamente entre los primeros se mencionan las personalidades que todos reconocemos por sus aportes. Siempre le faltarán nombres a la lista.

1. Anil K. Jain
Institución: Departments of Computer Science & Engineering and Electrical & Computer Engineering at Michigan State University.
e-mail: jain@cse.msu.edu
Página Web: <http://www.cse.msu.edu/~jain/>
Interés actual: Statistical pattern recognition, data clustering, texture analysis, document image understanding and [biometric authentication](#).
2. Salil Prabhakar
Institución: Digital Persona, Inc., Redwood City, CA 94063
e-mail: salilp@digitalpersona.com
Página Web: <http://www.cse.msu.edu/~prabhaka/bio.html>
Interés actual: Pattern recognition, image processing, computer vision, machine learning, biometrics, data mining, and multimedia applications.
3. Josef Kittler
Institución: VSSP (Vision, Speech and Signal Processing, UK)
e-mail: J.Kittler@surrey.ac.uk
Página Web: <http://www.ee.surrey.ac.uk/Personal/J.Kittler/>
Interés actual: Pattern Recognition, Neural Networks, Image Processing and Computer Vision.
4. Tieniu Tan
Institución: National Laboratory of Pattern Recognition
e-mail: tnt@nlpr.ia.ac.cn
Página Web:
Interés actual: Speech and image processing, machine and computer vision, pattern recognition, multimedia and robotics.
5. Jianguo Zhang
Institución: National Laboratory of Pattern Recognition
e-mail: jzhang@nlpr.ia.ac.cn
Página Web:
Interés actual: Invariant perception analysis and pattern recognition.
6. David Dapeng Zhang

46 **José Luis Gil Rodríguez**

Institución: Hong Kong Polytechnic University
e-mail: csdzhang@comp.polyu.edu.hk
Página Web: <http://www4.comp.polyu.edu.hk/~csdzhang/>
Interés actual: biometrics, pattern recognition and image processing.

7. María Petrou

Institución: VSSP (Vision, Speech and Signal Processing, UK)
e-mail: M.Petrou@surrey.ac.uk
Página Web: <http://www.ee.surrey.ac.uk/Personal/M.Petrou/>
Interés actual: Image Processing/Understanding, Industrial Automation, Robotic Vision, Pattern Recognition, Remote Sensing, Medical Imaging.

8. Philip Lindsay Palmer

Institución: VSSP (Vision, Speech and Signal Processing, UK)
e-mail: P.Palmer@surrey.ac.uk
Página Web: <http://www.ee.surrey.ac.uk/Personal/P.Palmer/>
Interés actual: Numerical Methods for Attitude & Orbit Propagators, Autonomous Orbit Manoeuvres, Formation Flying, Spacecraft Autonomy, Optical Navigation, SuperResolution in Remotely Sensed Imagery and texture modelling.

9. Arun Abraham Ross

Institución: Michigan State University
e-mail: rossarun@cse.msu.edu
Página Web: <http://www.csee.wvu.edu/~ross>
Interés actual: Pattern recognition, image processing, computer vision, data mining, machine learning, biometrics.

10. Stefan Livens

Institución: VSSP (Vision, Speech and Signal Processing, UK)
e-mail: S.Livens@surrey.ac.uk
Página Web:
Interés actual: Análisis de Textura. Actualmente en Barco Graphics en Ghent, Belgica.

11. George Paschos

Institución: VSSP (Vision, Speech and Signal Processing, UK)
e-mail: G.Paschos@surrey.ac.uk
Interés actual: Color y Análisis de Textura.

12. Nalini Ratha

Institución: IBM T.J. Watson Research Center, 19 Skyline Drive, Hawthorne, NY 10532, USA.
e-mail: ratha@us.ibm.com
Página Web: <http://www.research.ibm.com/people/r/ratha/>

13. Rudolf M. Bolle

Institución: IBM T.J. Watson Research Center, 19 Skyline Drive, Hawthorne, NY 10532, USA.
e-mail: bolle2@us.ibm.com
Página Web: <http://www.research.ibm.com/people/b/bolle/>
Interés actual: Modeling and matching for image & video database browsing, active and real-time vision, and computer vision for user interfaces.

14. Claudi, D. A.

Institución: Dpt. of Systems Design Engineering, Univ. of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada N2L 3G1
e-mail: dclausi@engmail.uwaterloo.ca
Interés actual: Feature Fusion, Image Texture Segmentation

15. H. Deng
Institución: Dpt. of Systems Design Engineering, Univ. of Waterloo, Waterloo, Ontario, Canada N2L 3G1
e-mail: h2deng@engmail.uwaterloo.ca
Interés actual: Feature Fusion, Image Texture Segmentation
16. Padmapriya Nammalwar
Institución: School of Electronic Engineering, Dublin City University, Dublin, Ireland, Vision Systems Group
e-mail: nammalp2@mail.dcu.ie
Interés actual: Integration of Feature, Colour Texture Segmentation
17. Ovidiu Ghita
Institución: School of Electronic Engineering, Dublin City University, Dublin, Ireland, Vision Systems Group
e-mail: ghitao@eeng.dcu.ie
Interés actual: Integration of Feature, Colour Texture Segmentation
18. Paul F. Whelan
Institución: School of Electronic Engineering, Dublin City University, Dublin, Ireland, Vision Systems Group
e-mail: paul.whelan@eeng.dcu.ie
Interés actual: Integration of Feature, Colour Texture Segmentation
19. Michal Haindl
Institución: Institute of Information Theory and Automation
Academy of Sciences CR, 182 08 Prague, Czech Republic
e-mail: haindl@utia.cas.cz
Interés actual: Función de Textura Bidimensional (BTF), Compresión de Textura BTF multiespectral
20. Jiri Filip
Institución: Institute of Information Theory and Automation
Academy of Sciences CR, 182 08 Prague, Czech Republic
e-mail: filipj@utia.cas.cz
Interés actual: Función de Textura Bidimensional (BTF), Compresión de Textura BTF multiespectral.
21. Emine Krichen
Institución: Institut national de Télécommunications
Interés actual: Wavelets Package, Iris Texture Recognition, IrisCode
22. Sonia García - Salicetti
Institución: Institut national de Télécommunications
Interés actual: Wavelets Package, Iris Texture Recognition
23. Bernadette Dorizzi
Institución: Institut national de Télécommunications
Interés actual: Wavelets Package, Iris Texture Recognition
24. M. Anouar Mellakh
Institución: Institut national de Télécommunications
Interés actual: Wavelets Package, Iris Texture Recognition
25. Yongping Zhang

48 **José Luis Gil Rodríguez**

Institución: Bioengineering Institute, The University of Auckland Level 6, 70 Symonds St., Auckland, New Zealand

Interés actual: Texture Analysis, Wavelets, Neural Network, Invariants Texture Features, Texture Classification

26. Rujli Wang

Institución: Institute of Information Sciences and Technology, Massey University Private Bag 11 222, Palmerston North, New Zealand

Interés actual: Texture Analysis, Wavelets, Neural Network, Invariants Texture Features, Texture Classification

27. Gert Van de Wouwer

Institución: Universiteit Antwerpen, Universitaire Instelling Antwerpen, Departement Natuurkunde

Interés actual: Texture Analysis, Wavelets, Neural Network, Texture Features, Texture Classification, Medical Image Processing

28. M. Pietikäinen

Institución: Universiteit of Oulu

Sitio Web: <http://www.ee.oulu.fi/>

Interés actual: Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale, Rotation Invariant Texture Classification, Image Texture Segmentation, Texture measures, Texture Analysis.

29. Ojala, T.

Institución: Universiteit of Oulu

Sitio Web: <http://www.ee.oulu.fi/>

Interés actual: Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale, Rotation Invariant Texture Classification, Image Texture Segmentation, Texture measures, Texture Analysis.

30. T. Mäenpää

Institución: Universiteit of Oulu

Sitio Web: <http://www.ee.oulu.fi/>

Interés actual: Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale, Rotation Invariant Texture Classification, Image Texture Segmentation, Texture measures, Texture Analysis.

31. Kylonen, J.

Institución: Universiteit of Oulu

Sitio Web: <http://www.ee.oulu.fi/>

Interés actual: Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale, Rotation Invariant Texture Classification, Image Texture Segmentation, Texture measures, Texture Analysis.

32. Aldrin Barreto Flores

Institución: National Institute for Astrophysics, Optics and Electronics.

email: abarreto@ccc.inaoep.mx

Interés actual: Analysis of colposcopy with video image sequences, signatures for normal and abnormal colposcopy regions, recognition of lesions in the colposcopy test, colposcopy texture metrics.

33. Jorge Lira

Institución: Instituto de Geofísica, Universidad Nacional Autónoma de México.

email: lira@geofisica.unam.mx

Interés actual: Digital Image Processing, Texture Image Analysis, Co-ocurrencia descriptor, Remote Sensing, Pattern Recognition.

34. Edel García Reyes

Institución: Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV)

Sitio Web: <http://www.cenatav.co.cu/>

email: egarcia@cenatav.co.cu

Interés actual: Digital Image Processing, Remote Sensing, Pattern Recognition, Graph Mactching, Biometry (Fingerpring and Face recognition).

35. José Luis Gil Rodríguez

Institución: Centro de Aplicaciones de Tecnologías de Avanzada (CENATAV)

Sitio Web: <http://www.cenatav.co.cu/>

email: jlgil@cenatav.co.cu

Interés actual: Texture Images Analysis, Texture Classification, Image Texture Segmentation, Texture Measures, Iris Texture Coding, Pattern Recognition.

3.4 Análisis y discusión del capítulo

Al desarrollo de los aspectos teóricos del Análisis de Textura se le presta una especial atención, lo que se evidencia a partir del alto número de instituciones que lo tienen incluido entre sus temáticas de investigaciones. En este esfuerzo participan universidades, laboratorios, centros aplicados, empresas con grupos de investigación - desarrollo que ejecutan proyectos para dar solución a problemas de interés para entidades gubernamentales y de empresas privadas. Las limitaciones que el hombre se encuentra en la práctica han sido la fuente de los problemas teóricos.

La diversidad de las aplicaciones que se observan abarcan las ciencias naturales con estudios de salinidad, formaciones litológicas, forestales; la determinación de la línea base en estudios medio ambientales, la medicina en atención a la salud de las personas, la industria ferrosa, la textil y muchas otras donde la imagen satelital, la fotografía aérea, la imagen tomada de un vídeo, un equipo electromédico como la Taxomía Axial Computarizada, la Resonancia magnética Nuclear, u otras fuentes es el medio material que contiene la información primaria que debe ser transformada utilizando los rasgos de textura, sintetizada en una nueva expresión para ser interpretada. Eso es lo que se ha hecho hasta hoy.

Capítulo 4. Investigaciones que se Desarrollan en Análisis de Textura

4.1 Investigaciones actuales en Análisis de Textura

1. Estudios de mezclas de textura mediante clasificación basados en distribuciones de rasgos. (Machine Vision Group). Se mide la eficacia y la eficiencia de los algoritmos.
2. Clasificación de texturas mediante diferentes técnicas de reconocimiento de patrones tales como los métodos estadísticos de clasificación multivariada (KMean, variantes del KMean, ISODATA, Máxima Verosimilitud) y redes neuronales (ART2, LVQ, SOM). En estas clasificaciones se utilizan descriptores de textura basados en filtrado digital en el espacio de los rasgos, modelos estadísticos de primero y segundo orden (co-ocurrencia, run length, espectro de textura), filtrado de Gabor, filtrado con Wavelets y otros.
3. Desarrollo de métodos de clasificación de texturas que sean invariantes a la rotación y la traslación. (Machine Vision Group).
4. Creación de descriptores de textura.
 - Descriptores basados en nuevos principios
 - a) Derivados del filtrado con la transformada wavelet.
 - b) Descripción de textura multicanal no paramétrica con lo cual se aplica el análisis de textura no paramétrico.
 - c) Patrones binarios multiescala para análisis de textura.
 - d) Operadores de patrones binarios locales multipredicados.
 - e) Rasgos de textura invariantes a la rotación.
 - Descriptores basados en la modificación de principios tradicionales.

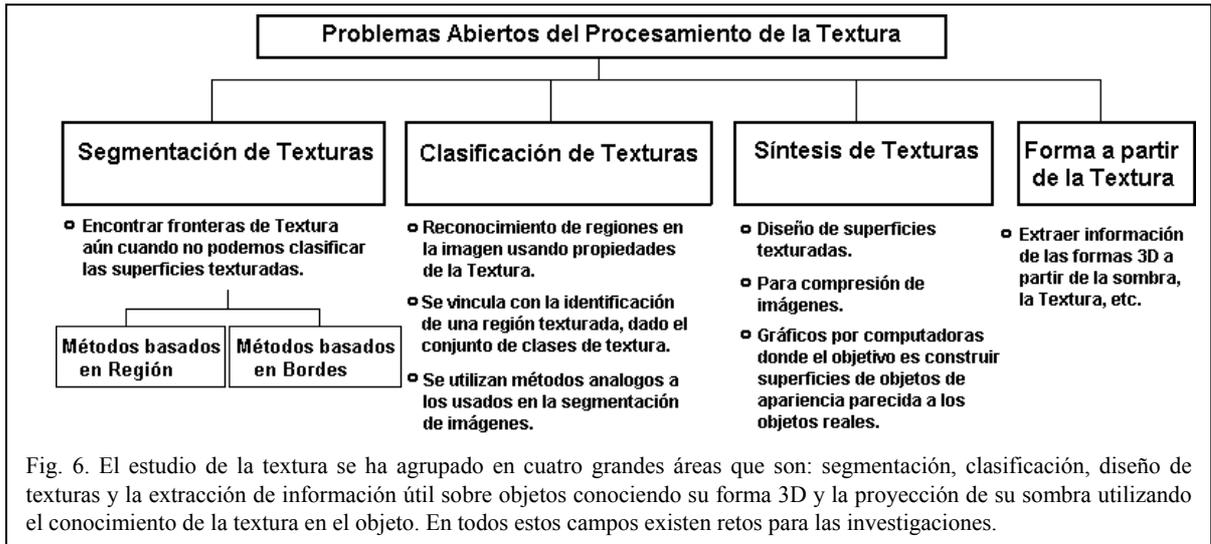
- a) Uno de esos principios que continúa recibiendo aportes y modificaciones es el de la matriz de Co-ocurrencia de Haralick.
 - b) Concibiendo nuevas máscara descriptoras de la textura que se aplican mediante la convolución tradicional.
5. Segmentación de textura con distribuciones multidimensionales de rasgos. El uso de la textura sigue teniendo una alta consideración dentro de la comunidad científica y en aplicaciones industriales para resolver problemas de clasificación de objetos dentro de imágenes, recuperar imágenes contenidas en bases de datos, en visión por computadoras, diferenciar superficies por su textura, etc. Grupos como el de Pietikäinen ha estado trabajando en la segmentación no supervisada de textura con distribuciones de rasgos.
 6. Creación de ambientes (framework) para la evaluación de algoritmos del análisis de textura en términos de la efectividad que ellos producen cuando se les compara unos con otros utilizando clasificadores bien conocidos como el vecino más el cercano (Smith y Burns, 1997; Srisuk et al., 2004), el método KMean (Tuceryan y Jain, 1998).
 7. Desarrollo de métodos para la Fusión de Datos (minucias y medidas de la textura) orientado a la identificación y autenticación de personas mediante la imagen de la huella dactilar. (Jain, Ross y Prabhakar, (2001); Ross (2003).
 8. Desarrollo de algoritmos para el macheo de pares de las representaciones de FingerCode, incluyendo la textura, a partir de huellas dactilares (Ross, 2003; Prabhakar y Jain, 2004).
 9. Desarrollo de algoritmos para el macheo de pares de las representaciones del IrisCode a partir de imágenes del iris (Daugman, 1993,1995, 2004 y Krichen et al., 2004).
 10. Investigaciones acerca de la influencia del curso de la dimensionalidad para analizar la influencia que produce en la extracción de rasgos óptimos para el problema en cuestión. (Clausi y Deng, 2004).
 11. Se están empleando bancos de filtros de Gabor y paquetes de funciones wavelet para el mejoramiento de la imagen (Pichler et al., 1996; Chen y Chen, 1996; Hong et al. 1998; Chen y Chen, 1999; Jain et al., 2000; Acharyya y Kundu, 2001; Krichen et al., 2004). Un caso muy especial del mejoramiento de imágenes es el de la huella dactilar por su textura peculiar y las condiciones en que es captada la imagen bajo condiciones de entintamiento.

Para llevar a cabo las investigaciones acerca de la representación y el análisis cuantitativo de imágenes mediante su textura, es necesaria la ejecución de experimentos para estudiar los algoritmos y los rasgos de textura usando datos controlados. Con este objetivo, frecuentemente se utilizan Bases de Datos de imágenes construidas a tales efectos. Entre ellas se encuentran las siguientes:

1. Album de Brodatz o Brodatz Library (muy conocida, poseemos sólo una parte de ella) (Brodatz, 1966).
2. SupervSegm12: Contiene 12 mosaicos de textura, junto con su segmentación ideal y las imágenes de entrenamiento para realizar la segmentación supervisada de la textura.
(<http://www.ee.oulu.fi/research/imag/texture/texture.php?page=SupervSegm12>)
3. VisTex, Base de Datos con una colección de imágenes de textura.
(<http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.html>).
4. MeasTex (Smith y Burns, 1997)
5. CASIA, Base de Datos de imágenes de Iris del “Nacional Laboratory of Pattern Recognition”, Beijing, China. Los autores entregan esta base de datos una vez que reciben una solicitud oficial.
6. UBIRIS, Base de Datos de imágenes de Iris del “Departamento de Informática, Universidade da Beira Interior”, Covilhã, Portugal. Los autores entregan esta base de datos una vez que reciben una solicitud oficial.
7. FVC2000 (Fingerprint Verification Competition): Base de Datos de impresiones dactilares empleadas en la competencia bianual de algoritmos de cotejo (Fingerprint Matching).
8. XM2VTS, Base de Datos con 2,360 imágenes de rostro pertenecientes a “The Vision, Speech and Signal Processing Center (VSSP)”, Universidad de Surrey, Reino Unido. Los autores entregan esta base de datos una vez que reciben una solicitud oficial.

4.2 Problemas no resueltos

En la Fig. 6 se presenta un resumen del estado en que se encuentran las investigaciones en el análisis de textura. No se ha alcanzado la solución ideal en la segmentación de textura, la clasificación de texturas, el diseño y síntesis de



texturas y ha aparecido un campo relacionado con la determinación de la forma de objetos 3D a partir de su textura.

La segmentación de textura recibe una atención especial por abordar el aspecto no supervisado del reconocimiento de patrones aplicado a la interpretación de las imágenes. Muchas de las soluciones en visión por computadora exigen la segmentación de la escena en tiempo real, al igual que la identificación de regiones de interés en imágenes médicas, aspectos que obligan a buscar nuevos métodos de segmentación eficientes y eficaces. La eficacia se vincula con la calidad y el rigor que se alcanza en la segmentación de la escena, mientras que la eficiencia tiene que ver con el tiempo invertido en hacer la segmentación para poder transferir el resultado con celeridad al centro encargado de evaluar las decisiones.

La búsqueda de los métodos de segmentación se ha estado haciendo por dos vías fundamentales. Una vía ha sido la creación de métodos con nuevos principios de funcionamiento y la otra vía ha sido la creación de métodos de segmentación que combinan los dos principios de funcionamiento existentes: segmentación por bordes y por regiones homogéneas. Entre los nuevos principios de funcionamiento se encuentra el empleo de grafos multiescala para representar el contenido de la imagen y llegar hasta su segmentación, la minimización de la entropía en la imagen usando la media desplazada y la minimización de un funcional para encontrar los bordes de la textura usando la teoría de los contornos activos.

Algunos problemas específicos que se encuentran abiertos a la investigación son los siguientes:

Problema abierto: “No existe una definición formal del término textura”.

El problema se presenta debido a la extraordinaria diversidad de texturas naturales y artificiales que existen y que seguirán generándose, lo que “hace imposible dar una definición universal de textura” (Jain y Farroknia, 1991; Gil, 1996; González y Woods, 2004). Sin embargo, los investigadores buscan una conceptualización matemática general para la textura (Phillips, 1995) a partir de la cual se puedan establecer descriptores de textura aplicables a cualquier tipo de imagen. La causa principal de que hoy se continúe formulando nuevos rasgos de textura es precisamente la ausencia de esa formalización, la que no es una tarea trivial aún después de varias décadas de investigaciones.

Problema abierto: “Combinación de descriptores de textura”.

La combinación de descriptores de textura buscando el mejor conjunto de descriptores está íntimamente ligado al problema concreto que se quiere resolver y también está vinculado con la técnica de reconocimiento de patrones que

se necesita aplicar. Si no se tiene información previa sobre las clases, entonces la interpretación de la imagen se llevaría a cabo mediante la *segmentación de textura* por la vía no supervisada. Por otra parte si se tiene información previa sobre las clases, entonces la interpretación de la imagen se llevaría a cabo mediante la *clasificación de textura* con técnicas supervisadas. Cada problema de la práctica social necesita una solución propia y para ello la experimentación es el mejor criterio para encontrar la combinación de descriptores de textura y el método de segmentación/clasificación. Para cumplir estos objetivos es útil la utilización de una plataforma de análisis de textura donde se permita la evaluación de los descriptores de textura y los métodos de segmentación/clasificación que mejor interpretan la escena de interés.

Problema abierto: “Representación de la textura”.

El tema de la representación de la textura para imágenes naturales no es un tema cerrado. Hoy existen representaciones estadísticas de primero y segundo orden, el empleo de filtrado digital en el dominio del espacio y las frecuencias de Fourier, el uso del espectro de potencia de Fourier, filtrado Gabor unidimensional y bidimensional, el filtrado multiescala con Wavelets y otras formas de representación buscando obtener descriptores eficaces y eficientes. Algunas propiedades de la textura se han logrado describir con éxito mediante esas representaciones, mientras que otras no, lo que se explica dadas las infinitas formas, distribuciones y combinaciones de ellas que posee la textura.

Problema abierto: “Búsqueda de rasgos híbridos basados en la textura de los dedos, las minucias y la intensidad de niveles de gris de las huellas con calidad extremadamente pobres”.

En presencia de imágenes con calidad extremadamente pobre, la extracción de minucias, es un problema difícil. En las imágenes de pobre calidad donde las minucias no se pueden extraer en forma fidedigna, se espera que los algoritmos basados en correlación trabajen mejor. Aunque los macheadores basados en correlación emplean la información más discriminante, es de esperar que su rendimiento se deteriore con el tiempo, en la medida en que sea mayor el tiempo transcurrido entre el enrolamiento y la verificación. En opinión de Prabhakar y Jain (2004) esto se debe a que los rasgos basados en intensidad no son tan estables como las minucias. Al parecer la calidad de los rasgos basados en la intensidad de la imagen depende del tiempo transcurrido entre enrolamiento y verificación. Cuando este tiempo es grande, la intensidad se modifica deteriorándose y disminuye la calidad de los rasgos que se extraen y como consecuencia directa los algoritmos de correlación no pueden superar este efecto negativo y de ahí su menor rendimiento. De aquí se concluye que los algoritmos de macheo de huellas que estén basados en varias representaciones a la vez, incluyendo la textura, sean mejores que cualquiera representación individualmente. De hecho, la mejor fórmula para incrementar el rendimiento del macheador es usar un modelo combinado que alinee múltiples rasgos, alinee múltiples hipótesis y un algoritmo de macheo múltiple.

Problema abierto: “Modelación de la representación FingerCode”

Como se sabe la representación FingerCode tiene su origen con la introducción del concepto de textura buscando nuevos aportes informativos para incrementar la eficacia en el macheo de huellas/impresiones dactilares. El macheo de huellas dactilares depende del modelo de representación FingerCode usado para extraer las características discriminatorias de las huellas. Se han propuesto varios algoritmos de macheo considerando representaciones individuales (tonos de gris de la imagen, minucias, textura) y recientemente se ha incursionado en la fusión de información procedentes de más de una representación para establecer algoritmos que tengan en cuenta el potencial diferenciante que cada una aporta. En este sentido Prabhakar y Jain (2004), dos investigadores destacados en el tema, afirman que: “Aunque la representación FingerCode es invariante a pequeñas deformaciones, justificado por la naturaleza del mosaico de celdas que se utiliza, el algoritmo de macheo tiene dificultades con deformaciones no lineales en huellas grandes”.

Problema abierto: “Comparación de imágenes basado en forma”.

Hay dos métodos para la comparación de imágenes: uno basado en la intensidad (color y textura) y otro basado en geometría (forma). Un estudio reciente acerca de la recuperación de imágenes muestra que los usuarios están más interesados en la recuperación de imágenes por forma que por color y textura. La recuperación por forma está considerado uno de los aspectos más difíciles de la búsqueda basada en contenido, y de hecho, la recuperación por forma muestra aún pobres resultados. Sin embargo, la recuperación por color y textura son los más avanzados como es evidenciado en los Sistemas QBIC de IBM y QBI (Query By Image Content). Un comportamiento similar lo muestra el buscador de fotos de Alta Vista.

Una región texturada puede contener elementos de textura de varios tamaños, y a su vez, cada uno de esos elementos puede estar texturado de manera diferente. Este problema ha sido abordado por Galun et al. (2004) combinando las características estructurales de los elementos de textura con un proceso de filtrado. El algoritmo que concibieron identifica adaptivamente la forma que tienen los elementos de textura y entonces los caracteriza cuantitativamente usando su tamaño, su razón de aspecto, su orientación, brillantez, etc. A continuación utilizan varias estadísticas de esas propiedades para diferenciar las texturas presentes. Su enfoque ha dado lugar a un segmentador de textura que ofrece una alta eficacia en texturas naturales y mosaicos de textura.

4.3 Análisis y discusión del capítulo

Para su estudio el análisis de textura ha sido organizado en cuatro direcciones: segmentación de textura, clasificación de textura, síntesis de textura y detección de forma a partir de la textura. Las investigaciones que hoy se desarrollan cubren esos cuatro dominios.

La segmentación de textura se vincula con la determinación automática de las fronteras entre varias regiones texturadas de una imagen (Liu, 2005). La segmentación de texturas es un problema difícil porque usualmente no se conoce a priori que tipos de texturas existen en la imagen, y cuales tipos de texturas tienen cada región de la imagen. De hecho, para hacer la segmentación de texturas no se necesita conocer cuales texturas específicas existen en la imagen. Todo lo que se necesita es un procedimiento para decir si dos texturas son diferentes. Esas dos texturas usualmente se toman como regiones adyacentes de la imagen (Tuceryan y Jain, 1998).

Los dos enfoques generales para realizar la segmentación de texturas son métodos análogos a los empleados en la segmentación de imágenes: enfoques basados en región y enfoques basados en fronteras o bordes de texturas. En los enfoques basados en región se trata de identificar regiones de la imagen que tengan una textura uniforme. Las regiones locales o píxeles se mezclan atendiendo a la similitud de alguna propiedad de la textura. Las regiones que tienen diferentes texturas son las que se consideran que deben ser segmentadas. Estos métodos tienen la ventaja que las fronteras de las regiones están siempre cerradas y por lo tanto las regiones con diferentes texturas están siempre bien separadas. Tienen la desventaja, sin embargo, que gran cantidad de estos métodos necesitan que se les especifique por adelantado, el número de texturas distintas que están presentes en la imagen. Además, estos métodos necesitan conocer valores de similitud entre texturas, o el valor de un umbral para separarlas.

En los enfoques basados en frontera se trata de descubrir las diferencias en la textura entre regiones adyacentes. Así, se descubren las fronteras donde hay diferencias en la textura. En este método, no se necesita saber de antemano el número de regiones texturadas en la imagen. Sin embargo, las fronteras pueden tener huecos y dos regiones con texturas diferentes no se identifican como regiones cercanas si están separadas por huecos. Estrictamente hablando, el resultado de los métodos basados en frontera sólo produce una segmentación correcta, si todas las fronteras detectadas forman curvas cerradas. Aún en este caso, se necesita evaluar la eficacia de tal segmentación.

La segmentación de texturas en imágenes, basada en fronteras ha sido usada por Tuceryan y Jain (1990), Voorhees y Poggio (1987), y por Eom y Kashyap (1987). En todos los casos, los bordes (o fronteras de textura) son detectados tomando dos ventanas adyacentes y decidiendo si las texturas en las dos ventanas pertenecen a la misma textura, o a texturas diferentes. Si se decide que las dos texturas son diferentes, el punto es marcado como un píxel frontera. Du Buf y Kardan (1990) estudiaron y compararon el rendimiento de varias técnicas de segmentación de texturas y su capacidad para localizar las fronteras.

Jain y Farrokhnia (1991) dan un método de segmentación de textura más robusto integrando los métodos basados en fronteras y en regiones. Ellos usaron rasgos de textura calculados a partir de un banco de filtros de Gabor para obtener una segmentación basada en región. Sus experimentos están hechos con imágenes de texturas artificialmente imbricadas. Este método combinado tiene la posibilidad de ser explorado, con diferentes algoritmos de detección de bordes de textura y diferentes métodos de agrupamiento para obtener nuevos algoritmos de segmentación de textura robustos, probarlos con mosaicos de textura y además, en texturas naturales pertenecientes a imágenes de Teledetección.

Hoy se aprecia que la segmentación de textura aborda el tema de encontrar nuevos principios teóricos y nuevos algoritmos capaces de realizar la segmentación de la escena; a modo de ejemplo, se pueden citar la introducción del método Mean Shift (Comaniciu et al., 2001; Comaniciu and Meer, 2002), el uso de grafos normalizados (Shi and Malik, 2000) y los contornos activos (Sagiv et al., 2004) para determinar la presencia de fronteras de regiones texturadas. Otro tema muy vinculado a la segmentación es concerniente a la evaluación de la eficacia y la eficiencia de la segmentación. Los laboratorios de visión por computadora trabajan intensamente en ambas temáticas para darle respuesta a la visión robótica. Además, se buscan nuevos algoritmos que integren la segmentación de bordes de textura y regiones de textura a fin de superar aquellos que se basan únicamente en la segmentación de regiones homogéneas.

La clasificación de textura se vincula con la identificación de una región texturada, dado el conjunto de clases de texturas (Liu, 2005). El problema consiste en, dada una imagen de entrada y una colección de muestras pertenecientes a las categorías o clases de textura que están presentes en la imagen (Fig. 7), decidir a qué categoría ó clase, pertenece la textura que está presente en cada región de dicha imagen. La decisión se refleja en un mapa de salida que se denomina imagen clasificada donde cada clase o categoría identificada es una región homogénea.

A la colección de muestras pertenecientes a las clases de textura se les extraen los rasgos de textura, y entonces se usan las técnicas clásicas de reconocimiento supervisado de patrones para hacer la clasificación de las texturas presentes (Tuceryan y Jain, 1998).

Las técnicas para calcular los descriptores de textura es lo que se conoce como modelos de representación de la textura o simplemente, modelos de textura. Los modelos más usados son el estadístico de primer orden (descriptores simples), modelos estadísticos de segundo orden (co-ocurrencia, espectro de textura, longitudes de cadenas (run length)), el modelo espectral (filtrado digital, filtrado morfológico, filtrado multi-canal de Gabor, filtrado multi-espectral con wavelets y banco de filtros de Wavelets de Gabor).

Liu (2005) afirma que “la mayoría de los métodos estadísticos para la determinación de rasgos de textura no proporcionan medidas precisas a menos que los cálculos estén limitados a una región de textura simple”. Entonces, para el caso de mosaicos de textura pudiera ser investigada la segmentación de textura combinando rasgos de diferentes modelos estadísticos y también combinando rasgos estadísticos, espectrales y multiespectrales. Las combinaciones pudieran tener la característica que los rasgos sean escogidos entre los más informativos para lo cual se necesitarían algoritmos de selección de rasgos que ya hayan sido estudiados y reportadas sus propiedades.

Otro enfoque para realizar la clasificación automatizada del tipo de textura presente en las diversas regiones de la imagen podría concebir la fusión de rasgos de textura con información semántica extraída a las clases de textura que deben ser reconocidas. Una vez que se haya hecho la fusión de conocimientos de textura e información semántica para cada clase, ya se tendría la información de aprendizaje, entonces se procede a clasificar la imagen completa para lo cual se extraen los rasgos de textura y la información semántica de la porción que va a ser supervisada contra la información de aprendizaje previamente preparada. Aquí se usarían las técnicas clásicas de reconocimiento supervisado de patrones para crear un mapa con las texturas reconocidas. La segmentación combinando rasgos de textura e información semántica de una imagen no está reflejada en la literatura actual, pero ambos campos se trabajan por separado.

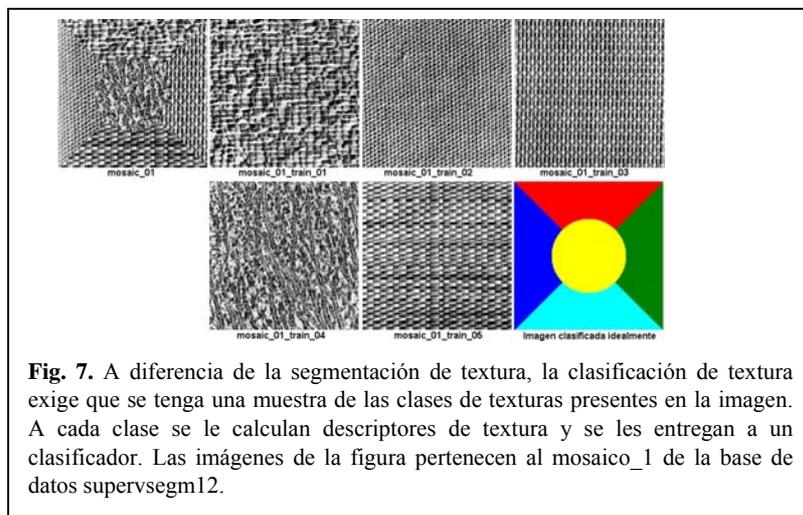


Fig. 7. A diferencia de la segmentación de textura, la clasificación de textura exige que se tenga una muestra de las clases de texturas presentes en la imagen. A cada clase se le calculan descriptores de textura y se les entregan a un clasificador. Las imágenes de la figura pertenecen al mosaico_1 de la base de datos supervsegm12.

La síntesis de textura es una dirección de trabajo que pretende comprender texturas naturales mediante su simulación y por esta vía llegar a la segmentación y la clasificación. El problema inverso, es decir crear texturas naturales de formas caprichosas para desarrollar métodos que ejecuten su segmentación y/o clasificación es otra vía.

Capítulo 5. Identificación de las Principales Publicaciones sobre Análisis de Textura

Los listados que aparecen a continuación no están ordenados por su nivel de importancia.

5.1 Revistas con publicaciones sobre Análisis de Textura

1. Lecture Notes in Computer Science, Publisher: Springer-Verlag Heidelberg
2. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence
3. IEEE Transactions on Image Processing
4. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics
5. IEEE Transactions on Computers
6. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing
7. IEEE Transactions on Circuit and System for Video Technology
8. Journal of Remote Sensing of Environment
9. Journal of Artificial Intelligent
10. Journal of Institute of Electrical Engineers,
11. Journal of the Royal Statistical Society
12. Journal of Remote Sensing
13. Journal of Pattern Recognition Letters
14. Journal of Pattern Recognition
15. Journal of Graphical Models and Image Processing
16. Journal of Bell System Technology
17. Journal of Neural Networks
18. Journal of Signal Processing
19. Journal of Optical Engineering
20. Journal of the Optical Society of America
21. Journal of Chemical Engineering Science
22. Journal of Clinical Ultrasound
23. Journal of Pharmacology
24. Journal of Microscopy, Microanalysis, Microstructures
25. Medical Physiology
26. International Journal of Remote Sensing
27. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing
28. Computer Vision and Image Understanding
29. Computer Vision, Graphics and Image Processing
30. Graphical Models and Image Processing
31. Nature
32. European Transactions on Telecommunications
33. The C Users Journal

5.2 “Proceedings” que reportan avances en Análisis de Textura

1. Proceedings Lecture Note and Computer Science.
2. Proceedings Internacional Congress on Pattern Recognition.
3. Proceedings International Conference on Computer Vision
4. Proceedings International Conference on Image Analysis and Processing
5. Proceedings International Conference on Image Processing
6. Proceedings International Conference on Pattern Recognition.
7. Proceedings International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications
8. Proceedings International Conference on Advances in Pattern Recognition
9. Proceedings International Congress on Pattern Recognition.
10. Proceedings Iberoamerican Congress on Pattern Recognition
11. Proceedings Iberoamerican Congress on Pattern Recognition (CIARP)
12. Proceedings Asian Conference on Computer Vision
13. Proceedings Convenciones Anuales de Informática en Cuba
14. Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
15. Proceedings IEEE ICASSP conference
16. Proceedings First IEEE International Conference on Image Processing
17. Proceedings Image Understanding Workshop
18. Proceedings Simposio Latinoamericano sobre Sensores Remotos
19. Proceedings European Convention on Security and Detection
20. Proceedings International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications
21. The Bulletin of the Australian Society of Exploration Geophysics

5.3 PhD Thesis

1. Pietikäinen, M. (1982): “Image texture analysis and segmentation” [inédito], *PhD Thesis*, University of Oulu, Finland.
2. Chen, Y.Q. (1995): “Novel techniques for image texture classification” [inédito], *PhD Thesis*, Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton, United Kingdom.
3. Ross, A. A. (2003): “Information Fusion in Fingerpring Authentication” [inédito], *PhD Thesis*, Department of Computer Science and Engineering, Michigan State University, United State.
4. Reporte de Investigación: Rapports de Recherche, Institut National de Recherche en Informatique et an Automatique, France.

5.4 Páginas Web sobre Análisis de Textura

<http://www.ee.oulu.fi/research/imag/texture> : Pertenece a la Universidad de Oulu. Posee una Base de Datos de publicaciones sobre textura.

<http://www.ee.oulu.fi/research/imag/texture/texture.php?page=SupervSegm12>: La página ofrece 12 mosaicos de texturas construidas a partir de las imágenes de Brodatz, VisTex y MeasTex. Los mosaicos están concebidos para realizar experimentos de Visión por Computadoras Basados en Textura (Texture-Based Computer Vision).

<http://www.dcs.ex.ac.uk/research/pann/master/web2/treview.htm> : publicó un estado de arte sobre textura en el 2004.

<http://scholar.google.com/url?q=http://archive.cs.uu.nl/pub/RUU/CS/>: publicó un estado de arte sobre el análisis de formas en los objetos.

Smith G. and I. Burns (1997): Reportan que tienen publicado en Internet un ambiente orientado a “Measuring texture classification algorithms”.

<http://www.icaen.uiowa.edu/~dip/>: Homepage of Digital Image Processing. Da accesos a un grupo de libros en Procesamiento Digital de Imágenes. En estos generalmente hay tópicos dedicados al análisis de textura.

<http://www.engineering.uiowa.edu/~sonka/>: Página Web de Milan Sonka. Autor de numerosos libros de procesamiento y análisis de imágenes.

<http://www.imageprocessingplace.com/>: Sitio Web de libros para Procesamiento Digital de Imágenes, por Gonzalez & Woods y para Procesamiento Digital de Imágenes usando MATLAB, por Gonzalez, Woods, & Eddins.

http://www.cvl.uci.edu/projects/texture_analysis.html: Aparece una relación de proyectos de investigación teórica y los resultados alcanzados por sus autores.

Se agradecería mucho poder contar con un listado mayor que relacionase los sitios Web dedicados al Análisis de Textura orientados a la interpretación y la comprensión científica de las imágenes.

Sitios con diseños de texturas para fines artísticos y de investigación científica

<http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.html>: “Vision Texture homepage. The VisTex database is a collection of texture images”.

<http://www.terminalstudio.com/texture.shtml>: “Texture Workshop” es una herramienta multifuncional el cual permite cambiar cualquier imagen usada como fondo de páginas Web, papel de tapiz con texturas 3D y otros propósitos.

<http://www.texturemaker.com/>: “Texture Maker” es una herramienta para generar y editar imágenes de textura para Win98/NT/2k/XP.

<http://graphics.stanford.edu/projects/texture/>: Síntesis de texturas de cualquier tipo.

Con estas características existen muchos otros sitios Web, basta con solicitar la búsqueda «Texture Homepage».

5.5 Principales Libros sobre Análisis de Textura

Hasta hoy, el autor no conoce la existencia de libros especialmente dedicados a tratar la temática del Análisis de Textura en imágenes. Ese no es el caso del Procesamiento Digital de Imágenes, el Reconocimiento de Patrones, la identificación de las huellas dactilares y otras temáticas relacionadas con el tratamiento gráfico por computadoras. En libros como los mencionados se aborda el empleo de la textura como una tecnología al servicio de esas disciplinas y por ello es abordada en tópicos específicos dentro de sus contenidos. Citaremos algunos de los libros más conocidos que describen tópicos sobre el Análisis de Textura.

1. W.K. Pratt, *Digital image processing*, John Wiley, New York, 1991.
2. González, R. C. and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, Published by Pearson Education (Singapore), ISBN 81-7808-629-8, pp. 793., 2004
3. Rosenfeld, Azriel. *Digital Image Processing*
4. *The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision* (2nd edition)
5. L.S. Davis, *Image texture analysis techniques - a survey*, *Digital Image Processing*, Simon and R. M. Haralick (eds.), pp. 189-201, 1981.

6. Ioannis Pita, Digital Image Processing,
7. Nalini Ratha and Ruud Bolle (editors): Automatic Fingerprint Recognition Systems. Springer-Verlag New York, Inc. ISBN 0-387-95593-3, pp. 458.
8. Shapiro, L. G., y G. C., Stockman (2001): Computer Vision. Prentice Hall, Upper Saddle River, N. J. Es representativo de los trabajos actuales en textura.

5.6 Análisis y discusión del capítulo

El análisis de textura desde su surgimiento, en la década del 50 del siglo pasado, ha sido publicitado en las principales revistas científicas de los países desarrollados de América y Europa. Todas las revistas y proceedings mencionados en los apartados 5.1 y 5.2 poseen un nivel internacional con un alto reconocimiento por su seriedad y rigor científico. Como tecnología vinculada estrechamente al procesamiento digital de imágenes y el reconocimiento de patrones, el análisis de textura, recibe el mayor interés de científicos destacados.

Se puede pensar que haría falta contar con un sitio Web especialmente dedicado al análisis de textura en imágenes, sus métodos, desarrollos teóricos, aplicaciones y resultados. Sería una contribución a la interpretación y comprensión de las imágenes en diferentes campos científicos. Ayudaría a una mayor unidad entre los autores dedicados a esta tecnología.

Capítulo 6. Identificación de proyectos de investigación sobre Análisis de Textura

6.1 Proyectos detectados en el presente Estado de Arte

http://www.cvl.uci.edu/projects/texture_analysis.html: Los modelos de la textura caracterizan la información espacial local en una imagen. La textura es sobre todo una propiedad útil para el reconocimiento en las escenas naturales, pero la textura de la imagen observada depende de factores como la geometría de la escena y condiciones de iluminación. Un enfoque importante de la investigación es desarrollar métodos de reconocimiento de textura que sean invariantes a estos factores. En años recientes se han desarrollado los siguientes proyectos.

En la referencia [1] se deriva un modelo de textura a color tridimensional de correlación que es invariante para que pueda usarse en el reconocimiento de una superficie por la distancia y su orientación. El mismo modelo se usa en [3] para aplicar una técnica del reconocimiento que es invariante a la iluminación de la escena. En la referencia [5] se presenta un método que es invariante, tanto a la geometría, como a la iluminación. En [6] se presenta una combinación de estos métodos que se aplica al reconocimiento en imágenes multispectrales de satélites. En las referencias [2] y [4] se exploran los modelos de campos aleatorios para imágenes a color que tiene aplicación a la segmentación de imágenes. En las referencias [7] y [8] se examinan las limitaciones de los modelos de campos aleatorios y se presenta un modelo más comprensivo que permite parámetros de interacción que definen el campo aleatorio.

- [1] R. Kondepudy and G. Healey
“Use of invariants for recognition of three-dimensional color textures”. Journal of the Optical Society of America A, 11(11):3037-3049, November 1994.
- [2] D. Panjwani and G. Healey
“Selecting neighbors in random field models for color images”. Proceedings of the First IEEE International Conference on Image Processing (1994).
- [3] G. Healey and L. Wang

- “Illumination-Invariant Recognition of Texture in Color Images”. *Journal of the Optical Society of America A*, 12(9):1877-1883, September 1995.
- [4] D. Panjwani and G. Healey
“Markov Random Field Models for Unsupervised Segmentation of Textured Color Images”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 17(10):939-954, October, 1995.
- [5] A. Speis and G. Healey
“An Analytical and Experimental Study of the Performance of Markov Random Fields Applied to Textured Images using Small Samples”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(3):447-458, March 1996.
- [6] A. Speis and G. Healey
“Feature Extraction for Texture Discrimination via Random Field Models with Random Spatial Interaction”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(4):635-645, April 1996.
- [7] G. Healey and A. Jain
“Retrieving Multispectral Satellite Images using Physics-based Invariant Representations”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(8):842-848, August 1996.
- [8] P. Suen and G. Healey
“A New Spatial Interaction Model for Color Texture”. *Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 867-870, October 1997.
- [9] A. Jain and G. Healey
“A Multiscale Representation Including Opponent Color Features for Texture Recognition”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(1):124-128, January 1998.
- [10] L. Wang and G. Healey
“Using Zernike Moments for the Illumination and Geometry Invariant Classification of Multispectral Texture”. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(2):196-203, 1998.
- [11] P. Suen and G. Healey
“Analyzing the Bidirectional Texture Function”. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 753-758, June 1998.
- [12] L. Wang and G. Healey
“Using Multiband Filtered Energy Matrices for Recognition and Illumination Correction”. *Optical Engineering*, 37(10), October 1998.
- [13] B. Thai and G. Healey
“Modeling and Classifying Symmetries using a Multiscale Opponent Color Representation”. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(11), 1224-1235, 1998.
- [14] B. Thai and G. Healey
“Spatial Filter Selection for Illumination-Invariant Color Texture Discrimination”. *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. II, 154-159, June 1999.

<http://graphics.stanford.edu/projects/texture/>: Proyectos para la síntesis y análisis de textura.

La síntesis de la textura es una manera alternativa de crear texturas. Es posible hacer las texturas sintéticas de cualquier tamaño donde la repetición visual se evita. La síntesis de la textura también permite producir imágenes bajo condiciones deseables. Las aplicaciones potenciales de la síntesis de texturas son amplias. Un ejemplo es crear una imagen sin ruidos.

El problema de la síntesis de textura puede declararse como sigue: Dado una muestra de la textura, sintetizar una nueva textura que, cuando sea percibida por un observador humano, parezca que ha sido generada por el mismo proceso estocástico que se creó la muestra de partida. El objetivo es desarrollar un nuevo algoritmo de síntesis de textura que sea eficaz, general, de uso fácil, y capaz de producir las texturas de alta calidad. Además, hay investigadores que les gustaría trabajar en extender el horizonte de síntesis de texturas, explorando una variedad de nuevas aplicaciones basadas en nuevos algoritmos.

- [1] "Texture Synthesis from Multiple Sources", by Li-Yi Wei. In SIGGRAPH 2003 Applications and Sketches. [[summary](#)]
- [2] "Order-Independent Texture Synthesis", by Li-Yi Wei and Marc Levoy. Rejected from SIGGRAPH 2003. [[paper](#)]
- [3] "Order-Independent Texture Synthesis", by Li-Yi Wei and Marc Levoy. Stanford University Computer Science Department Technical Report TR-2002-01. [[paper](#)]
- [4] "Texture Synthesis by Fixed Neighborhood Searching", by Li-Yi Wei. Ph.D. Dissertation. [[thesis](#)]
- [5] "Texture Synthesis over Arbitrary Manifold Surfaces", by Li-Yi Wei and Marc Levoy. In Proceedings of SIGGRAPH 2001. [[paper](#) | [images](#)]
- [6] "Fast Texture Synthesis using Tree-structured Vector Quantization", by Li-Yi Wei and Marc Levoy. In Proceedings of SIGGRAPH 2000. [[paper](#)]
- [7] "Deterministic Texture Analysis and Synthesis using Tree Structure Vector Quantization", by Li-Yi Wei. In Proceedings of SIGGRAPH 1999. [[paper](#)]

<http://www.inf.u-szeged.hu/~SSIP/2001/projects/presentations/project7/>: En esta dirección Web aparece el Proyecto7: "Texture analysis using wavelet transform".

Entrada: Una imagen bidimensional de Resonancia Magnética (radiología).

Operación: Aplicación de la Transformada Wavelet para obtener información de la textura regional. Para ello se necesitan datos simulados.

Salida: Un mapa de textura para la interpretación de la imagen radiológica.

6.2 Posibles proyectos a desarrollar en Cuba

1. Desarrollo de una plataforma computacional para la segmentación de textura en imágenes combinando algoritmos detectores de bordes de textura y regiones homogéneas de textura, la combinación de rasgos de textura de diferentes modelos para realizar la segmentación y la selección de los rasgos de textura más informativos.
2. Representación multiescala de la textura de las ondas sísmicas de reflexión del corte de tiempo (sismograma) usando Wavelet.
3. Representación multiescala de la textura del iris del ojo usando Wavelet.
4. Representación de la impresión dactilar mediante la fusión de minucias y la textura del dedo con fines de reconocimiento de personas.

Esos serían proyectos de interés teórico orientados a la solución de problemas prácticos. No obstante, la lista puede ser mayor si se observa la información que se aporta en este estudio y en particular los problemas aún no resueltos en análisis de textura.

6.3 Análisis y discusión del capítulo

De la información recuperada de Internet se aprecia que los proyectos desarrollados, o en vías de desarrollo, se ocupan de las líneas siguientes:

- Un modelo de textura a color tridimensional usando funciones de correlación invariantes. Tiene aplicación en el reconocimiento tridimensional de objetos, la segmentación de imágenes tridimensionales y la recuperación de imágenes contenidas en Bases de Datos.

- Se estudia el enfoque Bayesiano para la selección, a partir de un conjunto de modelos teóricos, aquel que maximice la probabilidad a posteriori del modelo que representa los datos de la imagen. Su aplicación está en el diseño de imágenes y la segmentación.
- Desarrollo de técnicas para el reconocimiento que sea invariante a la iluminación de la escena con imágenes a color.
- Estudio de campos aleatorios markovianos en imágenes con texturas usando pocas muestras. Se estudia, además las limitaciones que tienen los campos aleatorios.
- Aplicación de los Wavelet al estudio con imágenes de radiología.
- Diseño de texturas con fines teórico - prácticos para generar datos cercanos a los creados por la naturaleza utilizando modelos de campos estocásticos.
- Cobran mucho interés los métodos de análisis de textura que sean invariantes a la rotación, la traslación y el escalado. Existe un estudio desarrollado por el NLPR (Zhang y Tan, 2002), especialmente dedicado a esta temática.
- Continúa la presentación de nuevos enfoques y algoritmos para el análisis de textura. Las imágenes multispectrales de teledetección son objetos de representaciones invariantes basadas en modelos físicos.

Las investigaciones tienen carácter puntual, es decir abordando individualmente los problemas dentro de cada una de las disciplinas del procesamiento de imágenes dado que no existe un modelo universal para la representación de las infinitas formas de textura que son posibles observar o crear.

Conclusiones generales y posibles trabajos futuros

1. La definición del concepto textura es aún un problema abierto (Gil, 1996; Zhang y Tan, 2002).
2. Los problemas básicos del análisis de textura están agrupados en cuatro amplias categorías: la segmentación de textura, la clasificación de textura, la síntesis de textura y estudios de la forma de los objetos a partir de la textura (Tuceyran y Jain (1998)). Las soluciones puntuales que se buscan mediante la interpretación de imágenes utilizando la textura, para la industria, la agricultura, el medio ambiente, la planificación física, etc., estarían contenidas en una de estas categorías.
3. Los autores vinculados con las tecnologías de captación de imágenes basadas en visión de bajo nivel, como es el caso de las imágenes de Radar de Apertura Sintética, aseguran que estas imágenes tienen un alto valor para el análisis de textura por su poder discriminante. Llama la atención que las imágenes de CASIA Iris Image Database elaborada por el Laboratorio Nacional de Reconocimiento de Patrones (NLPR) de Beijing, emplean luz del infrarrojo cercano en el proceso de captación y las imágenes se encuentran desprovistas de las molestas reflexiones especulares por lo que el comportamiento de la textura se presenta sin alteraciones ni deformaciones.
4. No existe el mejor conjunto de descriptores de textura de un sólo modelo de textura, sino que se gana más haciendo combinaciones de descriptores de varios modelos de textura. Un ejemplo lo presenta Van de Wouwer (1998) a partir de los resultados de la clasificación en imágenes médicas donde combinó rasgos estadísticos de primer orden (deducidos del histograma), segundo orden (co-ocurrencia) y descriptores wavelets. Hoy se observa que existe una fuerte tendencia a emplear combinaciones de rasgos de textura, extraídos de diferentes modelos y enfoques, para llevar a cabo la segmentación de textura (reconocimiento no supervisado) y la clasificación de textura (reconocimiento supervisado).
5. El análisis de textura con descriptores invariantes a la rotación ha cobrado un marcado interés con un estudio minucioso de Zhang y Tan (2002). Las observaciones que hacen son:
 - a) Algunos rasgos de textura estadísticos son invariantes a la traslación y la rotación donde se incluye la media global, la varianza global y los momentos estadísticos centrales.

- b) El espectro de Fourier puede ser usado para tratar la invarianza a la traslación.
- c) Las coordenadas polares pueden ser empleadas en el dominio de frecuencia para obtener rasgos invariantes a la rotación utilizando la transformación de Gabor. Combinando la representación log-polar también pueden ser extraídos rasgos de textura invariantes a la escala.
- d) Algunas propiedades de los tópicos (topológicos) son invariantes a la traslación y la rotación, lo que incluye el área, el perímetro y la compacidad. La propiedad histograma puede también ser usada para obtener invarianza a la escala.
- e) En el futuro, los modelos de transformaciones afines y transformaciones perspectivas deben recibir más atención en el análisis de textura invariante. Al mismo tiempo más esfuerzo debe recibir el análisis de textura 3D.

De la revisión bibliográfica realizada, se aprecia que siguen apareciendo propuestas de nuevos descriptores. Hoy existe una variedad grande de procedimientos para el análisis de textura, algunos de ellos muy específicos y otros más generales con un principio teórico bien desarrollado y gran cantidad de aplicaciones que los validan. Entre estos está el modelo estadístico que fue el primero que se formalizó, y es el que ha tenido un mayor impacto y desarrollo, ya que varios autores han propuesto nuevas teorías que han enriquecido y ampliado los principios teóricos originales de la co-ocurrencia propuesta por Haralick et al., en 1973. En cuanto a la utilización, no cabe dudas que este modelo tiene aún la primacía en las aplicaciones, aunque en los últimos tiempos se observa una marcada tendencia al empleo del filtrado digital multicanal, el banco de filtros de Gabor y las funciones Wavelets como métodos de análisis de textura.

La utilidad de los procedimientos de análisis de textura es muy amplia ya que se emplean en la clasificación de imágenes de procedencia muy variada entre las que se desatacan las imágenes médicas, fotos aéreas, imágenes de satélite, imágenes biométricas (iris, huella e impresiones dactilares), superficies de cualquier tipo, micro y macro electrónica. Entre las múltiples tareas que resuelve está la segmentación de la imagen, la detección de fronteras de textura, la determinación de formas presentes en la imagen, la cuantificación de propiedades útiles para la detección de objetos y regiones en la imagen.

En las dos últimas décadas la clasificación de imágenes por textura ha cobrado ventajas respecto a la clasificación de imágenes por tonos en las investigaciones forestales a nivel mundial.

Concluimos este estudio con la Tabla 2 en la que se resumen los modelos (o enfoques) para el análisis de textura en imágenes, la que constituye una actualización del estudio presentado por Gil (1996). Los modelos y los diferentes procedimientos existentes en la actualidad para el análisis de textura, están sistematizados según nuestro criterio, con la referencia correspondiente a los autores principales que desarrollaron sus aspectos teóricos y teniendo en cuenta las opiniones de personalidades muy autorizadas como Rafael Gonzáles, Anil K. Jain, Salil Prabhakar, Tieniu Tan y otros investigadores de alto nivel.

Referencias Bibliográficas

- Acharyya, M. y M.K. Kundu (2001): Wavelet-Based Texture Segmentation of Remotely Sensed Images, En 11th International Conference on Image Analysis and Processing
- Ahuja, N., y A. Rosenfeld, (1981): Mosaic models for textures. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 3(1):1-11.
- Al-Janobi, A. (2001): Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis. Pattern Recognition, 34: 171-180.
- Aristos (1985): Diccionario ilustrado de la lengua española.
- Augustejin, M.F. (1995): Performance evaluation of texture measures for ground cover identification in satellite images by means of a neural-network classifier. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33:616-625.

- Azencott, R., J. P. Wang, y L. Younes (1997): Texture classification using windowed Fourier filters. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(2):149-153.
- Baraldi A., y F. Parmigianni (1995): An investigation of the textural characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 33(2):293-302.
- Barros de Andrade, V., y M. Niero (1989): Uso de características de textura en la clasificación digital de áreas urbanas. En 3er. Simposio Latinoamericano sobre Sensores Remotos, México, Memorias pp. 145-150.
- Bovik, A. C., M. Clark, y W. S. Geisler (1990): Multichannel texture analysis using localized spatial filters. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(1):55-73.
- Brodatz, P. (1966): Textures - A photographic album for artists and designers. Dover, New York.
- Capelli, R., D. Maio and D. Maltoni (2001): Modelling plastic distortion in fingerprint images En. Second International Conference on Advances in Pattern Recognition (ICAPR2001), Rio de Janeiro, Proceedings, pp. 369-376.
- Clausi, D. A., y H. Deng (2004): Feature Fusion for Image Texture Segmentation. En 17 International Conference on Pattern Recognition, United Kingdom, Proceedings.
- Comaniciu, D., V. Ramesh, and P. Meer (2001): "The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-Driven Scale Selection," Proc. Eight Int'l Conf. Computer Vision, vol. II, pp. 142-149.
- Comaniciu, D. and Peter Meer (2002): Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(5):603-619.
- Connors R.W., y C.A. Harlow (1989): A theoretical comparison of texture algorithms. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2(3):204-222.
- Cortés, A., M. A. Castillo, y R. Pérez (1995): PixSat, un sistema para el procesamiento y visualización de imágenes digitales en la supercomputadora CRAY - YMP. En Memorias del VII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota, México. pp. 155 - 172.
- Curran, P.J. (1985): Principles of Remote Sensing. Longman, London [citado por Kushwaha et al. 1994]
- Chaudhuri, B. B., P. Kundu y N. Sarkar (1993): Detection of gradation of oriented texture. Pattern Recognition Letters, 14:147-153.
- , y N. Sarkar (1995): Texture segmentation using fractal dimension. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(1):72-77.
- Chen C.C., y D.C. Chen (1996): Multi-resolutional Gabor filter in texture analysis. Pattern Recognition Letters, 17:1069-1076.
- , y C.C. Chen (1999): Filtering methods for texture discrimination. Pattern Recognition Letters, 20:783-790.
- Chen, P.C., y T. Pavlidis (1981): Segmentation by texture using correlation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 5(1):64-68.
- Chen, Y. Q. (1995): "Novel techniques for image texture classification" [inédito], PhD Thesis, Department of Electronics and Computer Science, University of Southampton, United Kingdom.
- Chen, M.S. Nixon y D.W. Thomas (1995): Statistical geometric features for texture classification. Pattern Recognition, Vol. 28, no. 4, pp.537- 552.
- Chou, W. S (1999): Classifying image pixels into shaped, smooth, and textured points, Pattern Recognition, 32:1697-1706.
- Chou, J., R. C. Weger, J. M. Ligtenberg, K. S. Kuo, R. M. Welch, et al. (1994): Segmentation of polar scenes using multi-spectral texture measures and morphological filtering. Int. Journal of Remote Sensing, 15(5):1019-1036.
- Cross, G.C. and A.K. Jain (1983): "Markov Random Field Texture Models," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-5, pp. 25-39.
- Cziria, B., J. Derganc, K. Ollé, S. Prince, T. Petković (2001): Project 7: Texture analysis using wavelet transform.
- Datong, W., H. Chang, M. Helvie, B. Sahiner, N. Petrick, et al. (1995): Classification of mass and normal breast tissue on digital mammograms: Multiresolution texture analysis. Med. Phys., 22(9): 1501-1513.
- Daugman, J.G. (1993): "High confidence recognition of persons by a test of statistical independence", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(11):1148-1161.
- , (1995): High confidence visual recognition of persons by rapid video Analysis of iris texture. European Convention on Security and Detection. Conference publication No. 408.

- , (2004): How iris Iris Recognition Work?. IEEE Transactions on Circuit and System for Video Technology, 14(1):21 – 30.
- Davis, L.S. (1981): Image texture analysis techniques - a survey. En Digital Image Processing (Simon y R. M. Haralick, eds.), pp. 189-201.
- , S.A. Johns y J.K. Aggarwal (1979): Texture analysis using generalised co-occurrence matrices. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1(3):251-259.
- , M. Clearman y J.K. Aggarwal (1981): An empirical evaluation of generalised co-occurrence matrices. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 3(2):214-221.
- , L. Janos, y S. M. Dunn (1983): Efficient recovery of shape from texture. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 5(5):485-492.
- Dawson, B. R. P., y A. J. Parsons (1994): Texture measures for the identification and monitoring of urban derelict land. Int. Journal of Remote Sensing, 15(6):1259-1271.
- Dentith, M. (1995): Textural filtering of aeromagnetic data. Exploration Geophysics The Bulletin of the Australian Society of Exploration Geophysics, 26(2/3):209-214.
- Du Buf, J. M., M. Kardan, y M. Spann (1990): Texture feature performance for image segmentation. Pattern Recognition, 23(3/4):291-309.
- Durand, P., M. Hakdaoui, J. Chorowicz, J. P. Rudant, y A. Simonin (1994): Caracterisation de textures urbaines sur images radar VARAN par approche morphologique et statistique. Application à la ville du Luc (sud-est de la France). International Journal of Remote Sensing, 15(4):1065-1078.
- Eom, Kie-Bum and R. L. Kashyap (1987) "Texture and Intensity Edge Detection with Random Field Models," In Proceedings of the Workshop on Computer Vision, pp. 29-34, Miami Beach, FL. Citado por Tuceryan y Jain (1998).
- Farrokhnia, F. (1990): Multi-channel filtering techniques for texture segmentation and surface quality inspection, Ph.D. thesis, Computer Science Department, Michigan State University. Citado por Tuceryan y Jain (1998).
- Farago, A.T., Linder y G. Lugos (1993): Fast nearest neighbour search in dissimilarity spaces. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(9):957-962.
- Faugeras O. D., y W. K. Pratt (1980): Decorrelation methods of texture feature extraction. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2(4):323-333.
- Ferdeghini, E., B. Pinamonti, E. Picano, F. Lattanzi, R. Bussani, et al. (1991): Quantitative texture analysis in echocardiography; application to the diagnosis of myocarditis. Journal of Clinical Ultrasound, 19(5): 263-270.
- , G. Morelli, A. Distante, P. Giannotti, y A. Benassi (1995): Assessment of normal testis growth by quantitative texture analysis of 2-D echo images. Med. Eng. Phys., 17(7):523-528.
- Fernández, M., A. Mavilio, G. Miro y R. Domínguez (2002): Aplicación de la Transformada wavelet en la interpretación de cortes sísmicos de reflexión. En XI Congreso Venezolano de Geofísica, Venezuela, Memorias
- Fiedler, M., W. Meier, y U. Hoppe (1995): Texture analysis of the surface of human skin. Skin Pharmacology, 8:252-265.
- Fioravanti, S., R. Fioravanti, F.G. DeNatale, R. Marik, M. Mirmehdi, et al. (1995): European Transactions on Telecommunications, 6(3):287-300, 1995.
- Gabor, D. (1946): Theory of communication. Journal of Institute of Electrical Engineers, 93:429-459.
- Gagalowicz, A. (1981): A new method for texture fields synthesis: some applications of the study of human vision. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 3(5):520-533.
- Galun, M., E. Sharon, R. Basri and A. Brandt (2004): Texture Segmentation by Multiscale Aggregation of Filter Responses and Shape Elements.
- Galloway, M. M. (1975): Texture analysis using gray level run-lengths. Computer Graphics and Image Processing, 4(2):172-179.
- García, E. B. (1996): "Empleo de las redes neuronales artificiales en la clasificación de imágenes multispectrales de teledetección" [inédito], Tesis presentada en opción al grado científico de Doctor en Ciencias Técnicas, ITM, La Habana.
- García, P., M. Petrou y S. Kamata (1999): The use of boolean model for texture analysis of grey images. Computer Vision and Image Understanding, 74(3):227-235.

- Gil, J.L., (1996): "Procedimientos para el análisis de textura en imágenes. Un estudio" [inédito], Tesis en opción al grado de Master en Informática Aplicada, CREPIAI, ISPJAE, La Habana.
- , M. Vega (1996): Estado actual del análisis de textura en imágenes. En Memorias de COMPAC 96, CEDISAC, Ciudad Habana, ISBN-959 237-024-9
- , E. García, M.B. Vega y G. Martín, (1997a): Evaluación del espectro de textura en la caracterización de la información espacial de las imágenes pancromáticas aéreas. En VIII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota. (SELPER), Mérida, Venezuela, Resúmenes
- , M.B. Vega, E. García y G. Martín (1997b): Métodos cuantitativos de análisis de textura en imágenes. En VIII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota. (SELPER), Mérida, Venezuela, Resúmenes
- , M.B. Vega, E. García y G. Martín, (1998): Aplicación del análisis de textura en imágenes para el inventario y actualización de cubiertas vegetales, En Memorias de Geología y Minería '98, IV Taller Internacional de Informática y Geociencias (GEOINFO'98), pp. 93-96, ISBN 959-7117-02-9, Volumen II.
- , M.B. Vega, E. García, R. Sánchez, L. Jiménez, et. al. (2000): Software Tn Estudio V2.0: Integration of digital image processing tools with pattern recognition to support the remote sensing studies. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Vol. XXXIII, Part B2, pp. 213-219, Amsterdam 2000.
- Gong, P., y P. Howarth (1992): Frequency-based contextual classification and gray-level vector reduction for land-use identification. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 58(4):423-437.
- González, R. C., y P. Wintz (1977): Digital Image Processing. Adison Welsey, 770 pp.
- , R. E. Woods (2004): Digital Image Processing. Pearson Education, Singapore, 793 pp.
- Haindl, M., J. Filip, y M. Arnold (2004): BTF Image Space Utmost Compression and Modelling Method. En 17 International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, United Kingdom, Proceedings, p. 4.
- Haley, G. M., y B. S. Manjunath (1999): Rotation-invariant texture classification using a complete space-frequency mode. IEEE Transactions on Image Processing, 8(2):255-269.
- Haralick, R. M., K. Shanmugam, y L. Dinstein (1973): Textural features for image classification. IEEE Trans. on System, Man and Cibernetics, 3(6), pp. 610-621.
- (1979): Statistical and Structural Approaches to Texture. Proc. of the IEEE 67, (5):786-804.
- , y L. Shapiro (1985): SURVEY; Image segmentation techniques. Computer Vision Graphics and Image Processing, 29:100-132.
- , y L.G. Shapiro (1992): Computer and robot vision. Vol. 1 y 2, Addison Wesley, Reading, Mass.
- Harwood, D., T. Ojala, M. Pietikäinen, S. Kelman, y L.S. Davis (1995): Texture classification by center-symmetric auto-correlation using Kullback discrimination of distributions. Pattern Recognition Letters, 16(11):1-10.
- He D.C., y L. Wang (1991a): Texture features based on texture spectrum. Pattern Recognition, (5):391-399.
- , y -----, (1991b): Texture spectrum approach for image analysis. Topics in Pattern Recognition Research. Ed. Council of Scientific Information.
- , y -----, (1992a): Unsupervised textural classification of images using the texture spectrum. Pattern Recognition, 25(3):247-255.
- , y -----, (1992b): Detecting texture edges from images. Pattern Recognition, 25(6): 595-600.
- Henebry, G. M., y H. J. H. Kux (1995): Lacunarity as a texture measure for SAR imagery. Int. J. Remote Sensing, 16(3):656 - 571.
- Hernández, F. (1995): Estudio litológico de la zona del volcán de Colima. En VII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota, México, Memorias, pp. 402 - 413.
- Hong, T.H., C.R. Dyer y A. Rosenfeld (1980): Texture primitive extraction using an edge based approach. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 10(10):659-675.
- Hong, L., Y. Wan and A.K. Jain (1998): "Fingerpring image enhancement: Algorithm and performance evaluation", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(8):. 777 – 789.
- , y C. Koch (1999): Learning to detect salient objects in natural scenes using visual attention. En. Image Understanding Workshop, Proceedings.
- IEEE Standards Board (1990): IEEE standard glossary of image processing and pattern recognition terminology. IEEE Std 610.4-1990. Published by the Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc. 345 East 47th Street, New York, NY 10017, USA.

- Itti L., C. Koch y E. Niebur (1998): A model of saliency-based visual attention for rapid analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 20(11):1254-1259.
- Jain, A. K. (1989): Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice Hall
- , y F. Farrokhnia (1991): Unsupervised texture segmentation using Gabor Filters. Pattern Recognition, 24(12):1167-1186.
- , y K. Karu (1996): Learnig texture discrimination Masks. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 18(2):195-205.
- , S. Prabhakar, L. Hong and S. Pankanti (2000):ilterbank based fingerprint matching. IEEE Trans. Image Processing, 9:846 – 859.
- , A.K., A. Ross and S. Prabhakar (2001): Fingerpring matching using minutiae and texture features, En International Conference on Image Processing (ICIP), Thessaloniki, Greece, Proceedings, pp. 282 – 285,
- Jernigan M. E., y F.D'Astous (1984): Entropy-based texture analysis in the spatial frequency domain. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 6(2): 237-243.
- Julesz, B., (1981): Textons, the elements of texture perception and their interactions. Nature, 290:91 - 97.
- , y J. R. Bergen (1983): Textons, the fundamental elements in preattentive vision and perception of textures. Bell Syst.Tech. Journ., 62:1619-1645.
- Kanatani, K., T. Chou (1989): Shape from texture; general principle. Artificial Intelligent, No. 38, pp. 1-48., Elsevier Science Publishers B.V. (North-Holland).
- Kaplan, L.M. (1999): Extended fractal analysis for texture classification and segmentation. IEEE Transactions on Image Processing, 8(11):1572-1585.
- Kashyap, R. L., y K. B. Eom (1989): Texture boundary detection based on the long correlation model. IEEE Trans. On Pattern Anal. Mach. Intell., 11(1): pp. 58-67.
- Kovalev V., y M. Petrou (1996): Multidimensional co-occurrence matrices for object recognition and matching. Graphical Models and Image Processing, 58(3):187-197, 1996.
- Krichen, E., M. Anouar Mellakh, S. García – Salicetti, B. Dorizzi (2004): Iris identification using wavelets packets. En 17 International Conference on Pattern Recognition, Cambridge, United Kingdom, Proceedings, p. 4.
- Kruizinga, P., y N. Petkov(1999): Nonlinear operator for oriented texture. IEEE Transactions on Image Processing, 8(10):1395-1407.
- Kundu, P., y B. B. Chaudhuri (1993): Fuzzy geometric feature-based texture classification. Pattern Recognition Letters, 14:825-832.
- Kushwaha, S. P. S., S. Kuntz, y G. Oesten (1994): Applications of image texture in forest classification. International Journal of Remote Sensing, 15(11):2273-2284.
- Levy-Vehel, J (1992a): Fractal and integral geometry tools for texture deformation measurement. Rapports de Recherche, Institut National de Recherche en Informatique et an Automatique, France, 30 pp.
- (1992b): Texture analysis using fractal probability. Rapports de Recherche, Institut National de Recherche en Informatique et an Automatique, France, 26 pp.
- , P. Mignot, y J. Berroir (1992): Texture and multifractals; new tools for image analysis measurement. Rapports de Recherche, Institut National de Recherche en Informatique et an Automatique, France, 29 pp.
- , y J. Berroir (1993): Image analysis through multifractal description. Rapports de Recherche, No. 1942 Programme 4 Robotique, image et vision. Institut National de Recherche en Informatique et an Automatique, France, 17 pp.
- Lira, J., y R. Landgrave (1991): SANDI, Sistema de Análisis Digital de Imágenes, Versión 2.0 Instituto de Geofísica, Universidad Autónoma de México.
- (2004): A Model of Desertification Process in a semi-arid Environment Employing Multi-espectral images. Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications, LNCS 3287, pp. 249 – 258.
- Liu, S., y M. Jernigan (1990): Texture Analysis and Discrimination in Additive Noise. Computer Vision Graphics, and Image Processing, (49):52-67.
- Liu, Z. (2005): Texture, optics and shading. Disponible en <http://www-ee.uta.edu/Online/Devarajan/ee6358/texture.ppt>.

- Machine Vision Group (MVG), University of Oulu, Finlandia. Disponible en Internet: < URL: <http://www.ee.oulu.fi/>>
- Manian, V., R. Vásquez y P. Katiyar (2000): Texture classification using logical operators. IEEE Transactions on Image Processing, 9(10):1693-1703.
- Mitchell, O.R., C.R. Myers, y and W. Boyne (1977): A maximum measure for image texture analysis. IEEE Transactions on Computers, 2:408-414.
- Mitchell, O. R. et al. (1977): A max-min measure for image texture analysis. IEEE Trans C-26:408-414.
- Modestino, J.W., R.W. Fries y A.L. Vickers (1981): Texture discrimination based upon an assumed stochastic texture model. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 3(5):557-580.
- Moolman, D. W., C. Aldrich, J. S. J. Van Deventer, y D. J. Bradshaw (1995): The interpretation of flotation froth surfaces by using digital image analysis and neural networks. Chemical Engineering Science, 50(22): 3501 - 3513.
- Murino, V., C. Ottonello, y S. Pagnan (1998): Noisy texture classification: a higher order statistics approach. Pattern Recognition, 34(4): 383-393.
- Niblack, W. (1986): An introduction to digital image processing. A Willey Interscience Publication, John Willey and Sons, New York.
- Ng, L., M. Nixon, y J. Carter (1998): Feature sets for texture classification. En International Conference on Advances in Pattern Recognition (S. Singh eds.), Springer, London, pp. 35-44.
- Ohanian, P.P., y R.C. Dubes (1992): Performance evaluation for four classes of textural features. Pattern Recognition, 25(8):819-833.
- Ojala, T., M. Pietikäinen y D. Harwood (1996): A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions. Pattern Recognition, 29:51-59.
- Ojala, T., M. Pietikäinen y T. Mäenpää (2004): A Generalized Local Binary Pattern Operator for Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification. Disponible en Internet: < URL: <http://www.ee.oulu.fi/research/imag/texture> >
- Parikh, J.A., A comparative study of cloud classification techniques. Remote Sensing of Environment, 6:67-81.
- Peleg, S., J. Naor, R. Hartley, y D. Avnir (1994): Multiple resolution texture analysis and classification. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 6(4):
- Phillips, D. (1993): Image Processing, Part 11: Working with Shapes." The C Users Journal, August
- (1995): Image processing in C, Part 15, Basic Texture Operations, C/C++ Users Journal, 13 (11):55-68.
- Picard R.W., y T. Kabir (1993): Finding similar patterns in large image database. En. IEEE ICASSP Conference, Minneapolis, Proceedings, 5:161-164.
- , T. Kabir y F. Liu (1993): Real-time recognition with the entire Brodatz texture databases. En IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, New York, Proceedings pp. 638-639
- Pichler, O.A., Teuner, y B.J. Hosticka (1996): A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filter, pyramidal and tree structured wavelet transforms. Pattern Recognition, 29(5): pp. 733-742.
- Pietikäinen, M. (1982): "Image texture analysis and segmentation" [inédito], PhD Thesis, University of Oulu, Finland.
- , T. Ojala, y Z. Xu (2000): Rotation-invariant texture classification using feature distributions. Pattern Recognition, 33:43-52.
- Pitas, I. (1992): Digital image processing algorithms. Department of Electrical Engineering University of Thessaloniki, Greece, Prentice Hall.
- Prabhakar, S. (2001): Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank. PhD Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in Michigan State University. Disponible en Internet: < URL: <http://www.csee.wvu.edu/~prabhakar/>>
- Prabhakar, S. and A.K. Jain (2004): Fingerprint Matching. En Automatic Fingerprint Recognition Systems N. (Ratha, y R. Bolle eds.) pp. 229 – 246, ISBN 0-387-95593-3.
- Pratt, W.K. (1978): Digital image processing. Willey-Interscience Publication, John Willey and Sons, 750 pp.
- (1991): Digital image processing. John Wiley, New York, 780 pp.

- Raafat, H., y A. Wong (1988): A Texture Information-Directed Region Growing Algorithm for Image Segmentation And Region Classification. Computer Vision Graphics, and Image Processing, 4(1): 1-21.
- Raghu, P., et al. (1975): Visual Texture Analysis, Computer Science Center, Univ. Maryland.
- , R. Poongodi, y B. Yegnanarayana (1995): A combined neural network approach for texture classification. Neural Networks, 8(6):975-987.
- Randen T., y J.H. Husøy (1999): Filtering for texture classification: a comparative study. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21(4):291-310.
- Rao, A.R. (1990): A Taxonomy for Texture Description and Identification, Springer, Berlin, [citado por Zhang, J. y T. Tan (2002b)].
- Reed, T., R., y J.M.H. Buf (1993): A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. Computer Vision Graphics and Image Processing: Image Understanding, 57(3):359-372.
- Rosenfeld, A., y A. Kak (1982): Digital Picture Processing. Academic Press Inc., 1-2: 435 y 349.
- Ross, A. A. (2003): Information Fusion in Fingerpring Authentication. PhD Thesis, Department of Computer Science and Engineering, Michigan State University, United States. Disponible en Internet: < URL: <http://www.csee.wvu.edu/~ross/>>
- Roy, D. P., y O. Dikshit (1994): Investigation of image resampling effects upon the textural information content of a high spatial resolution remotely sensed image. Int. Journal of Remote Sensing, 15(5): 1123-1130.
- Sadjadi, F.A. (1982): Performance evaluations of correlations of digital images using different separability measures, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 4(4):436-441.
- Sagiv, C., N.A. Sochen, Y. Zeevi (2004): "Integrated Active Contours for Texture Segmentation", IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 1, No. 1, pp. 1-19.
- Saint'Anna, S., y L. Dutra (1995): SAR texture discrimination using AR 2D models for Amazonian land use classification. En VII Simposio Latinoamericano de Percepción Remota, México, Memorias, pp. 102 - 110.
- Sali, E., y H. Wolfson (1992): Texture classification in aerial photographs and satellite data. Internat. Jour. of Remote Sensing, 13(18):3395-3408.
- Santini S., y R. Jain (1995): Similarity measures. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21(9):871-883, 1999.
- Sarkar, N., y B. B. Chaudhuri (1992): An efficient approach to estimate fractal dimension of textural images. Pattern Recognition, 25(9):1035-1041
- Segura, R. (1973): Introducción a la Petrografía. Ediciones URMO, Bilbao, España, 208 pp.
- Shapiro, L. G., y G. C., Stockman (2001): Computer Vision. Prentice Hall, Upper Saddle River, N. J.
- Shi, J. and Malik, J. (2000): Normalized Cuts and Image Segmentation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 8, 2001.
- Smith G., y I. Burns (1997): Measuring texture classification algorithms. Pattern Recognition Letters, (18):1495-1501.
- Sonka, M. (1986): A new texture recognition method. Computers and artificial intelligence, 5(4): 357-364.
- Spann, M., y R. Wilson (1983): A quad-tree approach to image segmentation which combines statistical and spatial information. Pattern Recognition, 18:257-269.
- SPIDER Working Group (1983): SPIDER User's Manual. Joint System Development Corp. Agency of Industrial Science and Technology, Tokio, Japan
- Srisuk, S., M. Petrou, R. Fooprateep, K. Sunat, W. Kurutach, et al. (2004): A Combination of Shape and Texture Classifiers for a Face Verification System. Lecture Notes in Computer Science, Volume 3072.
- Strand J., y T. Taxt (1994): Local frequency features for texture classification. Pattern Recognition, 27(10):1397-1406.
- Sun, C. y W. G. Wee (1983): Neighboring gray level dependence matrix for texture classification. Computer Vision Graphics, and Image Processing, 23:341-352.
- Sutton, R., y E. Hall (1972): Texture measures for automatique classification of pulmonary disease. IEEE Trans. on Comput, 21(7):667-676.
- Syeda-Mahmood, T.F. (1999): Detecting perceptually salient texture regions in images. Computer Vision and Image Understanding, 76(1):93-108.

- Tamura, H., S. Mori, y T. Yamawaki (1978): Textural features corresponding to visual perception. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 8(6):460-473.
- Tan, T.N. (1993): Texture segmentation approaches: a brief review, Proceedings of CIE and IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing, Guangzhou, China, [citado por Zhang, J. y T. Tan (2002b)].
- (1995): Geometric transform invariant texture analysis, SPIE 2488, 475-485. [citado por Zhang, J. y T. Tan (2002b)].
- (1998): Rotation Invariant Texture Features and Their Use in Automatic Script Identification. IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence, 20(7).
- Tan, T.S.C., y J. Kittler (1992): On colour texture representation and classification. En 2nd International Conference on Image Processing, Singapore, Proceedings, pp 390-395.
- (1993): Colour texture classification using features from colour histograms. En 8th Scandinavian Conference on Image Analysis, Norway, Proceedings, pp 807-813.
- (1994): Colour texture analysis using colour histogram. IEEE Proceedings Vision Image and Signal Processing, 141(6):403-412.
- Tomita, F., Y. Shirai, y S. Tsuji (1982): Description of textures by a structural analysis. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 4(2):183-191.
- y S. Tsuji (1990), Computer Analysis of Visual Textures, Kluwer Academic, Hingham, MA, [citado por Zhang, J. y T. Tan (2002b)].
- Tuceryan, M. (1994): Moment Based Texture Segmentation. Patterns Recognition. Letters, vol 15, pp. 659-668.
- Triendl, E. E. (1972): Automatic terrain mapping by texture recognition. En Eighth International Symposium on Remote Sensing of Environment. Proceedings.
- Trivedi, M. M, y C. X. Chen, y D. H. Cress (1990): Object detection by step-wise analysis of spectral, spatial, and topographic features. Computer Vision Graphics, and Image Processing, 51(3):235-255.
- Tuceryan, M. y A.K. Jain (1990): "Texture Segmentation Using Voronoi Polygons," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-12, pp. 211-216.
- Tuceryan, M. y A.K. Jain (1998): Texture analysis. En The Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision (C.H. Chen, L.F. Pau y P.S.P. Wang eds.), World Scientific, pp. 207-248,.
- University of Exeter, Department's Research Booklet (2005): Images Texture Analysis. Disponible en Internet: < URL: <http://www.dcs.ex.ac.uk/research/pann/master/web2/treview.htm> >
- Unser, M. (1986a): Local linear transforms for texture measurements. Signal Processing, Vol. 2, pp. 61-79.
- Unser, M. (1986b): Sum and difference histograms for texture classification. IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell., 8:118-125.
- Valdés, J.J., J.L. Gil, A. García, L. Moreno, R. Rodríguez, et al. (1995): DIPSYS; Sistema de procesamiento de imágenes digitales. En Conferencia Internacional CIMAFA-95, I Taller de Reconocimiento de Patrones, La Habana, Cuba, Memorias p. 90,.
- Van Gool, L., P. Dewaele, y A. Oosterlinck (1985): Texture Analysis Anno 1983. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 29:336-357.
- Veltkamp, R.C. and M. Hagedoorn (1999): State of the Art in Shape Matching. Disponible en Internet: < URL:<http://scholar.google.com/url?q=http://archive.cs.uu.nl/pub/RUU/CS/techreps/CS-1999/1999-27.ps.gz> >
- Vilnrotter, F. M., R. Nevatia, y K. E. Price (1986): Structural analysis of natural textures. IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell., 8:76-89.
- Voorhees, H. and T. Poggio (1987), "Detecting textures and texture boundaries in natural images," In Proceedings of the First International Conference on Computer Vision, pp. 250-258, London. Citado por Tuceryan y Jain (1998).
- Walker, R.F., P. Jackway y I.D. Longstaff (1995): Improving co-occurrence matrix feature discrimination En. DICTA'95, 3rd International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, Proceedings, pp. 643-648.
- Wang, L (1994a): Un nouvel espace de texture. Int. Journal of Remote Sensing, 15(8):1713-1723.

- (1994b): Vector choice in the texture spectrum approach. Int. Journal of Remote Sensing, 15(18):3823-3829.
- , y D. Ch. He (1990a): A new statistical approach for texture analysis. Photogrametric Engineering and Remote Sensing, 56(1):61-66.
- , y ----- (1990b): Texture classification using texture spectrum. Pattern Recognition, 23:905-910.
- Weschler, H. (1980): Texture analysis - A Survey. Signal Processing, 2:271-280
- , y M. Kidode (1979): A random walk procedure for texture discrimination. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1(3):272-280.
- , y T. Citron, (1980): Feature extraction for texture classification. Pattern Recognition, 12:301-311.
- Weszka, J.S y A. Rosenfeld (1976): An application of texture analysis to materials inspection. Pattern Recognition, 8:195-199.
- , C. R. Dyer, y A. Rosenfeld (1976): A comparative study of texture measures for terrain classification. IEEE Trans. Systems Man Cybern. 6(4):269-285.
- Zhang, Y. y R. Wang (2004): A Combined Method for Texture Analysis and Its Application, Lecture Notes in Computer Science, Publisher: Springer-Verlag Heidelberg, ISSN: 0302-9743, May, pp. 413 – 416.
- Zhang, J. y T. Tan (2002a): Affine Invariant Texture Analysis Based on Structural Properties, ACCV2002: The 5th Asian Conference on Computer Vision, 23--25, Melbourne, Australia.
- , y T. Tan (2002b): Brief review of invariant texture analysis methods. Pattern Recognition 35 (2002) 735–747.
- Zhu, Y.M., y R. Goutte (1995): Analysis and comparison of space spatial frequency and multiscale methods for texture segmentation. Optical Engineering, 34 (1): 269-282.

Notas:

Las referencias bibliográficas en papel están presentadas siguiendo las normas editoriales "Requisitos para la Preparación de Originales", Editorial Academia, La Habana, 1986, (vigentes en Cuba).

Las referencias bibliográficas electrónicas están presentadas de acuerdo a la norma ISO/FDIS 690-2, de la Internacional Organization for Standardization, 1997, (vigentes en Cuba).

Lista de Tablas

Tabla 1 Modelos para el análisis de textura en imágenes (Gil, 1996)

Modelo	Procedimientos	Referencia
Estadístico	Primer orden Datos originales de los niveles de gris (NG) Histograma de los niveles de gris	Van Gool et al., 1985; Sali, 1992; Pitas, 1992
	Segundo orden Matriz de co-ocurrencia de los niveles de gris Diferencia de los niveles de gris Matriz run length Histograma de la suma y diferencia de los NG Histograma de las diferencias de los NG Espectro de Textura	Haralick et al., 1973; Haralick, 1979 Sun y Wee, 1983; Van Gool et al., 1985 Galloway, 1975; Pitas, 1992; Haralick, 1979 Unser, 1986 Pitas, 1992 Wang y He, 1990; He y Wang, 1991
	Estadística de orden superior Autoregresión Histograma de la imagen a color	Haralick, 1979 Tan y Kittler, 1994
	Función de autocorrelación	Pitas, 1992
Espectral	Espectro de potencia de la transformada de Fourier	Weszka, 1976, Liu, 1990
	Filtrado digital por convolución	Law, 1980; Van Gool et al., 1985
	Filtrado digital multicanal, transformada de Gabor	Bovik y Clark, 1990; Jain y Farroknia, 1991
	Métodos wavelets	Zhu y Goutte, 1995
Estructural	Usan patrones primitivos y reglas de localización	Haralick, 1976; Sonka, 1986; Vilmrotter, 1986
Fractal	Geometría Fractal	Peleg, 1984; Levy-Vehel, 1992a; Chaudhuri y Sarkar, 1995
	Geometría Integral	Levy-Vehel, 1992a
	Multifractales	Levy-Vehel, 1992a

Tabla 2 Modelos para el análisis de textura en imágenes (actualización 2004)

Modelo	Procedimientos	Referencia
Modelo Estadístico	Primer orden Datos originales con la intensidad de los niveles de gris Histograma de los niveles de gris	Van Gool et al. (1985); Sali (1992) Pitas (1992)
	Segundo orden Matriz de co-ocurrencia de los niveles de gris Diferencia de los niveles de gris Matriz run length Histog. de la suma y diferencia de los niveles de gris Histograma de las diferencias de los niveles de gris Espectro de Textura Matriz de Textura de Cruce Diagonal (CDTM)	Haralick et al. (1973); Haralick (1979) Sun y Wee (1983); Van Gool et al. (1985) Galloway(1975);Pitas(1992);Haralick(1979) Unser (1986) Pitas (1992) Wang y He (1990); He y Wang (1991) Al-Janobi (2001)
	Estadística de orden superior Autoregresión	Haralick (1979); Picard et al.(1993); Picard y Kabir (1993)
	Histograma de la imagen a color	Tan y Kittler (1994)
	Función de autocorrelación	Pitas, 1992
	Estocásticos (o modo Aleatorio)	
	Análisis de Componentes Principales	Picard y Kabir (1993)
Modelo Espectral o Métodos de Procesamiento de la Señal	Filtrado en el dominio espacial (lineal, no lineal, morfológico) Filtrado utilizando momentos invariantes de orden p+q	Law (1980); Van Gool et al., (1985) Tuceryan (1994)
	Filtrado en el dominio del espacio de frecuencias (Fourier)	Weszka (1976)
	Basados en el espectro de potencia de la Transf. de Fourier	Liu y Jernigan (1990)
	Filtrado con el Filtro de Gabor Filtrado con un banco de Filtros de Gabor (multicanal)	Bovik y Clark (1990);Jain y Farroknia(91); Jain y Farroknia(91); Randen y Husoy (99)
	Filtrado wavelets, Filtrado wavelets de Gabor	Zhu y Goutte (1995); Daugman(1993, 1995);
Modelo Estructural o Geométrico	Usan patrones de primitivas y reglas de localización.	Haralick (1976); Sonka (1986); Vilnrotter(1986); Zhang y Tan (2002)
	Mosaico de Voronoi	Tuceryan y Jain (1998)
Métodos de Multi-Resolución y basados en Modelos	Geometría Fractal	Peleg (1984); Levy-Vehel(1992 ^a); Chaudhuri y Sarkar (1995)
	Multifractales	Levy-Vehel, 1992 ^a
	Geometría Integral	Levy-Vehel (1992 ^a)
	Paquetes de funciones Wavelets	Van de Wouwer (1998); Haley y Manjunath (1999); Krichen et al., (2004), Zhang y Wang (2004)
	Campos Aleatorios de Markov	Cross y Jain (1983); Tuceryan y Jain (1998)
Operadores Lógicos	Basados en matrices de orden 2 y 1x1 cuya estructura posee los símbolos 0, 1, -1. Los aplican por convolución.	Manian et al. (2000)
Otros Métodos	Patrones binarios multiescala.	

Tabla 3 Aplicaciones realizadas con análisis de textura

Autor y Año	Método	Parámetros	Aplicación
Haralick et al., 1973	Estadística de 2do. orden. Co-ocurrencia	Propone 14 descriptores, a c/u le calcula la Media y la STDV	Identificación de: rocas en microfotografías y de usos de la tierra en fotografías aéreas e imágenes de satélite.
Weszka et al., 1976	Espectro de Potencia de Fourier Estadística de 2do. orden de los niveles de gris Estadística de 1er. orden de las diferencias de los niveles de gris Estadística Run Length	<u>Contraste</u> , <u>Entropía</u> , <u>Correlación</u> , <u>2do Momento Angular</u> <u>Media</u> Run largo, Distribución de los niveles de gris, Distribución de los run, Porcentaje de los run	Clasificación de fotografías aéreas de zonas con diferente uso de la tierra. Estudios geológicos a partir de imágenes Landsat de terrenos con diferentes formaciones geológicas.
Peleg et al., 1984	Geometría Fractal	Firma Fractal	Clasificación de texturas naturales y artificiales
Barros de Andrade y Niero Pereira, 1989	Estadística de 2do. orden	Diferencia absoluta media, Variación total mínima en 4 direcciones	Clasificación digital de imágenes de satélite para identificar áreas urbanizadas.
Wang y He, 1990	Espectro de Textura	Simetría Blanco Negro, Simetría Geométrica, Grado de Dirección	Estudios geológicos a partir de imágenes RADAR para identificar las diferentes formaciones geológicas presentes
Liu y Jeringan, 1990	Espectro de Potencia	Propuso 28 descriptores <u>Energía del pico mayor</u> , <u>% de energía en los cuadrantes I y II</u> , <u>Entropía</u>	Experimentos con texturas de Brodatz. Selecciona los mejores descriptores con un análisis de varianza.
Bovik y Clark, 1990	Filtrado multicanal con banco de filtros Gabor	Amplitud y fase de los canales	Clasificación de texturas naturales y sintéticas.
He y Wang, 1991	Espectro de Textura		Estudios geológicos a partir de imágenes SAR para discriminar las diferentes unidades litológicas presentes. Clasificación de texturas de Brodatz.
Jain y Farrokhnia, 1991	Filtrado multicanal con banco de filtros Gabor	Energía de la textura	Clasificación de texturas modeladas y sintéticas.
Green et al.,	Estadística de 1er. orden	Media, Varianza	Distinción entre lesiones benignas de la piel y cáncer de piel.
Ferdeghini et al., 1991	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden	<u>Entropía</u> , <u>2do Momento Angular</u> , <u>Contraste</u> , <u>Entropía</u>	Diagnóstico de miocarditis a partir del análisis de ecocardiogramas 2D
Levy-Vehel, 1992	Geometría Fractal	Dimensión Fractal, Lacunarity, Favard Length	Clasificación de imágenes escintigráficas de los pulmones para diferenciar los pulmones sanos, con una enfermedad común o con embolismo pulmonar.
Pitas, 1992	Estadística Run Length	Run Length	Interpretación de fronteras en los cortes de tiempo sísmicos.
Sali y Wolfson, 1992	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden Geometría Fractal	Media, Varianza Momento de la diferencia inversa Contraste, Entropía, Entropía de la Diferencia, Segundo Momento Angular Dimensión Fractal	Segmentación de texturas en imágenes SPOT.
Wang, 1994	Espectro de Textura	Redefine en un nuevo espacio de	Clasificación de texturas de Brodatz

Autor y Año	Método	Parámetros	Aplicación
		textura los parámetros clásicos de Haralick: Homogeneidad, Disimilitud, Momento de la Diferencia Inversa, Covarianza, Varianza, Correlación	
Septhon et al., 1994	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden	Desviación Estandar, Media Inercia, <u>Entropía</u>	Investigaciones de las características de los hielos a partir de imágenes SAR de la Antártida.
Chou et al., 1994	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden	Media, Desviación Standard Contraste, 2do. Mmto Angular, Entropía, Homogeneidad	Identificación de los témpanos de hielo individuales respecto al background de la superficie congelada del mar en escenas polares.
Tan y Kittler, 1994	Estadístico a partir de los histogramas de los colores.	Energía, Entropía, Varianza, Covarianza	Clasificación de imágenes a color de granito
Durand et al., 1994	Estadístico	No utiliza parámetros clásicos sino el Variograma.	Clasificación de imágenes RADAR para identificar diferentes zonas urbanas.
Dawson y Parson, 1994	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden Estadística Run Length Geometría Fractal	Desviación standard <u>Entropía</u> <u>Run Length</u> Rugosidad fractal	Detección de terrenos abandonados a partir de imágenes SPOT.
Ferdeghini et al., 1995	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden	<u>Media, Desviación standard, Entropía y Uniformidad</u> 2do. Mmto Angular, <u>Entropía</u> Correlación Contraste	Valoración de las etapas de desarrollo normal de las gónadas masculinas en ecogramas 2D.
Fiedler et al., 1995	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden Estadística Run Length	Media, <u>Curtosis</u> 2do. Momento. Angular, Contraste, Correlación <u>Run Corto</u> , Run Largo, Run No Uniforme	Caracterización de la superficie de la piel de diferentes partes del cuerpo. Reconocimiento del efecto en la piel del tratamiento con cosméticos
Henebry et al., 1995	Geometría Fractal	Lacunarity	Clasificación de imágenes SAR para identificar categorías de terreno
Datong et al., 1995	Estadística de 2do. orden (co-ocurrencia) Transformada wavelet	Energía, inercia, 2do. momento angular, entropía, correlación, promedio de la suma, entropía de la suma, diferencia de entropía	Clasificación de mamogramas para diferenciar el tejido normal del canceroso
Dentith, 1995	Estadística de 1er. orden Estadística de 2do. orden Estadística Run Length Geometría Fractal	Desviación Estandar <u>Entropía</u> <u>Run Length</u> Rugosidad Fractal	Detección de terrenos abandonados a partir de imágenes SPOT.
Chaudhuri y Sarkar, 1995	Geometría Fractal	Propone 6 parámetros basados en el cálculo de la Dimensión Fractal	Clasificación de texturas de Brodatz Diferenciación entre el cemento y los granos de cuarzo en secciones delgadas de arenisca
Gil y Valdés, 1995	Estadística de 1er. orden	<u>Media, desviación standard, asimetría curtosis</u>	Clasificación de imágenes de satélite para identificar diferentes tipos de litología presentes e imágenes médicas de

Autor y Año	Método	Parámetros	Aplicación
			laboratorio para identificar lesiones de aterosclerosis
Moolman et al., 1995	Estadística de 2do. orden: matriz de dependencia de los niveles de gris	Enfasis del número pequeño, énfasis del número grande, <u>número no uniforme</u> , <u>segundo momento</u> , entropía	Caracterización de la superficie de la espuma de flotación en plantas industriales de procesamiento mineral.
García, 1996	Espectro de Textura	<u>Microestructura direccional</u> , <u>Contraste</u>	Clasificación de formaciones forestales
Acharyya y. Kundu (2001)	Espectral (Wavelet)	Coeficientes de la transformación	Segmentación de imágenes satelitales.

RT_004, Julio 2008

Aprobado por el Consejo Científico CENATAV

Derechos Reservados © CENATAV 2008

Editor: Lic. Margarita Ilisástigui Avilés

Diseño de Portada: DCG Matilde Galindo Sánchez

RNPS No. 2142

ISSN Solicitado

Indicaciones para los Autores:

Seguir la plantilla que aparece en www.cenatav.co.cu

C E N A T A V

7ma. No. 21812 e/218 y 222, Rpto. Siboney, Playa;

Ciudad de La Habana. Cuba. C.P. 12200

Impreso en Cuba

