

✓
CM

CENTRO DE INVESTIGACION Y DE
ESTUDIOS AVANZADOS DEL
I. P. N.
BIBLIOTECA
INGENIERIA ELECTRICA

CENTRO DE INVESTIGACION Y DE ESTUDIOS AVANZADOS
DEL
INSTITUTO POLITECNICO NACIONAL

" UN ANALIZADOR ESTRUCTURAL DE TEXTURAS REGULARES "

Tesis que presenta el Lic. Arturo Díaz Pérez para obtener el grado de MAESTRO EN CIENCIAS en la especialidad de INGENIERIA ELECTRICA. Trabajo dirigido por el Dr. Zdenek Zdráhal.

Beuario de COSNET

México, D. F., Enero de 1988

CENTRO DE INVESTIGACION Y DE
ESTUDIOS AVANZADOS DEL
I. P. N.
BIBLIOTECA
INGENIERIA ELECTRICA

AGRADECIMIENTOS

Al Dr. Zdenek Zdráhal por su dirección en la realización de este trabajo de tesis.

Al Dr. Renato Barrera Rivera. Sus comentarios y sugerencias fueron de gran ayuda en la realización de esta tesis y, en general, en toda la realización de mis estudios de Maestría.

Al Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional por permitirme realizar mis estudios dentro de sus instalaciones.

Al Consejo Nacional de Educación Tecnológica por otorgarme la beca que me permitió la finalización de mis estudios.

Al Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica por el uso de sus instalaciones en la realización de esta tesis. En particular deseo agradecer el apoyo brindado por el Dr. Jorge Ojeda Castañeda y el M.C. Luis Raúl Berriel.

Al Instituto de Física de la Universidad Nacional Autónoma de México por permitirme el uso de su equipo de digitalización. Muy en especial agradezco las facilidades dadas por el Dr. José Guadalupe Pérez Ramírez.

Al Departamento de Sistemas Digitales del Área de Ciencias Básicas e Ingeniería de la Universidad Autónoma Metropolitana por concederme el uso de sus instalaciones de cómputo para concluir este trabajo de tesis, especialmente a la Ing. María Isabel Alorda.

A mis profesores, compañeros de estudio y amigos pero en especial, la conclusión de este trabajo no hubiera sido posible sin la colaboración y ayuda de: Sr. Jorge Ibarra Galicia, Sra. Iracema Cabañas Arizmendi, Ing. Lenin Lemus Zuñiga y Sr. Samuel Tehuacanero.

A mis padres

A mis hermanos

A mis sobrinos

A mis amigos

CENTRO DE INVESTIGACION Y DE
ESTUDIOS AVANZADOS DEL
I. P. N.
BIBLIOTECA
INGENIERIA ELECTRICA

CONTENIDO

RESUMEN	1
INTRODUCCION	2
1. GENERALIDADES	5
1.1. TEXTURA	5
1.2. TIPOS DE TEXTURA	6
1.3. ENFOQUES EN EL ANALISIS DE TEXTURA	7
1.3.1. EL ENFOQUE ESTADISTICO	7
1.3.2. EL ENFOQUE ESTRUCTURAL	7
1.4. ANTECEDENTES	8
1.5. DESCRIPCION GENERAL DEL SISTEMA DE ANALISIS, SINTESIS Y CLASIFICACION DE TEXTURAS REGULARES	10
2. ANALISIS DE TEXTURAS	13
2.1. PREPROCESAMIENTO	14
2.1.1. ELIMINACION DE RUIDO	14
2.1.2. AJUSTE DE ILUMINACION	18
2.2. SEGMENTACION	21
2.3. DETECCION DE PRIMITIVOS	22
2.3.1. EXTRACCION DE REGIONES CONECTADAS	23
2.3.2. EXTRACCION DE RASGOS	25
2.3.3. CLASIFICACION DE PRIMITIVOS	28
2.3.4. LOCALIZACION DE PRIMITIVOS DOMINANTES	33
2.4. EXTRACCION DE LAS REGLAS DE COLOCACION	36
2.4.1. PARAMETROS DEL MODELO DE PARALELOGRAMO	37
2.4.2. PRUEBA DE REGULARIDAD DE UNA TEXTURA	38
2.5. SELECCION DEL SUBPATRON REPETITIVO BASICO	39

3. SINTESIS DE TEXTURAS	42
3.1. GENERACION DE LA PARTICION DEL AREA DE IMAGEN	43
3.2. SINTESIS DE SUBPATRONES	44
3.2.1. TRANSFORMACION GEOMETRICA ENTRE CUADRILATEROS	45
3.2.2. METODO DE INTERPOLACION DE LOS NIVELES DE GRIS	48
3.2.3. PROCEDIMIENTO DE LLENADO DE CUADRILATEROS	50
4. CLASIFICACION DE TEXTURAS	55
4.1. FASE DE APRENDIZAJE	56
4.1.1. CORRESPONDENCIA ENTRE CLASES DE PRIMITIVOS	58
4.2. FASE DE RECONOCIMIENTO	59
4.2.1. FUNCIONES DE DISCRIMINACION	59
4.2.2. SIMILARIDAD ENTRE DISTRIBUCIONES NORMALES	60
5. RESULTADOS	65
6. CONCLUSIONES	86
ANEXO A. EL PROBLEMA DE LOS m -VECINOS MAS CERCANOS	88
REFERENCIAS	92

RESUMEN

Se presenta el diseño e implantación de un sistema para el análisis, síntesis y clasificación de texturas regulares. El sistema ve a las texturas desde el punto de vista estructural, esto es, las texturas se consideran que están compuestas por subpatrones que ocurren repetidamente de acuerdo a reglas de colocación bien definidas.

El sistema que se presenta aquí toma como entrada una imagen en niveles de gris con un patrón textural. En la parte de análisis, el sistema obtiene una descripción del patrón textural de entrada. La descripción consiste de:

- Una caracterización de los primitivos de la textura,
- El subpatrón repetitivo básico de la textura (el conjunto de regiones que al repetirse forman el patrón textural), y
- Las reglas que determinan la distribución del subpatrón repetitivo dentro de la textura.

El sistema considera un primitivo de textura como una región de la imagen con un nivel de gris homogéneo. Para caracterizar a los primitivos de textura, el sistema, primero transforma la imagen de entrada a una imagen binaria. Posteriormente, se extraen las regiones conectadas que aparecen en la imagen binaria y se calcula un conjunto de rasgos que permiten caracterizarlas. Se determinan las clases de primitivos que existe en la textura y se selecciona el primitivo dominante y la clase dominante de la textura. De la distribución de los primitivos dominantes se obtienen las reglas de colocación y el subpatrón repetitivo básico de la textura.

La descripción que se obtiene de un patrón textural se utiliza para la síntesis de texturas. Este proceso permite verificar la eficiencia del proceso de análisis. Además, la descripción se utiliza, primero en una fase de aprendizaje para establecer modelos de clasificación y, después, para reconocer diferentes tipos de texturas.

INTRODUCCION

La textura de una superficie es un sujeto importante en el análisis de imágenes. Su importancia se debe principalmente, a que es una propiedad que refleja la composición o estructura de un objeto. La textura se puede considerar como un patrón que contiene un gran número de elementos en los que ninguno de ellos destaca sobre los demás y, en general, arreglados densa e igualmente sobre todo el patrón.

Algunos objetos texturales influyen en el reconocimiento y/o detección de un objeto. Por ejemplo, la discriminación entre varios objetos puede realizarse por medio de las diferencias de texturas entre ellos, se pueden identificar objetos reconociendo el tipo de la textura de la superficie que los compone y es posible percibir la profundidad, curvatura o inclinación de una superficie a través de cambios de texturas.

Se han desarrollado diversas técnicas a fin de poder realizar un análisis automático de texturas (por medio de una computadora). Ellas han sido aplicadas a la segmentación de imágenes, clasificación de terrenos y detección de enfermedades pulmonares.

Los diferentes estudios publicados consideran a la textura desde dos puntos de vista: estadístico y estructural. En el enfoque estadístico la textura se considera como un patrón pictórico complejo definido por una gran cantidad de medidas locales tomadas en el patrón. Por otra parte, en el enfoque estructural la textura se considera estar definida por elementos que ocurren repetidamente dentro de un patrón general obedeciendo reglas de colocación bien definidas. Bajo el enfoque estructural, los elementos de textura se conocen como patrones primitivos o simplemente primitivos.

Mientras que los métodos estadísticos se aplican a cualquier tipo de textura, los métodos estructurales se aplican únicamente a texturas cuyos primitivos son distinguibles y los cuales ocurren repetidamente dentro de ellas. A este tipo de texturas se les conoce como texturas regulares.

OBJETIVO DEL TRABAJO DE TESIS

En el presente trabajo de tesis se describe el diseño e implantación de un sistema para el análisis, síntesis y clasificación de texturas regulares. El sistema considera a las texturas desde el punto de vista estructural.

El analizador obtiene la descripción de un patrón de textura que se le presenta en una imagen en niveles de gris. Tal descripción consiste de:

- (1) La caracterización de los primitivos de textura,
- (2) El subpatrón repetitivo básico de la textura, y
- (3) Las reglas que dictan su distribución dentro del patrón general.

Mediante el sintetizador de texturas del sistema, es posible generar texturas a partir de la descripción que se obtiene con el analizador. Esto permite verificar la eficiencia del proceso de análisis para obtener la descripción adecuada de una textura.

El sistema se completa con un esquema de clasificación de texturas. Dicho esquema establece un modelo de clasificación a través de un proceso de aprendizaje supervisado, esto es, se establecen modelos de clasificación a partir de texturas muestra de entrenamiento que pertenecen a categorías conocidas. Mediante el clasificador, el sistema es capaz de clasificar muestras de una categoría desconocida y corregir o ajustar el modelo de clasificación.

PRESENTACION DEL TRABAJO DE TESIS

En el capítulo 1 se presentan algunas generalidades sobre el trabajo de tesis. Se establece una clasificación de texturas y se presentan los enfoques utilizados para realizar un análisis automático de texturas. Se discuten además, los antecedentes a este trabajo de tesis. Por último, en este capítulo se da una descripción general del sistema implantado.

En el capítulo 2 se presenta el analizador del sistema en cuestión. Se discuten en detalle, las técnicas utilizadas en cada una de sus partes. El capítulo 3 examina el proceso de síntesis de texturas. El esquema de clasificación se muestra en el capítulo 4. Finalmente, en el capítulo 5 se comentan los resultados obtenidos.

En el anexo A se presenta una solución al problema de los k -vecinos más cercanos a un punto dado. Este problema, aparece con frecuencia en esta tesis.

CAPITULO 1

GENERALIDADES

1.1 TEXTURA

La percepción visual de un objeto depende de la capacidad de un observador para comprender y procesar la información de un patrón óptico. El patrón óptico contiene, típicamente, tres componentes: (1) una silueta que presenta el objeto al ser visto contra un fondo contrastante, (2) un diagrama o esqueleto de los contornos que corresponden a sus partes más importantes y (3) las texturas que corresponden a los materiales que lo llenan o cubren.

Un patrón óptico se considera como una *textura* si existen en él un gran número de elementos en los que ninguno de ellos destaca con respecto a los demás y, en general, arreglados densa e igualmente sobre todo el patrón textural. Los elementos de una textura, llamados *primitivos de textura*, pueden ser elementos discretos presentes en el patrón y que obedecen alguna distribución de forma, tamaño, color, sombra y/u orientación [Pick70].

Algunos factores texturales influyen en la detección y reconocimiento de objetos. Por ejemplo, algunos objetos no pueden ser vistos claramente como regiones de color contrastante y la percepción de sus siluetas o contornos internos puede depender de distinguir diferencias de texturas entre regiones adyacentes. En otros casos, si un objeto es pequeño o es visto desde muy lejos, sus siluetas pueden ser irresolubles y su reconocimiento puede depender de un análisis textural de un gran conglomerado de ellos. Este método se usa, en algunas ocasiones, para identificar organismos microscópicos.

Más aún, la información que se requiere para la detección y reconocimiento de un objeto puede no recaer en su forma o en el arreglo esquemático de sus partes. Existen muchas situaciones en que no se pretende encontrar un objeto específico sino uno que pertenezca a una clase amplia y que se determina en términos del tipo, calidad o condición de los materias que lo llenan o cubren. Por ejemplo, cuando se va de compras al mercado, uno quizá no está interesado en comprar una lechuga específica sino una que cumpla con la condición de estar fresca. Aquí se involucra un proceso de detección y reconocimiento de objetos mediante un análisis de textura.

Las propiedades más importantes que el sistema visual humano considera para la discriminación de texturas son: (1) características varias de los elementos de textura como son forma, tamaño, color, sombra, orientación, etc., (2) la cantidad o densidad de elementos en el patrón y (3) el patrón característico o arreglo espacial de los elementos del patrón.

1.2 TIPOS DE TEXTURAS

Los diferentes tipos de texturas se pueden dividir en *texturas con elementos distinguibles* y *texturas sin elementos distinguibles*. Esta división tiene que ver con la cantidad de elementos de textura por unidad de área. Debido a esto, los tipos de texturas antes mencionados se refieren también como *macrotexturas* y *microtexturas*. Una imagen de satélite contiene por lo general, microtexturas; en ellas es difícil identificar aisladamente los elementos de textura. Por otro lado, una imagen de una piel de reptil vista desde una distancia razonable muestra macrotexturas. Las texturas sin elementos distinguibles pueden ser meramente, patrones que obedecen leyes estadísticas; estas texturas pueden tener semejanza con el ruido que aparece en una pantalla de televisión.

Las texturas con elementos distinguibles se pueden clasificar, aún más, en dos subclases: *texturas con patrones regulares* y *texturas con patrones aleatorios*. Las texturas con patrones regulares son aquellas con una relación espacial no

aleatoria entre sus primitivos. Las texturas con patrones aleatorios son texturas que tienen una débil relación espacial entre sus primitivos.

1.3 ENFOQUES EN EL ANALISIS DE TEXTURA

Se han desarrollado diversas técnicas a fin de realizar un análisis automático (por medio de una computadora) de texturas. Los diferentes métodos desarrollados se pueden clasificar en dos clases: *métodos estadísticos* y *métodos estructurales* [Hara79].

1.3.1 EL ENFOQUE ESTADISTICO

En el enfoque estadístico, la textura se considera como un patrón pictórico complejo definido por un conjunto de estadísticas extraídas de una gran cantidad de mediadas locales tomadas en el patrón. Aún cuando estadísticas simples, tales como estadísticas de primer orden de los niveles de gris de una imagen, pueden ser útiles para clasificar un conjunto limitado de texturas, los seres humanos son sensitivos a estadísticas de segundo orden, tal y como fué probado por Julesz [Jule75].

El tipo de estadísticas que se calculan son diversas [Wang81 y Tamu78]. Weszka et al [Wesz76] calcularon estadísticas de primer orden en el método de diferencias de niveles de gris. Estadísticas de segundo orden para analizar texturas se calculan en: el método del espectro de potencia de Fourier [Zuck76], la función de autocorrelación [Chen83], el modelo de autorregresión [Degu78], las matrices de co-ocurrencia espacial de niveles de gris [Hara73] y las matrices de co-ocurrencia generalizada [Davi79a]. Estadísticas de orden superior se calculan en el método de longitud de secuencias de niveles de gris [Gall75 y Sun83].

Las diversas técnicas del enfoque estadístico son aplicables a casi cualquier tipo de textura. No obstante, algunas de ellas solo son aplicables a un alto costo computacional [Conn80b].

1.3.2 EL ENFOQUE ESTRUCTURAL

En el enfoque estructural la textura se considera estar

definida por elementos distinguibles que ocurren repetidamente dentro de un patrón y que obedecen reglas de distribución bien definidas. Partiendo de esto, Connors y Harlow [Conn80a] establecieron que un analizador estructural de texturas debe ser capaz de realizar lo siguiente: (1) Localizar los patrones primitivos de textura, (2) Caracterizar las reglas de distribución de los patrones primitivos dentro de la textura y (3) Caracterizar a los primitivos de la textura.

Se han propuesto varios tipos de primitivos de textura para el análisis estructural: bordes [Tamu78], máximos [Ehri78], extremos locales [Mitic77], puntos [Davi79a], ventanas de tamaño fijo [Lu78 y Lu79] y regiones de nivel de gris homogéneo [Tsuj73, Tomi82 y Leu85].

Las diversas técnicas del enfoque estructural parecen ser más apropiadas para analizar estructuras regulares. Para este tipo de texturas, la eficiencia de las técnicas estructurales es mayor comparada con las técnicas estadísticas.

1.4 ANTECEDENTES

Se han propuesto, diversos modelos estructurales para el análisis de textura.

Zucker [Zuck76] concibió una textura real como una distorsión de una textura ideal. Esta textura ideal la representó mediante una gráfica regular. Cada nodo de esta gráfica se conecta a sus vecinos obedeciendo un patrón de conexión fijo. Una textura realista se obtiene distorsionando el patrón de conexión de cada nodo de la textura ideal.

Lu y Fu [Lu78 y Lu79] usaron, en un enfoque sintáctico, gramáticas de árbol. Un patrón de textura se divide inicialmente en ventanas disjuntas de tamaño fijo. Las ventanas que pertenecen al mismo patrón de textura se caracterizan por una gramática de árbol. Se puede introducir ruido o distorsión en los patrones texturales haciendo uso de una gramática estocástica. Otra gramática de árbol se utiliza para caracterizar las reglas de colocación de las ventanas.

Davis [Davi79a] usó puntos para representar a los primitivos de textura y se concentró en la descripción de las reglas de colocación. Basado en la distancia entre cada punto y sus vecinos más cercanos, construyó un histograma de distancias. De los picos dominantes en el histograma, generó un histograma direccional. Mediante medidas tomadas en el histograma direccional, encontró el grado de regularidad de una textura.

Connors y Harlow [Conn80a] usaron la medida de inercia obtenida de las matrices de co-ocurrencia espacial de los niveles de gris (MCENG) de una imagen textural para extraer las reglas de colocación. En lugar de usar las MCENG como una estadística local, la distancia espacial fué variada desde un punto hasta un número relativamente grande de puntos. En texturas con patrones regulares, se pueden observar cambios periódicos en las curvas de inercia vista como una función de la distancia espacial de las MCENG. De las curvas de inercia se puede obtener el período y los tamaños de los primitivos de textura.

Tomita *et al* [Tomi82] propusieron un modelo estructural para texturas de tipo objeto-fondo. Mediante análisis de forma, los elementos de textura extraídos de una imagen de entrada son clasificados en varias clases distintivas: una clase fondo y algunas clases tipo. Para cada clase se seleccionan los elementos típicos. Las reglas de colocación se seleccionan de un histograma bidimensional de las posiciones relativas entre cada par de elementos que pertenecen a una clase tipo.

Leu y Wee [Leu85] mejoraron el enfoque de Tomita *et al*, usando técnicas de detección de agrupamientos en los rasgos que describen la forma de cada primitivo de textura. De esta manera, ellos seleccionan la clase dominante de primitivos de la textura. Mediante una técnica similar a la de Tomita *et al*, se obtienen las reglas de colocación de los patrones primitivos. Dichas reglas fueron usadas para obtener el subpatrón repetitivo básico de la textura. Este les permitió atacar una clase más amplia de texturas que las de tipo objeto-fondo.

Existen algunas limitaciones en cada uno de los enfoques

mencionados anteriormente. Zucker proporcionó una idea general para modelar las reglas de colocación, pero no dió un método de análisis específico. Las ventanas de tamaño fijo que usaron Lu y Fu crea un problema de optimización de tamaño de ventana. El partir patrones en ventanas cuadradas no parece ser adecuado para algunas texturas reales. Más aún, construir una gramática para texturas más complejas presenta otra dificultad. Davis no sugirió un método para extracción y representación de primitivos. Su sistema solo determina la estructura espacial de una textura siendo regular o aleatoria. El uso de medidas de inercia sobre las MCENG como una herramienta de análisis en el método de Connors y Harlow es computacionalmente caro y se aplica solo a patrones altamente regulares. El método de Tomita *et al* solo se aplica a una clase limitada de texturas (tipo objeto-fondo). Finalmente, Leu y Wee no proporcionan un esquema de clasificación para la identificación y reconocimiento de texturas.

1.5 DESCRIPCION GENERAL DEL SISTEMA DE ANALISIS, SINTESIS Y CLASIFICACION DE TEXTURAS REGULARES

El presente trabajo de tesis se inspira en los trabajos desarrollados por Tomita *et al* [Tomi82] por un lado, y Leu y Wee [Leu85] por otro. Se han tomado las ideas más importantes de ambos trabajos y esto ha dado como resultado el sistema de análisis, síntesis y clasificación de texturas regulares objeto de esta tesis.

En la figura 1.1 se muestra un diagrama de bloques con la estructura general del sistema. El analizador toma como entrada una imagen en niveles de gris con un patrón textural y proporciona como salida su descripción. De la imagen de entrada se extraen los primitivos de textura, considerados aquí, como regiones con un nivel de gris homogéneo. Cada región es sometida a un análisis de forma y de ellas se extraen rasgos que las caracterizan. Todas las regiones analizadas se caracterizan en clases distintivas. Se seleccionan entonces, la clase de regiones dominante de la textura y la región más representativa de tal clase (primitivo dominante).

Se efectúa una búsqueda de los primitivos dominantes para

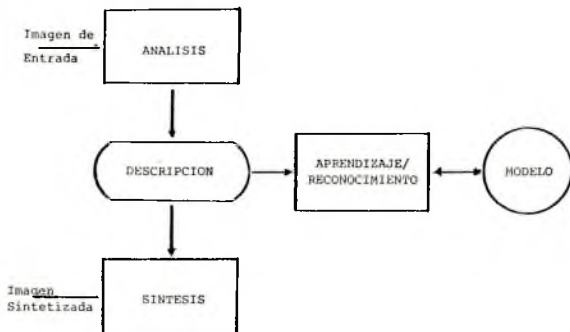


Figura 1.1 Estructura general del sistema de análisis, síntesis y clasificación de texturas regulares.

encontrar sus posiciones de ocurrencia dentro del patrón textural. De las posiciones relativas entre patrones dominantes se obtienen las reglas de colocación y el subpatrón repetitivo básico de la textura el cual es, una región del patrón textural que contiene uno o varios primitivos y que se repite en todo el patrón siguiendo las reglas de colocación.

La información concerniente con las clases de primitivos de textura, sus reglas de colocación y el subpatrón repetitivo básico constituyen la descripción del patrón textural de entrada.

La descripción de una textura es utilizada por la parte de síntesis para generar texturas. En la parte de síntesis se modifican las posiciones de repetición del subpatrón básico en base a la información que se obtiene a través de la distribución de las posiciones relativas utilizadas para encontrar las reglas de colocación. De esta forma, la apariencia del subpatrón repetitivo básico es modificada en cada posición de repetición.

La descripción de la textura se usa también, para aprendizaje y reconocimiento (clasificación) de texturas. En la fase de

aprendizaje, el sistema analiza las muestras prueba de algunas categorías de texturas conocidas y efectúa los modelos de clasificación de cada una de ellas. En la fase de reconocimiento, el sistema analiza texturas muestra de categorías desconocidas y, basado en sus descripciones, los asigna a alguna de las categorías conocidas.

CAPITULO 2

ANALISIS DE TEXTURAS

El objetivo de la parte de análisis de texturas es, dada una imagen de entrada de un patrón textural en niveles de gris, encontrar su descripción. La descripción de las imágenes texturales que obtiene el analizador consta de:

- (1) La caracterización de los primitivos de textura que se obtiene mediante su clasificación en diferentes categorías,
- (2) El subpatrón repetitivo básico, y
- (3) Las reglas que dictan la distribución del subpatrón repetitivo básico dentro la textura.

La estructura general del analizador de texturas se presenta en la figura 2.1. Inicialmente, la imagen de entrada es sometida a un preprocesamiento a fin de eliminar defectos presentes en ella. Los defectos considerados aquí se deben a variaciones en la cuantificación de la imagen y una iluminación no homogénea de ella.

La imagen producto del preprocesamiento es segmentada resultando en una imagen binaria. En ella, se aplica la detección de los primitivos de textura. Esta fase da como resultado la clasificación de los primitivos de textura en clases distintivas. En ellas se identifica a la clase de primitivos dominante, el primitivo dominante de dicha clase y sus posiciones de ocurrencia dentro de la textura.

Los desplazamientos entre primitivos dominantes de la textura

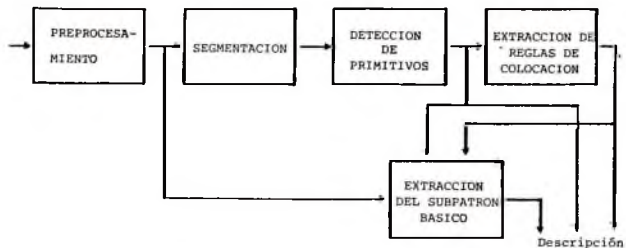


Figura 2.1. Diagrama de bloques del sistema de análisis. síntesis clasificación de texturas regulares.

se utilizan para la extracción de las reglas de colocación. Finalmente, el subpatrón repetitivo básico de la textura se selecciona, en la imagen resultante del preprocesamiento, de los desplazamientos entre primitivos dominantes y de sus reglas de colocación.

2.1 PREPROCESAMIENTO

El preprocesamiento de la imagen de entrada está conformado por la eliminación del ruido debido a errores que se presentan en la cuantificación de la imagen y el ajuste de iluminación.

2.1.1 ELIMINACION DE RUIDO

Las imágenes digitales están sometidas a diferentes tipos de ruido. Algunos de ellos son independientes de la señal de la imagen, pero otros no lo son; algunos tipos de ruido no están correlacionados de punto a punto de la imagen, mientras otros son coherentes. Algunas fuentes de ruido se pueden encontrar en el canal de transmisión de una imagen, la granularidad de la película en que se encuentra grabada y en la cuantificación de sus niveles de gris, el cual se puede ver como la diferencia entre una imagen cuantificada y su original.

El ruido considerado en las imágenes tratadas en este trabajo se debe a un sensor ruidoso o por errores en el canal de transmisión. Este tipo de ruido se presenta como variaciones en puntos discretos que no están espacialmente correlacionados (ruido de sal y pimienta).

Existen dos técnicas bastante simples para la eliminación de ruido: promediación y filtraje de medianas. Ambos se basan en el hecho de que los puntos ruidosos de la imagen son marcadamente diferentes de sus vecinos.

El método de promediación es una especie de filtro pasa-bajas [Prat78]. En este método, cada punto de la imagen se examina secuencialmente, si la diferencia del nivel de gris del punto y la brillantez promedio de sus vecinos inmediatos excede a algún nivel de umbral predeterminado, el punto se reemplaza con el valor promedio.

El método de filtraje de medianas es una técnica de procesamiento de señales no lineal, que se ha aplicado con gran éxito en la eliminación de ruido. El filtraje de medianas considera un entorno (ventana) centrado en cada punto de la imagen y el valor de cada punto se reemplaza por la mediana de los valores originales de los puntos dentro de la ventana.

Mientras que el método de promediación tiende a borrar los bordes presentes en una imagen, el filtraje de medianas los preserva. Por esta razón, este último método fue aplicado a las imágenes tratadas en este trabajo.

Definición del filtro de medianas.

La mediana de una secuencia de N valores, x_1, x_2, \dots, x_N , denotada por,

$$\text{Mediana}(x_1, x_2, \dots, x_N)$$

es, para N impar, el valor y , para el cual, $(N-1)/2$ valores son

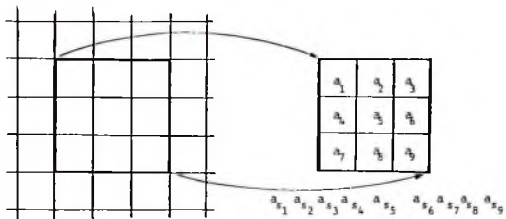


Figura 2.2. Proceso de filtraje de medianas con una ventana de 3x3 puntos.

menores o iguales a ϵ_1 y $(N-1)/2$ valores son mayores o iguales a ϵ_1 . Para N par, la mediana se define como el promedio de los dos valores centrales.

Un filtro de medianas en una secuencia $\{ x_i, i \in \mathbb{Z} \}$ se define para N impar como

$$y_i = \text{Mediana}(x_{i-v}, \dots, x_i, \dots, x_{i+v}) \quad i \in \mathbb{Z}$$

donde $v = (N-1)/2$ y \mathbb{Z} denota el conjunto de los números enteros.

Dada una imagen como una función de dos dimensiones $f(i,j)$, $i, j \in \mathbb{Z}$, y una ventana \mathcal{A} , el filtro de medianas de dos dimensiones sobre la imagen se define como

$$y_{ij} = \text{Mediana}(f(i+r, j+s); (r,s) \in \mathcal{A})$$

Un estudio amplio sobre las propiedades estadísticas de los filtros de medianas se puede encontrar en [Just81].

Se pueden usar diferentes formas para la ventana \mathcal{A} del filtro. El tipo de ventana utilizado para la implantación del filtraje de medianas en este trabajo es una área cuadrada de 3x3 puntos. El proceso de filtraje de medianas para este tipo de

ventana se ilustra en la figura 2.2.

La definición del filtro dada antes no especifica cómo calcular la salida en los puntos extremos de la imagen. La convención tomada en la implantación es calcular el filtro solo en aquellos puntos en que la ventana está completamente contenida en la imagen.

Algoritmo para aplicar un filtro de medianas.

La definición dada sugiere un buen número de cálculos para cada punto. Sin embargo, T. S. Huang propuso un algoritmo eficiente para aplicar un filtro de medianas a imágenes para ventanas arbitrarias [Huan81]. Este algoritmo toma ventaja que solo una porción de las muestras contenida en la ventana se borra y número igual de muestras nuevas se agrega, cuando la ventana se desplaza en una unidad.

Algoritmo 2.1. Aplica un filtro de medianas con una ventana rectangular de $m \times n$ elementos a una imagen.

Paso 1. Para los puntos de la imagen en la ventana inicial, calcular

H el histograma de niveles de gris en la ventana
M la mediana de los puntos
l, el número de puntos teniendo un nivel de gris menor que la mediana.

Paso 2. Al mover la ventana en una unidad a la derecha, cada punto de la columna extrema izquierda de la ventana previa es borrado. Para cada punto de dicha columna con nivel de gris g se hace

$H(g) \leftarrow H(g) - 1$
Si $g < M$ entonces, $l \leftarrow l - 1$

Similarmente, se agrega cada punto de la columna extrema

derecha. Entonces, se debe hacer

$$H(g) \leftarrow H(g) + 1$$

$$\text{Si } g < M \text{ entonces, } l \leftarrow l + 1$$

Para completar el paso se debe actualizar M al valor de la mediana de los puntos de la ventana actual. Sea $t = (mn - 1)/2$.

Caso 1. $M > t$, lo cual indica que M es mayor que la mediana de la ventana actual. Hacer

$$1.1 \quad M \leftarrow M - 1$$

$$l \leftarrow l - H(M)$$

1.2 Repetir 1.1 hasta que $l \leq t$.

Caso 2. $M \leq t$, lo cual indica que M es menor o igual a la mediana de la ventana corriente. Hacer

2.1 Si $l + H[M] > t$, entonces, M es exactamente la mediana de la ventana corriente.

2.2 Si $l + H[M] \leq t$, entonces, $M + 1$ es aún menor o igual que la mediana deseada. Actualizar

$$l \leftarrow l + H[M]$$

$$M \leftarrow M + 1$$

2.3 Repetir 2.1

Paso 3. Repetir el Paso 2 hasta cubrir toda la imagen.

2.1.2 AJUSTE DE ILUMINACION

Generalmente, las imágenes capturadas con una cámara de televisión no se encuentran iluminadas parejamente. En el tratamiento de las imágenes de entrada del sistema de análisis, es

importante eliminar o cuando menos atenuar los defectos de una iluminación no homogénea, ya que, la segmentación de las imágenes, la fase que sigue a ésta, se basa en el nivel de gris de cada punto de la imagen. Por tal motivo, si la imagen no se encuentra iluminada apropiadamente entonces, al segmentarla, se perderá parte de la información que contiene.

La idea general de la técnica de ajuste de iluminación es tratar de aproximar la iluminación a la que fué sometida la imagen mediante una superficie de regresión. Una superficie de regresión de orden k es la suma de los monomios de orden menor o igual a k entre las variables x y y , donde cada monomio está afectado por un coeficiente. Una superficie de regresión de segundo orden se puede expresar como,

$$b_1 + b_2x + b_3y + b_4x^2 + b_5xy + b_6y^2 \quad (2.1)$$

En imágenes de texturas se considera que sus subpatrones se distribuyen parejamente sobre toda la imagen. Así, si se consideran áreas disjuntas de un tamaño razonable, es claro que, si la imagen estuviera iluminada homogéneamente, el promedio de brillantez de cada área sería aproximadamente el mismo. Por tanto, la superficie de regresión que aproxima a la iluminación será casi constante y estará dada primordialmente por el coeficiente independiente b_1 . De esta manera, la superficie representada por los coeficientes restantes (b_2 hasta b_6 en (2.1)), nos dará la variación de la iluminación no homogénea. Si se restan estas variaciones de la imagen original, se podrán compensar las zonas sub o sobreiluminadas.

El proceso de ajuste de iluminación se describe a continuación. La imagen de entrada se divide en rectángulos disjuntos de igual tamaño; como se ilustra en la figura 2.3. Si la imagen tiene $M \times N$ puntos y se divide en rectángulos de $m \times n$, entonces, se tienen $k = M/m \times N/n$ rectángulos iguales. Se construye un vector A con los promedios de los niveles de gris de cada rectángulo. Asimismo, se construye una matriz X de k renglones por 1 columnas con los desplazamientos del centro de

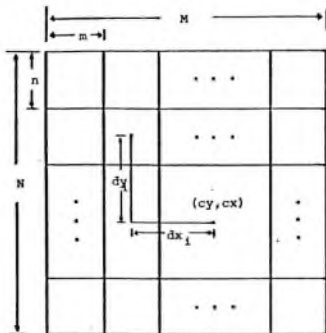


Figura 2.3. Partición en el proceso de ajuste de iluminación.

cada rectángulo al centro de la imagen (c_x, c_y) . El número l de columnas depende del orden de la superficie de regresión que se vaya a utilizar. En la superficie de regresión de segundo orden, l es igual con 6. Los elementos de la matriz para dicha superficie son: $x_{i1} = 1$, $x_{i2} = dx_i$, $x_{i3} = dy_i$, $x_{i4} = dx_i^2$, $x_{i5} = dx_i dy_i$ y $x_{i6} = dy_i^2$, para $i = 1, \dots, k$, donde dx_i y dy_i representan los desplazamientos en columna y renglón, respectivamente, del centro de i -ésimo rectángulo al centro de la imagen.

Usando el criterio de error cuadrado mínimo, se puede encontrar un vector de coeficientes $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_l]^T$ que aproxime mejor al vector \mathbf{A} . De esta manera, se pretende encontrar el vector \mathbf{b} , tal que, minimice

$$\|\mathbf{X}\mathbf{b} - \mathbf{A}\|^2 \quad (2.2)$$

Este problema se puede resolver por cualquier método numérico conocido [Stew73]. Una vez encontrado el vector de coeficientes, la superficie de regresión representada por el vector \mathbf{b} , exceptuando el elemento b_1 , se sustrae de la imagen original. Así, si se usa una superficie de regresión de segundo orden, el resultado será una imagen en la cual se ha removido la iluminación

no homogénea lineal y cuadrática.

2.2 SEGMENTACION

La identificación que se obtiene de una imagen de texturas se basa en los primitivos o elementos de textura. Por tal razón, es necesario ser capaz de identificarlos o extraerlos de la imagen. El proceso de segmentación permite diferenciar los puntos que pertenecen a un primitivo de textura de los puntos que pertenecen al fondo de la imagen. Este proceso se puede ver como la creación de una imagen de dos valores (binaria), 0 y 1, que representa la función característica de los primitivos de textura, es decir, la función tiene un valor 1 para puntos que pertenecen a un primitivo de textura y 0 en otra parte.

Los primitivos considerados aquí son regiones de la imagen con un nivel de gris homogéneo. Por tal motivo, la segmentación se basa en el nivel de gris de cada punto de la imagen.

Generalmente, una imagen que contiene dos regiones, cada una con un nivel de gris homogéneo, tiene un histograma de niveles de gris bimodal (El histograma de niveles de gris de una imagen se puede ver como una función de los niveles de gris, en la cual, para cada nivel de gris, la función indica el número de puntos de la imagen que tiene ese nivel [Cast79]). Cada pico del histograma indica los niveles de gris de una de las regiones de la imagen. De esta forma, encontrando un nivel de gris de umbral adecuado se puede indentificar a qué región pertenece un punto de la imagen [Wesz78]. En un histograma bimodal el umbral óptimo se encuentra, por lo general, en el valle entre los dos picos del histograma.

La técnica utilizada aquí para segmentar imágenes se basa en la idea anteriormente expuesta, pero, tiene algunas otras consideraciones.

Los puntos con un nivel de gris en el valle del histograma tienden a pertenecer a regiones contrastantes en la imagen y representar bordes o discontinuidades en ella. Los puntos que

representan bordes en la imagen se pueden encontrar mediante la magnitud del gradiente calculado en ellos. El gradiente g (en lo sucesivo se usará gradiente para indicar a la magnitud de éste) de una imagen f en el punto (i,j) se puede aproximar mediante,

$$g(i,j) = |f(i+1,j) - f(i,j+1)| + |f(i,j) - f(i+1,j+1)| \quad (2.3)$$

El proceso para encontrar el umbral adecuado para la segmentación construye un histograma de gradientes de los puntos de la imagen. Para cualquier punto (i,j) con gradiente $g(i,j)$ superior al 90% del máximo del histograma se calcula el nivel de gris promedio $\bar{f}(i,j)$ como

$$\bar{f}(i,j) = 1/4 [f(i,j) + f(i+1,j) + f(i,j+1) + f(i+1,j+1)] \quad (2.4)$$

El promedio de todos los $\bar{f}(i,j)$ se selecciona como el umbral para segmentar la imagen.

2.3 DETECCION DE LOS PRIMITIVOS DE TEXTURA

Las regiones que resultan de la segmentación de la imagen se consideran como primitivos o elementos de textura. Esta fase tiene como objetivo caracterizar a los primitivos de la imagen binaria.

La detección de los primitivos se descompone en varias etapas (figura 2.4). Inicialmente, se agrupan todos los puntos que se encuentran conectados en una sola región la cual es identificada por un número único. En este momento, se eliminan las regiones con una area pequeña y aquellas que son adyacentes a las fronteras de la imagen. Cada región es sometida entonces, a un análisis para extraer los rasgos que la caracterizan.

De los rasgos extraídos para cada región se establecen clases de regiones distintivas. Al finalizar esta fase, se obtiene la clasificación de las regiones (primitivos), se selecciona la clase y primitivo dominantes de la textura y se determinan las

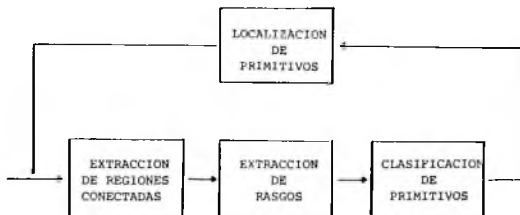


Figura 2.4. Diagrama de bloques de la detección de primitivos.

posiciones de ocurrencia del primitivo dominante dentro de la textura binaria.

Debido a la segmentación, un primitivo puede ser separado en varias regiones o varios primitivos pueden ser unidos como una sola región. Por tal razón, se efectúa una técnica de comparación de plantillas para las localizar ocurrencias del primitivo dominante que no fueron previamente detectadas por la clasificación de regiones.

2.3.1 EXTRACCION DE REGIONES CONECTADAS

La extracción de regiones conectadas construye una representación de la imagen binaria en la cual, los puntos conectados individualmente se pueden considerar como regiones separadas. Esta representación se puede ver como una imagen en la cual, cada punto tiene el valor de la etiqueta que identifica la región a la que pertenece.

Antes de describir el proceso de etiquetamiento, es necesario definir la conectividad entre dos puntos.

Conectividad entre puntos.

Un punto $P = (x,y)$ de una imagen digital f tiene cuatro

vecinos que son horizontales o verticales, ellos son

$$(x-1,y), (x+1,y), (x,y-1) \text{ y } (x,y+1)$$

Estos puntos se llaman *4-vecinos* de P y se dice que ellos son *4-adyacentes* a P. P tiene además, cuatro vecinos diagonales,

$$(x-1,y-1), (x+1,y-1), (x-1,y+1) \text{ y } (x+1,y+1)$$

ellos, junto con los 4-vecinos, se llaman los *8-vecinos* de P. Se dice entonces que ellos son *8-adyacentes* a P.

Un camino de longitud n de P a Q en f es una secuencia de puntos $P=P_0, P_1, \dots, P_n=Q$, tal que, P_i es un vecino de P_{i-1} , $1 \leq i \leq n$. Note que si los puntos son 4-vecinos u 8-vecinos, se hablará de un *4-camino* u *8-camino*.

Sea S un subconjunto de f y sean P y Q dos puntos de S. Se dice que P está (4 u 8)-conectado a Q si existe un (4 u 8)-camino de P a Q que consiste únicamente de puntos pertenecientes a S.

Se puede ver fácilmente que la relación "está-conectado-a", es reflexiva, simétrica y transitiva, por lo tanto, ella es una relación de equivalencia [Rose82].

Etiquetamiento de regiones.

La conectividad usada aquí es de 8-vecinos. El etiquetamiento de cada punto de la imagen se realiza mediante dos barridos secuenciales, renglón por renglón, de izquierda a derecha, como se ilustra en la figura 2.5.

Durante el primer barrido, para cada punto P que tiene un valor de 1 se examinan los vecinos izquierdo, superior izquierdo, superior y superior derecho. Si todos ellos tienen un valor de 0, a P se le asigna una nueva etiqueta. Si solo uno de ellos tiene un valor de 1, P se asigna la etiqueta de ese vecino. Si dos o más vecinos tienen un valor de 1, entonces, P se asigna con la

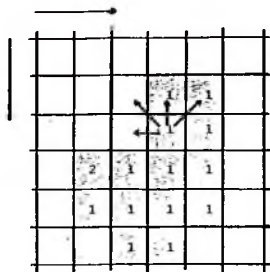


Figura 2.5. Proceso de etiquetamiento de regiones.

etiqueta de cualquiera de ellos y se definen equivalencias entre etiquetas de los vecinos considerados.

La figura 2.6 muestra los dos únicos casos en los que es necesario definir equivalencias entre etiquetas. Es suficiente considerar únicamente los cuatro vecinos mencionados, ya que, según la forma de barrido los cuatro restantes aún no se consideran.

Después de realizar el primer barrido, se determinan las clases de equivalencia entre etiquetas de regiones y se selecciona, entonces, un representante de cada clase. En el segundo barrido de la imagen, se cambia la etiqueta de cada punto por el representante de la clase de equivalencia a la cual pertenece su etiqueta original.

2.3.2 EXTRACCION DE RASGOS

Una vez que se han etiquetado las regiones conectadas de la imagen binaria, se calculan diferentes tipos de rasgos que caracterizan a cada región como un primitivo de textura. Tales rasgos permitirán, más adelante, agrupar regiones similares en una

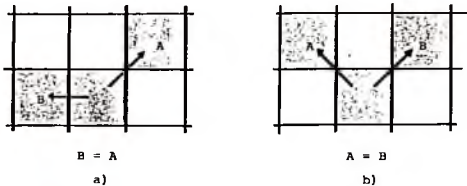


Figura 2.6. Definición de equivalencias entre regiones en el proceso de etiquetamiento.

sola clase.

No todas las regiones extraídas en la fase anterior se consideran en la extracción de rasgos. Las regiones con una área muy pequeña se consideran como regiones ruidosas y son eliminadas. Asimismo, las regiones adyacentes a una de las fronteras de la imagen se consideran como primitivos incompletos y también son eliminadas.

Los rasgos que se calculan sobre las regiones resultantes son: área, longitud del perímetro, orientación del eje mayor, extensión, elongación y número de Euler. El área y la longitud del perímetro son rasgos que tienen que ver con el tamaño del primitivo. Por su parte, la orientación del eje mayor, extensión y elongación dan información acerca de la forma a nivel global del primitivo. Por último, el número de Euler es un rasgo que tiene que ver con la conectividad o adyacencia de los puntos que pertenecen al primitivo [Ball82 y Pavl78].

La extracción de los rasgos se puede realizar en dos barridos de la imagen. No obstante, no se requieren barridos adicionales, ya que, el cálculo de los rasgos se puede realizar paralelamente a la extracción de regiones conectadas.

En las definiciones que se dan a continuación se considera una imagen f con una región dada por el subconjunto S con valores de 1 en cada punto de S y valores 0 en puntos que no pertenecen a

S.

Area. Es el número total de puntos de la región.

$$\text{AREA} = A = \sum_i \sum_j f(i,j) \quad (2.5)$$

Longitud del perímetro. La longitud del perímetro es el número de puntos de una región adyacentes a algún punto fuera de ella.

Orientación del eje mayor. El eje mayor es el eje alrededor del cual los puntos de la región tienen la inercia menor. Para calcular la orientación del eje mayor se calcula inicialmente el centroide de la región. Este se determina por,

$$\begin{aligned} i_0 &= (1/A) \sum_i i f(i,j) \\ j_0 &= (1/A) \sum_j j f(i,j) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Se calculan los coeficientes a, b y c como sigue

$$\begin{aligned} a &= \sum_i \sum_j f(i,j)(i-i_0)^2 \\ b &= \sum_i \sum_j f(i,j)(i-i_0)(j-j_0) \\ c &= \sum_i \sum_j f(i,j)(j-j_0)^2 \end{aligned} \quad (2.7)$$

Se puede demostrar que la orientación del eje mayor θ_0 se obtiene como sigue

$$\theta_0 = (1/2) \tan^{-1} (2b/(a-c)) \quad (2.8)$$

Extension. La extensión de una región se obtiene dividiendo la suma de los momentos de inercia mínimo y máximo por el cuadrado del área. La extensión da una medida de qué tan dispersos están los puntos de una región. Se puede probar que

$$I_{\max} + I_{\min} = a + c$$

$$I_{\max} - I_{\min} = [b^2 + (a-c)^2]^{1/2} \quad (2.9)$$

donde, I_{\max} e I_{\min} son los momentos de inercia máximo y mínimo, respectivamente. De esta manera la extensión se calcula como

$$\text{Extensión} = \frac{I_{\max} + I_{\min}}{(\text{Area})^2} = \frac{(a + c)}{A^2} \quad (2.10)$$

Elongación. La elongación se obtiene dividiendo la diferencia de los momentos de inercia máximo y mínimo por la suma de ellos.

$$\text{Elongación} = \frac{I_{\max} - I_{\min}}{I_{\max} + I_{\min}} = \frac{[b^2 + (a-c)^2]^{1/2}}{(a + c)} \quad (2.11)$$

Numero de Euler. El número de Euler de una región es igual a uno menos el número de agujeros que tiene la región. Se puede probar [Rose82] que para una conectividad de 8 vecinos,

$$\text{Número de Euler} = (1/4) (v - t - 2d) \quad (2.12)$$

donde v , t y d son los valores que se indican a continuación

Patrón	Número de patrones de este tipo
1 0 0 1 0 0 0 0	
0 0 , 0 0 , 1 0 o 0 1	v
1 0 0 1	
0 1 o 1 0	d
0 1 1 0 1 1 1 1	
1 1 , 1 1 , 0 1 o 1 0	t

2.3.1 CLASIFICACION DE PRIMITIVOS

Después de la extracción de rasgos cada primitivo se

representa por una lista de rasgos o atributos. En otras palabras, cada primitivo puede ser considerado como un punto en un espacio de 6 dimensiones. Los puntos que representan primitivos similares serán cercanos uno a otro en este espacio y todas las regiones similares entre sí, formarán agrupamientos de puntos en este mismo espacio. Así, para clasificar las diversas regiones en clases de similitud se aplica una técnica de detección de agrupamientos.

Un procedimiento de detección de agrupamientos produce una descripción de un conjunto de muestras en términos de agrupamientos de muestras que poseen similitudes internas fuertes. Sin embargo, para lograr esto se debe definir que se entiende por un agrupamiento natural. Esto involucra dos problemas separados: ¿cómo se debe medir la similitud entre muestras? y ¿cómo se debe evaluar una partición de un conjunto de muestras en agrupamientos?

Detección de agrupamientos.

La medida de similitud utilizada para agrupar primitivos es simplemente la distancia euclidiana entre sus puntos de atributos. A fin de que cada uno de los rasgos contribuya en igual forma a la detección de agrupamientos, ellos son normalizados para tener valores entre 0 y 1. El esquema de detección de agrupamientos utilizado aquí se llama construcción de conjuntos muestra adaptivos y se debe a Sebestyen [Sebe62]. El algoritmo se describe a continuación.

Algoritmo 2.2. Detección de agrupamientos en un conjunto de datos dado.

Sea $X = \{ x_1, x_2, \dots, x_n \}$ un conjunto de muestras y sea T un valor de umbral positivo.

Paso 1. Iniciar $i = 1$, x_i se asigna a la clase $j = 1$, con el vector promedio de la clase 1, $m_1 = x_1$. En este momento la clase 1 se identifica por el par $(m_1, n_1) = (x_1, 1)$. En general, la clase j se identifica por el par (m_j, n_j)

donde, m_j es el vector promedio y n_j es el número de elementos de la clase.

Paso 2. Hacer $i \leftarrow i + 1$. Si $\|x_i - m_h\| = \min_k \|x_i - m_k\| \leq T$ para $k = 1, \dots, j$ y $1 \leq h \leq j$, entonces, x_i se asigna a la clase h y los parámetros de la clase se actualizan de la siguiente manera:

$$m_h = m_h + \frac{x_i - m_h}{1 + n_h}$$

$$n_h = n_h + 1$$

Si $\min_k \|x_i - m_k\| > T$ para todo $1 \leq k \leq j$, entonces, x_i se asigna a una nueva clase, es decir, se hace $j = j + 1$, $m_j = x_i$ y $n_j = 1$.

Paso 3. Repetir el Paso 2 hasta que $i = n$.

Optimización de agrupamientos.

Una vez que se han detectado los agrupamientos es posible evaluar la partición del conjunto de datos. Suponga que las n muestras del conjunto X se han dividido en c clases disjuntas, X_1, X_2, \dots, X_c . Para evaluar la partición se puede usar una función criterio que mida la calidad de la partición de los datos. La función criterio usada aquí es la suma de los errores cuadráticos [Duda73]. Sea n_i el número de muestras en X_i y sea m_i la media de esas muestras.

$$m_i = \frac{1}{n_i} \sum_{x \in X_i} x \quad (2.13)$$

La suma de los errores cuadráticos se define como.

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{x \in X_i} \|x - m_i\|^2 \quad (2.14)$$

El valor de J depende de cómo se agrupan las muestras en los

agrupamientos y una partición óptima se define como aquella que minimiza el valor de J_* .

El enfoque usado para buscar una partición óptima es una optimización iterativa. La función criterio J_* puede expresarse como sigue:

$$J_* = \sum_{i=1}^c J_i \quad (2.15)$$

donde,

$$J_i = \sum_{x \in X_i} \|x - m_i\|^2 \quad (2.16)$$

y m_i es como se definió en (2.13).

Si la muestra x , asignada actualmente a la clase X_i se mueve tentativamente a la clase X_j , entonces, se puede probar que m_j cambia a

$$m_j^* = m_j + \frac{x - m_j}{n_j + 1} \quad (2.17)$$

y J_j se incrementa a

$$J_j^* = J_j + \frac{n_j}{n_j + 1} \|x - m_j\|^2 \quad (2.18)$$

Bajo la suposición que $n_i \neq 1$, un cálculo similar muestra que m_i cambia a

$$m_i^* = m_i - \frac{x - m_i}{n_i - 1} \quad (2.19)$$

y J_i se decrementa a

$$J_i^* = J_i - \frac{n_i}{n_i - 1} \|x - m_i\|^2 \quad (2.20)$$

Así la transferencia de x de X_i a X_j se hace si el decremento en J_i es mayor que el incremento en J_j . Esto es cuando

$$\frac{n_i}{n_i - 1} \|x - m_i\|^2 > \frac{n_j}{n_j + 1} \|x - m_j\|^2 \quad (2.21)$$

Cuando el reasignamiento es provechoso, éste se realiza para el cual $\frac{n_j}{n_j + 1} \|x - m_j\|^2$ es mínimo.

Algoritmo 2.3 Optimización de agrupamientos usando la función de error cuadrático mínimo.

Dada la partición de $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ en c subconjuntos.

Paso 1. Calcular J_0 y las medias m_1, \dots, m_c .

Hacer $l = 1$.

Paso 2. Seleccionar la muestra siguiente x_l . Supongamos que $x_l \in X_i$.

Si $n_i = 1$, ir al Paso 4. Si no, calcular

$$\rho_j = \begin{cases} \frac{n_j}{n_j + 1} \|x - m_j\|^2 & j \neq i \\ \frac{n_i}{n_i - 1} \|x - m_i\|^2 & j = i \end{cases}$$

Paso 3. Si $\rho_i > \rho_h = \min_j \rho_j$, entonces, hacer

$$J_0 = J_0 - (\rho_i - \rho_h)$$

$$m_i = m_i - \frac{x - m_i}{n_i - 1} \quad n_i = n_i - 1$$

$$m_h = m_h + \frac{x - m_h}{n_h + 1} \quad n_h = n_h + 1$$

Paso 4. Si J_0 no ha cambiado en n iteraciones, entonces, termina.

En caso contrario hacer $l \leftarrow l \bmod n + 1$ e ir al Paso 2.

2.3.4 LOCALIZACION DE PRIMITIVOS DOMINANTES

La clasificación de regiones proporciona ya un conjunto de primitivos que pertenecen a la clase dominante. Sin embargo, puede haber primitivos dominantes que no hayan sido detectados como tales por la clasificación de regiones. Por ejemplo, debido a la segmentación se pueden conectar varias regiones formando una región más grande o, por el contrario, una región se puede dividir en dos o más regiones desconectadas.

Esta fase tiene como objetivo localizar aquellos primitivos dominantes que fueron ignorados en la clasificación de regiones. Esto se logra mediante un proceso de comparación de plantillas que representa el primitivo dominante en la imagen binaria (template matching).

El proceso de comparación de plantillas involucra necesariamente una medida de similaridad. Esto es una función que determine el grado de similaridad de la plantilla en un punto dado de la imagen.

Una medida de similaridad comúnmente utilizada es la correlación cruzada entre la plantilla y la imagen. El problema de comparar una plantilla f con una imagen g , puede resolverse moviendo f en todas las posiciones relativas posibles a g y calcular

$$\iint_{\mathcal{A}} f(x,y) g(x+u,y+v) dx dy \quad (2.22)$$

para cada corrimiento (u,v) . Aquí se asume tácitamente que f es pequeña comparada con g , es decir, f es cero fuera de una región pequeña \mathcal{A} y se está interesado en comparar la parte diferente de cero de f contra g .

Puesto que f es cero fuera de la región \mathcal{A} , la expresión (2.22) se puede reescribir como

$$\int_{-\alpha}^{\alpha} f(x,y) g(x+u,y+v) dx dy \quad (2.23)$$

lo cual es justamente la *correlación cruzada* C_{fg} entre f y g .

Para el caso en que tanto la plantilla como la imagen son binarios, el cálculo de la función de similaridad puede simplificarse grandemente. Sean 0 y 1 los valores de la imagen y de la plantilla. Entonces, $\iint f g$ es solo el área del conjunto de puntos en donde tanto f como g tienen valor 1. Sea f' el negativo de la plantilla, el cual es 0 cuando f es 1 y viceversa. $\iint f' g$ es solo el área del conjunto de puntos en donde f' y g son ambos 1, es decir, donde f es 0 y g es 1. Consideremos ahora

$$\iint (f-f') g = \iint f g - \iint f' g \quad (2.24)$$

Esta integral toma su valor más grande cuando suceden los dos casos siguientes:

1. $g = 1$ cada vez que $f = 1$, así que el término positivo es tan grande como sea posible (el área del conjunto de puntos donde $f = 1$).
2. $g = 0$ cada vez que $f = 0$ (es decir, g nunca es 1 cuando $f' = 1$), así que el término negativo es cero.

De esta manera, $\iint (f-f') g$ se maximiza cuando f y g coinciden exactamente. De estas consideraciones se sigue que se pueden hallar las posiciones de similaridad de f en la imagen g tomando la correlación cruzada de $f-f'$ con g y buscando los máximos. Note que $f-f'$ es una imagen binaria con valor 1 cuando $f = 1$ y con valor -1 cuando $f = 0$. Un punto se considera como la ocurrencia de una plantilla cuando $C_{(f-f')g}$ tiene un valor superior a un nivel de umbral predeterminado.

Aún cuando el cálculo de la función de similaridad se ha simplificado grandemente, la búsqueda de las posiciones de similaridad entre una plantilla y una imagen es un proceso que consume mucho tiempo. Este proceso puede ser reducido si se

desarrollan pruebas rápidas y no costosas para determinar posiciones o regiones en donde se tenga con cierta probabilidad un alto grado de similitud, de tal forma que, no sea necesario buscar una ocurrencia en cada posición posible. Más aún, si la plantilla f es altamente correlacionada, habrá buenas ocurrencias de ella en la imagen g en la vecindad de cualquier ocurrencia ideal, en otras palabras, los picos de la correlación cruzada $C_{(f \rightarrow g)}$ serán relativamente suaves y abiertos, en lugar de ser abruptos.

Tomando en cuenta lo anterior, el proceso de comparación (localización de primitivos dominantes) se realiza primero, calculando $C_{(f \rightarrow g)}$ en una malla de puntos espaciada y luego se busca por ocurrencias mejores en la vecindad de aquellos puntos de la malla para los cuales $C_{(f \rightarrow g)}$ toma un valor alto [Rose77 y Vand77]. La búsqueda sobre las vecindades se hace aplicando una técnica de ascensión de montañas. El proceso inicia en una posición de la malla en la cual $C_{(f \rightarrow g)}$ tiene un valor superior al 50% del área de la plantilla. La búsqueda continúa en aquellos vecinos inmediatos del punto que se está considerando, en los cuales se presenta un incremento de $C_{(f \rightarrow g)}$. La búsqueda termina al encontrar un punto en el cual todos sus vecinos inmediatos tienen un valor de $C_{(f \rightarrow g)}$ menor al suyo.

Algoritmo 2.4 Método de ascensión de montañas para encontrar el punto de mayor correlación $C_{(f \rightarrow g)}$ entre una imagen binaria g y una plantilla f .

Sea (x_0, y_0) el punto inicial de búsqueda.

Paso 1. Hacer $(x, y) = (x_0, y_0)$ y $\rho = C_{(f \rightarrow g)}(x_0, y_0)$

Paso 2. Para todos los 8-vecinos de (x, y) , (x_i, y_i) $i = 1, \dots, 8$ calcular $\rho_i = C_{(f \rightarrow g)}(x_i, y_i)$. Sea $\rho_h = \max \rho_i$.

Si $\rho > \rho_h$, entonces, termina con la posición (x, y) y ρ_0 .

Paso 3. Hacer $\rho = \rho_h$. Para cada i , tal que, $\rho_i = \rho_h$, hacer $(x, y) =$

(x_i, y_i) e ir al Paso 2.

2.4 EXTRACCION DE LAS REGLAS DE COLOCACION

El resultado de la localización de primitivos es una lista de las posiciones de los centros de los primitivos dominantes en el plano de la imagen en dos dimensiones (2D). El objetivo principal de esta parte es caracterizar la relación espacial de esos primitivos.

Ha sido probado por Connors y Harlow [Conn80] que las texturas regulares y semirregulares siguen una estructura de paralelogramo periódico. Una estructura de paralelogramo periódico en el plano de dos dimensiones se define completamente por un par de vectores bidimensionales, (a, b) . Este par de vectores define una base en el plano, es decir, cualquier punto en el plano bidimensional puede ser expresado como una combinación lineal de estos dos vectores. Un par de vectores no colineales define, geoméricamente, una retícula como la que se muestra en la figura 2.7.

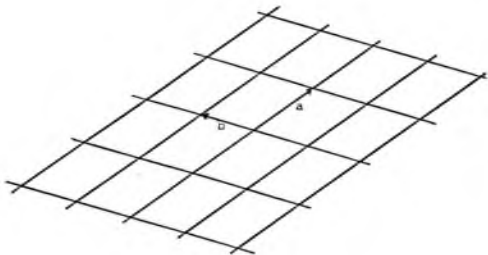


Figura 2.7. Estructura periódica de paralelogramo definida por los vectores a y b .

2.4.1 SELECCION DEL LOS PARAMETROS DEL MODELO DE PARALELOGRAMO

Las reglas de colocación se definen por los parámetros que determinan un modelo de la estructura periódica de paralelogramo. Los parámetros de dicho modelo son cuatro: a , b , σ_x^2 y σ_y^2 . Los vectores a y b definen la estructura ideal del paralelogramo. Las variancias σ_x^2 y σ_y^2 determinan el grado de aleatoriedad con que se distorsiona la distribución de los primitivos dominantes en una textura real de su distribución de paralelogramo periódico ideal.

El proceso de obtención de los parámetros se describe a continuación.

Para cada primitivo dominante se obtienen los vectores de desplazamiento a sus 8-vecinos más cercanos (El problema de encontrar los m -vecinos más cercanos a un punto dado aparece en varias ocasiones en este trabajo. La solución utilizada aquí se presenta en el anexo A). Todos esos vectores se trasladan al origen a fin de que todos ellos inicien en el origen del plano bidimensional. En este momento, cada vector puede ser representado por un punto en el plano.

Si la distribución de los primitivos dominantes es aleatoria, entonces, los puntos que representan a los vectores de posiciones relativas no formarán agrupamientos significativos. Si, por el contrario, la distribución es no aleatoria, entonces, los puntos formarán agrupamientos. A fin de detectar los agrupamientos que se forman, se aplica una técnica de detección de agrupamientos similar a la utilizada en la clasificación de primitivos (sección 2.3.3). La medida de similaridad entre dos puntos es simplemente la distancia euclidiana entre ellos. El valor de umbral entre agrupamientos que se usa es la mitad del promedio de distancias que existen entre pares de primitivos dominantes más cercanos.

El proceso de detección de agrupamientos dá como resultado una lista que contiene la posición de cada agrupamiento, el número de elementos del agrupamiento y sus variancias tanto en la dirección vertical como en la horizontal.

De los agrupamientos más poblados se seleccionan los dos cuyos centros son los más cercanos al origen y que tiene un ángulo mayor o igual a 25° . De esta manera los vectores (a,b) que definen la estructura periódica de paralelogramo, están definidos por los centros de dichos agrupamientos.

Los parámetros σ_x^2 y σ_y^2 son los valores de variancia promedio en las direcciones horizontal y vertical, respectivamente, de las variancias respectivas en los agrupamientos que determinan a y b.

2.4.2 PRUEBA DE REGULARIDAD DE UNA TEXTURA

Una vez que se han seleccionado el par de vectores de la estructura de paralelogramo, se efectúa una prueba a fin de determinar la regularidad de la textura bajo análisis. Esta se realiza comparando los puntos de la retícula del paralelogramo periódico con los centros de los agrupamientos detectados en la fase anterior. Si existe un alto grado de similitud, la textura bajo estudio es una textura regular.

Para determinar la regularidad de una textura se calcula el promedio de errores cuadráticos entre los centros de los agrupamientos y sus vecinos de la retícula más cercanos.

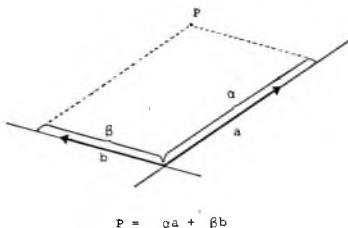


Figura 2.8. Representación geométrica de las coordenadas en la base (a,b) de un punto.

Sea P un punto en el plano y sea (α, β) su representación en la base (\mathbf{a}, \mathbf{b}) . α es la proyección de P sobre el vector \mathbf{a} en dirección del vector \mathbf{b} ; α está dado en unidades de $\|\mathbf{a}\|$. Similarmente, β es la proyección de P sobre \mathbf{b} en la dirección de \mathbf{a} , y está dado en unidades de $\|\mathbf{b}\|$ (figura 2.8). Así el punto de la retícula, $P' = (\alpha', \beta')$, más cercano a P , se puede encontrar como el redondeo de (α, β) a sus valores enteros más cercanos. Para α y β positivos, estos pueden encontrarse mediante,

$$(\alpha', \beta') = ([\alpha+0.5], [\beta+0.5]) \quad (2.25)$$

donde, $[x]$ significa el entero más grande que no excede a x . Es fácil obtener la expresión para cuando α o β son negativos.

Sean C_i , $i = 1, \dots, m$, los centros de los m agrupamientos más poblados y sean C'_i los puntos de la retícula más cercanos a los centros respectivos. Se calcula

$$\varphi = (1/m) \sum_{i=1}^m \|C_i - C'_i\|^2 \quad (2.26)$$

Si $\varphi > 0.25$ entonces, se decide que los agrupamientos no guardan una estructura regular. Si $\varphi \leq 0.25$, se considera que los agrupamientos presentan una estructura regular.

2.5 SELECCION DEL SUBPATRON REPETITIVO BASICO

Para completar la descripción de una textura regular, es necesario indicar el subpatrón repetitivo básico de la textura. El subpatrón repetitivo básico es el área de la imagen que contiene los los primitivos de la textura que al repetirse periódicamente forman la textura regular.

La selección del subpatrón repetitivo básico se extrae de la imagen de niveles de gris resultado del preprocesamiento. La selección se basa en la distribución de los primitivos dominantes. El subpatrón que tiene una relación espacial con los primitivos dominantes más cercana a la estructura espacial de la textura ideal se selecciona como el subpatrón repetitivo básico de la

textura.

La frontera del subpatrón se acota por el paralelogramo formado por los puntos medios de las líneas del centro del patrón a los centros de sus cuatro vecinos inmediatos.

El centro del subpatrón repetitivo básico se elige como el centro del primitivo dominante que mantiene una estructura de paralelogramo más cercana a la estructura ideal del paralelogramo. Para determinar lo anterior, se compara la estructura de paralelogramo en cada primitivo dominante considerando sus 8 vecinos más cercanos. El primitivo que proporciona el mayor grado de similitud se elige como centro del subpatrón repetitivo básico.

El cálculo del grado de similitud se basa en la prueba de regularidad de la sección 2.4.2. Sin embargo, aquí se pueden presentar huecos en la estructura del paralelogramo (figura 2.9). Para compensar este hecho se desarrolla una medida de disimilitud entre la estructura de paralelogramo y un primitivo dominante y sus 8 vecinos más cercanos.

Sea $P_0 = (x_0, y_0)$ el centro de un primitivo dominante. Sean P_i

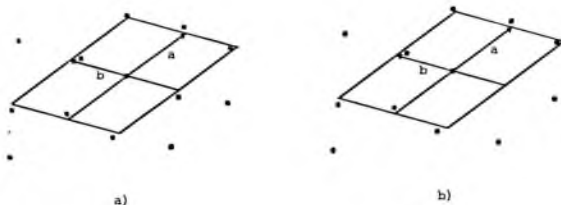


Figura 2.9. La estructura del paralelogramo periódico se superpone mejor en el conjunto de puntos a) que en b). Nótese que los puntos de a) son los mismos que los de b) con excepción de uno que representa un hueco en la estructura de paralelogramo.

$= (x_i, y_i)$, $i = 1, \dots, m$, los centros de los primitivos dominantes que son los m -vecinos más cercanos al primitivo P_0 . Sean $Q_i = P_i - P_0$, la traslación de los vecinos de tal forma que, P_0 quede en el origen. Para cada punto Q_i se determinan las coordenadas, (α_i, β_i) , en la base (a, b) . Para cada punto Q_i se encuentra, también, el punto de la retícula, $Q'_i = (\alpha'_i, \beta'_i)$, más cercano a él. El grado de disimilaridad de la estructura de paralelogramo en el primitivo P_0 se mide por

$$\delta = \sum_{i=1}^k \|Q_i - Q'_i\|^2 + \max(\alpha'_i, \beta'_i) \quad (2.27)$$

Dependiendo del número de posiciones libres que haya en la estructura, $\max(\alpha'_i, \beta'_i)$ incrementa el grado de disimilaridad. El punto con el menor valor de δ se selecciona como el centro del subpatrón repetitivo básico.

CAPITULO 3

SINTESIS DE TEXTURAS

En este capítulo se muestra cómo, a partir de la descripción de una textura, se pueden sintetizar imágenes con patrones que correspondan a una textura dada. La parte de síntesis de texturas no se propone como un esquema general para sintetizar texturas arbitrarias sino más bien como un medio para verificar la eficiencia del analizador para obtener la descripción de una textura regular dada.

La síntesis de texturas se basa fundamentalmente en el subpatrón repetitivo básico de la textura y en las reglas de colocación caracterizadas por los parámetros del modelo del paralelogramo.

Como se muestra en la figura 3.1, la síntesis de texturas es un proceso de dos pasos. En el primer paso, se efectúa una partición del área de la imagen en cuadriláteros disjuntos, de tal forma que, se sigan los parámetros de distribución del modelo del paralelogramo. En el segundo paso, el subpatrón repetitivo básico de la textura se deforma, de tal manera que, llene exactamente en



Figura 3.1. Diagrama de bloques de la síntesis de texturas.

forma y tamaño cada cuadrilátero de la imagen.

3.1 GENERACION DE LA PARTICION DEL AREA DE IMAGEN

El problema de esta sección es dada una area de imagen, generar una partición en areas cuadrangulares y que obedezca ciertas reglas de distribución.

La generación de la partición del area de imagen se hace basada en los parámetros del modelo del paralelogramo. En primer lugar, se genera un arreglo de puntos en el plano el cual se contruye a partir del par de vectores (a,b) de la base que define la estructura del paralelogramo ideal. Este patrón ideal de puntos se transforma a un patrón más realista moviendo cada punto del arreglo con un desplazamiento aleatorio de acuerdo a los valores σ_x^2 y σ_y^2 del modelo del paralelogramo, bajo la suposición de una distribución gaussiana.

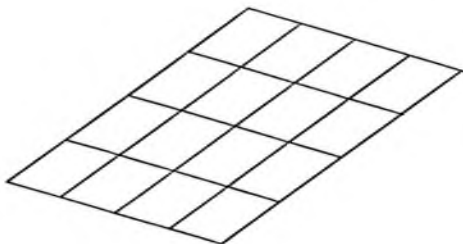
El patrón de puntos distorsionado tiene la misma media y variancia de las posiciones relativas entre los puntos distorsionados y los puntos ideales que las del análisis de los centros de los primitivos dominantes. El patrón de puntos ideal forma una retícula en el plano y el patrón distorsionado parte el plano en areas cuadrangulares.

Un punto (x,y) se puede distorsionar haciendo

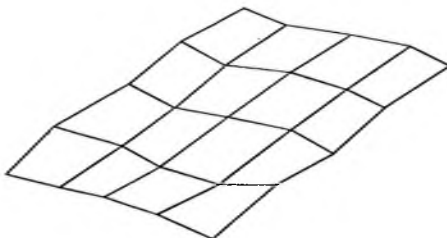
$$\begin{aligned}x &\leftarrow x + \Delta_x \\y &\leftarrow y + \Delta_y\end{aligned}\tag{3.1}$$

donde, Δ_x es un desplazamiento aleatorio obtenido con una distribución normal con media 0 y variancia σ_x^2 . Similarmente, Δ_y se obtiene bajo una distribución normal con media 0 y variancia σ_y^2 .

Cada cuatro puntos del arreglo, adyacentes uno a uno, define un cuadrilátero. La figura 3.2a muestra la generación de una partición ideal. La figura 3.2b muestra una distorsión del patrón de la figura 3.2a.



a)



b)

Figura 3.2 a) Partición ideal. b) Partición distorsionada.

3.2 SINTESIS DE SUBPATRONES

En esta fase el subpatrón repetitivo básico se mapea a cada uno de los cuadriláteros formados por el arreglo de puntos. De esta manera, el problema general de esta segunda fase es mapear los puntos de una región de entrada de una imagen a una región de salida. En nuestro caso, ambas regiones son cuadriláteros y la región de entrada tiene además la propiedad de ser un paralelogramo. El problema mencionado puede verse como una

operación geométrica aplicada a una imagen.

Toda operación geométrica requiere la especificación de una transformación geométrica que indique el movimiento de cada punto de la imagen de su posición inicial a su posición final.

Existen dos enfoques que se pueden adoptar cuando se implanta una transformación geométrica de una imagen. Se puede pensar que en la operación geométrica se transfieren los valores de nivel de gris de cada punto, de una imagen de entrada a una imagen de salida. Desde el punto de vista contrario, la operación geométrica se puede ver como un mapeo de los puntos de la imagen de salida a puntos de la imagen de entrada. Este último enfoque se puede ver como un procedimiento de llenado de la imagen de salida.

El segundo enfoque puede ser más adecuado cuando existen diferencias notables entre el área de la imagen de entrada y el área de la imagen de salida. Por ejemplo, cuando se aplica una operación de ampliación de la imagen de entrada, el primer enfoque dejará huecos en la imagen de salida. Cuando la operación es de reducción, el primer enfoque calculará el nivel de gris de un mismo punto de salida en ocasiones repetidas.

En ambos enfoques surge el problema que coordenadas enteras, (coordenadas que representan un punto de la imagen) se mapean, en general, a coordenadas no enteras. De esta manera, es necesario establecer un método de interpolación para determinar el nivel de gris en las coordenadas fraccionales.

3.2.1 TRANSFORMACION GEOMETRICA ENTRE CUADRILATEROS

La transformación geométrica que se requiere especificar es aquella que transforma un paralelogramo a un cuadrilátero. Esta transformación deberá preservar la continuidad de una imagen de entrada y las líneas rectas presentes en ella. Así que, los aristas del paralelogramo se mapearán a aristas del cuadrilátero.

La definición general de una operación geométrica se puede

establecer como

$$g(x,y) = f(x',y') = f(p(x,y), q(x,y)) \quad (3.2)$$

donde, f es la imagen de entrada y g es la imagen de salida. Las funciones p y q especifican unívocamente la transformación espacial. Si p y q son continuas, la conectividad dentro de la imagen de entrada se preserva.

La transformación geométrica utilizada aquí se establece mediante una parametrización del cuadrilátero que representa la región de salida. Como se ilustra en la figura 3.3, sea Q_i , $i = 1, \dots, 4$, una numeración de los vértices del cuadrilátero Q de forma tal que, sus lados sean $\overline{Q_1 Q_2}$, $\overline{Q_2 Q_3}$, $\overline{Q_3 Q_4}$ y $\overline{Q_4 Q_1}$.

Sea $Q = (x,y)$ un punto dentro del cuadrilátero. La parametrización de Q dentro de Q está dada por los valores $t, s \in [0,1]$ donde,

$$Q = t \cdot (S_2 - S_1) + S_1 \quad (3.3)$$

para

$$S_1 = s \cdot (Q_2 - Q_1) + Q_1 \quad (3.4)$$

$$S_2 = s \cdot (Q_3 - Q_4) + Q_4 \quad (3.5)$$

Expandiendo la expresión (3.3),

$$\begin{aligned} Q &= t \cdot [(s \cdot (Q_3 - Q_4) + Q_4) - (s \cdot (Q_2 - Q_1) + Q_1)] + (s \cdot (Q_2 - Q_1) + Q_1) \\ &= t \cdot [(s \cdot (Q_3 - Q_2 + Q_4 - Q_1) + (Q_4 - Q_1)) + s \cdot (Q_2 - Q_1) + Q_1 \end{aligned} \quad (3.6)$$

La ecuación (3.6) se puede usar para encontrar los parámetros t, s del punto Q dentro del cuadrilátero. Esta ecuación proporciona un sistema de dos ecuaciones no lineales. Despejando el valor de t en las dos ecuaciones se obtiene

$$t = \frac{s \cdot (x_1 - x_2) + (x - x_1)}{s \cdot (x_1 - x_2 + x_3 - x_4) + (x_4 - x_1)} \quad (3.7)$$

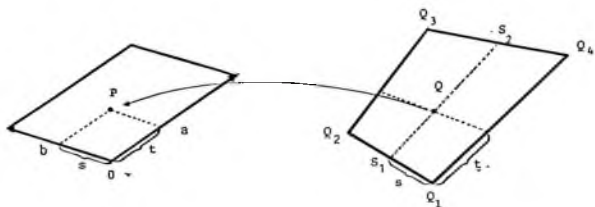


Figura 3.3. Transformación de un paralelogramo a un cuadrilátero mediante parametrización.

$$t = \frac{s \cdot (y_1 - y_2) + (y - y_1)}{s \cdot (y_1 - y_2 + y_3 - y_4) + (y_4 - y_1)} \quad (3.8)$$

Resolviendo para s se puede encontrar la siguiente ecuación de segundo grado

$$A \cdot s^2 + B \cdot s + C = 0$$

donde,

$$\begin{aligned} A &= (x_1 - x_2) \cdot (y_1 - y_2 + y_3 - y_4) - (y_1 - y_2) \cdot (x_1 - x_2 + x_3 - x_4) \\ B &= (x - x_1) \cdot (y_1 - y_2 + y_3 - y_4) - (y - y_1) \cdot (x_1 - x_2 + x_3 - x_4) + \\ &\quad (x_1 - x_2) \cdot (y_4 - y_1) - (y_1 - y_2) \cdot (x_4 - x_1) \\ C &= (x - x_1) \cdot (y_4 - y_1) - (y - y_1) \cdot (x_4 - x_1) \end{aligned} \quad (3.9)$$

De las dos soluciones de s en (3.9) se selecciona aquella cuyo valor esté en $[0,1]$ y se sustituye en cualquiera de las ecuaciones (3.7) o (3.8) para encontrar el valor de t .

Se puede ver que sólo un número limitado de factores depende del punto $Q = (x,y)$, así que el costo computacional de la búsqueda

de los coeficientes de la parametrización, s y t , puede ser reducido.

Una vez que se han calculado los parámetros de un punto Q en un cuadrilátero Q , se puede encontrar de una manera fácil el punto P que le corresponde en el paralelogramo \mathcal{P} (figura 3.3).

Sea $C = (c_x, c_y)$ el centro del subpatrón repetitivo básico del paralelogramo \mathcal{P} definido por el par de vectores (a,b) , y sea $O = (o_x, o_y)$ el vértice del paralelogramo con desplazamiento $(-0.5, 0.5)$, en coordenadas de la base (a,b) , del centro del subpatrón (figura 3.3).

Si (s,t) son las coordenadas de parametrización del punto Q , P se puede encontrar mediante

$$P = s \cdot a + t \cdot b + O \quad (3.10)$$

3.2.2 METODO DE INTERPOLACION DE LOS NIVELES DE GRIS

Como se mencionó previamente, los puntos de salida se mapean a posiciones fraccionales entre cuatro puntos de la región de entrada, como se muestra en la figura 3.4. Por esta razón, se requiere hacer una interpolación para determinar el nivel de gris del punto de salida.

El esquema de interpolación más simple es el, así llamado.

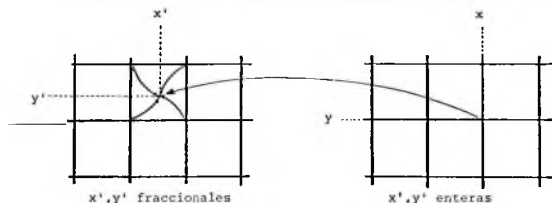


Figura 3.4. Transformación de un punto en coordenadas enteras de una imagen de salida a un punto en coordenadas fraccionales en la imagen de entrada.

esquema de orden cero o del vecino más cercano. En este caso, el nivel de gris de salida se toma como el del punto de entrada más cercano a la posición de la cual se mapea. Este método es computacionalmente simple y produce resultados aceptables. Sin embargo, puede introducir artefactos con una estructura fina y con cambios significativos sobre una unidad de espaciamiento entre puntos (aliasing) [Cast79].

Una interpolación de primer orden produce resultados más deseables con un ligero incremento en la complejidad de la programación y tiempos de ejecución.

Sea $f(x,y)$ una función de dos variables y supongamos por simplicidad que la función se conoce en los valores $(0,0)$, $(1,0)$, $(0,1)$ y $(1,1)$, los vértices del cuadrado unitario. Supongamos que se desea establecer, por interpolación, el valor de $f(x,y)$ en un punto arbitrario del cuadrado. Esto se logrará llenando un paraboloides hiperbólico definido por la ecuación bilineal,

$$f(x,y) = a \cdot x + b \cdot y + c \cdot x \cdot y + d \quad (3.11)$$

a través de los cuatro valores conocidos. Los cuatro coeficientes a , b , c , y d se eligen de manera que $f(x,y)$ cumpla con los valores conocidos en las cuatro esquinas.

Siguiendo la figura 3.5, si se interpola entre los dos puntos superiores, se establece el valor

$$f(x,0) = f(0,0) + x \cdot [f(1,0) - f(0,0)] \quad (3.12)$$

y, similarmente con los puntos inferiores

$$f(x,1) = f(0,1) + x \cdot [f(1,1) - f(0,1)] \quad (3.13)$$

Finalmente, si se interpola verticalmente se obtiene el valor

$$f(x,y) = f(x,0) + y \cdot [f(x,1) - f(x,0)] \quad (3.14)$$

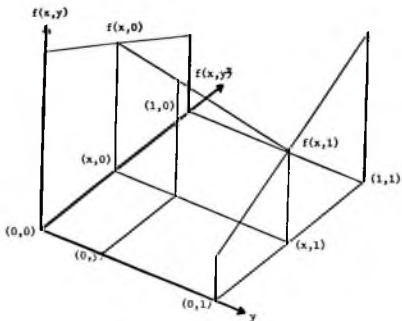


Figura 3.5. Interpolación sobre el cuadrado unitario.

Sustituyendo las ecuaciones (3.12) y (3.13) en (3.14), expandiendo y agrupando términos se obtiene el valor de interpolación

$$f(x,y) = [f(1,0) - f(0,0)] \cdot x + [f(0,1) - f(0,0)] \cdot y + [f(0,0) - f(1,0) - f(0,1) + f(1,1)] \cdot x \cdot y + f(0,0) \quad (3.15)$$

Las ecuaciones (3.12), (3.13) y (3.14) sugieren una manera económica de calcular el valor de interpolación. En ellas se involucran únicamente 6 sumas y 3 multiplicaciones.

3.2.3 PROCEDIMIENTO DE LLENADO DE POLIGONOS

El mapeo de los puntos de salida a los puntos de entrada se puede ver como un proceso de llenado de la región de salida. Un procedimiento de llenado de una región debe determinar todos los puntos que pertenecen a la región y asignarles su valor de llenado.

El algoritmo utilizado para llenado de regiones se conoce con el nombre de *línea de barrido* (scan line) [Foley82]. La estrategia básica del algoritmo es llenar una región renglón por renglón, punto por punto. Aún cuando el algoritmo se aplica para regiones

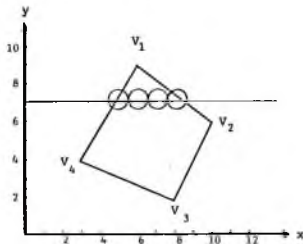


Figura 3.6. Llenado de un cuadrilátero.

poligonales arbitrarias, aquí se aplica solo a cuadriláteros. Esto permite simplificar muchas operaciones.

Dado un cuadrilátero Q y una línea de barrido s , el problema es determinar los puntos que pertenecen a la parte interna del cuadrilátero. Como se puede ver en la figura 3.6, puede existir una secuencia de puntos de la línea de barrido que caen dentro del cuadrilátero. La secuencia puede ser llenada por un proceso de 3 pasos:

1. Hallar las dos intersecciones de la línea de barrido con las aristas del cuadrilátero.
2. Ordenar las dos intersecciones en la ordenada x en forma ascendente, (x_1, x_2) .
3. Llenar los puntos entre el par de intersecciones ordenadas.

Para prevenir ambigüedades en los pasos 1 y 2, se considera que las aristas horizontales no interseccionan a la línea de barrido y así ellas pueden ser eliminadas.

Existe un problema potencial en el proceso de ordenamiento y llenado. El número de intersecciones de la línea de barrido con

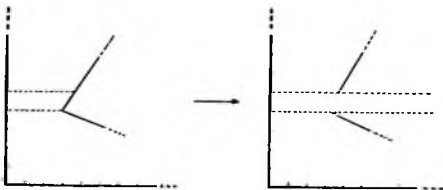


Figura 3.7. Recorte de aristas en vértices no extremos locales.

las aristas del cuadrilátero deben ser siempre 2 o 0. En vértices como V_1 en la figura 3.6, la línea de barrido $y = 9$ proporciona las intersecciones $x_1 = 6$ y $x_2 = 6$ y así no existe problema alguno. Sin embargo, en vértices como V_4 , la línea de barrido intersecciona tres aristas del cuadrilátero, a saber, $x_1 = 3$, $x_2 = 3$ y $x_3 = 9$. La solución es contar dos intersecciones en vértices que representan mínimos o máximos locales y contar solo una intersección en vértices de otro tipo. Un mínimo local ocurre en un vértice cuya coordenada y es menor que las coordenadas y de sus vértices adyacentes. De forma similar se define un máximo local. Una manera de asegurar que los vértices no extremos locales son interseccionados en solo una ocasión es recortando una de sus aristas incidentes. Como se muestra en la figura 3.7.

El cálculo de las intersecciones de la línea de barrido con las aristas del cuadrilátero puede ser un proceso lento. No obstante, se puede tomar ventaja de que las aristas que interseccionan a la línea de barrido $y = i$ lo harán muy probablemente también en la línea de barrido $y = i + 1$.

Sea x_i la intersección de una arista del cuadrilátero en la línea de barrido i . La intersección de la arista, x_{i+1} , en la línea de barrido $i+1$, se puede hallar mediante

$$x_{i+1} = x_i + \frac{1}{m} \quad (3.16)$$

donde m es la pendiente de la arista.

y_{max}	x	Δ_x	y_{min}
9	6	3/5	5
9	6	-4/3	7
6	10	4/2	2
4	3	-5/2	2

Figura 3.8. Tabla de aristas del cuadrilátero de la figura 3.5. Las aristas están ordenadas y algunas de ellas recortadas.

Lo anterior puede usarse para evitar cálculos y comparaciones innecesarias en el procedimiento de llenado.

El algoritmo de líneas de barrido crea una representación del cuadrilátero mediante una tabla de aristas., TA. Cada entrada en TA contiene las coordenadas, (x, y_{max}) , del vértice superior de la arista, el incremento, Δ_x , usado en pasar de una línea de barrido a otra y la coordenada y , y_{min} , del vértice inferior de la arista. La idea del algoritmo es, para cada línea de barrido, mantener las dos aristas activas, AC_1 y AC_2 , que la intersectan. La tabla de aristas se ordena de acuerdo a la coordenada y del vértice superior descendente. Si existen dos aristas con la misma coordenada y se considera, entonces, la coordenada x en forma ascendente. Si aún coinciden en dicha coordenada, se considera ahora el orden ascendente de los incrementos Δ_x de las dos aristas. La figura 3.8 presenta la tabla de aristas para el cuadrilátero de la figura 3.6.

Algoritmo 3.1. Algoritmo de líneas de barrido para llenado de un cuadrilátero.

Paso 1. Crear la tabla de aristas, TA. Hacer AC_1 y AC_2 igual a los dos primeras entradas de la tabla. Definir y como la coordenada y de AC_1 .

Paso 2.

2.1 Llenar los puntos que caen desde la coordenada x de AC_1 hasta la coordenada x de AC_2 .

2.2 Para cada AC_i , $i = 1, 2$, reemplazar x por $x + \Delta_x$. Esto coloca la intersección en la siguiente línea de barrido.

2.3 Si la coordenada y_{\max} de AC_i , $i = 1, 2$, es igual a y , reemplazar AC_i por la siguiente entrada en la tabla. Esto remueve las aristas que han llegado a su fin.

2.4 Incrementar y en 1; la siguiente línea de barrido.

Paso 3. Repetir el paso 2 hasta cubrir todas las entradas de la tabla.

CAPITULO 4

CLASIFICACION DE TEXTURAS

El sistema puede clasificar texturas en varias categorías basado en las descripciones que obtiene de ellas. El esquema de clasificación se divide en dos fases: aprendizaje y reconocimiento. En la fase de aprendizaje el sistema examina patrones muestra de categorías conocidas y establece un modelo de clasificación adecuado para cada categoría. En la fase reconocimiento el sistema examina los patrones de categorías desconocidas y los asigna a una de las clases previamente establecidas.

Antes de describir en mayor detalle cada una de las fases de clasificación, es conveniente especificar los datos que se usan para representar los patrones texturales muestra y los modelos de clasificación. Esto permitirá además, introducir la notación utilizada en este capítulo.

Representacion de un patron textural muestra.

Sea X un patrón textural muestra. Sean X_1, X_2, \dots, X_{N_c} las clases en que se divide el patrón X . El sistema toma los siguientes datos para representar el patrón X :

- El número de clases de primitivos del patrón textural: N_c .
- La mediana y la desviación estándar de la distribución del rasgo j en la clase i : (μ_{ij}, σ_{ij}) , $i = 1, \dots, N_c$, $j = 1, \dots, N_r$, donde, N_r es el número de rasgos que se consideran

(En nuestro caso $N_r = 6$).

- La densidad de los elementos en cada clase del patrón: D_i , $i = 1, \dots, N_c$

Representación de los modelos de clasificación.

Sean $\mathcal{J}^1, \mathcal{J}^2, \dots, \mathcal{J}^m$, los modelos de clasificación de las categorías de texturas. Cada modelo \mathcal{J}^k se representa mediante los datos siguientes:

- El nombre de la categoría.
- El número de patrones muestra analizados en la creación del modelo: N_p^k .
- El número de clases de primitivos de la categoría: N_c^k .
- La media y desviación estándar de las distribuciones de los rasgos en cada clase de la categoría: $(\mu_{ij}^k, \sigma_{ij}^k)$, $i = 1, \dots, N_c$, $j = 1, \dots, N_r$.
- La densidad de elementos en cada clase de la categoría: D_i^k , $i = 1, \dots, N_c^k$.

4.2 FASE DE APRENDIZAJE

En la fase de aprendizaje el sistema examina patrones muestra que pertenecen a categorías conocidas y establece los modelos de clasificación (aprendizaje supervisado [Duda73]). El proceso de creación de los modelos se establece de manera secuencial, esto es, el sistema analiza los patrones muestra uno por uno y establece o actualiza los modelos de clasificación en cada momento.

Suponga que después de analizar varios patrones se han establecido N_m modelos. Analizando un nuevo patrón muestra X , el

sistema efectúa lo siguiente:

1. Si la categoría a la cual pertenece X no existe, se crea una nueva categoría haciendo,

- Se incrementa el número de categorías, $N_m = N_m + 1$.

- Se inicia el número de patrones muestra del modelo. $N_p^m = 1$.

- El número de clases de la categoría se iguala al número de clases del patron, $N_c^m = N_c$.

- Las distribuciones de los rasgos de las clases de la categoría se igualan a las distribuciones del patrón, $(\mu_{ij}^m, \sigma_{ij}^m) = (\mu_{ij}, \sigma_{ij})$, $i = 1, \dots, N_c$, $j = 1, \dots, N_r$.

- Las densidades de las clases de la categoría se igualan a las densidades de las clases del patrón, $D_i^m = D_i$, $i = 1, \dots, N_c$.

2. Si la categoría de X ya fué creada los datos del modelo son actualizados. Sea \mathcal{J}^k el modelo de la categoría a la cual pertenece el patrón X , para actualizar los datos se realiza lo siguiente:

- Se actualizan las medias y las desviaciones estándar de las distribuciones de los rasgos en cada clase.

$$\mu_{ij}^k = \mu_{ij}^k + \frac{\mu_{ij}^k - \mu_{ij}}{N_p^k + 1} \quad (4.1)$$

$$\sigma_{ij}^k = \sigma_{ij}^k + \frac{\sigma_{ij}^k - \sigma_{ij}}{N_p^k + 1} \quad (4.2)$$

- Las densidades de las clases se actualizan haciendo,

$$D_l^k = D_l^k + \frac{D_l^k - D_l}{N_p^k + 1} \quad (4.3)$$

- Se actualiza el número de patrones usados para crear el modelo.

$$N_p^k = N_p^k + 1 \quad (4.4)$$

4.1.1 CORRESPONDENCIA ENTRE CLASES DE PRIMITIVOS

En el esquema de actualización se ha supuesto que existe una correspondencia uno a uno entre las clases del patrón muestra y las del modelo de la categoría a la cual pertenece. Esto requiere que el número de clases del patrón sea igual al número de clases de la categoría. La correspondencia está indicada en la numeración de las clases, tanto del patrón como de la categoría (la clase i del patrón corresponde a la clase i de la categoría). Sin embargo, aunque dos patrones correspondan a la misma categoría, la numeración de sus clases hecha por el analizador puede ser diferente en cada uno de ellos.

La correspondencia entre las clases que pertenecen a un patrón X y las de un modelo J^k , se puede encontrar de la manera siguiente: para cada clase, X_i , del patrón se encuentra

$$\min_l \| M_i - M_l^k \| \quad (4.5)$$

donde,

$$M_i = [\mu_{i1} \ \mu_{i2} \ \dots \ \mu_{iN}]^T$$

$$M_l^k = [\mu_{l1}^k \ \mu_{l2}^k \ \dots \ \mu_{lN_r}^k]^T$$

y así se efectúa una correspondencia de la clase i del patrón muestra y la clase l de la categoría que se encuentra en (4.5).

Puesto que el patrón muestra corresponde a la categoría del

modelo k , es de esperarse que la correspondencia determinada antes sea uno a uno, es decir, que no haya dos clases del patrón que se asignen a una misma clase de la categoría.

4.2 FASE DE RECONOCIMIENTO

En la fase de reconocimiento, el sistema analiza patrones muestra de una categoría desconocida y lo asigna a una de las categorías cuyos modelos se establecieron en la fase de aprendizaje.

4.2.1 FUNCIONES DE DISCRIMINACION

El clasificador de texturas se especifica en términos de funciones de discriminación [Duda73]. Para cada modelo J^k se asocia una función de discriminación g_k que calcula el valor de similitud de un patrón X con el modelo J^k .

El clasificador asigna el patrón de entrada a la categoría h si

$$g_h(X) > g_k(X), \quad \forall k \neq h \quad (4.6)$$

Al expresar las funciones de discriminación en términos del patrón X se quiere indicar que ellos se determinan por los datos que se extraen de la representación de X .

Las funciones de discriminación se expresan como una suma de dos funciones,

$$g_k(X) = G_1(k, X) + G_2(k, X) \quad (4.7)$$

donde,

- la función G_1 da un valor de similitud entre las distribuciones de los rasgos de cada clase del patrón y las del modelo k .

$$G_1(k, X) = \sum_{i=1}^{N_c} \sum_{j=1}^{N_r} a_j \cdot S_d(\mu_{ij}^k, \sigma_{ij}^k, \mu_{ij}, \sigma_{ij}) \quad (4.8)$$

La función de similitud S_d considera que las distribuciones del rasgo j en la clase i tanto del patrón como de la categoría son normales, $\mathcal{N}(\mu_{ij}, \sigma_{ij})$ y $\mathcal{N}(\mu_{ij}^k, \sigma_{ij}^k)$ y calcula, como valor de similitud, el área común de ambas distribuciones. El cálculo de esta función se verá más adelante. Los coeficientes a_j son factores de peso que se eligen para enfatizar uno o algunos de los rasgos.

La función G_2 determina la similitud entre las densidades de las clases del patrón y la categoría.

$$G_2(k, X) = b \cdot \sum_{i=1}^{N_c} \min(D_i, D_i^k) \quad (4.9)$$

donde, b es un factor de peso.

Las funciones G_1 y G_2 suponen que la correspondencia uno a uno entre las clases del patrón y de la categoría está dada por los índices i . De esta forma, los funciones de discriminación se calculan únicamente para aquellas categorías con un número de clases igual al número de clases del patrón. La correspondencia entre clases se puede obtener con el proceso mostrado en la sección anterior.

4.2.2 SIMILARIDAD ENTRE DOS DISTRIBUCIONES NORMALES

La similitud entre dos variables aleatorias con función de distribución normal se considera como el área común entre las dos funciones. Claramente, si las dos funciones de distribución coinciden en todos los puntos, el área común será igual a 1.

Sean $p_1(x) \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1)$ y $p_2(x) \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2)$. Suponiendo que ellas no coinciden totalmente, encontremos los puntos x en los que $p_1(x) = p_2(x)$. Esto se expresa como,

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_1} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu_1}{\sigma_1} \right)^2 \right] = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \sigma_2} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu_2}{\sigma_2} \right)^2 \right] \quad (4.10)$$

Tomando el logaritmo natural en ambos lados de la igualdad y eliminando términos se tiene,

$$-\log \sigma_1 - \frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu_1}{\sigma_1} \right)^2 = -\log \sigma_2 - \frac{1}{2} \left(\frac{x-\mu_2}{\sigma_2} \right)^2 \quad (4.11)$$

Desarrollando los factores cuadráticos y agrupando términos se obtiene la siguiente ecuación de segundo grado,

$$A \cdot x^2 + B \cdot x + C = 0$$

donde,

$$\begin{aligned} A &= \sigma_2^2 - \sigma_1^2 \\ B &= 2 \cdot (\sigma_1^2 \mu_2 - \sigma_2^2 \mu_1) \\ C &= \sigma_2^2 \mu_1^2 - \sigma_1^2 \mu_2^2 + 2\sigma_1^2 \sigma_2^2 \log \frac{\sigma_1}{\sigma_2} \end{aligned} \quad (4.12)$$

Si las desviaciones estándar, $\sigma_1 \neq \sigma_2$, existen dos soluciones para la ecuación. Si las desviaciones estándar coinciden pero las medias no, entonces, existe solo un punto de intersección.

Consideremos primero el caso en que existen dos puntos de intersección, como se ilustra en la figura 4.1.

El area común entre las dos funciones de densidad está dado por

$$A = \int_{-\infty}^{\infty} \min(p_1(x), p_2(x)) dx \quad (4.13)$$

De acuerdo a la figura 4.1,

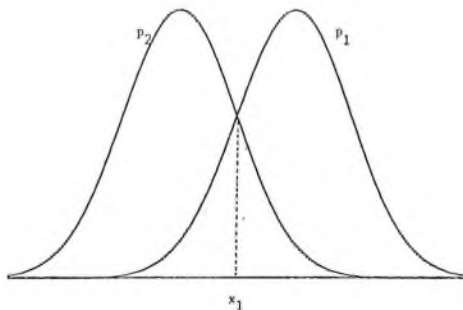


Figura 4.2. Distribuciones normales. Caso $\sigma_1 = \sigma_2$.

acuerdo a la figura 4.2, el área común entre las dos funciones está dado por

$$A = I_4 + I_5$$

donde,

$$I_4 = \int_{-\infty}^{x_1} p_2(x) dx$$

$$I_5 = \int_{x_1}^{\infty} p_1(x) dx \quad (4.17)$$

De igual forma que en el caso anterior, expresemos I_5 en la forma

$$I_5 = 1 - \int_{-\infty}^{x_1} p_1(x) dx \quad (4.18)$$

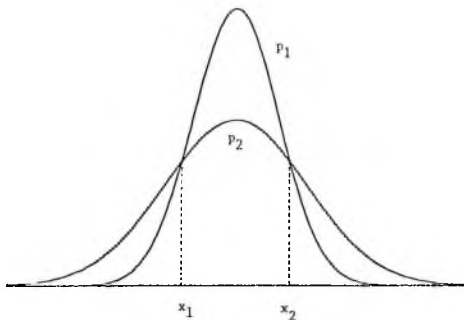


Figura 4.1. Distribuciones normales. Caso $\sigma_1 \neq \sigma_2$.

$$A = I_1 + I_2 + I_3$$

donde,

$$I_1 = \int_{-\infty}^{x_1} p_1(x) dx$$

$$I_2 = \int_{x_1}^{x_2} p_2(x) dx$$

$$I_3 = \int_{x_2}^{\infty} p_1(x) dx \quad (4.14)$$

Ahora bien, I_2 e I_3 se pueden expresar de la siguiente forma,

$$I_2 = \int_{\alpha}^{x_2} p_2(x) dx - \int_{-\infty}^{x_1} p_2(x) dx \quad (4.15)$$

$$I_3 = 1 - \int_{\alpha}^{x_2} p_1(x) dx \quad (4.16)$$

Para el caso en que exista solo una intersección, x_1 . De

Los valores de estas integrales I_1 , I_2 , I_3 , I_4 e I_5 se pueden encontrar, mediante una transformación, en las tablas conocidas [Abra73] para la función

$$\mathfrak{E}(z) = \int_{-\alpha}^z \exp \left[-\frac{t^2}{2} \right] dt$$

CAPITULO 5

RESULTADOS

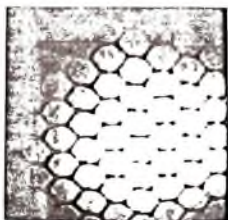
Los procesos de análisis y clasificación de texturas se aplicaron a diversas texturas extraídas del álbum de Brodatz [Brodatz66]. En este capítulo se presentan los resultados obtenidos en tres de ellas, D46, D28 y D22.

Las imágenes utilizadas en los resultados que se presentan aquí fueron digitalizadas por una cámara de televisión produciendo 256x256 puntos.

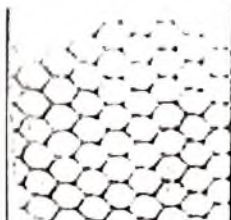
El preprocesamiento es fundamental para obtener una segmentación adecuada, en primitivos, de la textura que se analiza. La figura 5.1a muestra la textura D34 tal y como fue captada por una cámara de televisión. La figura 5.1b presenta la misma imagen después de aplicar el ajuste de iluminación. La figuras 5.1c y 5.1d presentan el resultado de la segmentación de la imágenes 5.1a y 5.1b, respectivamente. Puede verse que los patrones binarios de la imagen 5.1c son más consistentes que los de la imagen 5.1d. El ajuste de iluminación fue realizado mediante una superficie de regresión de orden 2.

Las imágenes preprocesadas para las texturas D46, D28 y D22 se presentan en las figuras 5.2a, 5.3a y 5.4a. Sus respectivos histogramas se presentan en las figuras 5.2b, 5.3b y 5.4b. Los umbrales utilizados en la segmentación se indican en cada uno de ellos.

Las imágenes segmentadas se presentan en las figuras 5.2c.



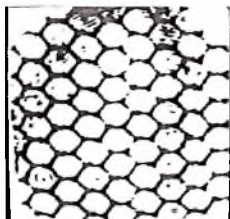
a)



b)



c)



d)

Figura 5.1. Textura D34. a) Imagen original, b) Ajuste de iluminación de a), c) Segmentación de a), d) Segmentación de b).

5.3c y 5.4c. Comparando la imagen segmentada con la imagen preprocesada se puede ver que los resultados de la segmentación son adecuados.

En la extracción de regiones conectadas se eliminan regiones pequeñas o regiones adyacentes en la frontera de la imagen. En las figuras 5.2d, 5.3d y 5.4d se presenta el resultado de dicha fase. Las regiones con una area menor que la media del area de las regiones menos una vez la desviación estándar de ella fueron eliminadas.

En las tablas 1, 4 y 7 se presentan los rasgos numéricos de los primitivos de las texturas D46, D28 y D22, respectivamente. En la penúltima columna se indica el agrupamiento al cual fué asignado el primitivo después del primer paso de la detección de agrupamientos. Los primitivos marcados con -, fueron considerados como primitivos ruidosos y ellos fueron eliminados. En la última columna de dichas tablas, se indica el agrupamiento después de la fase de optimización de agrupamientos. El primitivo dominante se encuentra marcado con un * en cada tabla.

Las tablas 2, 5 y 8 presentan los agrupamientos de primitivos y los centros de cada agrupamiento. La clase dominante de la textura está marcada con *. Las clases marcadas con - se consideran como clases ruidosas. La clase dominante fue seleccionada como la clase que tiene una población mayor al 15% del total de primitivos y que tiene el area total mayor.

Los patrones primitivos detectados en las imágenes binarias se presentan en las figuras 5.2e, 5.3e y 5.4e. Comparando con el número de regiones de la clase dominante puede verse que existe un incremento aproximado del 20% en la detección de primitivos dominantes. Se consideró que un primitivo dominante fué detectado, cuando el apareamiento proporcionó un valor superior al 80% del area total del primitivo dominante.

El resultado del análisis de posiciones relativas se presenta en las figuras 5.2f, 5.3f. y 5.4f. Los doce agrupamientos más

poblados se presentan en las tablas 3, 6 y 9. En ellas se indica el par de vectores, (a, b) , del modelo del paralelogramo y las variancias, σ_x^2 y σ_y^2 , de las distribuciones, en la dirección vertical y horizontal, de los puntos de los agrupamientos que definen el par de vectores.

En las figuras 5.2g, 5.3g y 5.4g se presenta la estructura ideal del paralelogramo superpuesta sobre las texturas preprocesadas. Los resultados confirman que la estructura periódica de paralelogramo es la estructura básica de las texturas regulares.

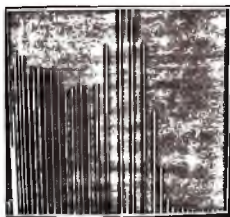
Los subpatrones repetitivos básicos de las tres texturas se presentan en las figuras 5.2h, 5.3h y 5.4h. Las texturas sintetizadas se presentan en las figuras 5.2i, 5.3i y 5.4i.

En forma general, los resultados son satisfactorios. Para texturas altamente regulares, D28, la textura sintetizada es casi indistinguible de la original. Mientras que para texturas menos regulares, D22, la textura sintetizada parece más regular que la original. Esto se debe fundamentalmente a que diferencias finas entre los subpatrones no fueron detectadas.

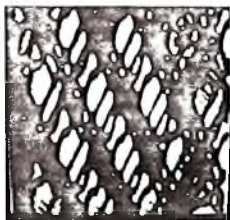
Para la parte de clasificación se hizo un estudio con las texturas D22, D28, D33, D34 y D46. Las texturas fueron digitalizadas en 512x512 puntos. Cada textura fué dividida en 16 imágenes de 128x128 puntos. Cuatro de las 16 imágenes fueron utilizadas para establecer los modelos de clasificación y las restantes 12 fueron utilizadas para reconocimiento. El resultado de la clasificación se muestra en la tabla 10. Puede verse que el reconocimiento es superior al 75%.



a)



b)



c)



d)



e)



f)

Figura 5.2. Textura D46.



g)



h)



i)

Figura 5.2. Textura D46 (continuación).

No.	Centroides		Long. del		Orien- tacion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy	Area	Perimetro					1	2
1	14	8	88	32	0.144	0.211	0.598	1	1	1
2	69	23	545	92	-0.297	0.246	0.641	1	2	2
3	131	28	481	90	-0.312	0.281	0.698	1	2	2*
4	223	12	45	24	0.126	0.256	0.725	1	1	1
5	21	39	120	53	-0.291	0.436	0.813	1	3	3
6	188	40	128	56	0.081	0.463	0.852	1	3	3
7	79	46	256	74	-0.393	0.411	0.716	1	3	3
8	141	48	344	80	-0.386	0.345	0.696	1	2	2
9	31	52	100	37	0.092	0.240	0.564	1	1	1
10	206	50	63	28	0.753	0.230	0.291	1	4	4
11	90	72	271	80	-0.415	0.503	0.701	1	3	3
12	243	61	58	35	0.284	0.424	0.808	1	-	-
13	153	75	264	84	-0.352	0.549	0.753	1	3	3
14	49	65	93	38	0.418	0.336	0.658	1	1	1
15	145	67	66	35	-0.346	0.395	0.712	1	6	6
16	199	64	45	23	-0.087	0.213	0.665	1	1	1
17	67	71	45	22	0.125	0.230	0.679	1	1	1
18	37	91	647	99	-0.168	0.222	0.653	1	2	2
19	99	99	541	93	-0.318	0.265	0.678	1	2	2
20	161	103	539	93	-0.297	0.272	0.695	1	2	2
21	49	112	307	95	-0.377	0.550	0.768	1	3	3
22	235	121	347	94	-0.398	0.465	0.721	1	3	3
23	220	110	225	87	0.005	0.283	0.678	1	-	-
24	108	119	363	86	-0.353	0.375	0.733	1	3	3
25	171	121	350	82	-0.373	0.340	0.704	1	2	2
26	59	140	278	83	-0.389	0.476	0.708	1	3	3
27	176	140	119	50	-0.333	0.417	0.770	1	6	6
28	123	147	313	84	-0.365	0.449	0.728	1	3	3
29	114	139	82	39	-0.280	0.373	0.790	1	6	6
30	187	140	79	30	-0.073	0.214	0.502	1	1	1
31	67	168	556	94	-0.316	0.249	0.637	1	2	2
32	130	174	452	89	-0.350	0.297	0.689	1	2	2
33	190	175	464	86	-0.253	0.255	0.690	1	2	2
34	78	186	390	98	-0.370	0.462	0.745	1	3	3
35	139	191	326	81	-0.386	0.370	0.703	1	3	3
36	30	199	96	41	-0.069	0.299	0.652	1	1	1
37	240	200	60	31	0.273	0.316	0.736	1	1	1
38	90	216	248	85	-0.448	0.578	0.665	1	3	3
39	195	203	58	25	0.115	0.205	0.462	1	1	1
40	152	218	247	79	-0.415	0.530	0.710	1	3	3
41	143	211	62	30	-0.358	0.324	0.639	1	6	6
42	233	218	48	22	0.457	0.204	0.435	1	4	4
43	113	245	108	38	-0.174	0.254	0.603	1	1	1

Tabla 1. Primitivos de la textura D46.

Agrupamiento	Numero de Primitivos	Area	Longitud Perimetro	Orientacion	Extension	Elongacion	Numero de Euler
1	11	74	31	0.081	0.252	0.622	1
2	10	492	90	-0.307	0.277	0.678	1 *
3	14	276	81	-0.348	0.473	0.737	1
4	2	56	25	0.605	0.217	0.363	1
5	1	58	35	0.284	0.424	0.808	1 *
6	4	82	39	-0.329	0.377	0.728	1
7	1	225	87	0.005	0.283	0.678	1 *

Tabla 2. Clases de primitivos de la textura D46.

Agrupamiento	N de Poblacion.	Mediana		Variancia	
		x	y	x	y
1	8.8	-64.7	10.1	21.92	75.84
2	8.8	-31.4	77.3	12.53	43.63
3	8.8	31.4	-77.3	12.53	43.63
4	8.8	64.7	-10.1	21.92	75.84
5	7.5	35.0	63.8	21.33	71.47
6	7.5	-35.0	-63.8	21.33	71.47
7	5.0	-99.0	-54.5	25.00	92.75
8	5.0	-94.5	84.3	19.25	69.19
9	5.0	99.0	54.5	25.00	92.75
10	3.8	127.0	-16.3	24.67	97.56
11	3.8	-4.7	-139.0	20.22	84.67
12	3.8	95.7	-87.0	20.22	62.00

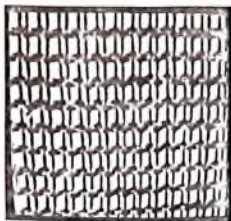
Parámetros del paralelogramo

$$a_x = (-64.714, 10.143) \quad b_x = (-35.000, -63.833)$$

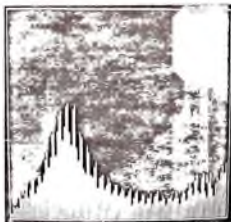
$$\sigma_x^2 = 21.62 \quad \sigma_y^2 = 73.65$$

Centro del subpatrón repetitivo básico = (161,103)

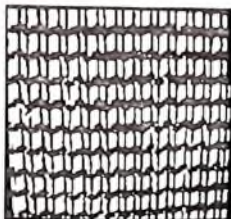
Tabla 3. Agrupamientos de posiciones relativas de la textura D46.



a)



b)



c)



d)

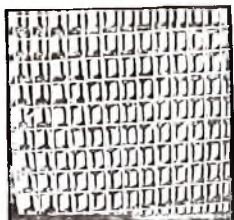


e)

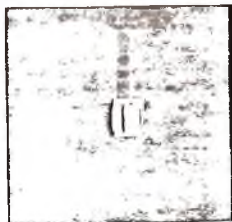


f)

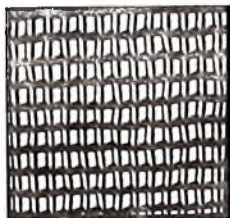
Figura 5.3. Textura D28.



g)



h)



i)

Figura 5.3. Textura D28 (continuación).

No.	Centroide		Area	Long. del Perimetro	Orien- tacion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy							1	2
1	237	8	119	40	-0.009	0.208	0.558	1	1	1
2	84	37	83	45	0.073	0.467	0.916	1	2	2
3	157	36	159	47	-0.135	0.219	0.644	1	1	1
4	176	37	165	52	-0.122	0.267	0.754	1	1	1
5	17	38	120	49	0.084	0.345	0.860	1	2	2
6	28	39	192	54	-0.139	0.231	0.658	1	1	1
7	116	37	146	45	-0.070	0.218	0.639	1	1	1
8	136	37	149	46	-0.028	0.232	0.695	1	1	1
9	187	36	82	36	0.027	0.305	0.850	1	2	2
10	197	38	182	53	-0.178	0.222	0.632	1	1	1
11	40	39	99	44	0.031	0.355	0.890	1	2	2
12	51	39	194	54	-0.088	0.212	0.598	1	1	1
13	73	39	191	52	-0.083	0.213	0.615	1	1	1
14	105	38	90	43	0.103	0.386	0.849	1	2	2
15	208	37	84	38	0.023	0.319	0.859	1	2	2
16	217	37	128	40	-0.041	0.218	0.628	1	1	1
17	237	38	131	41	-0.188	0.225	0.587	1	1	1
18	94	40	188	55	-0.103	0.238	0.653	1	1	1
19	198	64	165	51	-0.121	0.228	0.660	1	1	1
20	62	66	84	45	0.187	0.502	0.848	1	2	2
21	85	68	134	56	0.135	0.387	0.876	1	2	2
22	39	66	96	46	0.116	0.396	0.860	1	2	2
23	176	65	140	44	-0.132	0.252	0.660	1	1	1
24	218	65	136	44	-0.115	0.227	0.668	1	1	1
25	237	66	164	48	-0.079	0.220	0.592	1	1	1
26	17	68	106	47	0.120	0.337	0.849	1	2	2
27	73	69	192	60	-0.145	0.260	0.693	1	1	1
28	136	67	145	49	-0.101	0.286	0.739	1	1	1
29	157	65	123	41	-0.036	0.230	0.686	1	1	1
30	167	66	86	44	0.090	0.382	0.887	1	2	2
31	127	67	93	42	0.045	0.347	0.881	1	2	2
32	28	68	159	49	-0.025	0.229	0.638	1	1	1
33	51	69	219	60	-0.105	0.209	0.524	1	1	1
34	95	68	170	54	-0.071	0.239	0.651	1	1	1
35	106	68	86	42	0.068	0.358	0.880	1	2	2
36	116	68	141	46	-0.056	0.227	0.668	1	1	1
37	177	92	170	62	-0.139	0.334	0.805	1	1	1
38	207	91	84	42	0.111	0.384	0.848	1	2	2
39	17	98	137	59	0.188	0.422	0.837	1	2	2
40	71	98	279	108	-0.250	0.261	0.300	1	-	-
41	147	94	82	42	0.116	0.421	0.889	1	2	2
42	157	94	127	40	-0.113	0.219	0.640	1	1	1
43	237	94	154	48	-0.189	0.237	0.619	1	1	1
44	218	94	121	40	-0.113	0.213	0.603	1	1	1
45	137	95	125	41	-0.067	0.221	0.633	1	1	1
46	29	96	147	46	-0.127	0.232	0.630	1	1	1
47	52	97	200	55	-0.146	0.203	0.446	1	1	1
48	86	98	98	45	0.142	0.371	0.865	1	2	2
49	117	97	139	49	-0.144	0.267	0.726	1	1	1
50	197	96	141	46	-0.183	0.226	0.567	1	1	1
51	96	98	145	47	-0.157	0.240	0.635	1	1	1
52	177	122	168	55	-0.222	0.282	0.735	1	1	1

Tabla 4. Primitos de la textura D28.

No.	Centroide		Area	Long. del Perimetro	Orien- tacion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy							1	2
53	247	120	92	41	0.035	0.337	0.879	1	2	2
54	188	121	98	45	0.066	0.373	0.885	1	2	2
55	198	121	140	44	-0.125	0.231	0.666	1	1	1
56	217	121	160	49	-0.159	0.239	0.642	1	1	1
57	228	121	88	42	0.066	0.343	0.872	1	2	2
58	237	121	128	43	-0.115	0.263	0.725	1	1	1
59	75	127	193	62	-0.185	0.272	0.691	1	1	1
60	157	122	118	39	-0.056	0.204	0.549	1	1	1
61	65	126	99	49	0.065	0.408	0.879	1	2	2
62	138	124	127	44	-0.163	0.233	0.655	1	1	1
63	86	126	105	45	0.105	0.374	0.854	1	2	2
64	117	126	156	49	-0.175	0.244	0.634	1	1	1
65	41	126	89	38	0.119	0.326	0.797	1	2	2
66	53	128	215	57	-0.107	0.206	0.538	1	1	1
67	97	127	161	50	-0.154	0.243	0.653	1	1	1
68	227	148	113	51	0.142	0.393	0.871	1	2	2
69	187	149	86	49	0.075	0.522	0.916	1	2	2
70	163	159	348	160	0.170	0.649	0.787	1	-	-
71	197	149	164	46	-0.251	0.219	0.557	1	1	1
72	177	150	164	50	-0.159	0.265	0.712	1	1	1
73	207	150	83	42	0.053	0.403	0.874	1	2	2
74	217	150	134	46	-0.206	0.232	0.628	1	1	1
75	237	149	116	40	-0.186	0.239	0.653	1	1	1
76	31	155	187	54	-0.154	0.222	0.594	1	1	1
77	55	155	188	53	-0.158	0.222	0.612	1	1	1
78	108	155	84	47	0.152	0.476	0.891	1	2	2
79	138	153	133	41	-0.029	0.224	0.665	1	1	1
80	20	170	210	100	0.057	1.144	0.973	1	-	-
81	129	153	82	36	0.027	0.305	0.850	1	2	2
82	43	156	104	47	0.127	0.397	0.846	1	2	2
83	76	156	186	53	-0.031	0.217	0.557	1	1	1
84	98	155	148	48	-0.103	0.246	0.719	1	1	1
85	118	154	138	43	-0.024	0.217	0.628	1	1	1
86	66	158	102	49	0.082	0.414	0.892	1	2	2
87	216	175	158	56	-0.163	0.274	0.702	1	1	1
88	197	176	182	59	-0.204	0.262	0.702	1	1	1
89	236	175	153	49	-0.182	0.257	0.693	1	1	1
90	177	178	155	51	-0.166	0.267	0.737	1	1	1
91	202	196	337	143	-0.251	0.572	0.742	1	-	-
92	119	181	149	52	-0.137	0.300	0.778	1	1	1
93	32	183	178	59	-0.137	0.245	0.635	1	1	1
94	128	180	88	39	0.063	0.343	0.813	1	2	2
95	138	180	135	46	-0.116	0.235	0.661	1	1	1
96	157	180	127	49	-0.137	0.300	0.762	1	1	1
97	44	184	116	48	0.165	0.361	0.836	1	2	2
98	66	182	89	39	0.111	0.343	0.811	1	2	2
99	98	183	154	53	-0.080	0.272	0.699	1	1	1
100	55	184	178	52	-0.113	0.224	0.598	1	1	1
101	77	184	165	50	-0.187	0.232	0.610	1	1	1
102	89	184	99	49	0.125	0.387	0.877	1	2	2
103	109	183	104	43	0.122	0.319	0.818	1	2	2

Tabla 4. Continuación.

No.	Centrotide		Area	Long. del Perimetro	Orien- tacion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy							1	2
104	216	202	143	50	-0.144	0.248	0.692	1	1	1
105	177	204	144	50	-0.131	0.253	0.695	1	1	1
106	167	206	112	51	0.100	0.433	0.888	1	2	2
107	236	202	131	42	-0.168	0.222	0.629	1	1	1
108	120	208	148	50	-0.117	0.251	0.690	1	1	1
109	44	212	135	61	0.095	0.467	0.870	1	2	2
110	138	208	123	42	-0.025	0.230	0.634	1	1	1
111	157	207	107	38	-0.094	0.234	0.630	1	1	1
112	78	211	197	56	-0.202	0.231	0.619	1	1	1
113	8	211	234	86	-0.460	0.202	0.142	0	-	-
114	23	226	208	100	0.060	1.001	0.972	1	-	-
115	99	211	140	49	-0.130	0.295	0.762	1	1	1
116	56	212	182	51	-0.179	0.209	0.568	1	1	1
117	67	211	85	38	0.090	0.324	0.802	1	2	2
118	90	212	98	46	0.040	0.384	0.895	1	2	2
119	33	212	158	46	-0.139	0.208	0.555	1	1	1
120	177	230	134	47	-0.129	0.265	0.739	1	1	1
121	186	228	87	40	0.048	0.346	0.834	1	2	2
122	235	227	126	42	-0.151	0.225	0.639	1	1	1
123	215	228	135	43	-0.117	0.208	0.521	1	1	1
124	196	229	129	41	-0.053	0.217	0.622	1	1	1
125	167	232	90	40	0.041	0.330	0.871	1	2	2
126	78	237	187	57	-0.249	0.252	0.608	1	1	1
127	157	232	121	41	-0.132	0.233	0.678	1	1	1
128	56	237	205	54	-0.156	0.221	0.556	1	1	1
129	120	236	147	45	-0.167	0.217	0.627	1	1	1
130	139	234	118	41	-0.103	0.241	0.711	1	1	1
131	99	237	141	48	-0.219	0.249	0.644	1	1	1
132	68	238	93	43	0.065	0.359	0.887	1	2	2
133	89	237	87	43	0.076	0.429	0.882	1	2	2
134	34	238	166	52	-0.129	0.238	0.649	1	1	1

Tabla 4. Continuación.

Agrupamiento	Numero de Primitivos	Area	Longitud Perimetro	Orientacion	Extension	Elongacion	Numero de Euler
1	85	154	49	-0.128	0.238	0.647	1 *
2	43	97	45	0.091	0.381	0.864	1
3	1	279	108	-0.250	0.261	0.300	1 *
4	1	348	160	0.170	0.649	0.787	1 *
5	2	209	100	0.059	1.073	0.973	1 *
6	1	337	143	-0.251	0.572	0.742	1 *
7	1	234	86	-0.460	0.202	0.142	0 *

Tabla 5. Clases de la textura D28.

Agrupamiento	% de Poblacion.	Mediana		Variancia	
		x	y	x	y
1	10.7	-20.6	-0.6	1.67	1.39
2	10.7	20.6	0.6	1.67	1.39
3	10.3	-0.3	27.9	0.44	2.32
4	10.3	0.3	-27.9	0.44	2.32
5	9.4	-20.3	-28.4	1.20	2.09
6	9.4	20.3	28.4	1.20	2.09
7	9.3	-20.9	27.4	2.29	3.28
8	9.3	20.9	-27.4	2.29	3.28
9	4.0	41.7	1.0	6.13	2.48
10	3.1	41.6	28.8	5.28	2.44
11	2.8	-39.6	-1.3	2.55	2.83
12	2.5	-40.2	-28.9	2.89	3.35

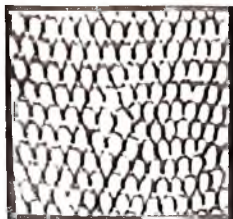
Parámetros del paralelogramo

$$a_z = (20.575, 0.589) \quad b_z = (0.300, -27.857)$$

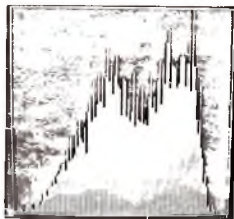
$$c_x^2 = 1.05 \quad c_y^2 = 1.85$$

Centro del subpatrón repetitivo básico = (177,122)

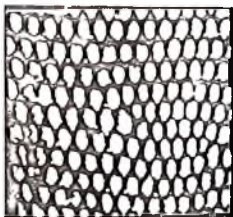
Tabla 6. Agrupamientos de posiciones relativas de la textura D28.



a)



b)



c)



d)

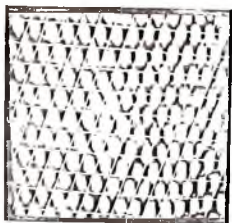


e)



f)

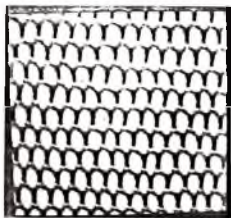
Figura 5.4. Textura D22.



g)



h)



i)

Figura 5.4. Textura D22 (continuación).

No.	Centroida		Area	Long. del Perimetro	Orien- cion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy							1	2
1	9	13	199	48	0.154	0.199	0.523	1	1	1
2	29	17	170	45	0.034	0.204	0.604	1	1	6
3	47	21	231	55	0.025	0.201	0.566	1	1	1
4	66	22	228	53	0.044	0.204	0.605	1	1	1
5	214	22	205	51	-0.048	0.210	0.622	1	1	6
6	230	22	222	59	0.049	0.212	0.460	1	1	1
7	247	22	186	49	-0.151	0.217	0.643	1	1	6
8	85	23	217	57	0.264	0.211	0.473	1	1	1
9	103	23	225	53	0.074	0.207	0.594	1	1	1
10	178	23	214	47	-0.052	0.185	0.474	1	1	2
11	141	25	196	49	-0.228	0.203	0.541	1	1	2
12	159	22	181	46	0.026	0.203	0.539	1	1	1
13	196	23	227	53	-0.251	0.191	0.416	1	2	2
14	122	24	210	47	0.022	0.179	0.429	1	1	2
15	187	47	242	52	-0.102	0.194	0.536	1	1	2
16	205	46	216	51	-0.103	0.198	0.547	1	1	2
17	221	47	210	53	-0.125	0.214	0.605	1	1	6
18	237	47	210	52	-0.164	0.200	0.505	1	1	2
19	38	47	185	48	0.122	0.194	0.534	1	1	1
20	169	49	205	50	-0.038	0.203	0.573	1	1	6
21	57	49	228	58	0.065	0.205	0.579	1	1	1
22	95	51	225	50	0.113	0.191	0.523	1	1	1
23	132	50	184	45	-0.020	0.184	0.455	1	1	2
24	76	51	204	49	0.031	0.191	0.496	1	1	1
25	150	50	174	45	0.043	0.189	0.431	1	1	2
26	113	53	195	50	-0.226	0.176	0.246	1	2	2
27	9	68	190	47	0.224	0.209	0.545	1	1	1
28	212	73	217	51	-0.003	0.200	0.574	1	1	1
29	30	71	163	64	0.436	0.252	0.463	1	-	-
30	177	73	195	47	-0.050	0.196	0.521	1	1	2
31	195	72	190	48	-0.104	0.193	0.513	1	1	2
32	227	73	206	51	-0.174	0.207	0.575	1	1	2
33	159	73	197	48	0.017	0.190	0.507	1	1	1
34	244	74	211	54	-0.165	0.206	0.491	1	1	2
35	48	75	189	48	0.176	0.199	0.541	1	1	1
36	67	77	208	53	0.069	0.212	0.598	1	1	1
37	123	77	180	45	0.066	0.187	0.465	1	1	1
38	141	76	167	48	0.108	0.198	0.430	1	1	1
39	87	78	191	49	0.058	0.196	0.532	1	1	1
40	106	81	177	44	0.119	0.179	0.328	1	-	-
41	33	101	418	105	-0.264	0.253	0.341	1	-	-
42	168	98	196	50	-0.114	0.210	0.588	1	1	6
43	185	97	176	45	-0.126	0.190	0.460	1	1	2
44	234	100	184	49	-0.116	0.209	0.610	1	1	6
45	209	98	384	94	-0.147	0.245	0.410	1	-	-
46	57	102	237	53	0.183	0.201	0.515	1	1	1
47	133	101	200	49	0.047	0.202	0.552	1	1	1
48	78	103	219	52	0.063	0.204	0.602	1	1	1
49	249	103	169	47	-0.079	0.219	0.576	1	1	6
50	116	106	255	55	0.079	0.196	0.540	1	1	1
51	97	107	234	54	0.031	0.198	0.546	1	1	1

Tabla 7. Primitivos de la textura D22.

No.	Centroide		Area	Long. del Perimetro	Orten- lacion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy							1	2
52	12	121	216	54	0.135	0.223	0.639	1	1	6
53	192	120	215	50	-0.071	0.204	0.591	1	1	6
54	159	122	177	48	-0.021	0.229	0.690	1	1	6
55	207	121	211	49	-0.118	0.193	0.491	1	1	2
56	176	121	182	48	-0.076	0.210	0.613	1	1	6
57	224	123	178	46	-0.111	0.213	0.629	1	1	6
58	30	125	165	49	0.165	0.245	0.661	1	6	6
59	49	128	272	58	0.165	0.206	0.588	1	1	1
60	240	126	192	47	-0.163	0.199	0.536	1	1	2
61	69	129	240	58	0.037	0.221	0.659	1	1	6
62	89	129	222	55	0.310	0.214	0.506	1	-	-
63	109	134	309	68	-0.010	0.223	0.679	1	-	-
64	129	136	327	64	0.086	0.202	0.553	1	-	-
65	183	143	174	46	0.002	0.226	0.631	1	6	6
66	199	143	213	49	0.005	0.193	0.529	1	1	1
67	149	145	169	43	-0.061	0.205	0.498	1	1	2
68	215	144	156	42	-0.108	0.201	0.545	1	1	2
69	167	146	171	45	0.075	0.210	0.609	1	6	6
70	230	148	184	45	-0.126	0.198	0.477	1	1	2
71	41	152	212	57	0.245	0.230	0.609	1	6	1
72	246	153	224	52	-0.233	0.195	0.504	1	1	2
73	59	155	262	60	-0.003	0.201	0.483	1	1	1
74	79	156	235	53	0.083	0.203	0.554	1	1	1
75	99	159	217	54	0.117	0.208	0.549	1	1	1
76	118	162	279	60	-0.061	0.187	0.374	1	2	2
77	138	167	231	54	-0.008	0.200	0.571	1	1	1
78	191	168	209	52	0.007	0.224	0.672	1	6	6
79	207	167	191	49	0.027	0.220	0.623	1	6	6
80	158	170	225	53	-0.066	0.219	0.672	1	6	6
81	176	169	190	49	0.110	0.220	0.647	1	6	6
82	233	180	267	61	-0.093	0.238	0.711	1	-	-
83	51	179	184	48	0.106	0.180	0.362	1	-	-
84	70	182	236	52	0.085	0.189	0.473	1	1	1
85	108	186	223	54	0.071	0.215	0.601	1	6	1
86	69	185	199	47	0.152	0.189	0.449	1	-	-
87	128	189	223	53	-0.048	0.199	0.545	1	1	1
88	216	189	191	47	-0.117	0.207	0.597	1	1	6
89	200	193	227	55	-0.125	0.223	0.650	1	6	6
90	147	193	189	47	0.035	0.200	0.567	1	1	1
91	166	194	215	52	-0.047	0.211	0.632	1	6	6
92	183	194	187	50	0.005	0.226	0.678	1	6	6
93	43	202	204	48	-0.045	0.203	0.524	1	1	2
94	61	207	191	47	-0.243	0.186	0.375	1	2	2
95	241	208	192	52	-0.055	0.230	0.697	1	6	6
96	80	209	154	42	0.225	0.201	0.473	1	-	-
97	98	210	206	49	0.059	0.196	0.565	1	1	1
98	225	212	178	49	-0.024	0.228	0.689	1	6	6
99	118	214	235	54	-0.043	0.198	0.558	1	1	1
100	155	217	218	53	-0.190	0.219	0.607	1	1	6
101	137	216	247	60	-0.123	0.198	0.444	1	2	2
102	208	216	185	46	-0.040	0.191	0.531	1	1	2

Tabla 7. Continuación.

No.	Centroide		Area	Long. del Perimetro	Orien- tacion	Exten- sion	Elon- gacion	Numero de Euler	Clase	
	Cx	Cy							1	2
103	191	218	179	50	0.013	0.234	0.661	1	6	6
104	174	219	189	48	-0.072	0.191	0.512	1	1	2
105	34	226	166	48	0.158	0.221	0.592	1	6	1
106	60	232	354	99	-0.180	0.303	0.522	1	-	-
107	232	236	216	53	-0.176	0.206	0.548	1	1	2
108	107	238	213	52	0.082	0.216	0.644	1	6	6
109	217	239	162	43	-0.034	0.197	0.575	1	1	6
110	163	243	191	46	-0.053	0.183	0.462	1	1	2

Tabla 7. Continuación.

Agrupamiento	Numero de Primitivas	Area	Longitud Perimetro	Orientacion	Extension	Elongacion	Numero de Euler
1	38	214	52	0.079	0.202	0.543	1 *
2	29	203	49	-0.115	0.194	0.481	1
3	2	193	60	0.373	0.233	0.485	1 *
4	4	179	45	0.151	0.187	0.403	1 *
5	2	401	100	-0.205	0.249	0.376	1 *
6	31	194	50	-0.029	0.217	0.632	1
7	3	301	64	-0.006	0.221	0.648	1 *
8	1	354	99	-0.180	0.303	0.522	1 *

Tabla 8. Clases de la textura D22.

Agrupamiento	N de Poblacion.	Mediana		Variancia	
		x	y	x	y
1	6.6	-19.0	1.1	0.85	5.19
2	6.6	19.1	-1.1	0.85	5.19
3	5.6	-8.8	-25.8	0.73	2.73
4	5.6	8.8	25.8	0.73	2.73
5	4.9	-10.0	27.3	0.40	1.53
6	4.9	-38.0	2.9	1.60	16.06
7	4.9	-28.1	-24.7	2.25	10.60
8	4.9	28.1	24.7	2.25	10.59
9	4.9	10.0	-27.3	0.40	1.53
10	4.9	38.2	-3.3	1.36	14.89
11	4.3	-29.2	29.2	0.44	3.25
12	4.3	29.1	-29.2	0.38	3.25

Parámetros del paralelogramo

$$a^2 = (-19.050, 1.100)$$

$$\sigma_x^2 = 0.79$$

$$b^2 = (-8.824, -25.824)$$

$$\sigma_y^2 = 3.96$$

Centro del subpatrón repetitivo básico = (57, 49)

Tabla 9. Agrupamientos de posiciones relativas de la textura D22.

	D 2 2	D 2 8	D 3 3	D 3 4	D 4 6	% de eficiencia
D22	12					100
D28	1	11				91
D33			9	3		75
D34			2	10		83
D46					12	100

Tabla 10. Resultados de los experimentos de clasificación.

CAPITULO 6

CONCLUSIONES

A lo largo de este trabajo de tesis se ha presentado un enfoque estructural para el análisis de texturas. Este enfoque considera a los primitivos de textura como regiones de un nivel de gris homogéneo. El analizador extrae las reglas de colocación de los primitivos dominantes de la textura y caracteriza a su subpatrón repetitivo básico.

El ajuste de iluminación aplicado en el preprocesamiento permite obtener resultados más consistentes en las imágenes de entrada. Este proceso es particularmente adecuada para imágenes capturadas con cámaras de televisión.

La información de forma de los primitivos de textura se preserva adecuadamente en la imagen binaria que resulta de la segmentación. Al preservarse la forma global de los primitivos, se preserva, también, la estructura espacial que guardan.

Los rasgos que caracterizan a los primitivos de textura prueban ser eficientes para distinguir patrones binarios de diferentes formas.

La selección de la clase de primitivos dominante de la textura, concuerda con la jerarquización de las regiones de una imagen que un observador humano puede realizar.

Los resultados experimentales confirman el hecho que las texturas siguen una estructura ideal de paralelogramo periódico.

En este punto, es importante mencionar que el sistema detecta adecuadamente la regularidad o aleatoriedad de una textura.

La síntesis de texturas permite evaluar la eficiencia del analizador para obtener la descripción de una textura, particularmente, la selección del subpatrón repetitivo básico y las reglas de colocación.

Los datos utilizados en el esquema de clasificación son adecuados para clasificar un "buen" número de texturas.

El sistema desarrollado se puede expandir en algunas formas:

La segmentación se puede basar en otras medidas locales diferentes al nivel de gris de cada punto. Con ésto, se puede lograr mayor consistencia de los primitivos de textura.

Se puede incluir información contextual para la selección de la clase de primitivos dominante.

El modelo de paralelogramo se puede hacer más eficiente teniendo más modos de aleatoriedad.

La clasificación estadística de primitivos se puede reemplazar por un análisis estructural de formas. En general, toda la parte estadística puede ser reemplazada por un enfoque estructural. Por ejemplo, la caracterización del subpatrón repetitivo básico se puede realizar mediante un enfoque sintáctico. Una gramática de árbol estocástica, permitirá sintetizar texturas con mayor grado de realismo y distinguir entre texturas muy similares.

ANEXO A

EL PROBLEMA DE LOS M-VECINOS MAS CERCANOS

El problema de encontrar los m puntos vecinos más cercanos a un punto dado aparece con frecuencia en problemas de interpolación y clasificación [Davi75] y [Duda73]. La definición del problema es muy simple pero el hallar los m vecinos más cercanos puede consumir mucho tiempo. Por esta razón, se han desarrollado varios métodos para reducir el número de cálculos de distancia involucrados en la solución del problema (diagramas de Voronoi, particiones ordenadas, árboles multidimensionales, etc.).

En este anexo se presenta la solución al problema de los m -vecinos más cercanos mediante el uso de árboles binarios multidimensionales o árboles k -D (k indica la dimensionalidad de los puntos). Aunque este método se aplica a puntos en un espacio de cualquier número de dimensiones, aquí se presenta para el caso bidimensional.

El problema de los m -vecinos más cercanos se puede presentar formalmente de la siguiente manera: sea $\mathcal{P} = \{ P_1, P_2, \dots, P_N \}$ un conjunto de N puntos en el plano (x,y) y dado P un punto en el plano, el problema es hallar un subconjunto \mathcal{A} de \mathcal{P} de m puntos, tal que, para todo punto Q en \mathcal{A} se cumple

$$D(Q,P) \leq D(R,P), \quad \forall R \in \mathcal{P} - \mathcal{A}$$

donde, $D(P,Q)$ es una métrica que indica la distancia entre P y Q .

La idea general del método es construir una representación

del conjunto de puntos de tal manera que permita desechar rápidamente aquellos puntos que pertenezcan a una región alejada de P.

Es bien conocido que, para el caso de puntos unidimensionales, el problema de hallar un conjunto de puntos con alguna relación espacial se resuelve de manera óptima mediante búsquedas binarias, esto es, mediante la bisección del conjunto ordenado de puntos. La bisección divide sucesivamente un conjunto de puntos en dos subconjuntos. La estructura de datos que soporta este proceso es un árbol binario.

Los árboles 2-D son producto de la generalización de la idea anterior al caso de puntos en el plano (x,y) . Aquí, la bisección del conjunto de datos se realiza alternadamente en una de las dos coordenadas de los puntos. La manera de elegir el punto de bisección es la misma que se utiliza en una bisección ordinaria, es decir, obteniendo aproximadamente el mismo número de puntos en cada uno de los dos subconjuntos en que se parte el conjunto original.

Formalmente, en la representación del conjunto de puntos \mathcal{P} mediante una árbol 2-D, T, cada punto P_i de \mathcal{P} se almacena en un nodo del árbol T. Además de las dos componentes del punto en el nodo, éste contiene dos apuntadores los cuales o son nulos o apuntan a otro nodo en el árbol 2-D. Asociada con cada nodo, aunque no necesariamente se almacena como un campo de $\phi 1$, existe un discriminante el cual es un entero 0 ó 1 e indica la coordenada del punto que discrimina entre los nodos a la izquierda o a la derecha del nodo.

Sean $K_0(X)$ y $K_1(X)$ las dos coordenadas del punto almacenado en el nodo X del árbol y sean IZQ(X) y DER(X) dos apuntadores a los subárboles izquierdo y derecho de X, respectivamente. Se denota con DISC(X) el discriminante de X. El orden impuesto en el árbol 2-D es el siguiente: para cada nodo X en el árbol, si $j = \text{DISC}(X)$, se tiene que, para cualquier nodo Y en IZQ(X) se cumple con $K_j(X) \geq K_j(Y)$. De igual manera, para cualquier nodo Z en DER(X) se

cumple con $K_j(X) \leq K_j(Z)$.

Así, el discriminante indica la coordenada bajo la cual se efectúa la partición del conjunto. La raíz del árbol tiene discriminante 0 y sus dos hijos tienen discriminante 1, los nodos en el nivel 2 tienen discriminante 0 y así. En general, un nodo X en el nivel l del árbol tiene discriminante $l \bmod 2$.

El algoritmo para crear el árbol 2-D de un conjunto de N puntos es bastante simple y se puede realizar con un procedimiento recursivo que siga los lineamientos descritos antes. Se puede ver fácilmente que un árbol 2-D usa un almacenamiento óptimo $O(N)$ (un nodo por punto) y puede ser construido en tiempo $O(N \log N)$ [Prep85].

La definición del problema de los m -vecinos más cercanos involucra la especificación de una métrica que indique como calcular la distancia entre dos puntos. En los problemas descritos en esta tesis se utiliza la métrica que toma el valor del máximo de la magnitud de la diferencia entre las coordenadas de los puntos, esto es,

$$D(P_1, P_2) = \max (|x_1 - x_2|, |y_1 - y_2|)$$

donde, $P_1 = (x_1, y_1)$ y $P_2 = (x_2, y_2)$.

El algoritmo utiliza una lista \mathcal{L} de m elementos, donde cada elemento de la lista contiene las coordenadas de un punto y su distancia al un punto dado P . Inicialmente las m distancias se definen como α .

Para encontrar los m -vecinos más cercanos se realiza un llamado al procedimiento `mVECINOS(raiz(T), 0, α)` el cual regresa en \mathcal{L} los m -vecinos más cercanos al punto P . El pseudocódigo del procedimiento `mVECINOS` se muestra a continuación.

```

procedure mVecinos( v, j, dmax );
begin
  if v <> nil then begin
    if dmax > D(P(v),P) then begin
      { se retira el elemento más alejado de P en
        la lista  $\mathcal{L}$  }
      { se inserta P(v) en la lista  $\mathcal{L}$  }
      { dmax se define con la distancia al punto
        de la lista más alejado de P }
    end;
    if  $(K_j(P) - dmax) \leq K_j(v)$  then
      mVECINOS( IZQ(v), j+1 mod 2, dmax );
    if  $(K_j(P) + dmax) \geq K_j(v)$  then
      mVECINOS( IZQ(v), j+1 mod 2, dmax )
    end
  end;
end;

```

Bentley [Bent75] mostró que el algoritmo obtiene los m -vecinos más cercanos en promedio, en un tiempo proporcional a $\log N$ y el número de cálculos de distancia es aproximadamente $m \cdot 2^k$ ($k = 2$, en el caso aquí tratado).

REFERENCIAS

- [Abra65] Abramowitz, M. and Stegun, I.A., *Handbook of mathematical functions with formulas, graphs and mathematical tables*. Dover, New York, 1965.
- [Ball82] Ballard, D.H. and Brown, C.M., *Computer Vision*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1982.
- [Bent75] Bentley, J.L., Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Communications of the ACM* 18, 1975. 509-517.
- [Brod66] Brodatz, P. *Textures—A Photographic Album for Artists and Designers*, Dover, New York, 1966.
- [Cast79] Castleman, K.R., *Digital Image Processing*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1979.
- [Chen83] Chen, P.C. and Pavlidis, T., Segmentation by texture using correlation, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* PAMI-5, No. 1, 1983, 64-69.
- [Conn80a] Connors, R.W. and Harlow, C.A., Toward a structural textural analyzer based on statistical methods. *Comput. Graphics Image Process.* 12, 1980, 224-256.
- [Conn80b] Connors, R.W. and Harlow, C.A., A theoretical comparison of texture algorithms, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* PAMI-2, No. 3, 1980, 204-222.
- [Davi79a] Davis, L.S., Johns, S.A. and Aggarwal, J.K., Texture analysis using generalized co-occurrence matrices, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* PAMI-1, No.3, 1979, 251-259.

- [Davi79b] Davis, L.S., Computing the spatial structure of cellular textures, *Computer Graphics Image Process.* 11, 1979, 111-122.
- [Davi81] Davis, L.S. and Mitchie, A., Edge detection in textures-maxima selection, *Comput. Graphics Image Process.* 16, 1981, 158-165.
- [Duda73] Duda, R.O. and Hart, P.E., *Pattern classification and scene analysis*, John Wiley & Sons, New York, 1973.
- [Ehri78] Ehrick, R.W. and Foith, J.P., A view of texture topology and texture description. *Comput/ Graphics Image Process.* 8, 1978, 174-202.
- [Fole82] Foley, J.D. and Van Dam, A., *Fundamentals of interactive computer graphics*. Addison-Wesley, Reading, MA. 1982.
- [Gall75] Galloway, M.M., Texture analysis using grey level run lengths, *Comput. Graphics Image Process.* 4, 1975, 172-179.
- [Hara73] Haralick, R.M., Shanmugam, K. and Dinstein, I., Textural features for image classification, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* SMC-3, No.6, 1973.
- [Hara79] Haralick, R.M., Statistical and structural approaches to textures, *Proc. IEEE*, 67, No.5, 1979, 786-804.
- [Huan81] Huang, T.S. ed., *Two dimensional signal processing II*, Springer Verlag, Heidelberg, 1981.
- [Jule75] Julesz, B., Experiments in the visual perception of texture, *Sci. American* 232, No.4, 1975, 2-11.
- [Just81] Justusson, P. I., Median filtering: statistical properties. En [Huan81], 1981, 161-196.

- [Leu85] Leu, J.G. and Wee, W.G., Detecting the spatial structure of natural textures based on shape analysis, *Comput. Vision Graphics Image Process.* 31, 1985, 67-88.
- [Lipk70] Lipkin, B. and Rosenfeld, A. Eds., *Picture processing and psychopictorics*, Academic Press, New York, 1970.
- [Lu78] Lu, S.Y. and Fu, K.S., A syntactic approach to texture analysis, *Comput. Graphics Image Process.* 7, 1978, 303-330.
- [Lu79] Lu, S.Y. and Fu, K.S., Stochastic tree grammar inference of texture synthesis and discrimination, *Comput. Graphics Image Process.* 9, 1979, 234-245.
- [Lumi83] Lumia, R. et al., Texture analysis of aerial photographs, *Pattern Recognition* 16, No.1, 1983, 39-46.
- [Mitt77] Mitchell, O.R., Myer, C.R. and Boyne, W. A min-max measure for image texture analysis. *IEEE Trans. on Comput.* C-26, 1977, 408-414.
- [Pavl78] Pavlidis, T., A review of algorithms for shape analysis, *Comput. Graphics Image Process.* 7, 1978, 243-258.
- [Pick70] Pickett, R. M., Visual analysis of texture in the detection and recognition of objects, en [Lipk70], pp. 289-308.
- [Pratt78] Pratt, W.K., *Digital image processing*. John Wiley & Sons, New York. 1978.
- [Prep85] Preparata, F.P. and Shamos, M.I., *Computational geometry an introduction*. Springer Verlag, New York, 1985.
- [Rose77] Rosenfeld, A. and Vanderbrug, G.J., Coarse-fine template matching. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* SMC-7, No. 2, 1977, 104-107.
- [Rose82] Rosenfeld, A. and Kak, A.C., *Digital picture processing*

- [Sebe62] Sebestyen, G.S., Pattern recognition by an adaptive process of sample set construction, *IRE Trans. Inform. Theory* IT-8, 1962, S82-91.
- [Sun83] Sun, C. and Wee, W. G, Neighboring grey level dependence matrix for texture classification, *Computer Vision Graphics Image Process.* 23, 1983, 341-352.
- [Sutt72] Sutton, R.N. and Hall, E.L., Texture measures for automatic classification of pulmonary diseases, *IEEE Trans. Comput.* C-21, No. 1, 1972, 667-676.
- [Tamu78] Tamura, H., Mori, S. and Yawaki, Y., Textural features corresponding to visual perception, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* SMC-8, 1978, 460-472.
- [Tomi82] Tomita, F., Shirai, Y. and Tsuji, S., Description of textures by a structural analysis, *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* PAMI-4, No. 2, 1982, 183-191.
- [Tsu73] Tsuji, S. and Tomita, F., A structural analyzer for a class of textures, *Comput. Graphics Image Process.* 2, 1973, 216-231.
- [Vand77] Vanderbrug, G.J. and Rosenfeld, A., Two-stage template matching, *IEEE Trans. on Comput.* C-26, No. 4, 1977, 384-393.
- [Wang81] Wang, S. et al., Relative effectiveness of selected texture primitive statistics for texture discrimination, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* SMC-11, No. 5, 1981, 360-370.
- [Wech80] Wechsler, H. and Citron, T., Feature extraction for texture classification, *Pattern Recognition* 12, 1980, 301-311.
- [Wesz76] Weszka, J.S., Dyer, C.R. and Rosenfeld, A., A

comparative study of texture measures for terrain classification, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* SMC-6, No. 4., 1976.

[Wesz78] Weszka, J.S., A survey of threshold selection techniques, *Comput. Graphics Image Process.* 7, 1978, 259-265.

[Zuck76] Zucker, S. W., Toward a model of texture, *Comput. Graphics Image Process.* 5, 1976, 190-202.

AUTOR DIAZ PEREZ, A.

TITULO UN ANALIZADOR ESTRUCTURAL DE
TEXTURAS REGULARES

CLASIF. XM
88.1

RGTRO. BI
10,812

NOMBRE DEL LECTOR

FECHA
PREST. FECHA
DEVOL.

H. Sosa

29/12/68

Quetzalvia Vazquez

21. April

the α and β components of the \mathbf{A} tensor are given by the following expressions:

$$\alpha = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \quad (1)$$

$$\beta = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \right) \quad (2)$$

where ρ is the fluid density, u , v and w are the velocity components in the x , y and z directions respectively.

The α and β components of the \mathbf{A} tensor are given by the following expressions:

$$\alpha = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \quad (3)$$

$$\beta = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \right) \quad (4)$$

where ρ is the fluid density, u , v and w are the velocity components in the x , y and z directions respectively.

The α and β components of the \mathbf{A} tensor are given by the following expressions:

$$\alpha = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \quad (5)$$

$$\beta = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \right) \quad (6)$$

where ρ is the fluid density, u , v and w are the velocity components in the x , y and z directions respectively.

The α and β components of the \mathbf{A} tensor are given by the following expressions:

$$\alpha = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \quad (7)$$

$$\beta = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \right) \quad (8)$$

where ρ is the fluid density, u , v and w are the velocity components in the x , y and z directions respectively.

The α and β components of the \mathbf{A} tensor are given by the following expressions:

$$\alpha = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\rho} \frac{\partial \rho}{\partial x} + \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z} \right) \quad (9)$$

$$\beta = \frac{1}{2} \left(\frac{\partial u}{\partial y} + \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial z} + \frac{\partial w}{\partial y} \right) \quad (10)$$