



BENEMÉRITA UNIVERSIDAD
AUTÓNOMA DE PUEBLA

FACULTAD DE CIENCIAS FÍSICO MATEMÁTICAS
POSTGRADO EN OPTOELECTRÓNICA

**“Sistema optoelectrónico para clasificación de
imágenes aleatorias”**

Tesis sometida como requisito parcial para obtener el grado de maestría
en Ciencias en la Especialidad de Optoelectrónica en la Facultad de
Ciencias Físico Matemáticas de la B.U.A.P.

PRESENTA

Ing. Demar Severiano Carrillo

ASESOR DE TESIS

Dr. Andrey S. Ostrovsky

COASESOR DE TESIS

Dr. Gilberto Camacho

Puebla, Pue.
2003

Agradecimientos:

A esos seres divinos que han contribuido a ser lo que soy y permitirme existir en este mundo.

A mis padres:

Lic. Franco Severiano Coeto y
Lic. Alicia Carrillo Delgado

por su apoyo incondicional, amor, consejos y por estar siempre a mi lado.

A mis hermanos:

Ing. Israel Severiano Carrillo,
Francisco Severiano Carrillo

por su compañía, amor y apoyo incondicional.

A mis parientes:

Abuelos

por su cariño y por haberme dado los padres que tengo.

Tíos, primos, sobrinos

por que sé ellos también están conmigo y se alegran de mis logros.

A mis amigos:

ustedes saben.

A mi asesor:

Dr. Andrey S. Ostrovsky

por el tiempo dedicado a mi persona y especialmente a la elaboración de este trabajo.

A mi coasesor:

Dr. Gilberto Camacho

por apoyo incondicional.

A los miembros del jurado:

Dr. Ernesto Pino Mota,
Dr. Gabriel Martínez Niconoff,
Dr. Mario Valentín Rodríguez Solís y
Dr. Carlos I. Robledo Sánchez

por el tiempo dedicado a la revisión de este trabajo y a sus valiosas recomendaciones para mejorarlo.

A la facultad de Ciencias Físico Matemáticas de la BUAP por permitirme desarrollar profesionalmente.

Al CONACYT por el apoyo otorgado en mis estudios de maestría y ayudarme a desarrollar profesionalmente para alcanzar mejores oportunidades en el futuro.

A los profesores e instituciones educativas que ha tenido a lo largo de mi formación lo que me ha permitido alcanzar mis metas.

Índice general

1.	INTRODUCCIÓN	1
2.	MÉTODO DE FUNCIONES DISCRIMINANTES ESPECTRALES (FDE's) PARA LA CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES ALEATORIAS	6
2.1	Modelo de imagen aleatoria	6
2.2	Método de funciones discriminantes espectrales	12
2.3	Estimación estadística del espectro de potencia	14
2.4	Síntesis de FDE's por el método de mínimos cuadrados	18
2.5	Conclusiones	20
3.	REALIZACIÓN ÓPTICA DEL MÉTODO DE FDE'S POR MEDIO DE UN SISTEMA OPTOELECTRÓNICO	22
3.1.	Transformada de Fourier en un sistema óptico	22
3.2.	Simulación física del procesador óptico de Fourier	34
3.3.	Estructura general del sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias	40
3.4.	Conclusiones	42

4.	UNIDAD DE ADQUISICIÓN Y CAPTURA DE IMÁGENES	44
4.1.	Pantalla de cristal líquido (PCL) como el modulador de luz espacial	44
4.2.	Características ópticas de PCL	55
4.3.	Influencia de la estructura espectral espacial de la PLC al proceso de captura de imágenes	64
4.4.	PCL HoloEye LC2002	66
4.5.	Caracterización experimental de PCL modelo HoloEye LC2002	73
4.6.	Adquisición de imágenes para su captura	77
4.7.	Conclusiones	83
5.	UNIDAD DE REGISTRO Y PROCESAMIENTO SECUNDARIO	85
5.1	CCD como detector espacial de radiación óptica	85
5.2	Cámara CCD modelo Sony SSC-M347	90
5.3	Medición del espectro de potencia	95
5.4	Cálculo de FDE's	98
5.5	Toma de decisión sobre la clase	106
5.6	Software para el procesamiento secundario	109
5.7	Conclusiones	121

6.	CONSTRUCCIÓN Y PRUEBAS DEL SISTEMA	122
6.1	Diseño y construcción del sistema	122
6.2	Texturas de Brodatz como objetos de prueba	127
6.3	Experimentos y resultados	131
6.4	Segmentación de imágenes compuestas de texturas de Brodatz	148
6.5	Conclusiones	150
7.	CONCLUSIONES GENERALES	151
8.	REFERENCIAS	154
9.	ANEXOS	156

1. INTRODUCCION

Para la clasificación de imágenes que tienen una forma o topología determinística bien definida (por ejemplo: figuras geométricas diversas, símbolos alfanuméricos, huellas digitales, billetes bancarios, etc.) han sido propuestos un número enorme de métodos y técnicas diversas (incluyendo ópticas, computacionales e híbridas (véase por ejemplo [1,2,3])). En muchas situaciones de clasificación práctica las imágenes por clasificar se someten a las distorsiones aleatorias incontrolables o en general tienen una forma o topología estocástica ó completamente aleatoria (por ejemplo: texto escrito a mano, imágenes medicográficas, fotos aéreas de superficie terrestre, etc.). El número de publicaciones sobre métodos y técnicas de clasificación de tales imágenes es bastante reducido. Entre estas es posible mencionar en primer lugar el método de funciones discriminantes sintéticas [4] y sus tantas modificaciones. Sin embargo en todos estos métodos la potencia discriminante decrece rápidamente con el aumento de varianza de distorsiones aleatorias de imágenes por clasificar y estas aparecen completamente inconsistentes cuando las imágenes tienen una naturaleza completamente aleatoria. Una descripción del método de funciones discriminantes sintéticas se encuentra en la parte final de los anexos de este trabajo.

Recientemente Ostrovsky y Pino propusieron un nuevo método de clasificación de imágenes con forma aleatoria denominado por ellos método de funciones discriminantes sintéticas espectrales [5]. En este método las funciones discriminantes se sintetizan para separar linealmente los espectros de potencia de campos aleatorios que corresponden a diferentes clases de imágenes. Por esa razón este método puede ser reconocido como lo más adecuado al problema de clasificación de imágenes completamente aleatorias (para ver una descripción de este método ver la sección 2.2 de este trabajo). Últimamente Ostrovsky *et al* propusieron la optimización del método propuesto en el sentido de máxima confiabilidad correcta realizando la síntesis de funciones discriminantes espectrales por el método de mínimos cuadrados [6]. Para ver una descripción de este método véase la sección 2.4 de este trabajo.

Ostrovsky y Pino y después Palma mostraron que el método de funciones discriminantes espectrales puede ser realizado con gran eficiencia en la práctica por medio de un sistema óptico computacional donde la parte óptica sirve para la medición del espectro de potencia de la imagen y la computadora sirve para la síntesis de funciones sintéticas discriminantes y la toma de la decisión de la clase de imagen [7]. Sin embargo el método propuesto no trabaja en tiempo real ya que el registro de imágenes y el escaneo del espectro de potencia se realiza de manera manual introduciendo posteriormente los datos a la computadora.

Tomando en cuenta lo anterior parece obvio el planteamiento del diseño de un sistema que permitirá realizar automáticamente en el tiempo real la clasificación de imágenes aleatorias por el método de funciones discriminantes espectrales. El diseño de tal sistema constituye un objetivo principal del proyecto de investigación: " Sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias " realizado en la FCFM-BUAP y apoyado por la VIEP-BUAP con clave II68G02. Este proyecto se lleva a cabo bajo la dirección del Dr. Ostrovsky con la participación del autor de la presente tesis Demar Severiano Carrillo.

El objetivo principal de la presente tesis es

Diseño, construcción y pruebas experimentales del sistema optoelectrónico para la clasificación automática en el tiempo real de imágenes aleatorias en base del método de funciones discriminantes espectrales sintetizadas por el método de mínimos cuadrados.

A continuación se da en breve la estructura general de esta tesis. En el capítulo 2 se da la descripción del método de funciones discriminantes espectrales (FDE's) para la clasificación de imágenes aleatorias incluyendo: modelo de imagen aleatoria, método de FDE's, estimación estadística del espectro de potencia, síntesis de FDE's por el método de mínimos cuadrados y conclusiones del capítulo.

En el capítulo 3 se da la descripción de la realización óptica del método de FDE's por medio de un sistema optoelectrónico incluyendo: la transformada de Fourier en un sistema óptico, simulación física del procesador óptico de Fourier, estructura general del sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias y conclusiones del capítulo.

En el capítulo 4 se explica como se lleva a cabo la unidad de adquisición y captura de imágenes incluyendo: pantalla de cristal líquido (PCL) como el modulador de luz espacial, características ópticas de PCL, influencia de la estructura espectral espacial de la PLC al proceso de captura de imágenes, PCL modelo HoloEye LC2002, caracterización experimental de PCL modelo HoloEye LC2002, adquisición de imágenes para su captura y conclusiones del capítulo.

En el capítulo 5 se explica como funciona la unidad de registro y procesamiento secundario incluyendo: CCD como detector espacial de radiación óptica, cámara CCD modelo Sony SSC-M347, medición del espectro de potencia, cálculo de FDE's, toma de decisión sobre la clase, software para el procesamiento secundario y conclusiones del capítulo.

En el capítulo 6 se explican la construcción y las pruebas del sistema incluyendo: diseño y construcción del sistema, texturas de Brodatz como objetos de prueba, experimentos y resultados, segmentación de imágenes compuestas de texturas de Brodatz y conclusiones del capítulo.

En el capítulo 7 se presentan las conclusiones generales de este trabajo.

En los capítulos 8 y 9 se presentan las referencias y anexos respectivamente.

2. MÉTODO DE FUNCIONES DISCRIMINANTES ESPECTRALES (FDE's) PARA LA CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES ALEATORIAS

2.1 Modelo de imagen aleatoria

Primero empezaremos por definir que es una imagen, como se acostumbra, la imagen de un objeto de la vida real se define como el mapeo registrado físicamente de la distribución de intensidad bidimensional luminosa reflejada por el objeto a un plano (x,y) . Por esa razón una cierta imagen puede ser representada por medio de una función real bidimensional $f(x,y)$.

Existen tres clases de imágenes:

1. Perfectas o determinadas por completo con una estructura geométrica bien definida, a excepción de algunas distorsiones regulares, por ejemplo billetes bancarios, huellas digitales, texto impreso, etc. (véase Fig. 2.1 a).
2. Imágenes con distorsiones aleatorias que no tienen estructura geométrica definida, por ejemplo una firma repetida, un texto escrito por diferentes personas, fotos de una persona, etc. (véase Fig. 2.1 b).

3. Imágenes perfectamente aleatorias, no predecibles, por ejemplo fotos de la superficie de la tierra, imágenes texturales de la vida real, etc. (véase Fig. 2.1 c).

Nuestro problema son precisamente las imágenes de la tercera clase (el problema de las imágenes de la primera clase casi está resuelto, para el problema de las imágenes de la segunda clase hay muchos artículos y para de las tercera clase casi no hay publicaciones).

a)



2. Imágenes con distorsiones aleatorias que no tienen estructura geométrica definida, por ejemplo una firma repetida, un texto escrito por diferentes personas, fotos de una persona, etc. (véase Fig. 2.1 b).

b)



c)

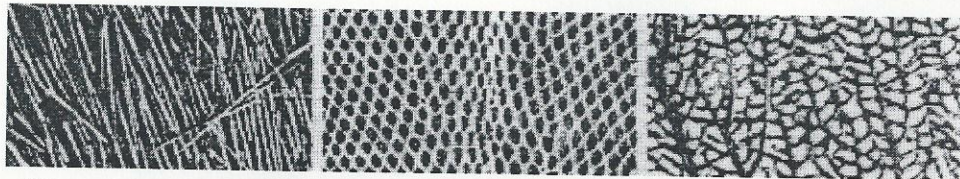


Figura 2.1 Ejemplos de las imágenes por clasificar: a) Primera clase, b) Segunda clase,

c) Tercera clase.

Una imagen aleatoria puede ser definida como una función o campo bidimensional $f(x,y)$, cuyo valor en cada punto (x,y) representa una variable aleatoria F con la densidad de probabilidad

$$p_f(f) = \frac{d}{df} \text{Prob}[F \leq f]. \quad (2.1)$$

La densidad de probabilidad (2.1) considerada como una función continua de coordenadas cartesianas x y y representa un modelo general teórico de una imagen aleatoria. Pero en la práctica no puede ser utilizada debido a que la función de probabilidad $\text{Prob}[F \leq f]$ como la regla son desconocidas.

Entonces es obvio que es necesario buscar otro modelo práctico de la imagen aleatoria. Para hacer esto, como primera hipótesis de trabajo vamos a suponer que una imagen aleatoria representa un campo aleatorio estacionario u homogéneo [8], es decir,

$$p_f[f(x, y)] = p_f[f(x - \Delta x, y - \Delta y)]. \quad (2.2)$$

Como se sabe en este caso el campo aleatorio $f(x,y)$ puede ser descrito en cada punto por completo por medio de la función de correlación

$$K_F(\Delta x, \Delta y) = \langle F(x, y)F(x - \Delta x, y - \Delta y) \rangle, \quad (2.3)$$

donde de aquí en adelante los paréntesis angulares significan promedio estadístico o esperanza matemática de la variable aleatoria F . Lógicamente en la práctica la función de correlación (2.3) puede ser evaluada aproximadamente por los bien conocidos métodos de estimación estadística [8] y por esa razón puede servir como

un modelo práctico de la imagen aleatoria. Sin embargo debido a que este modelo presupone el conocimiento de la función K_F en cada punto (x,y) y para todos los posibles valores de los parámetros $\Delta x, \Delta y$ es obvio que el valor práctico de este modelo es restringido, por lo que es obvio buscar un modelo práctico más efectivo.

Definimos la potencia de la muestra de la imagen aleatoria como sigue:

$$E_f = \lim_{\substack{X \rightarrow \infty \\ Y \rightarrow \infty}} \frac{1}{XY} \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} |f(x, y)|^2 dx dy. \quad (2.4)$$

Utilizando el teorema de potencia de Parseval [8] es posible reescribir (2.4) como

$$E_f = \lim_{\substack{X \rightarrow \infty \\ Y \rightarrow \infty}} \frac{1}{XY} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} |F_{XY}(p, q)|^2 dp dq, \quad (2.5)$$

donde

$$F_{XY}(p, q) = \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} f(x, y) \exp[-i2\pi(px + qy)] dx dy \quad (2.6)$$

es la transformada de Fourier finita (truncada) de la función $f(x,y)$ y las variables p y q tienen el sentido físico de frecuencias espaciales. Entonces la potencia media del campo aleatorio $f(x,y)$ puede ser encontrada como

$$P_F = \langle P_f \rangle = \lim_{\substack{X \rightarrow \infty \\ Y \rightarrow \infty}} \frac{1}{XY} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \langle |F_{XY}(p, q)|^2 \rangle dp dq. \quad (2.7)$$

La Ec. (2.7) puede ser escrita como

$$P_F = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} S_F(p, q) dp dq, \quad (2.8)$$

donde la función

$$S_F(p, q) = \lim_{\substack{X \rightarrow \infty \\ Y \rightarrow \infty}} \frac{1}{XY} \langle |F_{XY}(p, q)|^2 \rangle \quad (2.9)$$

tiene el sentido físico de la densidad espectral de potencia del campo aleatorio $f(x,y)$ o simplemente espectro de potencia. El valor $S_F(p,q)dpdq$ determina la porción de la potencia total del campo aleatorio $f(x,y)$ que se encuentra en el intervalo infinitesimal de frecuencia $(p+dp, q+dq)$.

En la teoría de probabilidad es bien conocido el teorema de Wiener-Khinchin que establece la siguiente relación entre la densidad espectral de potencia $S_F(p,q)$ y la función de correlación $K_F(\Delta x, \Delta y)$ dada por

$$\int_{-\infty}^{\infty} K_f(\Delta x, \Delta y) \exp[-i2\pi(p\Delta x + q\Delta y)] d(\Delta x)d(\Delta y) = S_F(p, q). \quad (2.10)$$

Entonces, la función de correlación K_F puede servir como modelo práctico de la imagen aleatoria, asimismo la función de la densidad de potencia $S_F(p,q)$ también puede ser aceptada como un modelo de imagen aleatoria. La función S_F también puede ser evaluada por métodos de estimación estadística.

Debido a que S_F depende solamente de dos variables p y q su utilización como modelo de imagen aleatoria puede ser reconocido como el más efectivo. A su vez este modelo puede ser simplificado si aceptamos la segunda hipótesis de trabajo considerando que la imagen aleatoria es un campo aleatorio isotrópico, es decir que la función S_F posee simetría central, es decir,

$$S_F(p, q) \equiv S_F(r), \quad (2.11)$$

donde

$$r = \sqrt{p^2 + q^2}. \quad (2.12)$$

Para excluir la influencia del fondo constante que siempre se presenta en la imagen debido a que, la función $f(x,y)$, la distribución de intensidad, es positiva que depende de condiciones de iluminación en el proceso de registro de imagen, es razonable en lugar de la densidad espectral de potencia (2.11) utilizar la densidad espectral de potencia normalizada a su valor máximo

$$s_F(r) = \frac{S_F(r)}{S_F(0)}. \quad (2.13)$$

Considerando el problema de clasificación de imágenes aleatorias, vamos a utilizar el subíndice $n= 1, 2, 3, \dots, N$ para especificar el número de clase de imágenes y el subíndice $k = 1, 2, 3, \dots, k$ para especificar una cierta imagen muestra dentro de la clase dada. Entonces un modelo de la imagen aleatoria se describe por el siguiente conjunto de ecuaciones:

$$\left. \begin{aligned} 1. \quad s_n(r) &= \frac{S_n(r)}{S_n(0)}, \\ 2. \quad S_N(r) &= \lim_{\substack{X \rightarrow \infty \\ Y \rightarrow \infty}} \frac{1}{XY} \left\langle |F_{NK}(p, q)|^2 \right\rangle_k, \quad r = \sqrt{p^2 + q^2}, \\ 3. \quad F_{nk}(p, q) &= \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} f_{nk}(x, y) \exp[-i2\pi(px + qy)] dx dy. \end{aligned} \right\} \quad (2.14)$$

Para justificar el método de clasificación de imágenes aleatorias utilizado en este trabajo (véase la siguiente sección), es necesario aceptar la tercer hipótesis de

trabajo que se concluye en la suposición de la independencia lineal de las densidades espectrales de potencia de las imágenes de diferentes clases. Esta hipótesis puede ser expresada analíticamente como la siguiente desigualdad

$$\det \mathbf{S} \neq 0, \quad (2.15)$$

donde \mathbf{S} es una matriz cuadrada del orden N con elemento general

$$s_{nm} = \int_{-\infty}^{\infty} s_n(r) s_m(r) dr. \quad (2.16)$$

Como muestra la práctica (véase el capítulo 6 de este trabajo) en la mayoría absoluta de problemas prácticos de clasificación de imágenes aleatorias esta hipótesis es justificable. Si esta hipótesis no se cumple es muy dudable encontrar un método consistente de clasificación de imágenes aleatorias.

El conjunto de ecuaciones (2.14) junto con la condición (2.15) constituyen el modelo de trabajo de la imagen aleatoria utilizado en el presente trabajo.

2.2 Método de funciones discriminantes espectrales

El método de funciones discriminantes espectrales (FDE's) de clasificación de imágenes aleatorias se basa en la separación o discriminación de las densidades espectrales de potencia de campos aleatorios correspondientes. Las FDE's se definen como las combinaciones lineales de las densidades espectrales de potencia,

$$h_m(r) \equiv \sum_{l=1}^N a_{ml} s_l, m = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (2.17)$$

de manera que

$$\int_{-\infty}^{\infty} s_n(r) h_m(r) dr = \delta_{nm}, \quad (2.18)$$

donde δ_{nm} es el símbolo de Kronecker.

Para sintetizar las FDE's de acuerdo con la ecuación (2.17) es necesario saber los coeficientes a_{ml} , para hacer esto sustituimos Ec. (2.17) a (2.18)

$$\int_{-\infty}^{\infty} s_n(r) \sum_{l=1}^N a_{ml} s_l(r) dr = \delta_{nm}. \quad (2.19)$$

Cambiando en Ec. (2.19) el orden de sumación e integración y utilizando la denotación (2.16), llegamos al siguiente sistema de ecuaciones lineales

$$\sum_{l=1}^N a_{ml} s_{nl}(r) = \delta_{nm}, n, m = 1, 2, 3, \dots, N. \quad (2.20)$$

Como se sabe del álgebra lineal si se cumple la condición (2.15) este sistema tiene solución única y

$$a_{ml} = S_{ml} / \det \mathbf{S}, \quad (2.21)$$

donde S_{ml} es la adjunta algebraica del elemento s_{ml} de la matriz \mathbf{S} , si la condición (2.15) que se concluye en la suposición de la independencia lineal de densidades espectrales de potencia de las imágenes de diferentes clases no se cumple la Ec. (2.21) se indeterminaría.

Entonces si los coeficientes a_{ml} están encontrados de acuerdo con Ec. (2.21) podemos realizar la síntesis de funciones discriminantes espectrales en

correspondencia con Ec. (2.17). Ahora parece obvio el siguiente algoritmo de la clasificación del modelo definido en la sección anterior, sustituyendo la densidad de probabilidad de la imagen por clasificar $s_o(r)$ en las Ecs. (2.18) para diferentes valores m . La posición de la unidad en el vector $\bar{\delta}_{om}$ corresponde al número de clase al que pertenece la imagen procesada.

2.3 Estimación estadística del espectro de potencia

Como se sigue de la sección anterior para realizar el método de FDE's es necesario saber las densidades espectrales normalizadas S_n para todos $n=1,2,\dots,N$. A su vez, como se sigue de Ec. (2.9), para lograr esto es necesario realizar la promediación estadística sobre un ensamble infinito de espectros de potencia de imágenes muestra $|F_{nk}(p,q)|^2$ calculados sobre un plano infinito (x,y) .

Sin embargo, en la práctica siempre disponemos de un número finito de imágenes muestra de cada clase dadas en el dominio finito $X \times Y$ en el plano (x,y) , en este caso es obvio buscar una aproximación práctica de la función S_n . Como primer acercamiento a esta aproximación es lógico utilizar la siguiente expresión

$$\hat{S}_n(p,q) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{1}{XY} \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} \left| \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} f_{nk}(x,y) \exp[-i2\pi(px+qy)] dx dy \right|^2 dx dy. (2.22)$$

La función $\hat{S}_n(p, q)$ es conocida como el estimador estadístico de la densidad espectral de potencia $S_n(p, q)$. Es obvio que este estimador representa una función aleatoria cuya muestra depende del ensamble de las funciones muestra $f_{nk}(x, y)$ utilizadas en el cálculo de (2.22).

La calidad del estimador $\hat{S}_n(p, q)$ puede ser caracterizada por su esperanza matemática

$$E[\hat{S}_n] = \langle \hat{S}_n \rangle, \quad (2.23)$$

y varianza

$$\text{Var}[\hat{S}_n] = \langle |\hat{S}_n - E[\hat{S}_n]|^2 \rangle. \quad (2.24)$$

Para garantizar la máxima calidad de estimación de la densidad espectral de potencia S_n es evidente exigir que el estimador \hat{S}_n satisfaga a las siguientes condiciones

$$E[\hat{S}_n] = S_n, \quad (2.25)$$

$$\lim_{\substack{K \rightarrow \infty \\ X, Y \rightarrow \infty}} \text{Var}[\hat{S}_n] = \min\{\text{Var}[\hat{S}_n']\}_{S_n}, \quad (2.26)$$

donde \hat{S}_n' es un estimador alternativo de densidad espectral de potencia $S_n(p, q)$.

El estimador que satisface a la condición (2.25) se le llama un estimador insesgado y el que satisface (2.26) se llama estimador eficiente. Si el estimador satisface ambas condiciones se llama un estimador consistente. Como se sabe de la estadística

matemática [8] el estimador (2.22) es un estimador consistente de la densidad espectral de potencia.

Tomando en cuenta nuestra hipótesis respecto a la isotropía de campos aleatorios de imágenes por clasificar, la Ec. (2.22) puede ser reescrita como

$$\hat{S}_n(r) = \frac{1}{KR} \sum_{k=1}^K \int_0^{2\pi} \left| \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} f_{nk}(x, y) \exp[-i2\pi(px + qy)] dx dy \right|^2 d\varphi. \quad (2.27)$$

donde R es el radio del campo aleatorio de la imagen por clasificar.

Es obvio que el estimador (2.27), como un estimador consistente de la densidad espectral de potencia, puede ser utilizado en la etapa de síntesis de FDE's.

En la etapa de clasificación dispongamos sólo una función muestra (imagen muestra) $f_{ok}(x, y)$ de la clase desconocida, en este caso la única posibilidad de estimar la densidad espectral de potencia de la clase desconocida de imágenes es, utilizar el estimador

$$\hat{S}_{nk}(r) = \frac{1}{R} \int_0^{2\pi} \left| \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} f_{ok}(x, y) \exp[-i2\pi(px + qy)] dx dy \right|^2 d\varphi. \quad (2.28)$$

Como se sabe de estadística matemática el estimador (2.22) es un estimador inconsistente de la densidad espectral de potencia en el sentido que no es eficiente, es decir su varianza no tiende al mínimo con el aumento de XY .

La eficiencia del estimador (2.28) puede ser aumentada por medio del así llamado proceso de suavización. El estimador del espectro de potencia suavizado se define como

$$\hat{S}_{nk}(r) = \int_0^{\infty} S_{nk}(r')W(r'-r)dr', r > 0. \quad (2.29)$$

La función W en Ec. (2.29) se llama la ventana espectral de suavización. En [8] se discuten diferentes formas de ventanas espectrales y sus propiedades. Una de las más simples y al mismo tiempo la más efectiva de las ventanas espectrales, es una ventana espectral con la anchura de banda fija o así llamada ventana de Pugachiov-Daniel que se describe de la siguiente manera

$$W(r) = \text{rect}\left(\frac{r - \Delta r/2}{\Delta r}\right). \quad (2.30)$$

Mientras más grande sea la anchura de la ventana espectral $2\Delta r$ menor es la varianza del estimador (2.30), pero es necesario tener en mente que con el aumento de anchura de la ventana se aumenta el sesgo del estimador. Por esa razón en la práctica es necesario buscar un compromiso para obtener un estimador óptimo. Es obvio que esto último depende de las características reales de imágenes por clasificar.

Utilizando las expresiones (2.28) y (2.30), la Ec. (2.29) puede ser representada en la siguiente forma

$$\hat{S}_{nk}(r) \propto \frac{1}{r^2} \int_{r-\Delta r/2}^{r+\Delta r/2} \int_0^{2\pi} |F_{nk}(r', \varphi')|^2 d\varphi' dr'. \quad (2.31)$$

donde los límites de la integral $r - \Delta r/2$ y $r + \Delta r/2$ son la anchura de los anillos del campo aleatorio de imágenes por clasificar.

Para excluir la influencia del fondo constante de la imagen (véase sección 2.1), vamos a normalizar el estimador (2.31) respecto a su valor máximo y, para aumentar su impacto a las frecuencias altas, vamos a representarlo en la escala logarítmica

$$\hat{s}_{nk}(r) = \log \frac{\hat{S}_{nk}(r)}{\hat{S}_{nk}(0)}. \quad (2.32)$$

Las Ecs. (2.31) y (2.32) están aceptadas en este trabajo como básicas para la estimación estadística del espectro de potencia.

2.4 Síntesis de funciones discriminantes espectrales por el método de mínimos cuadrados

Como se sigue de la sección anterior, en la etapa de síntesis de FDE's, la estimación consistente del espectro de potencia espectral puede ser obtenida utilizando el estimador

$$\hat{s}_n(r) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{s}_{nk}(r). \quad (2.33)$$

Entonces, en la práctica, las Ecs. (2.17) y (2.18) tienen que ser sustituidas por

$$\hat{h}_m(r) = \sum_{l=1}^N a_{ml} \hat{s}_l(r), \quad (2.34)$$

$$\sum_{l=1}^N a_{ml} \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr = u_{nmk}, \quad (2.35)$$

donde u_{nmk} es el valor muestra de una variable aleatoria u_{nm} . Para maximizar la certeza de la correcta clasificación es obvio exigir que

$$\langle u_{nm} \rangle = \delta_{nm} \quad (2.36)$$

y
$$\text{Var}[u_{nm}] = \min_{a_{ml}} [u_{nm}(a_{ml})] \quad (2.37)$$

Esto puede ser logrado aplicando el método de mínimos cuadrados [6]. De acuerdo con este método los valores óptimos de los coeficientes a_{ml} pueden obtenerse resolviendo el sistema de ecuaciones

$$\frac{\partial}{\partial a_{ml}} \sum_{k=1}^K (u_{nmk} - \delta_{nm})^2 = 0, \quad m, l = 1, 2, \dots, N. \quad (2.38)$$

o, equivalentemente,

$$\sum_{k=1}^K u_{nmk} \frac{\partial}{\partial a_{ml}} (u_{nmk}) = \sum_{k=1}^K \delta_{nm} \frac{\partial}{\partial a_{ml}} (u_{nmk}). \quad (2.39)$$

Sustituyendo para u_{nmk} de la Ec. (2.35) a la Ec. (2.39) y calculando las derivadas parciales, obtenemos

$$\begin{aligned} \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^N a_{ml} \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr & \sum_{l=1}^N \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr \\ & = \sum_{k=1}^K \delta_{nm} \sum_{l=1}^N \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr, \end{aligned} \quad (2.40)$$

o bien

$$\begin{aligned} \sum_{l=1}^N a_{ml} \sum_{k=1}^K \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr & \sum_{l=1}^N \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr \\ & = \delta_{nm} \sum_{l=1}^N \int_0^{\infty} \hat{s}_l(r) \sum_{k=1}^K \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) dr. \end{aligned} \quad (2.41)$$

Utilizando la Ec. (2.33), la última ecuación puede ser reescrita como

$$\begin{aligned} \sum_{l=1}^N a_{ml} \sum_{k=1}^K \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr & \sum_{l=1}^N \int_0^{\infty} \hat{s}_{nk}(r) \hat{s}_l(r) dr \\ & = K \delta_{nm} \sum_{l=1}^N \int_0^{\infty} \hat{s}_n(r) \hat{s}_l(r) dr. \end{aligned} \quad (2.42)$$

La ecuación (2.42) describe un sistema de N^2 ecuaciones lineales con coeficientes desconocidos a_{ml} . Resolviendo este sistema, es posible encontrar las FDE's óptimas en el sentido (2.37) definidas por la Ec. (2.34). Una vez que las FDE's óptimas han sido calculadas, la decisión sobre la clase a la cual pertenece la imagen muestra $f_{ok}(x,y)$ puede ser hecha de acuerdo al índice m del valor más grande.

$$u_{0mk} = \int_0^{\infty} \hat{s}_{ok}(r) \hat{h}_m(r) dr, \quad m = 1, \dots, N. \quad (2.43)$$

2.5 Conclusiones

Se definieron y clasificaron las clases de imágenes del mundo real y se definió un modelo de imagen aleatoria.

El método de funciones discriminantes sintéticas, sirve para resolver el problema de imágenes determinadas, es decir imágenes que tienen una forma bien definida. Existen varias modificaciones de este método para tratar de clasificar

imágenes con distorsiones aleatorias pero estas han sido poco efectivas debido a que no toman la naturaleza estadística de estas imágenes.

Un método alternativo para tratar de resolver el problema de clasificación de imágenes aleatorias es el método de funciones discriminantes espectrales propuesto por Ostrovsky y Pino, sin embargo este método no es óptimo desde el punto de vista de la certeza de clasificación correcta. Una solución óptima del problema de clasificación de imágenes aleatorias es el método de funciones espectrales por el método de mínimos cuadrados (Ostrovsky et al) ya que este método realiza la síntesis de funciones discriminantes espectrales sobre el criterio de la certeza máxima de la discriminación de las imágenes aleatorias y no de la reproducción de la forma original del espectro de potencia de la imagen.

3. REALIZACIÓN ÓPTICA DEL MÉTODO DE FDE's POR MEDIO DE UN SISTEMA OPTOELECTRÓNICO

3.1 Transformada de Fourier en un sistema óptico

Como se ha mostrado anteriormente, el problema fundamental para la implementación práctica del método de FDE's es poder calcular el espectro de potencia de muestra dado por la ecuación (2.31). Para cumplir con este objetivo se puede emplear la transformada de Fourier óptica. A continuación se describirán diferentes configuraciones para realizar la transformada de Fourier. En todos los casos se asume que la iluminación es monocromática. Bajo esta condición los sistemas estudiados son sistemas "coherentes", lo cual significa que, estos son lineales en amplitud compleja, y la distribución de la amplitud de la luz a través de un plano particular detrás de una lente positiva es de interés. En algunos casos este es el plano focal posterior de la lente, el cual por definición es un plano normal al eje de la lente situado a una distancia f detrás de la lente (en la dirección de propagación de la luz).

La información que será procesada por la Transformada de Fourier es introducida al sistema óptico por un dispositivo con una amplitud de transmitancia que es proporcional a la función de entrada de interés. En algunos casos este dispositivo consiste de una transparencia fotográfica, mientras que en otros casos se utiliza un modulador espacial de luz no fotográfico, capaz de controlar la amplitud de transmitancia en respuesta a una información suministrada eléctrica u ópticamente. Nos referiremos a ellos como “transparencias” de entrada. Frecuentemente también nos referiremos a la entrada como objeto.

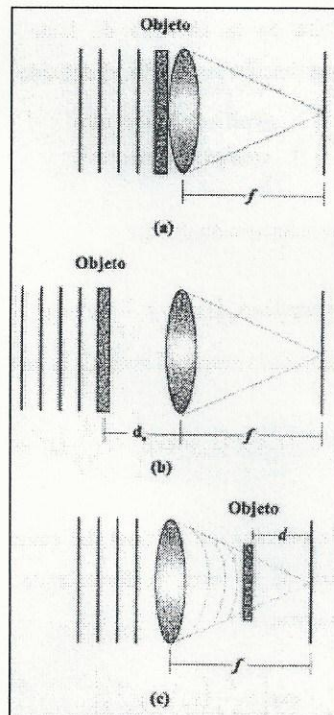


Figura 3.1. Configuraciones para realizar la transformada de Fourier: a) Objeto situado contra la lente, b) Objeto situado enfrente de la lente, c) Objeto situado detrás de la lente.

La Figura 3.1 muestra tres arreglos que consideraremos. En todos los casos mostrados, la iluminación es una onda plana colimada la cuál es incidente sobre la transparencia de entrada o sobre la lente. En el caso (a), la transparencia de entrada es puesta directamente contra la lente por si misma. En el caso (b), la entrada es puesta a una distancia d enfrente de las lentes. En el caso (c), la entrada es puesta detrás de la lente a la distancia d del plano focal.

Pongamos una transparencia de entrada con una amplitud de transmitancia $f_A(x,y)$ inmediatamente enfrente de una lente convergente con una distancia focal f , como se muestra en Fig. 3.1 (a). La entrada es colocada para ser iluminada uniformemente por una incidencia normal, una onda plana monocromática de amplitud A . En tal caso la alteración incidente sobre la lente es

$$U_i(x, y) = Af_A(x, y). \quad (3.1)$$

El área finita de la fuente puede ser considerada asociando con la lente una *función pupila* $P(x,y)$ definida por

$$P(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{dentro de la abertura de la lente} \\ 0 & \text{cualquier otra parte.} \end{cases} \quad (3.2)$$

Entonces la distribución de amplitud detrás de la lente llega a ser,

$$U_1(x, y) = U_i(x, y)P(x, y)\exp\left[-i\frac{k}{2f}(x^2 + y^2)\right]. \quad (3.3)$$

Para encontrar la distribución $U_f(u, v)$ en el plano focal posterior de la lente, la fórmula de difracción de Fresnel, es aplicada. Entonces, fijando $z = f$,

$$U_f(u, v) = \frac{\exp\left[i\frac{k}{2f}(u^2 + v^2)\right]}{i\lambda f} \int \int_{-\infty}^{\infty} U_i(x, y) \exp\left[i\frac{k}{2f}(x^2 + y^2)\right] \times \exp\left[-i\frac{2\pi}{\lambda f}(xu + yv)\right] dx dy, \quad (3.4)$$

donde un factor de fase constante ha sido omitido. Sustituyendo (3.3) en (3.4), los factores cuadráticos de fase con el integrando son cancelados, quedando

$$U_f(u, v) = \frac{\exp\left[i\frac{k}{2f}(u^2 + v^2)\right]}{i\lambda f} \int \int_{-\infty}^{\infty} U_i(x, y) P(x, y) \times \exp\left[-i\frac{2\pi}{\lambda f}(xu + yv)\right] dx dy. \quad (3.5)$$

Entonces la distribución de campo U_f es proporcional a la transformada de Fourier bidimensional de aquella porción del campo incidente subtendido por la abertura de la lente. Cuando la extensión física de la entrada es más pequeña que la abertura de la lente, el factor $P(x, y)$ puede ser ignorado, dando

$$U_f(u, v) = \frac{\exp\left[i\frac{k}{2f}(u^2 + v^2)\right]}{i\lambda f} \int \int_{-\infty}^{\infty} U_i(x, y) \exp\left[-i\frac{2\pi}{\lambda f}(xu + yv)\right] dx dy. \quad (3.6)$$

Entonces como vemos que la distribución de amplitud compleja en el plano focal de la lente es el patrón de *Fourier* del campo incidente sobre la lente, aunque la distancia al plano de observación es igual a la distancia focal de la lente, más bien que satisfacer el usual criterio de distancia para observar el patrón de difracción. Notando que la amplitud y la fase de la luz en las coordenadas (u, v) en el plano focal son determinadas por la amplitud y fase del componente de entrada de Fourier a las frecuencias $(f_x = u/\lambda f, f_y = v/\lambda f)$.

La relación de la transformada de Fourier entre la amplitud de transmitancia de la entrada y la distribución de amplitud del plano focal no es completa, debido a la presencia del factor de fase cuadrático que precede la integral. Mientras la distribución de fase a través del plano focal no es la misma que la distribución de fase a través del espectro de la entrada, la diferencia entre las dos es una simple curvatura de fase. En la mayoría de los casos, sin embargo, la distribución de intensidad en el plano focal será medida, y la distribución de fase no es de consecuencia. La medición de la distribución de intensidad permite el conocimiento del *espectro de potencia* (o más exactamente, el *espectro de energía*) de la entrada. Entonces

$$I_f(u, v) = \frac{A^2}{\lambda^2 f^2} \left| \int \int_{-\infty}^{\infty} f_A(x, y) \exp[-i2\pi(px + qy)] dx dy \right|^2, \quad (3.7)$$

donde $p = \frac{x}{\lambda f}$ y $q = \frac{y}{\lambda f}$.

Consideremos la siguiente geometría más general de la figura 3.1 (b). La entrada localizada a la distancia d enfrente de la lente, es iluminada normalmente por una onda plana incidente de amplitud A . La transmitancia de amplitud de la entrada es nuevamente representada por f_A . Además, consideremos que $F_o(f_x, f_y)$ representa el espectro de Fourier de la luz transmitida por la transparencia de entrada, y $F_l(f_x, f_y)$ el espectro de Fourier de la luz incidente sobre la lente; que es

$$F_o(f_x, f_y) = \{Af_A\} \quad F_l(f_x, f_y) = \{U_l\}.$$

Asumiendo que la aproximación de Fresnel o paraxial es válida para la propagación sobre la distancia d , entonces F_o y F_l están relacionadas, dando

$$F_l(f_x, f_y) = F_o(f_x, f_y) \exp[-i\pi\lambda d(f_x^2 + f_y^2)], \quad (3.8)$$

donde hemos eliminado un retraso de fase constante.

Por el momento, la extensión finita de la abertura de la lente no será considerada. Entonces, haciendo $P = 1$, Ec. (3.5) puede ser reescrita

$$U_f(u, v) = \frac{\exp\left[i\frac{k}{2f}(u^2 + v^2)\right]}{i\lambda f} F_l\left(\frac{u}{\lambda f}, \frac{v}{\lambda f}\right). \quad (3.9)$$

Sustituyendo (3.8) en (3.9), tenemos

$$U_f(u, v) = \frac{\exp\left[i\frac{k}{2f}\left(1 - \frac{d}{f}\right)(u^2 + v^2)\right]}{i\lambda f} F_o\left(\frac{u}{\lambda f}, \frac{v}{\lambda f}\right),$$

o

$$U_f(u, v) = \frac{A \exp \left[i \frac{k}{2f} \left(1 - \frac{d}{f} \right) (u^2 + v^2) \right]}{i \lambda f} \times \int \int_{-\infty}^{\infty} f_A(\xi, \eta) \exp \left[-i \frac{2\pi}{\lambda f} (\xi u + \eta v) \right] d\xi d\eta. \quad (3.10)$$

Entonces la amplitud y la fase de la luz en las coordenadas (u, v) están nuevamente relacionadas a la amplitud y a la fase del espectro de entrada a las frecuencias $(u/\lambda f, v/\lambda f)$. Notemos que un factor de fase cuadrático nuevamente precede a la integral de transformación, pero este desaparece para el caso especial $d = f$. Evidentemente cuando la entrada es colocada en el plano focal frontal de la lente, la curvatura de fase desaparece, dejando una relación exacta de la transformada de Fourier.

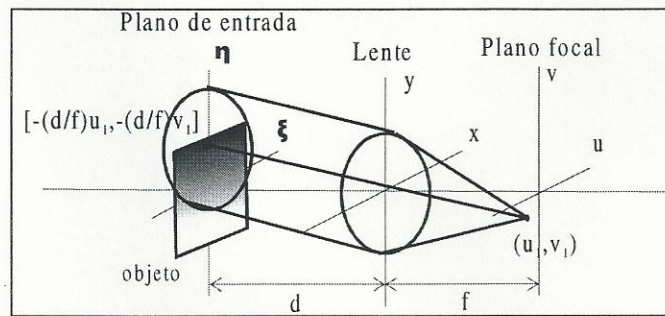


Figura 3.2. Viñeteo de la entrada. El área sombreada en el plano de entrada representa la porción de la transparencia de entrada que contribuye a la transformada de Fourier en (u_1, v_1) .

Hasta este punto hemos omitido totalmente la extensión finita de la abertura de la lente. Tal aproximación es exacta si la distancia d es lo suficientemente pequeña para colocar la profundidad de entrada en la región de difracción de Fresnel de la abertura de la lente, si la luz fuera propagándose hacia atrás desde el plano focal al plano de la transparencia de entrada. Esta condición es bien satisfecha en la vasta mayoría de los problemas de interés. Con referencia a la Fig. 3.2, la amplitud de la luz en las coordenadas (u_1, v_1) es una sumatoria de todos los rayos viajando con cosenos de dirección ($\xi \approx u_1/f, \eta \approx v_1/f$). Sin embargo, sólo un arreglo finito de estos rayos es pasado por la abertura de la lente. Entonces la extensión finita de la abertura de la lente debe ser tomada en cuenta por la proyección geométrica de la abertura posterior al plano de entrada, la proyección centrada sobre una línea uniendo las coordenadas (u_1, v_1) con el centro de la lente (ver Fig. 3.2). La abertura proyectada de la lente limita la extensión efectiva de la entrada, pero la porción particular de f_A que contribuye para que el campo U_f dependa de las coordenadas particulares (u_1, v_1) son consideradas en el plano focal posterior. Como implica Fig. 3.2, el valor de U_f en (u, v) puede ser encontrado de la transformada de Fourier de la porción de la entrada subtendida por la función de pupila proyectada P , centrada en las coordenadas [$\xi = -(d/f)u, \eta = -(d/f)v$]. Expresando lo antes dicho matemáticamente,

$$U_f(u, v) = \frac{A \exp \left[i \frac{k}{2f} \left(1 - \frac{d}{f} \right) (u^2 + v^2) \right]}{i\lambda f} \quad (3.11)$$

$$\times \iint_{-\infty}^{\infty} f_A(\xi, \eta) P \left(\xi + \frac{d}{f} u, \eta + \frac{d}{f} v \right) \exp \left[-i \frac{2\pi}{\lambda f} (\xi u + \eta v) \right] d\xi d\eta.$$

La limitación de la entrada efectiva por la abertura finita de la lente es conocida como un efecto de *viñeteo*. Hay que notar que para un sistema de transformación de Fourier simple, el viñeteo del espacio de entrada es minimizado cuando la entrada es puesta cerca de la lente y cuando la abertura de la lente es mucho más grande que la transparencia de entrada. En la práctica, cuando el espectro de potencia del objeto es de principal interés, es preferible frecuentemente poner la entrada directamente contra la lente para minimizar el viñeteo.

Consideremos ahora el caso de una entrada que es puesta detrás de la lente, como se ilustra en la figura 3.1 (c). La entrada de nuevo tiene la amplitud de transmitancia f_A , pero está ahora colocada a una distancia d enfrente del plano focal posterior de la lente. Entonces la incidencia sobre la entrada es una onda esférica convergiendo hacia el punto focal posterior de la lente.

En la aproximación de la óptica geométrica, la amplitud de la onda esférica que influye sobre el objeto es Af/d , debido al hecho de que la dimensión lineal del paquete

circular convergente de rayos ha sido reducida por el factor d/f y la energía ha sido conservada. La región particular de la entrada que es iluminada es determinada por la intersección del cono convergente de rayos con el plano de entrada. Si la lente es circular y de diámetro l , entonces una región circular de diámetro ld/f está iluminada en la entrada. La extensión finita de la mancha de iluminación puede ser representada matemáticamente proyectando la función de pupila de la lente bajo el cono de rayos a la intersección con el plano de entrada, dando una región efectiva de iluminación en aquel plano descrito por la función de pupila $P[\zeta(f/d), \eta(f/d)]$. Hay que notar que la amplitud de la transmitancia de entrada f_A tendrá también una abertura finita asociada con ésta; la abertura efectiva en el espacio de entrada es por lo tanto determinada por la intersección de la abertura de entrada verdadera con la función pupila proyectada de la lente. Si la transparencia finita de entrada es completamente iluminada por la luz convergente, entonces la pupila proyectada puede ser ignorada.

Usando una aproximación paraxial a la onda esférica que ilumina la entrada, la amplitud de la onda transmitida por la entrada sería

$$U_0(\xi, \eta) = \left\{ \frac{Af}{d} P \exp \left[-i \frac{k}{2d} (\xi^2 + \eta^2) \right] \right\} f_A(\xi, \eta). \quad (3.12)$$

Asumiendo la difracción de Fresnel del plano de entrada al plano focal, podemos aplicarla al campo transmitido por la entrada. Si esto es hecho se encuentra que la exponencial cuadrática de fase en (ζ, η) asociada con la onda de iluminación cancela

exactamente la exponencial similar de fase cuadrática en el integrando de la integral de la difracción de Fresnel, con lo que resulta

$$U_f(u,v) = \frac{A \exp\left[i \frac{k}{2d}(u^2 + v^2)\right]}{i\lambda d} \frac{f}{d} \quad (3.13)$$

$$\times \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f_A(\xi, \eta) P \exp\left[-i \frac{2\pi}{\lambda d}(u\xi + v\eta)\right] d\xi d\eta.$$

Entonces debido al factor de fase cuadrático, la amplitud de la distribución del plano focal es la transformada de Fourier de aquella porción de la entrada subtendida por la abertura de la lente proyectada.

El resultado presentado en la ecuación (3.13) es esencialmente el mismo resultado obtenido cuando la entrada fue puesta directamente contra la lente. Sin embargo, una flexibilidad extra ha sido obtenida en la presente configuración; a saber, la escala de la transformada de Fourier está bajo el control del experimentador. Incrementando d , la distancia del plano focal, el tamaño de la transformada se hace más grande, al menos hasta que la transparencia está directamente contra la lente (p.e. $d = f$). Decrementando d , la escala de la transformada se hace más pequeña. Esta flexibilidad puede ser de utilidad en aplicaciones de filtrado espacial, donde algunos ajustes potenciales del tamaño de la transformada pueden ser de una ayuda considerable.

Entonces la intensidad del campo luminoso en el plano de salida (u, v) se describe como

$$I(u, v) \propto \left| \int_{-X/2}^{X/2} \int_{-Y/2}^{Y/2} f(x, y) \exp[-i2\pi(px + qy)] dx_1 dy_1 \right|^2, \quad (3.14)$$

donde $p = \frac{x}{\lambda f}$ y $q = \frac{y}{\lambda f}$, (3.15)

como se puede ver la Ec. (3.14) coincide con el estimador de la densidad espectral de potencia (2.22) para el caso $K = 1$, es decir con el periodograma crudo del campo aleatorio $f(x, y)$.

Por lo que para nuestros propósitos utilizaremos un procesador óptico de Fourier, como el que se muestra en Fig 3.3.

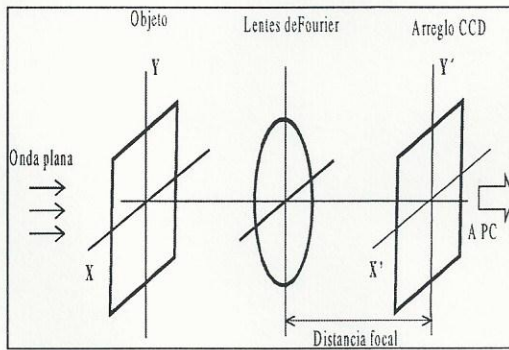


Fig. 3.3 Procesador Óptico de Fourier

La intensidad del campo luminoso registrada por un detector CCD en el plano focal posterior de la lente, se determina como

$$I_{nk}(p, q; D) \propto \left| \iint_D f_{nk}(x, y) \times \exp[-i2\pi(xp + yq)] dx dy \right|^2, \quad (3.16)$$

donde $p = x'/\lambda f$, $q = y'/\lambda f$, λ es la longitud de la onda de iluminación, f es la longitud focal.

Por lo que llegamos a la conclusión que el espectro de muestra de potencia \hat{S}_{nk} puede ser fácilmente calculado en cualquier sistema PC compatible conectado al arreglo CCD.

3.2 Simulación física del procesador óptico de Fourier

Para verificar la teoría expuesta en la sección anterior llevamos a cabo la simulación física y la caracterización correspondiente del procesador óptico de Fourier. En esta simulación realizamos la medición del espectro de potencia de Fourier de un objeto de prueba y comparamos los resultados de las mediciones con resultados teóricos. Como el objeto de prueba utilizamos una rejilla de Ronchi cuyo espectro de potencia de Fourier puede ser calculado analíticamente. En adelante sigue la descripción del objeto de prueba, descripción del experimento realizado y análisis de los resultados obtenidos.

Una rejilla de Ronchi se describe por medio de la función de transmitancia en amplitud dada por

$$t(x, y) = \text{rect}\left(\frac{x}{X}\right) \text{rect}\left(\frac{y}{Y}\right) \text{rect}\left(\frac{x - nX_0}{X_0/2}\right), \quad n = \pm 0, 1, 2, 3, \dots, \quad (3.17)$$

donde los parámetros X, Y y X_0 están especificados en la Fig. 3.4.

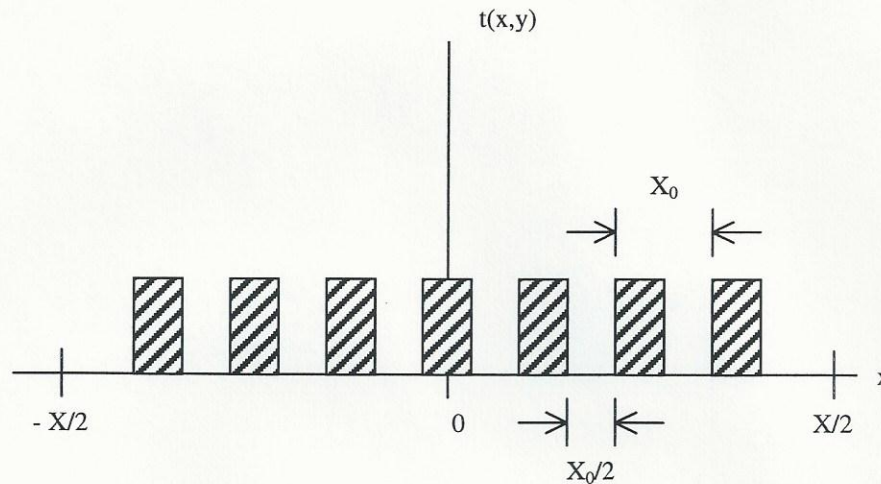


Fig. 3.4. Función de transmitancia en amplitud de la rejilla de Ronchi.

Calculamos el espectro de Fourier de la función de transmitancia (3.17)

$$T(p, q) = \mathfrak{F}[t(x, y)] = \mathfrak{F}\left[\text{rect}\frac{y}{Y}\right] \mathfrak{F}\left[\text{rect}\frac{x}{X}\right] \mathfrak{F}\left[\text{rect}\frac{x - nX_0}{X/2}\right]. \quad (3.18)$$

Utilizando el teorema de convolución la Ec. (3.18) puede ser reescrita como

$$T(p, q) = \mathfrak{F}\left[\text{rect}\frac{y}{Y}\right] \left\{ \mathfrak{F}\left[\text{rect}\left(\frac{x}{X}\right)\right] \otimes \mathfrak{F}\left[\text{rect}\left(\frac{x - nX_0}{X_0/2}\right)\right] \right\}. \quad (3.19)$$

Calculamos por separado los espectros de Fourier en Ec. (3.19)

$$\mathfrak{F}\left[\text{rect}\left(\frac{y}{Y}\right)\right] = \int_{-\infty}^{\infty} \text{rect}\left(\frac{y}{Y}\right) \exp(-i2\pi yq) dy = Y \text{senc}(Yq), \quad (3.20)$$

$$\mathfrak{F}\left[\text{rect}\left(\frac{x}{X}\right)\right] = \int_{-\infty}^{\infty} \text{rect}\left(\frac{x}{X}\right) \exp(-i2\pi xp) dy = X \text{senc}(Xp), \quad (3.21)$$

$$\mathfrak{F}\left[\text{rect}\left(\frac{x - nX_0}{X_0/2}\right)\right] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n \delta\left(p - \frac{n}{X_0}\right), \quad (3.22)$$

donde

$$c_n = \frac{1}{X_0} \int_{-X_0/2}^{X_0/2} \text{rect}\left(\frac{x}{X_0/2}\right) \exp\left(-i2\pi \frac{n}{X_0} x\right) dx = 2\text{senc}\left(\frac{n}{2}\right). \quad (3.23)$$

Sustituyendo Ec. (3.20)-(3.23) en la Ec. (3.19), tenemos:

$$\begin{aligned} T(p, q) &= 2XY\text{senc}(Y_q) \left\{ \text{senc}(X_p) \otimes \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{n}{2}\right) \delta\left(p - \frac{n}{X_0}\right) \right\} \\ &= 2XY\text{senc}(Y_q) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{n}{2}\right) \left[\text{senc}(X_p) \otimes \delta\left(p - \frac{n}{X_0}\right) \right]. \end{aligned} \quad (3.24)$$

Aplicando en Ec. (3.24) la propiedad de filtración de la función δ , finalmente obtenemos

$$T(p, q) = 2XY\text{senc}(Y_q) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{n}{2}\right) \text{senc}\left[X\left(p - \frac{n}{X_0}\right)\right]. \quad (3.25)$$

Tomando en cuenta el carácter unidimensional de la rejilla de Ronchi (3.17) consideramos la sección transversal del espectro (3.25) para $q = 0$.

$$\begin{aligned} T(p, 0) &= 2XY\text{senc}(0) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{n}{2}\right) \text{senc}\left[X\left(p - \frac{n}{X_0}\right)\right] \\ &= 2XY \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{n}{2}\right) \text{senc}\left[X\left(p - \frac{n}{X_0}\right)\right]. \end{aligned} \quad (3.26)$$

Entonces el espectro de potencia de Fourier buscado de la rejilla de Ronchi es

$$|T(p, 0)|^2 = 4X^2Y^2 \left(\sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{n}{2}\right) \text{senc}\left[X\left(p - \frac{n}{X_0}\right)\right] \right)^2. \quad (3.27)$$

Aceptando que $X \gg X_0$, la Ec. (3.27) se reduce a la siguiente

$$|T(p, 0)|^2 = 4X^2Y^2 \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}^2\left(\frac{n}{2}\right) \text{senc}^2\left[X\left(p - \frac{n}{X_0}\right)\right]. \quad (3.28)$$

Para graficar el espectro (3.28) hacemos su normalización al valor máximo

$$|T(p,0)|_{\max}^2 = 4X^2Y^2\text{senc}^2(0)\text{senc}^2(0) = 4X^2Y^2. \quad (3.29)$$

La gráfica del espectro normalizado (3.28) realizada con el programa Matlab se muestra en Fig. 3.5

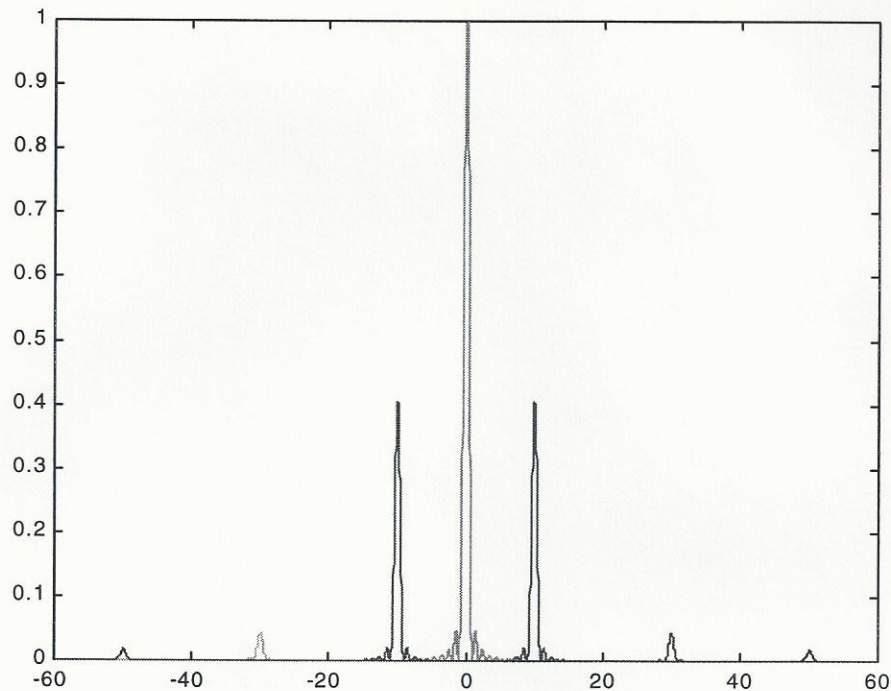


Fig. 3.5 Espectro de potencia de la rejilla de Ronchi.

Para comprobar los resultados teóricos obtenidos en esta sección se realizó la implementación del procesador óptico de Fourier mostrado en Fig. 3.3 introduciendo en el plano objeto una rejilla de Ronchi de frecuencia variable (*marca Edmund*

Scientific modelo A43-488, la descripción de los otros componentes utilizados en este experimento se muestran en el capítulo 6 de este trabajo) y registrando el espectro de potencia correspondiente con una cámara CCD. El esquema y una foto del arreglo experimental utilizado se muestran en la Fig 3.6.

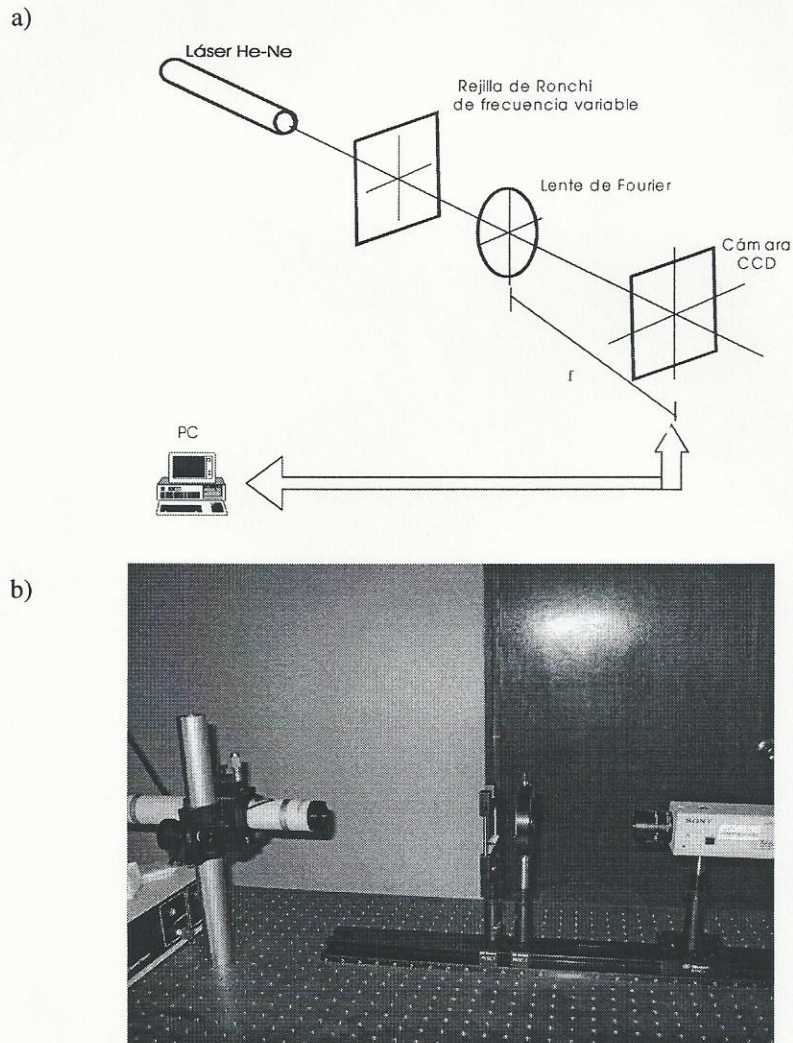


Fig. 3.6 a) Esquema del arreglo experimental; b) arreglo experimental montado para comprobar los resultados teóricos obtenidos en esta sección.

El espectro de potencia registrado por la cámara CCD obtenido con la rejilla de Ronchi para diferentes frecuencias espaciales se muestra en la Fig. 3.7, comparando la imagen del espectro registrado por la cámara CCD con la gráfica de la Fig. 3.5 llegamos a la conclusión que los resultados teóricos obtenidos fueron satisfactorios.

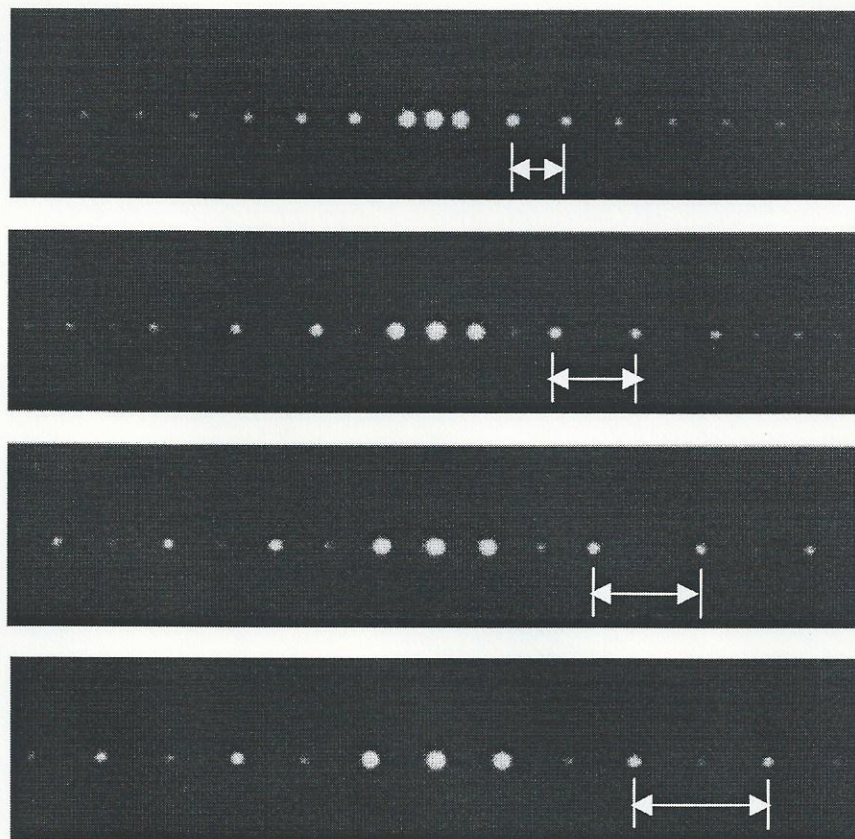


Fig. 3.7 Espectro de potencia de rejilla de Ronchi con una frecuencia variable de 20 lpmm, 30 lpmm, 40 lpmm y 50 lpmm, respectivamente, las flechas blancas son para resaltar el desplazamiento en frecuencia del espectro.

3.3 Estructura general del sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias

En las secciones anteriores se ha analizado la teoría fundamental del presente trabajo de investigación que se relaciona con la clasificación de imágenes aleatorias, para continuar con el desarrollo de este trabajo se dará una idea general del funcionamiento del sistema optoelectrónico propuesto.

En primer lugar requerimos de una unidad de adquisición y captura de imágenes, esta unidad realiza la obtención de las imágenes por clasificar para ser introducidas en la siguiente unidad de manera automática, obviamente dicha unidad debe constar de una fuente de luz y un modulador espacial de luz que permita obtener los espectros de potencia de las imágenes introducidas al sistema.

La siguiente unidad consta de un procesador óptico de Fourier el cual ya ha sido descrito en secciones anteriores, esta unidad es la que se encarga de obtener el espectro de potencia de la imagen por clasificar.

Por último, la unidad de registro y procesamiento secundario, es la unidad encargada de registrar el espectro de potencia de la imagen adquirida por nuestro sistema mediante un software específico que permita obtener la clasificación de una imagen aleatoria de forma automática.

En los trabajos realizados anteriormente, la unidad de adquisición y captura de imágenes constaba de una transparencia fotográfica la cuál era iluminada por un haz láser para obtener de esta manera el espectro de potencia de la imagen por clasificar. Dicha transparencia tenía que ser obtenida mediante un proceso de fotografía y revelado lo cuál hacía más lento el funcionamiento del sistema, el objetivo de la nueva unidad propuesta es automatizar el proceso de la captura de imágenes y obtener una mayor confiabilidad al obtener los espectros de potencia.

Además, en los trabajos anteriores, la mayoría de las veces se realizaba un escaneo manual del espectro de potencia mediante un detector de potencia óptica montado sobre un mecanismo de barrido. Con la nueva unidad de registro y procesamiento secundario será posible obtener de manera automática los datos del espectro de potencia de la imagen y procesarlos mediante una PC para obtener la clasificación de una imagen aleatoria.

En la Fig. 3.8 se muestra un diagrama a bloques del sistema propuesto.

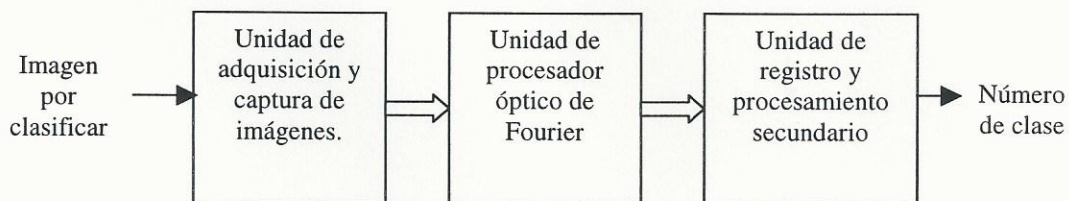


Fig 3.8 Diagrama a bloques del sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias propuesto.

Una descripción detallada de los dispositivos utilizados para la realización del sistema optoelectrónico propuesto serán explicados en secciones posteriores.

3.4 Conclusiones

Hemos analizado la forma de obtener la transformada de Fourier de un objeto en un sistema óptico. Analizando tres configuraciones básicas, así como las propiedades de la transformada de Fourier de acuerdo a cada una de estas configuraciones.

Ya que el objetivo es abordar el problema del cálculo del espectro de potencia de un objeto de prueba podemos hacer uso de un procesador óptico de Fourier, debido a que la intensidad de la luz aplicada a la imagen de prueba puede ser registrada por un detector en el plano focal posterior a la lente de Fourier del sistema seleccionado éste puede ser utilizado para calcular las funciones discriminantes espectrales por el método de mínimos cuadrados y poder hacer la decisión sobre la clase de la imagen que tenemos como muestra.

Este procedimiento puede ser realizado por un sistema optoelectrónico, donde

la imagen a clasificar puede ser introducida de manera automática al sistema mediante una pantalla de cristal líquido y una PC puede realizar la adquisición de datos y el procedimiento para la toma de decisión sobre la clase de imagen.

4. UNIDAD DE ADQUISICIÓN Y CAPTURA DE IMÁGENES

4.1 Pantalla de cristal líquido (PCL) como el modulador de luz espacial

La tecnología de emulsiones fotográficas tiene una larga historia y esta extremadamente bien desarrollada. Sin embargo, tales materiales tienen una clara desventaja cuando la imagen o señal es procesada se requiere un tiempo de retraso requerido para el proceso químico. El procedimiento en el que los datos son procesados es en forma fotográfica, esto no debería ser un problema. Sin embargo, si la información esta siendo rápidamente recolectada, quizás por algún un medio electrónico, seria preferible una interface más directa entre la información electrónica y el sistema de procesamiento de datos. Por esta razón aquellos trabajos en el campo de procesamiento óptico de información han explorado un gran numero de dispositivos capaces de convertir los datos en forma electrónica (o algunas veces en forma óptica incoherente) en señales ópticas coherentes moduladas espacialmente. Tal dispositivo es llamado modulador espacial de luz, un termino que es abreviado por MSL.

Hay una rama de categorización de MELs en dos clases: (1) MELs eléctricamente escritos y (2) MSLs ópticamente escritos. En el primer caso, las señales eléctricas representando la información que esta en la entrada del sistema manejan directamente un dispositivo en el cual una forma para controlar su distribución espacial de absorción o cambio de fase. En el segundo caso, la información que estaría en la entrada del MSL en la forma de una imagen óptica al principio mas bien en forma eléctrica. En este caso la función del MEL debería ser, por ejemplo, convertir una imagen incoherente a una imagen coherente con el procesamiento subsecuente de un sistema óptico coherente. Frecuentemente una tecnología MEL debería tener dos diferentes formas una adaptable para direccionamiento eléctrico y otra para el procesamiento óptico.

Los MELs ópticamente direccionados tienen diferentes propiedades claves debidas a su rápida respuesta temporal las cuales son muy útiles para sistemas de procesamiento óptico. Primero, estos pueden convertir imágenes incoherentes en imágenes coherentes. Segundo, estos pueden proveer una amplificación de imagen: una débil imagen coherente a la entrada de un MEL ópticamente direccionado puede ser leída con una fuente intensamente coherente. Tercera, estos pueden proveer una conversión de longitud de onda: por ejemplo, una imagen incoherente en el infrarrojo podría ser usada para controlar la amplitud de transmitancia de un dispositivo en el visible.

Los MELs no sólo son usados para procesar datos de entrada, también son utilizados para crear filtros espaciales que pueden ser modificados en tiempo real. En tal caso el MEL es colocado en el plano focal posterior de una lente transformadora de Fourier, donde está modificada la amplitud de transmitancia de los campos de acuerdo con un filtro espacial complejo deseado.

El uso de los cristales líquidos en pantallas de bajo costo es común. Por ejemplo tenemos las pantallas de los relojes y las pantallas de las computadoras portátiles. Para tales aplicaciones voltajes aplicados a electrodos pixelados causan un cambio en la intensidad de la luz transmitida reflejada de la pantalla. Principios similares pueden ser usados para construir un modulador espacial de luz para la entrada de un sistema de procesamiento óptico de información.

Los materiales de cristal líquido son interesantes desde un punto de vista físico porque ellos comparten algunas de las propiedades de los sólidos y de los líquidos. Las moléculas que forman tales materiales pueden ser visualizadas como elipsoides, con un solo eje largo en el cuál hay simetría circular en cualquier plano transversal. Esas moléculas elipsoidales pueden apilarse una a otra en varias formas, con diferentes configuraciones geométricas definiendo diferentes tipos generales de cristales líquidos. Moléculas adyacentes no están rígidamente sujetas una a otra, y pueden rotar o deslizarse con respecto a otra bajo la aplicación de fuerzas mecánicas o eléctricas, exhibiendo entonces algunas propiedades de un líquido. Sin embargo,

hay limitaciones en la organización geométrica de las colecciones de moléculas, y esas limitaciones introducen algunas propiedades normalmente asociadas con sólidos.

Hay tres diferentes clases generales de cristales líquidos que son de interés general en óptica: (1) nemático, (2) esmético, y (3) colestérico. Las clases se diferencian por los diferentes ordenes moleculares o limitaciones de organización, como se ilustra en Fig. 4.1. para cristales líquidos nemáticos (CLN), las moléculas a través del volumen total del material tienen una orientación paralela, con centros aleatoriamente localizados dentro de tal volumen. Para cristales líquidos esméticos, las moléculas de nuevo tienen una alineación paralela, pero sus centros caen en capas paralelas, aleatoriamente ordenados en cada capa. Finalmente, un cristal líquido colestérico es una forma distorsionada de un cristal líquido esmético, en el cuál, de capa a capa, el alineamiento de las moléculas experimenta una rotación helicoidal sobre un eje. Los moduladores espaciales de luz básicamente están basados en cristales líquidos nemáticos y en una clase especial de cristales líquidos esméticos (la así clase C*-esmética) llamados cristales líquidos ferroeléctricos (CLF), así que nos enfocaremos a estos tipos principalmente.

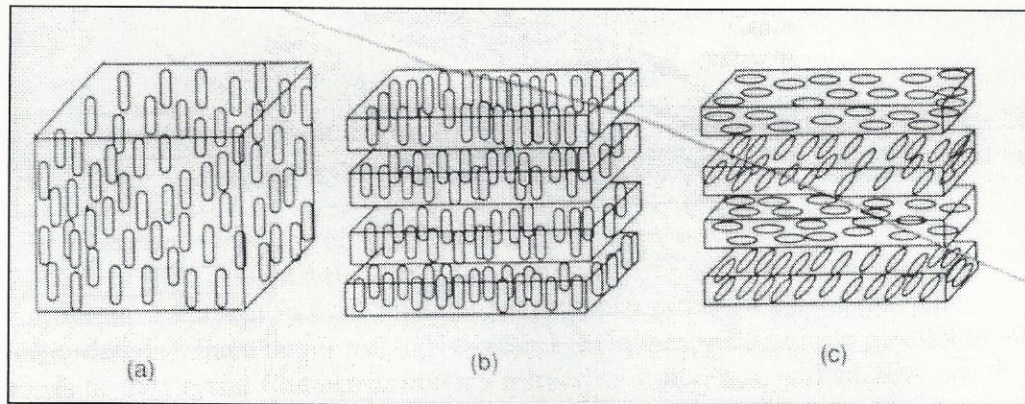


Figura 4.1 Arreglos moleculares para diferentes tipos de PCL. (a) CL nemático, (b) CL esmétrico, y (c) CL colestérico. Las capas en (b) y (c) han sido separadas para mayor claridad.

Es posible imponer condiciones límite sobre el alineamiento de las moléculas de cristales líquidos nemáticos contenidas entre dos placas de vidrio cubiertas por capas de alineamiento ligeramente pulidas con raspaduras en dirección del alineamiento deseado. Las pequeñas raspaduras asociadas con la operación de pulido establecen una dirección de alineamiento para las moléculas que están en contacto con la placa, con su eje mayor paralelo a las raspaduras. Si las dos capas de alineamiento están pulidas en direcciones diferentes (por ejemplo en direcciones ortogonales), entonces la tendencia de las moléculas a permanecer alineadas una a otra (característica de la clase de cristal líquido nemática) y el alineamiento de las moléculas con la dirección del pulido en las placas de vidrio se combinan para crear un cristal líquido twisted, como se ilustra en Fig. 4.2. Entonces como nos movemos

entre las dos placas, las direcciones de los ejes mayores de las moléculas permanecen paralelos uno al otro en planos paralelos a las placas de vidrio, pero gradualmente rotan entre esos planos para poner condiciones de frontera en las capas de alineamiento.

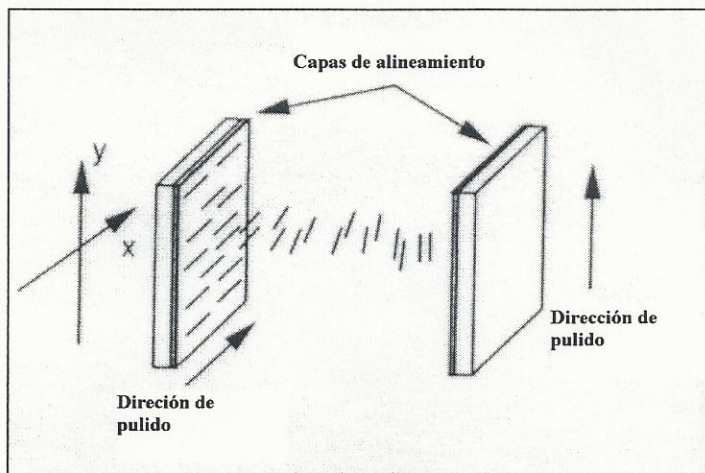


Figura 4.2 Arreglos moleculares en un CLN twisted. Las líneas entre las capas de alineamiento indican la dirección de las moléculas.

La estructura de los cristales líquidos ferroeléctricos es más compleja. Ya que ellos son del tipo esmétrico, sus moléculas están arregladas en capas. En una capa dada, las moléculas están alineadas en la misma dirección. Para materiales C*-esméticos, el ángulo de las moléculas en una capa simple es forzado a caer a un ángulo de inclinación específico θ_i con respecto a la capa normal, y entonces hay un cono de posibles orientaciones para cualquier capa dada. La Fig. 4.3 ilustra la estructura de la

superficie establecida CLF para celdas de gran espesor. Las direcciones de orientación entre capas forman una espiral helicoidal.

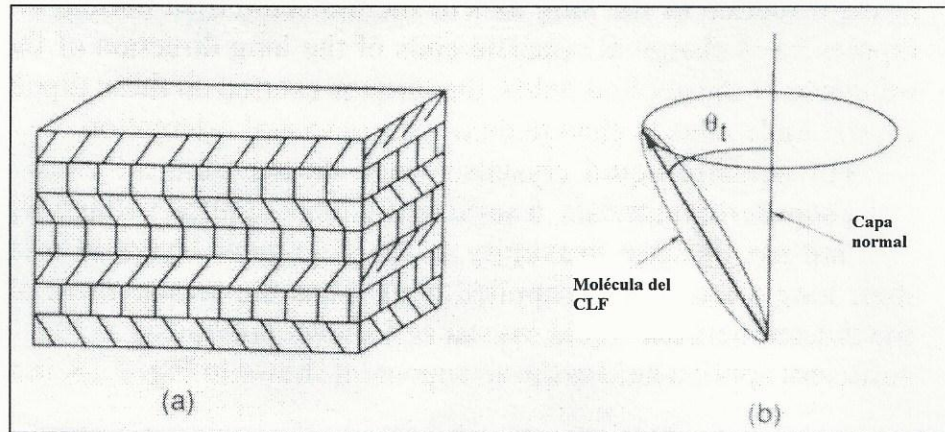


Figura 4.3 CLF (a) Estructura C*-esméctica, y (b) orientaciones moleculares permitidas.

Las direcciones angulares de las dos capas en las interfaces con las placas de vidrio se pueden estabilizar alineándose con el pulido. En la práctica, las celdas son hechas lo suficientemente delgadas (típicamente sólo algunas micras de espesor) para eliminar la posibilidad que diferentes capas estén en diferentes estados permitidos.

Ambas pantallas y los MELs utilizan la habilidad para cambiar la transmitancia de un cristal líquido por medio de campos eléctricos aplicados. Usualmente esos campos son aplicados entre las placas de vidrio que contienen el material del cristal líquido usando capas conductoras transparentes (películas delgadas de óxido de indio) cubriendo el interior de las placas de vidrio. Con la finalidad de realizar el alineamiento del cristal líquido en la interface, la capa

conductiva es cubierta con una delgada capa de alineamiento (frecuentemente poliamida) la cuál está sujeta al pulido, como se muestra en Fig. 4.4.

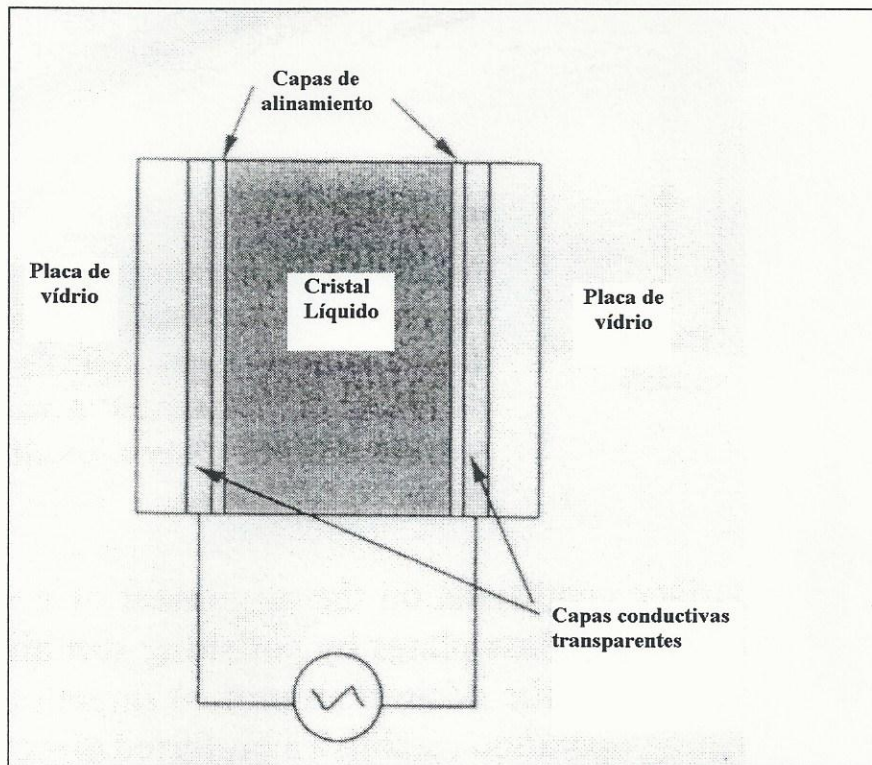


Figura 4.4 Estructura de una celda de CL controlada eléctricamente.

La aplicación de un campo eléctrico a través de tal dispositivo puede inducir un dipolo eléctrico en cada molécula de cristal líquido, y puede interactuar con cualquier dipolo eléctrico permanente que se encuentre presente. Si, como es usualmente el caso, la constante dieléctrica de una molécula es mayor en la dirección del eje mayor de la molécula que normal a tal eje, los dipolos inducidos tienen carga en las terminaciones opuestas de la dirección mayor de la molécula. Bajo la

influencia de los campos aplicados, los torques aplicados en esos dipolos pueden causar que las moléculas del cristal líquido cambien su orientación natural espacial.

Para cristales líquidos nemáticos, los cuales no tienen las restricciones extra de los materiales esméticos y colestéricos, un voltaje aplicado lo suficientemente grande causará que las moléculas que no estén muy próximas a las capas de alineamiento rotar libremente y alinear sus ejes mayores con el campo aplicado. Entonces el arreglo de las moléculas en la célula del cristal líquido twisted mostradas previamente en Fig. 4.2 cambiarán bajo un campo eléctrico suficientemente aplicado al arreglo mostrado en Fig. 4.5, en el cuál la vasta mayoría de las moléculas tienen su eje mayor alineado con el campo, por ejemplo, apuntando en una dirección normal a las placas de vidrio. Como discutiremos en breve, el cambio en la orientación de las moléculas cambia las propiedades ópticas de la célula. Para evitar cambios químicos permanentes al material CLN, las células de este tipo son manejadas por voltajes AC, típicamente con frecuencias en el rango de 1 kHz a 10 kHz y con voltajes del orden de 5 volts. Note que debido a que el momento dipolar de un cristal líquido nemático es un momento inducido más bien que un momento permanente, la dirección del momento se invierte cuando el campo aplicado se invierte en polaridad. Entonces la dirección del torque inducido por el campo sobre las moléculas es independiente de la polaridad del voltaje aplicado, y se alinean en la misma dirección con respecto al campo aplicado, a pesar de la polaridad.

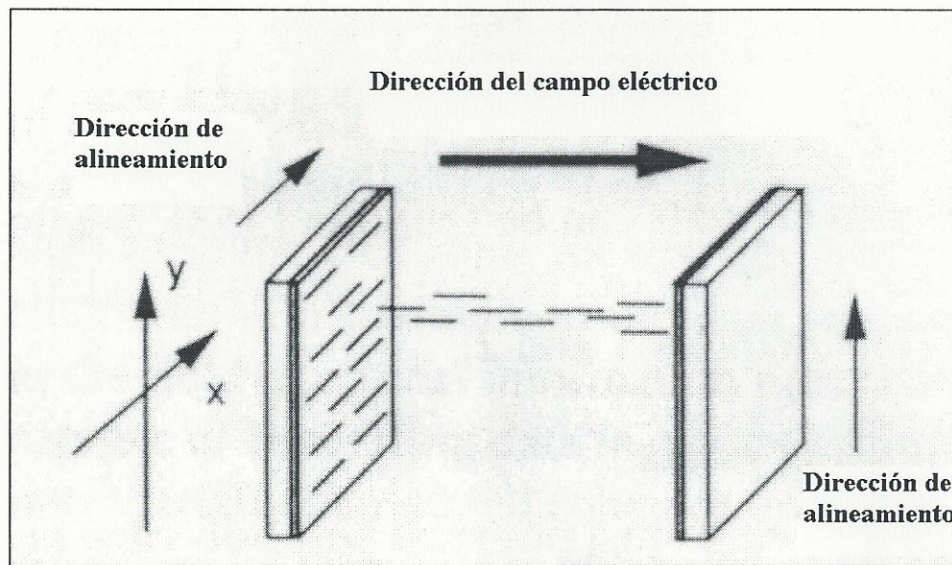


Figura 4.5 CLN twisted con un voltaje aplicado.

En el caso de una célula del cristal líquido ferroeléctrico, las moléculas pueden ser mostradas para tener un dipolo eléctrico permanente (con una orientación normal a lo largo de la dimensión de las moléculas), lo cual mejora su interacción con los campos aplicados, y conduce a solo dos estados permitidos de orientación, uno para cada dirección posible del campo aplicado. La Fig. 4.6 muestra las moléculas orientadas a un ángulo $+\theta_t$ a la superficie normal para una dirección del campo aplicado y $-\theta_t$ a la superficie normal para la otra dirección del campo aplicado. Debido al momento dipolar permanente de las moléculas del CLF, el estado de la corriente es mantenido por el material aún después de que el campo aplicado es removido. La célula CLF es entonces biestable y tiene memoria. Esto es debido al momento dipolar permanente que la dirección del voltaje aplicado ocasiona. A

diferencia del caso de cristales líquidos nemáticos, campos DC de polaridad opuesta deben ser aplicados al cristal líquido ferroeléctrico para cambiar entre estados.

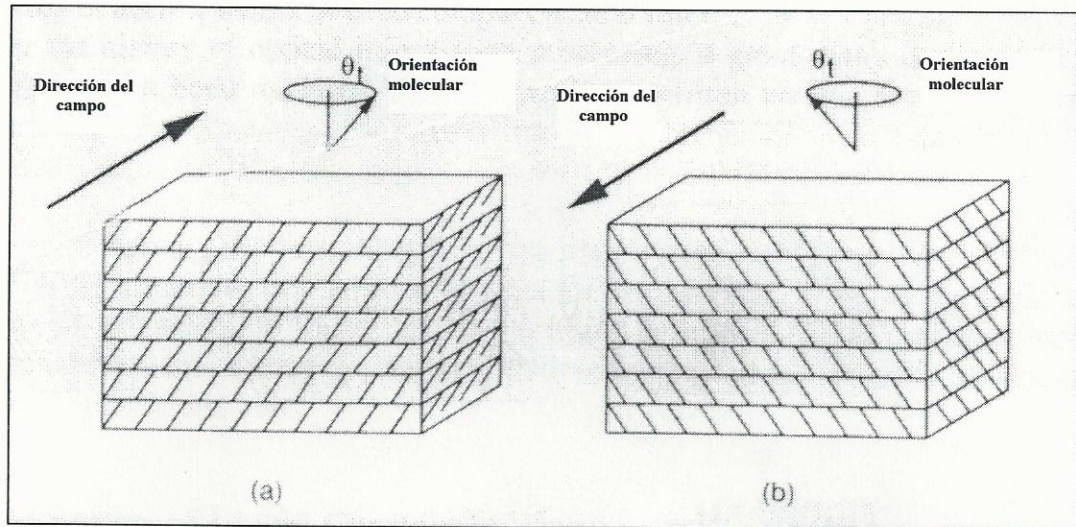


Figura 4.6 Las moléculas de un CLF se alinean en una de las dos direcciones permitidas, dependiendo de la dirección del campo. Los ángulos de orientación en los dos estados están separados por $2\theta_t$.

Los CLs tienen alta resistividad y por lo tanto actúan básicamente como un material dieléctrico. La respuesta eléctrica de una célula de cristal líquido es predominantemente un simple circuito RC, donde la resistencia se presenta desde la resistividad infinita de los electrodos transparentes y la capacitancia es la de una placa paralela de un capacitor (la célula CLN es típicamente de 5 a 10 micras de espesor). Para células lo suficientemente pequeñas, o píxeles suficientemente pequeños en un arreglo, la constante de tiempo eléctrica es pequeña en comparación con la constante de tiempo asociada con la rotación mecánica de las moléculas. Las constantes de

tiempo típicas para materiales CLN son aproximadamente 100 microsegundos para que las moléculas se alineen con el campo aplicado, y 20 milisegundos para que la moléculas regresen a su estado original. El momento dipolar permanente para los materiales CLF los hace considerablemente más rápidos; los espesores de las celdas están típicamente en el rango de 1 a 2 micrómetros, los voltajes aplicados están típicamente en el rango de 5-10 volts, y los tiempos de conmutación del orden de 50 microsegundos. En algunos casos se han observado hasta respuestas de submicrosegundos.

La PCL seleccionada para la realización de este trabajo fue la PCL marca **HoloEye** modelo **LC2002**.

4.2 Características ópticas de PCL

El CL twisted nemático es un medio anisotrópico que puede ser tratado localmente como un cristal uniaxial cuyo eje óptico es paralelo a la dirección de las moléculas. Debido al twist, las moléculas rotan gradualmente de un modo helicoidal, como se muestra en Fig. 4.7. Entonces, el material es inhomogeneo. Esto es localmente un cristal uniaxial cuyo eje óptico rota helicoidalmente en la dirección del twist.

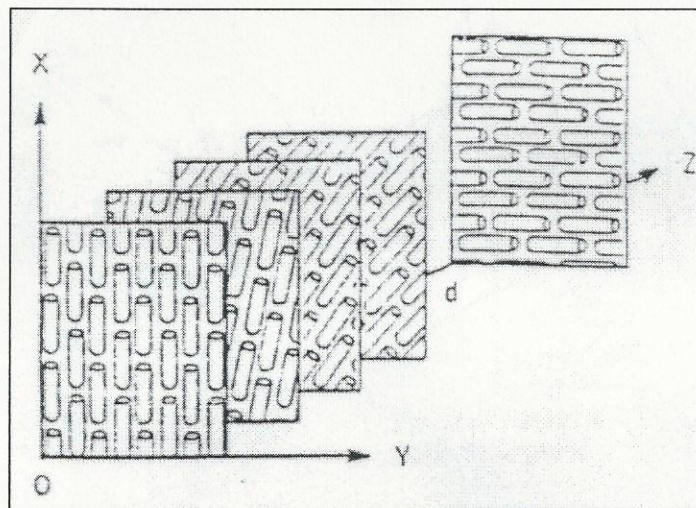


Figura 4.7 Modelo de un material CLN. Cada rebanada puede ser tratada localmente como un cristal uniaxial.

La manera más simple de analizar la propagación de la luz polarizada a lo largo del eje twist (el eje z) de un dispositivo CLN twisted es por el uso del cálculo de Jones. Cuando ningún campo eléctrico es aplicado, el material puede ser dividido en rebanadas incrementales ortogonales al eje z . Cada rebanado actúa como un cristal uniaxial homogéneo cuya matriz de Jones puede ser escrita como una función de sus índices de refracción ordinarios y extraordinarios n_o y n_e y su dirección. La matriz total de Jones es el producto de las matrices individuales. Para un material LC de anchura d twisted por un ángulo de 90° , y cuando las moléculas se alinean con el eje x en $z = 0$, la matriz de Jones está dada por

$$J = \exp(-j\phi) \begin{bmatrix} \left(\frac{\pi}{2\gamma}\right) \text{sen}(\gamma) & \cos(\gamma) + j\left(\frac{\beta}{\gamma}\right) \text{sen}(\gamma) \\ -\cos(\gamma) + j\left(\frac{\beta}{\gamma}\right) \text{sen}(\gamma) & \left(\frac{\pi}{2\gamma}\right) \text{sen}(\gamma) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

donde

$$\beta = \frac{\pi d}{\lambda} (n_e - n_o), \quad (4.2)$$

$$\phi = \frac{\pi d}{\lambda} (n_e + n_o), \quad (4.3)$$

$$\gamma = \left[\left(\frac{\pi}{2} \right)^2 + \beta^2 \right]^{1/2}. \quad (4.4)$$

Cuando un campo eléctrico es aplicado en la dirección del eje z , todas las moléculas son inclinadas por un ángulo θ tendiendo a alinearse con el campo aplicado. El ángulo de inclinación es una función del valor rms del voltaje aplicado V_{rms} .

$$\theta = \begin{cases} 0, & V_{rms} \leq V_c, \\ \frac{\pi}{2} - 2 \tan^{-1} \left\{ \exp \left[- \left(\frac{V_{rms} - V_c}{V_0} \right) \right] \right\}, & V_{rms} > V_c, \end{cases} \quad (4.5)$$

donde V_c es un voltaje de umbral bajo el cuál no ocurre ninguna inclinación y V_0 es el voltaje excedido en el cuál el ángulo de inclinación es 49.6° . Para $V_{rms} > V_c$ el ángulo θ se incrementa cuando aumenta V_{rms} , alcanzando un valor de saturación de $\pi / 2$ para un valor grande de V_{rms} . Como un resultado de la inclinación molecular, el índice de refracción para la luz que se propaga a lo largo del eje z (con polarización en los planos X - Y) son n_o y $n_e(\theta)$, donde

$$\frac{1}{n_e^2(\theta)} = \frac{\cos^2 \theta}{n_e^2} + \frac{\sin^2(\theta)}{n_o^2}. \quad (4.6)$$

Por lo tanto, en presencia de un campo aplicado la matriz de Jones queda dada por la Ec. (4.1), pero con n_e reemplazado por $n_e(\theta)$; por ejemplo, Ec.(4.1) se utiliza con

$$\beta = \frac{\pi d}{\lambda} [n_e(\theta) - n_0] \quad (4.7)$$

$$\phi = \frac{\pi d}{\lambda} [n_e(\theta) + n_0] = \phi_0 + \beta, \quad (4.8)$$

$$\gamma = \left[\left(\frac{\pi}{2} \right)^2 + \beta^2 \right]^{1/2}. \quad (4.9)$$

donde $\phi_0 = (2\pi/\lambda)n_0d$ es una constante independiente de V_{rms} .

El análisis anterior se basa en la suposición de que el ángulo de inclinación θ es independiente de la posición z . Debido a los efectos de frontera, θ varía para $z = 0$ y $z = d$. Para incluir este efecto en la teoría se requiere un análisis muy complicado en el cuál las diferentes matrices incrementales de Jones a lo largo del camino de la luz son multiplicadas. En lugar de esto adoptaremos una teoría simplificada en la cual un valor efectivo constante de θ es utilizado.

Excepto por un factor de fase multiplicativo no importante $\exp(-j\phi_0)$, la matriz de Jones es función de una sola variable, β . La función $J(\beta)$ es una función universal para cualquier CLN girado 90° . Los parámetros de un dispositivo particular y el valor del campo eléctrico aplicado determinan β . El valor máximo de β ocurre en la ausencia de un campo eléctrico y está dado por

$$\beta_{\text{max}} = \frac{\pi d}{\lambda} (n_e - n_0) = \pi r, \quad (4.10)$$

donde $r = \Delta n d / \lambda$, con $\Delta n = n_e - n_0$.

La relación entre el parámetro normalizado β/β_{max} y el voltaje normalizado aplicado $(V_{rms} - V_c)/V_o$ se muestra en Fig. 4.8 para varios valores de n_e . Esta dependencia es una función monótona que es casi independiente de n_e , entonces siempre y cuando otra relación universal aproximadamente independiente de los parámetros del dispositivo actual. Podemos pensar de β como una versión escalada de V_{rms} .

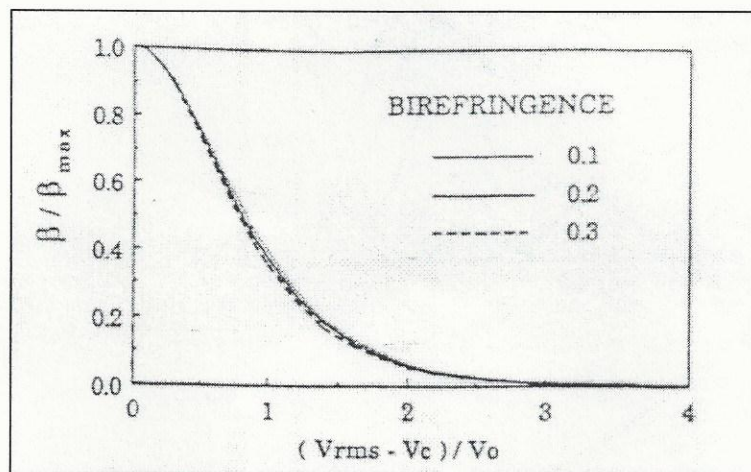


Figura 4.8 Dependencia del parámetro normalizado β/β_{max} sobre un voltaje aplicado normalizado $(V_{rms} - V_c)/V_o$ donde $n_o = 1.5$ para los valores mostrados de birrefringencia $\Delta n = n_e - n_o$.

Ahora procederemos a determinar la amplitud de la transmitancia y el cambio de fase introducido por el dispositivo como funciones de β (por ejemplo, como funciones del voltaje aplicado V_{rms}).

El material del CL usualmente se coloca entre un polarizador y un analizador, en general haciendo ángulos ψ_1 y ψ_2 con el eje x , como se muestra en Fig. 4.9. Usando la Ec. (4.1) para la matriz de Jones fácilmente podemos determinar la

amplitud y la transmitancia de fase de una onda incidente linealmente polarizada a lo largo de la dirección del polarizador. Dejemos que E y $\sqrt{T} \exp(-j\delta)E$ sean las amplitudes complejas de las ondas transmitida e incidente. Usando el cálculo de Jones, Ec. (4.1) da la intensidad de transmitancia y el cambio de fase:

$$T = \left[\frac{\pi}{2\gamma} \sin(\gamma) \cos(\psi_1 - \psi_2) + \cos(\gamma) \sin(\psi_1 - \psi_2) \right]^2 + \left[\frac{\beta}{\gamma} \sin(\gamma) \sin(\psi_1 - \psi_2) \right]^2, \quad (4.11)$$

$$\delta = \beta - \tan^{-1} \frac{(\beta/\gamma) \sin(\gamma) \sin(\psi_1 + \psi_2)}{(\pi/2\gamma) \sin(\gamma) \cos(\psi_1 - \psi_2) + \cos(\gamma) \sin(\psi_1 - \psi_2)}. \quad (4.12)$$

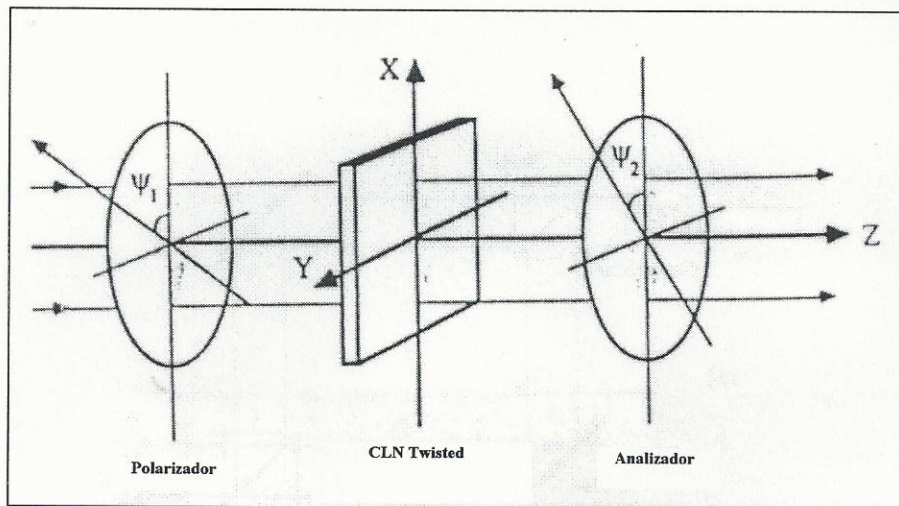


Figura 4.9 Configuración de la PCL con polarizaciones arbitrarias.

Para ψ_1 y ψ_2 dados, ambos T y δ son funciones de una variable, β . Estas expresiones se simplifican en algunos casos especiales:

Caso 1- cuando $\psi_1 = 0$, $\psi_2 = 90^\circ$ o $\psi_1 = 90^\circ$ y $\psi_2 = 0$; es decir, el polarizador es ortogonal al analizador y paralelo al eje x o al eje y :

$$T_{0,90} = T_{90,0} = 1 - \left(\frac{\pi}{2\gamma} \right)^2 \sin^2(\gamma), \quad (4.13)$$

$$\partial_{0,90} = \beta + \tan^{-1} \left[\frac{\beta}{\gamma} \tan(\gamma) \right], \quad (4.14)$$

$$\partial_{90,0} = \beta - \tan^{-1} \left[\frac{\beta}{\gamma} \tan(\gamma) \right], \quad (4.15)$$

donde el primer y segundo subíndices denotan los ángulos ψ_1 y ψ_2 .

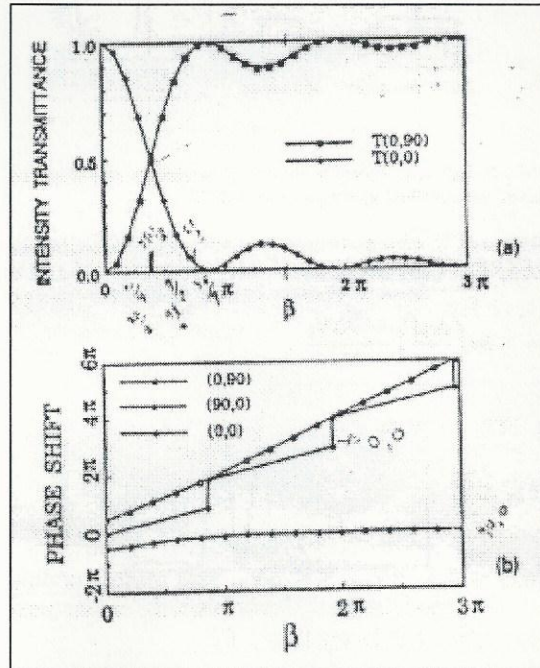


Figura 4.10 (a) Dependencia de la intensidad de transmitancia T sobre β . (b) Dependencia del cambio de fase δ sobre β .

Caso 2- cuando $\psi_1 = \psi_2 = 0^\circ$ o $\psi_1 = \psi_2 = 90^\circ$, es decir, el polarizador es paralelo al analizador y paralelo al el eje x o el eje y

$$T_{0,0} = T_{90,90} = \left(\frac{\pi}{2\gamma} \right)^2 \text{sen}^2(\gamma), \quad (4.16)$$

$$\partial_{0,0} = \partial_{90,90} = \beta \pm m\pi, \quad m = 0, 1, \dots, \quad (4.17)$$

donde m es par cuando $\text{sen}(\gamma) > 0$ e impar cuando $\text{sen}(\gamma) < 0$. Los resultados del caso 1 y del caso 2 están graficados en Fig. 4.10. Como Fig. 4.10(a) muestra, la intensidad de la transmitancia T para el caso 1 y el caso 2 es una función monótona de β en el intervalo 0 a $\sqrt{3}\pi/2$, el cuál se allana, para valores más grandes de β , a los valores asintóticos de 1 y 0, respectivamente. Por lo tanto, el valor $\beta = \sqrt{3}\pi/2$ representa el valor límite para la operación del dispositivo CL como un modulador de intensidad. Los correspondientes cambios de fase [Fig. 4.10(b)] son aproximadamente funciones lineales de β en el intervalo $\beta > \sqrt{3}\pi/2$ para los casos $(0^\circ, 90^\circ)$ $(90^\circ, 0^\circ)$, cuyas pendientes son aproximadamente 2 y 0, respectivamente. En el caso $(0^\circ, 0^\circ)$ o $(90^\circ, 90^\circ)$ esta relación es exactamente una línea recta de pendiente 1 y con varios saltos de π en lugares donde $T = 0$. El análisis de la Ec. (4.12) muestra que en las configuraciones $\psi_1 = \psi_2$ o $\psi_1 = -\psi_2$, un salto de π (cambio de signo) aparece cada vez que $T = 0$.

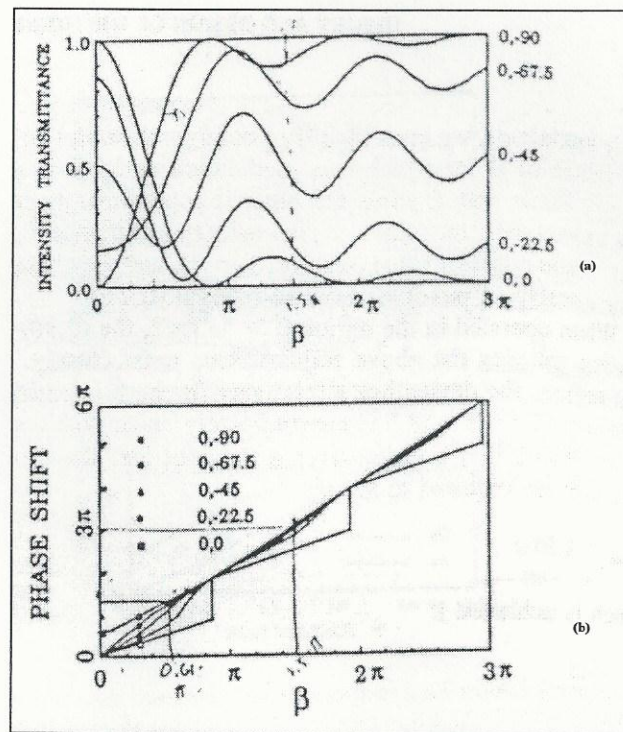


Figura 4.11 Dependencia de T y δ sobre β para diferentes configuraciones de los polarizadores.

Caso 3- cuando $\psi_1 = 0$. T y δ están graficados en Fig. 4.11 para varios valores de ψ_2 . Aquí, la dependencia de T sobre β es de naturaleza oscilatoria. Cuando ψ_2 está arreglado y ψ_1 es cambiado, un comportamiento similar también se observa.

4.3 Influencia de la estructura espectral espacial de la PLC al proceso de captura de imágenes

Como se sabe la PCL tiene una estructura espacial periódica formada por los pixeles separados por espacios no transparentes. Esta estructura en la dirección x (análogicamente en la dirección y) puede ser descrita por medio de la función

$$g(x) = \text{rect}\left(\frac{x - nX_0}{X}\right), \quad n = \pm 0, 1, 2, \dots, \quad (4.18)$$

o, equivalentemente, en forma de serie de Fourier,

$$g(x) = \frac{X}{X_0} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(n \frac{X}{X_0}\right) \exp\left(i2\pi x \frac{n}{X_0}\right), \quad (4.19)$$

donde X_0 es el periodo de la estructura y X es el tamaño del píxel. Entonces si a la PCL se le aplica la señal de video $f(x)$ su transmitancia en amplitud se describe como

$$t(x) \propto f(x)g(x) = \frac{X}{X_0} f(x) \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}\left(\frac{nX}{X_0}\right) \exp\left(i2\pi x \frac{n}{X_0}\right). \quad (4.20)$$

Como se sigue del capítulo 3, la intensidad óptica en el plano de salida del procesador óptico de Fourier será

$$I(p) \propto |\mathfrak{F}[t(x)]|^2. \quad (4.21)$$

Sustituyendo Ec. (4.20) a Ec. (4.21) y aplicando el teorema de convolución, se tiene

$$\begin{aligned} I(p) &\propto \left| \mathfrak{F}[f(x)] \otimes \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc} \left(n \frac{X}{X_0} \right) \mathfrak{F} \left[\exp \left(-2\pi x \frac{n}{X_0} \right) \right] \right|^2 = \\ &= \left| F(p) \otimes \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc} \left(n \frac{X}{X_0} \right) \delta \left(p - \frac{n}{X_0} \right) \right|^2. \end{aligned} \quad (4.22)$$

Utilizando la propiedad de filtración de la función δ , tenemos

$$I(p) \propto \left| \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc} \left(n \frac{X}{X_0} \right) F \left(Xp - n \frac{X}{X_0} \right) \right|^2. \quad (4.23)$$

Finalmente, si aceptamos que la frecuencia máxima p_{max} de la señal de video satisface a la condición

$$2p_{max} \leq \frac{1}{X_0}, \quad (4.24)$$

la última ecuación puede ser reescrita como

$$I(p) \propto \sum_{n=-\infty}^{\infty} \text{senc}^2 \left(n \frac{X}{X_0} \right) \left| F \left(Xp - n \frac{X}{X_0} \right) \right|^2, \quad (4.25)$$

la ilustración gráfica del espectro de potencia (4.25) se da en la Fig. 4.12.

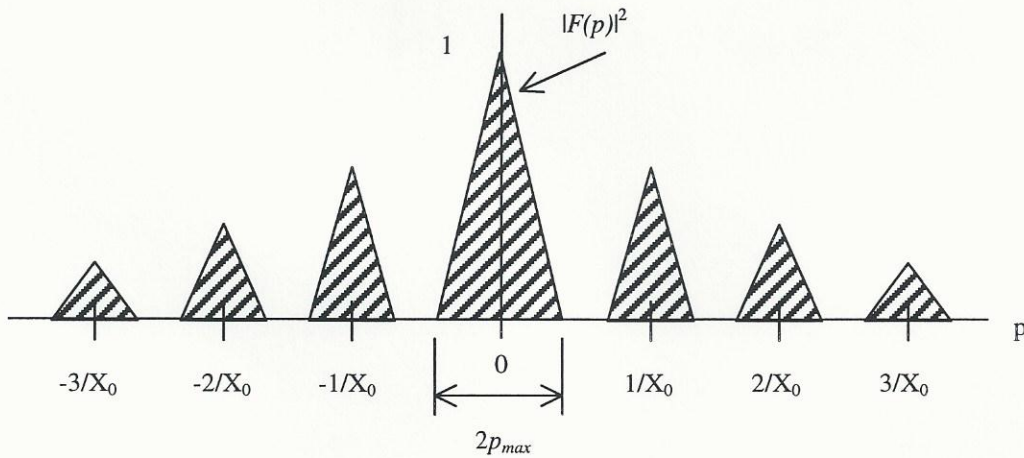


Figura 4.12 Traslado del espectro por la estructura periódica de la PCL.

Como podemos ver de esta figura la modulación por la estructura periódica de la PCL lleva al traslado del espectro de la señal de video a las frecuencias múltiples a la frecuencia fundamental $1 / X_0$. Para tomar nuestras mediciones nos basaremos en la frecuencia fundamental (lóbulo central) de la estructura periódica de la pantalla de cristal líquido. Es obvio que con esto no se reduce la diferencia entre formas de espectros de imágenes por clasificar y, al contrario, se aumenta la eficiencia de utilización de entrada.

Para la realización de nuestros experimentos utilizaremos imágenes que no tienen un periodo mayor a 10 líneas por milímetro, ya que la frecuencia de la estructura periódica de la PCL calculada (inverso del área activa de la PCL entre el número de pixeles ≈ 32) es mayor a la frecuencia de la imagen esto no afectará a nuestro sistema.

4.4 PCL HoloEye LC2002

La PCL LC2002 es un dispositivo diseñado para prototipos e investigación. Puede ser usado para conmutar modulación de luz, por ejemplo en visión de máquinas o en óptica técnica. La PCL LC2002 suporta varios formatos de despliegue hasta 800 x 600 pixeles. Debido a la alta eficiencia de transmisión y contraste se

puede realizar una excelente calidad de imagen. Las pequeñas dimensiones de este dispositivo permiten su fácil integración en sistemas ópticos.

La PCL LC2002 puede ser directamente conectada a una tarjeta gráfica VGA de una computadora usando el cable adaptador el cual se incluye con el KIT.

El usuario puede controlar todos los parámetros de la imagen mediante un cómodo software que corre bajo sistemas de operación MS Windows. La PCL LC2002 puede ser usada como un dispositivo de modulación de amplitud y también como un modulador de fase.

Aplicaciones:

- Proyección de imagen.
- Filtrado de imágenes.
- Reconocimiento de patrones.
- Holografía digital.
- Modulación de frente de onda coherente.
- Cambio de fase.
- Etcétera.

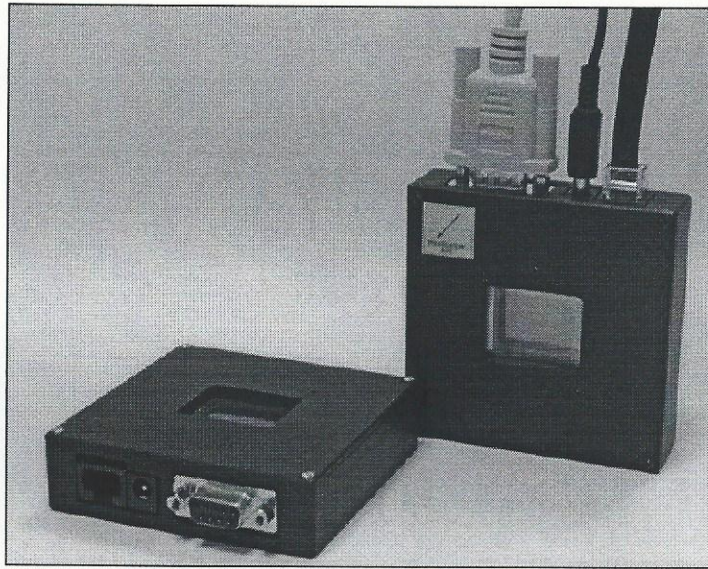


Figura 4.13 PCL seleccionada para la realización de este trabajo.

Datos técnicos:

Todas las dimensiones están en milímetros:

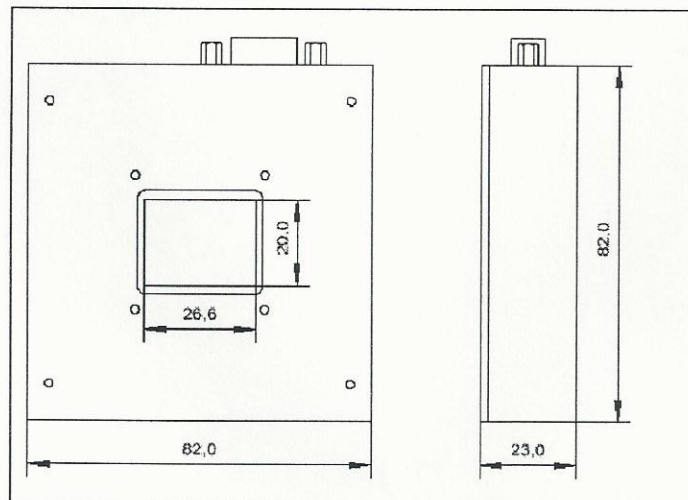


Figura 4.14 Dimensiones de la PCL.

PCL

Componente activo:	SONY LCX016AL
Presentación de imagen:	Nivel de gris
Diagonal imagen:	3.3 cm / 1.3 pulgadas
Area activa:	26.2 x 20.0 mm
Resolución:	832 (H) x 624 (V)
Píxel:	32 μ m x 32 μ m
Transmitancia típica	20%
Relación de contraste típica	200:1
Rango máximo:	60 Hz
Polarizador:	lado simple

Dispositivo de control

Formatos de imagen	VGA 640 x 480; SVGA 800 x 600; Macintosh17 832 x 624; PC98 640 x400
Suporte de colores	Blanco / negro; señales de color VGA son convertidas a imágenes de niveles de gris
Parámetros de imagen ajustables:	Contraste, brillo, corrección gama, ancho horizontal, posición de imagen, dirección de muestreo de imagen
Entradas:	Dsub socket para VGA, configuración para puerto serial 19200 bit/s, 8N1, RTS/CTS
Fuente de alimentación	+15 V CD

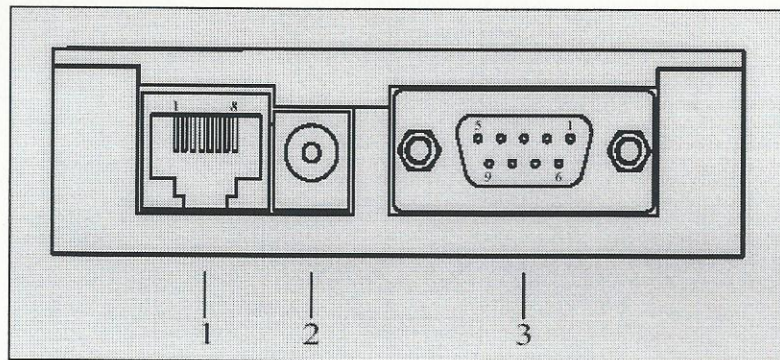
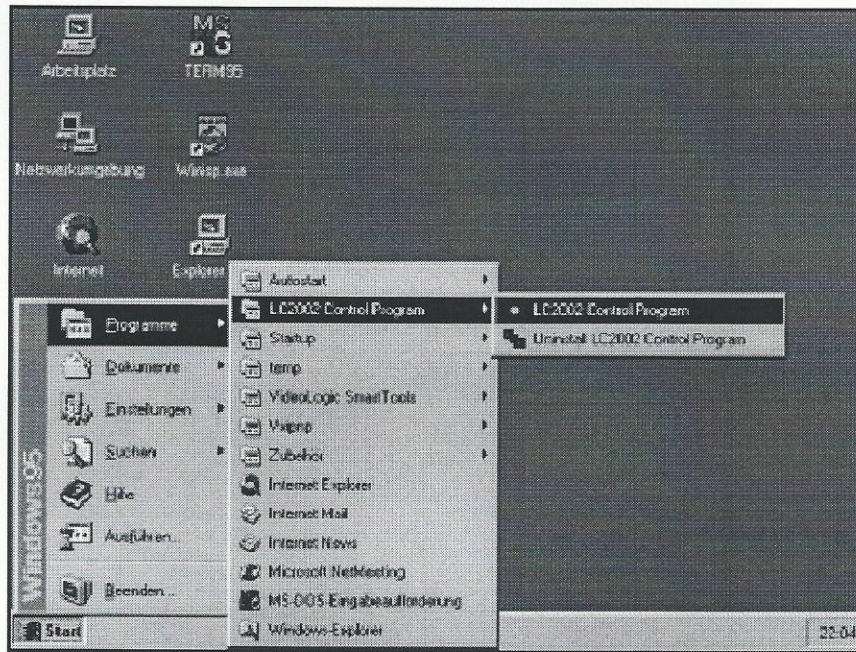
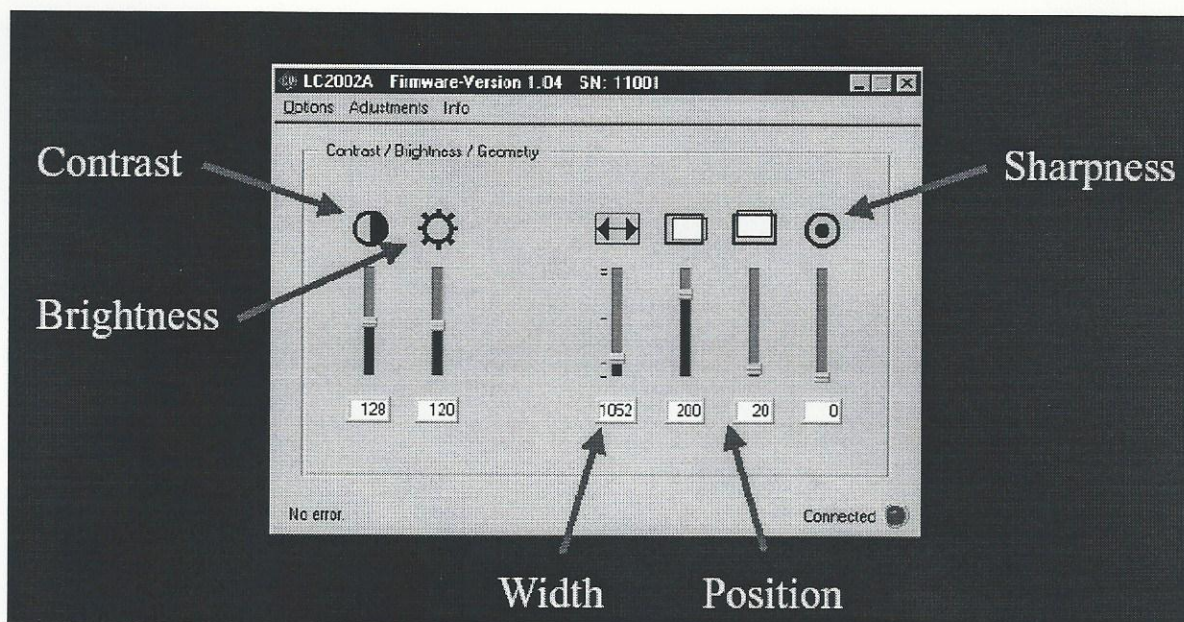


Figura 4.15 Conexión de la PCL: 1. Conector puerto serial, 2. Alimentación, 3. Conector de video de entrada VGA.

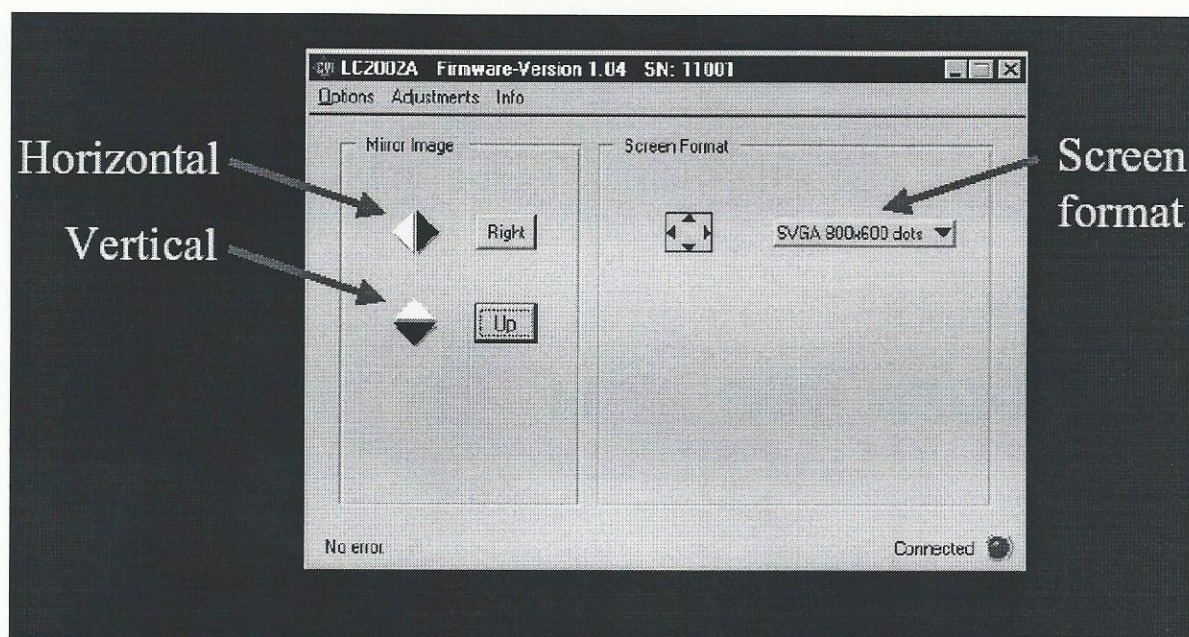
El software para el control de la pantalla de cristal líquido es proveído por el fabricante de este dispositivo, a continuación se dará una descripción del mismo.



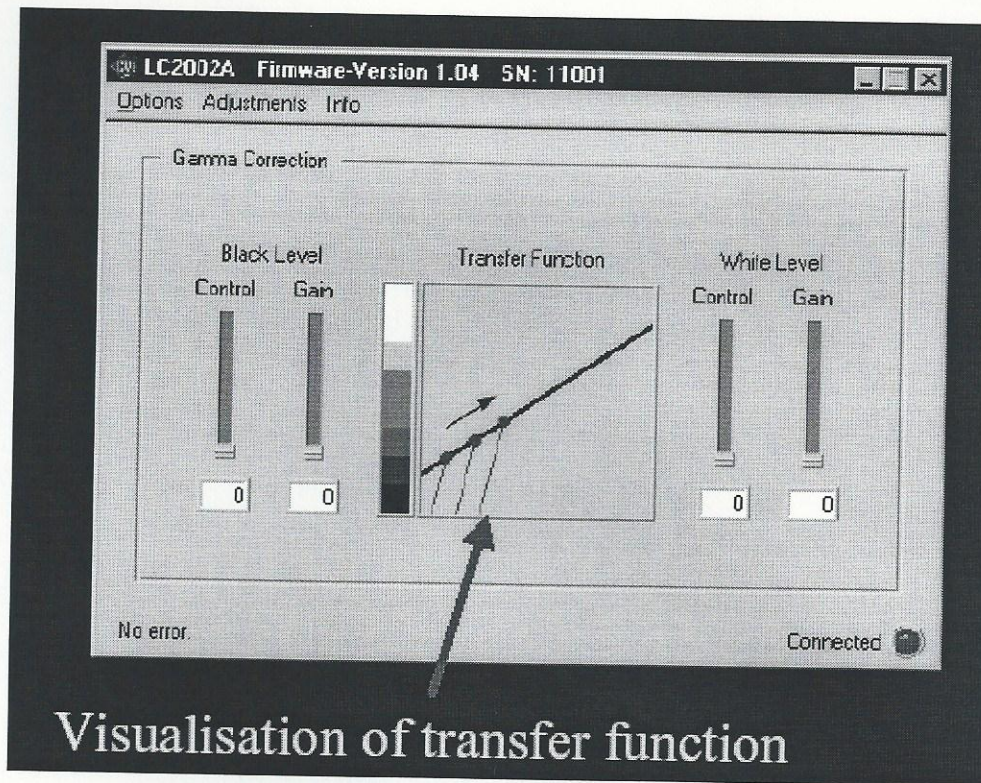
Después de la instalación el programa de control LC2002 puede ser iniciado desde el menú de Windows.



Los controles del programa LC2002 son intuitivos: contraste de imagen, brillo y geometría.



Controles de posición de imagen y formato de pantalla.



Los controles avanzados de este programa permiten la corrección gamma de las propiedades de la PCL y puede ser usada para corregir una transformación no lineal de señales eléctricas en valores de la transparencia.

La PCL LC2002 es controlada vía comandos RS 232 ya sea por medio del programa de control suministrado o por un software o hardware diseñado por el usuario, esto es muy útil para incorporar la PCL LC2002 a un arreglo experimental. Los comandos están definidos en el manual de este dispositivo.

4.5 Caracterización experimental de PCL modelo HoloEye LC 2002

Como se sabe la modulación en sólo amplitud se describe por medio de la función de transmitancia $\gamma F(x)$. En el caso ideal esta transmitancia tiene que tener un carácter de dependencia lineal del nivel de gris de la señal de video con γ (contraste y brillo) variable (véase la Fig. 4.16).

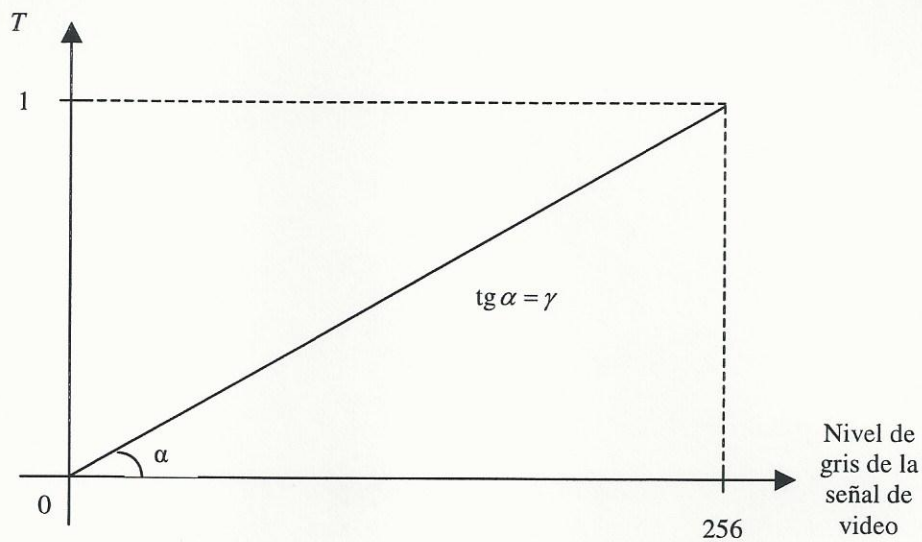
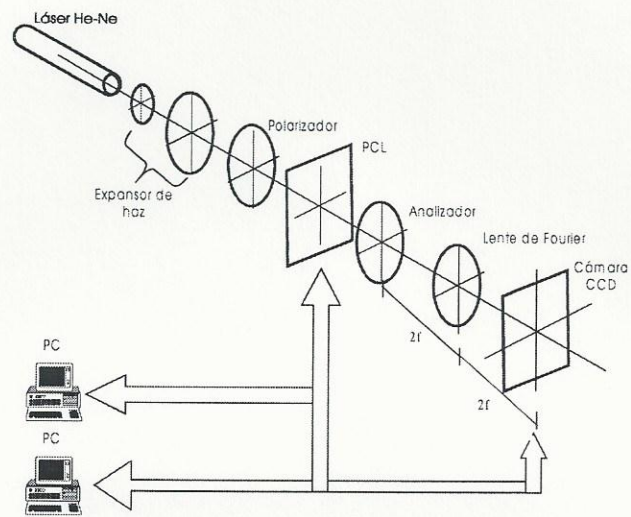


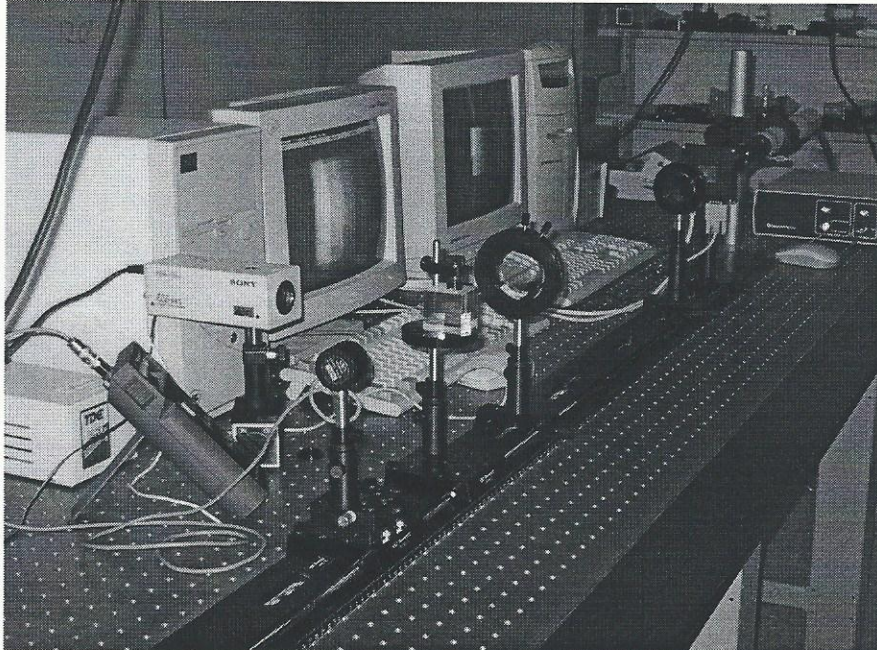
Fig. 4.16 Gráfica ideal para la modulación sólo en amplitud.

Entonces para verificar la resolución de trabajo de la PCL seleccionada en el modo de modulación de amplitud llevamos a cabo un experimento común. El esquema y una fotografía de este experimento se muestran en la Fig. 4.17.

a) Diagrama esquemático



b) Vistas generales



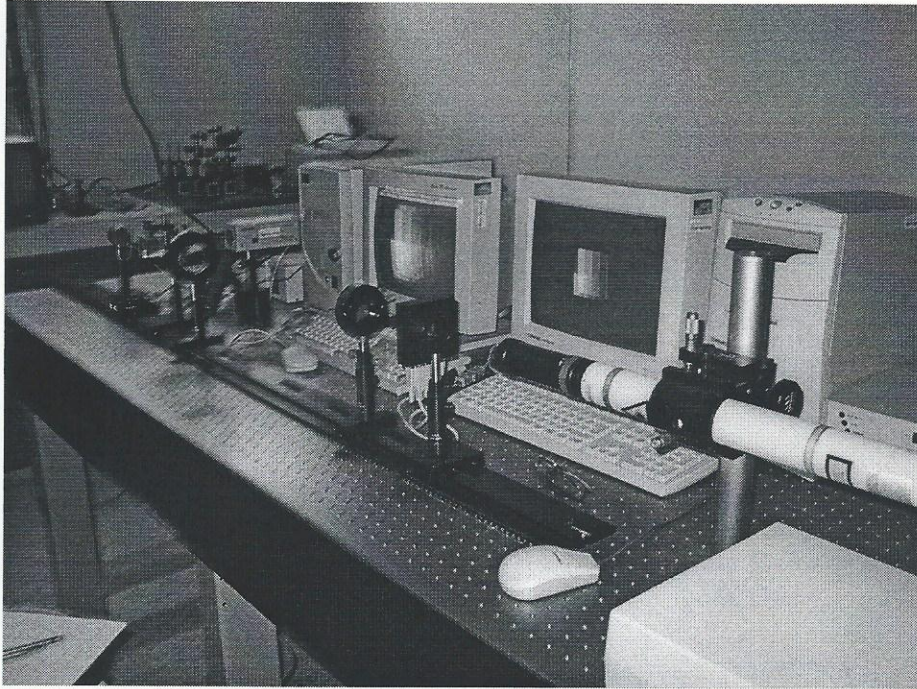


Fig.4.17 Arreglo experimental para la caracterización óptica de la PCL LC2002 en modo de modulación de amplitud.

Variando γ en la PCL con el software suministrado por el proveedor y comparando la imagen con diferentes niveles de gris introducida a la PCL con la imagen registrada por una cámara CCD fue posible medir la intensidad de transmitancia con un medidor de potencia óptica introduciendo un divisor de haz enfrente de la cámara CCD para ver simultáneamente la imagen y medir los valores de los niveles de gris, el analizador está orientado a -32° y el polarizador a 57° respecto a la dirección de polarización del haz láser. A continuación se muestran las gráficas obtenidas mediante este experimento:

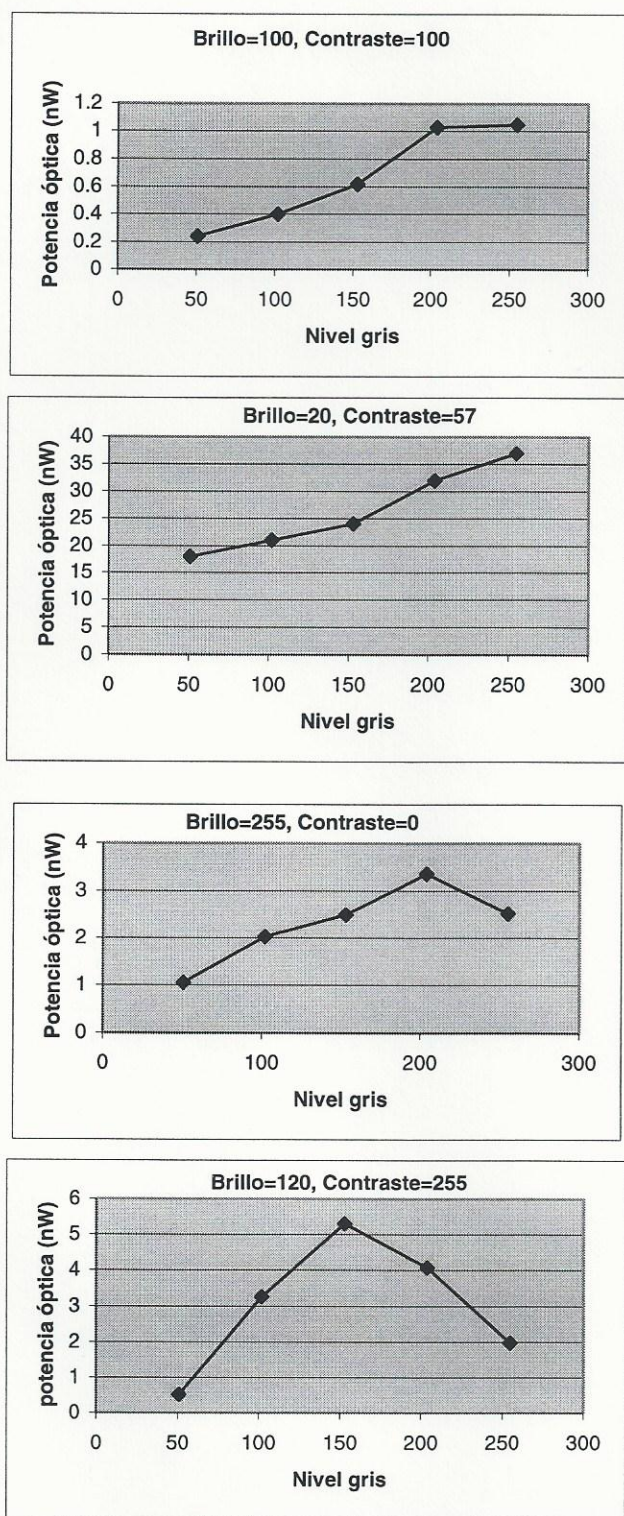


Fig. 4.18 Distribución de intensidad registrada en el experimento sobre la evaluación de homogeneidad de transmitancia en amplitud de la PCL.

La homogeneidad de transmitancia en amplitud calculada en base a la gráfica en la Fig. 4.18 con Brillo = 20 y Contraste = 57 presentó aproximadamente 90%, lo que es posible considerar como un resultado suficientemente aceptable para nuestros propósitos.

4.6 Adquisición de imágenes para su captura

Las imágenes introducidas al sistema fueron realizadas mediante una técnica convencional de foto digital para obtener un archivo numérico de cada imagen, el cual será introducido a la PCL.

La cámara digital utilizada para este propósito es de la marca *Canon modelo PowerShot S100 (2.1 megapixeles)*, el formato de la imagen almacenada digitalmente es JPEG y las calidad de imagen se puede elegir entre Super-Fine/Large (1600 x 1200 pixeles) o Fine/Large (1600 x 1200 pixeles) o Fine/Small (640 x 480pixeles).

A continuación se presentan las especificaciones generales de esta cámara:

Sensor de imagen	Aproximadamente 2.11 megapixeles
	CCD 1 / 2.7 pulgadas
Medio de almacenamiento	Tarjeta CompactFlash™ (tipo 1)
Sensibilidad	Equivalente a ISO 100
Lentes	5.4 – 10.8 mm (película equivalente de 35 mm: 30-70 mm) F 2.8 (ángulo amplio) – F 4.0 (telefoto)

Zoom digital	2x / 4x
Rango de enfoque	Estándar: 57 cm - ∞ Macro: 10 – 57 cm (ángulo amplio) 27 – 57 cm (telefoto)
Pantalla de visión	Pantalla de visión óptica de imagen real PCL de 1.5 pulgadas
Método de enfoque	TTL 3 puntos AiAF
Método de autoexposición	TTL programa AE
Disparador	Electromecánico
Velocidad de disparo	1 – 1 / 1500 seg. (1 – seg para modo lento de sincronización y modo manual)
Flash	Interno (Auto, On, Off)
Rango del flash	27 cm – 3 m (ángulo amplio) 27 cm – 2 m (telefoto)
Modos de la cámara	Shooting / Replay
Interface	USB / CF Card Slot (Type 1) / Salida de video
Alimentación	Battery Pack NB – 1L Adaptador DC compacto CA – PS300

Temperaturas de operación	0 –40 °C
Dimensiones	87.0 x 57.0 x 26.9 mm
Peso	Aproximadamente 190 g

En la Fig. 4.19 se muestra una fotografía de la cámara digital seleccionada y en la Fig. 4.20 un esquema de sus componentes.



Figura 4.19 Cámara digital utilizada para la captura de imágenes.

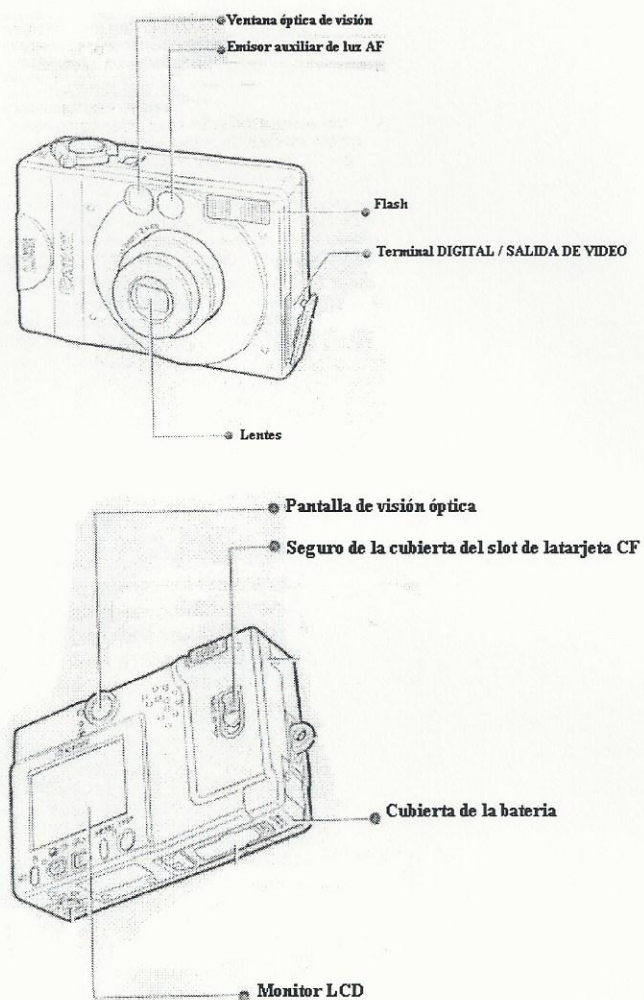


Fig. 4.20 Esquema de componentes de la cámara seleccionada.

A continuación se enumeran los programas de software para la plataforma Windows incluidos en los CD-ROM suministrados junto con la cámara.

CD-ROM Canon Digital Camera Solution Disk

ZoomBrowser EX: Carga imágenes de la cámara

Funciones de conexión de la cámara

- Muestra las imágenes de la cámara.
- Descarga las imágenes de la cámara en el ordenador.
- Guarda las imágenes del ordenador en una tarjeta CF en la cámara.
- Edita muestras de diapositivas para su reproducción en la cámara.
- La conexión a un puerto USB inicia automáticamente ZoomBrowser EX y muestra las imágenes de la cámara.

Funciones de gestión de archivos de imágenes

- Muestra, mueve, copia o borra imágenes almacenadas en discos del ordenador.
- Permite realizar procedimientos de edición simples, como ajustes de color y recorte de imágenes.
- Muestra todos los archivos de una carpeta concreta de una sola vez y permite acercarlos o alejarlos para facilitar búsquedas visuales.
- Muestra los archivos en orden cronológico en una ventana que asemeja un túnel del tiempo.
- Reproduce las imágenes de un ordenador una por una a pantalla completa para simular una muestra de diapositivas.

Funciones de impresión de imágenes

- Imprime varias imágenes en la misma página utilizando la utilidad de impresión PhotoRecord.

- Realiza presentaciones automáticas.
- Permite colocar sin ningún esfuerzo marcos y fondos alrededor de las imágenes para lograr efectos artísticos.
- Permite colocar títulos o epígrafes en cualquier lugar de la página.
- Permite crear álbumes exclusivos.

Admite fotos panorámicas de PhotoStitch

- Permite seleccionar imágenes de la cámara o imágenes registradas con ZoomBrowser EX e iniciar PhotoStitch desde ZoomBrowser EX para fusionar series de imágenes en una fotografía panorámica siguiendo unos pocos pasos sencillos.

Admite el programa de retoque fotográfico Adobe PhotoDeluxe

- Inicia este programa de retoque fotográfico para editar y aplicar efectos especiales en las imágenes.

PhotoStitch

- Ordena automáticamente imágenes realizadas en modo ayuda de Stitch y las fusiona de manera muy sencilla.
- Fusiona cualquier número de imágenes horizontal y verticalmente o en formato matriz.
- Fusiona las imágenes de manera que las líneas rectas aparezcan naturales y no retorcidas.
- Se puede fusionar una escena de 360° y guardarla en el formato Quick Time VR, apareciendo como si se estuviera de pie en el centro de la imagen mirando alrededor en todas direcciones.

Controladores TWAIN

Controlador USB TWAIN para cámaras digitales de Canon

Controlador RS-232C TWAIN para cámaras digitales de Canon

Estos son los programas de utilidades de los controladores que se utilizan en programas de aplicación compatibles con TWAIN, tales como Adobe PhotoDeluxe Home Edition y Photoshop, para cargar imágenes de la cámara directamente en el programa de la aplicación. El controlador USB TWAIN se utiliza cuando se conecta la cámara a través de la interfaz USB. El controlador RS-232C TWAIN se utiliza cuando se conecta la cámara a través de un puerto serie. Ninguno de los controladores TWAIN puede utilizarse como un programa de software autónomo.

CD-ROM de Adobe PhotoDeluxe

Adobe PhotoDeluxe Home Edition

- Permite editar imágenes y crear fácilmente tarjetas de presentación o de cumpleaños y calendarios.

4.7 Conclusiones

Con el propósito de automatizar el sistema optoelectrónico para clasificación de imágenes aleatorias propuesto y llevar a cabo la unidad de adquisición y captura de imágenes se estudió lo que es una PCL como un modulador espacial de luz y se seleccionó la de la marca HoloEye modelo LC2002 para la realización de nuestros experimentos, esta pantalla presentó una homegeneidad en transmitancia del 90%, cabe mencionar que la adquisición de imágenes para su captura al sistema por medio de la pantalla de cristal

líquido se realizará por medio de una cámara digital reduciendo con esto el tiempo de adquisición de una imagen muestra.

Con esta pantalla de cristal líquido se mejorará la obtención del espectro de la imagen muestra debido a que podemos tener una modulación de amplitud.

Se estudió la influencia de la estructura espectral espacial de la PCL al proceso de captura de imágenes y se descubrió que esto no reduce la diferencia entre formas de imágenes por clasificar, por el contrario, se aumenta la eficiencia de utilización de entrada.

5. UNIDAD DE REGISTRO Y PROCESAMIENTO SECUNDARIO

5.1 CCD como detector espacial de radiación óptica

Un chip **CCD** (siglas que corresponden a *Charge Coupled Device* o Dispositivo de Carga Acoplada) es una pastilla semiconductor de tecnología MOS ideada en los años 70 en los Laboratorios Bell; consiste en un pequeño chip sobre la cual se han grabado con técnicas especiales miles de pequeñísimos condensadores: cada uno de ellos (un elemento de imagen) se forma colocando un conductor en la superficie del silicio semiconductor (substrato); el conductor y el substrato están separados por un estrecho aislante. Si se aplica una tensión al conductor primero se formará en el substrato, inmediatamente debajo del conductor, una región de depleción en la cual se pueden mantener las cargas; es decir, que si se aplica una tensión positiva al conductor la región de depleción se forma y si proyectásemos inyectar cargas negativas en esa región citada la carga se mantendrá allí: así pues las cargas que en un condensador normal se mantienen en las placas conductoras (separadas una de la otra por la capa de aislante) en el chip se albergan en una zona inmediatamente debajo del conductor.

Los sensores CCD son dispositivos electrónicos que poseen una estructura en forma de mosaico con células sensibles a la luz (pixels).

Cada pixel es capaz de almacenar fotones y generar una carga eléctrica (electrones) proporcional a la cantidad de luz que recibe.

El sensor CCD es expuesto a la luz durante un tiempo denominado tiempo de integración, tras el cual los fotones que han sido almacenados son transferidos de forma ordenada a una etapa de salida, que es un amplificador que convierte la carga acumulada en cada pixel en una tensión eléctrica.

En los sensores CCD lineales, la transferencia o volcado de la información desde el elemento de salida se produce con la ayuda de un registro de desplazamiento intermedio.

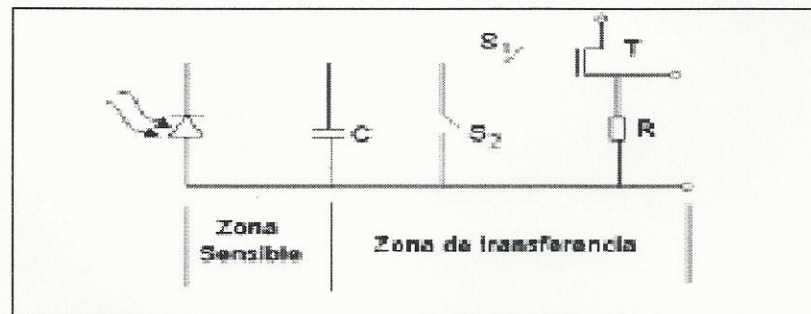


Fig. 5.1 Equivalente eléctrico de un CCD.

En la primera etapa, los interruptores S_1 y S_2 se encuentran abiertos. El CCD está "expuesto", y el condensador C acumula carga en función de la luz que está recibiendo el fotodiodo.

En la etapa siguiente, se cierra el interruptor S_1 y se produce la transferencia de la carga acumulada por el condensador C a través del transistor T a la salida.

Finalmente, se abre el interruptor S_1 y se cierra el S_2 . El condensador C se descarga y el sensor queda preparado para una nueva exposición.

A medida que el chip recibe luz con el paso del tiempo va almacenando electrones en cada pixel en proporción a la luz recibida; al cabo de un período de tiempo t (tiempo de integración) se mide la carga acumulada en cada celdilla por el procedimiento de correr las cargas de cada pixel al adyacente, de este modo las cargas son conducidas de uno en uno hasta salir por el extremo del chip; en este punto un circuito especial cuantifica el valor de la carga acumulada que va siendo expulsada del chip por las salidas del mismo emitiendo un valor en forma numérica. Se forma así una matriz de números (lista de valores digitales) cada uno de los cuales aporta un valor de posición (con respecto a los ejes x e y) y brillo (en una escala numérica). Este proceso que comienza en el primer pixel de la primera línea se va repitiendo línea por línea hasta haber leído todo el chip: de este modo se ha obtenido una larga lista de números que corresponden a la carga eléctrica de cada pixel ordenados línea a línea; ahora esta larga lista puede ser tratada de manera digital, almacenándose en formato magnético si se desea o dirigiendo la señal hasta un tubo catódico en donde formará una imagen reconocible, previa codificación por el circuito adecuado.

Al tener un rendimiento cuántico tan elevado su sensibilidad a la luz es equivalente a la de un film fotográfico, además de tener una respuesta prácticamente lineal a la recepción de la luz: esta conversión se realiza con una eficiencia que depende de la longitud de onda de la luz incidente; el máximo ronda el 60-70% en los modelos usuales y puede estar centrado de la zona roja o en la verde; por lo general el rango de trabajo oscila entre los 400 *nm* (luz azul) y los 1100 (infrarrojo cercano), siendo bastante sensible al rojo y algo menos al azul; ello se puede evitar empleando filtros correctores de color si así se desea. En general la eficiencia es del 10% para los 450 *nm*, sube a 45% en los 600 *nm*, alcanza el máximo (55%) en los 650 *nm* y se estabiliza en los 46-48% en el trayecto 680-800 *nm*, para descender rápidamente al 20% al llegar a los 880 *nm* bajando ya al 10% en los 900 *nm*. Los chips recientes tienen ya una eficiencia cuántica ligeramente diferente.

El conjunto de números forma una imagen digital, que bien puede ser enviada a un monitor para ser visualizada o almacenada en cualquier sistema actual (diskette, disco duro, disco magneto-óptico, CD-ROM). Finalmente cabe la posibilidad de alterar el aspecto de la misma, por medio de los programas de procesamiento de imagen que son capaces de extraer de ella toda la información que contiene, incluso si ésta permanece oculta al ojo humano.

Externamente el chip CCD se presenta como un microcircuito de apenas unos milímetros de lado, soldado al fondo de un cabezal que lo contiene y protege tras una ventana de vidrio óptico de calidad (en las cámaras *webcam* o en las videocámaras domésticas existe, además, un sistema óptico para formar la imagen); dado que el chip trabaja mejor a temperaturas reducidas (su corriente de oscuridad es inferior), prácticamente todos los modelos (salvo los más baratos, las *webcam* y las cámaras de vídeo) disponen de al menos un módulo Peltier, cuya misión es robar calor al chip y bajar su temperatura de trabajo; con esto se consigue que la corriente de oscuridad (la acumulación de cargas eléctricas producidas por la agitación térmica de los átomos del material, la cual depende directamente de la temperatura ambiente) sea menor lo que mejora la calidad de la imagen. En ocasiones, para disipar este calor sobrante, el cabezal contiene unas aletas para permitir la circulación del aire y disipar manera mejor el calor; también se puede forzar esta refrigeración empleando un pequeño ventilador (p. ej. el utilizado en el interior de un ordenador) para soplar el cabezal y mover el aire a su alrededor.

Además del cabezal contamos con un software que una vez instalado adecuadamente en un ordenador personal (bajo los sistemas operativos Mac OS o MS Windows, según la marca de la cámara) nos permite controlar el tiempo de exposición y otras funciones (p. ej. medir separaciones aparentes, ángulos de posición, magnitudes fotométricas, procesar la imagen recién adquirida, girarla,

ampliarla o almacenarla en diferentes formatos), un sistema de cables que transmite la información del cabezal al ordenador y la fuente de alimentación.

5.2 Cámara CCD modelo Sony SSC-M347

La cámara CCD seleccionada para la realización de este trabajo es la cámara modelo Sony SSC-M347, la cual realiza una exploración progresiva de transferencia de interlineas CCD para realizar una obturación y características de integración notables de 1k x 1k.

Esta cámara es monocromática con cuadros de alta resolución (768 x 494 pixeles).

A la salida de esta cámara tenemos una señal digital de 8 bits, RS-422 para interfaces con sistemas de procesamiento de imágenes externas. Los cables especiales de la interfase son útiles para conectar la SSC-M347 a "frame grabbers" comerciales existentes.

Las siguientes son algunas características generales de esta cámara:

Alta sensibilidad: esta cámara provee una imagen clara aún bajo condiciones extremas de oscuridad.

Función de iris CCD: aún cuando se adapte una lente de iris manual, la intensidad se ajusta automáticamente de acuerdo al nivel de luz incidente.

Función de obturador electrónico: se disponen de ocho velocidades de obturación, para varias condiciones de disparo.

Frecuencia de potencia AC sintonizable: la frecuencia de manejo vertical de la cámara puede ser ajustada a la frecuencia AC (60 Hz).

Lentes auto-iris: una montura C para lentes auto-iris se pueden utilizar, conectando los cables de la lente en el conector suministrado.

Alta resolución: el número de pixeles es de cerca de 380,000, lo suficientemente grande para asegurar una alta resolución.

Las características de esta cámara den aplicaciones, tal como la alta resolución de la captura de imágenes, máquinas de visión, gráficas de computadoras, graduación, imágenes médicas, reconocimiento fino de patrones, etc.

Las siguientes condiciones que podrían ser observadas con la cámara CCD no están asociadas con alguna falla en su funcionamiento:

Mancha vertical: este fenómeno se presenta cuando se enfoca un objeto muy brillante.

Patrón de ruido: es un patrón el cual aparecería sobre la pantalla entera del monitor cuando la cámara es operada a una alta temperatura.

Imagen ondulada: cuando rayas de disparo, líneas rectas, o patrones similares, la imagen en la pantalla podría aparecer distorsionada.

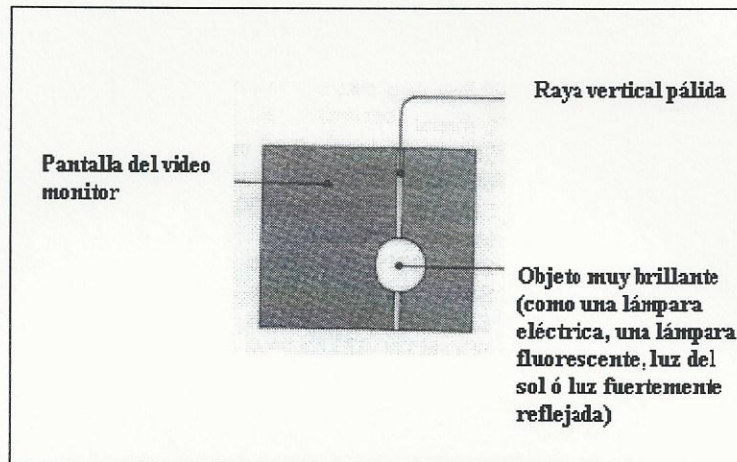


Fig. 5.2 Condiciones que podrían ser observadas con la cámara CCD y que no están asociadas con alguna falla en su funcionamiento

La cámara debe operar con una fuente de alimentación de 24 V AC clase 2, se debe tener cuidado de no introducir sólidos a la unidad, así como solventes, para no dañar dispositivos electrónicos.

Especificaciones de la cámara CCD SSC-M347:

Dispositivo	Transferencia interlinea tipo CCD
Pixeles efectivos	768 x 494
Área sensible	6.3 x 4.7 mm
Soporte de lentes	Soporte C
Señal de sistema	EIA estándar
Sistema de escaneo	425 líneas, 30 cuadros por segundo
Sincronización	Interna

Resolución horizontal	570 TV líneas
Iluminación mínima	0.3 lx a F/1.2 (AGC encendido)
Salida de video	1.0 Vp-p, 75 ohms, sincronía negativa
Obturador electrónico	1/60 s hasta 1/10000 s

En la Fig. 5.3 se muestran las partes principales del exterior de la cámara SSC-M347.

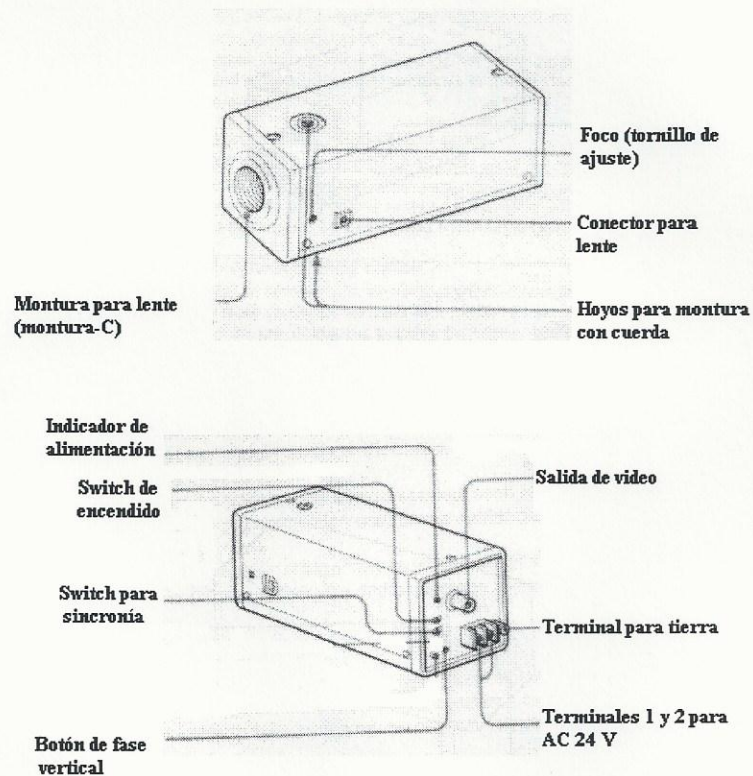


Fig. 5.3 Partes principales del exterior de la cámara SSC-M347.

La tarjeta que sirve de interface entre una computadora personal y la cámara CCD es controlada mediante el software CX100 el cuál puede operar en modo de baja o de alta resolución. En el modo de alta resolución, puede capturar y desplejar una imagen de 486 filas por 512 pixeles en modo NTSC, y 512 filas por 512 pixeles en el modo CCIR/PAL. En el modo de baja resolución, puede capturar y desplegar cuatro imágenes de 243 filas por 256 pixeles en el modo NTSC, y 256 filas por 256 pixeles en el modo CCIR/PAL. Los cuatro buffers de la imagen de baja resolución están localizados en los cuatro cuadrantes del buffer de la imagen de alta resolución. La resolución en nivel de gris es de ocho bits en ambos modos, la cual provee 256 niveles de gris.

En el modo de desplegado de baja resolución, una de las cuatro imágenes llenara la pantalla completa. Cada píxel de baja resolución llena el espacio de la pantalla de cuatro pixeles de alta resolución. En el modo de alta resolución, se puede desplegar una imagen de alta resolución o desplegar simultáneamente cuatro imágenes de baja resolución.

Se cuenta con un programa llamado FILEIT para ayudar con la conversión de archivos. FILEIT es un programa que funciona en MS-DOS que convierte archivos de imagen binarios (*.bin) capturados en este formato por el programa CX-100 a cualquiera de los siguientes archivos gráficos de mapas de bits: bmp, gif, tiff, targa, wpg, pic y pcx.

5.3 Medición del espectro de potencia

Ahora mostramos que la medición del espectro de potencia de una clase dada de imagen aleatoria puede ser realizado por medio de una cámara CCD incorporada en un sistema computacional con un software conveniente. Con este objetivo reescribimos el estimador estadístico del espectro de potencia dado por la Ec. (2.31) en forma discreta

$$\hat{\hat{S}}_{nk}(t) = \sum_i \sum_j A_{nk}(i, j) \times B_t(i, j), \quad n = 1, 2, 3, \dots, T \quad (5.1)$$

donde $A_{nk}(i, j)$ y $B_t(i, j)$ son los archivos numéricos definidos como

$$A_{nk}(i, j) = |F_{nk}(p_i, q_j)|^2, \quad (5.2)$$

$$B_m(i, j) = \begin{cases} 1/tR^2, & \text{cuando } (p_i, q_j) \in Q_t \\ 0, & \text{cuando } (p_i, q_j) \notin Q_t, \end{cases} \quad (5.3)$$

y Q_t representan las zonas anulares en el plano (p, q) mostrados en la Fig. (5.4)

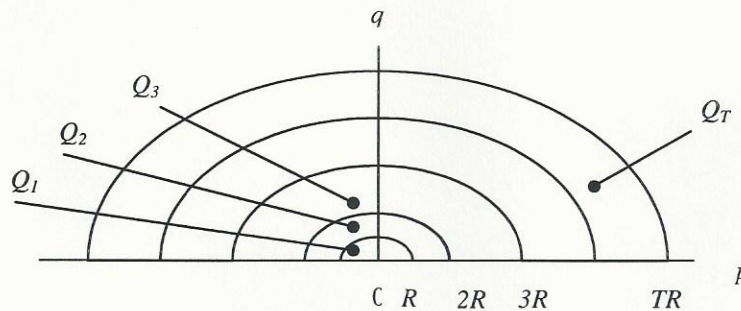


Fig.5.4 Zonas anulares en el plano (p, q) .

Como se sigue del capítulo 3 y las secciones anteriores del presente capítulo, el archivo $A_{nk}(i,j)$ puede ser obtenido por medio de la cámara CCD cuyo blanco está colocado en el plano de salida del procesador óptico de Fourier. El archivo $B_t(i,j)$ puede ser generado directamente en computadora por medio de un programa especial que se refiere de aquí en adelante como programa "Anillos".

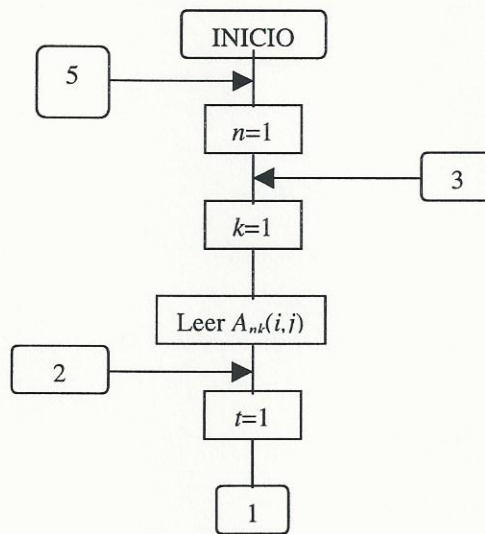
La normalización del espectro calculado de acuerdo con la Ec. 5.1 puede ser realizada por medio del cálculo del archivo

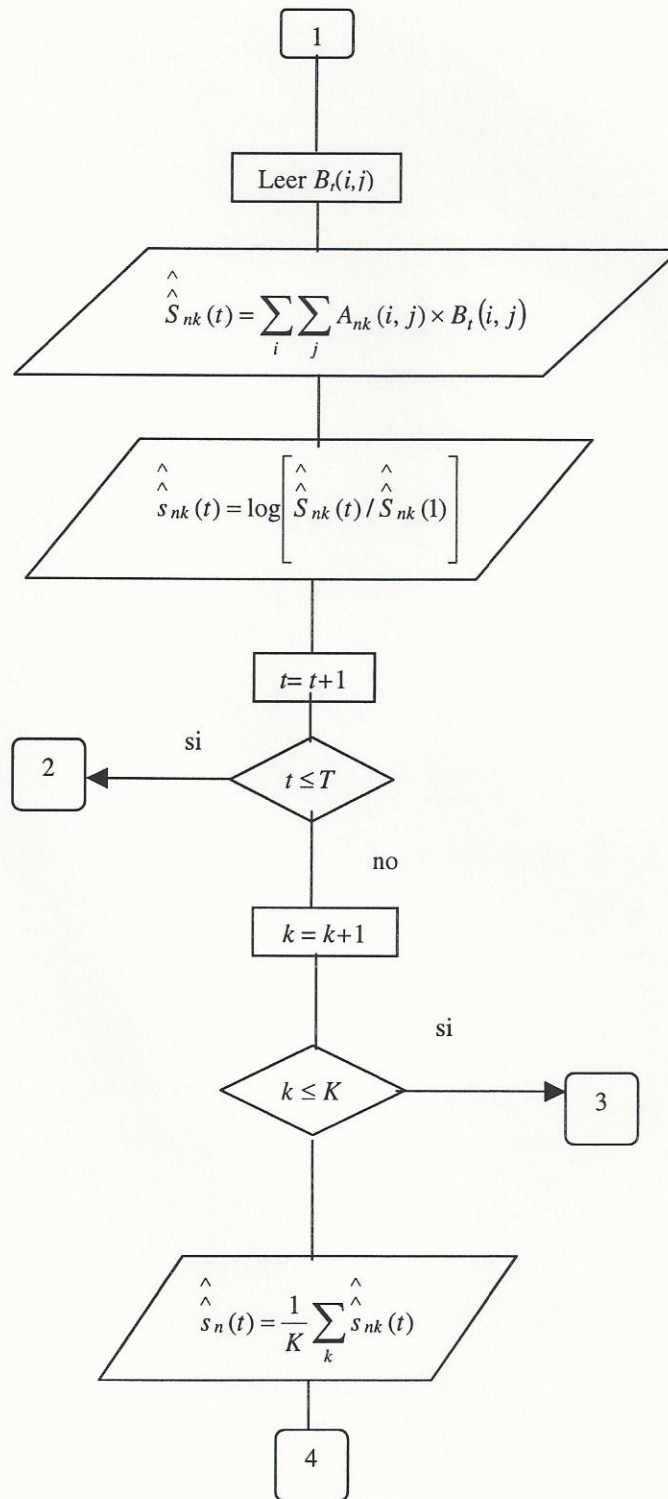
$$\hat{s}_{nk}(t) = \log \frac{\hat{S}_{nk}(t)}{\hat{S}_{nk}(1)}. \quad (5.4)$$

Por fin la promediación estadística del espectro sobre el ensamble de imágenes muestra se realiza con el cálculo del archivo

$$\hat{S}_n(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{S}_{nk}(t). \quad (5.5)$$

El diagrama de flujo del algoritmo de medición del espectro de acuerdo con las expresiones (5.1)-(5.5) se muestra en la Fig. 5.5.





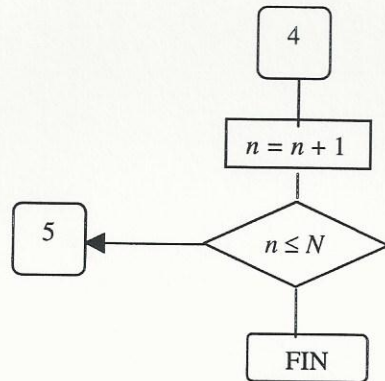


Fig. 5.5 Diagrama de flujo del algoritmo para medición del espectro.

5.4 Cálculo de FDE's

Considerando que los espectros de imágenes aleatorias ya han sido encontrados en forma de archivos numéricos (5.1)-(5.5), diseñamos el algoritmo del cálculo de FDE's. Con este objetivo reescribimos la Ec. (2.42) en forma discreta

$$\begin{aligned}
 \sum_{l=1}^N a_{ml} \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^T \hat{s}_{nk}(t) \hat{s}_l(t) \sum_{l=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{s}_{nk}(t) \hat{s}_l(t) = \\
 = K \delta_{nm} \sum_{l=1}^N \sum_{t=1}^T \hat{s}_n(t) \hat{s}_l(t)
 \end{aligned} \tag{5.6}$$

Introduciendo las denotaciones

$$Q_{nkl} = \sum_{t=1}^T \hat{s}_{nk}(t) \hat{s}_l(t), \quad (5.7)$$

$$Q_{nl} = \sum_{t=1}^T \hat{s}_n(t) \hat{s}_l(t), \quad (5.8)$$

la Ec. (5.6) toma la forma

$$\sum_{l=1}^N a_{ml} \sum_{k=1}^K Q_{nkl} \sum_{l=1}^N Q_{nkl} = K \delta_{nm} \sum_{l=1}^N Q_{nl}. \quad (5.9)$$

Ahora denotamos

$$P_{nk} = \sum_{l=1}^N Q_{nkl} \quad (5.10)$$

$$P_n = \sum_{l=1}^N Q_{nl}. \quad (5.11)$$

Con estas denotaciones la expresión (5.9) puede ser escrita como

$$\sum_{l=1}^N a_{ml} \sum_{k=1}^K Q_{nkl} P_{nk} = K \delta_{nm} P_n. \quad (5.12)$$

Por fin introduciendo las denotaciones

$$P_{nl} = \sum_{k=1}^K Q_{nkl} P_{nk}, \quad (5.13)$$

y

$$\frac{P_{nl}}{KP_n} = b_{nl}, \quad (5.14)$$

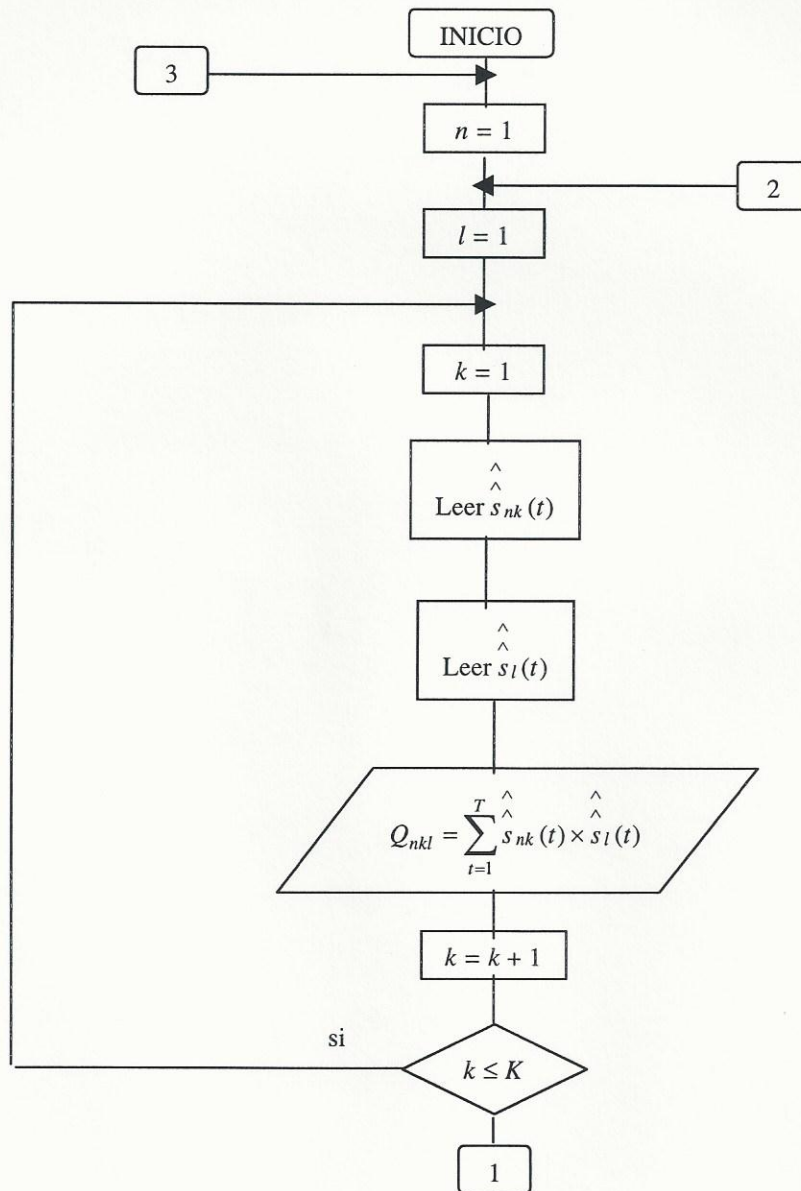
obtenemos

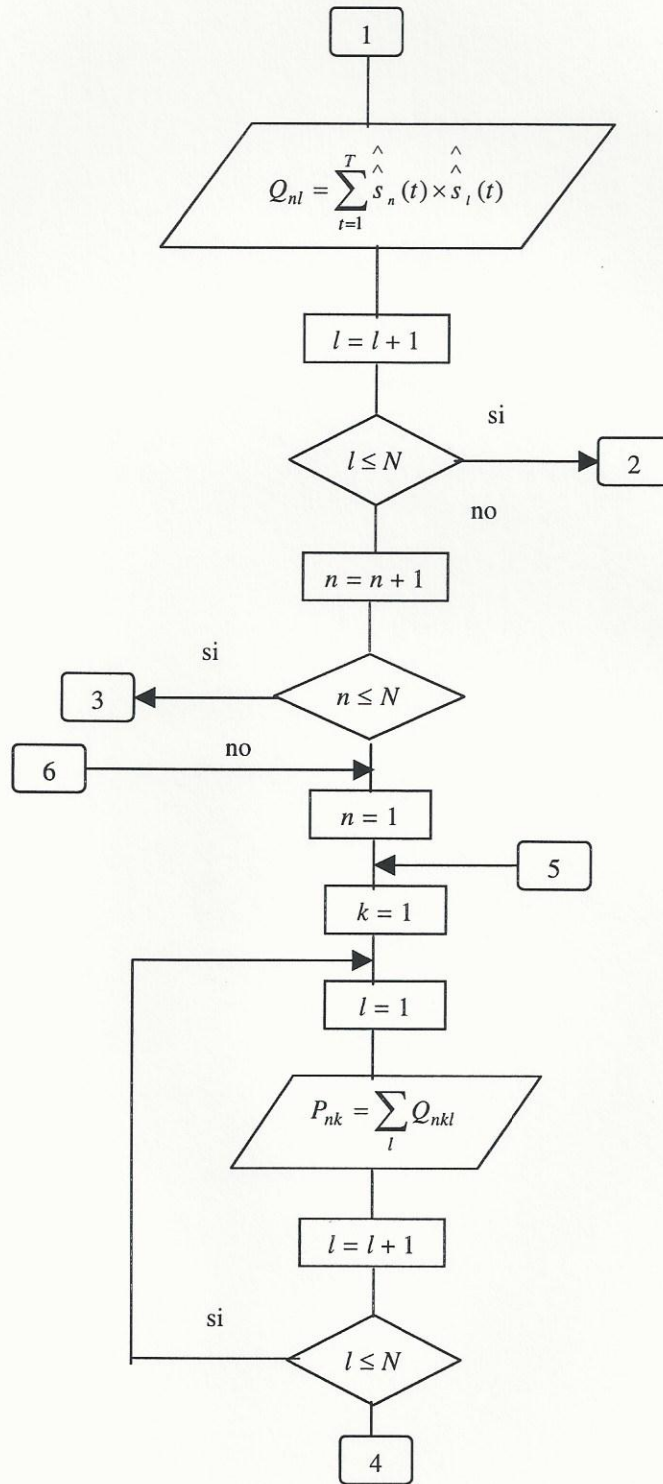
$$\sum_{l=1}^N a_{ml} b_{nl} = \delta_{nm}, \quad n, m = 1, 2, 3, \dots, N \quad (5.15)$$

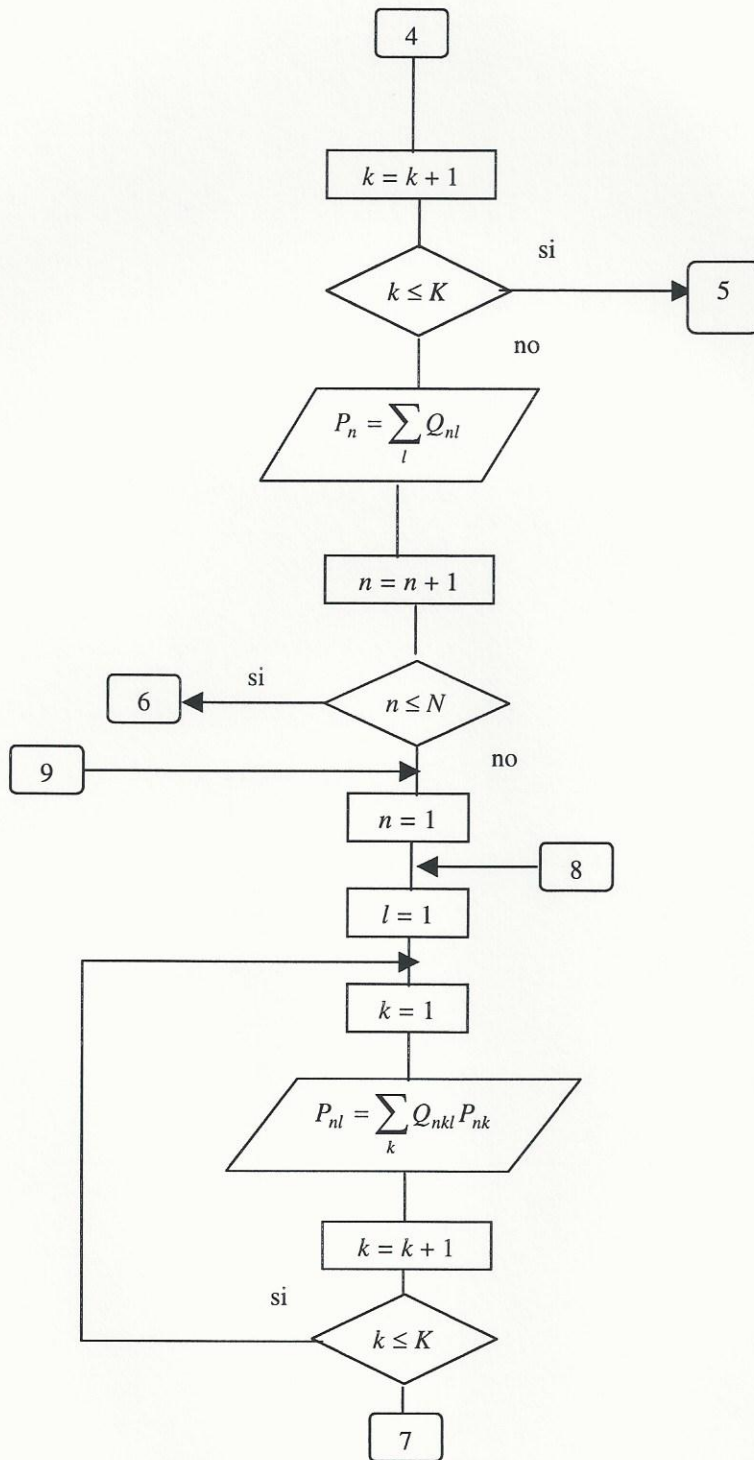
que es el sistema de N^2 ecuaciones lineales con N^2 a_{ml} desconocidos.

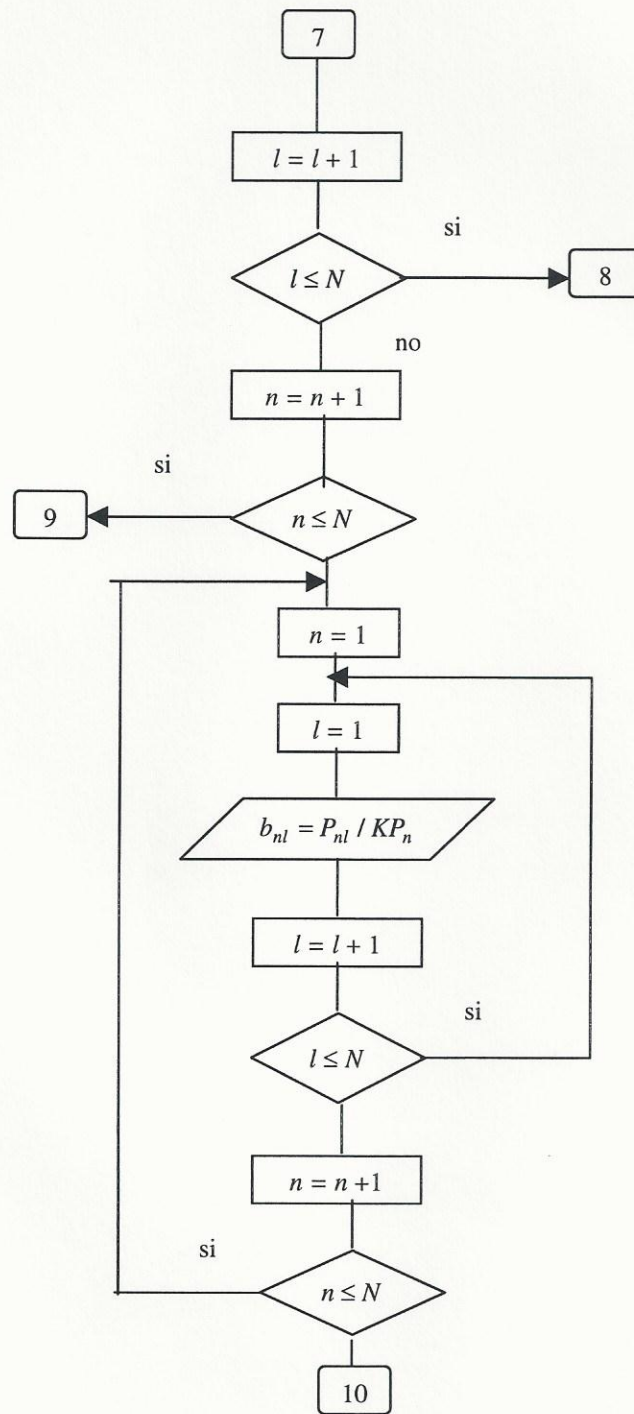
Este sistema puede ser resuelto utilizando uno de los bien conocidos métodos, por ejemplo, el método de Gauss-Jordan [10].

En base a las expresiones (5.6)-(5.14) se propone el algoritmo de cálculo de FDE's que se muestra por el diagrama de flujo mostrado en la Fig. 5.6









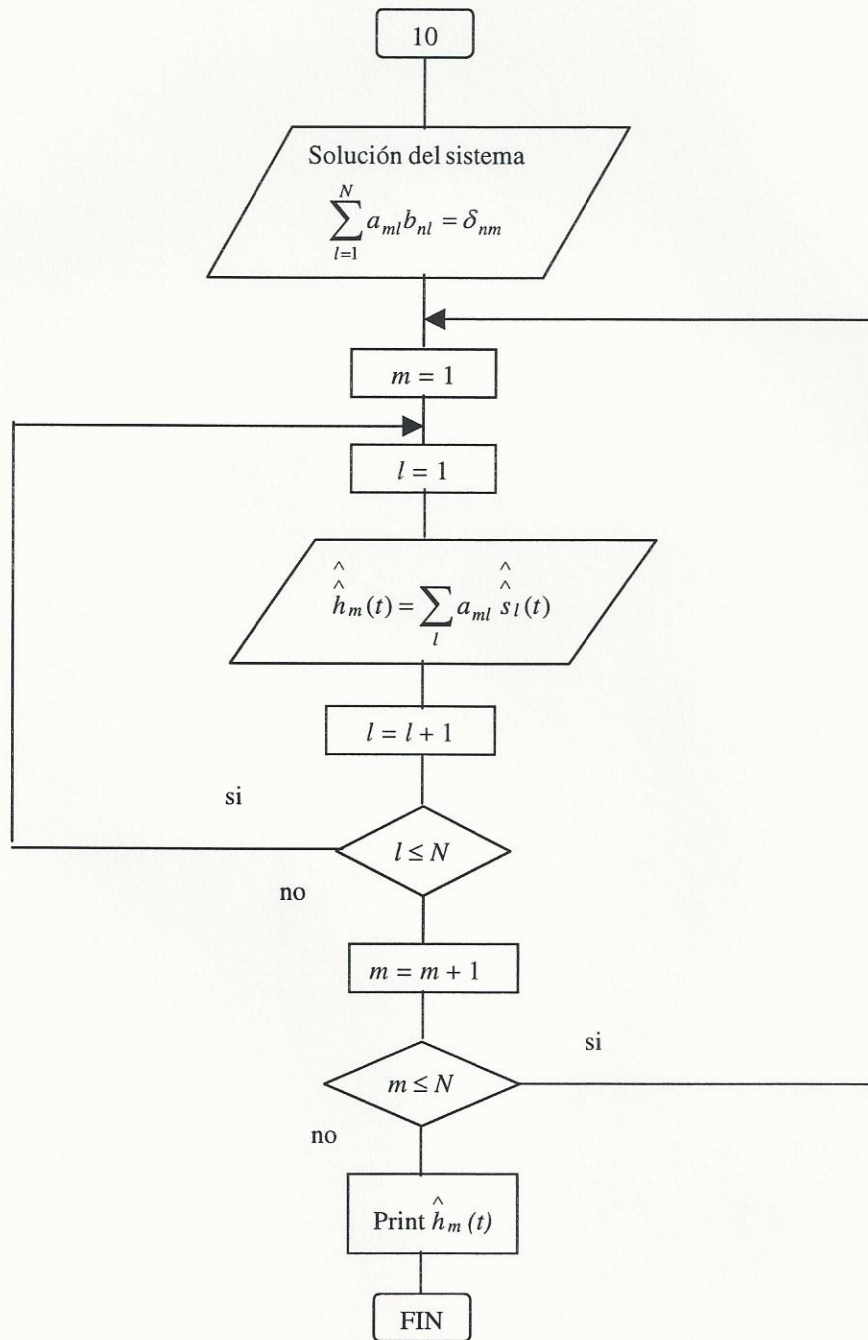
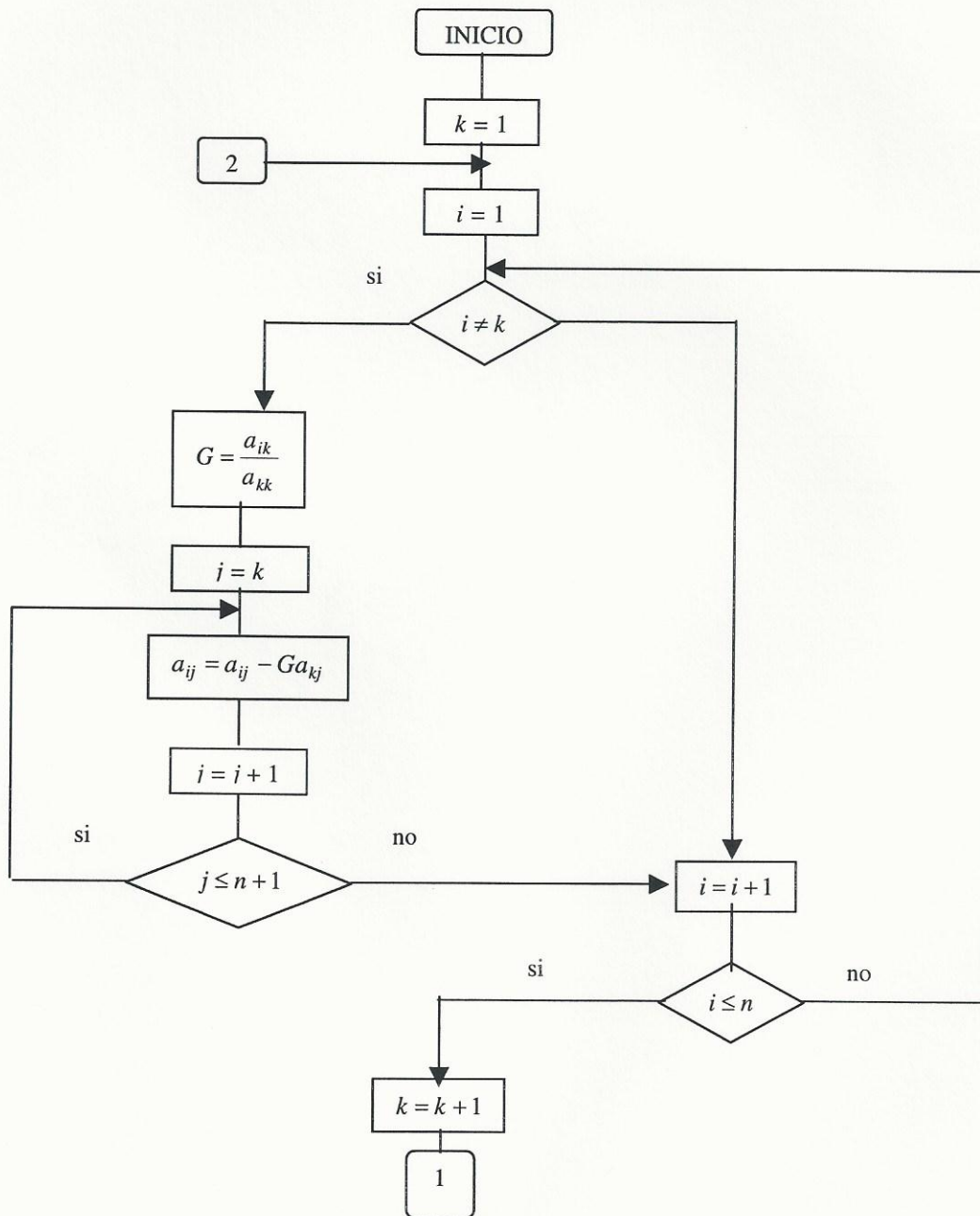


Fig. 5.6 Diagrama de flujo del algoritmo para el cálculo de FDE's.

En la Fig. 5.7 sigue el algoritmo para resolver el sistema de ecuaciones que necesita ser resuelto dentro del algoritmo anterior, el método seleccionado para resolver dicho sistema de ecuaciones es el método de Gauss-Jordan.



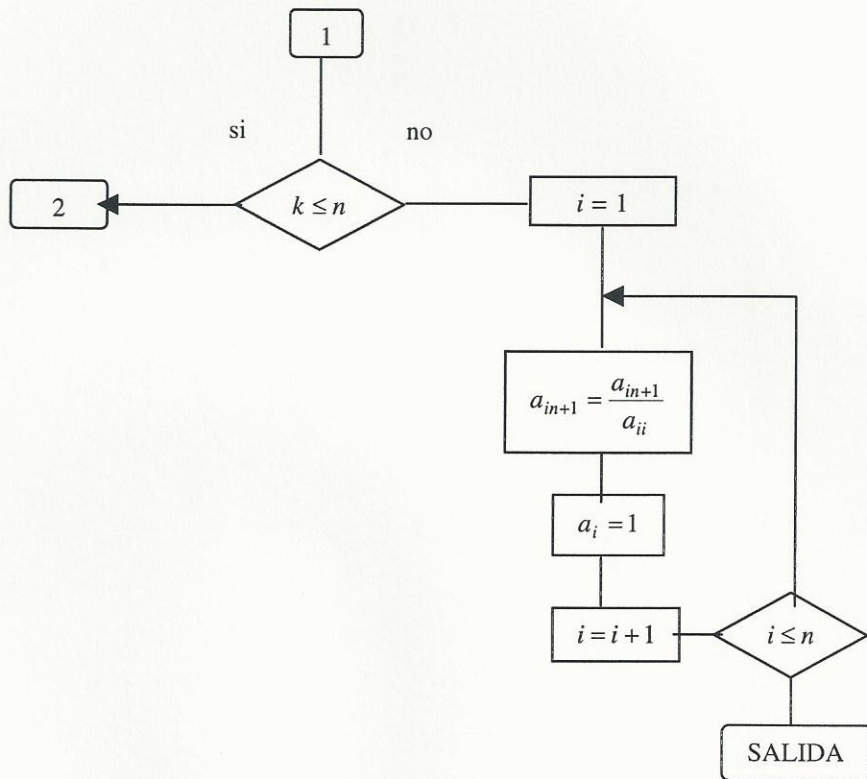
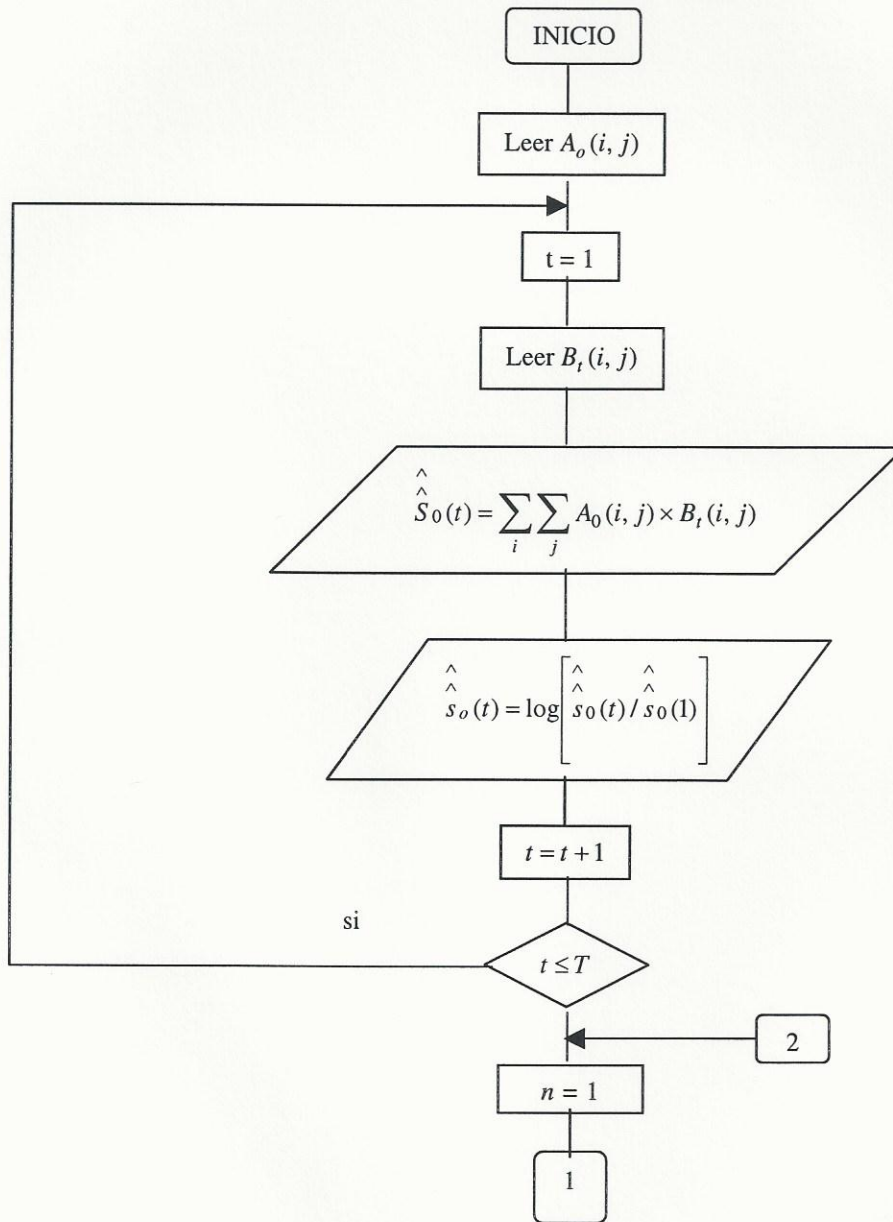


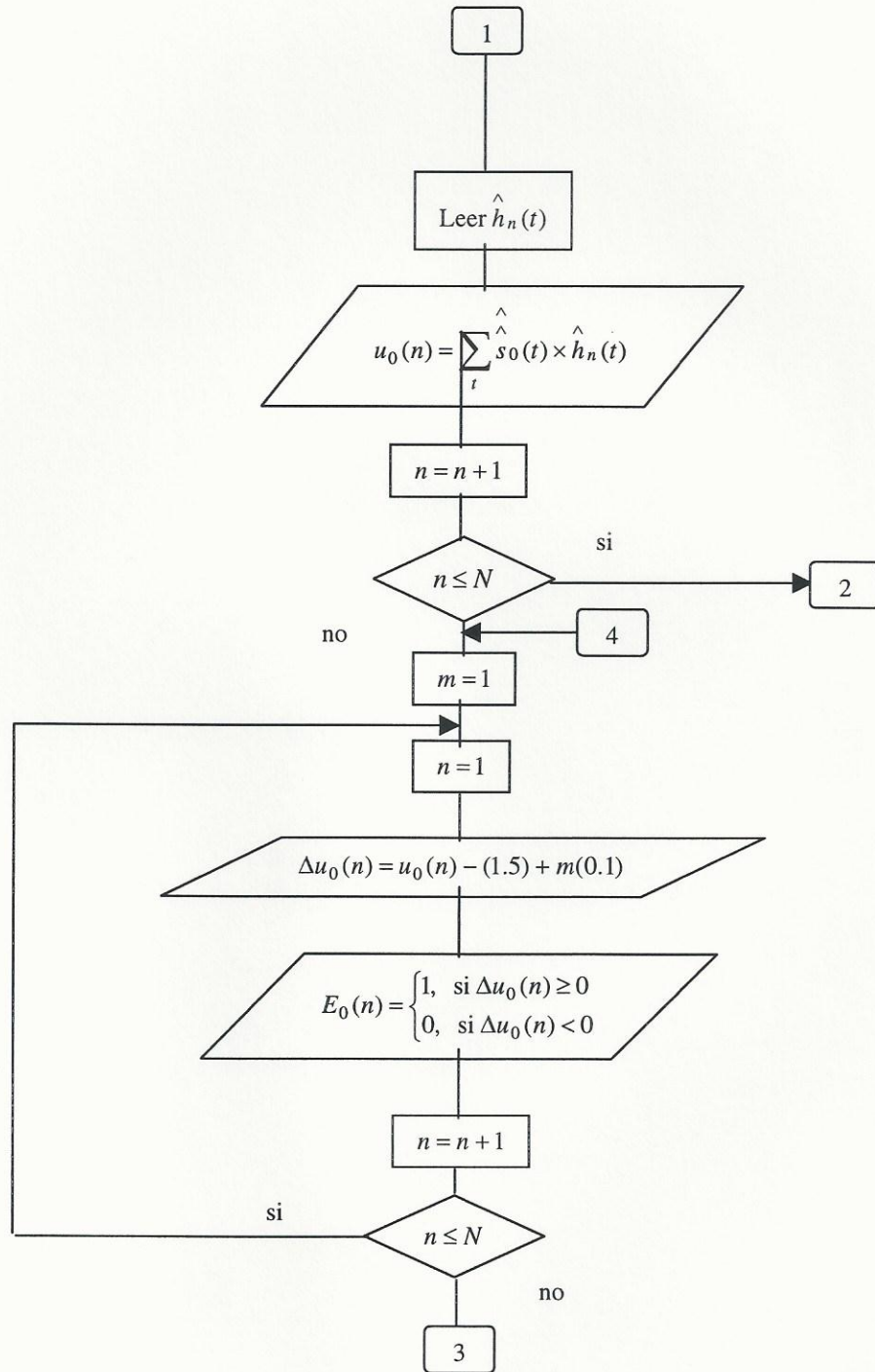
Fig. 5.7 Algoritmo para resolver un sistema de ecuaciones por el método de Gauss-Jordan.

5.5 Toma de decisión sobre la clase

Considerando que el espectro de la imagen desconocido ya ha sido obtenido en forma de archivo numérico $\hat{s}_{0k}(t)$ y las FDE's ya han sido calculadas de acuerdo con el algoritmo anterior, no es problema alguno proponer el algoritmo para la toma

de decisión respecto a la clase de imagen. El diagrama de flujo de este algoritmo se muestra en la Fig. 5.8.





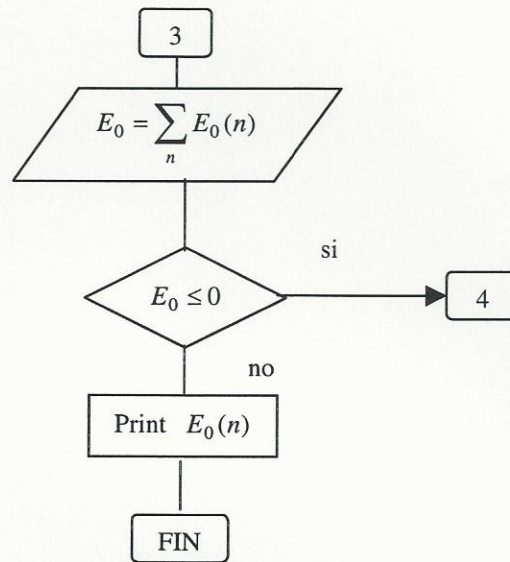


Fig. 5.8 Diagrama de flujo del algoritmo de toma de decisión respecto a la clase de imagen.

5.6 Software para el procesamiento secundario

Para realizar los algoritmos de procesamiento secundario desarrollamos el software especial utilizando la programación en lenguaje Borland C++. La estructura del software se muestra en la Fig. 5.9.

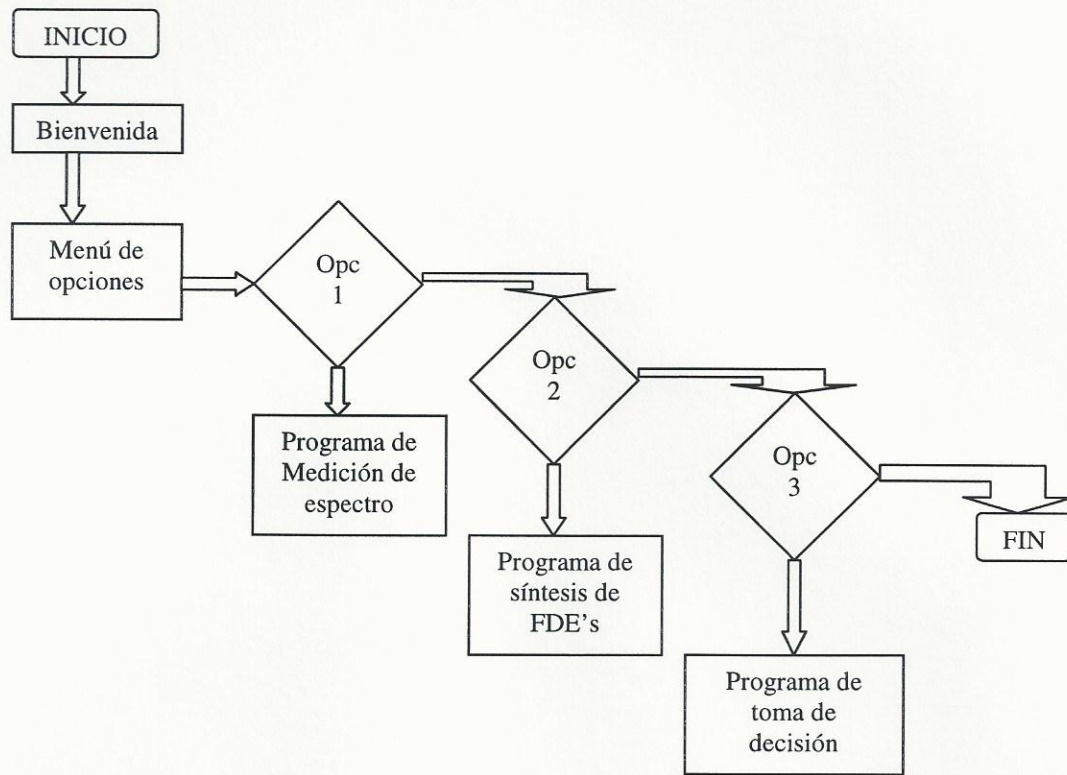


Fig. 5.9 Estructura del software para el procesamiento secundario.

A continuación se muestran los códigos escritos de los programas diseñados. En la mayoría el flujo de programas a sido complementado con comentarios acerca de la tarea que se ejecuta en cada sección, así como cual es el significado de cada variable, función o método empleado. Esto para facilitar la lectura del programa y si en alguna ocasión es necesario hacer alguna corrección o complementar el programa con algún procedimiento.

```

// Programa para resolver el metodo de funciones discriminantes
// espectrales sintetizadas por la tecnica de mínimos cuadrados
// usado para la clasificación de imágenes texturales.  FDSEM2%.CPP

#include <iostream.h>
#include <string.h>
#include <math.h>
#include <conio.h>
#include <ctype.h>
#include <fstream.h>
#include <iomanip.h>
#include <stdio.h>

class matriz
{
public:
void lee(void); // Función lectura de textura
void muestra(void); // Función muestra elementos textura
void muestra2(void); // Función de muestra nombre textura
void prom_columna(void); // Hace el promedio x col.
float promedios_columnas[15]; // Arreglo con el promedio x columna
float tabla[15][15]; // matriz elementos de la textura
float Qnkl[15][15]; // matriz resultados Qnkl x textura
float Qnk[15]; // arreglo resultados Qnk x textura
float Qnl[15]; // arreglo resultados Qnl x textura
float Qn; // resultado Qn x textura
float Ql[15]; // arreglo resultados Ql d QnklxQnk
float c[10]; // arreglo para vector gauss-jordan
float B[15][15]; // matriz para gauss-jordan
float sol[10]; // arreglo para solución gauss-jordan
float h[15]; // arreglo solución gauss-jordan

private:
char nombre[12]; // Nombre de la textura
int columna, renglon; // Tamaño de la matriz
};

void matriz::lee(void) // Esta función hace la lectura de
{ // los elementos de cada textura
int i, j, col, ren;
float matri[15][15];
char nom[12];
cout<<endl; cout<<endl;
cout<<"Escribe el nombre de la matriz y pulsa ENTER. NOMBRE: ";
cin>>nom; cout<<endl; // lee el nombre de la textura
cout<<"Escribe el numero de renglones y pulsa ENTER. RENGLONES: ";
cin>>ren; cout<<endl; // lee el No. de renglones
cout<<"Escribe el numero de columnas y pulsa ENTER. COLUMNAS: ";
cin>>col; cout<<endl; // lee el No. de columnas
cout<<endl;
strcpy(matriz::nombre, nom); //se asigna el nombre de cada matriz
matriz::renglon=ren; //se asigna el numero de renglones
matriz::columna=col; //se asigna el numero de columnas

cout<<"Escribe el valor del elemento y despues pulsa ENTER."<<endl;
for(i=1;i<=ren;i++)
for(j=1;j<=col;j++)
{ cout<<"\t elemento["<<i<<","<<j<<"]=" ";
cin>>matri[i][j]; //se asignan valores de la tabla
tabla[i][j]=matri[i][j]; //se guarda tabla de textura
}
}

```

```

        if (j==col)
            cout<<endl;
    }
}

void matriz::muestra(void) //Esta función muestra los elementos
                             //de cada textura
{
    int i,j;
    clrscr();
    cout<<"\tNombre de la tabla : "<<nombre<<endl;
    cout<<"\tNumero de renglones : "<<renglon<<endl;
    cout<<"\tNumero de columnas : "<<columna<<endl;
    cout<<endl;
    for(i=1;i<=renglon;i++)
    { for(j=1;j<=columna;j++)
    cout<<" "<<setprecision(1)<<tabla[i][j]; // se muestra tabla de textura
        if (j==columna)
            cout<<endl;
        cout<<"\n";
    } cout<<"\n";
}

void matriz::muestra2(void) // Esta función muestra el nombre de
                             // la textura
{
    cout<<"\t\t " <<nombre<<endl;
}

void matriz::prom_columna(void) // Esta función calcula la suma
                                 // y promedio x columna
{
    int i,j;
    double down,up,mult,kk,ll;
    float sum=0.0;
    float prom=0.0;
    for(j=1;j<=columna;j++)
    { for(i=1;i<=renglon;i++)
        sum+=tabla[i][j]; // Suma elementos de la columna.
        prom=sum/renglon; // Promedia elementos de la columna
        down=ceil(prom);
        up=abs(down);
        mult=(prom+up)*100;
        kk=(floor(mult))/100;
        ll=down+kk;
        prom=ll;
        promedios_columnas[j]=prom; //guarda prom de col.textura
        sum=0.0;
    }
}

class menu2 // Clase para salir de pantalla
{
public:
    static void lee_opcion(void);
};

void menu2::lee_opcion(void)
{
    char letra;
    cout<<endl;
    cout<<"\t\t * * * * * G R A C I A S * * * * * "<<endl;
    cout<<"\t\t * * * PULSA 's' Y ENTER PARA CONTINUAR * * * * * "<<endl;
    cout<<"\t\t ";
}

```

```

        do
        { letra=cin.get();          //convertir a mayusculas
          letra=toupper(letra);
          } while (letra!='S');
    }

void main(void)          // Aqui empieza programa principal para
{                        // solución del método de FDSE min 2ns
    int i,w;
    char letra;
    int resp1;
    int num_ent;          // Número de entrada para menu principal

    matriz menu_tex[10]; // Este es un arreglo de texturas

    clrscr();
    cout<<endl;
    cout<<"
                B I E N V E N I D O"<<endl;
    cout<<"          A L  P R O G R A M A  D E  S O L U C I O N "<<endl;
    cout<<"                D E L  M E T O D O  D E"<<endl;
    cout<<endl;          cout<<endl;
    cout<<"                F U N C I O N E S  D I S C R I M I N A N T E S"<<endl;
    cout<<endl;
    cout<<"          E S P E C T R A L E S  M I N I M A S  C U A D R A D A S"<<e
    cout<<endl;          cout<<endl;

    while (num_ent!=5)
    {
        cout<<endl;          cout<<endl;
        cout<<"\tDIGITA ALGUNA OPCION Y DESPUES PULSA ENTER."<<endl;
        cout<<endl;          cout<<endl;
        cout<<"\t(1)  QUE ES EL METODO DE FDSE Mínimas Cuadradas."<<endl;
        cout<<"\t(2)  LEER TEXTURAS."<<endl;
        cout<<"\t(3)  MOSTRAR LOS ELEMENTOS DE ALGUNA TEXTURA."<<endl;
        cout<<"\t(4)  REALIZAR SOLUCION METODO DE FDSE Mínimas Cuadradas."<<endl;
        cout<<"\t(5)  SALIR"<<endl;
        cout<<endl;          cout<<endl;
        cout<<"\t\t\t\tOPCION No. ";
        cin>>num_ent;
        cout<<endl;

        switch(num_ent)
        {
        case 1 : {
            clrscr();
            ifstream entrada("block.dat");
            char linea[80];

            while(!entrada.eof())
            {
                entrada.getline(linea,sizeof(linea));
                cout<<linea<<endl;
            }

            menu2::lee_opcion();
            clrscr();
            } // Fin del case 1
            break;

        case 2 : {
            clrscr();

```

```

int num;
cout<<"\tNumero de texturas que va a utilizar: ";
cin>>num;
cout<<endl;
for(i=1;i<=num;i++)
    menu_tex[i].lee();
    menu2::lee_opcion();
    clrscr();
    } // Fin del case 2
    break;

case 3 : {
    clrscr();
    cout<<"\tESCOJE UNA MATRIZ DE ESTA LISTA Y DESPUES PULSA ENTER"<<endl;
    cout<<endl;
    cout<<"\tTEXTURAS EXISTENTES:"<<endl;
    cout<<endl;
    for(w=1;w<=6;w++)
    { cout<<"\tTEXTURA No. "<<w<<" .";
      menu_tex[w].muestra2(); // llama a función que muestra nombre
    }
    cout<<endl;
    cout<<"\tEscribe el numero de la matriz y pulsa ENTER:"<<endl;
    cout<<"\t\tMATRIZ No. ";
    cin>>resp1;
    menu_tex[resp1].muestra(); //muestra elementos de textura
    menu2::lee_opcion();
    clrscr();
    } // Fin del case 3
    break;

case 4 : {
    clrscr();
    int i,j,k,l,p,w; // contadores
    float tabla_proms[15][15]; // matriz con promedios de texturas
    float suma=0.0; // suma para renglones de Qy
    float suma2=0.0; // suma para columnas de Qnk
    float suma3=0.0; // suma para renglones de Qn
    float suma4=0.0; // suma para columnas de Ql
    int renglon=10; // número de renglones
    int columna=13; // número de columnas
    float Qy[15][15]; // matriz Qy para Qnkl
    float Qx[15]; // arreglo Qx para Qnkl
    float Qnkl[15][15]; // matriz resultados Qnkl x textura
    float Qnk[15]; // arreglo resultados Qnk x textura
    float Qn; // resultado Qn x textura
    int mult1; // No. de textura
    float Qz[15][15]; // Tabla para Qnkl's
    float Ql[15]; // Ql por textura
    float Qll[15][15]; // Qll por textura
    float A[15][15]; // Tabla para Qnk's
    float Qnl[15]; // Qnl por textura
    float div=0.0; // Division Ql's/Qn
    int r,rm,cc; // contadores para Gauss/Jordan
    float aux; // variable para Gauss/Jordan
    float G; // Variable para Gauss/Jordan
    int tex; // No. de texturas para proceso
    char salir[10]; // arreglo para archivo de salida
    double down,up,mult,kk,ll; // variables para precision Qx
    double down1,up1,mul1,kk1,ll1; // variables para precision Qnkl

```

```

double down2,up2,mult2,kk2,112; // variables para precision Qnk
double down3,up3,mult3,kk3,113; // variables para precision
matriz texturas[6];           // arreglo de texturas para proceso

cout<<endl;
cout<<"\tEscribe el nombre del archivo de salida. ";
cin>>salir;
ofstream salida(salir);
cout<<endl;
cout<<"\tTEXTURAS EXISTENTES: "<<endl;
cout<<endl;
for(w=1;w<=10;w++)           // muestra el nombre
{   cout<<"\t\tTEXTURA No. "<<w<<" ."; // de las diferentes
    menu_tex[w].muestra2(); // texturas del menu
}
cout<<endl;
cout<<"\tEscribe cuantas texturas vas a ocupar: ";
cin>>tex;
cout<<endl;
cout<<"\tEscoge las "<<tex<<" texturas de la lista"<<endl;
cout<<endl;

for(w=1;w<=tex;w++)
{   cout<<endl;
    cout<<"\tEscribe el número y pulsa ENTER: "<<endl;
    cout<<"\t\tElemento "<<w<<" : TEXTURA No. ";
    cin>>mult1;
    cout<<endl; //lee las texturas
    texturas[w]=menu_tex[mult1]; //para el proceso y guarda
    mult1=0; //los datos en un arreglo
}

menu2::lee_opcion();
clrscr();

for(w=1;w<=tex;w++) // realiza los promedios
{ // de las columnas de las
  texturas[w].prom_columna(); // texturas escogidas
}

for(w=1;w<=tex;w++) // pasa los promedios
{ for(j=1;j<=columna;j++) // a una tabla
  tabla_proms[w][j]=texturas[w].promedios_columnas[j];
}

cout<<"\tAqui se muestra la tabla de promedios"<<endl;
cout<<endl;
for(j=1;j<=columna;j++) // muestra la tabla de
{ for(w=1;w<=tex;w++) // promedios
  cout<<" " <<setprecision(2)<<tabla_proms[w][j];
  cout<<"\n";
}

menu2::lee_opcion();
clrscr();

salida<<"\tArchivo de resultados del metodo de funciones"<<endl;
salida<<"\tdiscriminantes espectrales minimas cuadradas"<<endl;
salida<<endl;
salida<<"\tArchivo de salida: "<<salir;

```

```

salida<<endl;
salida<<"\tNumero de texturas ocupadas: "<<tex<<endl;
salida<<endl;
for(w=1;w<=tex;w++)
    salida<<"\t\tTEXTURA No. "<<w<<". "<<endl;

salida<<endl;
salida<<"\tAquí se muestran la tabla de promedios"<<endl;
salida<<endl;
for(j=1;j<=columna;j++) // muestra la tabla de
{ for(w=1;w<=tex;w++) // promedios en archivo
    salida<<" " <<setprecision(2)<<tabla_proms[w][j];
    salida<<"\n"; // de salida
}

for(w=1;w<=tex;w++)
{
for(p=1;p<=tex;p++) // realiza multiplicación para cada
{ // renglon de tabla de promedios
for(i=1;i<=renglon;i++) // por cada renglon de una textura
for(j=1;j<=columna;j++) // dando Qnkl
{
Qy[i][j]=tabla_proms[p][j]*texturas[w].tabla[i][j];
}
}

for(i=1;i<=renglon;i++)
{ for(j=1;j<=columna;j++) // suma los elementos del renglon
    suma+=Qy[i][j];
    down=floor(suma);
    mult=(suma+down)*100;
    kk=(ceil(mult))/100;
    ll=down+kk;
    suma=ll;
    Qx[i]=suma; // guarda la suma x renglon
    suma=0.0;
}

for(i=1;i<=renglon;i++)
{ Qnkl[i][p]=Qx[i]; // guarda la suma de
  texturas[w].Qnkl[i][p]=Qnkl[i][p]; // cada renglon en una
} // tabla de Qnklns
}

cout<<endl;
cout<<"\t\tAquí se muestra Qnkl,Qnk y Qn "<<endl;
cout<<"\t\tpara la textura: ";texturas[w].muestra2();
cout<<endl;
for(i=1;i<=renglon;i++)
{ for(k=1;k<=tex;k++)
  cout<<" " <<setprecision(2)<<texturas[w].Qnkl[i][k];
  cout<<"\n";
}
cout<<endl;

for(i=1;i<=renglon;i++) // se calcula la suma Qnk
{ for(k=1;k<=tex;k++) // para una textura sumando
  suma2+=Qnkl[i][k]; // los elementos de cada
  down1=floor(suma2);
  mull=(suma2+down)*100;
  kkl=(ceil(mull))/100;
}

```

```

        l11=down1+kk1;
        suma2=l11;
        Qnk[i]=suma2;
        texturas[w].Qnk[i]=Qnk[i];
        out<<" Qnk["<<i<<"]="<<setprecision(2)<<texturas[w].Qnk[i];
        cout<<"\n";
        suma2=0.0;
    }

for(i=1;i<=renglon;i++) // Suma elementos de la columna
{
    suma3+=Qnk[i]; // Qnk y guarda en Qn para cada
    down2=floor(suma3);
    mult2=(suma3+down2)*100;
    kk2=(ceil(mult2))/100;
    l12=down2+kk2;
    suma3=l12;
    Qn=suma3; // textura.
    texturas[w].Qn=Qn;
}

suma3=0.0;
cout<<endl;
cout<<"\t\tQn="<<setprecision(3)<<texturas[w].Qn<<endl;

salida<<endl;
salida<<"\t\tAquí se muestra Qnkl,Qnk y Qn "<<endl;
salida<<"\t\tpara la textura: "<<w<<endl;
salida<<endl;
for(i=1;i<=renglon;i++) // guarda tabla Qnkl en
{ for(k=1;k<=tex;k++) // el archivo de salida
    salida<<" "<<setprecision(2)<<texturas[w].Qnkl[i][k];
    salida<<"\n";
}
salida<<endl;

for(i=1;i<=renglon;i++) // guarda Qnk en el archivo
{ // de salida
salida<<" Qnk["<<i<<"]="<<setprecision(2)<<texturas[w].Qnk[i];
salida<<endl;
}
salida<<endl; // guarda Qn en el
salida<<" Qn="<<setprecision(3)<<texturas[w].Qn<<endl;
salida<<endl; // archivo de salida

menu2::lee_opcion();
clrscr();

for(k=1;k<=tex;k++)
{ for(i=1;i<=renglon;i++)
    { Q11[i][k]=texturas[w].Qnkl[i][k]*texturas[w].Qnk[i];
      suma4+=Q11[i][k];
      down3=floor(suma4);
      mult3=(suma4+down3)*100;
      kk3=(ceil(mult3))/100;
      l13=down3+kk3;
      suma4=l13;
      Q1[k]=suma4;
      texturas[w].Q1[k]=Q1[k];
    } suma4=0.0;
    div=Q1[k]/texturas[w].Qn;
    texturas[w].Qnl[k]=div;
}

```

```

    }
}

for(k=1;k<=tex;k++) // pasa los resultados de
for(w=1;w<=tex;w++) // los Qn1 a una tabla
    A[w][k]=texturas[w].Qn1[k];

for(w=1;w<=tex;w++)
for(i=1;i<=tex;i++)
for(j=1;j<=tex;j++)
    texturas[w].B[i][j]=A[i][j];

float d1[7]={0.0,1.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0}; // vector para
float d2[7]={0.0,0.0,1.0,0.0,0.0,0.0,0.0}; // solución
float d3[7]={0.0,0.0,0.0,1.0,0.0,0.0,0.0}; // gauss-jordan
float d4[7]={0.0,0.0,0.0,0.0,1.0,0.0,0.0}; // uno por textura
float d5[7]={0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,1.0,0.0};
float d6[7]={0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,0.0,1.0};

int col=tex+1; // No. columnas para gauss/jordan

for(w=1;w<=col;w++) // adiciona la ultima columna de
{ texturas[1].c[w]=d1[w]; // la matriz aumentada para cada
  texturas[2].c[w]=d2[w]; // textura
  texturas[3].c[w]=d3[w];
  texturas[4].c[w]=d4[w];
  texturas[5].c[w]=d5[w];
  texturas[6].c[w]=d6[w];
}

for(w=1;w<=tex;w++)
for(i=1;i<=tex;i++)
    texturas[w].B[i][col]=texturas[w].c[i];

for(w=1;w<=tex;w++)
{
cout<<"\tAqui se muestran la matriz aumentada de textura: "<<w<<endl;
cout<<endl;
for(i=1;i<=tex;i++) // muestra cada columna de productos
{ for(j=1;j<=col;j++)
  { cout<<" " <<setprecision(2)<<texturas[w].B[i][j];
    cout<<"\n";
  }
}

salida<<"\tAqui se muestran la matriz aumentada de textura: "<<w<<endl;
salida<<endl;
for(i=1;i<=tex;i++) // muestra cada columna de productos
{ for(j=1;j<=col;j++)
  { salida<<" " <<setprecision(2)<<texturas[w].B[i][j];
    salida<<"\n";
  } salida<<endl;
}

menu2::lee_opcion();
clrscr();

for(k=1;k<=tex;k++) // inicia gauss/jordan
for(i=1;i<=tex;i++)
if(i!=k)
{

```

```

rm=k;
aux=texturas[w].B[k][k];
for(r=k+1;r<=tex;r++)
    if (aux<texturas[w].B[r][k])
        { rm=r;
          aux=texturas[w].B[k][k];
        }
    if (rm>k)
        { for(cc=k;cc<=col;cc++)
          aux=texturas[w].B[k][cc]; //intercambio de renglones
          texturas[w].B[k][cc]=texturas[w].B[rm][cc];
          texturas[w].B[rm][cc]=aux;
        }
}

G=texturas[w].B[i][k]/texturas[w].B[k][k];
for(j=k;j<=col;j++)
    texturas[w].B[i][j]=texturas[w].B[i][j]-G*texturas[w].B[k][j];
}

for(i=1;i<=tex;i++) // diagonal principal
{ // con sus elementos igual a 1
texturas[w].B[i][col]=texturas[w].B[i][col]/texturas[w].B[i][i];
texturas[w].B[i][i]=1;
}

cout<<"\t\tMatriz unitaria"<<endl; // muestra la matriz unitaria
cout<<endl;
for(i=1;i<=tex;i++)
{ for(j=1;j<=col;j++)
  cout<<" " <<texturas[w].B[i][j];
  cout<<"\n";
} cout<<"\n";

for(i=1;i<=tex;i++) // guarda los resultados de gauss-jordan
    texturas[w].sol[i]=texturas[w].B[i][col]; // en un arreglo

cout<<"\tSolución de Gauss-Jordan para textura: "<<w<<endl;
for(i=1;i<=tex;i++) // muestra el arreglo de solución
    cout<<"\t"<<setprecision(4)<<texturas[w].sol[i]<<endl;

salida<<"\tSolución de Gauss-Jordan para textura: "<<w<<endl;
for(i=1;i<=tex;i++) // muestra el arreglo de solución
    salida<<"\t"<<setprecision(4)<<texturas[w].sol[i]<<endl;
salida<<endl; // archivo de salida

menu2::lee_opcion();
clrscr();

float q[15]; // arreglo para resultados de gauss/jordan
float sumar=0.0; // suma para arreglo resultados gauss/jordan
for(j=1;j<=columna;j++)
{ for(i=1;i<=tex;i++)
  { q[i]=tabla_proms[i][j]*texturas[w].sol[i];
    sumar+=q[i];
    texturas[w].h[j]=sumar;
  } sumar=0.0;
}

```


5.7 Conclusiones

Se estudió la descripción y las características de una cámara CCD con el objetivo de implementar la unidad de registro y procesamiento secundario del sistema optoelectrónico propuesto, la cámara seleccionada para este propósito fue la cámara marca Sony modelo SSC-M347 debido a que es una cámara con una buena resolución y puede ser conectada a una PC mediante una interface y un software especiales.

Se mostró que la medición del espectro de potencia de una clase dada de imagen aleatoria puede ser realizado por medio de una cámara CCD incorporada en un sistema computacional con un software conveniente.

Cuando el espectro de la imagen desconocida ya ha sido obtenido en forma de archivo numérico y las FDE's ya han sido calculadas, no es problema alguno realizar la toma de decisión respecto a la clase de imagen.

Se propusieron los algoritmos y se desarrollo el software correspondiente para realizar la toma de decisión sobre la clase de imagen desconocida.

6. CONSTRUCCIÓN Y PRUEBAS DEL SISTEMA

6.1 Diseño y construcción del sistema

Una vez estudiada la teoría y los componentes principales del sistema optoelectrónico propuesto lo que sigue es su realización física, en la Fig. 6.1 se muestra un esquema de dicho sistema.

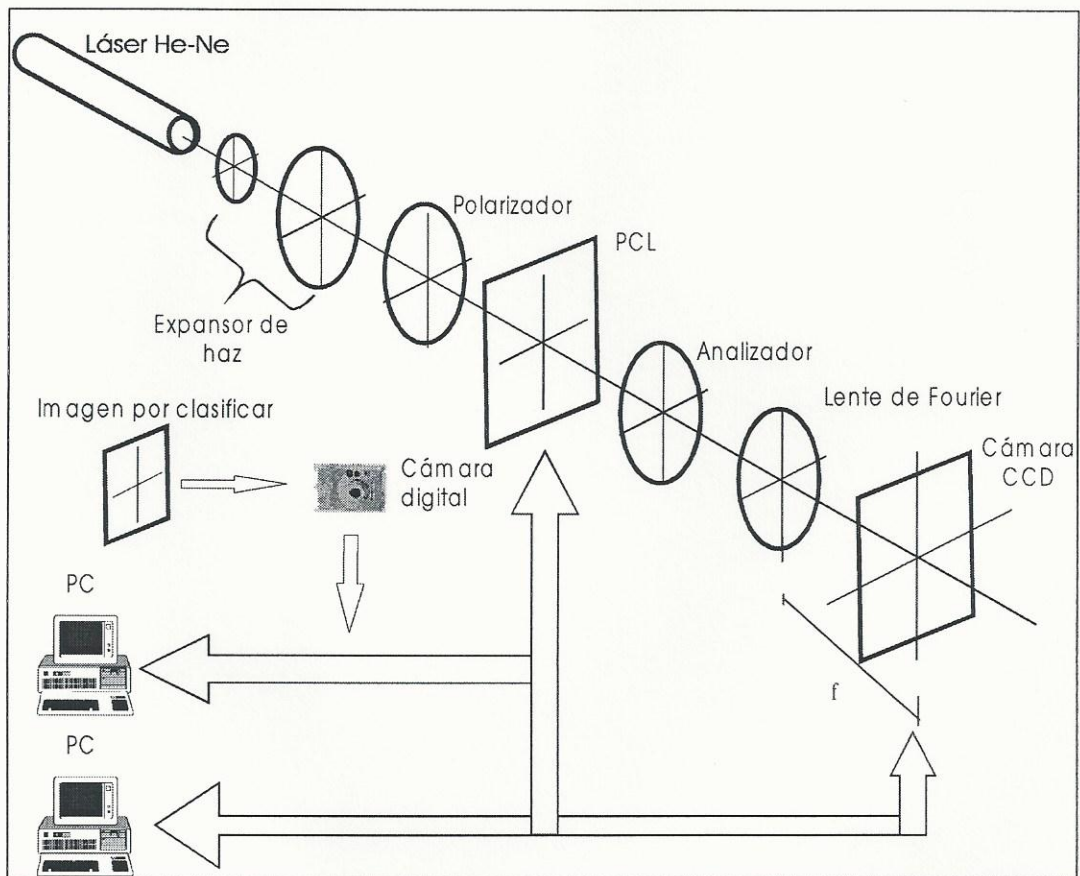


Fig. 6.1 Esquema del sistema optoelectrónico propuesto.

Como se vio en el capítulo 4 la imagen a ser procesada será introducida en la PCL mediante una PC en la cuál fue guardada la fotografía digital tomada por la cámara digital seleccionada para este propósito (en el capítulo 4 de este trabajo se da una descripción de este dispositivo), el programa que se utilizó para introducir la imagen por clasificar a la PCL fue el programa Power Point, como se vio también en el capítulo 4 la pantalla de cristal líquido tiene que estar colocada entre un polarizador y un analizador para que pueda realizar la modulación en amplitud requerida por nuestro sistema, el control de los parámetros de brillo y contraste se realizaron por medio del software proveído por el fabricante de este dispositivo. El espectro de potencia obtenido en el plano posterior y a la distancia focal de la lente de Fourier es detectado por la cámara CCD la cuál registra el espectro como un archivo numérico, el software descrito en el capítulo 5 realiza el cálculo de FDE's y toma la decisión sobre la clase de imagen.

En el laboratorio se cuenta con equipo y componentes ópticos de la más alta calidad. A continuación se presenta una breve descripción del material y equipo utilizado.

Para trabajos en donde se calcula el espectro de Fourier de algún objeto de prueba se requiere una fuente luminosa que cubra algunas condiciones necesarias como son: baja potencia de emisión en un rango de 0.8 a 2 mW , el haz debe ser continuo para tener la estabilidad en tiempo real, debe ser monocromático, la emisión

debe encontrarse en el espectro visible y el diámetro del haz debe ser necesariamente milimétrico.

Para este trabajo se utilizó un láser de *HeNe* ya que presenta las mejores condiciones para experimentos de óptica general, holografía, procesamiento de imágenes, metrología y lectura de caracteres. El láser de la compañía *Newport Corp. Modelo 117A de HeNe* cuenta con una gran técnica de compensación térmica que provee un excelente balance de estabilidad además de una alta potencia de salida y baja sensibilidad de temperatura.



Por otra parte las lentes utilizadas en este trabajo forman parte de un paquete de lentes educacionales y experimentales de la compañía *Newport Corp.* Todas las lentes cuentan con una capa antirrefleja que cubre un rango de 430 a 700 *nm* con una longitud de onda central $\lambda = 530 \text{ nm}$, por estas características la eficiencia se mejora considerablemente por la eliminación de reflexión en la superficie sobre un gran rango de longitudes de onda mejorando la transmisión en un sistema óptico.



Para realizar la captura de las imágenes digitalizadas dentro del procesador óptico de Fourier fue utilizado el modulador espacial de luz de cristal líquido *HOLOEYE-LC 2002* (Capítulo 4), la imagen a clasificar es introducida a la pantalla de cristal líquido mediante una cámara digital *Canon modelo Powershot S100* (Capítulo 4).

La detección de la distribución de la luz en el plano de salida del procesador de Fourier fue realizado por medio de la cámara *CCD SONY-SSC-M374* (Capítulo 5). Debido a que las imágenes que fueron procesadas tienen frecuencia espacial baja ($< 30 \text{ mm}^{-1}$), utilizamos un objetivo de microscopio para proyectar una imagen magnificada del plano de la transformada de Fourier sobre el arreglo del detector de la cámara CCD. Para proteger el detector CCD de la alta intensidad de orden cero de difracción sobre abertura, utilizamos un filtro pasa altas espacial colocado en el plano de la transformada de Fourier.

Fotografías de la configuración experimental usada para desarrollar este experimento se muestran en Fig. 6.2.

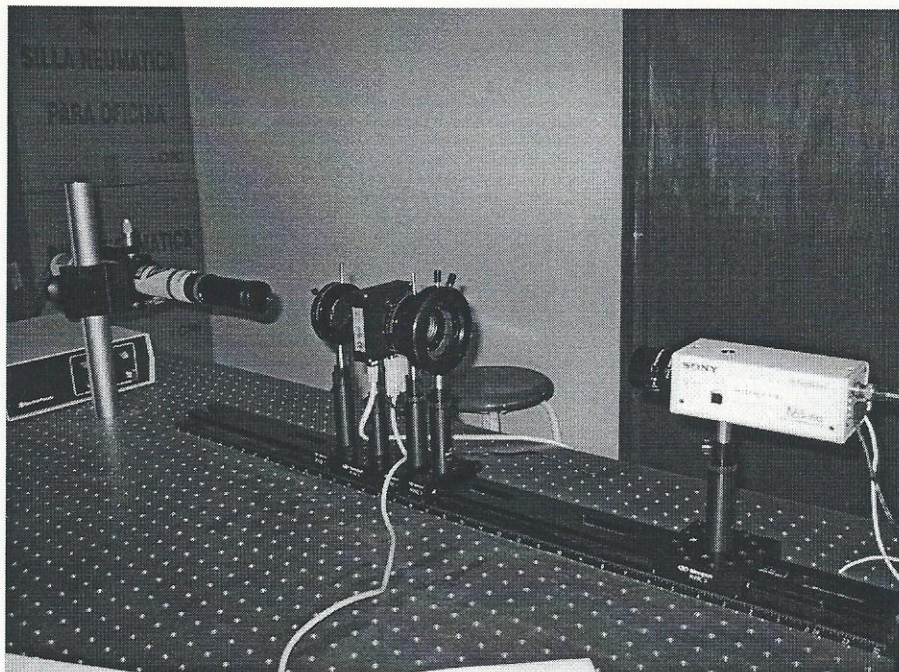
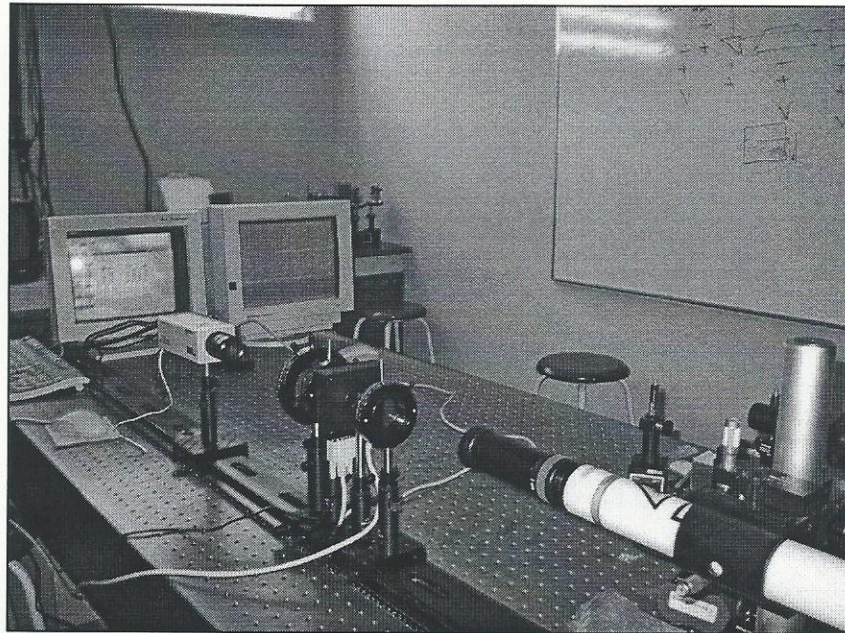


Fig. 6.2 Fotografías de la configuración experimental usada para desarrollar este experimento

6.2 Texturas de Brodatz como objetos de prueba

Como el problema de reconocimiento de patrones se traduce en el reconocimiento de imágenes con topología totalmente aleatoria es justificable usar el término de reconocimiento de texturas. Para encontrar elementos que sirvieran como ejemplos de diferentes tipos de texturas se recurrió a la publicación *TEXTURES: A Photographic Album for Artist and Designers* de Phil Brodatz. Agua, nubes, ladrillos, flores, etc. han sido objeto de estudio para Brodatz, que no son fáciles para fotografiar ya que por lo regular están en constante movimiento, por lo que hay que tomar algunas precauciones en aspectos de iluminación, fondo, contraste, etc. para llevar a cabo la captura fotográfica de estos objetos.

Un objeto estático puede variar, ya que este puede presentar diferentes caras o formas, ya que puede haber variaciones en el ángulo, la dirección e intensidad de la luz sobre el objeto, exhibiendo miles de diferentes sombras, además dependiendo de la naturaleza e intensidad de la fuente de luz. Para Brodatz ciertos objetos deben ser fotografiados sobre un largo periodo de tiempo quizá en diferentes temporadas del año o en diferentes condiciones de iluminación. Las diversas tomas podrían ser entonces comparadas y las más útiles seleccionadas para cualquier proyecto que se tenga en mente. Cuando suficientes tomas han sido acumuladas, existe una base

suficientemente razonable para el examen y comparación de dichos objetos, entonces se puede ver el diseño en la naturaleza.

Muchos de los objetos de estudio en este caso van desde tejido de rafia, variedad en diseños de tela, papel de diferentes materiales, diversas estructuras de mármol, piel de algunos animales, elementos para construcción, diferentes tipos de paja, diversos tipos de cuarzo, cristales de hielo, cordones, etc. los resultados de estas fotografías pueden ser vistos en páginas posteriores.

Una variedad de métodos fueron utilizados en las fotografías obtenidas por Brodatz, una parte importante fue la distinción entre tomas en interiores y exteriores. Para tomas en exteriores, se utilizaron dos procedimientos: aquellas fotografías que no requieren preparación, donde se hace una toma desde un punto de vista interesante, variando el filtro y la película. Y otro procedimiento con un poco más de preparación donde se fotografían materiales estáticos, como por ejemplo pasto y arena en la playa, donde hay que tomar en cuenta la calidad de la luz y los factores ambientales.

En el estudio, el tratamiento de Brodatz es un poco diferente ya que se tienen más conveniencias para el trabajo. Sin embargo es de vital importancia la iluminación, pudiendo utilizar diversas fuentes de luz con diferentes calidades e intensidades. Para cualquier fotografía, existen variaciones considerables, como pueden ser la captura del volumen y profundidad del objeto, haciendo variaciones de

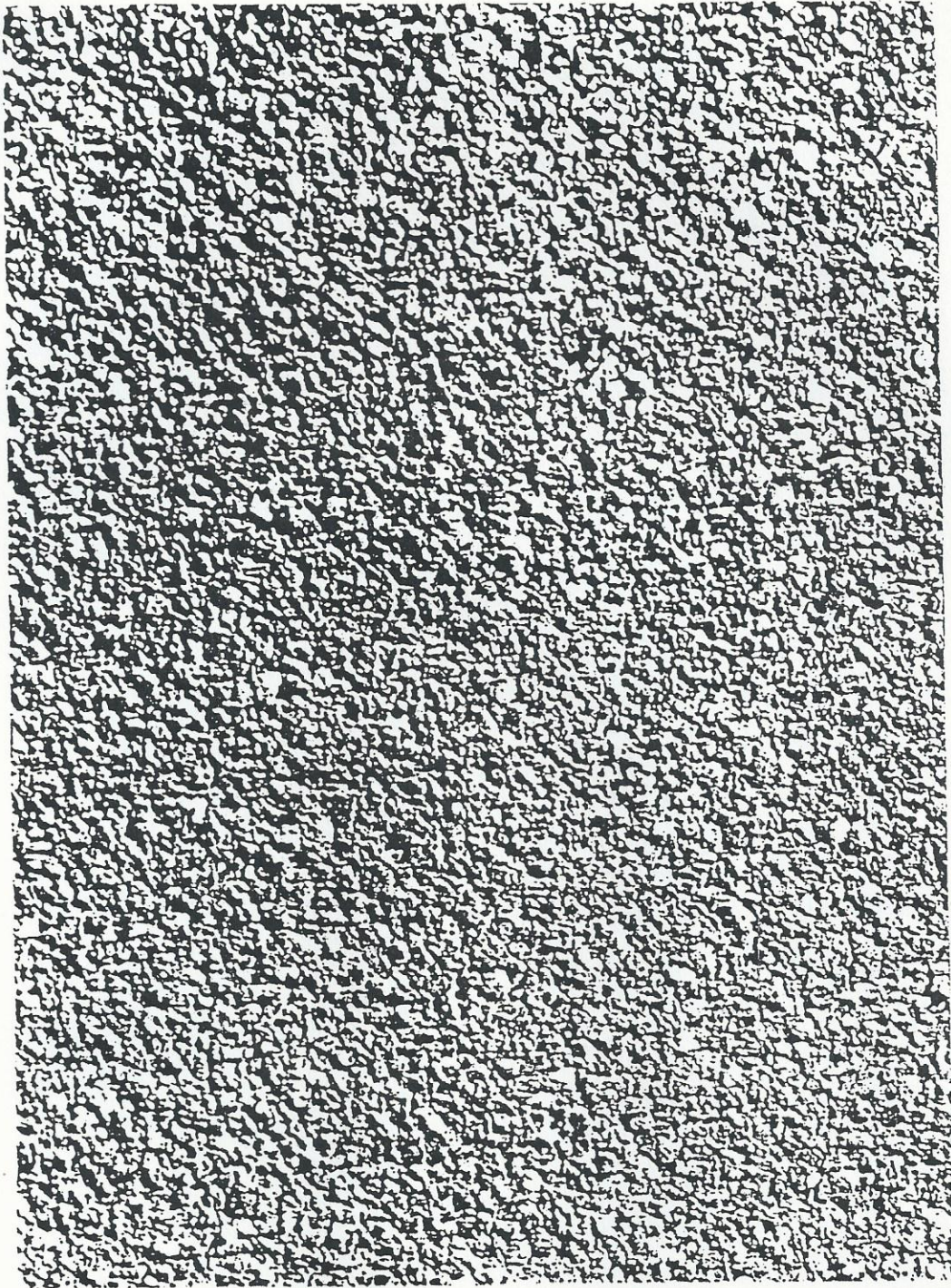
la luz, en un fondo iluminado, en el uso de sombras, en el uso de flash electrónico entre otras muchas variaciones.

Una variación principal dentro de una fotografía es el balance realizado entre luz frontal y luz posterior. Aquí pequeños cambios pueden resultar en marcadas diferencias en una toma. En algunas tomas las formas más interesantes se revelan en el área iluminada; en otras el interés reside en la forma de la sombra. La forma de la parte iluminada identifica el material del cuál el objeto está hecho, en el área oscura se denota la forma del objeto; en el caso de un objeto tridimensional la sombra nos da una clave de su profundidad. Cuando se ve un objeto, se tienen estos factores: iluminación, un sentido de la forma en los grises, los cuáles en cambio descienden a una sombra, razón por la cuál estas fotografías se presentan en blanco y negro, donde se pueden apreciar las diferentes tonalidades de grises.

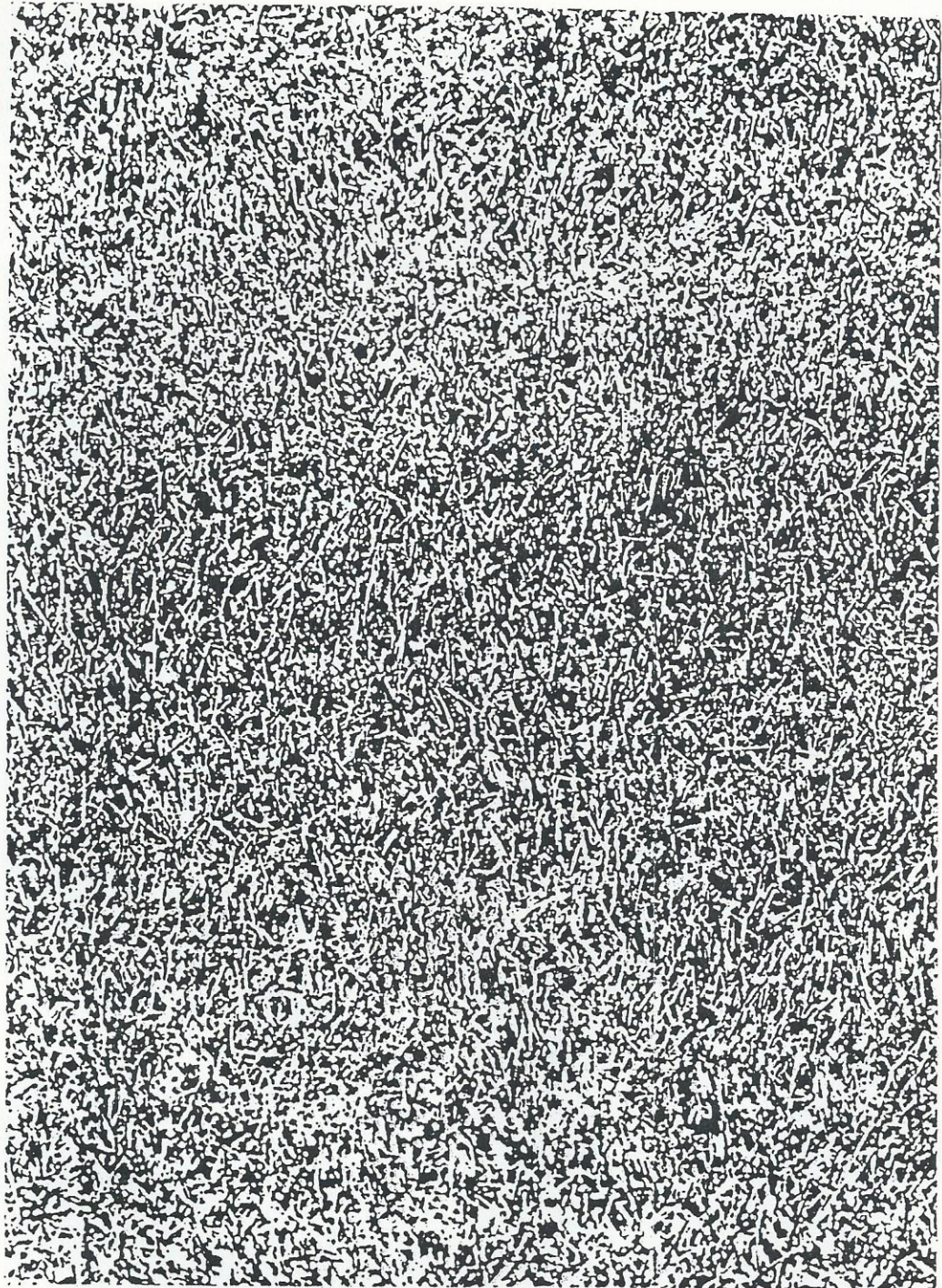
Para poder utilizar estas imágenes es necesario adecuarlas a la escala de trabajo (las fotografías originales tienen un tamaño de 19.0 cm x 23.7 cm). Se realizó esta tarea en tres etapas: en la primera etapa fue necesario fotocopiar cada una de las texturas de Brodatz, la calidad del papel y del fotocopiado fue de la más alta calidad para que se mantuviera la información y características de la fotografía. En la segunda etapa se realizó la fotografía de cada una de las copias de las texturas, manteniendo para todas el mismo nivel de contraste, iluminación, enfoque y resolución. En la tercera etapa, se fotografió cada textura con una cámara digital. Se

hicieron dos juegos de fotografías digitales, una versión “positiva” y otra versión “negativa” de las texturas. Son estas fotografías las que se introdujeron a la pantalla de cristal líquido para ser utilizadas como objetos de prueba en el procesador óptico de Fourier ya que estas imágenes texturales del mundo real de Brodatz son utilizadas habitualmente en trabajos de clasificación y segmentación, se puede decir que son imágenes estándar por la calidad y lo que representan, ya que no existe otro trabajo que se le pueda comparar. En las páginas siguientes se muestran ejemplos de texturas de Brodatz del mundo real.

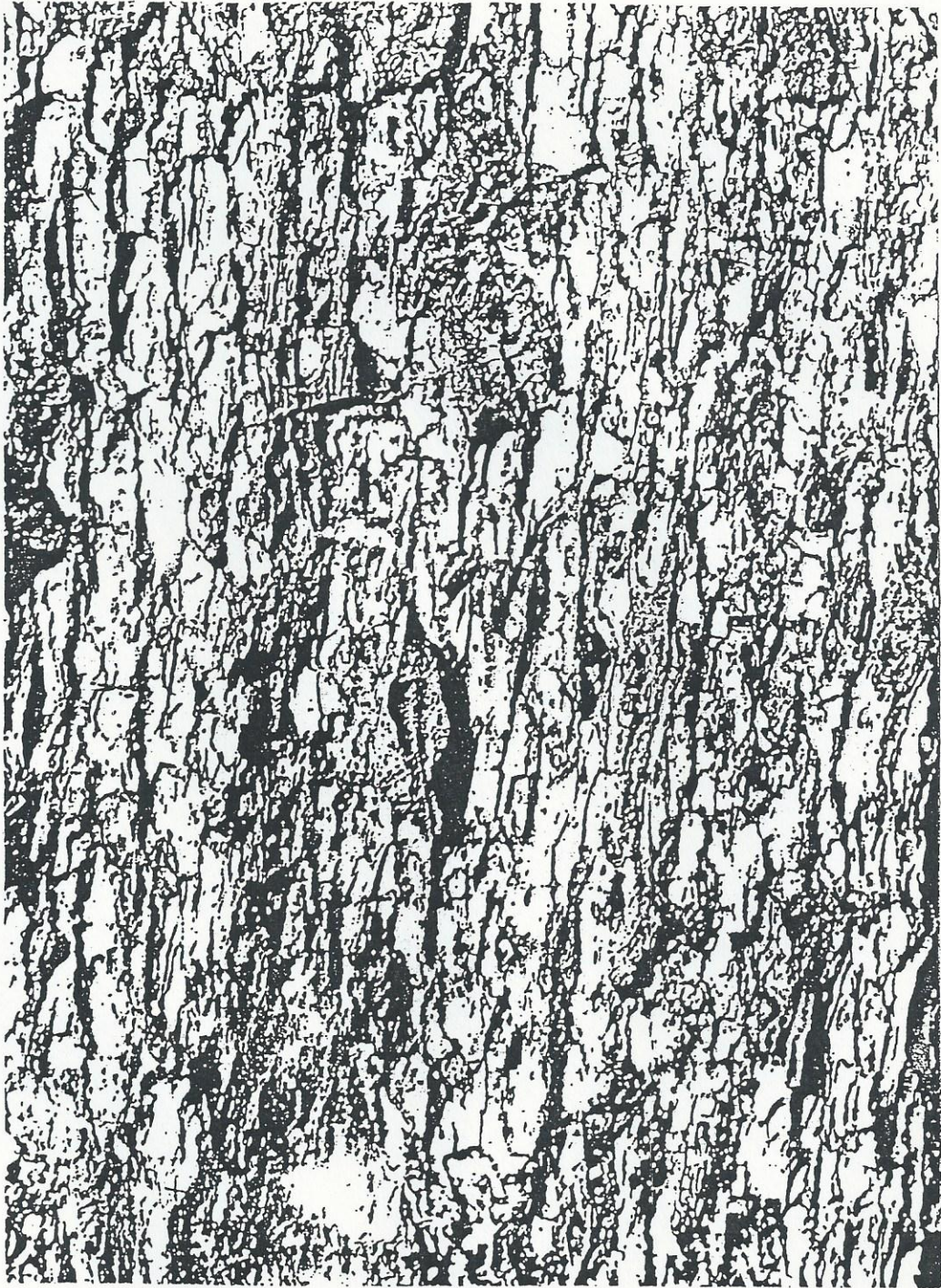
Tenemos disponibles 20 imágenes muestra de cada clase obtenida como diferentes fragmentos de las texturas de Brodatz (imágenes en blanco y negro introducidas en la pantalla de cristal líquido) tomados con diferentes orientaciones. Diez de ellas fueron usadas en la etapa de síntesis de FDSE mínimas cuadradas y el resto de ellas fueron utilizadas en la etapa de clasificación.



D4 Pressed cork.
Crosslighting in sunlight. Slightly enlarged.

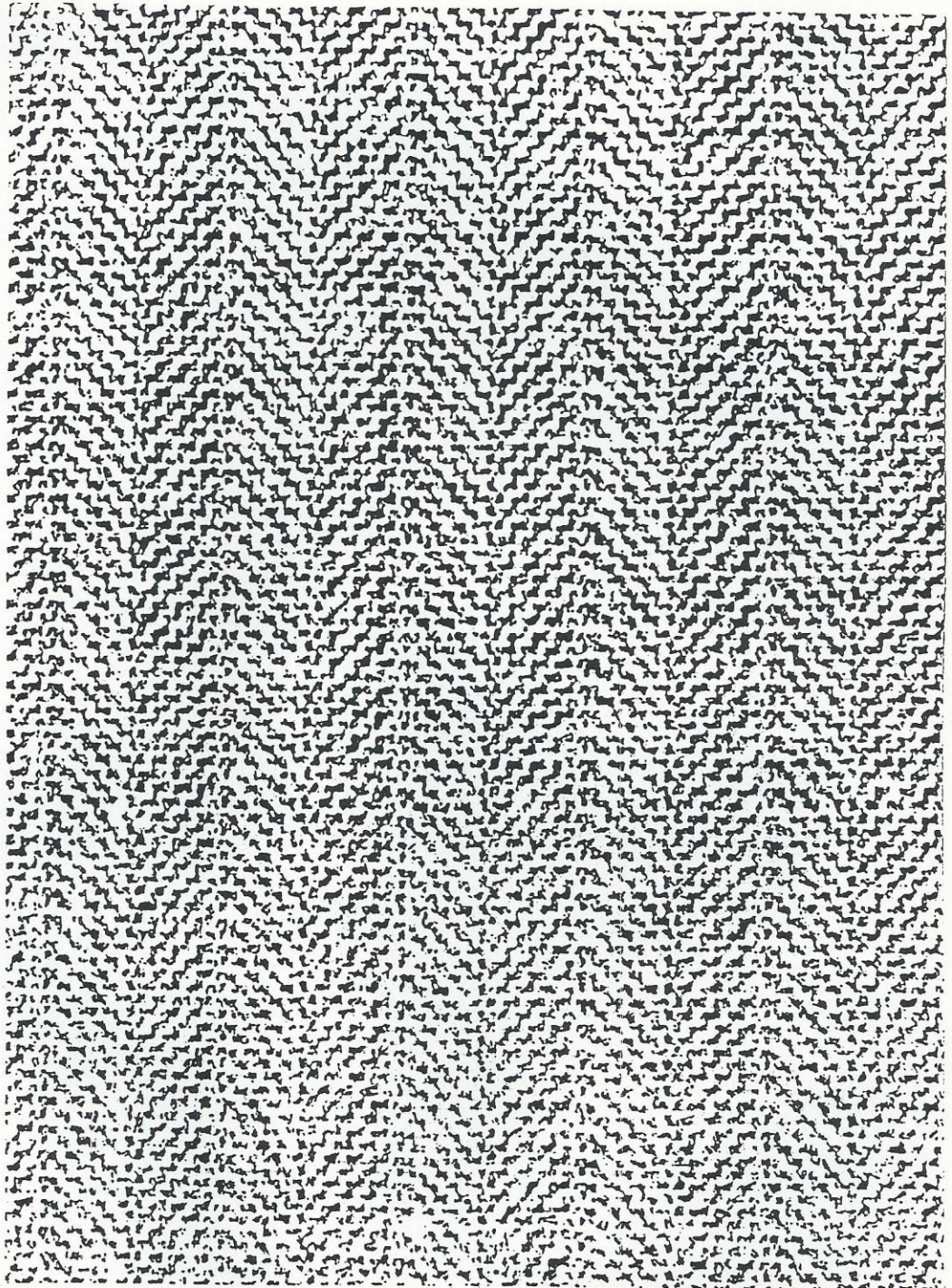


D9 Grass lawn.
Photographed in sunlight.

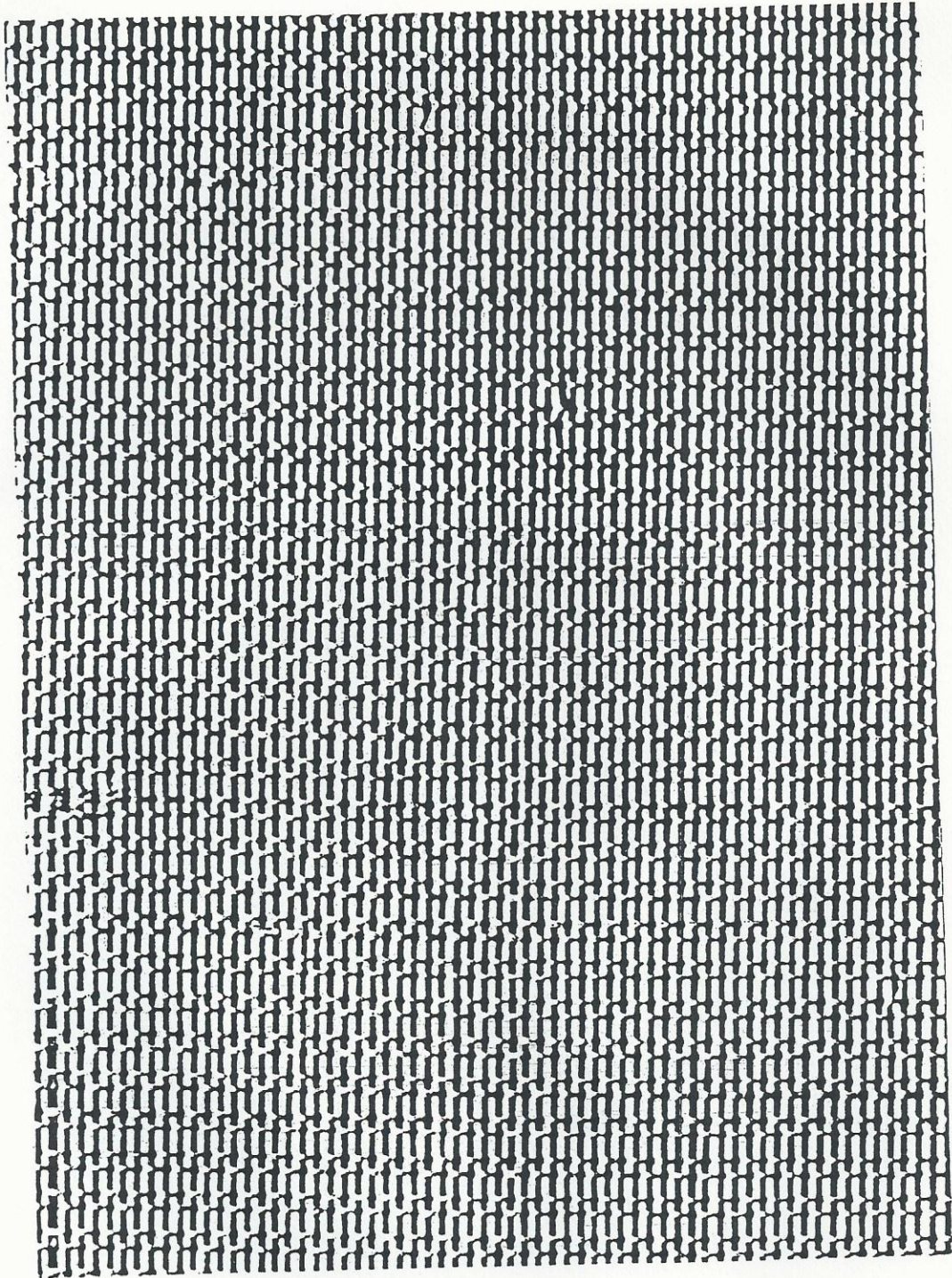


D12 Bark of tree.

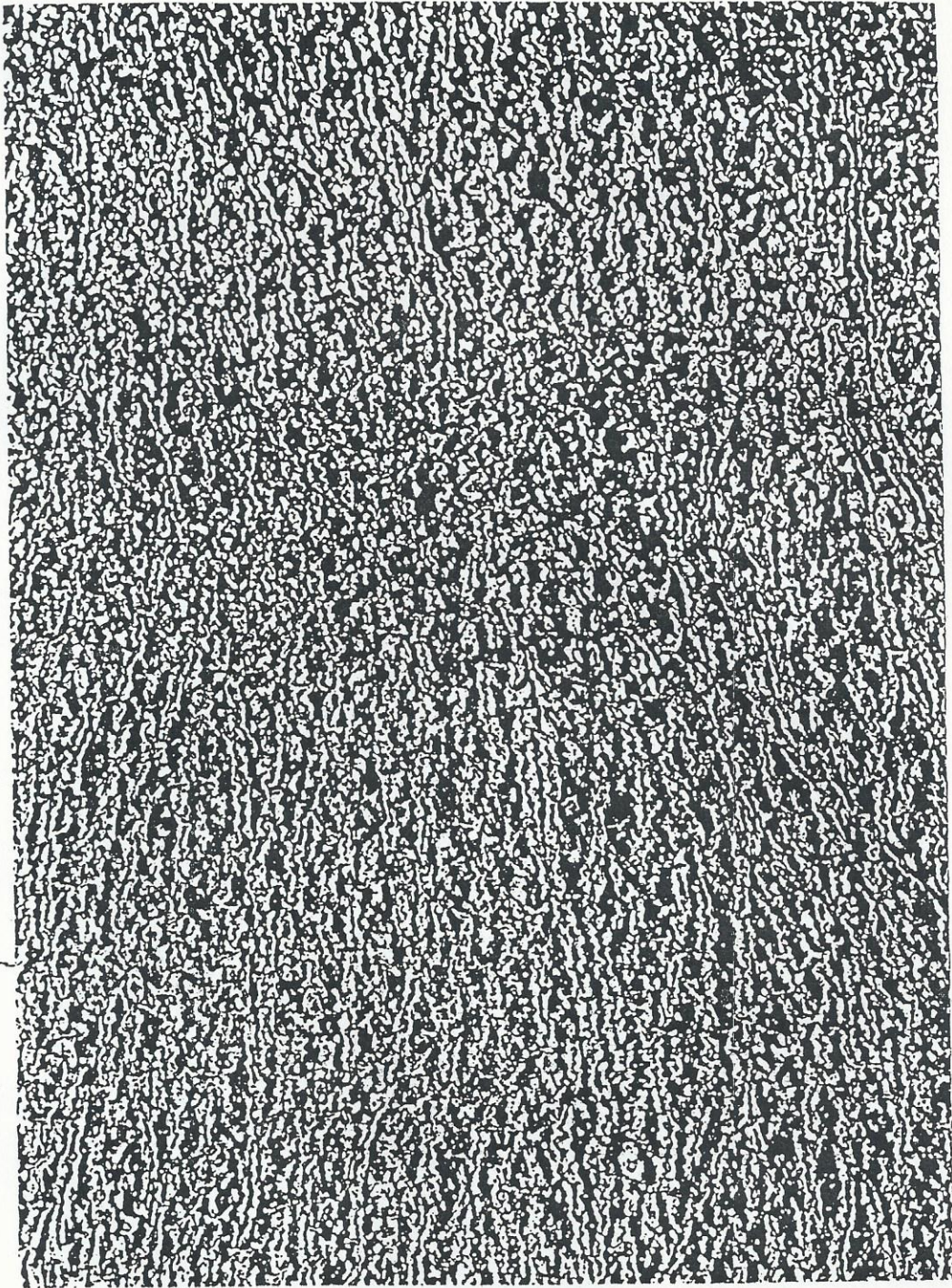
Photographed in morning sunlight. Reduced to $\frac{1}{2}$ actual size.



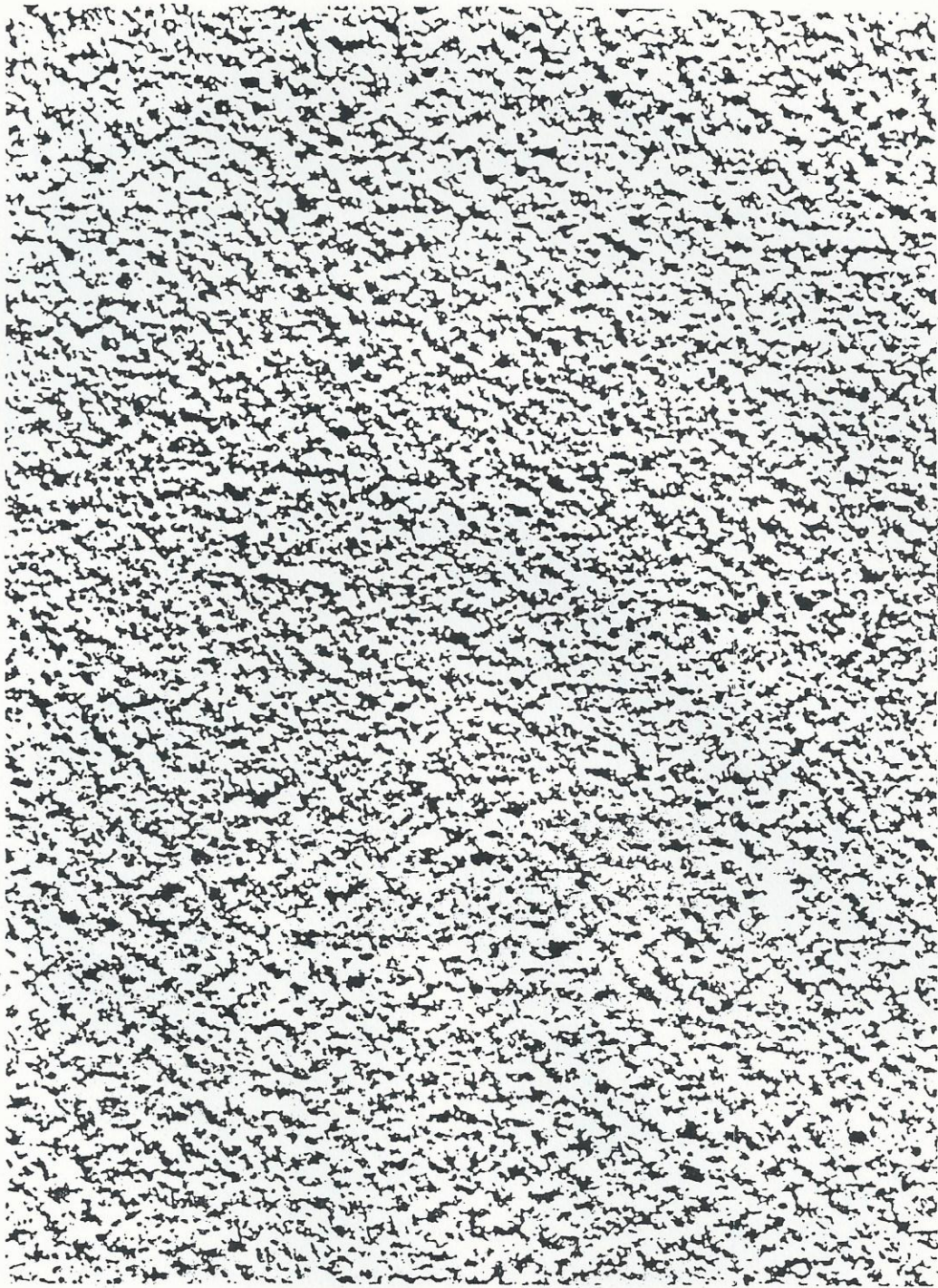
D17 Herringbone weave.
Balanced studio lighting. Magnification 4 x.



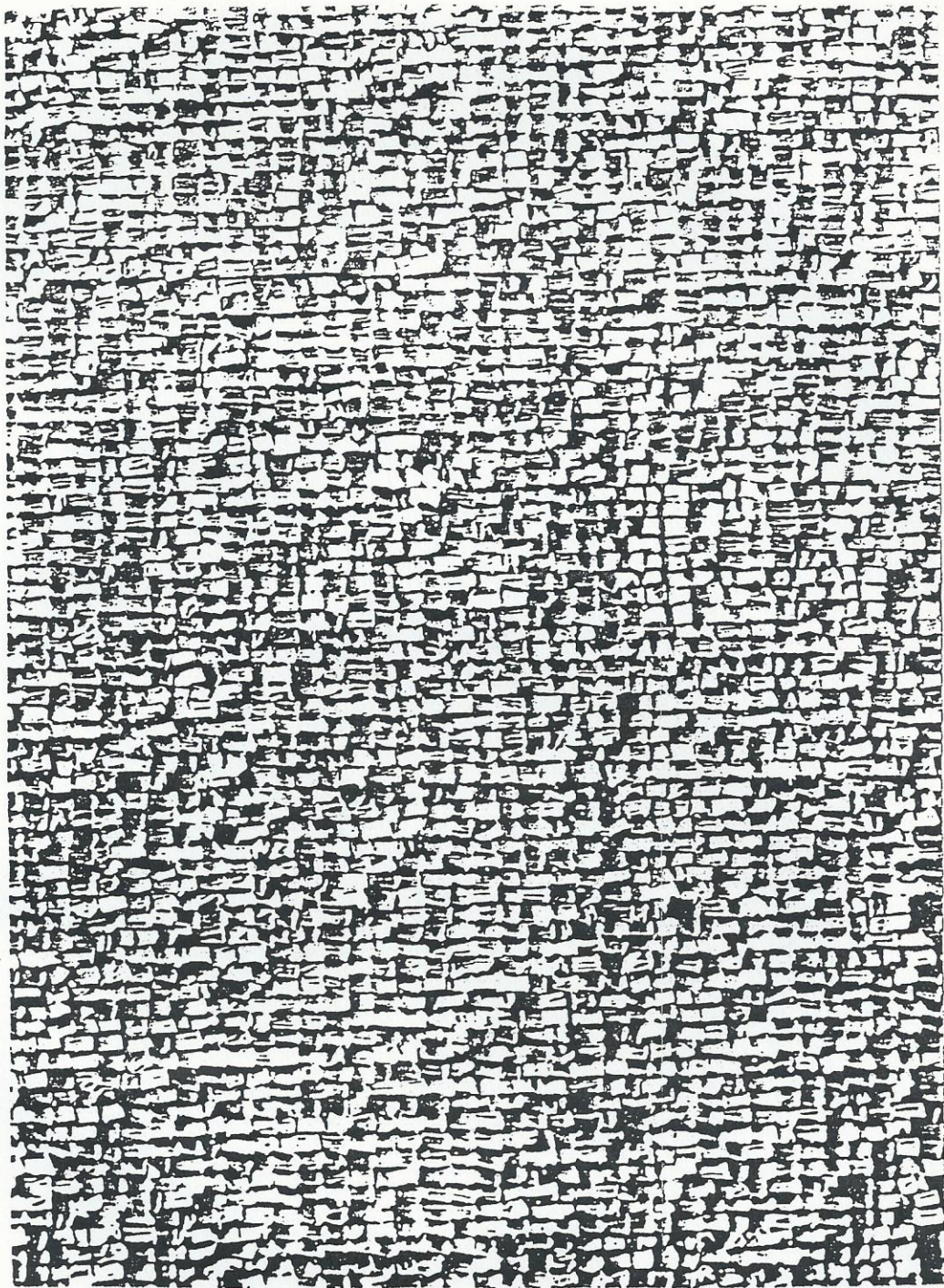
D53 Oriental straw cloth.
Back and front lighting. Magnification 2 x.



D24 Pressed calf leather.
Bright crosslighting. Magnification 2 x.



D57 Handmade paper.
Hard crosslighting. Magnification 2 x.



D84 Raffia looped to a high pile.
Photographed in sunlight. Actual size.

6.3 Experimento y resultados

Para verificar el funcionamiento del sistema construido llevamos a cabo un experimento sobre la clasificación de texturas de Brodatz de cuatro clases: Coral marino (D87), Tela burda suelta (D104), Papel hecho a mano (D109) y Burbujas plásticas (D111). Las texturas correspondientes se muestran en las Figs. 6.3-6.6.

En nuestro experimento utilizamos 10 imágenes muestra de cada clase que representan los diferentes fragmentos 2cm x 3cm de las texturas correspondientes como se muestra en la Fig 6.7.

Las gráficas de los espectros de potencia de las muestras también se muestran en la Fig 6.7, los números entre paréntesis indican el número de muestra utilizadas en nuestro experimento.

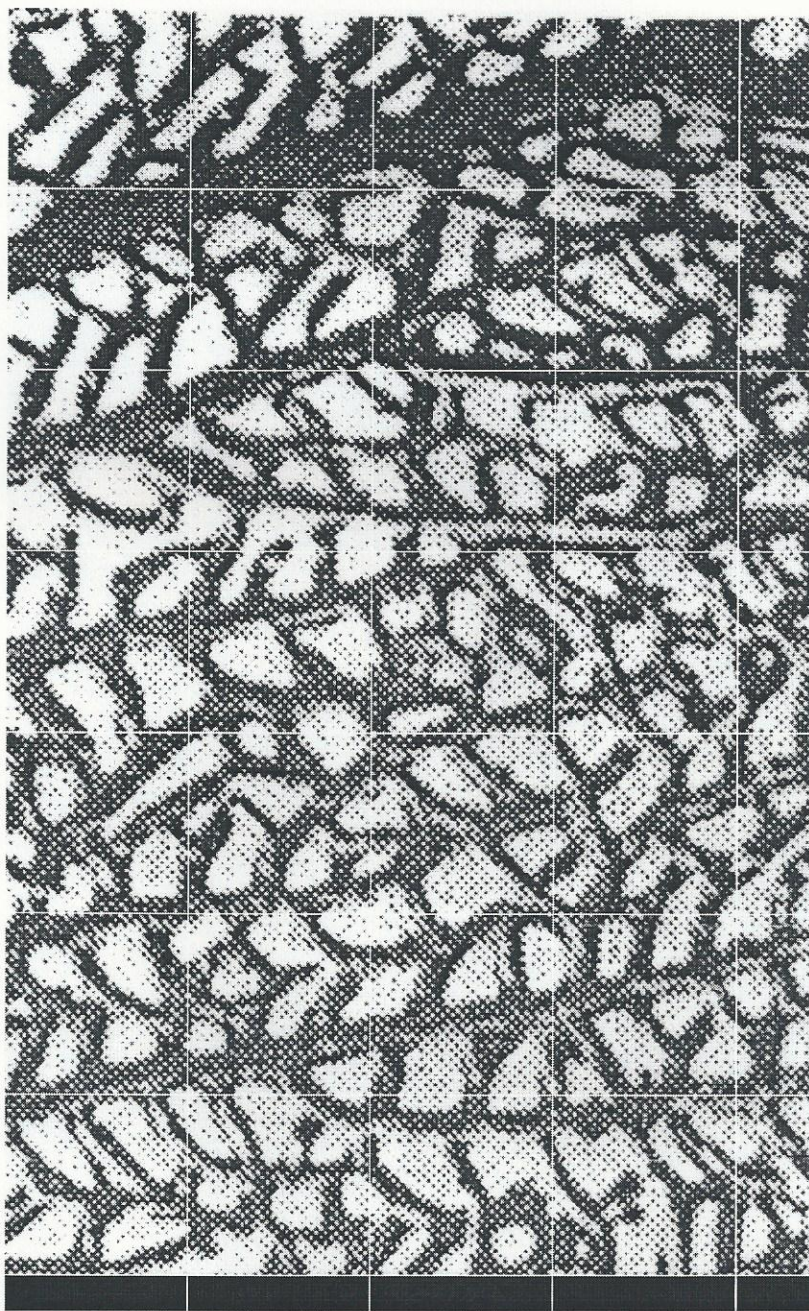


Fig 6.3 Coral marino (D87).

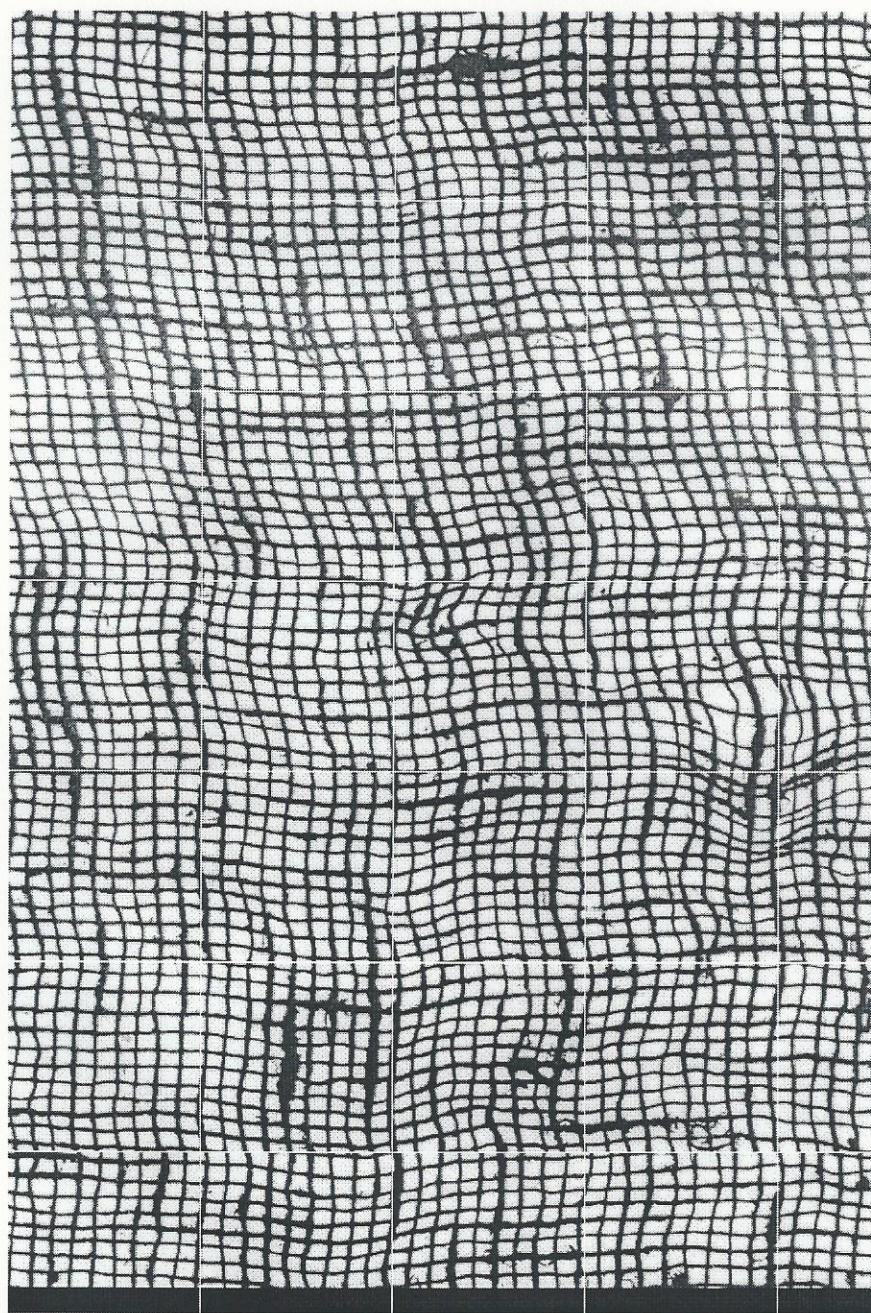


Fig 6.4. Tela burda suelta (D104).



Fig 6.5 Papel hecho a mano (D109).

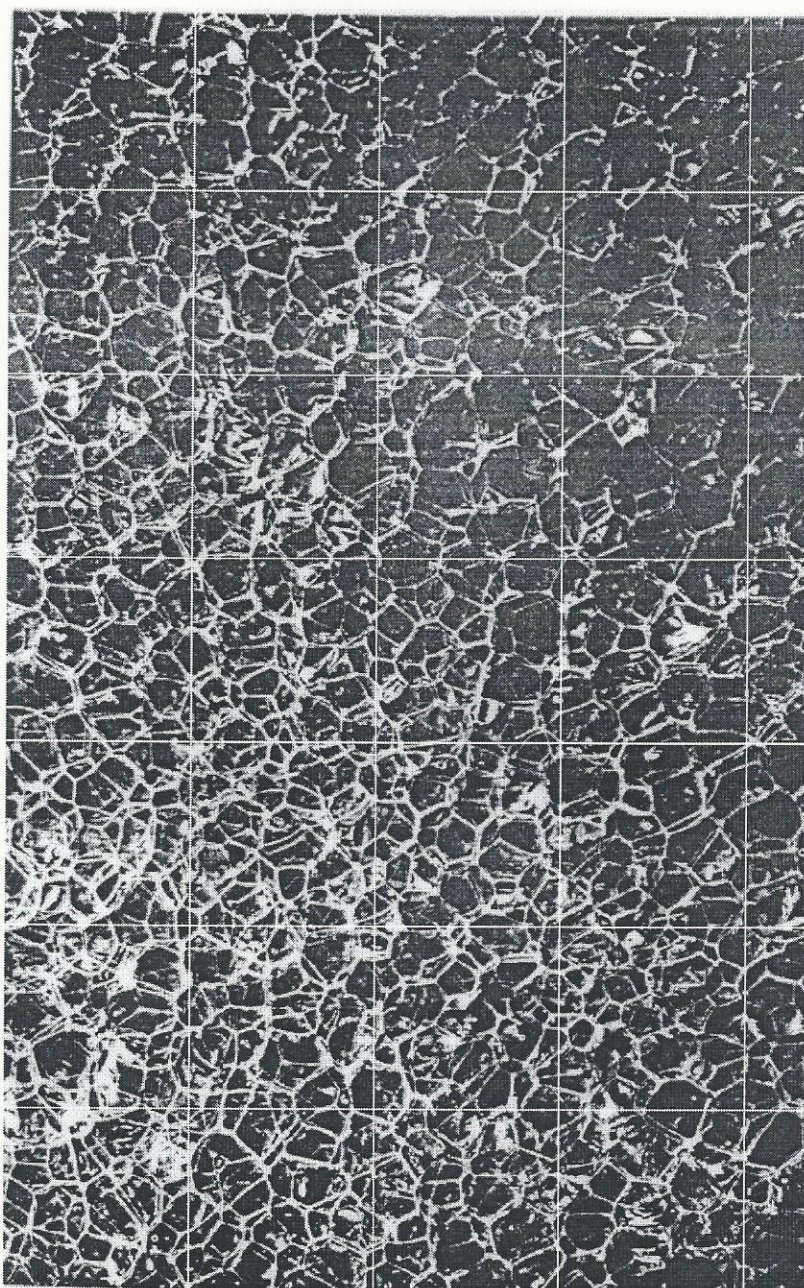
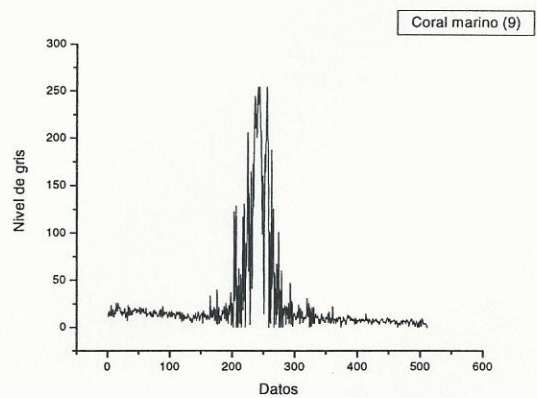
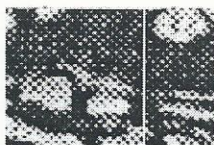
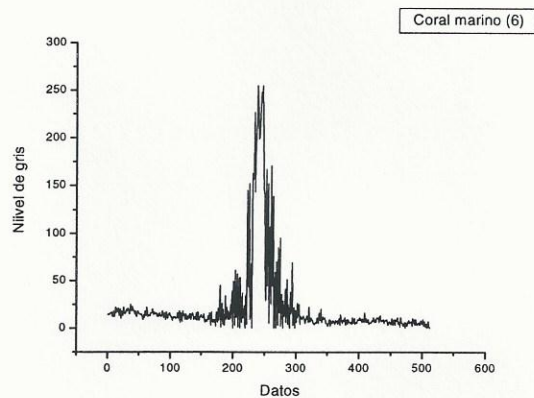
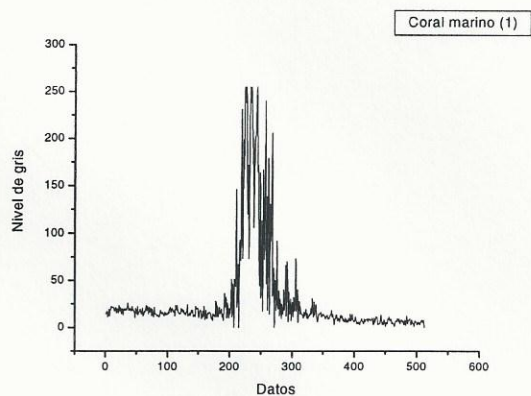
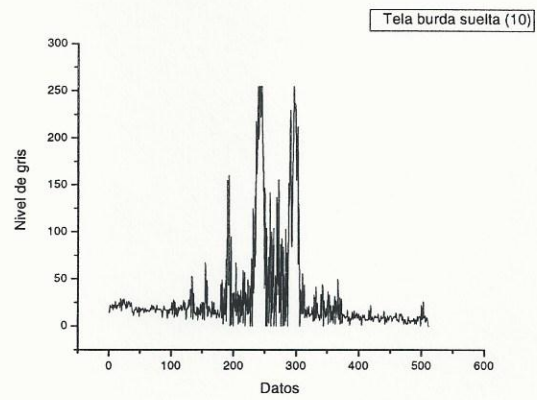
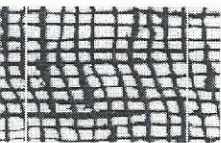
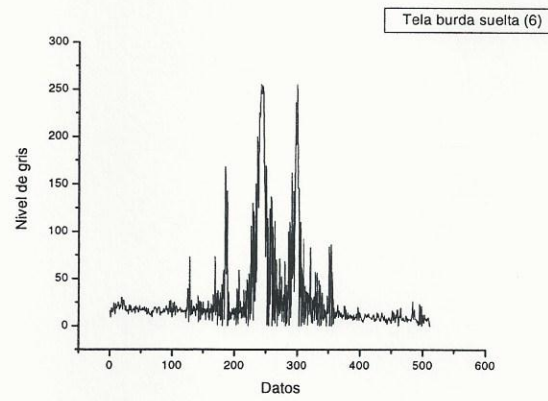
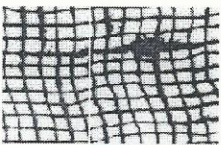
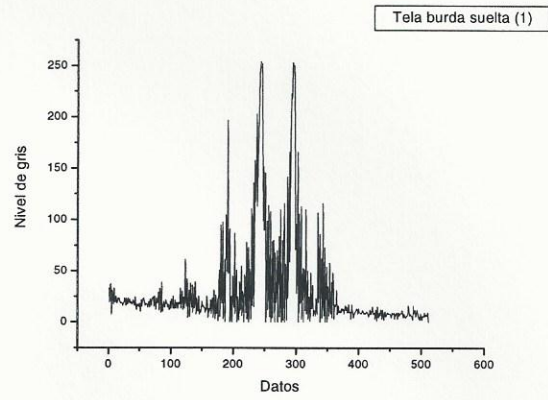
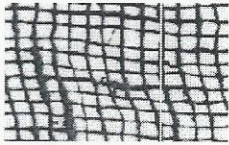


Fig 6.6 Burbujas plásticas (D111)

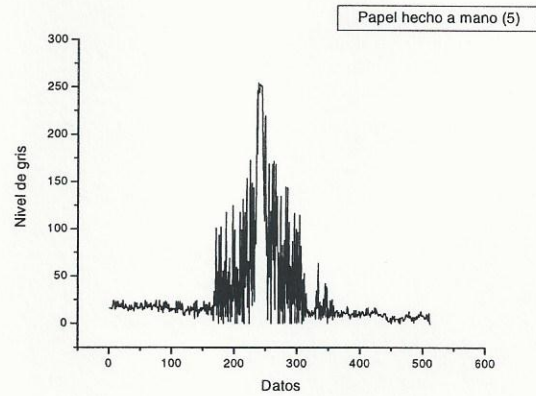
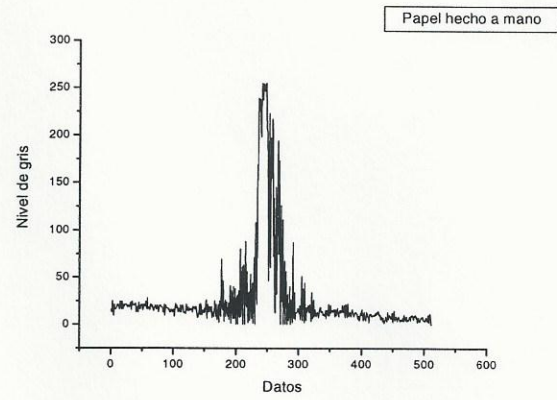
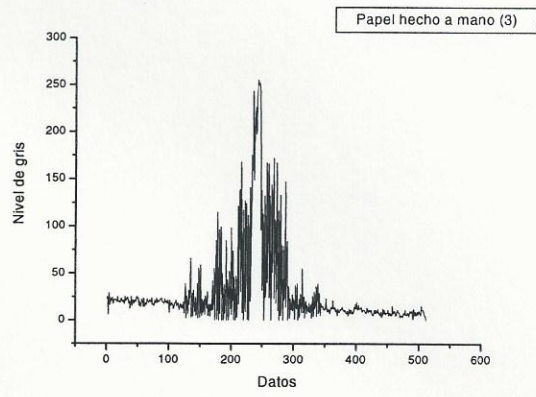
a)



b)



c)



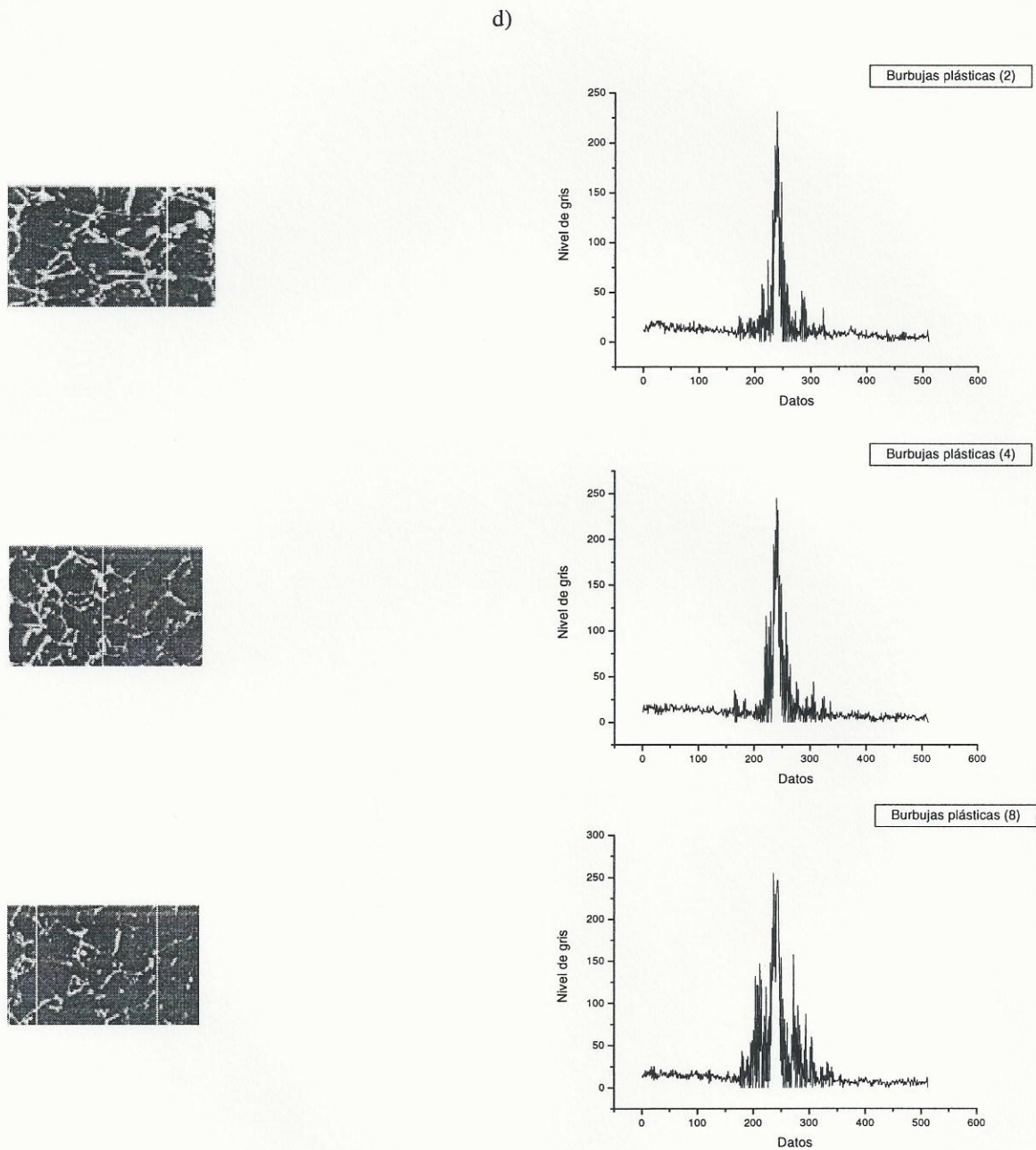


Fig 6.7 Ejemplos de imágenes muestra de diferentes clases y gráficas de sus espectros:

a) D87, b) D104, c) D109, d) D111.

De acuerdo con el algoritmo y programa descritos en el capítulo 5 medimos los espectros de potencia de las imágenes muestra. En nuestro experimento restringimos por medición de las lecturas discretas del espectro en $T = 10$ anillos (véase sección 5.3). Los resultados de la medición se dan en las Tablas 6.1 y 6.2.

Tablas 6.1 Valores del espectro $\hat{s}_{nk}(t)$. Las columnas sombreadas corresponden al número de muestra y los renglones sombreados corresponden al número de lectura t .

D87	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-3.29	-12.88	-14.96	-17.47	-21.07	-22.83	-24.46	-27.09	-28.85	-30.10
2	-3.63	-13.63	-17.88	-20.89	-22.83	-25.33	-27.09	-28.85	-30.10	-31.86
3	-3.23	-14.34	-18.64	-27.07	-23.73	-24.87	-26.42	-28.85	-31.86	-31.86
4	-3.66	-11.69	-12.91	-20.01	-22.08	-25.33	-26.42	-28.85	-31.86	-31.86
5	-2.37	-14.49	-17.71	-20.10	-22.32	-24.08	-25.33	-27.88	-30.10	-31.86
6	-1.88	-13.44	-17.09	-19.43	-21.86	-23.73	-25.33	-27.88	-30.01	-31.86
7	-3.94	-12.41	-16.30	-20.72	-24.08	-26.42	-27.09	-30.01	-30.01	-31.86
8	-2.45	-12.54	-14.83	-19.68	-22.32	-25.33	-25.84	-28.85	-30.10	-31.86
9	-1.99	-13.09	-18.06	-19.43	-23.11	-24.46	-25.84	-28.85	-30.10	-31.86
10	-3.37	-11.39	-12.41	-19.07	-21.86	-23.41	-25.84	-27.09	-28.85	-30.10

D104	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-3.96	-15.1	-17.71	-18.21	-22.30	-23.93	-25.89	-28.32	-31.33	-34.34
2	-3.31	-14.85	-16.94	-19.87	-22.30	-23.20	-25.89	-28.32	-29.57	-31.33
3	-3.44	-12.52	-11.29	-18.01	-19.03	-22.58	-24.34	-25.89	-29.57	-31.33
4	-4.06	-15.53	-17.62	-18.43	-20.72	-22.04	-24.34	-27.35	-29.57	-31.33
5	-3.56	-13.66	-15.83	-20.36	-22.30	-23.93	-26.56	-28.32	-29.57	-34.34
6	-3.06	-15.10	-17.62	-18.90	-21.12	-23.93	-25.31	-27.35	-29.57	-31.33
7	-2.58	-13.66	-10.63	-14.47	-18.10	-17.81	-20.19	-23.20	-24.80	-26.56
8	-3.46	-13.71	-12.41	-18.01	-18.66	-22.04	-23.93	-27.35	-28.32	-29.57
9	-3.97	-14.34	-11.53	-14.30	-18.32	-18.78	-21.12	-23.55	-25.89	-26.56
10	-2.74	-13.70	-12.94	-17.10	-20.36	-22.30	-23.93	-25.89	-29.57	-31.33

Tablas 6.1(Continuación) Valores del espectro $\hat{s}_{nk}(t)$. Las columnas sombreadas corresponden al número de muestra y los renglones sombreados corresponden al número de lectura t .

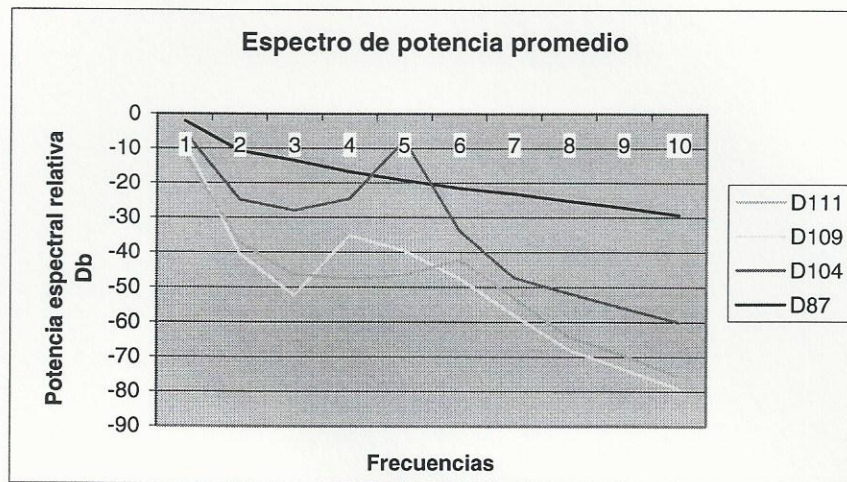
D109	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-2.91	-6.98	-8.51	-9.54	-11.30	-13.52	-13.52	-15.28	-16.53	-18.29
2	-2.43	-7.50	-8.99	-11.30	-13.52	-14.31	-15.28	-16.53	-18.29	-21.30
3	-2.85	-9.26	-10.51	-12.27	-12.85	-14.31	-15.28	-16.53	-18.29	-18.29
4	-2.97	-8.75	-10.88	-12.27	-13.52	-14.31	-15.28	-16.53	-18.29	-21.30
5	-2.91	-7.87	-9.54	-10.88	-12.27	-13.52	-15.28	-16.53	-18.29	-18.29
6	-2.67	-8.51	-10.16	-11.76	-12.85	-14.31	-15.28	-16.53	-18.29	-21.3
7	-2.11	-7.87	-9.54	-11.76	-12.28	-14.31	-15.28	-16.53	-18.29	-18.29
8	-2.91	-6.83	-8.99	-10.16	-10.88	-11.76	-13.52	-15.28	-16.53	-18.29
9	-2.11	-6.38	-8.75	-10.51	-11.30	-12.85	-13.52	-15.28	-16.53	-18.29
10	-2.85	-7.50	-8.99	-10.51	-11.30	-12.85	-14.31	-15.28	-16.53	-18.29

D111	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-3.07	-9.33	-12.50	-14.81	-16.57	-17.82	-19.58	-21.80	-23.56	-24.81
2	-3.44	-9.01	-12.34	-14.40	-16.79	-18.12	-20.04	-21.80	-24.81	-26.57
3	-3.75	-9.41	-13.15	-15.96	-17.03	-18.79	-21.13	-23.56	-24.81	-26.57
4	-3.52	-10.05	-12.68	-15.11	-17.03	-18.79	-19.58	-21.80	-23.56	-24.81
5	-4.10	-9.49	-12.02	-14.96	-16.79	-18.79	-20.04	-21.13	-23.56	-24.81
6	-3.27	-8.90	-12.50	-13.90	-15.96	-17.82	-20.04	-22.59	-24.81	-26.57
7	-4.03	-9.45	-12.86	-14.81	-18.12	-19.17	-20.04	-21.80	-23.56	-26.57
8	-4.13	9.67	-13.05	-14.81	-15.96	-18.12	-19.58	-21.13	-23.56	-24.81
9	-3.29	-10.29	-13.05	-15.11	-16.15	-18.13	-19.17	-21.13	-22.59	-24.81
10	-4.88	-10.14	-13.56	-15.78	-17.28	-19.17	-20.55	-22.59	-24.81	-26.57

Tablas 6.2 Valores del espectro $\hat{s}_n(t)$. El renglón sombreado corresponde al número de lecturas.

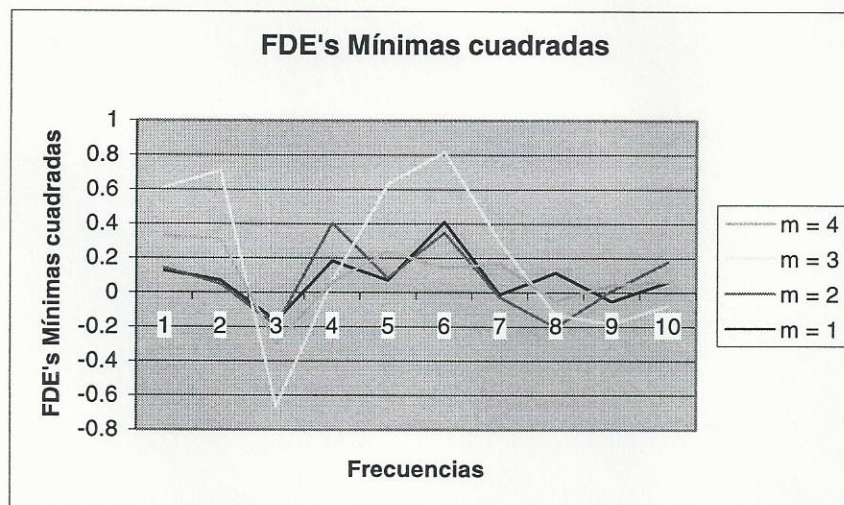
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
D87	-2.11	-10.69	-13.47	-16.75	-19.23	-21.54	-23.14	-25.20	-27.14	-29.21
D104	-3.43	-14.19	-14.47	-17.72	-20.36	-22.03	-24.15	-26.58	-28.76	-30.82
D109	-2.64	-7.72	-9.51	-11.14	-12.21	-13.68	-14.65	-16.10	-17.57	-19.15
D111	-3.73	-9.64	-12.68	-14.97	-16.99	-18.39	-19.84	-21.93	-23.98	-25.72

En la Grafica 6.1 se muestran las potencias espectrales promedio para diferentes clases de texturas de Brodatz obtenidas en este trabajo.



Gráfica 6.1 Estimación de las potencias espectrales promedio para diferentes clases texturas de Brodatz.

En la Gráfica 6.2 se muestran las FDE's mínimas cuadradas obtenidas en este trabajo.



Gráfica 6.2 Funciones discriminantes sintéticas mínimas cuadradas para diferentes clases de texturas de Brodatz.

Utilizando los datos en las Tablas 6.1 y 6.2, de acuerdo con el algoritmo y programa descritos en el capítulo 5 calculamos las FDE's. Los resultados del cálculo se dan por la Tabla 6.3.

Tabla 6.3 Valores de FDE's $\hat{h}_m(t)$. La columna sombreada corresponde al número de clase m y el renglón sombreado corresponde al número de lectura t .

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$m=1$	0.1272	0.0713	-0.1673	0.1849	0.0719	0.4110	-0.0110	0.1149	-0.0531	0.0622
$m=2$	0.0166	-0.0222	-0.0285	0.2207	0.0129	-0.0621	-0.0166	-0.3169	0.0640	0.1158
$m=3$	0.4688	0.6610	-0.4672	-0.3392	0.5514	0.4673	0.3202	0.0710	-0.1923	-0.2554
$m=4$	-0.2860	-0.3970	0.3659	-0.0067	-0.3965	-0.6705	-0.1256	0.0813	0.2277	0.1408

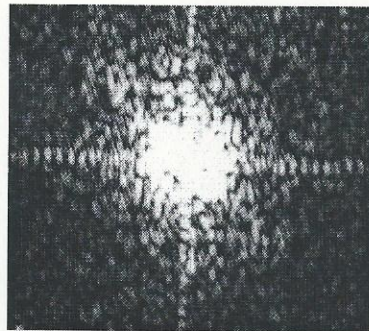
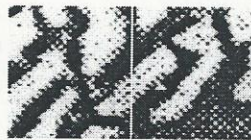
A continuación, utilizando los datos en las Tablas 6.1-6.3, de acuerdo con el programa y algoritmos descritos en el capítulo 5 realizamos la clasificación de las primeras cinco muestras de imágenes de cada grupo. Los resultados de la clasificación se dan por la Tabla 6.4.

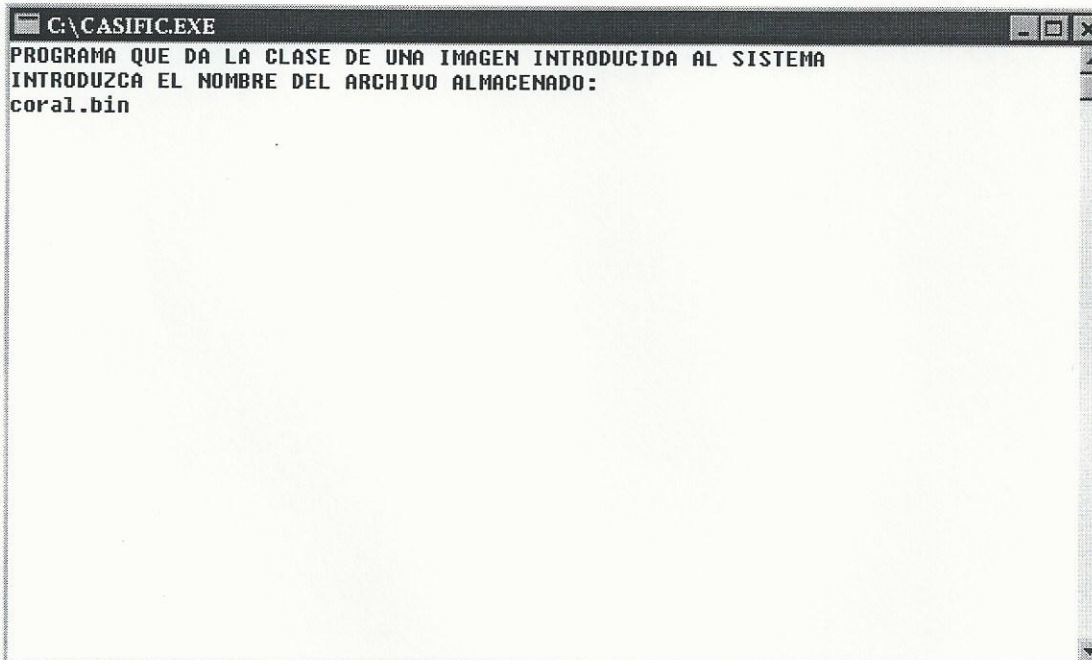
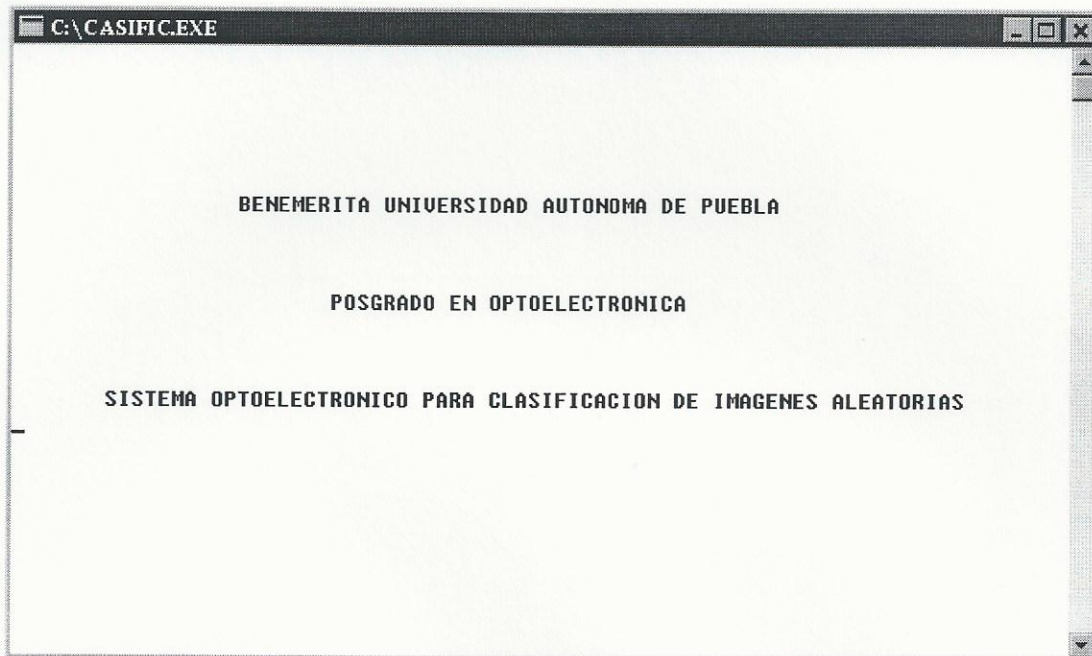
Tabla 6.4 Resultados de clasificación.

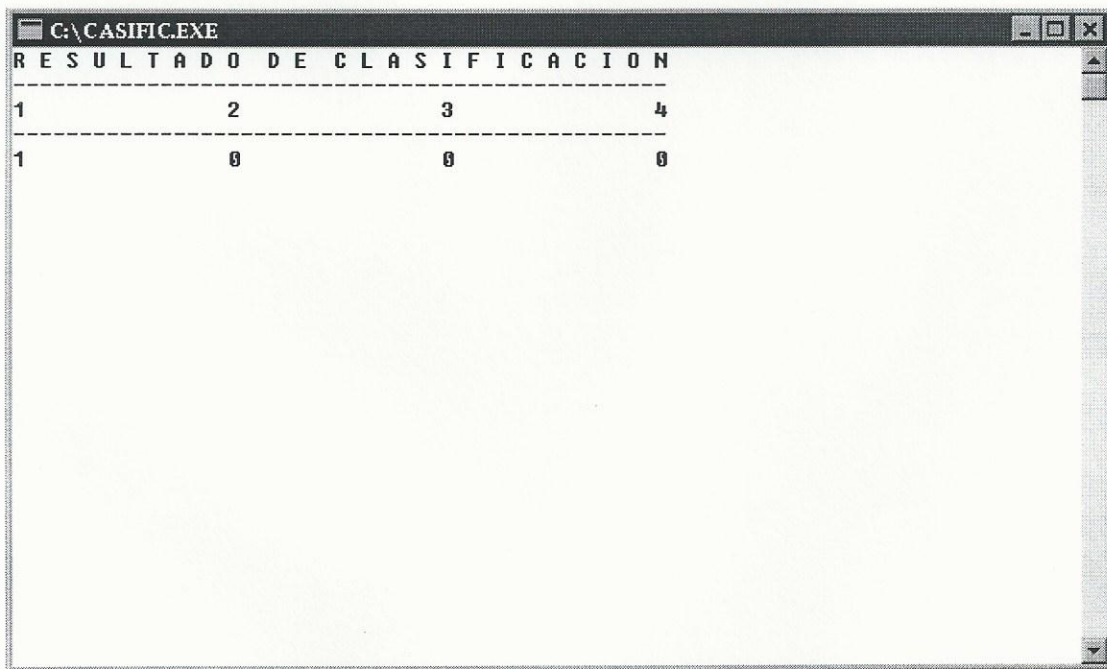
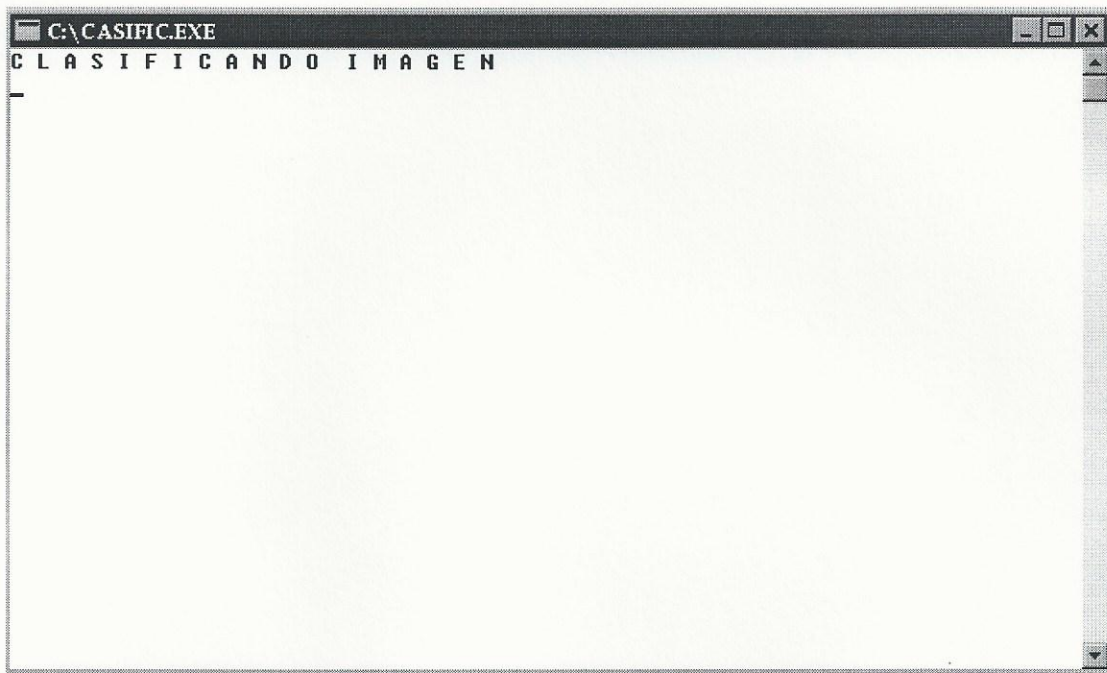
Clase	f_{nk}	m	1	2	3	4
D87	f_{11}		0.9448	-0.1589	0.2221	-0.1498
	f_{12}		0.9613	0.1563	-0.2132	0.1503
	f_{13}		0.9821	0.1623	0.2242	-0.1521
	f_{14}		0.9255	-0.1342	-0.2344	-0.1491
D104	f_{21}		-0.0367	1.0893	0.3210	-0.1032
	f_{22}		-0.0431	1.0871	-0.0782	-0.0996
	f_{23}		-0.0411	1.1630	-0.0896	0.0974
	f_{24}		0.0398	1.1945	-0.2243	-0.0794
D109	f_{31}		0.0211	0.3041	0.9721	0.0096
	f_{32}		0.0222	-0.0752	0.9830	-0.1788
	f_{33}		0.0198	0.3001	0.9445	-0.2143
	f_{34}		0.0216	-0.0688	0.9523	-0.2630
D111	f_{41}		-0.0396	-0.0263	-0.2043	0.8930
	f_{42}		-0.0384	-0.0296	0.2063	0.8875
	f_{43}		-0.0410	0.1321	-0.2635	0.9099
	f_{44}		-0.0422	0.1470	-0.2336	0.9014

En la Tabla 6.4 se puede observar que para la textura D87, los resultados de la columna $m = 1$ se acercan casi a uno y para los otros valores de m los resultados calculados son cercanos a cero. De igual manera para la textura D104 los resultados de la columna $m = 2$ también son casi uno y para m distinto de dos, los valores correspondientes son casi cero. Siguiendo este análisis para estas tablas de resultados se puede corroborar que se ha logrado la perfecta clasificación de los objetos de prueba obteniendo valores cercanos a uno y cero, correspondientes a cada textura.

Para realizar la clasificación de una imagen introducida al sistema, primero se introduce la imagen a clasificar a la PCL mediante el programa PowerPoint, después se registra el espectro de esta imagen mediante la cámara CCD y se guarda el archivo, posteriormente este archivo es llamado por el programa el cuál realiza la clasificación de la imagen, a continuación se presentan la imagen introducida al sistema, el espectro registrado por la cámara CCD y una corrida del programa







6.4 Segmentación de imágenes compuestas de texturas de Brodatz

En este experimento, tomamos la tarea de segmentar la imagen compuesta de diferentes texturas de Brodatz dentro de regiones homogéneas que corresponden a cuatro diferentes clases de imágenes (D87), (D104), (D109) y (D111). Como se muestra en la figura 6.8.

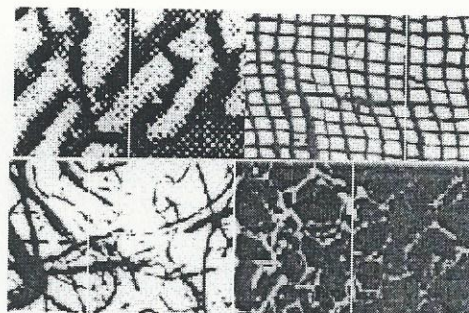


Fig. 6.8 Imagen compuesta con texturas de Brodatz: (D87) coral marino, (D104) tela burda suelta (D109) papel hecho a mano y (D111) burbujas plásticas.

En la etapa de segmentación utilizamos una imagen compuesta y realizamos su escaneo 2-D. En cada paso del escaneo de la imagen la textura de imagen correspondiente fue clasificada mediante el sistema optoelectrónico propuesto. La decisión sobre la clase de imagen en cada paso del escaneo fue realizada en la base del procesamiento de umbral de datos de salida. Si ninguno ó más de algún valor u_{0mk} han excedido el umbral, la correspondiente región de imagen fue considerada como inclasificada. El resultado de la segmentación de la imagen textura compuesta con

cuatro clases (Fig. 6.8) es mostrado en la Fig. 6.9. Las regiones en este mapa con los niveles "0" corresponden a imágenes no clasificadas. Como se puede apreciar, estas regiones revelan la forma verdadera de las fronteras entre las imágenes de texturas de diferentes clases. En la región donde se encuentra la frontera entre las cuatro diferentes texturas, se observa que existen niveles que no logran una buena clasificación.

D87	D87	D87	D87	D87	0	D104	D104	D104	D104
D87	D87	D87	D87	0	0	D104	D104	D104	D104
D87	D87	D87	D87	0	D104	D104	D104	D104	D104
D87	D87	D87	D87	D87	0	D104	D104	D104	D104
0	0	D87	0	0	0	D104	0	0	D104
D109	D109	0	0	0	0	0	D111	D111	0
D109	D109	D109	D109	0	0	D111	D111	D111	D111
D109	D109	D109	D109	D109	0	D111	D111	D111	D111
D109	D109	D109	D109	0	D111	D111	D111	D111	D111
D109	D109	D109	D109	0	0	D111	D111	D111	D111

Figura 6.9 Resultado de la segmentación de la imagen textura compuesta (Fig. 6.8) (el nivel "0" corresponde a una región de la imagen desconocida).

6.5 Conclusiones

El uso de las texturas de Brodatz se presenta frecuentemente para la clasificación de imágenes aleatorias, por la calidad de las fotografías de texturas, estas pueden ser tomadas como perfectos objetos de estudio.

La estimación de los espectros de potencia de texturas de Brodatz mediante el sistema optoelectrónico propuesto demostró la perfecta clasificación de estas imágenes. Con la perfecta clasificación obtenida es posible llevar a cabo la segmentación de una figura compuesta por imágenes de texturas de Brodatz, en donde se hace la decisión sobre la clase a la que pertenece cada imagen. Con esto queda demostrado que la clasificación y segmentación de imágenes aleatorias usando el sistema optoelectrónico propuesto es una realidad.

7. CONCLUSIONES GENERALES

En la presente tesis ha sido realizada la investigación del problema de clasificación de imágenes aleatorias y se ha propuesto un sistema optoelectrónico que funcione en el tiempo real a través del método de síntesis de FDE's por el método de mínimos cuadrados. Los resultados más sobresalientes de esta tesis son los siguientes:

1. Se ha propuesto un modelo de imagen aleatoria y se estudiaron métodos conocidos para la clasificación de imágenes aleatorias.
2. Se eligió el método de síntesis de FDE's por el método de mínimos cuadrados para el desarrollo de este trabajo ya que este método garantiza una perfecta clasificación de un imagen aleatoria.
3. Se realizó un estudio de los componentes para la realización del sistema optoelectrónico propuesto y se procedió a elegirlos en base a sus características.
4. Se realizó la implementación física del sistema optoelectrónico propuesto mediante la integración de los componentes elegidos y la realización de un software adecuado para obtener la clase de imagen introducida al sistema.
5. Se ha comprobado el funcionamiento del sistema propuesto mediante la clasificación y segmentación de imágenes texturales de Brodatz.

Se han hecho las siguientes publicaciones de los resultados más sobresalientes de esta tesis en:

A. S. Ostrovsky, D. Severiano Carrillo, E. Ahuatzi Rojas. "Sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias". Memorias del VIII Encuentro Regional de Investigación y Enseñanza de la Física.

A. S. Ostrovsky, E. Pino Mota, D. Severiano Carrillo, E. Ahuatzi Rojas. "Sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias". Memorias del Segundo Congreso Nacional de Electrónica, Facultad de Ciencias de la Electrónica BUAP.

A. S. Ostrovsky, E. Pino Mota, D. Severiano Carrillo, E. Ahuatzi Rojas. "Segmentación de fotos aéreas de superficie de la tierra en un sistema optoelectrónico". Memorias de la 2º Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernética e Informática (CISCI 2003).

A. S. Ostrovsky, E. Pino Mota, D. Severiano Carrillo, E. Ahuatzi Rojas. "Segmentation of Aerial Photographs of Terrestrial Surface in Optoelectronic System". Memorias de la 7º World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI 2003).

y se han expuesto en los siguientes congresos:

7° World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics (SCI 2003).
“Segmentation of Aerial Photographs of Terrestrial Surface in Optoelectronic System”.

2° Conferencia Iberoamericana en Sistemas, Cibernática e Informática (CISCI 2003).
“Segmentación de fotos aéreas de superficie de la tierra en un sistema optoelectrónico”.

XLV Congreso Nacional de Física. “Sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias”.

Segundo Congreso Nacional de Electrónica, Facultad de Ciencias de la Electrónica BUAP. “Sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias”.

VIII Encuentro Regional de Investigación y Enseñanza de la Física. “Sistema optoelectrónico para la clasificación de imágenes aleatorias”.

XLV Congreso Nacional de Física. “Reconocimiento óptico de texturas aleatorias”.

Considerando todo lo anterior llegamos a la conclusión que el objetivo principal de esta tesis ha sido logrado.

8. REFERENCIAS

- 1.- Bern, J. *Digital Image Processing: Concepts, Algorithms and Scientific Applications*, 1993
- 2.- Andrews, H. C. *Introduction to mathematical techniques in pattern recognition*, Wiley-Interscience, New York, 1972
- 3.- Vander Lugt, A. *A review of optical data-processing techniques*, *Optica Acta*, Vol 15, No 1, 1968
- 4.- Casasent, D. *Unified Synthetic Discriminant Function Computational Formulation*, *Applied optics*, Vol 23, No 10, 1984
5. A. S. Ostrovsky, E. Pino M. *Clasificación de random image fields using synthetic discriminant functions: Spectral statical approach and its computer-optical realization*. México, 1998
- 6.- A. S. Ostrovsky, E. Pino M., J. I. Palma C. *Optical classification of random image fields using spectral synthetic discriminant functions*, *Proceedings of SPIE*, 4113 (2000) 115-122
- 7.- A. S. Ostrovsky, E. Pino M., J. I. Palma C. *Optical classification of random image fields*, *Optics and Lasers* (2001)
- 8.- Bendat J. S., Piersol A. G. *Random Data*. New York: Wiley, 1996

9.- Stark H., *Applications of optical Fourier transforms*, Academic Press, Inc, 1982

10.-Curtis F. Gerald, *Análisis numérico*

11.- J.W. Goodman, *Introduction to Fourier Optics*, New York: McGraw Hill, 1986

9. ANEXOS

SISTEMA OPTOELECTRÓNICO PARA LA CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES ALEATORIAS

Andrey S. Ostrovsky, Demar Severiano Carrillo, Eduardo Ahuatzí Rojas

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas, Universidad Autónoma de Puebla

En muchas situaciones de la clasificación de imágenes de naturaleza real, las últimas tienen esencialmente variaciones aleatorias dentro de una clase de manera que ellas tienen que considerarse como perfectamente estocásticas o aleatorias. Recientemente los autores propusieron un nuevo método de clasificación de tales imágenes denominado como el método de funciones discriminantes sintéticas espectrales (FDSE) [1,2]. Aquí proponemos un sistema optoelectrónico que realiza este método de manera automática en el tiempo real e ilustramos su funcionamiento por algunos resultados experimentales preliminares.

El método FDSE consiste en la fijación del índice m de los valores

$$u_{0m} = \int \int_{-\infty}^{\infty} \hat{S}_0(p, q) h_m(p, q) dp dq, \quad m=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

el cual corresponde al número de clase de la imagen en clasificación. En Ec. (1)

$$\hat{S}_0(p, q) = \frac{1}{D} \left| \iint_{(D)} f_0(x, y) \exp[-i2\pi(xp + yq)] dx dy \right|^2 \quad (2)$$

es un estimador del espectro de potencia de la imagen desconocida $f_0(x, y)$ dada en el dominio D y $h_m(p, q)$ son funciones discriminantes espectrales sintetizadas por el método de mínimos cuadrados [2].

El problema fundamental en la realización práctica del método FDSE consiste en el cálculo del estimador de espectro de potencia (2). Este cálculo es posible cumplirlo, por ejemplo, numéricamente por medio del algoritmo FFT, sin embargo, el tiempo de cómputo en este caso puede ser demasiado grande. La solución alternativa del problema consiste en la utilización de la transformada de Fourier óptica. Como se sabe, las señales ópticas en los planos focales de una lente esférica convergente están relacionadas entre sí por medio de la transformada de Fourier bidimensional, de manera que, si la señal óptica en el plano focal anterior es $f_0(x, y)$ la distribución de la intensidad óptica en el plano focal posterior (x', y') está dada por

$$I_0(x', y') = \left| \int_{-x/2}^{x/2} \int_{-y/2}^{y/2} f_0(x, y) \exp\left[-i \frac{2\pi}{\lambda F} (xx' + yy')\right] dx dy \right|^2, \quad (3)$$

donde λ es la longitud de onda de iluminación y F es la distancia focal de la lente. Denotando $x'/\lambda F = p$ y $y'/\lambda F = q$, podemos ver que la distribución de intensidad (3) es proporcional al estimador de espectro de potencia (2).

La distribución de intensidad (3) puede ser fácilmente registrada en una forma discreta por medio de una cámara CCD conectada con una PC. Por otro lado, para crear en el plano focal

anterior de la lente la señal óptica con la amplitud $f_0(x, y)$, también es posible utilizar una cámara CCD conectada a través de una PC con la pantalla TV de cristal líquido [3]. Tomando en cuenta todo lo anterior, llegamos a la conclusión de que el método FDSE puede ser realizado por medio de un sistema optoelectrónico cuya estructura se muestra en Fig. 1. Para verificar el funcionamiento del sistema realizamos su simulación física y llevamos a cabo los experimentos con el objetivo de clasificar algunas imágenes texturales adoptadas de la Ref. 2. Los resultados preliminares obtenidos en experimentos mostraron la capacidad de trabajo del sistema propuesto.

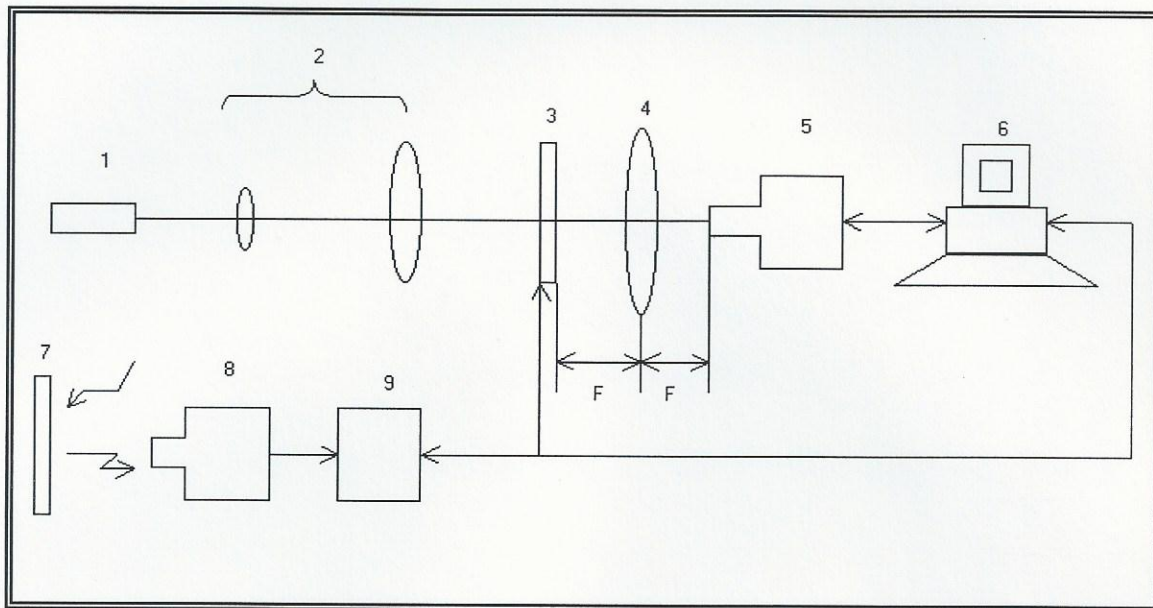


Figura 1. Sistema optoelectrónico para clasificación de imágenes aleatorias: 1-Láser; 2-Expansor de haz; 3-Pantalla de cristal líquido; 4-Lente; 5-Cámara CCD1; 6-PC; 7-Imagen en clasificación; 8-Cámara CCD2; 9-Interface.

La investigación fue apoyada por la BUAP, proyecto II68G01, y por el CONACYT, proyecto 36875-E.

1. A.S. Ostrovsky, E. Pino Mota: Opt. Rev., **5** (1998) 219.
2. S. Ostrovsky et al: Proced. SPIE, **4113** (2000) 115.
3. Kanghua Lu: Optical engineering, **29** (1990) 3.

Segmentación de Fotos Aéreas de Superficie de la Tierra en un Sistema Optoelectrónico

Andrey S. Ostrovsky, Ernesto Pino-Mota, Demar Severiano-Carrillo, Eduardo Ahuatzí-Rojas

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas, Universidad Autónoma de Puebla
Av. San Claudio y Río Verde, Ciudad Universitaria, Col. San Manuel, Puebla 72570, Pue., México
Tel.: 52-222-216-01-37, Fax: 52-222-229-56-36, E-mail: andreyo@cfm.buap.mx

RESUMEN

Se considera el problema de segmentación de fotografías aéreas en las regiones homogéneas de la textura que corresponden a las diversas clases de la superficie terrestre. Se muestra que este problema puede ser solucionado con éxito usando el método de funciones discriminantes sintéticas espectrales propuesto recientemente por los autores para la clasificación de campos de imagen aleatorios y realizado por medio de una técnica optoelectrónica bastante simple. Los resultados experimentales de segmentación de las fotografías aéreas verdaderas están dados.

Palabras claves: Segmentación de Imágenes, Clasificación de Imágenes, Funciones Discriminantes Sintéticas, Procesamiento Óptico de Imágenes.

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los problemas centrales en el procesamiento automático de fotografías aéreas es segmentar la imagen dada en las regiones homogéneas de la textura que corresponden a diversas clases de la superficie terrestre tales como diversas zonas urbanas, zonas montañosas, zonas forestales, zonas agrícolas, zonas acuáticas, etc. [1]. Una característica específica de este problema es en el hecho de que las imágenes que se clasifican tienen variaciones fundamentalmente aleatorias dentro de la clase por lo que deben verse como perfectamente aleatorias o estocásticas. En esta situación, es mejor hablar del campo aleatorio y no de la imagen por sí misma, es decir, como función determinista del espacio. Propusimos recientemente un nuevo método para la clasificación de tales imágenes en las cuales utilizamos las funciones discriminantes especiales que son sintetizadas para separar linealmente los espectros de potencia de los campos aleatorios de la imagen de diversas clases [2,3]. Referimos a este método como método de funciones discriminantes sintéticas espectrales (FDSE). En este artículo, demostramos cómo el método FDSE realizado por medio de un sistema optoelectrónico bastante simple se puede utilizar para segmentar las fotografías aéreas. Una breve descripción del método

FDSE se da en Sec. 2 y su realización óptica se discute en Sec. 3. Los resultados experimentales de la segmentación de fotografías aéreas verdaderas se presentan en Sec. 4. Sección 5 contiene conclusiones.

2. MÉTODO FDSE

Consideramos una cierta imagen de la n th clase ($n = 1, \dots, N$) como el 2-D k th ($k = 1, \dots, K$) función muestra $f_{nk}(x, y)$ de un campo estacionario isotrópico $f_n(x, y)$ con un espectro de potencia

$$S_n(\rho) = \lim_{R \rightarrow \infty} \frac{1}{R} \langle |F_{nk}(\rho, \theta)|^2 \rangle, \quad (1)$$

donde

$$F_{nk}(\rho, \theta; R) = \int_0^R \int_0^{2\pi} f_{nk}(r, \varphi) \times \exp[-i2\pi r \rho \cos(\varphi - \theta)] r dr d\varphi \quad (2)$$

es la transformada finita de Fourier de $f_{nk}(x, y)$ sobre el dominio del radio R ocupado por la imagen, (r, φ) y (ρ, θ) son las coordenadas polares en los dominios espacial y de frecuencias espaciales respectivamente, y los paréntesis angulares denotan el valor esperado sobre el conjunto de índice k . Asumiendo la hipótesis de la independencia lineal entre los espectros de potencia $S_n(\rho)$ para diferentes clases, podemos definir los FDSEs como sigue:

$$h_m(\rho) \equiv \sum_{l=1}^N a_{ml} S_l(\rho), \quad m = 1, \dots, N, \quad (3)$$

$$\int_0^\infty S_n(\rho) h_m(\rho) d\rho \equiv \delta_{nm}, \quad (4)$$

donde δ_{nm} es el símbolo de Kronecker. Una vez que el FDSEs se haya calculado de acuerdo con Ecs. (3) y (4), un procedimiento para clasificar la imagen desconocida $f_{0k}(x, y)$ debe verificar la identidad (4) para cada m al sustituir para $S_n(\rho)$ el espectro de potencia $S_0(\rho)$ del correspondiente campo de la imagen $f_0(x, y)$ [2]. Como puede ser visto de Ec. (3), para determinar los FDSEs, es necesario saber cada espectro de potencia dado por Ec. (1); esto presupone hacer un promedio sobre el conjunto infinito de imágenes muestra infinitamente

extensos. Realmente, tenemos siempre disponible un número finito de las imágenes muestra finitamente extensas, un hecho que conduce a la formulación estadística del problema.

La cantidad que se puede medir directamente en un experimento es el espectro de potencia de la muestra integrado en la dirección azimutal,

$$\hat{S}_{nk}(\rho; R) = \frac{1}{2\pi R} \int_0^{2\pi} |F_{nk}(\rho, \theta; R)|^2 d\theta, \quad (5)$$

la cuál, como bien se sabe, representa una estimación inconsistente del espectro de potencia $S_n(\rho)$ en el sentido que su varianza no tiende a cero como $R \rightarrow \infty$. En la etapa de la síntesis de FDSE, cuando comúnmente disponemos de un número suficientemente grande de imágenes muestra, la estimación consistente del espectro de potencia $S_n(\rho)$ puede ser obtenida haciendo un promedio de los espectros de la muestra (5) sobre el índice del conjunto k :

$$\hat{S}_n(\rho) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{S}_{nk}(\rho; R). \quad (6)$$

En la etapa de la clasificación, usualmente apenas una imagen de la muestra está disponible, de modo que con lo establecido por Ec. (3), la identidad (4) toma la forma

$$\sum_{l=1}^N a_{ml} \int_0^\infty \hat{S}_{nk}(\rho; R) \hat{S}_n(\rho) d\rho = u_{nmk}, \quad (7)$$

donde u_{nmk} es el valor de la muestra de alguna variable aleatoria u_{nm} . Para maximizar la confiabilidad de la clasificación correcta es obvio que se requiera

$$\langle u_{nm} \rangle = \delta_{nm} \text{ y } \text{Var}[u_{nm}] = \min_{a_{ml}} \text{Var}[u_{nm}(a_{ml})]. \quad (8)$$

Esto puede ser alcanzado fácilmente aplicándose para calcular los FDSEs la bien conocida técnica de mínimos cuadrados [3]. Una vez que el FDSEs se haya calculado de esta manera, la decisión sobre la clase a la cual la imagen muestra $f_{nk}(x,y)$ pertenece se puede tomar según el índice m del valor más grande

$$u_{0mk} = \int_0^\infty \hat{S}_{nk}(\rho; R) \sum_{i=1}^N a_{mi} \hat{S}_n(\rho) d\rho, \quad m = 1, \dots, N. \quad (9)$$

3. REALIZACIÓN ÓPTICA

Como se ha mostrado anteriormente, el problema fundamental para la implementación práctica del método propuesto FDSE es el poder calcular el espectro de potencia de muestra dado por Ec. (5). Con este objetivo se puede emplear un procesador óptico de Fourier, mostrado en Fig 1.

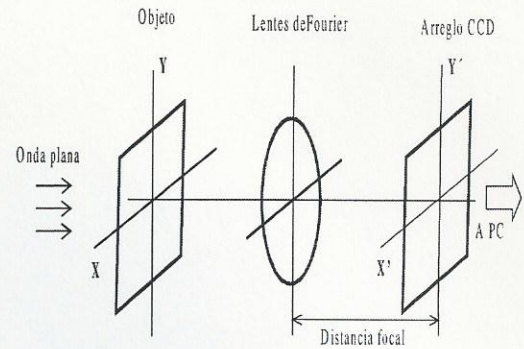


Fig. 1 Procesador Óptico de Fourier

Como se sabe [4], si en el plano del objeto de este procesador se coloca una transparencia con amplitud de transmitancia $f_{nk}(x,y)$, en el dominio finito D de radio R , la intensidad del campo luminoso registrada por un detector CCD en el plano focal posterior de la lente, se determina como

$$I_{nk}(p, q; D) \propto \left| \iint_D f_{nk}(x, y) \times \exp[-i2\pi(xp + yq)] dx dy \right|^2, \quad (10)$$

donde $p = x'/\lambda f$, $q = y'/\lambda f$, λ es la longitud de la onda de iluminación, f es la longitud focal. Utilizando coordenadas polares para los planos de salida y de entrada del procesador de Fourier, la Ec. 10 puede ser reescrita como sigue:

$$I_{nk}(\rho; \theta; R) \propto \left| \int_0^R \int_0^{2\pi} f_{nk}(r, \varphi) \times \exp[-i2\pi r \rho \cos(\varphi - \theta)] r dr d\varphi \right|^2. \quad (11)$$

Comparando la última ecuación con Ecs. (2) y (5), llegamos a la conclusión que el espectro de muestra de

potencia $\hat{S}_{nk}(\rho; R)$ puede ser fácilmente calculado en cualquier sistema PC compatible conectado al arreglo CCD. El procesamiento siguiente al de la obtención de la muestra del espectro de potencia, incluyendo el cálculo del promedio (Ec.(6)), la síntesis de FDSEs por método de mínimos cuadrados FDSEs y la decisión sobre la clase de imagen puede ser realizado también por este sistema PC.

4. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Realizamos una simulación física experimentando en segmentación de fotos aéreas verdaderas dentro de regiones homogéneas que corresponden a cuatro diferentes clases de superficie terrestre, es decir, "mar", "montañas", "cultivos", y "población". Un ejemplo de este tipo de fotografía se muestra en Fig. 2. Cada clase de las texturas de imágenes que son clasificadas fueron consideradas como campos aleatorios espacialmente estacionarios e isotrópicos.

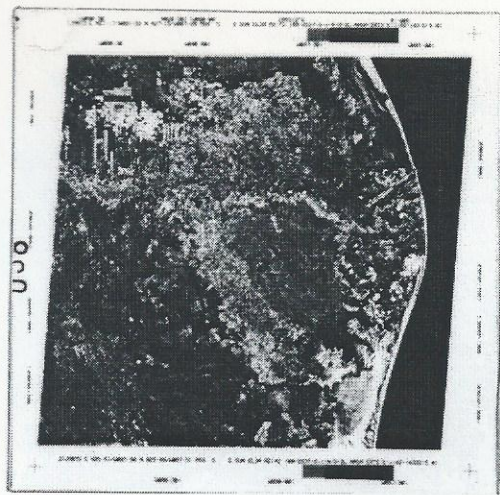


Fig. 2 Fotografía aérea verdadera utilizada en el experimento

El arreglo experimental se muestra esquemáticamente en Fig.3. Las fotografías a ser procesadas en este arreglo fueron previamente convertidas en archivos numéricos utilizando una técnica de escaneo. Para realizar la captura de las imágenes digitalizadas dentro del procesador óptico de Fourier fue utilizado el modulador espacial de luz de cristal líquido HOLOEYE-LC 2002 (800 x 600 pixeles) controlado por una PC. La detección de la distribución de la luz en el plano de salida del procesador de Fourier fue realizado por medio de la cámara CCD SONY-SSC-M374 (768 x 494 pixeles). Debido a que las imágenes que fueron procesadas tienen frecuencia espacial baja ($< 30 \text{ mm}^{-1}$), utilizamos un objetivo de microscopio para proyectar una imagen magnificada del plano de la transformada de Fourier sobre el arreglo del detector de la cámara CCD. Para proteger el detector CCD de la alta intensidad de orden cero de difracción sobre apertura, utilizamos un filtro pasa altas espacial colocado en el plano de la transformada de Fourier.

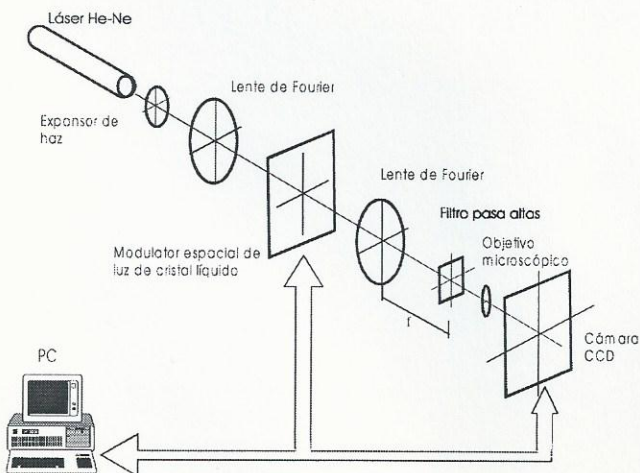


Fig. 3 Arreglo experimental

En nuestro experimento, en la etapa de la síntesis de FDSEs, utilizamos 50 imágenes de 10 x 10 mm para cada una de las cuatro clases. En la etapa de segmentación utilizamos la imagen compuesta en escala completa de 100 x 100 mm y realizamos su escaneo 2-D por una apertura de 5 x 5 mm con un paso discreto de 5 mm. En cada paso del escaneo de la imagen la textura de imagen correspondiente fue clasificada de acuerdo al método FDSE. El cálculo de FDSEs y los valores u_{0mk} (ver Ec. (9)) fue realizado en un sistema PC utilizando un software especialmente diseñado. La decisión sobre la clase de imagen en cada paso del escaneo fue realizada en la base del procesamiento de umbral de datos de salida. Si ninguno ó más de algún valor u_{0mk} han excedido el umbral, la correspondiente región de imagen fue considerada como inclasificada. El resultado para la segmentación en cuatro clases que corresponden a la fotografía aérea en Fig. 2 se muestra en Fig. 4. Las regiones de las imágenes marcada con "0" corresponden a imágenes inclasificadas. Como se puede ver, estas regiones en general repiten correctamente la forma de los bordes entre las imágenes de la superficie terrestre de diferentes clases, pero, en ciertos casos, ocupan una área bastante grande de la fotografía. Lo anterior puede ser explicado por el hecho de que, en realidad nuestra fotografía aérea contiene texturas de imágenes de mas de las cuatro clases mencionadas anteriormente (por ejemplo regiones terrestres cubiertas por nubes), pero un estudio más profundo de este problema excede los límites de la presente consideración.

2	2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1
0	0	0	0	4	4	4	0	0	0	3	3	0	0	0	0	1	1	0	1	1
0	4	0	4	0	4	4	4	0	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1	1	
0	4	4	0	4	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	0	0	1	1	1	
4	4	4	4	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	1	1	
0	4	4	4	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	0	0	1	1	1	
0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	0	3	3	3	0	0	0	0	0	
0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	0	
0	0	1	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	
2	2	0	0	0	4	4	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1	
2	2	0	0	0	4	4	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1	
2	2	2	0	0	0	4	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1	
2	2	2	2	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	1	1	0	0	1	1	
2	2	2	2	0	0	1	0	0	0	3	3	0	0	0	1	0	0	1	1	
2	2	2	2	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	
2	2	2	2	2	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1	
2	1	2	2	2	2	2	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	1	
2	2	2	2	2	2	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	

Fig 4. Mapa de marcación de la fotografía aérea mostrada en la Fig 2. Marcas: 1- "mar", 2- "montañas", 3- "cultivos", 4- "población", 0- "imagen inclasificada"

5. CONCLUSIONES

Como se ha mostrado, el problema de la segmentación de fotografías aéreas en las regiones de textura homogénea que corresponden a diferentes clases de superficie terrestre puede ser resuelto exitosamente utilizando el

método SSDF de clasificación de campos aleatorios de imágenes realizado por una técnica optoelectrónica.

Los autores agradecen el apoyo al Consejo Nacional De Ciencia y Tecnología (CONACYT) bajo el proyecto 36875-E y el apoyo a la Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP) bajo el proyecto II68G02.

6. REFERENCIAS

- [1] H.-S. Wu, J. Qian, and J. Barba, "A classified algorithm for segmentation of multispectral images", **Journal of Imaging Science and Technology**, Vol. 39, 1995, pp. 26-30.
- [2] A.S. Ostrovsky, E. Pino-Mota, "Classification of random image fields using synthetic discriminant functions: spectral statistical approach and its computer-optical realization", **Optical Review**, Vol. 5, 1998, pp. 219-225.
- [3] A.S. Ostrovsky, E. Pino-Mota, J. I. Palma-Cuatlanquiz, "Optical classification of random image fields using spectral synthetic discriminant functions", **Optics and Lasers in Engineering**, Vol. 40/1-2, 2003, pp. 43-53.
- [4] J.W. Goodman, **Introduction to Fourier Optics**, New York: McGraw Hill, 1986.

Segmentation of Aerial Photographs of Terrestrial Surface in Optoelectronic System

Andrey S. Ostrovsky, Ernesto Pino-Mota, Demar Severiano-Carrillo, Eduardo Ahuatzi-Rojas

Facultad de Ciencias Físico Matemáticas, Universidad Autónoma de Puebla
Av. San Claudio y Río Verde, Ciudad Universitaria, Col. San Manuel, Puebla 72570, Pue., México
Tel.: 52-222-216-01-37, Fax: 52-222-229-56-36, E-mail: andreyo@fcfm.buap.mx

ABSTRACT

The problem of segmenting the aerial photographs into homogeneous texture regions that correspond to the different classes of terrestrial surface is considered. It is shown that this problem may be successfully solved by using the method of spectral synthetic discriminant functions recently proposed by the authors for classification of random image fields and realized by means of a rather simple optoelectronic technique. The experimental results of segmenting the true aerial photographs are given.

Keywords: Image Segmentation, Image Classification, Synthetic Discriminant Functions, Optical Image Processing.

1. INTRODUCTION

One of the central problems in automatic processing of aerial photographs is to segment the given image into homogeneous texture regions corresponding to different classes of the terrestrial surface such as different urban zones, mountainous zones, wooded zones, agricultural zones, aquatic zones, etc. [1]. A specific feature of this problem is in the fact that the images to be classified have fundamentally random within-class variations so that they must be viewed as being perfectly random or stochastic. In this situation, one is better off talking about the random image field and not the image itself, i.e., as a deterministic function of space. Recently we proposed a new method for classification of such images in which we use the special discriminant functions being synthesized to separate linearly the power spectra of random image fields of different classes [2,3]. We refer to this method as spectral synthetic discriminant function (SSDF) method. In this paper, we show how the SSDF method realized by means of a rather simple optoelectronic system may be used for segmenting the aerial photographs. A brief description of the SSDF method is given in Sec. 2 and its optical realization is discussed in Sec. 3. The experimental results of segmentation of true aerial photographs are presented in Sec. 4. Section 5 contains concluding remarks.

2. SSDF METHOD

We consider a certain image of the n th class ($n = 1, \dots, N$) as the 2-D k th ($k = 1, \dots, K$) sample function $f_{nk}(x, y)$ of a stationary and isotropic random field $f_n(x, y)$ with a power spectrum

$$S_n(\rho) = \lim_{R \rightarrow \infty} \frac{1}{R} \left\langle |F_{nk}(\rho, \theta)|^2 \right\rangle, \quad (1)$$

where

$$F_{nk}(\rho, \theta; R) = \int_0^R \int_0^{2\pi} f_{nk}(r, \varphi) \times \exp[-i2\pi\rho \cos(\varphi - \theta)] r \, d r \, d \varphi \quad (2)$$

is the finite Fourier transform of $f_{nk}(x, y)$ over the domain of radio R occupied by the image, (r, φ) and (ρ, θ) are the polar coordinates in the spatial and spatial-frequency domains respectively, and the angular brackets denote the expected value operation over the ensemble index k . Taking for granted the hypothesis of linear independence among the power spectra $S_n(\rho)$ for different classes, we can define the SSDFs as follows:

$$h_m(\rho) \equiv \sum_{l=1}^N a_{ml} S_l(\rho), \quad m = 1, \dots, N, \quad (3)$$

$$\int_0^\infty S_n(\rho) h_m(\rho) d\rho \equiv \delta_{nm}, \quad (4)$$

where δ_{nm} is the Kronecker symbol. Once the SSDFs have been calculated in accordance with Eqs. (3) and (4), a procedure for classifying the unknown sample image $f_{0k}(x, y)$ is to verify identity (4) for every m when substituting for $S_n(\rho)$ the power spectrum $S_0(\rho)$ of corresponding image field $f_0(x, y)$ [2]. As can be seen from Eq. (3), in order to determinate the SSDFs, it is necessary to know each power spectrum given by Ec. (1); this presupposes averaging over the infinite ensemble of infinitely extensive sample images. Actually, we always have available a finite number of finitely extensive sample images, a fact that leads to the statistical formulation of the problem.

The quantity that can be directly measured in an experiment is the sample power spectrum integrated in the azimuthal direction,

$$\hat{S}_{nk}(\rho; R) = \frac{1}{2\pi R} \int_0^{2\pi} |F_{nk}(\rho, \theta; R)|^2 d\theta, \quad (5)$$

which, as well known, represents an inconsistent estimate of the power spectrum $S_n(\rho)$ in the sense that its variance does not tend to zero as $R \rightarrow \infty$. In the stage of SSDF synthesis, when we commonly dispose a sufficiently large number of sample images, the consistent estimate of power spectrum $S_n(\rho)$ can be obtained by averaging the sample spectra (5) over the ensemble index k :

$$\hat{S}_n(\rho) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{S}_{nk}(\rho; R). \quad (6)$$

In the stage of classification, usually just one sample image is available, so that with due regard for Ec. (3), the identity (4) takes the form

$$\sum_{l=1}^N a_{ml} \int_0^\infty \hat{S}_{nk}(\rho; R) \hat{S}_n(\rho) d\rho = u_{nmk}, \quad (7)$$

where u_{nmk} is the sample value of some random variable u_{nm} . To maximize the reliability of correct classification it is obvious to require that

$$\langle u_{nm} \rangle = \delta_{nm}$$

and

$$\text{Var}[u_{nm}] = \min_{a_{ml}} \text{Var}[u_{nm}(a_{ml})]. \quad (8)$$

This can be readily achieved by applying for calculating the SSDFs the well known least-square technique [3]. Once the SSDFs have been calculated in this way, the decision on the class to which the sample image $f_{0k}(x, y)$ belongs can be made according to index m of the largest value

$$u_{0mk} = \int_0^\infty \hat{S}_{nk}(\rho; R) \sum_{i=1}^N a_{mi} \hat{S}_n(\rho) d\rho, \quad (9)$$

$m = 1, \dots, N.$

3. OPTICAL REALIZATION

As appears from the previous section, the fundamental problem with practical realization of the SSDF method is calculating the sample power spectrum given by Eq. (5). For this purpose the coherent optical Fourier processor, shown in Fig. 1 may be employed.

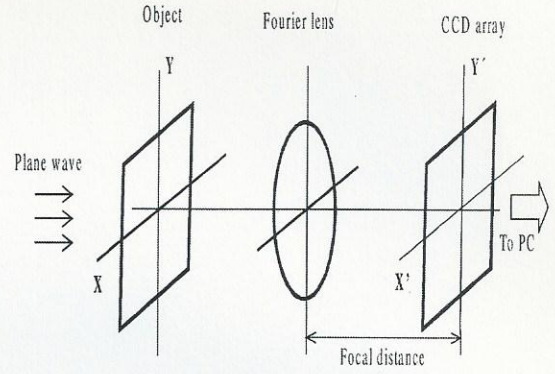


Fig. 1 Optical Fourier processor.

As well known [4], if in the object plane of this processor a transparency with amplitude transmittance $f_{nk}(x, y)$, within a finite domain D of radio R is placed, then the intensity distribution of light field registered by the CCD detector array in the back focal plane of the Fourier transforming lens is given by

$$I_{nk}(p, q; D) \propto \left| \iint_D f_{nk}(x, y) \times \exp[-i2\pi(xp + yq)] dx dy \right|^2, \quad (10)$$

where $p = x'/\lambda f$, $q = y'/\lambda f$, λ is the wavelength of illumination, and f is the focal length of the lens. Using the polar coordinates for input and output planes of the Fourier processor, Eq. (10) may be rewritten as follows:

$$I_{nk}(\rho; \theta; R) \propto \left| \int_0^R \int_0^{2\pi} f_{nk}(r, \varphi) \times \exp[-i2\pi r \rho \cos(\varphi - \theta)] r dr d\varphi \right|^2. \quad (11)$$

Comparing the latter equation with Eqs. (2) and (5), we come to conclusion that the sample power spectrum $\hat{S}_{nk}(\rho; R)$ may be easily calculated in any PC-compatible system connected with CCD array. The subsequent processing of the obtained power spectrum, including averaging (Eq. (6)), calculating the least-squares SSDFs and decision making on the image class may be also done by means of this PC system.

4. EXPERIMENTAL RESULTS

We performed a physical simulation experiment on segmentation of true aerial photographs into homogeneous regions that correspond to four different classes of terrestrial surface, to wit, "sea", "mountains", "crops" and "settlement". An example of

such a photograph is shown in Fig. 2. Each class of texture images to be classified was considered a spatially stationary and isotropic random field.

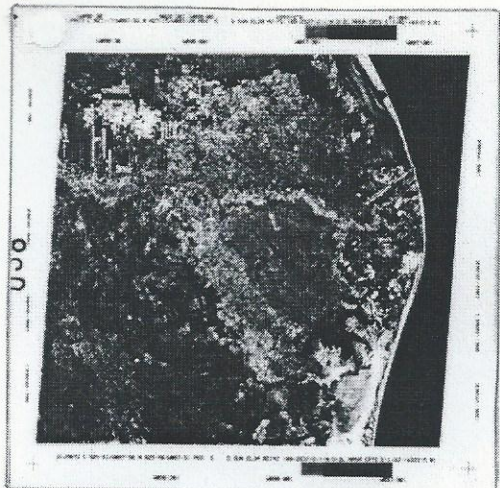


Fig. 2 True aerial photograph used in the experiment.

The experimental setup is sketched schematically in Fig. 3. The photographs to be processed in this setup were previously converted into numerical files using a standard scanning technique. To provide the capture of the digitalized images into the optical Fourier processor the liquid crystal spatial light modulator HOLOEYE-LC 2002 (800 x 1600 pixels) controlled by PC was used. The detection of the light distribution in the output plane of the Fourier processor was realized by means of the CCD camera SONY-SSC-M374 (768 x 494 pixels). Since the images to be processed had rather low spatial frequency ($< 30 \text{ mm}^{-1}$), we used a microscope objective lens to project a magnified image of the Fourier transform plane onto the CCD detector array. To protect the CCD detector from the high intensity of zero-order aperture-diffracted light, we used a high pass spatial filter placed in the Fourier transform plane.

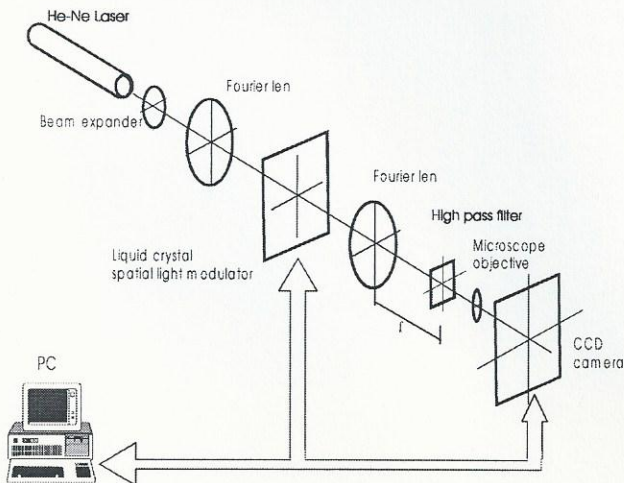


Fig. 3 Experimental setup.

In our experiments, at the stage of SSDFs synthesis, we used 50 images of 10x10 mm for each of four classes. At the stage of segmentation we used the composed full-scale image of 100x100 mm and realized its 2-D scanning by an aperture of 5x5 mm with a discrete step of 5mm. At every step of image scanning the corresponding texture image was classified in accordance with the SSDF method. Calculation of SSDFs and values u_{0mk} (see Eq.(9)) was realized in a PC-system using a specially designed software. Decision on image class at every step of scanning was made on the basis of thresholding the output data. If none or more than one of u_{0mk} values had exceeded the threshold, the corresponding image region was considered to be unclassified. The result of four-class segmentation that corresponds to the aerial photograph in Fig. 2 is shown in Fig. 4. The regions of the result image labeled by "0" correspond to unclassified images. As can be seen, in the main these regions correctly repeat the true shape of the boundaries between terrestrial surface images of different classes, but, in certain cases, they occupy a rather large area of the photograph. The latter can be explained by the fact that, in reality, our aerial photograph contains texture images of more than four classes mentioned above (e.g., regions of the terrestrial surface covered by clouds), but more profound study of this problem exceeds the limits of our present consideration.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1				
0	0	0	0	4	4	4	0	0	0	3	3	0	0	0	1	1	0	1	1
0	4	0	4	0	4	4	4	0	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1	1
0	4	4	0	4	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	0	0	1	1	1
4	4	4	4	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	0	0	0	1	1
0	4	4	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	3	0	0	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
0	0	3	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	0	3	3	3	0	0	0	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	0	1
0	0	1	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	0	1
2	0	0	1	0	0	4	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1
2	2	0	0	0	4	4	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1
2	2	2	0	0	4	4	0	3	3	3	3	3	3	0	0	0	0	1	1
2	2	2	0	0	0	0	0	3	3	3	3	3	0	1	1	0	0	1	1
2	2	2	2	0	0	1	0	0	0	3	3	0	0	0	1	0	0	1	1
2	2	2	2	2	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
2	2	2	2	2	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1	1	1
2	1	2	2	2	2	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
2	2	2	2	2	2	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1

Fig. 4. Labeled map of the aerial photograph shown in Fig. 2. Labels: 1 - "sea", 2 - "mountains", 3 - "crops", 4 - "settlement", 0 - "unclassified image".

5. CONCLUSIONS

As has been shown, the problem of segmenting the aerial photographs into homogeneous regions that correspond to different classes of the terrestrial surface may be successfully solved by using the SSDF method of random image field classification realized by means of rather simple optoelectronic technique.

The authors gratefully acknowledge the support of National Council for Science and Technology of Mexico (CONACYT) under project 36875-E and the support of Puebla Autonomous University (BUAP) under project II68G02.

6. REFERENCES

- [1] H.-S. Wu, J. Qian, and J. Barba, "A classified algorithm for segmentation of multispectral images", **Journal of Imaging Science and Technology**, Vol. 39, 1995, pp. 26-30.
- [2] A.S. Ostrovsky, E. Pino-Mota, "Classification of random image fields using synthetic discriminant functions: spectral statistical approach and its computer-optical realization", **Optical Review**, Vol. 5, 1998, pp. 219-225.
- [3] A.S. Ostrovsky, E. Pino-Mota, J. I. Palma-Cuatianquiz, "Optical classification of random image fields using spectral synthetic discriminant functions", **Optics and Lasers in Engineering**, Vol. 40/1-2, 2003, pp. 43-53.
- [4] J.W. Goodman, **Introduction to Fourier Optics**, New York: McGraw Hill, 1986.

Método de funciones discriminantes sintéticas.

El concepto de funciones discriminantes sintéticas puede ser visto como una extensión y reformulación del uso de correlacionadores con múltiples filtros espaciales acoplados (uno por cada clase de objeto) y múltiples salidas de correlación. Una descripción de hiperespacio de una función discriminante es el tratamiento más convencional en reconocimiento de patrones, el uso de un hiperespacio con funciones base bidimensionales más que escalares incrementa enormemente la potencia de una representación de reconocimiento de patrones.

Se puede mantener la representación vectorial de un objeto y la definición de función discriminante como la forma normal en el origen de la hipersuperficie discriminante separando regiones conteniendo diferentes clases de objetos. Para proveer invarianza de corrimiento, se correlaciona la función discriminante con la imagen de entrada y usando el concepto de hiperespacio solamente para sintetizar la función discriminante a ser usada.

Se usan diferentes imágenes de cada clase de objeto, estas imágenes son geoméricamente diferentes, las cuáles son referidas como un conjunto de imágenes. Éstas son usadas para determinar las funciones base a ser usadas, para seleccionar la hipersuperficie discriminante y para definir la función discriminante. El conjunto de imágenes es escogido para proveer una representación estadística válida de cada clase de objeto.

Para desarrollar la síntesis de funciones discriminantes sintéticas se consideran N conjuntos de imágenes de un objeto en clase uno. Estas N imágenes pueden representar diferentes versiones distorsionadas de un objeto. Por simplicidad, se considera la síntesis de

una función discriminante con pico de correlación equivalente. Ésta función filtro $h(x,y)$ tiene la propiedad de que la salida de correlación de $h(x,y)$ y de todas las imágenes $\{f(x,y)\}$ en la clase uno igual a una constante (se escoge la unidad para esta constante), o sea

$$f(x,y) * h(x,y) = 1. \quad (1)$$

Para desarrollar formalmente un algoritmo para la síntesis de una función filtro $h(x,y)$ que satisfaga la Ec. (1), se describe cada conjunto de imágenes como una combinación lineal del conjunto de funciones base $\varphi(x,y)$, o sea

$$f_n(x,y) = \sum_m a_{mn} \varphi_m(x,y). \quad (2)$$

La función discriminante deseada está descrita como otra combinación lineal del mismo conjunto de funciones base, extendido al caso de funciones base dimensionales

$$h(x,y) = \sum_m b_m \varphi_m(x,y). \quad (3)$$

Assumiendo un conjunto ortogonal de funciones base, se puede sustituir la Ec. (2) en la Ec. (1) y reescribir la condición para la función discriminante del pico de correlación equivalente en la Ec. (1) como

$$f_n(x,y) * h(x,y) = f_n \cdot h = \sum_n a_{nm} b_m = 1. \quad (4)$$

Se observa que $h(x,y)$ es una combinación lineal de $\varphi(x,y)$ y por lo tanto $f_n(x,y)$ lo es, se puede reescribir $h(x,y)$ como una combinación lineal del conjunto de entrada de las imágenes $\{f_n(x,y)\}$; por ejemplo, primero se escriben algunas en términos de la Ec. (3)

$$h(x,y) = b_1 \varphi_1(x,y) + b_2 \varphi_2(x,y) + \dots = \sum_m b_{nm} \varphi_m(x,y). \quad (5)$$

De la Ec. (2) se puede escribir el conjunto de funciones base $\varphi(x, y)$ como una combinación lineal del conjunto de imágenes $f_n(x, y)$ como

$$\varphi_m(x, y) = \sum_m d_{mn} f_n(x, y). \quad (6)$$

Sustituyendo la Ec. (6) en la (3) se obtiene

$$h(x, y) = b_1 \sum_m d_{1n} f_n(x, y) + d_{2n} f_n(x, y) + \dots \quad (7)$$

$$= e_1 f_1(x, y) + e_2 f_2(x, y) + \dots \quad (7a)$$

$$\sum_m e_m f_m(x, y). \quad (7b)$$

En la Ec. (7a), se han agrupado juntos todos los coeficientes de f_1, f_2, \dots , y se han denotado estos por e_1, e_2, \dots . El resultado final en las Ecs. (7b) y (3) son equivalentes; una describe la función discriminante en términos de las funciones base [Ec. (3)], y la otra [Ec. (7b)] las describe en términos del conjunto original de imágenes.

Consideremos ahora como determinar e_m en la Ec. (7b) para satisfacer nuestro criterio de función discriminante de pico de correlación equivalente en las Ecs. (1) o (3). Por simplicidad de notación describimos todas las imágenes por vectores \mathbf{h} y \mathbf{f} o \mathbf{f}_m , respectivamente. Se denota la correlación de dos funciones vector por el vector de producto interno, el cuál escribimos simplemente como $\mathbf{f}_n \cdot \mathbf{h}$. Ya que usamos un correlacionador para nuestra clasificación final de objetos y ya que cualquier versión de corrimiento de imagen puede ser usado como el filtro espacial acoplado en un correlacionador, no hay pérdida de generalidad en esta formulación simplificada.

Con estos preliminares, el requerimiento para la función discriminante de pico de correlación equivalente a la Ec. (1) es entonces escrita como

$$f_n \cdot h = 1. \quad (8)$$

Sustituyendo Ec. (6b) en la Ec. (8) para \mathbf{h} , rearrreglando términos y definiendo r_{mn} como elementos de la matriz de correlación \mathbf{R} , la Ec. (8) se transforma en

$$f_n \cdot h = f_n \cdot \left[\sum_m e_m f_n \right] = \sum_m e_m (f_n \cdot f_m) = \sum_m e_m r_{nm} = 1. \quad (9)$$

En forma matriz vectorial, rescribimos la Ec. (9) como

$$\mathbf{R}\mathbf{e} = \hat{\mathbf{u}}, \quad (10)$$

donde $\hat{\mathbf{u}}$ denota el vector unitario y donde los elementos del vector \mathbf{e} son las e_m denotadas en las Ecs. (7b) o (9). La solución para la función discriminante de pico de correlación equivalente $h(x,y)$ definida por (7b) que satisface la Ec. (1) es entonces dada por la solución de la Ec. (10), por ejemplo

$$\mathbf{e} = \mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{u}}. \quad (11)$$

De esta formulación general se ha mostrado que una matriz de correlación es el resultado del desempeño espacial ideal para computar los coeficientes requeridos para un filtro de combinación lineal tal como una función discriminante sintética. Note que esta formulación usó un conjunto de funciones base general $\varphi_m(x,y)$, pero que para este algoritmo ninguna selección en específico para las funciones base fue requerido. Entonces para sintetizar una función discriminante, simplemente se forma la matriz de correlación del conjunto de entrenamiento de datos, se invierte y se multiplica por un vector apropiado $\hat{\mathbf{u}}$. Esta formulación de función discriminante es entonces automática y no requiere una selección en especial de ciertas funciones base.

Para reducir la dimensionalidad de la matriz y por ende el problema a resolver, se puede representar el conjunto de imágenes completo en un hiperespacio de funciones base dimensionalmente ortogonales. Esto puede ser llevado a cabo calculando los eigenvectores del conjunto de imágenes completo. Se puede representar cada imagen en este espacio. Sin embargo, el tamaño de este espacio generalmente será del tamaño de N del conjunto de imágenes, entonces el tamaño de la matriz asociada no será reducido. Además, calcular los eigenvectores asociados de esta matriz es más complicado que resolver la ecuación algebraica asociada. Sin embargo el método óptimo (error cuadrático medio) para comprimir los datos dentro de una dimensionalidad reducida es por técnicas de Karhunen-Loeve sobre los eigenvectores. Si calculamos los eigenvectores del conjunto de datos entero, se puede mantener solamente aquellos más dominantes (aquellos con eigenvalores más grandes) y usar estos como un espacio dimensionalmente reducido en el cuál se puedan representar todos los conjuntos de imágenes. Sin embargo, estos cálculos para la matriz de correlación N^2 son más difíciles de obtener, que encontrar la solución de la ecuación algebraica lineal. Entonces podemos simplificar el cálculo de los eigenvectores operando en subconjuntos de los datos.

Los eigenvalores son calculados convencionalmente de la matriz de correlación, la cual es de tamaño N^2 . es mucho más eficiente el calcular los eigenvectores de la matriz de producto interno vectorial de tamaño $N \ll N^2$. Estos eigenvectores son de dimensionalidad N y son expresados en términos de los conjuntos de imágenes de entrenamiento. Las eigen imágenes (con dimensionalidad N^2) son obtenidas fácilmente como una combinación lineal de los eigenvectores.