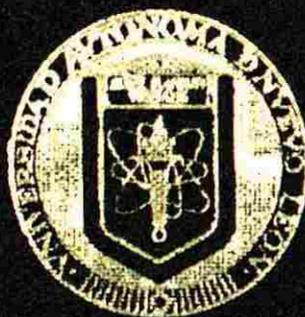


**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON**

**FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA**

**DIVISION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO**



**PROCESAMIENTO DE IMAGENES  
RADIOGRAFICAS DIGITALES**

**TESIS**

**QUE PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA ELECTRICA  
CON ESPECIALIDAD EN ELECTRONICA**

**PRESENTA:  
RAUL ALVARADO ESCAMILLA**

**MONTERREY, N. L.**

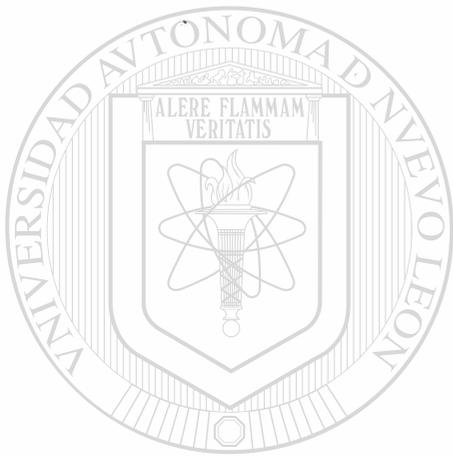
**JUNIO DE 1997**

PROCESAMENTO DE IMAGENS  
RAADICORAFICAS DIGITAIS

TM  
Z5853  
.M2  
FIME  
1997  
A43



1020119037



# UANL

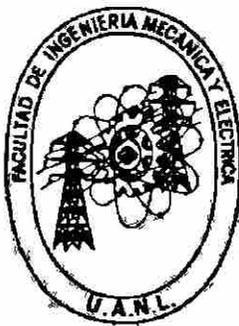
---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

**UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON**  
**FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA**  
**DIVISION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO**



**PROCESAMIENTO DE IMAGENES RADIOGRAFICAS DIGITALES**

TESIS

---

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA ELECTRICA  
CON ESPECIALIDAD EN ELECTRONICA

PRESENTA

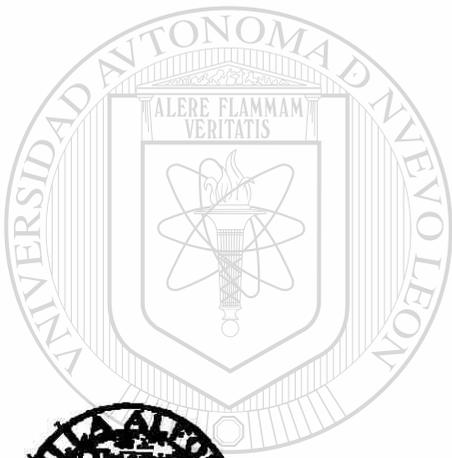
RAUL ALVARADO ESCAMILLA

MONTERREY, N. L.

JUNIO, 1997

JM  
25853  
M2  
FINE  
1999  
R43

111-17860



# UANL



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

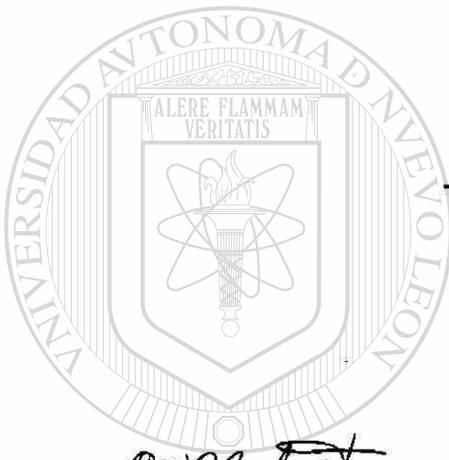
®

FONDO TESIS DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

UNIVERSIDAD AUTONOMA DE NUEVO LEON  
FACULTAD DE INGENIERIA MECANICA Y ELECTRICA  
DIVISION DE ESTUDIOS DE POSTGRADO

Los miembros del comité de tesis recomendamos que la tesis PROCESAMIENTO DE IMAGENES RADIOGRAFICAS DIGITALES realizada por el Ing. Raúl Alvarado Escamilla sea aceptada para su defensa como opción al grado de Maestro en Ciencias de la Ingeniería Eléctrica con especialidad en Electrónica.

El comité de tesis



*José Antonio de la O Serna*  
Asesor

Dr. José Antonio de la O Serna

*Oscar Moreira Tamayo*

Coasesor  
Dr. Oscar Moreira Tamayo

*Salvador Acha Daza*

Coasesor  
Dr. Salvador Acha Daza

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

*Roberto Villarreal Garza*

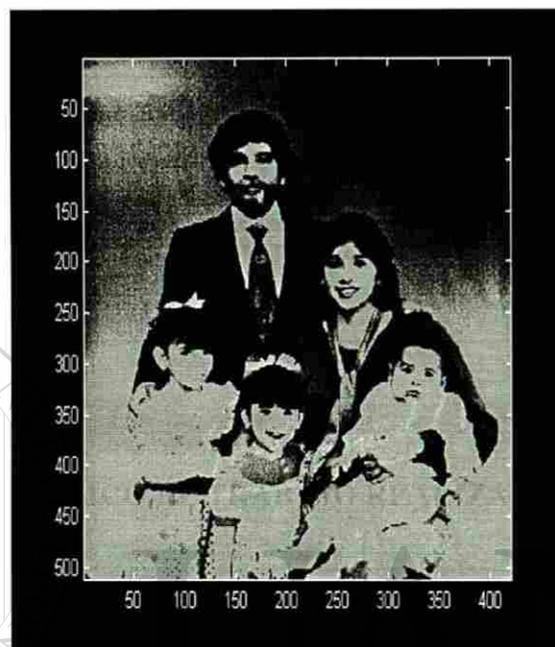
Vo. Bo.  
M. C. Roberto Villarreal Garza  
Subdirector de Postgrado

Monterrey, N.L., Junio de 1997

## DEDICO EL TRABAJO REALIZADO

### A mi esposa e hijos

Rosalinda  
Rosalinda Hija  
Esmeralda  
Raúl



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

### A mis padres y hermanos

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

Martín  
Raquel  
María Elena  
Martín Hijo  
Vicente  
Román  
Mario

A mis demás familiares y a todos mis amigos...

## AGRADECIMIENTOS

A mi asesor Dr. José Antonio de la O Serna por sus valiosos comentarios y sugerencias.

Al Ing. Humberto González González por facilitarme el Hardware y Software de procesamiento de imágenes sin los cuales esta tesis estaría incompleta.

Al Ing. Rodolfo Castillo Martínez por sus valiosas asesorías en Computación.

A los maestros del Programa Doctoral en Ingeniería Eléctrica: Drs. Acha, de la O, Chacón, Cedillo, Altuve, y Collado, por compartir abiertamente sus conocimientos.

A los Administradores de la F.I.M.E.. En particular, a los Ings. José Antonio González, Guadalupe Cedillo, Cástulo Vela, Ciro Calderón, y José D. Rivera por sus desinteresados apoyos en el ámbito laboral.

A mi esposa la Dra. Rosalinda Sánchez por sus comentarios acerca de los términos médicos empleados en la tesis y por su invaluable apoyo moral durante todo el período de estudios de la Maestría.

**RESUMEN**  
**PROCESAMIENTO DE IMAGENES RADIOGRAFICAS DIGITALES**

Publicación No. \_\_\_\_\_

Raúl Alvarado Escamilla, M. C. en Ing. Eléctrica  
Universidad Autónoma de Nuevo León, 1997

Profesor Asesor: Dr. José Antonio de la O Serna

La presente tesis analiza la digitalización, enfatizamiento, y compresión de imágenes radiográficas digitales. Para obtener estas imágenes se emplea un procedimiento que consta de un sistema de procesamiento digital y el equipo convencional de rayos X.

En el trabajo se estudia el funcionamiento del Hardware y software empleados por el sistema de procesamiento digital para capturar, digitalizar, y desplegar las imágenes radiográficas, así como el modelo matemático que representa la información de las imágenes sensada, digital, y reconstruida.

Los mapeos presentados para enfatizamiento de imagen son: extensión de contraste, uniformización de histograma, y filtros de alisamiento y agudizamiento, entre otros. El estudio estadístico, a su vez, incluye: estadística de primer orden, segundo orden, señales diferenciales y de la transformada coseno discreta. La compresión, por su parte, aborda las técnicas conocidas como Modulación de Pulsos Codificados Diferencial y *Joint Photographic Experts Group*.

## INDICE

<b>Resumen</b> .....	<b>v</b>
<b>Indice de figuras</b> .....	<b>ix</b>
<b>Indice de tablas</b> .....	<b>xii</b>
<b>1. INTRODUCCION</b> .....	<b>1</b>
1.1 Antecedentes del proyecto de tesis .....	2
1.2 Objetivos de la Tesis .....	3
1.3 Organización y metodología .....	4
1.4 Antecedentes del procesamiento de imágenes médicas .....	5
1.5 Tipos de imágenes radiológicas digitales .....	6
1.6 Radiografía convencional .....	7
1.7 Procedimientos radiográficos digitales .....	9
1.8 Comunicación de las imágenes médicas .....	11
1.9 Conclusiones .....	12
<hr/>	
<b>2. DIGITALIZACION DE IMAGEN</b> .....	<b>14</b>
2.1 Elementos de un sistema de procesamiento digital .....	15
2.1.1 Adquisición de vídeo .....	15
2.1.2 Procesador de arreglos .....	19
2.1.3 Software de aplicación .....	19
2.2 Representación matemática de la información visual .....	21
2.2.1 Características de la información visual .....	21
2.2.2 Imagen óptica .....	24
2.2.3 Imagen sensada .....	24

## INDICE (continuación)

2.2.4 Imagen digital .....	25
2.2.5 Imagen reconstruida .....	26
2.3 Conclusiones y aportaciones .....	26
<b>3. TECNICAS DE ENFATIZAMIENTO DE IMAGEN.....</b>	<b>29</b>
3.1 Métodos en el dominio espacial .....	29
3.2 Enfatizamiento por procesamiento de puntos .....	30
3.2.1 Imágenes negativas .....	31
3.2.2 Extensión de contraste .....	32
3.2.3 Selección de un rango de niveles de gris .....	34
3.2.4 Procesamiento de histograma .....	36
3.2.5 Substracción de imagen .....	39
3.3 Filtrado espacial .....	42
3.3.1 Filtros de alisamiento .....	43
3.3.2 Filtros de agudizamiento .....	46
3.4 Conclusiones y aportaciones .....	49
<b>4. ESTADÍSTICAS DE LUMINANCIA DE IMAGENES MONOCROMATICAS.....</b>	<b>51</b>
4.1 Estadística de primer orden .....	51
4.2 Estadística de segundo orden .....	53
4.3 Estadística de señales diferenciales .....	56
4.4 Estadística de la Transformada Coseno Discreta (TCD) .....	57
4.5 Modelos estadísticos .....	59
4.6 Conclusiones y aportaciones .....	61
<b>5. TECNICAS DE COMPRESION DE IMAGEN .....</b>	<b>63</b>
5.1 Fundamentos .....	63
5.2 Modelos de compresión de imagen .....	64

## INDICE (continuación)

5.2.1 Codificador y decodificador de la fuente .....	65
5.3 Compresión sin error .....	66
5.3.1 Modulación de Pulsos Codificados Diferencial (DPCM) .....	67
5.4 Estándar para compresión de imágenes fijas monocromáticas (JPEG) .....	68
5.5 Medición de la operación de compresión .....	74
5.6 Conclusiones y aportaciones .....	75
<b>6. CONCLUSIONES, APORTACIONES, Y RECOMENDACIONES.....</b>	<b>77</b>
6.1 Conclusiones .....	77
6.2 Aportaciones .....	78
6.3 Trabajos futuros .....	79
<b>REFERENCIAS .....</b>	<b>81</b>
<b>APENDICE A: ALGORITMOS EMPLEADOS EN LAS TECNICAS DE ENFATIZAMIENTO DE IMAGEN.....</b>	<b>83</b>
<hr/>	
<b>APENDICE B: ALGORITMOS EMPLEADOS EN LAS ESTADISTICAS DE LU- MINANCIA.....</b>	<b>90</b>
<b>APENDICE C: ALGORITMOS EMPLEADOS EN COMPRESION Y EXPANSION BASADOS EN JPEG .....</b>	<b>99</b>

## INDICE DE FIGURAS

1.1	Proceso de una imagen radiográfica en un equipo de rayos X convencional .....	8
1.2	Sistema de procesamiento de imagen .....	10
2.1	Diagrama de bloques del sistema de RDSPI indicando las transformaciones de la imagen .....	14
2.2	Diagrama de bloques de una tarjeta de adquisición de vídeo típica .....	16
2.3	Modelo del procesamiento de la información visual .....	21
2.4	Información visual en una imagen radiográfica .....	23
3.1	Una vecindad de 3 x 3 alrededor del punto (x,y) en una imagen .....	30
3.2	Imagen negativa: (a) función de transformación de los niveles de gris; (b) imagen radiográfica óptica positiva; (c) imagen radiográfica negativa .....	31
3.3	Enfatizamiento por extensión de contraste: (a) función de transformación .....	32
3.3 (cont.)	(b) imagen “columna” con bajo contraste; (c) histograma de Imagen “columna” con bajo contraste (d) imagen “columna” enfatizada; (e) histograma de imagen enfatizada .....	33
3.4	Selección de niveles de gris: (a) función de transferencia que resalta un rango de niveles de gris y reduce el resto; (b) función de transferencia que resalta un rango de niveles de gris y preserva los valores restantes .....	34
3.4 (cont.)	(c) Imagen “brazo” con fractura; (d) enfatizamiento usando la función de transferencia de inciso a invertida; (e) enfatizamiento usando la función de transferencia del inciso b invertida; (f) imagen con corrección de la fractura .....	35
3.5	Uniformización de histograma: (a) función de transformación .....	37
3.5 (cont.)	(b) imagen “tórax” con contraste medio; (c) imagen enfatizada por medio de uniformización de histograma; (d) histograma de imagen original; (e) histograma uniformizado de imagen enfatizada .....	38

## INDICE DE FIGURAS (continuación)

3.6	Enfatizamiento por sustracción de imagen: (a) imagen “cerebro” utilizada como máscara; (b) imagen “cerebro” con yodo colorante circulando por el sistema circulatorio; (c) imagen enfatizada resultante de la sustracción .....	40
3.7	Enfatizamiento por sustracción de imagen: (a) imagen “colon” utilizada como máscara; (b) imagen “colon” con medio de contraste circulando por el sistema digestivo; (c) imagen enfatizada resultante de la sustracción .....	41
3.8	Secciones transversales de filtros circularmente simétricos: a) y b) pasa bajas y pasa altas, respectivamente, en el dominio de la frecuencia; c) y d) pasa bajas y pasa altas, respectivamente, en el dominio espacial .....	42
3.9	Máscara de 3 x 3 con coeficientes de ponderación arbitrarios .....	43
3.10	Filtros pasa bajas de varios tamaños .....	44
3.11	Filtros de alisamiento: (a) imagen “cráneo” original; (b) imagen alisada usando una máscara de 3x3; (c) alisamiento con máscara de 5x5; (d) alisamiento con máscara de 7x7 .....	45
3.12	Filtro espacial pasa altas básico .....	46
3.13	Enfatizamiento con filtro amplificador pasa altas: (a) Imagen “colon” original; (b) enfatizamiento con $A = 2$ ; (c) enfatizamiento con $A = 2.1$ ; y (d) con $A = 2.2$ .....	48
4.1	Función distribución de probabilidad de una sola imagen: (a) histograma de imagen “tórax”; (b) imagen “tórax”; (c) histograma de imagen “cráneo”; (d) imagen “cráneo” .....	52
4.2	Función distribución de probabilidad: (a) cuatro imágenes promediadas; (b) diez imágenes promediadas .....	53
4.3	Autocovarianza de imagen “tórax”: (a) correlación entre los pixeles verticales; (b) correlación entre los pixeles horizontales .....	55
4.4	Fdp's de señales diferenciales: (a) usando un predictor de la misma ponderación , es decir, $Y = (W+X)/2$ ; (b) forma usada para la predicción; (c) usando un predictor lineal de media cuadrática mínima (d) forma usada para la predicción de media cuadrática mínima .....	56

## INDICE DE FIGURAS (continuación)

4.5	Fdp's de los coeficientes de la TCD de la imagen "tórax": (a) primer coeficiente; (b) segundo coeficiente .....	59
5.1	Modelo general de un sistema de compresión .....	65
5.2	(a) Modelo del codificador de la fuente y (b) del decodificador de la fuente .....	65
5.3	Cuantificación de los coeficientes TCD: a) Curva de cuantificación de codificación umbral; b) matriz de normalización típica .....	70
5.4	Reordenamiento de los coeficientes TCD en zigzag .....	71
5.5	Compresión de imagen con JPEG: a) imagen original; b) valores de la primer subimagen; c) valores desplazados; d) coeficientes de la TCD .....	72
5.5 (cont.)	e) coeficientes cuantificados y redondeados; f) vector resultante del reordenamiento en zigzag y recortando los ceros consecutivos al final de la subimagen; g) imagen recuperada a partir del archivo comprimido .....	73
A.1	Selección del área que se desea resaltar .....	86
B.1	Selección del área donde se desea obtener la covarianza .....	92

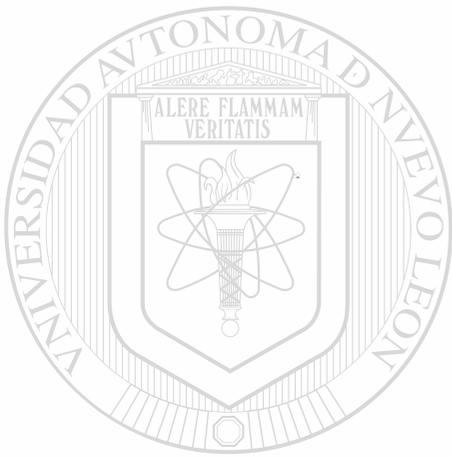
---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

## INDICE DE TABLAS

1.1 Características de las imágenes radiológicas .....	7
--	---



# UANL

---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

# CAPITULO I

## INTRODUCCION

El campo de aplicación del procesamiento de imágenes digitales está en constante expansión. En el área de las comunicaciones electrónicas ha permitido desarrollar nuevos servicios, tales como videoconferencias, videotelefonía, Televisión de radiodifusión digital, y restauración de imágenes de sondas espaciales. Otra de las áreas notablemente favorecidas es la de imágenes médicas, donde el procesamiento de imágenes digitales a permitido obtener diagnósticos más precisos, elaborar programas terapéuticos más efectivos, realizar biopsias guiadas por computadora, y planear intervenciones quirúrgicas en zonas de alto riesgo.

Las áreas de investigación en procesamiento de imágenes se han clasificado de acuerdo al problema que abordan en digitalización, enfatizamiento, restauración, compresión, reconocimiento, y comunicación de las imágenes. Una de las contribuciones de la presente investigación es un estudio sobre la aplicación de un sistema de procesamiento digital en imágenes radiográficas [1], el cual es un ejemplo de una aplicación en el área médica que analiza los problemas de digitalización y enfatizamiento. La presente tesis cubre con mayor amplitud los tópicos de digitalización y enfatizamiento en imágenes radiográficas, y se extiende además a los problemas de compresión y comunicación de dichas imágenes.

El presente capítulo menciona, en las secciones 1.1, 1.2 y 1.3, cómo surgió el proyecto de esta tesis, sus objetivos, y su organización y metodología, respectivamente. Los antecedentes del procesamiento de imágenes médicas digitales se estudian en la sección 1.4 con la finalidad de: 1) observar que la tendencia es emplear microcomputadoras y PC para el procesamiento de imágenes; 2) determinar que las imágenes radiográficas son una rama de las radiológicas y éstas a su vez de las médicas; 3) y ver el porcentaje de exámenes radiográficos que aún son analógicos.

En la sección 1.5 se analizan los tipos de imágenes radiológicas para distinguir las características de las imágenes de un examen radiográfico de propósito general de las de otros procedimientos radiológicos. En la sección 1.6 se describe el procedimiento para obtener una radiografía analógica convencional para efectos de referencia con los digitales. La comparación de resolución, costos, memoria y cobertura de los diversos procedimientos radiográficos digitales se presenta en la sección 1.7 con el fin de orientar al usuario en la selección del procedimiento adecuado a sus necesidades. El problema de la comunicación de las imágenes se aborda en la sección 1.8. Se finaliza con las conclusiones correspondientes.

## 1.1 ANTECEDENTES DEL PROYECTO DE TESIS

En 1990, el Centro de Radiodiagnóstico del Hospital Universitario de la U.A.N.L. adquirió una tarjeta de adquisición de vídeo con un software de aplicación básico, los cuales se instalaron en una PC para obtener un sistema de procesamiento de imágenes. Este sistema se insertó entre la cámara y el monitor del equipo de rayos X convencional y se logró digitalizar y almacenar algunas imágenes radiográficas empleando los comandos del software básico.

Lo que se deseaba era elaborar un software que realizara las siguientes funciones:

- 1) Almacenar en memoria temporal un máximo de diez imágenes por examen radiográfico.
- 2) Desplegar las imágenes en el monitor de la PC y monitor de TV del equipo de rayos X.
- 3) Efectuar procesamientos como control de brillo y contraste, invertir escala de grises, etc.
- 4) Guardar los datos personales del paciente y el estudio solicitado.
- 5) Almacenar las imágenes en memoria permanente.
- 6) Adquirir las imágenes de las memorias temporal o permanente.

Como el software básico no permitía realizar lazos en los programas ni la posibilidad de agregársele programas nuevos, entonces se optó por adquirir un software con subrutinas que permitieran operar la tarjeta de vídeo desde programas en C, FORTRAN, o Pascal.

En 1993, se elaboró un software en Quick C versión 2.5 para realizar algunas de las funciones deseadas. Los principales problemas fueron: desplegar las imágenes en el monitor de la PC con baja resolución de niveles de gris, el enorme espacio de memoria ocupado por cada imagen, y la baja calidad de imagen obtenida con la resolución de 512 x 512 x 8 de la tarjeta de adquisición de vídeo.

En 1996, se inició esta tesis con el fin de aportar soluciones a esos y otros problemas relacionados con la digitalización de imágenes radiográficas, los cuales se plantean en la siguiente sección.

## 1.2 OBJETIVOS DE LA TESIS

La presente tesis aborda e intenta resolver los siguientes problemas relacionados con las imágenes radiográficas convencionales y digitales:

- 1) Facilitar la elaboración del software requerido para que se realicen las funciones planteadas originalmente por el Centro de Radiodiagnóstico.
- 2) Reducir el espacio físico ocupado por las películas de rayos X convencionales.
- 3) Obtener una base de datos con imágenes relevantes.
- 4) Efectuar consulta de imágenes desde lugares remotos.
- 5) Evaluar los procedimientos radiográficos digitales usados actualmente.
- 6) Especificar las limitaciones del hardware y software disponible para digitalizar las imágenes radiográficas.
- 7) Determinar qué técnicas de enfatizamiento son adecuadas en imágenes radiográficas y elaborar software para realizar estas operaciones.
- 8) Analizar técnicas de compresión adecuadas en imágenes radiográficas y elaborar software para realizar las operaciones de compresión y expansión.

### 1.3 ORGANIZACION Y METODOLOGIA

En cada capítulo de la tesis se hace una introducción acerca de lo que se analizará en el contenido del mismo, se desarrolla el contenido en sí, y se finaliza con las conclusiones y aportaciones correspondientes.

En el primer capítulo se describe la introducción a la tesis y se resume un panorama general de los procesos radiográficos. En el segundo capítulo se estudia la digitalización de una imagen radiográfica incluyendo el sistema de procesamiento digital y los modelos matemáticos de las imágenes: óptica, digital y reconstruida. En el capítulo tres se analizan las técnicas de enfatizamiento que dan buenos resultados en las imágenes radiográficas, tales como extensión de contraste, selección de un rango de niveles de gris, uniformización de histograma y filtros de alisamiento y agudizamiento. En el capítulo cuatro se efectúa un estudio del comportamiento estadístico de las imágenes para obtener la función distribución de probabilidad de los niveles de gris de una imagen o de varias imágenes promediadas usando una estadística de primer orden, así como también se analiza la correlación entre píxeles por medio de estadística de segundo orden, además de otros estudios estadísticos relacionados con la codificación, tales como estadísticas de señales diferenciales y de la transformada coseno discreta. Los dos tipos de compresión, Modulación de Pulsos Codificados Diferencial (DPCM) y *Joint Photographic Experts Group* (JPEG), comúnmente empleados en imágenes radiográficas son abordados en el capítulo cinco. Finalmente, en el capítulo seis se presentan las conclusiones y aportaciones de la tesis.

Para capturar y digitalizar las imágenes se utilizó el sistema de procesamiento digital descrito anteriormente, cámara de TV de Dispositivo de Cargas Acopladas, y monitor de TV. Algunas de las imágenes se tomaron directamente del equipo de rayos X convencional y el resto a partir de películas de rayos X convencionales.

## 1.4 ANTECEDENTES DEL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES MÉDICAS

Los sistemas de procesamiento de imágenes han sido diseñados para ayudar al usuario a tomar decisiones basándose en el contenido de una imagen. Estos sistemas se han usado tradicionalmente desde los años sesenta en el área médica para facilitar el diagnóstico de los padecimientos del cuerpo humano.

En sus inicios, los sistemas de procesamiento empleaban computadoras de grande escala para efectuar un procesamiento de imagen eficiente debido a que solo éstas satisfacían los requerimientos de velocidad, capacidad de cómputo, y memoria que demandaban dichos procesos. Más tarde, en los años setenta, fue posible delegar ciertas funciones a las minicomputadoras. Hoy en día se puede efectuar un procesamiento eficiente en muchas aplicaciones por medio de microcomputadoras y computadoras personales [2]. El reducido costo de estos últimos sistemas ha propiciado que se desarrollen nuevas aplicaciones dentro del campo de las imágenes médicas.

Una de las áreas médicas donde más se ha aplicado la tecnología de imágenes es en radiología. Actualmente en los Estados Unidos de América aproximadamente un 30% de los exámenes radiológicos son tomados directamente en medios digitales. Las principales modalidades son: tomografía computarizada (TC), imagen por resonancia magnética (IRM), ultrasonografía (US), tomografía por emisión de positrones (TEP), tomografía computarizada por emisión de fotones (TCEF), medicina nuclear (MN), angiografía por substracción digital (ASD), y fluorografía digital (FD) [3]. El otro 70% son radiografías analógicas de exámenes en cráneo, tórax, seno, abdomen, y huesos, hechos con equipos de rayos X convencionales.

Los procedimientos radiológicos digitales han cambiado la manera tradicional de adquirir las imágenes de los pacientes, han proporcionado medios adaptables para ver secciones transversales anatómicas y estados fisiológicos, y han reducido las dosis de radiación y el trauma en los exámenes de los pacientes.

## 1.5 TIPOS DE IMAGENES RADIOLOGICAS DIGITALES

Una imagen radiológica digital es toda aquella imagen adquirida digitalmente por alguno de los procedimientos radiológicos mencionados anteriormente. El nivel de gris se representa por una función  $f_a(x,y)$  definida en un arreglo de dos dimensiones, generalmente de  $N \times N$ , cuyo rango es el conjunto de enteros no negativos, donde  $1 \leq x \leq N$  y  $1 \leq y \leq N$  son las coordenadas de la estructura anatómica en la imagen. El segmento de imagen representado por las coordenadas  $(x,y)$  es llamado elemento de imagen, o pixel, y  $f_a(x,y)$  su valor funcional o nivel de gris [4]. En la Tabla 1.1 se muestra un resumen de las características de la imagen digital generada por los diferentes procedimientos radiológicos empleados actualmente [3]. La dimensión de la imagen indica su resolución espacial en términos de líneas y pixeles por línea. Por ejemplo, una imagen de TC tiene 512 líneas con 512 pixeles por línea. El número de niveles de gris representa las propiedades físicas o químicas de la estructura del objeto y define la resolución de intensidad de la imagen. Por ejemplo, los 12 bits de la imagen de TC indican una resolución de  $2^{12}$  o 4096 niveles de gris.

Cada imagen radiológica tiene además un nombre en particular relacionado con el procedimiento. Por ejemplo, la TC produce imágenes radiográficas, el ultrasonido da imágenes ecográficas, la resonancia magnética da como resultado imágenes por resonancia magnética, y así sucesivamente. La imagen radiográfica se define como una fotografía interna del cuerpo por medio de rayos X, es decir una imagen fija; mientras que la fluorográfica da imágenes en movimiento. Por otra parte, una imagen ecográfica se define como una fotografía interna del cuerpo por medio de ultrasonido.

Las imágenes radiográficas producidas por los procedimientos RC y PD toman imágenes en un plano horizontal transversal al tubo de rayos X y al tubo intensificador de imagen, conocidas como de propósito general; en cambio las de TC, ASD y FD son de propósito específico [5]. La TC toma imágenes fijas en planos inclinados y ASD y FD toman imágenes en secuencia para observar movimiento. En el presente estudio se está interesado en las imágenes radiográficas de propósito general para efectuar un diagnóstico basándose en su información.

**TABLA 1.1**  
Características de las imágenes radiológicas.

Modo	Dimensión de imagen	Niveles de gris	im./ exam	Mbytes / exam	Tipo de imagen producida
TC	512 x 512	12	30	16	Radiográfica
IRM	256 x 256	12	50	6.5	Imagen por resonancia magnética
ASD	1024 x 1024	8	20	20	Radiográfica y/o Fluorográfica
FD	1024 x 1024	8	15	15	Radiográfica y/o Fluorográfica
US	512 x 512	6	36	9.5	Ecográfica
TCEF	128 x 128	8 o 16	50	0.8 o 1.6	Imagen por emisión de fotones
TEP	128 x 128	16	62	2	Imagen por emisión de positrones
RC	2048 x 2048	12	4	32	Radiográfica
PD	2048 x 2048	12	4	32	Radiográfica

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

## 1.6 RADIOGRAFIA CONVENCIONAL

®

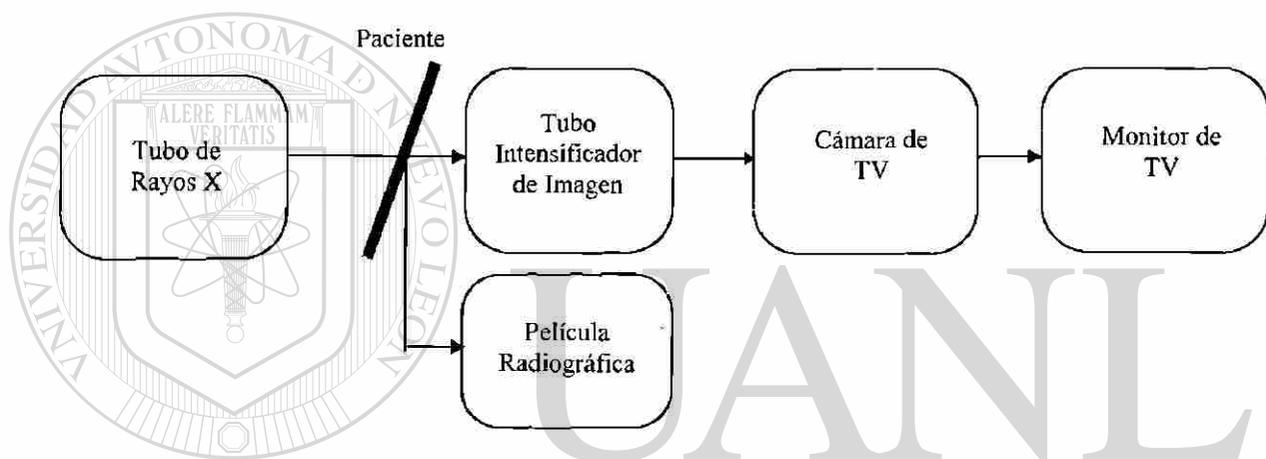
### DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

Los equipos de rayos X generalmente se clasifican de acuerdo a la energía aplicada o por el uso de los mismos. Los equipos para *diagnóstico*, se emplean en medicina para obtener imágenes de estructuras anatómicas y tejidos. Sus tubos de rayos X requieren de 30 KV a 150 KV y corrientes de 25 mA a 1,200 mA. Los datos de equipos de rayos X *terapéuticos* y de otros usos se pueden consultar en la referencia [5].

Los equipos modernos de rayos X proporcionan dos tipos generales de procedimientos de rayos X: los exámenes radiográficos y los exámenes fluoroscópicos. Los radiográficos emplean una película de rayos X y un tubo de rayos X montado en la parte superior de un soporte que

permite que el tubo se mueva en cualquier dirección. Estos exámenes suministran imágenes fijas al radiólogo. Los fluoroscópicos dan imágenes en movimiento retratadas en una pantalla fluoroscópica o en un monitor de TV. Las técnicas de procesamiento aquí analizadas están enfocadas a exámenes radiográficos, sin embargo, también son aplicables a los fluoroscópicos.

El procedimiento usado para obtener una radiografía tradicional es ilustrado en el diagrama a bloques de la Fig. 1.1. La imagen radiográfica remanente producida al exponer al paciente a una dosis de rayos X es captada por un tubo intensificador de imagen (TII) el cual produce una imagen óptica que se envía al sistema radioscópico.



**Fig. 1.1** Proceso de una imagen radiográfica en un equipo de rayos X convencional.

El sistema radioscópico compuesto por la cámara y el monitor de TV permiten al usuario observar la imagen adecuada antes de imprimirla en la película radiográfica. Durante la radioscopia generalmente se dispone de un regulador automático de dosis/tiempo que mantiene una luminosidad constante en el monitor de TV independientemente del espesor del paciente.

Una vez seleccionada la imagen, se inserta el cartucho radiográfico en un compartimiento previo al TII para que se exponga a la radiación. La pantalla fosforescente del cartucho convierte la radiación a luz. La luz, a su vez, graba una imagen latente en la emulsión de bromuro de plata de la película. La imagen se hace visible por medio de revelado. De esta manera queda impresa la imagen radiográfica analógica en la película .

## 1.7 PROCEDIMIENTOS RADIOGRAFICOS DIGITALES

Los procedimientos radiográficos usados actualmente para digitalizar las imágenes radiográficas son la Radiografía Computarizada (RC) y la Película Digitalizada (PD) caracterizados anteriormente en la Tabla 1.1.

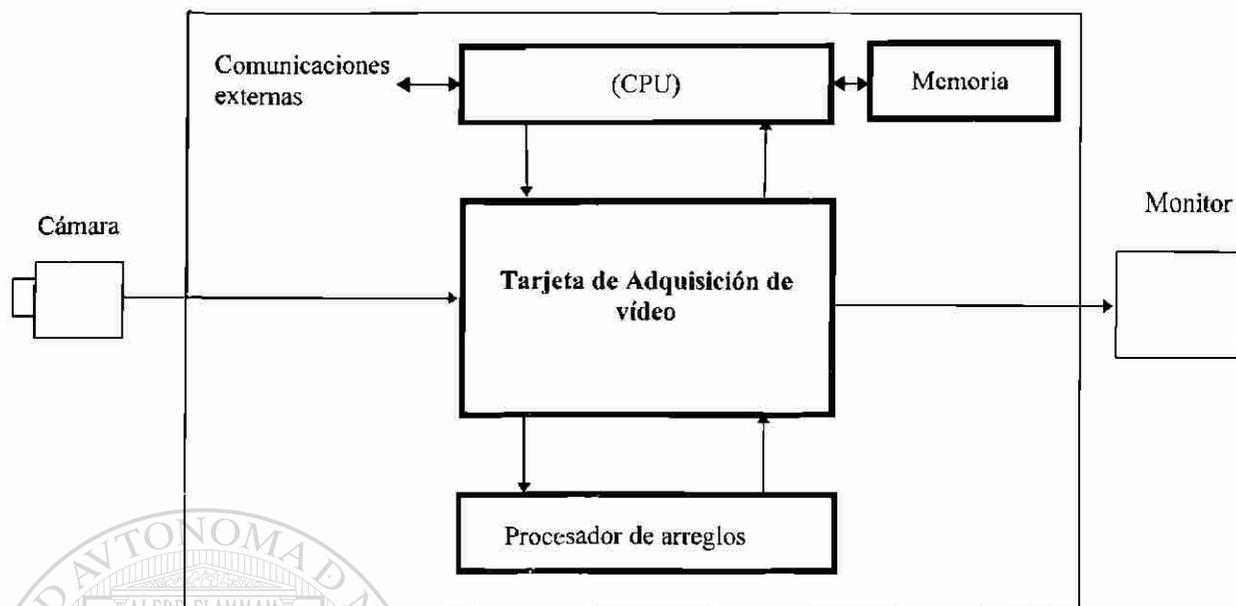
La RC usa una película de fósforo fotoestimulable como detector de rayos X. La imagen de rayos X latente formada en la película es explorada y excitada por un haz de láser para que emita fotones que sean detectados y convertidos a señales electrónicas. Esas señales se convierten a señales digitales para formar una imagen radiográfica digital.

La PD es obtenida usando un escáner que convierte la película de rayos X a números digitales. El escáner digitalizador de láser es considerado como el estándar principal porque es el que mejor preserva la resolución de la imagen original de la película [3].

La cantidad de memoria requerida para almacenar un examen de radiografía computarizada (RC) o de película digitalizada (PD) es, en promedio, 32 Mbytes. Normalmente, los hospitales que manejan estas imágenes emplean cintas magnéticas como medio de almacenamiento. Sin embargo, una cinta típica sólo puede archivar en promedio un poco menos de cincuenta exámenes de RC o PD. Por esta razón, algunos hospitales han cambiado su medio de almacenamiento primario a discos ópticos. El medio actual de mayor capacidad es un *jukebox* (“tocadoisco”) óptico con 1 a 2 terabits de datos disponibles. Este “tocadoisco” proporciona un tiempo de acceso razonable pero su costo es prohibitivo para la mayoría de los usuarios.

### **Radiografía Digital con Sistema de Procesamiento Integrado**

Un sistema de procesamiento de imágenes está compuesto por un CPU, memoria, tarjeta de adquisición de vídeo, y un software de aplicación. Los sistemas basados en microcomputadoras (Fig. 1.2) requieren además un acelerador aritmético o un procesador de arreglos para obtener un rendimiento eficiente [2].



**Fig. 1.2.** Sistema de procesamiento de imagen.

Estos sistemas aceptan una señal de vídeo a través de la tarjeta de adquisición de vídeo. La imagen se digitaliza, almacena, procesa, y se reconvierte en señal analógica para desplegarse en tiempo real en un monitor de TV.

El procedimiento utilizado en esta investigación agrega un sistema de procesamiento digital entre la cámara y el monitor del equipo de rayos X convencional en la Fig. 1.1. Por esta razón lo llamaremos Radiografía Digital con Sistema de Procesamiento Integrado (RDSPI). Obsérvese que en los procedimientos de RC y PD el sistema de procesamiento digital es independiente del equipo de rayos X.

#### **Ventajas y desventajas de RDSPI con respecto a RC y PD**

- 1) La resolución de  $512 \times 512 \times 8$  empleada en RDSPI es compatible con el estándar RS-170 para televisión comercial monocromática. Por lo tanto la cámara y el monitor requeridos son económicos y pueden ser los mismos que ya tiene el equipo de rayos X convencional.
- 2) La demanda de memoria de RDSPI es de 256 Kbytes por imagen contra 8 Mbytes de RC y PD. Esto es, la relación es de 32 : 1.

- 3) El máximo tamaño de imagen en RDSPI está limitado por el tubo intensificador de imagen. Para un tubo con 30 cm de diámetro el máximo es de 24 x 24 cm. En RC y PD el máximo es de 36 x 91 cm.
- 4) Las imágenes de RC y PD preservan la calidad de las películas de rayos X. Por lo tanto, tienen la calidad de imagen requerida para diagnóstico en todos los tipos de estudios radiográficos de propósito general. Las de RDSPI tienen menor calidad y requieren de una evaluación por parte de los radiólogos para determinar en qué tipo de estudios tienen la calidad apropiada.
- 5) Las imágenes de RDSPI pueden utilizarse sin ningún problema para propósitos académicos en el área médica y para fines de investigación en el área de procesamiento de imágenes digitales.
- 6) En todos los procedimientos radiográficos se puede aprovechar el equipo de cómputo para administrar el registro de los datos de los pacientes y el tipo de estudio solicitado.

## 1.8 COMUNICACION DE LAS IMAGENES MEDICAS

Hasta finales de los años ochenta, los fabricantes trabajaron en el desarrollo de estaciones de trabajo para procesamiento de imágenes de un solo tipo de procedimiento radiológico. Estas estaciones se formaron utilizando una PC o microcomputadora, tarjeta de adquisición de vídeo, varias tarjetas procesadoras de arreglos, tarjeta para compresión, e interface de red [6,7]. Con ellas se tuvo la capacidad de crear una base de datos de imágenes y de conectarse a la red digital para comunicación remota. El avance más reciente es la creación de Sistemas de Almacenamiento y Comunicación de Imágenes (PACS).

Los PACS, en conjunto con la posibilidad de enfatizamiento y almacenamiento óptico han acelerado el proceso de cambio de las imágenes médicas de analógicas a digitales. Los PACS regulan el ambiente radiológico digital de un hospital, permitiendo adquirir, almacenar, comunicar, y desplegar grandes volúmenes de imágenes procedentes de varios procedimientos radiológicos. Recientemente, han sido instalados PACS de gran escala en varios hospitales y han dado resultados satisfactorios [8].

El costo de los PACS es aún muy alto. Sin embargo, se espera que sean una alternativa económicamente factible a los sistemas basados en películas analógicas al reducir los costos de operación por medio de técnicas de compresión más eficientes.

La compresión también es útil para efectuar una transmisión rápida de imágenes médicas con un gran contenido de información en una red de PACS hacia estaciones de trabajo para efectos de diagnóstico, revisión, o enseñanza. Sin embargo, aún no ha sido resuelto por completo el problema del tiempo empleado en estas transmisiones. Por ejemplo, una imagen de tórax digitalizada de 4K x 4K x 12b transmitida por una Red de Intercambio de Datos Distribuidos por Fibra (FDDI) de 100 Mbps a una tasa de transferencia efectiva de 20 Mbps, tomaría hasta 13 segundos en su transmisión. No obstante, en muchas aplicaciones médicas se requiere que la imagen se despliegue en menos de 2 segundos para observar el movimiento real del órgano o sistema en estudio[3].

El problema de transmisión se agrava aún más en aplicaciones con Redes de Área Amplia (WAN), las cuales frecuentemente incluyen canales con ancho de banda angosto, tales como líneas telefónicas de larga distancia o una Red Digital de Servicios Integrados (ISDN) con una tasa de datos de 144 Kbps. La teleradiología es una aplicación de WAN que intenta llevar los servicios radiológicos expertos de un centro médico urbano grande a centros en áreas rurales y poblaciones pequeñas.

## 1.9 CONCLUSIONES

Por medio de digitalización y procesamiento se pueden resolver una serie de limitaciones de las radiografías analógicas convencionales, de ahí el interés por encontrar un procedimiento económico y eficiente basado en microcomputadora o PC.

Un examen radiográfico de propósito general es un procedimiento radiológico que toma una imagen fija en un plano horizontal de una sección del interior del cuerpo por medio de rayos X. En promedio se toman 4 imágenes por paciente.

Actualmente se emplean tres procedimientos diferentes para obtener una imagen radiográfica digital. Los de Radiografía Computarizada y Película Digitalizada son de mayor costo, resolución, y cobertura que el de Radiografía Digital con Sistema de Procesamiento Integrado.

Las ventajas de la digitalización de las imágenes radiográficas son: 1) la posibilidad de mejorar su apariencia por medio de enfatizamiento; 2) la capacidad de almacenarlas en forma comprimida en discos ópticos o magnéticos, con lo cual se ocupa una área física mucho menor que con las películas de rayos X analógicas y se puede formar una base de datos con imágenes relevantes que sirvan de apoyo en un diagnóstico o para enseñanza; 3) y la capacidad de transmitirse a lugares remotos.

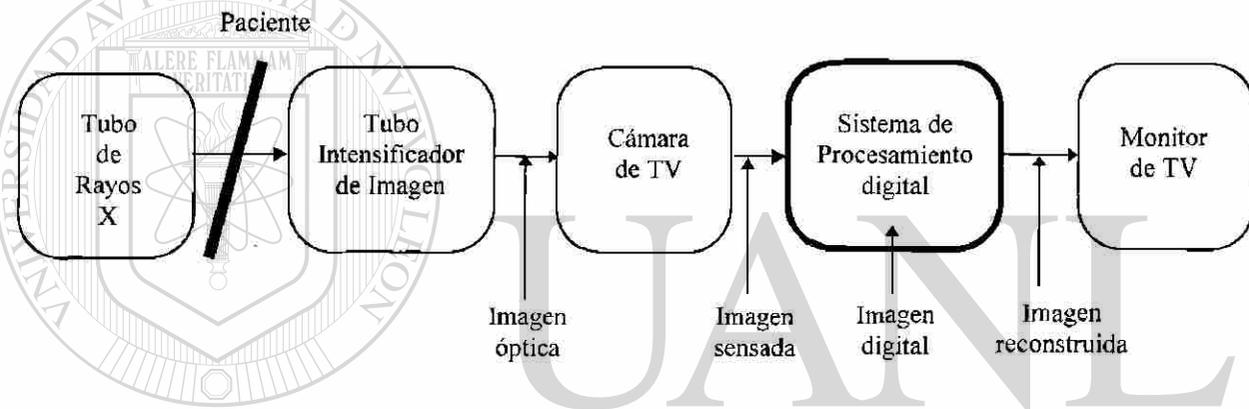
Los Sistemas de Almacenamiento y Comunicación de Imágenes (PACS) son una solución integral a los procedimientos radiológicos digitales aislados y con ellos se puede regular el ambiente radiológico de un hospital. Su inconveniente es el alto costo de operación y mantenimiento.

Con PACS y estaciones de trabajo conectadas en red local se pueden acceder las imágenes desde lugares remotos dentro de un hospital. En aplicaciones donde se requieren imágenes fijas, como en los exámenes radiográficos, el tiempo de transmisión no representa ningún problema. Pero en estudios donde se requiere ver imágenes en movimiento, aún no está resuelto el problema del tiempo empleado en la transmisión de imágenes grandes. Este problema es aún más grave para redes de área amplia (WANs).

## CAPITULO 2

### DIGITALIZACION DE IMAGEN

La imagen óptica en el procedimiento radiográfico RDSPI está disponible a la salida del tubo intensificador de imagen. Esta imagen sufre una serie de transformaciones entre su captación y desplegado como se muestra en la Fig. 2.1.



**Fig. 2.1.** Diagrama de bloques del sistema de RDSPI indicando las transformaciones de la imagen.

La imagen óptica se captura con una cámara de TV y se convierte en una señal eléctrica que se denominará imagen sensada. Esta última se digitaliza en el sistema de procesamiento digital formando la imagen digital. A partir de ella, se obtiene la imagen reconstruida, la cual se despliega en el monitor de TV.

En este capítulo se estudiarán los procesos de captación, digitalización, y desplegado desde el punto de vista del hardware y software requeridos y de la representación matemática de la información de las imágenes involucradas en dichos procesos.

## 2.1 ELEMENTOS DE UN SISTEMA DE PROCESAMIENTO DIGITAL

En las siguientes subsecciones se describe la operación de los elementos de un sistema de procesamiento de imágenes típico [2,9]. El sistema usado en este proyecto incluye la mayor parte de los recursos ahí mencionados.

### 2.1.1 ADQUISICION DE VIDEO

Una tarjeta de adquisición de vídeo además de adquirir y procesar datos de vídeo, también almacena y despliega una imagen en tiempo real a una razón de 30 cuadros o imágenes por segundo. En la Fig. 2.2 se muestra un diagrama a bloques con los componentes de una tarjeta típica. Enseguida se describe la que se usará en el presente trabajo de investigación.

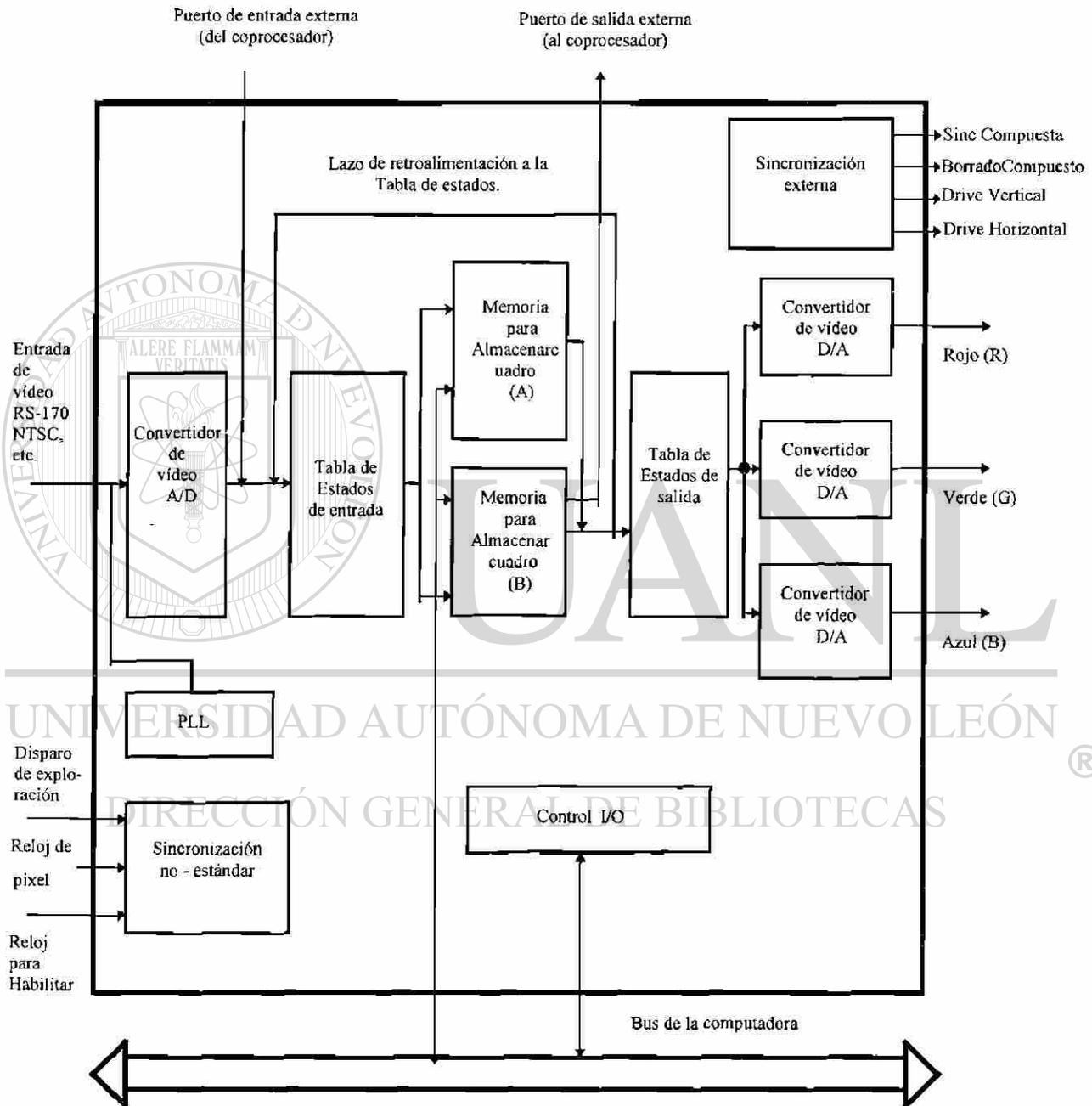
#### **Estándar de la fuente de vídeo**

Las cámaras de TV utilizadas como fuente de vídeo en el procedimiento radiográfico RDSPI operan de acuerdo al estándar RS-170 para sistemas de televisión de 60 Hz. Las señales RS-170 contienen líneas de vídeo en blanco y negro y datos de tiempo para sincronización horizontal y vertical. Cada cuadro contiene 525 líneas y se manejan 30 por segundo. El ancho de banda de la señal monocromática es de 4.2 MHz.

#### **Conversión de analógico a digital.**

El circuito de adquisición de imagen proporciona señales de tiempo que dividen cada línea horizontal en un conjunto discreto de puntos de imagen o píxeles. Estos píxeles forman un arreglo de dos dimensiones de 512 unidades tanto de alto como de ancho. La forma de los píxeles puede ser cuadrada o rectangular. La relación de las dimensiones horizontal y vertical es llamada relación de aspecto. Las imágenes de TV RS-170 tienen una relación de aspecto de 4:3; es decir, su ancho es 1.3 veces su alto.

El convertidor A/D determina el número de valores que están disponibles para representar el rango de intensidades, o niveles de gris, para cada pixel. Un convertidor A/D de 8 bits produce 256 niveles de gris.



**Fig. 2.2.** Diagrama de bloques de una tarjeta de adquisición de vídeo

## **Sincronización**

La mayoría de las tarjetas de adquisición de vídeo usan un lazo de enganche de fase (PLL) para sincronizar el tiempo interno con el tiempo de la señal de vídeo entrante. El PLL se engancha sobre los pulsos estables de sincronía horizontal y vertical de la señal de vídeo y genera señales de temporización que controlan la operación de la tarjeta.

## **Tabla de estados**

Antes de almacenar la información de vídeo digitalizada en una memoria almacenadora de cuadros, se pueden modificar los valores de los píxeles por medio de una tabla de estados de entrada.

En el caso de imágenes con 8 bits de resolución, la tabla de estados que se toma por defecto tiene almacenados 256 valores ordenados en forma ascendente de 0 a 255, correspondientes a los 256 niveles de gris. El valor binario de entrada es tomado como un índice para consultar el valor de la tabla en la localidad direccionada. Esta tabla es conocida como identidad porque el valor binario a su salida es el mismo que a su entrada.

Otra de las tablas comúnmente disponibles es la de inversión de la escala de grises, la cual tiene almacenados valores ordenados en forma descendente del 255 al 0. Existen, además, otras tablas de estados de entrada de acuerdo al modelo de la tarjeta de adquisición de vídeo seleccionada.

## **Memoria almacenadora de cuadros**

Una tarjeta de adquisición de vídeo con una resolución de 512 x 512 x 8 dispone de dos memorias intermedias de 256 Kbytes para almacenar simultáneamente un cuadro de imagen en la tarjeta.

La arquitectura de memoria está diseñada con dos puertos porque los datos de vídeo de la cámara deben ser almacenados en una memoria que esté disponible para procesamiento y en otra para despliegado de la imagen en tiempo real en un monitor de TV. Si el diseño fuera con un solo

puerto, el requerimiento de desplegado bloquearía permanentemente el flujo de datos para procesamiento (en el CPU o en el procesador de arreglos), o bien, si se le diera prioridad al hardware de procesamiento, entonces se interrumpiría la salida de datos para desplegado y con ello aparecería “nieve” o estática en el monitor. Esto es, en un sistema de procesamiento de imagen es obligatorio que sea permitido el desplegado de los datos de imagen a través de una memoria y de una segunda memoria para el procesamiento interno o externo.

### **Conversión de digital a analógico**

Después de adquirir y procesar una imagen, se requiere verla. El desplegado de una imagen procesada necesita de hardware que convierta de nuevo los valores de pixel en una señal analógica RS-170. En la mayoría de los sistemas, el circuito de desplegado contiene tablas de estados de salida y tres convertidores D/A. Una tarjeta de adquisición de vídeo con 8 bits de resolución permite desplegar imágenes en 256 distintos colores o bien en 256 niveles de gris.

La circuitería típica consta de tres convertidores D/A de 8 bits, los cuales proporcionan la señal analógica RS-170 que operan las entradas de rojo, verde y azul de un monitor tipo RGB cuando se desea desplegar imágenes de color. Si es en blanco y negro sólo se usa una de las salidas R, G, o B. Los circuitos de salida superponen las señales de sincronía horizontal y sincronía vertical sobre las salidas de los convertidores D/A.

### **Microprocesador incorporado**

La ventaja de agregar hardware de procesamiento de imagen en una computadora personal es el ofrecer capacidad de procesamiento adicional para obtener un manejo eficiente de datos finamente sintonizados sin cargar el CPU de la computadora. Esto se logra incorporando un microprocesador en la tarjeta de adquisición de vídeo.

El microprocesador tiene capacidades programadas que incluyen soporte de interrupciones y expansión de I/O, EPROM, RAM, y contador de tiempo programable, así como registros de estado y de datos.

Aunque transparente para el usuario, la comunicación entre la PC y la tarjeta de adquisición de vídeo tiene lugar a través de este microprocesador.

### **2.1.2 PROCESADOR DE ARREGLOS**

A través de los puertos digitales externos de la tarjeta de adquisición de vídeo, la información adquirida puede ser enviada directamente hacia un procesador de arreglos sin pasar por el bus de la PC, o bien requerir la intervención del CPU de la computadora. Moviéndose directamente los datos de vídeo hacia el coprocesador por la trayectoria externa, las manipulaciones de la imagen y la Entrada/Salida de vídeo en tiempo real no están limitadas por los retardos de operación del bus de la PC. De modo similar, la imagen procesada puede ser transferida directamente por el puerto externo al convertidor D/A de vídeo para su despliegado en el monitor.

El procesador de arreglos está basado en un procesador de señales digitales como el TMS320 de 16 bit de Texas Instruments. La capacidad de éste es explotada y complementada con memoria adicional, I/O y software para soportar sus capacidades.

---

El procesador de arreglos es un recurso que hace más eficiente el procesamiento de imágenes digitales. Sin embargo, no se cuenta con él en la presente investigación.

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

### **2.1.3 SOFTWARE DE APLICACION**

Para dar un mejor soporte al hardware de procesamiento de imagen, se han desarrollado ambientes de operación que facilitan las aplicaciones de un sistema de procesamiento de imágenes. Estos suministran las capacidades para operación y las funciones de procesamiento/análisis implementadas en aritmética de punto flotante.

Un software de aplicación típico contiene tres componentes principales: lenguaje interpretador de comandos, sistema administrador de archivos, y facilidad de expansión del sistema. El lenguaje interpretador de comandos permite a los usuarios ejecutar directamente las funciones de procesamiento de imagen con comandos en inglés simples. Este lenguaje también permite que sean construidos programas usando variables, lazos de programas, y expresiones aritméticas.

El ambiente de operación proporciona más de 100 comandos de procesamiento de imagen que van desde la captación de cuadros y la aritmética de punto fijo, hasta el análisis en el dominio de la frecuencia implementada en aritmética de punto flotante. Los comandos de adquisición de imagen, desplegado y manipulación realizan las operaciones siguientes: captación de cuadros, aritmética simple, promedio de cuadros, definición de umbrales, y superposición de gráficas. Los comandos de procesamiento y análisis más sofisticados realizan: transformadas de Fourier, Walsh/Hadamard y Hilbert, transformadas inversas, histogramas y convoluciones espaciales.

El segundo componente es el sistema administrador de archivos. Este maneja archivos estándar y subdirectorios bajo el sistema operativo DOS. Es usado para almacenar, organizar e importar imágenes previamente almacenadas en disco o en cinta magnética.

---

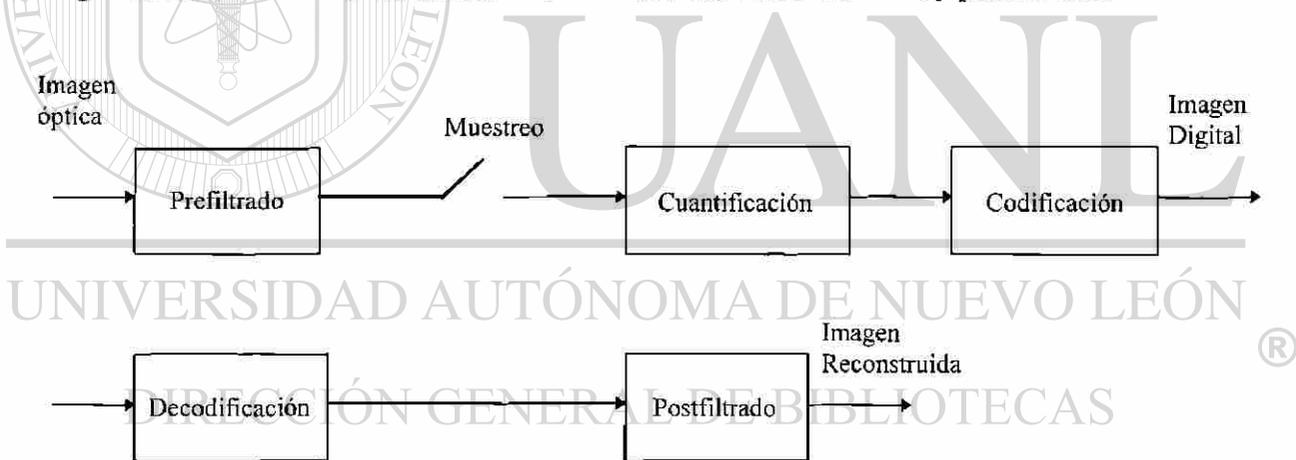
Mediante la capacidad de expansión del sistema, es fácil incorporar programas ejecutables escritos en FORTRAN o en C. De esta manera se puede desarrollar cualquier algoritmo de procesamiento deseado y agregarlo al sistema. Un procedimiento de actualización incorpora el nuevo programa en el ambiente de operación.

El software de aplicación disponible en esta investigación es el básico y no cuenta con las facilidades de efectuar lazos de programación ni con la posibilidad de expansión. Sin embargo, se cuenta con otro software de soporte que consta de subrutinas accesibles por medio de lenguaje C, FORTRAN, o Pascal. Este último permite al usuario desarrollar su propio software de aplicación sin las limitantes del software básico.

## 2.2 REPRESENTACION MATEMATICA DE LA INFORMACION VISUAL

El ojo humano tiene una capacidad limitada para ver el mundo que lo rodea. Es sensible a las longitudes de onda de 400 a 700 nm, correspondientes a la luz visible. Sin embargo, de cierta manera se ha aumentado la capacidad de percepción del ojo humano a través de la invención de dispositivos que detectan radiación electromagnética fuera del rango normal de visión y a niveles de energía inferiores a la capacidad del ojo por sí mismo. Este es el caso de las imágenes radiográficas.

Comúnmente la información visual de las imágenes se representa en dos dominios: espacial y en frecuencia. En ambos casos, los procesamientos efectuados para la captación, digitalización y despliegado siguen el modelo indicado en el diagrama de bloques de la Fig 2.3. Los procesos son: prefiltrado, muestreo, cuantificación, codificación, decodificación, y postfiltrado.



**Fig. 2.3.** Modelo del procesamiento de la información visual.

### 2.2.1 Características de la información visual

La información visual en imágenes radiográficas está determinada completamente en base a las siguientes características:

- 1) tamaño (o ventana) de percepción finito
- 2) definición espacial en dos dimensiones
- 3) monocromática (sin percepción de colores)
- 4) fija (sin percepción de movimiento)
- 5) Negativa o positiva

En la Fig. 2.4 se muestra la imagen “rodilla” tomada con el procedimiento RDSPI. Con respecto al modelo de la Fig. 2.3 y del sistema en la Fig. 2.1, esta imagen corresponde a la reconstruida. Es decir, es una replica de la imagen óptica que se tendría disponible a la salida del tubo intensificador de imagen (TII) del equipo de rayos X.

Se utiliza la imagen “rodilla” para explicar las características de toda imagen radiográfica. En particular se observa lo relativo al tamaño de la sección anatómica representado en la imagen. Las dimensiones de la sección “fotografiada” están limitadas por el área que puede sensar el tubo intensificador de imagen. Por ejemplo, un tubo con 30 cms de diámetro puede cubrir una sección máxima de 24 x 24 cms. La imagen de la Fig. 2.4 mide 6 x 6 cms, es decir, está a una escala de 1:4 con respecto al objeto real. En general, el tamaño o ventana de percepción de toda imagen radiográfica es finito.

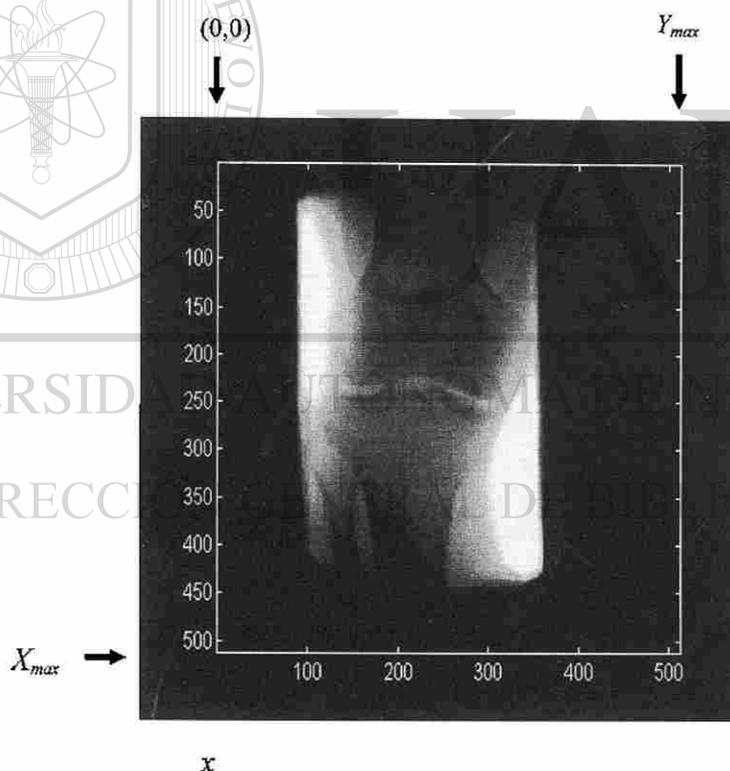
Es conveniente mencionar, que en el análisis anterior se consideraron dos simplificaciones que no serán explicadas por estar fuera del alcance de este trabajo. Dichas simplificaciones son: 1) no hay factor de amplificación entre el tamaño de la sección anatómica y la imagen proyectada en el tubo intensificador de imagen [5]; 2) el lente de la cámara enfoca exactamente el área de la imagen óptica generada por el TII.

Debe notarse también que la información contenida en la imagen “rodilla” queda completamente definida por dos ejes de coordenadas cartesianas  $(x,y)$ , lo cual significa que no contiene información de profundidad.

Se tiene además que la información de esta imagen es monocromática puesto que sólo contiene niveles de gris desde el negro hasta el blanco, pero no contiene color.

Otra característica de la imagen es que es fija. Es decir, no contiene información de movimiento. O bien, es una imagen que no cambia en función del tiempo.

La última característica de la imagen en cuestión es que es positiva. El término positivo es convencional y se refiere a la imagen que percibe el ojo directamente de la fuente de luz (en este caso del TII). Sin embargo, las imágenes radiográficas de películas de rayos X que se emplean cotidianamente son negativas con respecto a las del TII. Por lo tanto emplearemos en nuestro estudio los dos tipos de imágenes.



**Fig. 2.4.** Información visual en una imagen radiográfica.

### 2.2.2 Imagen óptica

En todas las aplicaciones de procesamiento de imágenes digitales es preciso definir las características de las imágenes para que a partir de ellas se determinen los modelos matemáticos que representen su información.

En el caso de las imágenes radiográficas podemos afirmar que su información es función de la energía de luz que pasa a través de la ventana de percepción en cada punto de ella. Esto es, el modelo matemático de la imagen óptica queda definido simplemente por la función imagen

$$\text{donde } \begin{cases} 0 \leq f(x, y) \leq \infty \\ 0 \leq x \leq X_{max} \\ 0 \leq y \leq Y_{max} \end{cases} \quad (2-1)$$

$f(x, y)$  es finita porque toda forma de energía es finita; mientras que  $x$  y  $y$  son variables continuas entre cero y un valor finito máximo debido a que la ventana de percepción es finita.

### 2.2.3 Imagen sensada

La señal de vídeo a la salida de la cámara está limitada por una frecuencia de 4.2 MHz de acuerdo al estándar RS-170 para TV comercial. Esto significa que la cámara no sigue fielmente todas las variaciones de intensidad de la imagen óptica. En lugar de tomar los valores instantáneos en los puntos  $(x, y)$  toma un promedio ponderado de la intensidad de luz en  $(x, y)$  y una vecindad pequeña alrededor de él. A este proceso se le conoce como *prefiltrado* o *prealiasing* [10].

Entonces, la imagen sensada por la cámara queda expresada como:

$$\tilde{f}_s(x, y) = \int_{y-\delta}^{y+\delta} \int_{x-\delta}^{x+\delta} f(w, z) h_c(x-w, y-z) dw dz \quad (2-2)$$

donde  $h_c(x-w, y-z)$  es la función de filtrado de la cámara.

En este proyecto se emplea una cámara de Dispositivo de Cargas Acopladas CCD [11], la cual efectúa un prefiltrado tanto horizontal como vertical de la manera indicada en (2-2). Sin embargo, si la cámara es de tubo electrónico, entonces sólo filtra en la dirección horizontal [10].

#### 2.2.4 Imagen digital

Al almacenar la imagen, ésta se discretiza tanto espacialmente como en amplitud. El primer proceso es conocido como muestreo y el segundo como cuantificación. Enseguida, el proceso de codificación convierte los valores discretos en amplitud a binario para obtener una imagen digital. A estos tres procesos se les conoce frecuentemente como *Modulación de Pulsos Codificados* o *codificación PCM* [10] y son efectuados en el convertidor de A/D de la tarjeta de adquisición de video del sistema de procesamiento digital. La frecuencia de muestreo utilizada es de 10 MHz para cumplir con el teorema de Nyquist y evitar el efecto *aliasing*.

La imagen discreta para un arreglo de  $N \times N$  queda definida como:

$$\bar{f}(x, y) \approx \begin{bmatrix} \bar{f}_s(0, 0) & \bar{f}_s(0, 1) & \dots & \bar{f}_s(0, N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{f}_s(N-1, 0) & \bar{f}_s(N-1, 1) & \dots & \bar{f}_s(N-1, N-1) \end{bmatrix} \quad (2-3)$$

$$\text{donde } \begin{cases} 0 \leq \bar{f}(x, y) \leq L-1 \\ 0 \leq x \leq N-1 \\ 0 \leq y \leq N-1 \end{cases}$$

los valores de  $x, y, \bar{f}(x, y)$  son discretos y enteros positivos, y  $L$  es el número de niveles de gris.

La imagen digital se obtiene por la conversión de los valores discretos de decimal a binario.

$$f_d(x,y) = \bar{f}(x,y)_{10} \rightarrow \bar{f}(x,y)_2 \quad (2-4)$$

donde  $L = 2^n$  y  $n$  es el número de bits.

### 2.2.5 Imagen reconstruida

Para recuperar una imagen analógica a partir de una digital se efectúa primero una decodificación y luego un postfiltrado. Con la decodificación se obtiene una imagen con niveles discretos en amplitud. El postfiltrado realiza una interpolación entre estos valores para suavizar el cambio entre ellos. Estos procesos son realizados en el convertidor de D/A de la tarjeta de adquisición de vídeo. De manera que la señal de salida sea de nuevo una señal RS-170.

La imagen decodificada, considerando que no hay error, es igual a la imagen discreta. Esto es,

$$\tilde{f}(x,y) = \bar{f}(x,y) \quad (2-5)$$

La imagen reconstruida a partir de la discreta es,

$$\tilde{f}_r(x,y) = \sum_{j=0}^{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} \bar{f}(i,j) h_d(x-i,y-j) \quad (2.6) \text{®}$$

donde  $h_d$  es la función de filtrado del convertidor de D/A.

## 2.3 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

El hardware requerido por un sistema de procesamiento de imágenes radiográficas incluye: PC, cámara de TV, monitor de TV, tarjeta de adquisición de vídeo, y tarjeta procesadora de arreglos. Normalmente, estos dos últimos necesitan de software de soporte para facilitar su operación.

La tarjeta de adquisición de vídeo contiene el hardware que digitaliza, almacena temporalmente, procesa de forma restringida, y convierte de nuevo a señal analógica.

La tarjeta procesadora de arreglos realiza los procesamientos de imagen más elaborados de manera más rápida que cuando se efectúan por software. Éstos incluyen operaciones de transformadas, filtrados, rotaciones, ampliaciones, etc..

El software de aplicación permite al usuario desarrollar un software específico según sus necesidades por medio de comandos simples, ahorrándose así tiempo y trabajo de programación.

Las características de la información visual en una imagen radiográfica son: tamaño finito, definición espacial en dos dimensiones, monocromática, fija, y negativa (o positiva).

Los procesos de prefiltrado, muestreo, cuantificación y codificación convierten la imagen óptica analógica en una imagen electrónica digital. Los procesos de decodificación y postfiltrado reconstruyen una imagen analógica. Esta se despliega en un monitor de TV para que la imagen radiográfica tomada sea vista por el usuario.

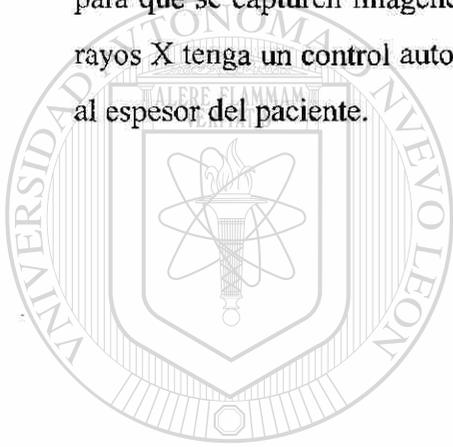
---

El modelo matemático de una imagen digital representa la información contenida en dicha imagen. Es útil para efectuar los procesamientos de enfatizamiento y compresión que se realizarán en los siguientes capítulos.

### **Aportaciones**

- Se proporciona en forma resumida las capacidades del hardware y software relacionados con un sistema de procesamiento de imágenes.
- Se distinguen claramente las características y el modelo matemático de las imágenes óptica, sensada, discreta, digital, y reconstruida del proceso RDSPI.

- Se deducen los factores prácticos que contribuyen a obtener buenas imágenes radiográficas:
  - 1) Emplear una cámara de TV con control automático de luz para que no se afecte el rango dinámico de la señal de vídeo con la luz ambiental.
  - 2) Es recomendable emplear una cámara de CCD por sus ventajas con respecto a las de tubo de vidicón, principalmente porque no introduce distorsión geométrica en la imagen. Además, esta es la opción adecuada cuando se manejan imágenes con mayor resolución que la de TV de radiodifusión.
  - 3) Mantener el mismo rango dinámico de luz de la imagen óptica (con el máximo posible) para que se capturen imágenes con buen contraste. Para ello se requiere que el equipo de rayos X tenga un control automático de dosis/tiempo de radiación que se ajuste de acuerdo al espesor del paciente.



# UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

### CAPITULO 3

## TECNICAS DE ENFATIZAMIENTO DE IMAGEN

El principal objetivo de las técnicas de enfatizamiento de imagen es procesar una imagen para que mejore la calidad original. Una técnica que ofrezca buenos resultados en una aplicación particular puede no ser útil en imágenes de otra aplicación. En este capítulo se presentan las técnicas que son aptas en el tratamiento de imágenes radiográficas.

### 3.1 METODOS EN EL DOMINIO ESPACIAL

Los métodos de dominio espacial son procedimientos que operan directamente sobre el arreglo de pixeles que forman la imagen [12]. Las funciones de procesamiento de imagen en este dominio pueden ser expresadas como:

$$g(x, y) = T [f_d(x, y)] \quad (3-1)$$

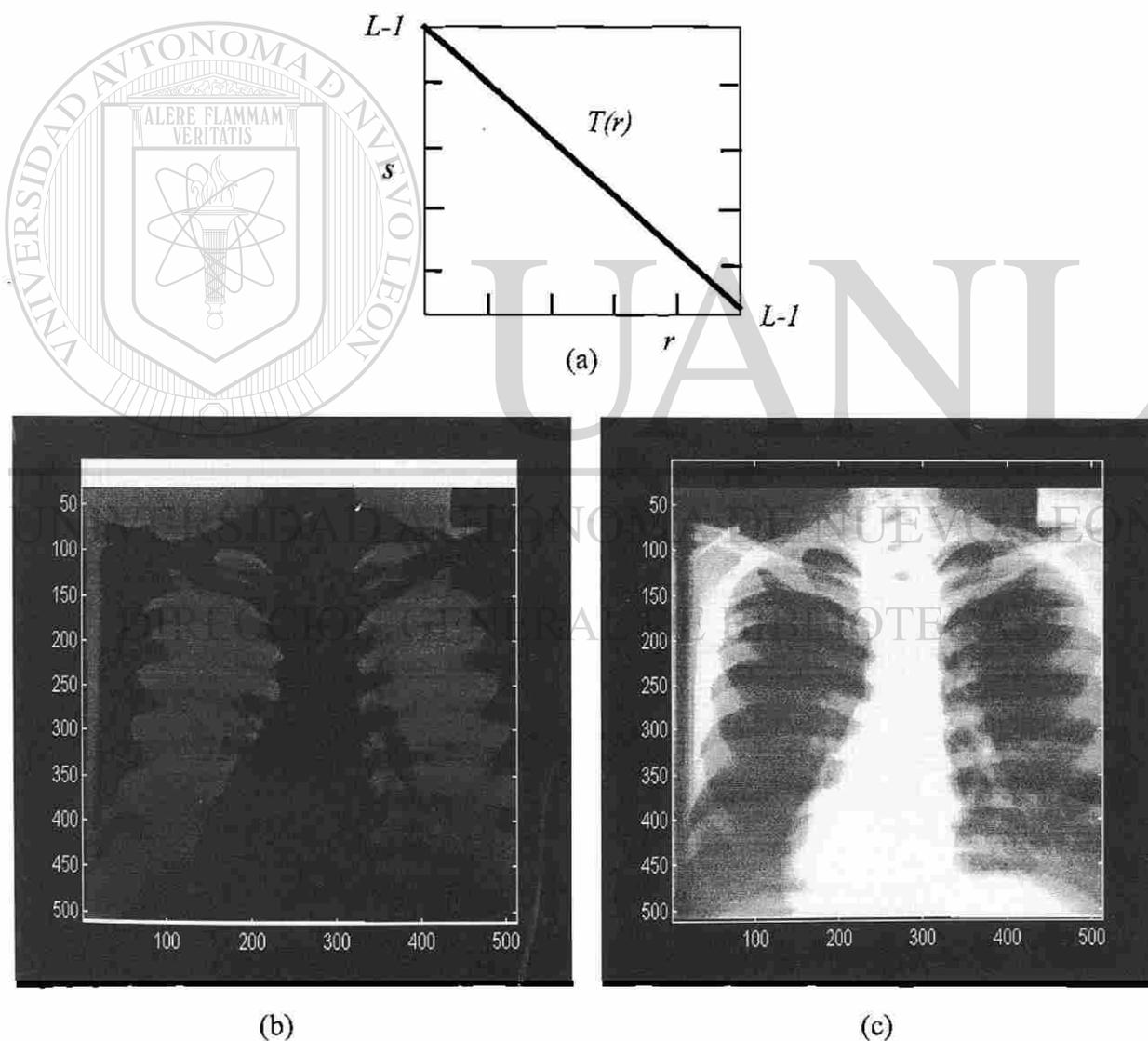
donde  $f_d(x, y)$  es la imagen digital de entrada,  $g(x, y)$  es la imagen procesada, y  $T$  es un operador en  $f$ , definido sobre alguna vecindad de  $(x, y)$ .

La forma principal de definir la vecindad alrededor de  $(x, y)$  es usar una subimagen cuadrada centrada en  $(x, y)$ , como lo muestra la Fig. 3.1. El operador se aplica posicionando el centro de la subimagen en cada pixel para obtener el valor de  $g$  en cada uno de ellos.

El agrupamiento de vecindades superiores a un pixel permite una variedad de funciones de procesamiento que van más allá del enfatizamiento de la imagen. El procedimiento general es permitir que los valores de  $f$  en una vecindad predefinida de  $(x, y)$  determinen el valor de  $g(x, y)$ .

### 3.2.1 Imágenes negativas

El negativo de una imagen digital es útil en aplicaciones de imágenes médicas. El negativo es obtenido usando la función de transformación  $s=T(r)$ , la cual es mostrada en la Fig. 3.2(a). La idea es invertir el orden de negro a blanco de manera que la intensidad de la imagen de salida disminuya a medida que la intensidad de la entrada se incrementa. Las Figs. 3.2(b) y (c) ilustran el uso de esta transformación. De hecho, como las radiografías convencionales normalmente son negativos, en la mayoría de los procesos se emplearán imágenes negativas.



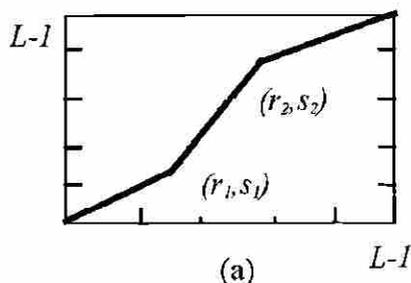
**Fig. 3.2** Imagen negativa: (a) función de transformación de los niveles de gris; (b) imagen radiográfica óptica positiva; (c) imagen radiográfica negativa.

### 3.2.2 Extensión de contraste

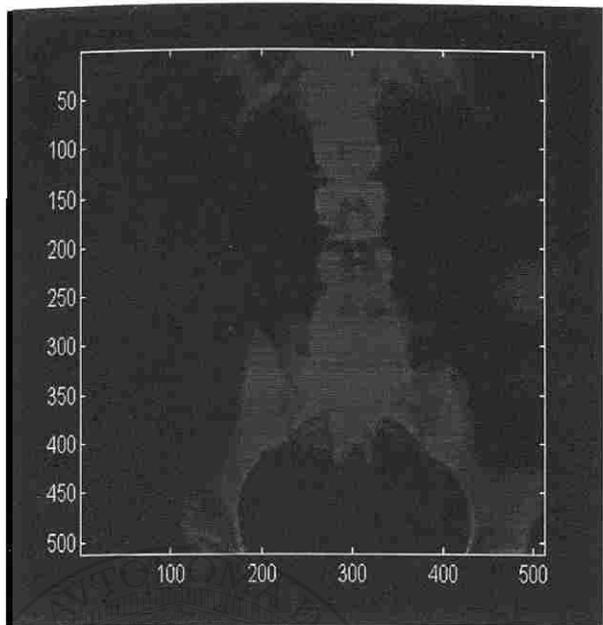
Las imágenes con bajo contraste se obtienen cuando la iluminación es pobre, por carencia de rango dinámico en el sensor de imagen, por un tiempo de exposición insuficiente, o aún por un mal ajuste de la abertura del lente durante la adquisición de la imagen. La idea subyacente en el mejoramiento del contraste es el incrementar el rango dinámico de los niveles de gris en la imagen que está siendo procesada.

La Fig. 3.3 (a) muestra una transformación típica usada en la técnica de extensión de contraste. La localización de los puntos  $(r_1, s_1)$  y  $(r_2, s_2)$  controlan la forma de la función de mapeo. Por ejemplo, si  $r_1 = s_1$  y  $r_2 = s_2$ , el mapeo es una función lineal que no produce cambios en los niveles de gris. Si  $r_1 = r_2$ ,  $s_1 = 0$  y  $s_2 = L-1$ , el mapeo se convierte en una *función de decisión de umbral* que crea una imagen binaria. Los valores intermedios de  $(r_1, s_1)$  y  $(r_2, s_2)$  producen varios grados de ampliación en los niveles de gris de la imagen de salida, afectando su contraste. En general, se asume que  $r_1 \leq r_2$  y  $s_1 \leq s_2$  de manera que la función sea univaluada y monótonicamente creciente. Esta condición preserva el orden de los niveles de gris, evitando la creación de valores de intensidad artificiales en la imagen procesada.

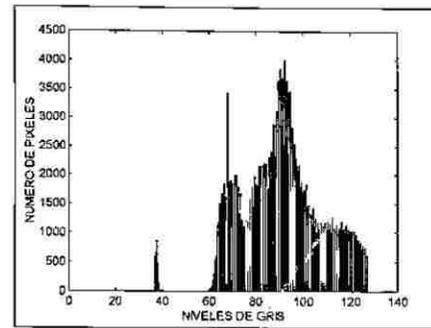
La Fig. 3.3 (b) muestra la imagen "columna" de 8 bits con bajo contraste, la Fig. 3.3 (c) el histograma de la imagen original, la Fig. 3.3 (d) muestra la imagen enfatizada por extensión de contraste, y la Fig. 3.3 (e) el histograma resultante. Obsérvese como el histograma de la imagen enfatizada (Fig. 3.3 e) tiene casi el doble de rango dinámico que la original (Fig. 3.3 c).



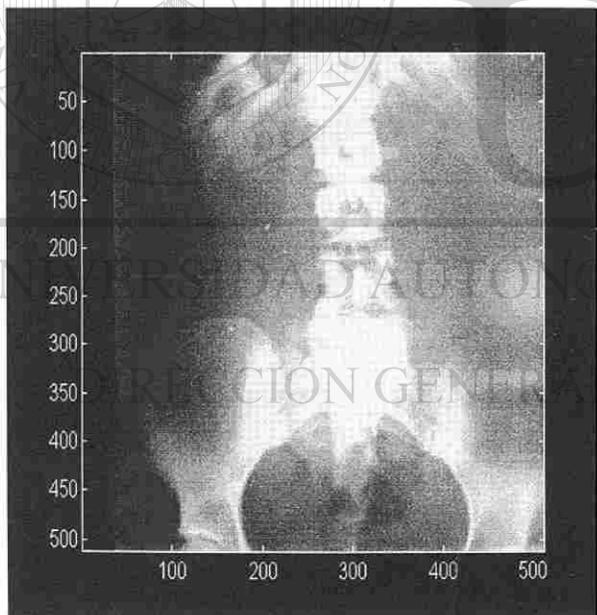
**Fig. 3.3.** Enfatizamiento por extensión de contraste: (a) función de transformación.



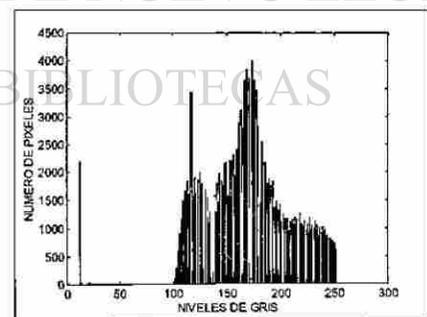
(b)



(c)



(d)



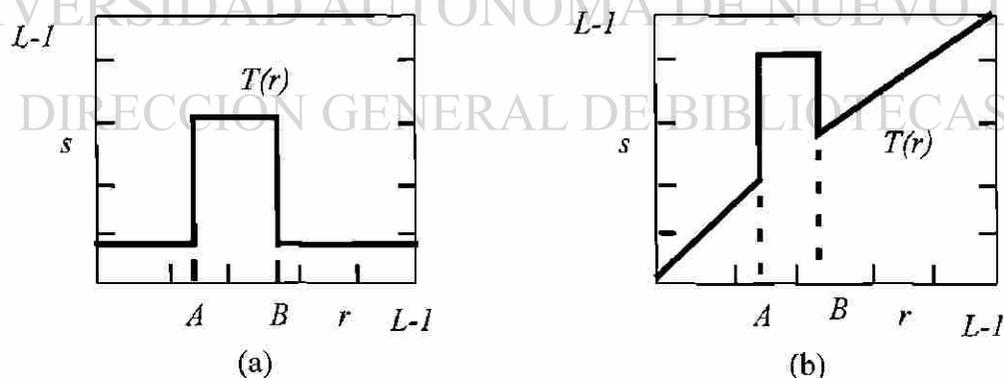
(e)

**Fig. 3.3. (continuación)** (b) imagen “columna” con bajo contraste; (c) histograma de Imagen “columna” con bajo contraste (d) imagen “columna” enfatizada; (e) histograma de imagen enfatizada.

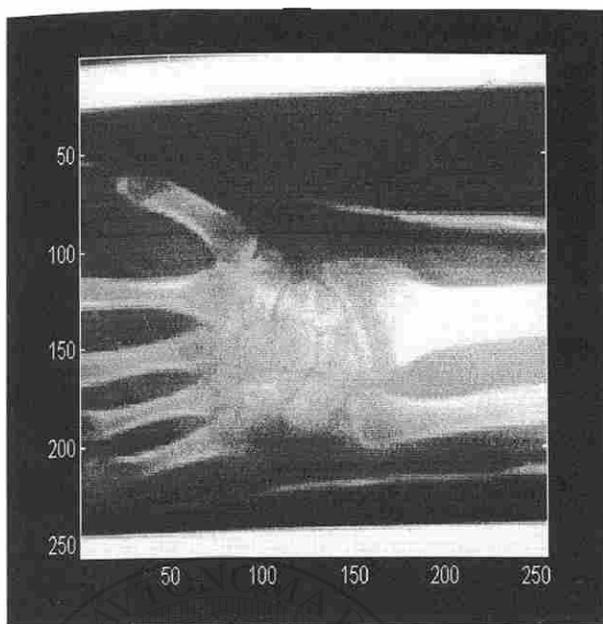
### 3.2.3 Selección de un rango de niveles de gris

Frecuentemente se desea resaltar un rango específico de niveles de gris en una imagen. Una aplicación consiste en enfatizar fracturas o defectos en imágenes radiográficas. Hay dos esquemas básicos para hacer la selección del rango. Uno es desplegar un valor alto para todos los niveles de gris en el rango de interés y un valor bajo para todos los otros niveles. Este mapeo, mostrado en la Fig. 3.4 (a) produce una imagen con dos niveles de gris conocida como binaria. El segundo método, basado en el mapeo mostrado en la Fig. 3.4 (b), hace más brillante el rango de niveles de gris deseado pero preserva el fondo y las tonalidades de gris de la imagen.

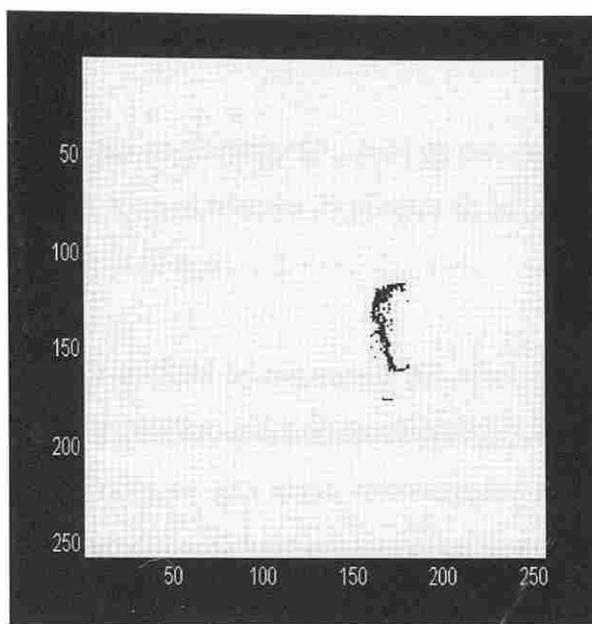
La Fig. 3.4 (c) muestra la imagen “brazo” con fractura, la Fig. 3.4(d) enfatiza la fractura por medio de la selección de un rango de niveles de gris usando el mapeo de la Fig. 3.4(a) invertido, y la Fig. 3.4 (e) muestra el enfatizamiento usando el mapeo de la Fig. 3.4(b) invertido. Obsérvese que en este ejemplo se enfatizó de manera inversa a la indicada en las funciones de transferencia porque la imagen es negativa. Esto es, la fractura es más oscura que el hueso normal y por lo tanto para resaltarla se oscureció en lugar de hacerla más brillante. En la Fig. 3.4(f) se presenta la imagen con el clavo usado para la corrección de la fractura.



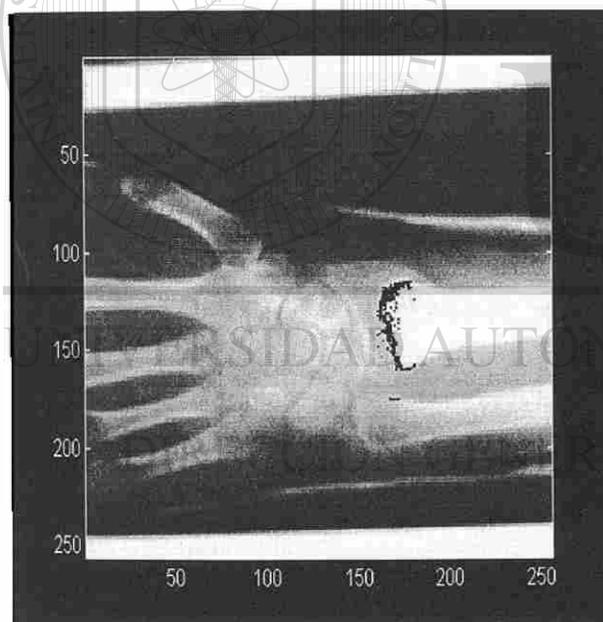
**Fig. 3.4.** Selección de niveles de gris: (a) función de transferencia que resalta un rango de niveles de gris y reduce el resto; (b) función de transferencia que resalta un rango de niveles de gris y preserva los valores restantes.



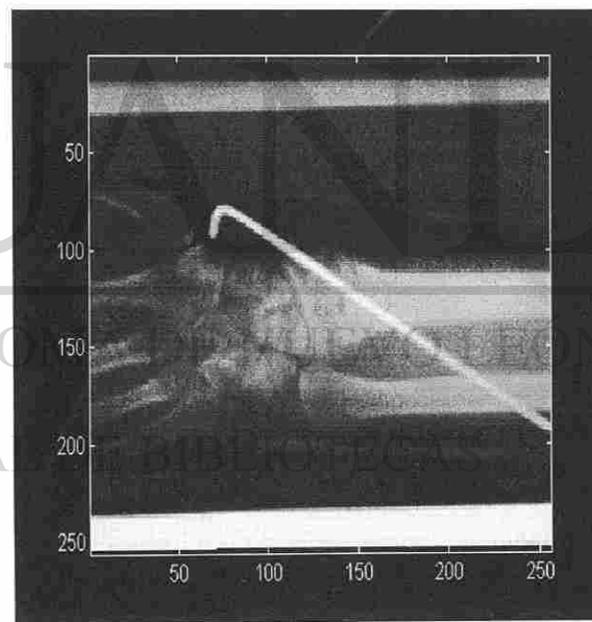
(c)



(d)



(e)



(f)

**Fig. 3.4 (continuación).** (c) Imagen “brazo” con fractura; (d) enfatizamiento usando la función de transferencia de inciso  $a$  invertida; (e) enfatizamiento usando la función de transferencia del inciso  $b$  invertida; (f) imagen con corrección de la fractura.

### 3.2.4 Procesamiento de histograma

El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango  $[0, L-1]$  es una función discreta  $p(r_k) = n_k/n$ , donde  $r_k$  es el  $k$ -ésimo nivel de gris,  $n_k$  es el número de píxeles en la imagen con aquél nivel de gris,  $n$  es el número total de píxeles en la imagen, y  $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$ .

En términos generales,  $p(r_k)$  da un estimado de la probabilidad de ocurrencia del nivel de gris  $r_k$ . Una gráfica de esta función para todos los valores de  $k$  proporciona una descripción global de la apariencia en una imagen: 1) oscura, cuando los niveles de gris están concentrados en los valores bajos; 2) brillante, donde sucede lo opuesto a la oscura; 3) bajo contraste, en la cual los niveles de gris están concentrados en un rango estrecho; 4) alto contraste, que corresponde a un histograma con un amplio rango de niveles de gris. Estas propiedades dan información útil acerca de la posibilidad de enfatizamiento por contraste.

#### Uniformización del histograma

Se ha demostrado que usando una función transformación igual a la función distribución acumulativa de  $r$  se produce una imagen cuyos niveles de gris tienen una densidad uniforme [12]. En términos de enfatizamiento, este resultado implica un incremento en el rango dinámico de los píxeles, lo cual puede tener un efecto favorable en la apariencia de la imagen.

La función transformación es dada por la relación

$$\begin{aligned}
 s_k = T(r_k) &= \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \\
 &= \sum_{j=0}^k p(r_j) \quad 0 \leq r_k \leq L-1 \text{ y } k = 0, 1, \dots, L-1
 \end{aligned}
 \tag{3.3}$$

donde los valores de  $r_k$  están normalizados para que queden en el intervalo  $[0, 1]$ , con  $r_0 = 0$  representando el negro y  $r_{L-1} = 1$  el blanco.

La transformación inversa es denotada como

$$r_k = T^{-1}(s_k) \quad 0 \leq s_k \leq 1$$

donde tanto  $T(r_k)$  como  $T^{-1}(s_k)$  se asume que satisfacen las condiciones siguientes:

- a)  $T(r_k)$  es univaluada y monótonicamente creciente en el intervalo  $0 \leq r_k \leq 1$ ; y
- b)  $0 \leq T(r_k) \leq 1$  para  $0 \leq r_k \leq 1$ .

La condición (a) preserva el orden de negro a blanco en la escala de grises, mientras que la condición (b) garantiza que el mapeo sea consistente con el rango permitido de valores de pixel. La Fig. 3.5(a) muestra una función de transformación que satisface esas condiciones.

La Fig. 3.5 (b) muestra la imagen "tórax" con contraste medio, el cual se puede apreciar en el histograma de la Fig. 3.5 (d). En la Fig. 3.5 (c) se observa la imagen mejorada en contraste aplicándole la función transformación de 3.5(a), permitiendo que los valores de  $r$  y  $s$  vayan de 0 a 255 (correspondientes a una imagen de 8 bits), y en la Fig. 3.5 (e) se muestra el histograma de la imagen enfatizada. Obsérvese que este último es casi uniforme y con ampliación en el rango dinámico.

Con el procedimiento de extensión de histograma se pueden obtener resultados equivalentes, pero la uniformización de histograma tiene la ventaja de que el proceso de enfatizamiento se realiza de manera automática.

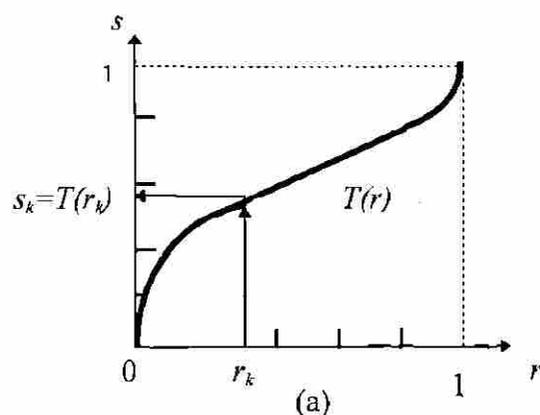
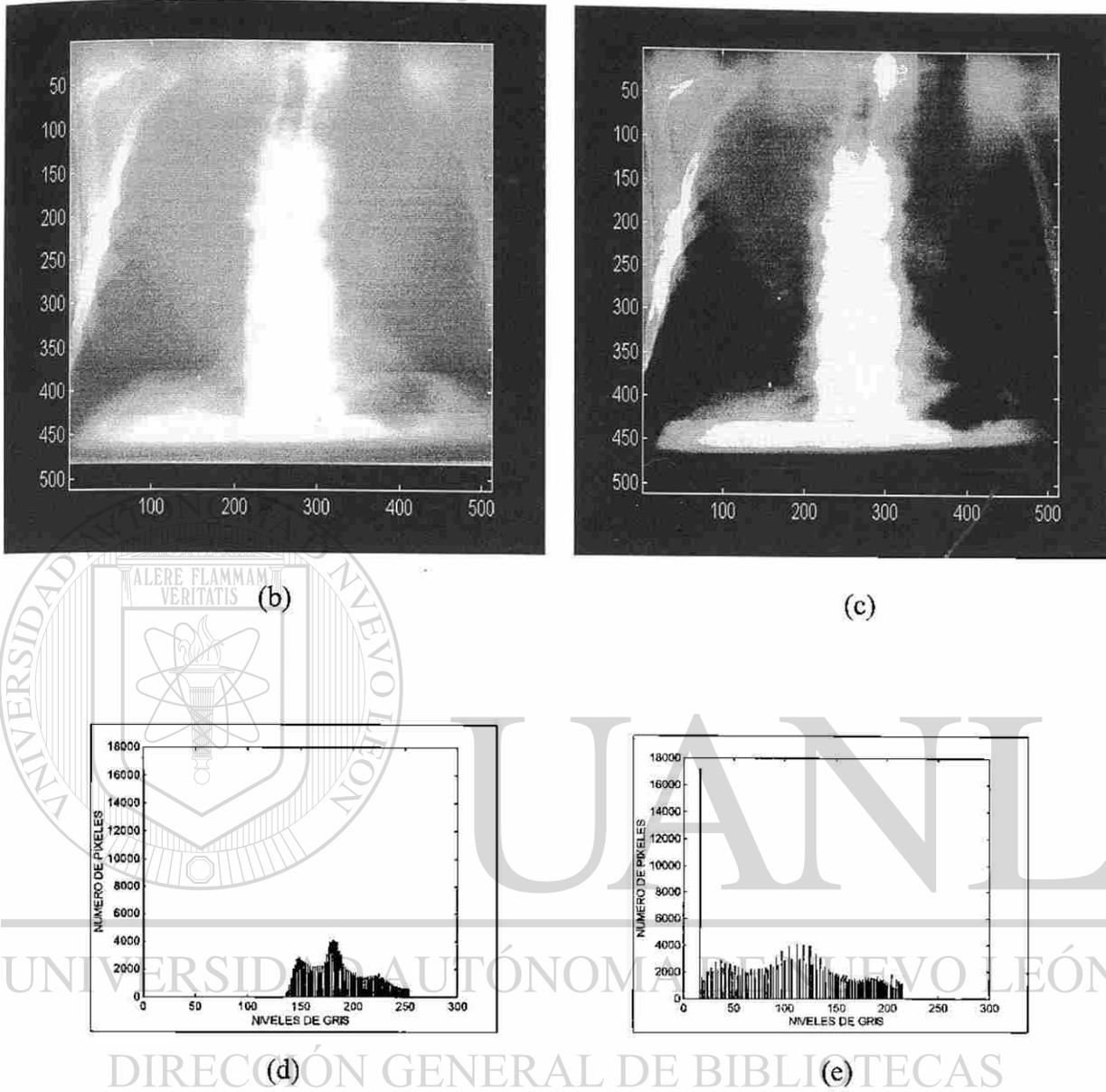


Fig. 3.5. Uniformización de histograma: (a) función de transformación.



**Fig. 3.5 (continuación).** (b) imagen “tórax” con contraste medio; (c) imagen enfatizada por medio de uniformización de histograma; (d) histograma de imagen original; (e) histograma uniformizado de imagen enfatizada.

\* En las gráficas de estos histogramas se suprimió el valor de 255 para evitar que se enmascarara el resto del histograma

### 3.2.5 Substracción de imagen

La diferencia entre dos imágenes  $f_1(x,y)$  y  $f_2(x,y)$ , expresada como

$$g(x,y) = f_1(x,y) - f_2(x,y) \quad (3.4)$$

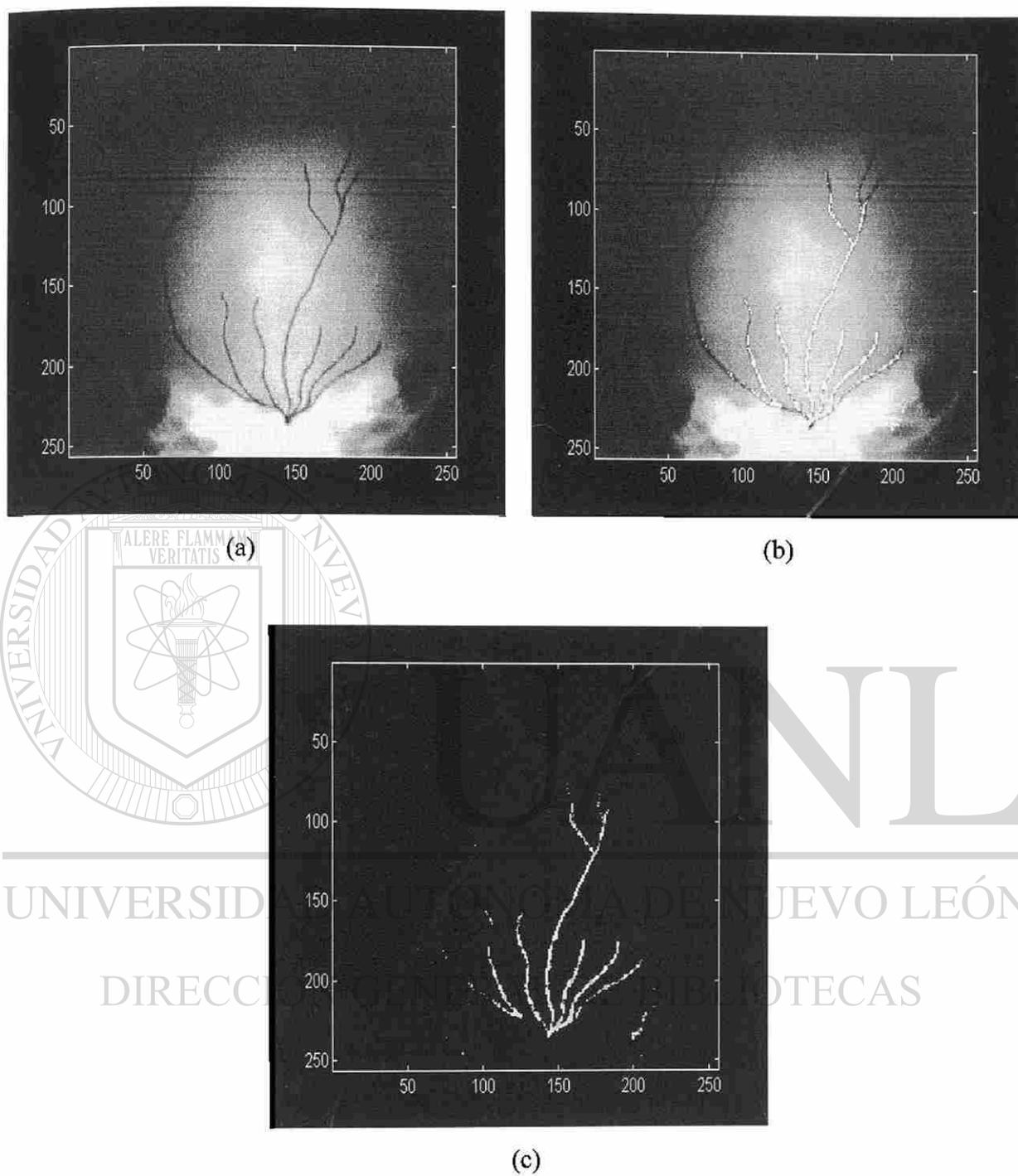
es obtenida calculando la diferencia entre todos los pares de píxeles correspondientes de  $f_1$  y  $f_2$ .

Una aplicación clásica de esta técnica de enfatizamiento es efectuada en una área de imágenes médicas conocida como *radiografía de tipo máscara* [12]. En este caso  $f_2(x,y)$ , la máscara, es una imagen radiográfica positiva tomada con RDSPI. La imagen  $f_1(x,y)$  es una muestra de una serie de imágenes de la misma región anatómica después de que se inyecta un colorante en el sistema circulatorio. El efecto neto de restar la máscara de cada muestra es que sólo las áreas diferentes entre  $f_1(x,y)$  y  $f_2(x,y)$  aparecen en la imagen de salida como detalles enfatizados. Puesto que las imágenes son capturadas a una tasa de 30 por segundo, este procedimiento da una escena móvil que muestra como se propaga el colorante a través de las diferentes arterias.

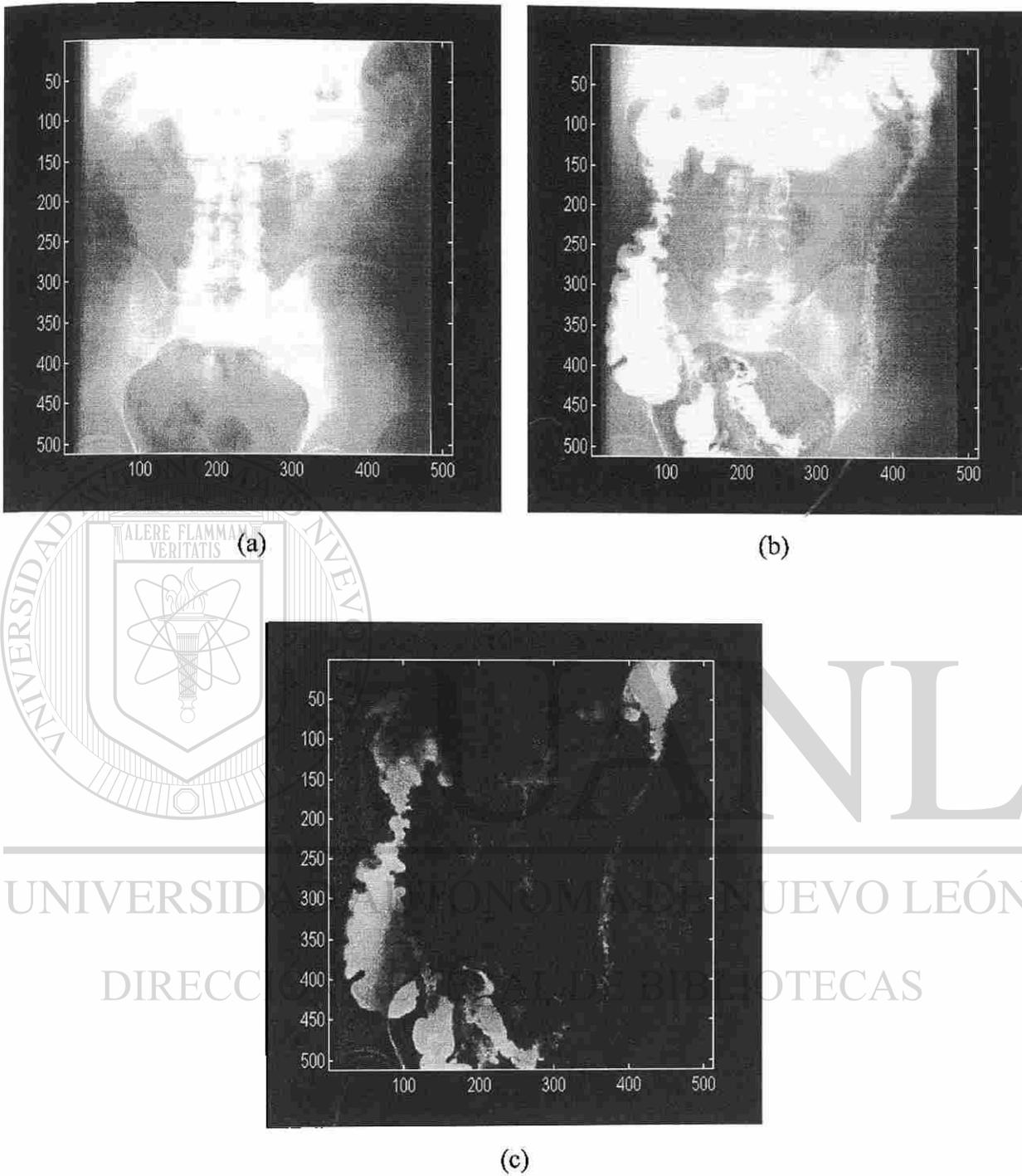
En la Fig. 3.6(a) se simula la imagen “cerebro” antes de inyectar el yodo colorante; en la Fig. 3.6(b) se simula el efecto del yodo colorante; y en la Fig. 3.6(c) se obtiene el enfatizamiento por la substracción de imágenes.

### DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

En las Figs. 3.7 (a),(b),y (c) se muestra otra aplicación análoga con la imagen “colon”. En este caso, se toma una imagen radiográfica antes de suministrar el medio de contraste y una después del mismo. La substracción de las dos imágenes enfatiza solamente la región de interés: el colon en este caso.



**Fig. 3.6.** Enfatizamiento por sustracción de imagen: (a) imagen “cerebro” utilizada como máscara; (b) imagen “cerebro” con yodo colorante circulando por el sistema circulatorio; (c) imagen enfatizada resultante de la sustracción.

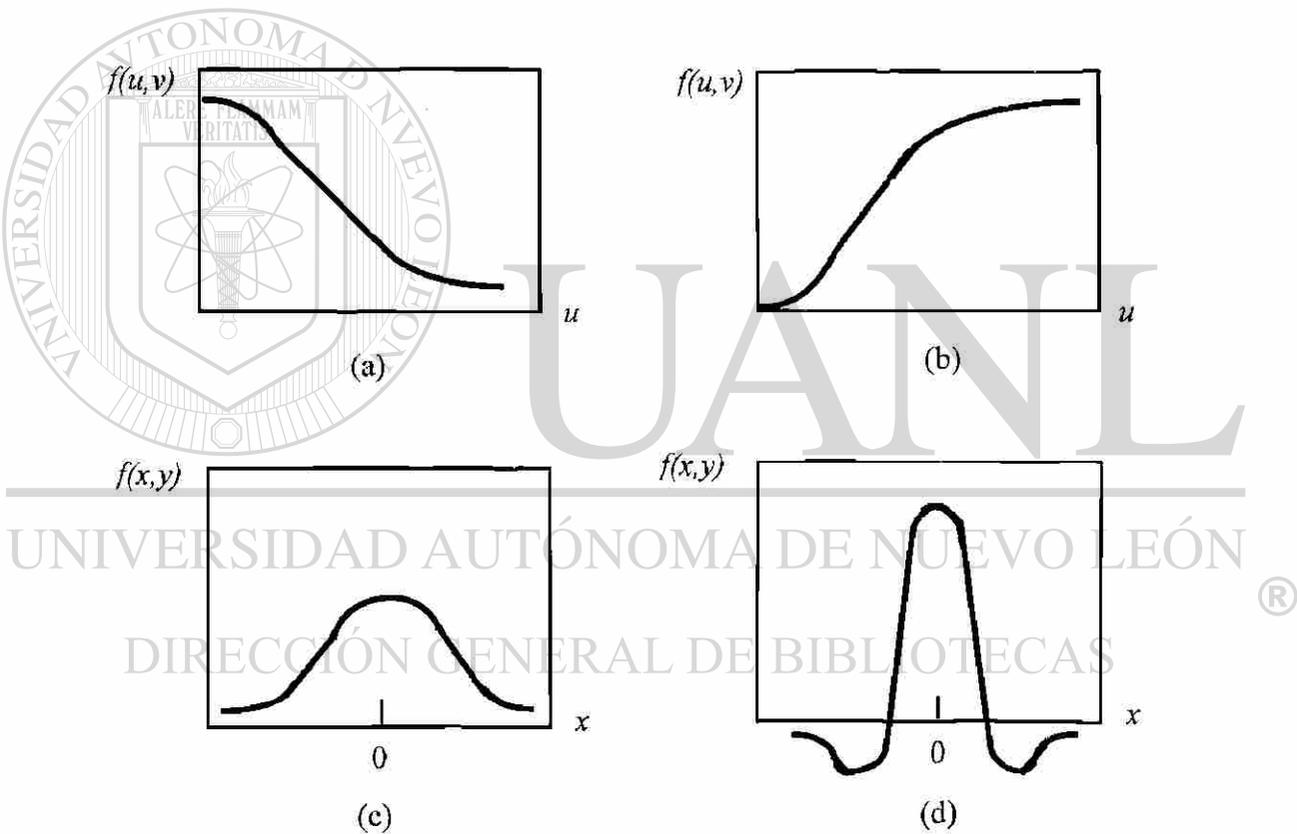


**Fig. 3.7.** Enfatizamiento por sustracción de imagen: (a) imagen “colon” utilizada como máscara; (b) imagen “colon” con medio de contraste circulando por el sistema digestivo; (c) imagen enfatizada resultante de la sustracción.

### 3.3 FILTRADO ESPACIAL

El uso de las máscaras espaciales para el procesamiento de imágenes generalmente es llamado *filtrado espacial* y las máscaras en sí son llamadas filtros espaciales [12]. En esta sección se analizarán filtros espaciales lineales para *enfazamiento de imagen*.

La Fig. 3.8 muestra secciones transversales de filtros de pasa bajas y pasa altas en el dominio de la frecuencia y su correspondiente espacial. La forma de las gráficas en el dominio espacial es tomada como guía para especificar los filtros espaciales lineales.



**Fig. 3.8.** Secciones transversales de filtros circularmente simétricos: a) y b) pasa bajas y pasa altas, respectivamente, en el dominio de la frecuencia; c) y d) pasa bajas y pasa altas, respectivamente, en el dominio espacial.

El procedimiento para efectuar el filtrado es sumar los productos entre la máscara de coeficientes y las intensidades de los píxeles bajo la máscara en una localización específica de la imagen. La Fig. 3.9 muestra una máscara general de 3 x 3. Denotando los niveles de gris de los píxeles bajo la máscara por  $z_1, z_2, \dots, z_9$ , la respuesta de una máscara lineal es

$$R = w_1 z_1 + w_2 z_2 + \dots + w_9 z_9 \quad (3.5)$$

Con referencia a la Fig. 3.1, si el centro de la máscara está en la localización de píxel  $(x,y)$  en la imagen, entonces R será el nuevo valor de  $(x,y)$ . Desplazando la máscara un píxel a la derecha, se repite el proceso para calcular el nuevo valor del píxel  $(x+1,y)$ . Esto continúa hasta que hayan sido cubiertas todas las localizaciones de píxel. El valor de R es calculado usando vecindades parciales para los píxeles que están localizados en las bordes de la imagen. También, es práctica común crear una nueva imagen para almacenar los valores de R, en lugar de cambiar los valores de píxel de la misma imagen.

$w_1$	$w_2$	$w_3$
$w_4$	$w_5$	$w_6$
$w_7$	$w_8$	$w_9$

**Fig. 3.9.** Máscara de 3 x 3 con coeficientes de ponderación arbitrarios.

### 3.3.1 Filtros de alisamiento

Los filtros de alisamiento son usados para reducción de “ruido” y desempañamiento. El desempañamiento se usa en las etapas de preprocesamiento para quitar detalles pequeños de una imagen antes de la extracción de un objeto, o para puentear los espacios pequeños entre líneas y

curvas. El ruido puede presentarse en una imagen digital debido a un sistema de muestreo o un canal de transmisión deficiente y se reduce por medio de alisamiento con un filtro lineal.

### Filtro pasa bajas ideal

La forma de respuesta al impulso necesaria para implementar un filtro espacial pasa bajas indica que el filtro debe tener todos los coeficientes positivos (ver Fig. 3.8c). Aunque la forma del filtro podría ser modelada por una función Gaussiana muestreada, el requisito clave es que todos los coeficientes sean positivos. Para un filtro de  $3 \times 3$ , el arreglo más simple sería una máscara donde todos los coeficientes tengan valor de 1. Sin embargo, de (3.5), la respuesta sería entonces la suma de los niveles de gris de los nueve pixeles, lo cual causaría que  $R$  se saliera del rango válido de niveles de gris. Para evitar este desbordamiento, la solución es escalar la suma, dividiendo  $R$  entre 9. La Fig. 3.10(a) muestra la máscara resultante. Las máscaras más grandes siguen el mismo concepto, como se muestra en las Figs. 3.10(b) y (c).

1/9 X

1	1	1
1	1	1
1	1	1

(a)

1/25 X

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1

(b)

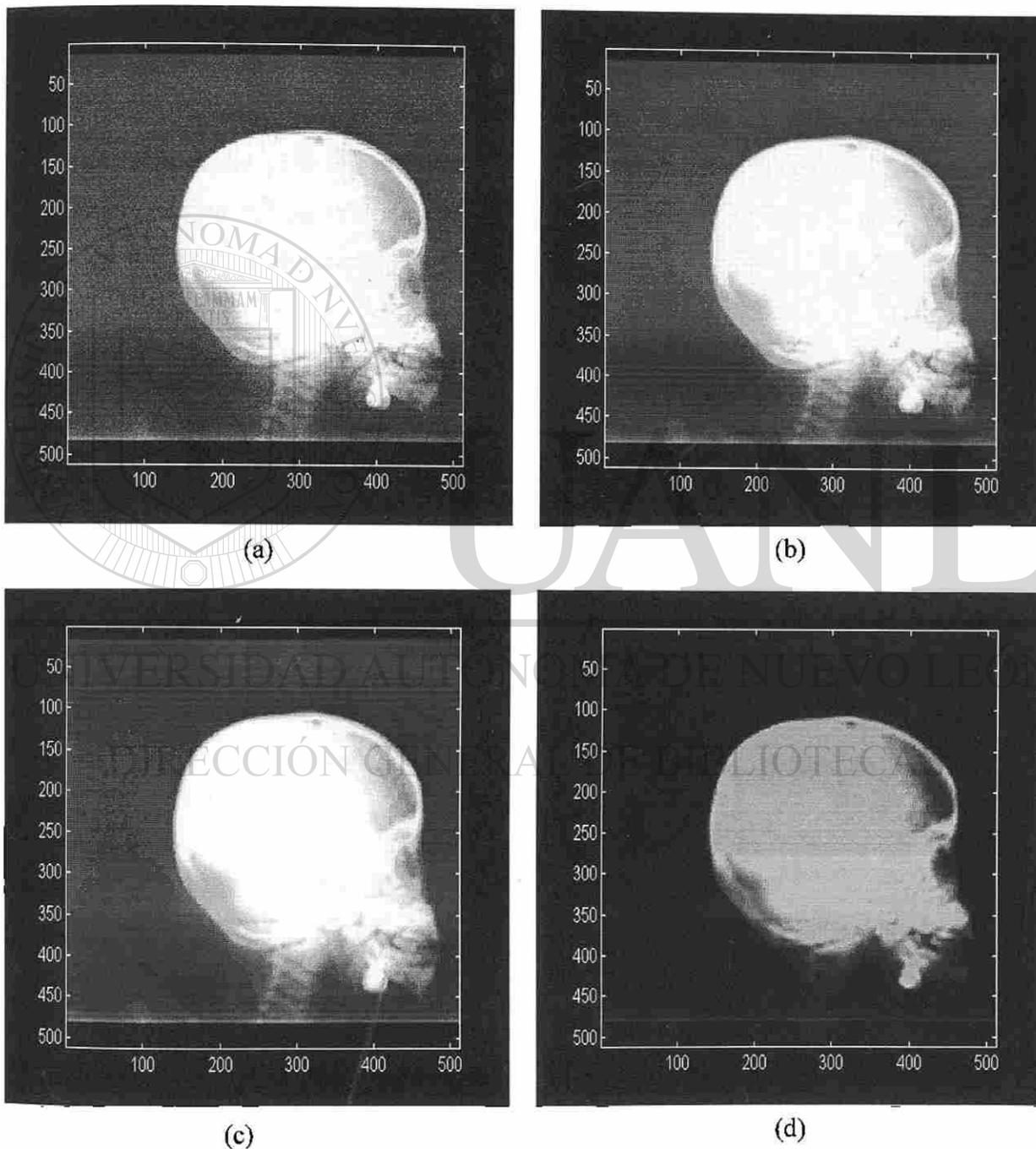
1/49 X

1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1

(c)

Fig. 3.10. Filtros pasa bajas de varios tamaños.

La Fig. 3.11(a) muestra la imagen “cráneo” original, las Figs. 3.11 (b), (c) y (d) son las imágenes resultantes al hacer un filtrado pasa bajas utilizando las máscaras de  $3 \times 3$ ,  $5 \times 5$ , y  $7 \times 7$ , respectivamente. Obsérvese que se van perdiendo detalles porque se va reduciendo la frecuencia de corte de los filtros al aumentar el tamaño de la máscara.



**Fig. 3.11.** Filtros de alisamiento: (a) imagen “cráneo” original; (b) imagen alisada usando una máscara de  $3 \times 3$ ; (c) alisamiento con máscara de  $5 \times 5$ ; (d) alisamiento con máscara de  $7 \times 7$ .

### 3.2.2 Filtros de agudizamiento

El objetivo principal del agudizamiento es enfatizar los detalles finos en una imagen normal o enfatizar los detalles que han sido alisados en una imagen con ruido. Esta operación es útil para el enfatizamiento de imágenes médicas.

#### Filtro pasa altas básico

La forma de respuesta al impulso necesaria para implementar un filtro pasa altas indica que debe tener coeficientes positivos cerca de su centro, y negativos en la periferia (ver Fig. 3.8*d*). Para una máscara de 3x3, se obtiene esta condición seleccionando un valor positivo en el centro y coeficientes negativos en el resto.

La Fig. 3.12 muestra una implementación clásica de 3x3 para un filtro de agudizamiento. Obsérvese que la suma de los coeficientes es cero. Esto es, cuando la máscara esté sobre una área de niveles de gris constantes o con muy poca variación, la salida de la máscara es cero o muy pequeña. Esto es consistente con lo esperado a partir del filtro correspondiente en el dominio de la frecuencia en la Fig. 3.8 (b). Es decir, este filtro elimina el término de frecuencia cero. Con ello, se reduce a cero el valor promedio de niveles de gris en la imagen, reduciendo de manera importante el contraste global de la imagen. Una solución, a esta reducción de contraste, se logra empleando un filtro amplificador pasa altas.

	-1	-1	-1
1/9 X	-1	8	-1
	-1	-1	-1

Fig. 3.12. Filtro espacial pasa altas básico.

### Filtro amplificador pasa altas

Una imagen filtrada en pasa altas puede ser calculada como la diferencia entre la imagen original y la filtrada en pasa bajas; esto es,

$$\text{Filtro pasa altas} = (\text{original}) - (\text{pasa bajas})$$

Multiplicando la imagen original por un factor de amplificación, denotado por  $A$ , da la definición de un filtro amplificador pasa altas:

$$\begin{aligned} \text{Amplificador pasa altas} &= A (\text{original}) - (\text{pasa bajas}) \\ &= (A-1) (\text{original}) + (\text{original}) - (\text{pasa bajas}) \\ &= (A-1) (\text{original}) + (\text{pasa altas}) \end{aligned}$$

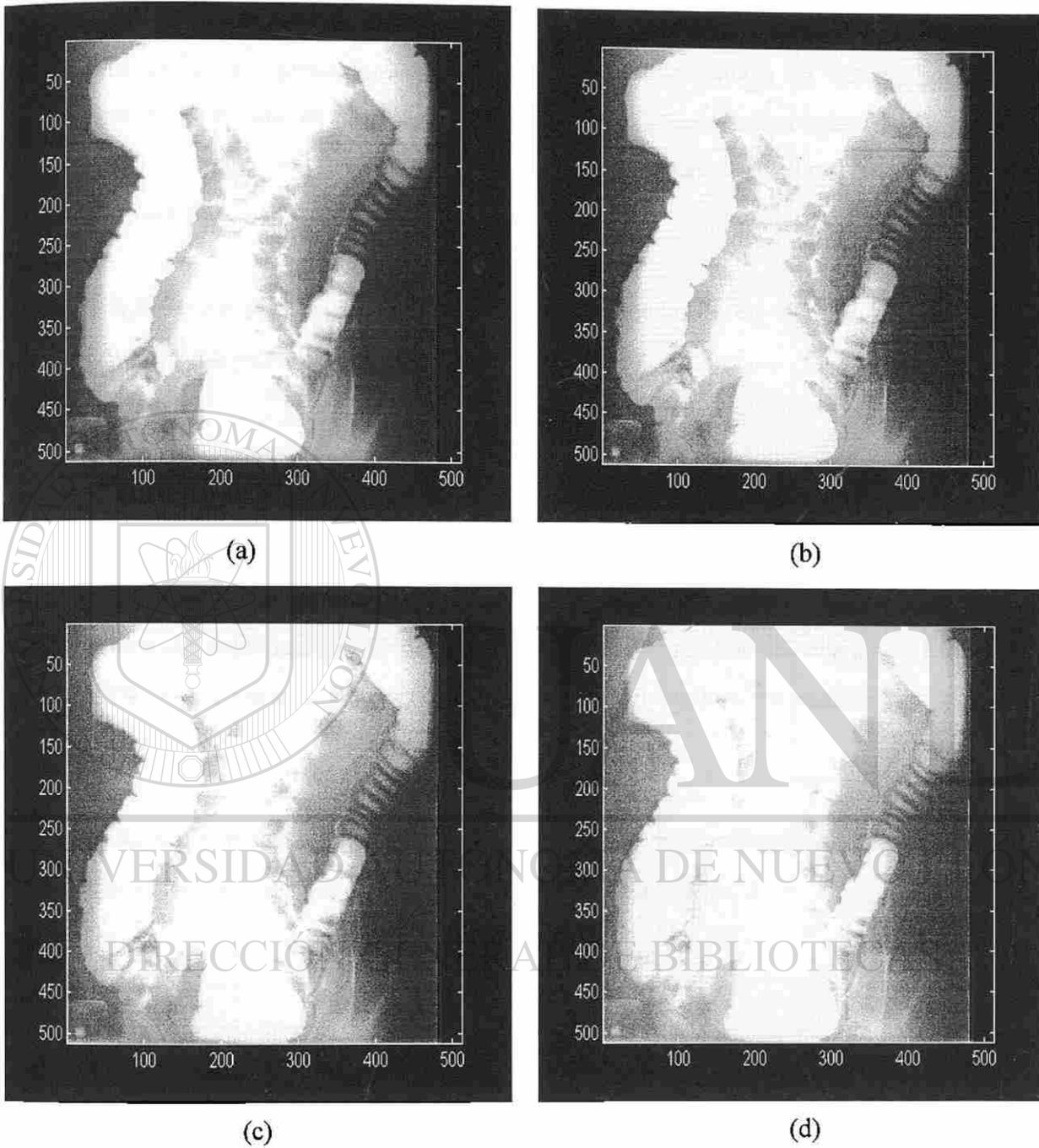
Con  $A = 1$  se tiene el filtro pasa altas básico. Cuando  $A > 1$ , parte de la imagen original se suma al fondo del pasa altas y restablece parcialmente las componentes de baja frecuencia perdidas en la operación pasa altas. De manera que la imagen resultante es parecida a la original, pero con un grado relativo de enfatizamiento de los bordes dependiente del valor de  $A$ .

Una implementación combinada con el procedimiento de pasa altas básico da como resultado un valor del coeficiente central en términos de

$$w = 9 A - 1$$

donde  $A \geq 1$ .

La Fig. 3.13(a) muestra la imagen "colon" original, las Figs. 3.13 (b), (c) y (d) son las imágenes filtradas y enfatizadas con filtro amplificador pasa altas usando valores de  $A = 2, 2.1,$  y  $2.2$ , respectivamente. Obsérvese que en  $b$  y  $c$  se ven más acentuados los detalles finos y los contornos; pero en  $d$  se empiezan a perder detalles debido a que se llegó al límite de amplificación. La imagen se satura porque los valores de  $R$  sobrepasan el rango permitido de niveles de gris.



**Fig. 3.13.** Enfatizamiento con filtro amplificador pasa altas: (a) imagen “colon” original; (b) enfatizamiento con  $A = 2$ ; (c) enfatizamiento con  $A = 2.1$ ; y (d) con  $A = 2.2$ .

### 3.4 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

Los métodos de procesamiento en el dominio espacial se clasifican en: transformaciones de pixel a pixel y de un grupo de píxeles a un sólo pixel. El primero incluye extensión de contraste, selección de un rango de niveles de gris, uniformización de histograma, etc.. El segundo comprende a los filtros de alisamiento y agudizamiento.

Las imágenes con bajo contraste son mejoradas por medio de las técnicas de extensión de contraste y de uniformización de histograma.

Las fracturas y anomalías como tumores o cálculos son resaltadas utilizando la técnica de selección de un rango de niveles de gris, puesto que éstas presentan un cambio marcado en el tono de gris con respecto a los huesos y tejidos normales circundantes.

La técnica de substracción de imágenes permite resaltar sólo el órgano o las arterias involucradas con el medio de contraste aplicado durante el examen radiográfico, facilitando así su inspección.

Una imagen empañada (o borrosa) se mejora con un filtro de alisamiento; mientras que los detalles finos y los contornos se mejoran con uno de agudizamiento.

#### Aportaciones

- Se han seleccionado técnicas de enfatizamiento apropiadas en imágenes radiográficas y se ha elaborado software para efectuar los procesamientos necesarios (ver algoritmos en el apéndice A).
- Los resultados obtenidos con la experimentación de las técnicas fueron los siguientes:
  - 1) Con extensión de contraste es posible obtener buenos resultados si los valores de  $r_1$  y  $r_2$  se dan menores que el valor mínimo y máximo (respectivamente) de los niveles de gris del

histograma de la imagen original; mientras que  $s_1$  y  $s_2$  conviene aproximarlos a cero y al límite máximo de los niveles de gris. Aún así, es necesario hacer varias pruebas para determinar cual imagen presenta el mejor contraste.

- 2) En la técnica de selección de un rango de niveles de gris es conveniente determinar el rango más estrecho posible de los valores de gris que constituyen la fractura o defecto que se desea resaltar. Esto se puede obtener con un histograma local alrededor de la sección de interés. Con ello, al aplicar la técnica, se logra una mejor definición de lo que se quiere resaltar.
- 3) Con uniformización de histograma se efectúa una ampliación a casi todo el rango dinámico de niveles de gris y mejora la apariencia de imágenes con contraste medio, porque las que tienen un histograma muy estrecho, por lo general no dan buenos resultados visuales.
- 4) La substracción de imágenes en estudios donde el medio de contraste (aplicado al paciente) opera muy rápido, es posible tomar una secuencia de imágenes sin que haya corrimiento entre ellas y con ello la substracción se facilita. Sin embargo, cuando el medio de contraste es lento, se pueden obtener imágenes desplazadas (antes y después del contraste) y la substracción no sería correcta. Se requiere, en este último caso, agregar al paciente un dispositivo que sirva de marca o referencia para hacer la substracción de las dos imágenes en fase.

---

- 5) La relación entre la frecuencia de corte de un filtro de alisamiento y la apariencia visual de la imagen es difícil de determinar con exactitud. Por lo tanto, aunque es posible obtener los coeficientes exactos de una máscara lineal para una frecuencia de corte específica, la práctica común es emplear varias máscaras típicas sobre una imagen dada y seleccionar por inspección visual cual es la mejor.
- 6) El filtro pasa altas básico es bueno como referencia para entender el proceso, pero la imagen que da es tan oscura que se pierde de vista la información útil. Por lo tanto, prácticamente es mejor emplear un filtro amplificador pasa altas. Un valor de amplificación de dos ( $A=2$ ) da por lo general buenos resultados.

## CAPITULO 4

### ESTADISTICAS DE LUMINANCIA DE IMAGENES MONOCROMATICAS

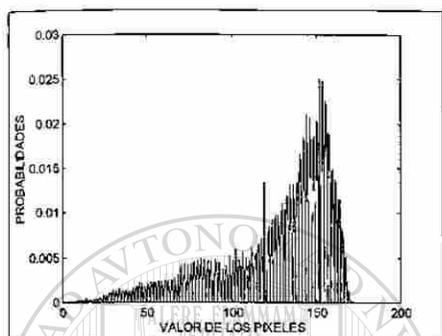
En este capítulo se presentan varias mediciones estadísticas de imágenes radiográficas con el propósito de tener un conocimiento básico del comportamiento estadístico de algunos de los parámetros que son importantes en codificación de imagen, tales como función densidad de probabilidad (fdp) de luminancia, correlación entre pixeles, coeficientes de la transformación en la Transformada Coseno Discreta (TCD), señales diferenciales, etc.. Además, se describen las ventajas de tener un modelo estadístico.

#### 4.1 ESTADISTICA DE PRIMER ORDEN

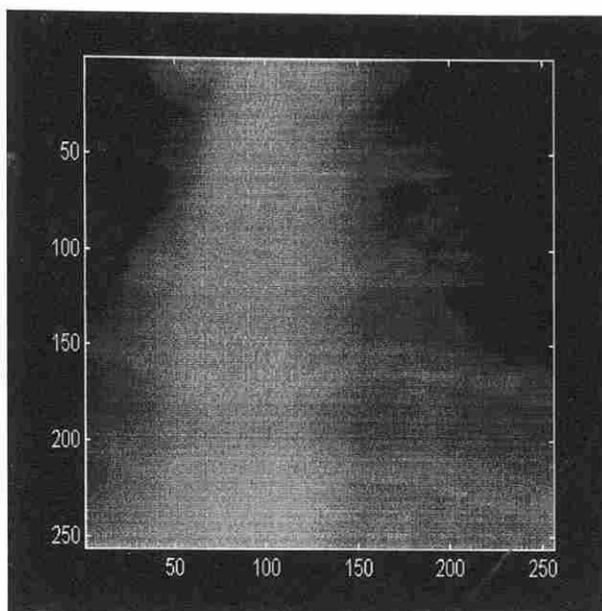
En la estadística de primer orden es de interés el obtener la función distribución de probabilidad (fdp) de una imagen y calcular su entropía. La entropía es una medida del grado de aleatoriedad de un conjunto de variables aleatorias [13]. Si tenemos M variables aleatorias  $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M$  con probabilidades  $p_1=p(\alpha_1), p_2=p(\alpha_2), \dots, p_M=p(\alpha_M)$ . Entonces la entropía, en bits, se define como:

$$H = -\sum_{k=1}^M p_k \log_2 p_k \quad (4-1)$$

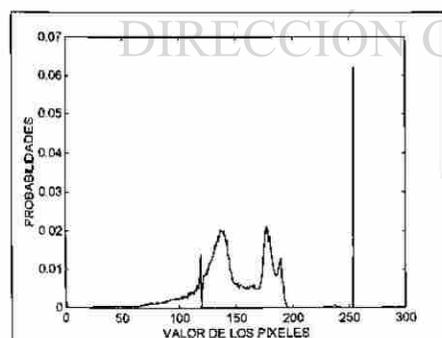
Para una imagen dada, la función distribución de probabilidad de luminancia puede ser muy diversa (o no uniforme). Esto es ilustrado en las Figs. 4.1 (a) y (c) donde son graficados los histogramas de valores de luminancia de 8 bits por pixel correspondientes a las imágenes de las Figs. 4.1 (b) y (d), respectivamente. Las entropías de estas distribuciones son de 6.6996 y 6.6584 bits por pixel, respectivamente.



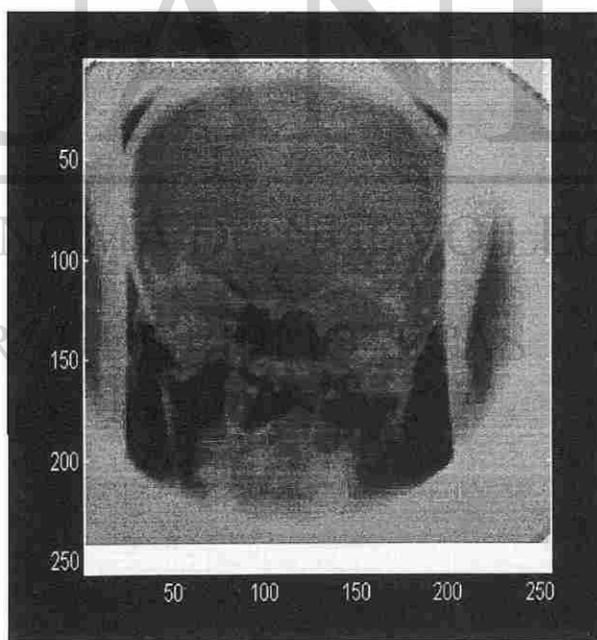
(a)



(b)



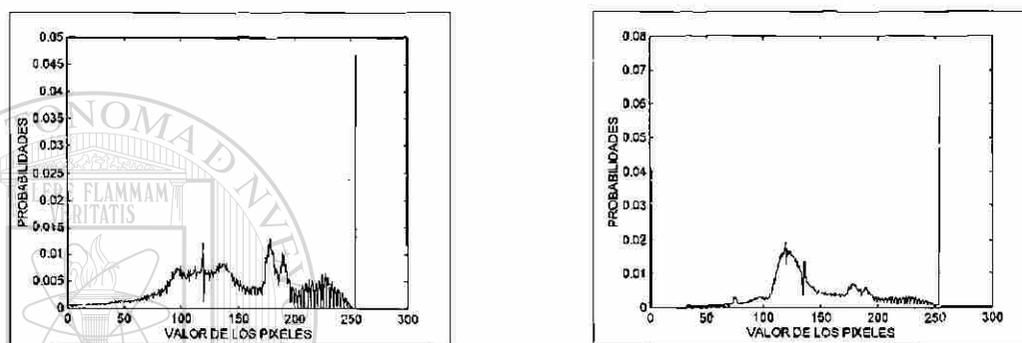
(c)



(d)

**Fig. 4.1.** Función distribución de probabilidad de una sola imagen: (a) histograma de imagen “tórax”; (b) imagen “tórax”; (c) histograma de imagen “cráneo”; (d) imagen “cráneo”.

En la Fig. 4.2(a) se promediaron 4 imágenes y en ella se observa menor fluctuación en la fdp con respecto a una sola imagen. Esta distribución tiene una entropía de 7.4136 bits por pixel. En la Fig. 4.2(b) se promediaron 10 imágenes y en ella se observa aún menor fluctuación que con 4. Su entropía es de 7.0092 bits por pixel. Por el teorema del límite central [14], si se promediaran una gran cantidad de imágenes, la fdp resultante sería una función Gaussiana con varianza amplia. Esto es, sería bastante más uniforme y su entropía sería solo ligeramente menor que los 8 bits obtenidos en la codificación PCM original [10].



**Fig. 4.2.** Función distribución de probabilidad: (a) cuatro imágenes promediadas; (b) diez imágenes promediadas.

En general, las fdp's de luminancia varían grandemente de imagen a imagen, es decir, las estadísticas son no estacionarias con entropías cambiando desde valores relativamente pequeños hasta cercanos al máximo. Esto es, para reducir la tasa binaria por códigos de luminancia de tamaño variable, sería necesario usar un código diferente para cada imagen. Esto requiere que sea transmitida alguna *información lateral* para que el decodificador conozca cual código está siendo usado en una imagen en particular. La cantidad de información lateral y los ahorros en bits obtenidos en un código adaptivo depende de muchos factores, tales como, el número de códigos que pueden ser acomodados, la estadística de la clase de imágenes que van a ser codificadas, etc.

Es por eso que los códigos de tamaño variable basados solamente en fdp's de luminancia no uniforme, han encontrado muy poca aplicación en sistemas de codificación de imágenes de niveles de gris.

## 4.2 ESTADISTICA DE SEGUNDO ORDEN

Una medida comúnmente usada de la dependencia estadística entre píxeles (interpíxeles) en una imagen es la *función autocorrelación* [15]

$$R(x,y) = E \{b b^*\} \quad (4.2)$$

donde el píxel  $b^*$  está  $x$  unidades a la derecha y  $y$  unidades abajo del píxel  $b$  en la imagen. La función autocorrelación es requerida en muchas formulaciones matemáticas, por ejemplo, en la transformada Karhunen-Loeve (TKL). Es también más fácil de medir y calcular que las entropías condicionales de alto orden. Sin embargo, tiene la desventaja de que se asume tácitamente estacionariedad estadística y este caso rara vez se da en imágenes. Algunas propiedades de la autocorrelación son:

$$\begin{aligned} R(0,0) &\geq R(x,y) \\ R(x,y) &= R(-x,-y) \end{aligned} \quad (4.3)$$

La *función autocovarianza normalizada*

$$\rho(x,y) = \frac{R(x,y) - (\bar{b})^2}{E\{b^2\} - (\bar{b})^2} \quad (4.4) \quad \text{®}$$

donde  $\bar{b} = E\{b\}$ , da una medida útil de la dependencia estadística entre píxeles. Si  $\rho(x,y)$  se concentra en el origen, entonces la dependencia estadística entre píxeles es menor que si  $\rho(x,y)$  está ensanchada, una meseta relativamente plana indica una correlación interpíxeles sobre una área grande.

Las Figs. 4.3 (a) y (b)\* muestran  $\rho(x,y)$  para la imagen “tórax” de la Fig. 4.1(b) para una área de 70 x 70 píxeles (tomados de la fila 1 a la 70 y de la columna 180 a 249). La Fig. 4.3(a) da la

\* En estas gráficas el píxel  $b^*$  está cero unidades a la derecha y  $y$  unidades abajo del píxel  $b$ .

correlación de los píxeles verticales con respecto a los píxeles de la fila 1 y la Fig. 4.3(b) entre los píxeles horizontales con respecto a la columna 180. Para esta imagen la correlación horizontal es mayor que la vertical, lo cual se observa en la forma ensanchada de los picos de  $\rho(x,y)$  en la Fig. 4.3 (b) y por los picos más agudos en la Fig. 4.3 (a). Este resultado es consistente con lo esperado a partir del aspecto de esa imagen en particular.

Las funciones de autocorrelación varían considerablemente de imagen a imagen y aún dentro de la misma imagen, ilustrando una vez más la no estacionariedad de la estadística de las imágenes.

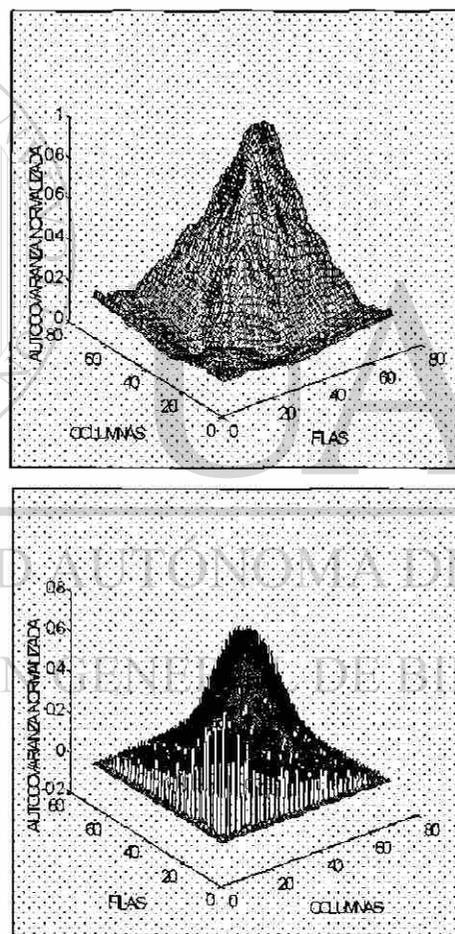
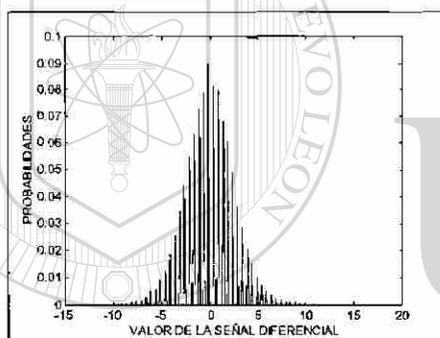


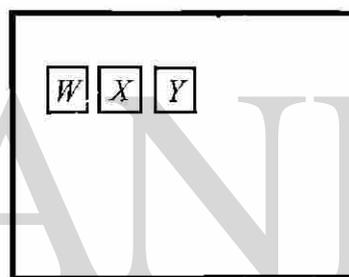
Fig 4.3. Autocovarianza de imagen “tórax”: (a) correlación entre los píxeles verticales; (b) correlación entre los píxeles horizontales.

### 4.3 ESTADÍSTICA DE SEÑALES DIFERENCIALES

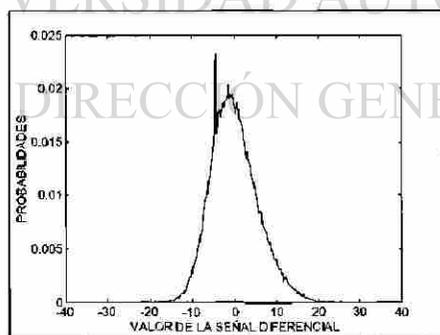
Las estadísticas de las señales diferenciales obtenidas comúnmente en codificadores predictivos exhiben menos variación de imagen a imagen y dentro de la misma imagen que lo que varía la estadística de segundo orden. Sus fdp's son casi siempre de forma aproximadamente Laplaciana con una varianza que depende de la imagen en particular y del algoritmo de predicción usado. Por ejemplo, la Fig. 4.4(a) muestra la fdp de la señal diferencial "tórax" para un predictor de la misma ponderación que predice el pixel  $Y$ , dados los pixeles  $W$  y  $X$  de la manera indicada en la Fig. 4.4(b). La Fig. 4.4(c) muestra la fdp de la misma imagen, pero con un predictor lineal de media cuadrática mínima y con la predicción del pixel  $Z$  dados  $W$ ,  $X$  y  $Y$ , como lo muestra la Fig. 4.4(d).



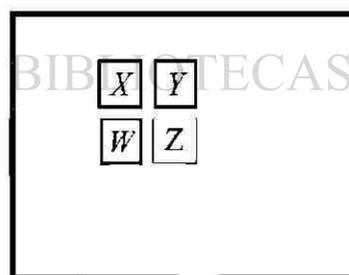
(a)



(b)



(c)



(d)

**Fig. 4.4.** Fdp's de señales diferenciales: (a) usando un predictor de la misma ponderación, es decir,  $Y = (W+X)/2$ ; (b) forma usada para la predicción de la misma ponderación; (c) usando un predictor lineal de media cuadrática mínima; (d) forma usada para la predicción de media cuadrática mínima.

La entropía de la señal diferencial  $y$ , por lo tanto la tasa binaria promedio de un código Huffman, depende casi completamente de la forma de la fdp cerca del origen. Esto es, para un predictor dado, un código de tamaño variable opera frecuentemente cercano a lo óptimo para una amplia variedad de imágenes.

#### 4.4 ESTADÍSTICA DE LA TRANSFORMADA COSENO DISCRETA

Una codificación transformada discreta tiene el potencial de reducir la redundancia de dos maneras. Primero, muchos de los coeficientes resultantes de la transformación son tan pequeños o insignificantes que no necesitan ser transmitidos o almacenados. Segundo, los coeficientes restantes pueden hacerse relativamente no correlacionados uno con el otro [10].

Una transformada lineal de los bloques  $b$  (de pixeles originales cuantificados) a coeficientes de la transformación  $c$  se representa en forma matricial usando vectores columna  $b$  y  $c$  como:

$$\begin{aligned} c &= T b \\ b &= T' c = T'^t c \end{aligned} \quad (4.5)$$

donde la prima denota la transpuesta conjugada. Las columnas de  $T'$  son los vectores bases  $t_m$  de la transformada.

La transformada coseno discreta (TCD) tiene como elementos de la matriz de transformación

$$t_{mi} = \sqrt{\frac{2 - \delta_{m1}}{N}} \cos \left[ \frac{\pi}{N} \left( i - \frac{1}{2} \right) (m-1) \right] \quad m, i = 1, \dots, N \quad (4.6)$$

Los vectores bases  $t_m$  de la TCD son senosoidales con frecuencia indexada por  $m$ .

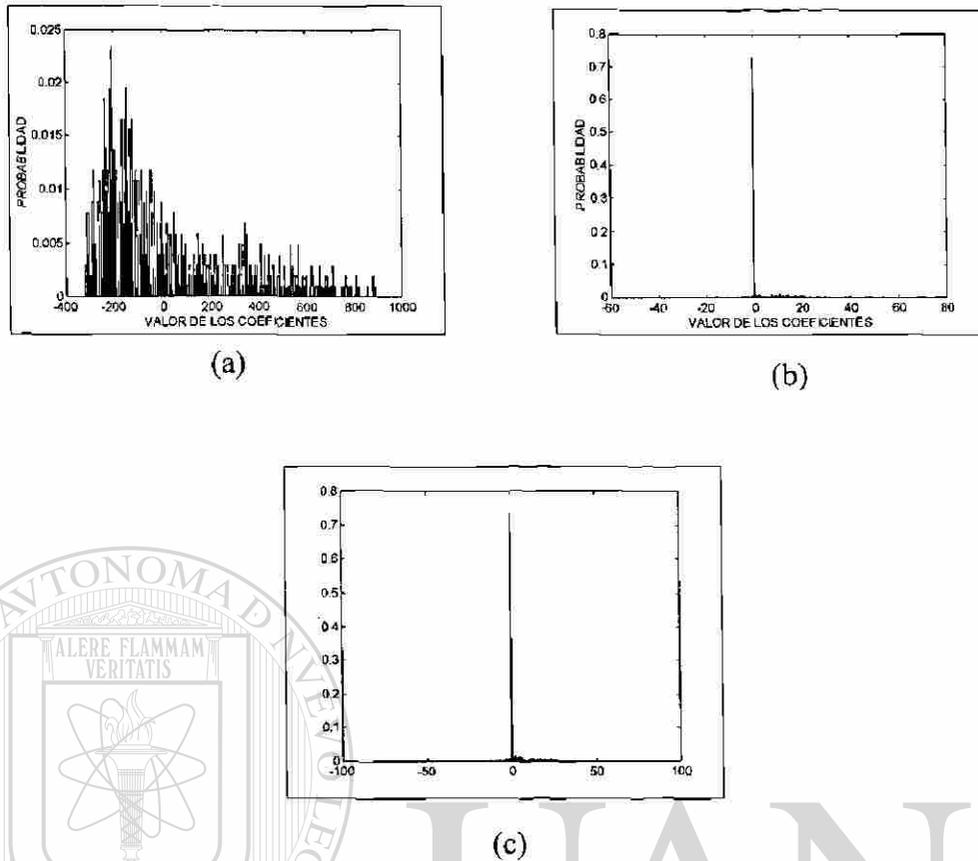
Las magnitudes de los coeficientes de la transformación dependen estrechamente de la estadística de los píxeles mismos.

$$\begin{aligned}
 E \{ |c_m|^2 \} &= E \{ c_m c_m' \} \\
 &= E \{ (\mathbf{t}'_m \mathbf{b}) (\mathbf{t}'_m \mathbf{b})' \} \\
 &= \mathbf{t}'_m E \{ (\mathbf{b} \mathbf{b}') \} \mathbf{t}_m \\
 &= \mathbf{t}'_m \mathbf{R} \mathbf{t}_m
 \end{aligned} \tag{4.7}$$

donde  $\mathbf{R}$  es la matriz de correlación de los bloques de píxeles. Esto es, si  $\mathbf{t}_m$  es de una cierta frecuencia espacial, entonces  $c_m$  será medible si  $\mathbf{R}$  contiene periodicidades de aquella frecuencia espacial, es decir, los píxeles tienen correlaciones correspondientes a dicha periodicidad.

La Transformada Karhunen-Loeve (TKL) tiene vectores bases  $\mathbf{t}_m$  que son eigenvectores de  $\mathbf{R}$ . Esto es, son seleccionados para acoplar las periodicidades en  $\mathbf{R}$  de la mejor manera posible.

Los coeficientes de la transformación mismos son simplemente sumas y diferencias ponderadas de valores de píxeles. Si la estadística de los píxeles fuera estacionaria y si el tamaño  $N$  del bloque fuera muy grande, entonces por el teorema del límite central los coeficientes de la transformación tendrían distribuciones de probabilidad Gaussianas. Sin embargo, para tamaños de bloques prácticos las estadísticas tienden a ser de naturaleza Laplaciana. Por ejemplo, la Figs. 4.5(a), (b) y (c) muestran histogramas para los primeros tres coeficientes TCD calculados a partir de la imagen "tórax" de la Fig. 4.1(b) usando bloques de 64 píxeles. Obsérvese que la forma de estas distribuciones son semejantes a una distribución Laplaciana de varianza equivalente.



**Fig. 4.5.** Fdp's de los coeficientes de la TCD de la imagen "tórax": (a) primer coeficiente; (b) segundo coeficiente; (c) tercer coeficiente.

#### 4.5 MODELOS ESTADÍSTICOS

Un modelo estadístico de la información visual simple y preciso es deseable por muchas razones. Por ejemplo, con un modelo confiable y una medición de distorsión, la teoría tasa-distorsión podría ser utilizada para encontrar la mínima tasa binaria con la cual podría darse la codificación. En sistemas PCM diferenciales, los predictores pueden optimizarse, y pueden obtenerse códigos Huffman eficientes acoplados a la estadística. Además, podría efectuarse una codificación transformada óptima, o al menos, la transformada Karhunen-Loeve podría derivarse *a priori* sin tener que medir funciones de autocorrelación en tiempo real.

Sin embargo, esos objetivos están lejos de ser realizados. En primer lugar, se ha visto que las estadísticas de la información de imágenes son altamente no estacionarias. Además, los datos y formas de onda de las imágenes no llevan por sí mismas a una descripción matemática simple y concisa. Las imágenes después de todo, constan de objetos con bordes bastante bien definidos, cuyas localizaciones y orientaciones dentro de una escena pueden no ser completamente aleatorias. Por ejemplo, en la mayoría de las escenas se presentan bordes orientados horizontalmente y verticalmente en mucha mayor proporción que con otras orientaciones. El interior de algunos objetos puede contener textura que es más o menos aleatoria, mientras que el de otros puede tener una estructura muy bien definida. En pocas palabras, la situación difícilmente conduce a una representación matemática simple.

En vista de estas dificultades, han sido sugeridos y estudiados muchos modelos estadísticos para representación de los datos de imagen. Aunque ninguno de ellos es completamente satisfactorio, han probado ser útiles en la formación de bases matemáticas para ciertos fenómenos observados experimentalmente. La mayoría de los modelos asumen que los píxeles tienen amplitudes continuas.

### Modelo Laplaciano

La función distribución de probabilidad Laplaciana

$$p(x) = \frac{\lambda}{2} e^{-\lambda|x|} \quad (4.8)$$

tiene media cero y varianza  $2/\lambda^2$  [10], se acopla cercanamente a las fdp's de la mayoría de las señales diferenciales. También se aproxima a las fdp's de los coeficientes de la transformación, como se observó en la sección anterior.

Esto es, el modelo Laplaciano es útil, por ejemplo, en el diseño de códigos Huffman para la transmisión o almacenamiento de las señales diferenciales o de los coeficientes de la

transformación. Con un criterio de distorsión apropiado, este modelo puede ser usado también para derivar estrategias de cuantificación.

#### 4.6 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

La estadística de primer orden nos permite observar que las imágenes radiográficas son estadísticamente no estacionarias, lo cual dificulta obtener un código de tamaño variable basado sólo en las fdp's de luminancia.

La estadística de segundo orden permite conocer la correlación entre los pixeles de una imagen. Posteriormente se mostrará que la compresión DPCM aprovecha esta correlación para codificar sólo la diferencia entre pixeles.

La estadística de señales diferenciales muestra que la fdp de estas señales tiene una forma Laplaciana. Esto permite diseñar codificadores predictivos óptimos basados en la forma de la fdp cerca del origen.

La estadística de la TCD muestra que la fdp de los coeficientes de la TCD se aproxima a una función Laplaciana. De aquí que se emplee un modelo Laplaciano para diseñar el código Huffman para compresión de imagen en el estándar JPEG.

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

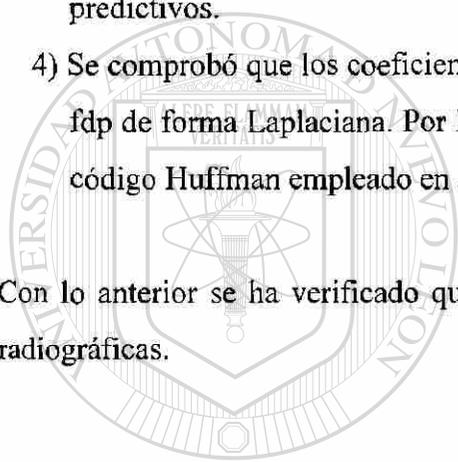
##### **Aportaciones**

- Elaboración de software para efectuar los análisis estadísticos de: primer orden, segundo orden, señales diferenciales, y transformada coseno discreta (ver algoritmos en el apéndice B).

- Los resultados obtenidos en los estudios estadísticos de las imágenes radiográficas fueron los siguientes:

- 1) Se comprobó que las imágenes radiográficas son no estacionarias. Es decir, la fdp es muy variable dentro de una misma imagen y de una a otra imagen.
- 2) Se observó la correlación que existe entre los píxeles de una imagen y cómo ésta implica una redundancia en la codificación de la fuente.
- 3) Se confirmó que las señales diferenciales tienen una fdp de forma Laplaciana con una varianza reducida, con lo cual se pueden obtener códigos optimizados en codificadores predictivos.
- 4) Se comprobó que los coeficientes de la transformación, resultantes en una TCD, tienen una fdp de forma Laplaciana. Por lo tanto, se puede usar un modelo Laplaciano para diseñar el código Huffman empleado en JPEG.

Con lo anterior se ha verificado que la estadística de objetos visibles es aplicable a imágenes radiográficas.



UANL

---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS



## CAPÍTULO 5

### TECNICAS DE COMPRESION DE IMAGEN

Cuando una función de intensidad de luz de 2-D es muestreada y cuantificada para crear una imagen digital se produce una enorme cantidad de datos. De hecho, la cantidad puede ser tan grande que los requerimientos de comunicaciones, procesamiento, y almacenamiento, llegan a ser imprácticos o muy costosos. En tales casos, la compresión de imagen aborda el problema de reducir la cantidad de datos requerida para representar la imagen digital. La base subyacente del proceso de reducción es eliminar la redundancia. Desde el punto de vista matemático, esto lleva a la transformación de un arreglo de pixeles de 2-D en un conjunto de datos no correlacionados estadísticamente.

La necesidad de compresión de imagen ha crecido enormemente. Actualmente, se le reconoce como una “tecnología habilitadora”. Por ejemplo, la compresión de imagen es crucial para el desarrollo de multimedia. Además, la compresión de imagen es la tecnología natural para manejar el incremento en resolución espacial de los estándares de televisión de radiodifusión. Aún más, ésta juega un papel muy importante en aplicaciones diversas como teleconferencias, imágenes médicas, y transmisiones de fax.

#### 5.1 FUNDAMENTOS

El término *compresión de datos* se refiere al proceso de reducción de la cantidad de datos requeridos para representar una cantidad de información dada. Es preciso distinguir la diferencia entre datos e información. Los datos son los medios por los cuales se transporta una información. Pueden ser usadas varias cantidades de datos para representar la misma información. El hecho de que haya varias versiones significa que algunas de ellas contienen *redundancia de datos*.

La redundancia de datos es una entidad cuantificable matemáticamente y juega un papel central en la compresión de imagen. Si  $n_1$  y  $n_2$  denotan el número de unidades que transportan información en dos conjuntos de datos que representan la misma información, la *redundancia de datos relativa*  $R_D$  del primer conjunto de datos puede ser definida como

$$R_D = 1 - \frac{1}{C_R} \quad (5-1)$$

donde  $C_R$ , comúnmente llamada la relación de compresión, es

$$C_R = \frac{n_1}{n_2} \quad (5-2)$$

El caso en el cual  $n_2 = n_1$ ,  $C_R = 1$  y  $R_D = 0$ , indica que la primer representación (relativa a la segunda) de la información no contiene datos redundantes.

En compresión de imágenes digitales, pueden ser identificadas y explotadas tres redundancias de datos básicas: *en la codificación*, *interpíxeles*, y *fisicovisual*. La compresión de datos es efectuada cuando una o más de esas redundancias son reducidas o eliminadas.

## 5.2 MODELOS DE COMPRESION DE IMAGEN

Las técnicas usadas para la reducción o compresión de datos generalmente son combinadas para formar un sistema práctico de compresión de imagen. Un modelo general que representa un sistema de compresión como el mostrado en la Fig. 5.1 consta de dos bloques estructurales distintos: un codificador y un decodificador.

El codificador tiene un *codificador de la fuente*, el cual elimina las redundancias de la entrada, y un *codificador de canal*, el cual incrementa la inmunidad al ruido de la salida del codificador

de la fuente. Si el canal está libre de ruido, el sistema se simplifica solo a codificador y decodificador de la fuente.

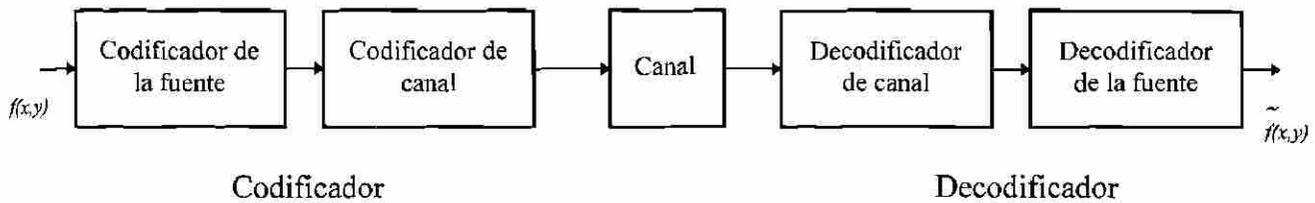


Fig. 5.1. Modelo general de un sistema de compresión.

### 5.2.1 Codificador y decodificador de la fuente

El codificador de la fuente es el responsable de reducir o eliminar las redundancias de codificación, interpixel, o psicovisual de la imagen de entrada. Normalmente, el codificador de la fuente puede ser modelado por tres operaciones independientes como se muestra en la Fig. 5.2(a).



(a)



Decodificador de la fuente

(b)

Fig. 5.2. (a) Modelo del codificador de la fuente y (b) del decodificador de la fuente.

El mapeo transforma los datos de entrada en un formato (generalmente no visual) diseñado para reducir las redundancias interpíxeles en la imagen de entrada. Esta operación generalmente es reversible y puede o no reducir directamente la cantidad de datos requeridos para representar la imagen.

El cuantificador reduce la precisión de las salidas del mapeo de acuerdo con algún criterio de fidelidad preestablecido. Esta etapa reduce la redundancia físicovisual de la imagen de entrada. Esta operación es irreversible.

El codificador de símbolos crea un código de tamaño variable o fijo para representar la salida cuantificada y mapea la salida de acuerdo con el código. Generalmente aquí se asignan las palabras código más cortas a los valores de salida que ocurren más frecuentemente y por lo tanto se reduce la redundancia de la codificación. Esta operación, desde luego, es reversible.

### 5.3 COMPRESIÓN SIN ERROR

En numerosas aplicaciones la compresión sin error es el único medio aceptable de reducción de datos. Una de ellas es el archivo de documentos médicos, donde la compresión con pérdidas se prohíbe por razones legales. En radiografía digital, por ejemplo, la pérdida de información puede comprometer la precisión del diagnóstico.

#### DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

Todas las técnicas de codificación usadas en compresión sin error usan un modelo predictivo o un modelo de multiresolución, o ambos, para reducir la redundancia estadística en la etapa de mapeo, y enseguida codifican las salidas del mapeo usando un código entropía. Los códigos más ampliamente usados son el Huffman y el de tamaño de carrera (*run-length*). Se debe recordar que en estos procesos de codificación de la fuente no hay cuantificación.

### 5.3.1 Modulación de Pulsos Codificados Diferencial

La Modulación de Pulsos Codificados Diferencial (DPCM) es un método de codificación simple y popular que explota la propiedad de que los valores de pixeles adyacentes frecuentemente son similares y altamente correlacionados. De acuerdo al modelo matemático (2.3), la imagen original tiene  $N$  filas y  $N$  columnas y  $\tilde{f}(x,y)$  denota el pixel en la  $i$ -ésima fila y la  $j$ -ésima columna a partir del origen localizado en la esquina superior izquierda. Generalmente, en DPCM, la imagen es codificada un pixel a la vez a lo largo de una línea de exploración, de izquierda a derecha y en líneas de exploración consecutivas. El valor de pixel se predice como una combinación lineal de unos cuantos pixeles vecinos que han sido reconstruidos previamente. Esto es,

$$\tilde{f}_{est}(x,y) = \sum_{[i,j] \in RS} \alpha(i,j) \tilde{f}(x-i,y-j) \quad (5.3)$$

donde  $\alpha(i,j)$  son conocidos como los *coeficientes de pronóstico* o factores de ponderación especificados por el usuario.

Para efectos de codificación, la región de sumatoria o soporte ( $RS$ ) se selecciona de manera que,  $f(x,y)$ , incluya solo aquellos pixeles cuyos valores ya hayan sido decodificados o reconstruidos en el receptor. Por ejemplo, el valor del pixel pronosticado, puede ser expresado usando los dos vecinos adyacentes de la manera siguiente:

$$\tilde{f}_{est}(x,y) = \alpha(0,1) \tilde{f}(x,y-1) + \alpha(1,0) \tilde{f}(x-1,y) \quad (5-4)$$

El error de pronóstico dado por  $e(x,y) = \tilde{f}(x,y) - \tilde{f}_{est}(x,y)$  es entonces codificado con código entropía y transmitido al decodificador. La ventaja de esta técnica es que la imagen diferencial tiene varianza más reducida y puede ser codificada de manera más eficiente.

La DPCM ha sido investigada ampliamente en imágenes médicas, tanto en su diseño, como en su operación y eficiencia [3]. Generalmente se logran factores de compresión promedios de 1.5 a 3 en compresión sin error. Los códigos de tamaño variable como el Huffman y aritmético se prefieren a los de tamaño fijo porque el histograma de los valores diferenciales en la DPCM son altamente agudos alrededor de cero y es en éstos donde se ha demostrado que los códigos de tamaño variable son más eficientes.

#### 5.4 ESTANDAR PARA COMPRESION DE IMAGENES FIJAS MONOCROMATICAS

El Comité Consultivo Internacional Telegráfico y Telefónico (CCITT) y la Organización Internacional de Estándares (ISO) colaboraron para desarrollar el estándar de compresión de imágenes fijas JPEG (*Joint Photographic Experts Group*) más usado y completo en la actualidad. Éste define tres sistemas de codificación diferentes: (1) uno con pérdidas y basado en líneas, el cual está basado en la TCD y es adecuado para la mayoría de las aplicaciones de compresión, (2) uno extendido para mayor compresión, mayor precisión, o para aplicaciones de reconstrucción progresiva; y (3) uno independiente sin error para compresión reversible.

En esta sección se presenta el sistema basado en líneas, el cual frecuentemente se le conoce como sistema basado en líneas secuencial. En éste, la precisión de los datos de entrada y salida está limitada a 8 bits, mientras que los valores de TCD cuantificados están restringidos a 11 bits. La compresión en sí es efectuada en tres pasos secuenciales: cálculo de la TCD, cuantificación, y asignamiento de un código de tamaño variable.

La imagen se subdivide en bloques de píxeles ( $N_s \times N_s$ ) de  $8 \times 8$ , los cuales son procesados de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo. Cuando se selecciona una subimagen, sus 64 píxeles son desplazados de nivel restándole la cantidad  $2^{n-1}$ , donde  $2^n$  es el número máximo de niveles de gris.

Entonces se calcula la TCD de 2-D del bloque de acuerdo a las ecuaciones:

$$C(u, v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N_s-1} \sum_{y=0}^{N_s-1} \bar{f}(x, y) \cos \left[ \frac{(2x+1)u\pi}{2N_s} \right] \cos \left[ \frac{(2y+1)v\pi}{2N_s} \right] \quad (5-6)a$$

para  $u, v = 0, 1, 2, \dots, N_s-1$ .

La transformada inversa como:

$$\bar{f}(x, y) = \sum_{u=0}^{N_s-1} \sum_{v=0}^{N_s-1} \alpha(u)\alpha(v) C(u, v) \cos \left[ \frac{(2x+1)u\pi}{2N_s} \right] \cos \left[ \frac{(2y+1)v\pi}{2N_s} \right] \quad (5-6)b$$

para  $x, y = 0, 1, \dots, N_s-1$ , y donde,  $a(u) = \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N_s}} & \text{para } u, v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N_s}} & \text{para } u, v = 1, 2, \dots, N_s-1 \end{cases}$

Los coeficientes obtenidos en la transformación son cuantificados empleando un valor de umbral variable en función de la localización de cada coeficiente dentro de la subimagen. La relación está dada por:

$$\bar{C}(u, v) = \text{redondeo} \left[ \frac{C(u, v)}{Z(u, v)} \right] \quad (5-7)$$

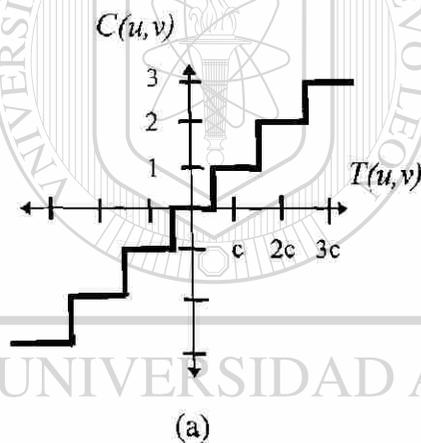
donde  $\bar{C}(u, v)$  es una aproximación respecto al umbral y cuantificada de  $C(u, v)$ , y  $Z$  es el arreglo de normalización dado por:

$$Z = Z(u, v) = \begin{bmatrix} Z(0,0) & Z(0,1) & \dots & Z(0, N_s-1) \\ Z(1,0) & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ Z(N_s-1,0) & Z(N_s-1,1) & \dots & Z(N_s-1, N_s-1) \end{bmatrix} \quad (5-8)$$

La Fig. 5.3(a) muestra la gráfica de (5-7) para el caso en el cual  $Z(u,v)$  tiene asignado un valor en particular de  $c$ . Puede observarse que  $C(u,v)$  asume un valor entero de  $k$  si, y sólo si

$$kc - \frac{c}{2} \leq C(u,v) < kc + \frac{c}{2} \quad (5-9)$$

Si  $Z(u,v) > 2C(u,v)$ ,  $C(u,v) = 0$ , y el coeficiente de la transformación es truncado o descartado. La Fig. 5.3(b) muestra un arreglo de normalización típico. Este arreglo ha sido usado extensivamente en un esfuerzo de estandarización de JPEG, y pondera cada coeficiente de la subimagen transformada de acuerdo a la importancia perceptual o psicovisual determinada heurísticamente. Este arreglo puede ser escalado para obtener una gran variedad de niveles de compresión.



16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	121	92
49	64	78	87	103	121	120	101
72	92	95	98	112	100	103	99

(b)

**Fig. 5.3.** Cuantificación de los coeficientes TCD: a) Curva de cuantificación de codificación umbral; b) matriz de normalización típica.

Enseguida, los coeficientes cuantificados se reordenan usando el patrón zigzag de la Fig. 5.4 y forman una secuencia de una dimensión.

El arreglo reordenado unidimensional queda cualitativamente arreglado de acuerdo al incremento de frecuencia espacial, es decir, el procedimiento JPEG está diseñado para tomar

ventaja de las carreras grandes de ceros que normalmente se dan en el reordenamiento. En particular, los coeficientes de CA diferentes de cero son codificados usando un código de tamaño variable que define el valor del coeficiente y el número de ceros precedentes. El coeficiente de CD es codificado diferencialmente con respecto al coeficiente de CD de la subimagen previa. En los estándares de la CCITT [16] o del Instituto Nacional Americano de Estándares ANSI se especifican las tablas para el código Huffman que se toma por defecto en JPEG para la luminancia de las imágenes.

16	11	10	16	24	40	51	61
12	12	14	19	26	58	60	55
14	13	16	24	40	57	69	56
14	17	22	29	51	87	80	62
18	22	37	56	68	109	103	77
24	35	55	64	81	104	121	92
40	64	78	87	103	121	120	101
72	92	98	98	112	100	108	99

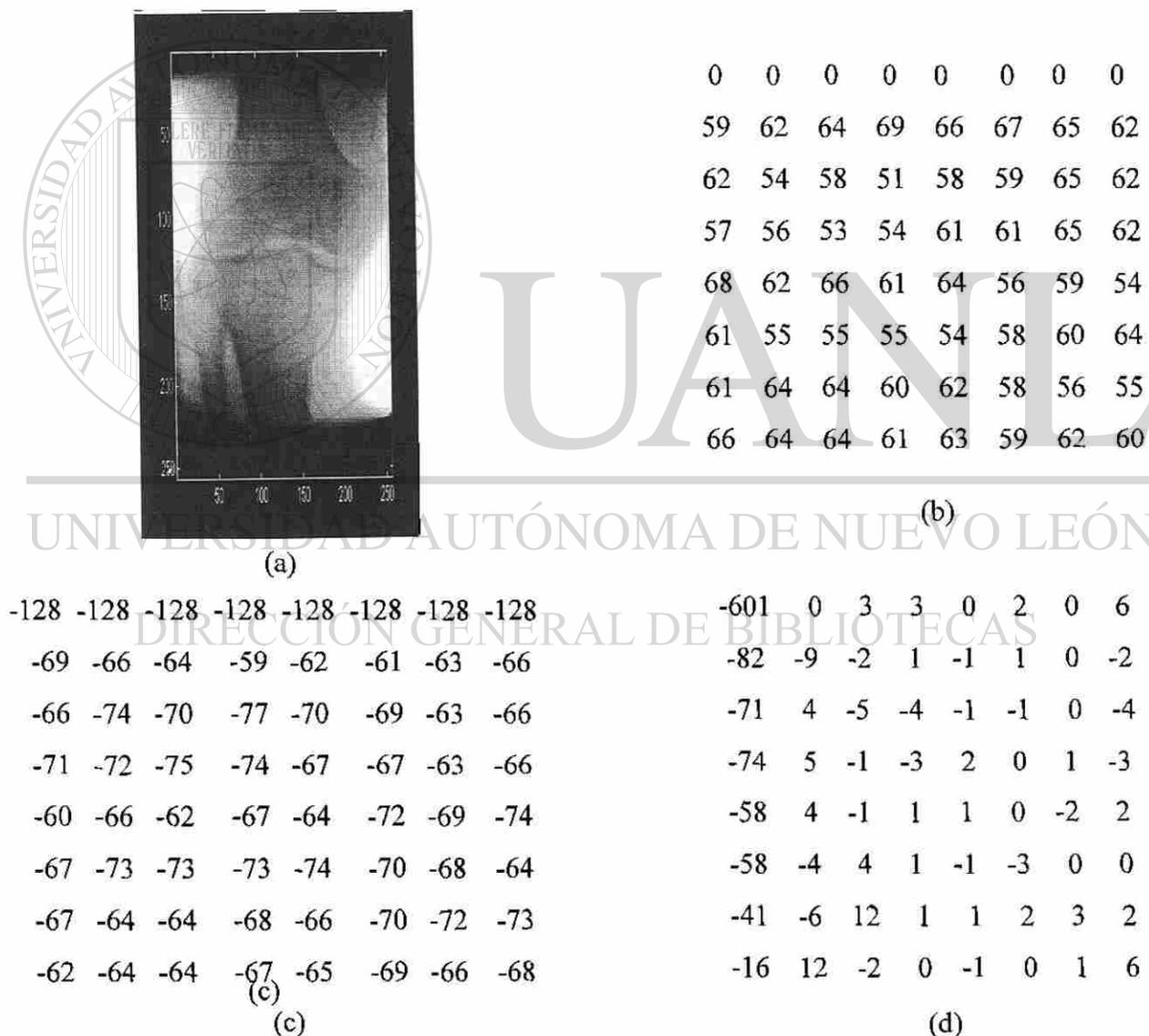
Fig. 5.4 Reordenamiento de los coeficientes TCD en zigzag.

En la Fig. 3.5(a) se muestra la imagen “rodilla” original utilizada para hacer las pruebas de compresión con JPEG. Las Figs. 3.5(b),(c),(d),(e),(f) muestran los valores de la primer subimagen, la imagen desplazada, los coeficientes TCD, los coeficientes cuantificados, y los coeficientes reordenados en zigzag, respectivamente.

La compresión en este estudio se efectuó especificando con un *byte* la carrera de ceros consecutivos al final de cada subimagen y empleando un código de tamaño fijo de un *byte* para cada uno de los coeficientes restantes. El grado de compresión obtenido fue de 9.5:1 y la relación señal a ruido de 14.3578 decibeles. La Fig. 3.5(g) muestra la imagen recuperada a partir del archivo comprimido. Los resultados obtenidos con JPEG en otra imagen donde se usó la misma

matriz de normalización y el código Huffman estándar fueron: grado de compresión de 32:1 y relación señal a ruido de 32.41 decibeles [27].

Se ha comprobado en JPEG que para una compresión de 24:1 o mayor se tiene un efecto conocido como *blocking* (“bloqueo”) en la imagen recuperada. Este es el caso de la imagen “rodilla” recuperada en nuestra prueba. Este efecto se puede mejorar empleando subimagenes con bloques mayores y que se traslapen, o bien con otra técnica de compresión como por ejemplo *wavelets* (“onduletas”) [17].



**Fig. 5.5.** Compresión de imagen con JPEG: a) imagen original; b) valores de la primer subimagen; c) valores desplazados; d) coeficientes de la TCD.

```

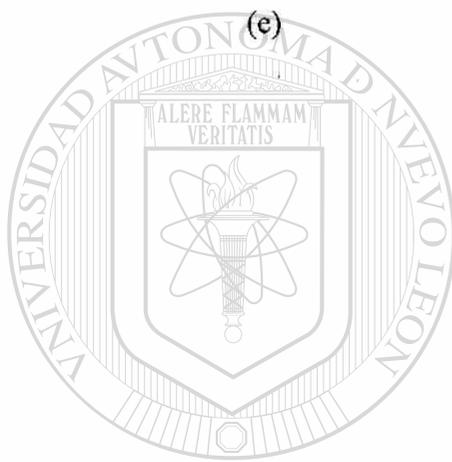
-38  0  0  0  0  0  0  0
-7  -1  0  0  0  0  0  0
-5  0  0  0  0  0  0  0
-5  0  0  0  0  0  0  0
-3  0  0  0  0  0  0  0
-2  0  0  0  0  0  0  0
-1  0  0  0  0  0  0  0
 0  0  0  0  0  0  0  0

```

```

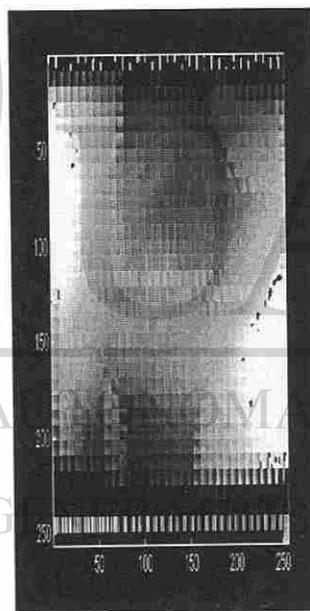
[-38  0  -7  -5  -1  0  0  0  0  -5  -3  0
 0  0  0  0  0  0  0  0  -2  -1  FIN]

```



(e)

(f)



(g)

**Fig. 5.5 (continuación)** e) coeficientes cuantificados y redondeados; f) vector resultante del reordenamiento en zigzag y recortando los ceros consecutivos al final de la subimagen; g) imagen recuperada a partir del archivo comprimido.

## 5.5 MEDICION DE LA OPERACION DE COMPRESION DE IMAGEN

La operación de compresión de imágenes radiológicas depende no sólo del factor de compresión sino también de la calidad de la imagen reconstruida. Las imágenes de mayor calidad muestran una información funcional o estructural de los órganos del cuerpo más fina y soportan diagnósticos más confiables. En imágenes médicas, los ingenieros, fabricantes, y clínicas miden de manera diferente la calidad de imagen.

Los instrumentos de medición en ingeniería caracterizan las imágenes digitales con tres parámetros físicos: resolución de densidad (o niveles de gris), resolución espacial, y relación señal a ruido (SNR) [3].

Los fabricantes de equipo consideran la calidad de imagen en un sistema o secuencia de dispositivos, incluyendo no sólo el instrumento de medición sino también otros componentes, tales como estaciones de desplegado e impresoras. Las mediciones se clasifican en dos formas: 1) agudeza de la imagen, la cual es inherente al diseño del sistema, y 2) ruido de la imagen proveniente de varias fuentes, tales como variaciones fotónicas de la fuente de energía y ruido electrónico acumulado a través de la secuencia de dispositivos. Los fabricantes usan la representación de una imagen en frecuencia para medir la calidad de su agudeza. Esto lleva a los conceptos de función ampliación de punto, función ampliación de línea, y función transferencia de modulación, las cuales miden la agudeza de puntos, líneas y bordes, y la respuesta del sistema a una frecuencia espacial,  $v$ , respectivamente.

La función transferencia de modulación proporciona una cierta indicación de la capacidad del sistema para reproducir los detalles finos y para generar contraste de imagen, pero no contiene información acerca del efecto del ruido, el cual afecta la visibilidad de los detalles. Es decir, si el nivel de ruido es alto, entonces un valor alto de esta función no necesariamente implica una calidad de imagen buena para un diagnóstico.

Las imágenes de interés para las clínicas son objetos anatómicos complejos. Las mediciones simuladas obtenidas en los experimentos de los ingenieros y fabricantes no siempre se correlacionan bien con las pruebas y percepciones subjetivas humanas. Para remediar esto, son usados análisis estadísticos basados en curvas de las Características de Operación del Receptor (ROC) para examinar la calidad de imagen médica en aplicaciones individuales. En un estudio ROC, se le pide a los radiólogos que revisen la imagen reconstruida después de la compresión, para que diga si tiene o no alguna anomalía y además que de un valor cuantitativo entre 1 y 5 del grado de certidumbre. La precisión del diagnóstico con esas imágenes se compara entonces con la de las imágenes originales. Puesto que los observadores ven la utilidad para diagnóstico en lugar de la apariencia general o simplemente líneas o bordes, estos estudios relacionan la precisión del diagnóstico con el nivel de compresión. Sin embargo, un análisis de ROC es costoso y toma tiempo el realizarlo. Un estudio típico puede requerir más de 300 imágenes para obtener un nivel confiable de la estadística, 5 o más radiólogos que vean las imágenes, y un estadista que coordine y analice los datos.

## 5.6 CONCLUSIONES Y APORTACIONES

La compresión se realiza reduciendo las redundancias en los datos empleados para representar la información de la imagen: en la codificación de la fuente, en la correlación interpíxeles, y en la percepción. El código Huffman, la Transformada Coseno Discreta, y la cuantificación para codificación umbral en JPEG, respectivamente, son ejemplos de procedimientos empleados para reducir estas redundancias.

La compresión sin error es la que se usa prácticamente en imágenes radiográficas. DPCM logra un factor de compresión entre 1.5 a 3 veces; mientras que el factor típico de JPEG es de 2:1.

La compresión con pérdidas permite factores de compresión de 10, 20, 30, y hasta 100 veces. Los errores por pérdidas son poco notorios hasta compresiones de 16:1 con JPEG. Sin embargo, para factores mayores que 24 el efecto de “bloqueo” es bastante perceptible.

En compresión de imágenes radiográficas con pérdidas es necesario desarrollar nuevos métodos de evaluación del error debido a la compresión. Las mediciones actuales de relación señal a ruido, tasa de error binaria, y ROC, son aún insuficientes para certificar que no haya habido pérdidas relevantes.

### **Aportaciones y recomendaciones**

- Se elaboró software para compresión y expansión basados en JPEG ( ver algoritmos en el apéndice C). El procedimiento empleado considera un código de tamaño fijo. Es decir, no reduce la redundancia en la codificación de la fuente, pero sí las de interpíxeles y psicovisual. Por lo tanto, es menos eficiente que la compresión estándar JPEG. Sin embargo, es útil para apreciar los efectos que tiene la compresión en la apariencia de la imagen reconstruida.
- El tiempo de ejecución de la compresión ( y de la expansión ) con JPEG de una imagen de 256 x 256 x 8 en una PC de 120 Mhz es de aproximadamente 45 minutos. De aquí se ve la importancia de las investigaciones realizadas para desarrollar algoritmos rápidos para la TCD, y para efectuar esta compresión por Hardware.
- Se comprobó que el efecto de “bloqueo” es muy notorio en la imagen reconstruida con un proceso de compresión JPEG de aproximadamente 30:1. De aquí se aprecia la necesidad de investigar otras técnicas más eficientes que den la calidad de imagen necesaria para el diagnóstico en un examen radiográfico.
- Se plantea el problema de obtener una medición objetiva que permita clasificar una imagen reconstruida, después de un proceso de compresión / expansión, como buena o mala para hacer un diagnóstico a partir de ella.

## CAPITULO 6

### CONCLUSIONES, APORTACIONES, Y RECOMENDACIONES

El procesamiento de imágenes radiográficas digitales es un campo de investigación fértil, en el cual existen todavía muchos problemas por resolver. En este estudio se abordaron principalmente los aspectos de digitalización, enfatizamiento y compresión. A continuación se resumen las conclusiones obtenidas, las aportaciones, y los trabajos futuros a partir de la presente tesis.

#### 6.1 CONCLUSIONES

El uso de sistemas de procesamiento de imágenes basados en microcomputadoras o PC, en conjunto con los Sistemas de Almacenamiento y Comunicación de Imágenes, han propiciado el cambio de imágenes radiológicas analógicas a formas digitales.

---

Los procedimientos empleados para obtener una imagen radiográfica digital son: RDSPI, RC y PD. La calidad de imagen de RDSPI depende de la resolución en la digitalización, la cual es efectuada en la tarjeta de adquisición de vídeo. Una imagen de 512 x 512 x8 tiene una calidad comparable con TV de radiodifusión. La de RC y PD es similar a la de una película de rayos X.

Las transformaciones de señal que se efectúan en RDSPI para adquirir, procesar y desplegar las imágenes son: imagen óptica, sensada, digital, y reconstruida. La definición de las características de cada una de ellas permite obtener un modelo matemático que representa su información.

Las técnicas de enfatizamiento que han dado buenos resultados en imágenes radiográficas son: extensión de contraste, selección de un rango de niveles de gris, uniformización de histograma, y

filtros de alisamiento y agudizamiento. Dependiendo de cuáles sean las deficiencias de la imagen original y/o de lo que se desea resaltar, la aplicación de una o varias de estas técnicas mejoran la presentación de la imagen original.

Los estudios estadísticos de las imágenes radiográficas permiten conocer el comportamiento de los parámetros relacionados con compresión, tales como señales diferenciales, correlación entre píxeles y coeficientes de la TCD. Con esta información se realizan algoritmos de compresión eficientes, tales como DPCM y JPEG.

La compresión hace posible que el almacenamiento sea eficiente y que se reduzcan los costos de operación de las imágenes radiográficas digitales. La compresión también reduce el tiempo empleado para transmitir una imagen a un lugar remoto. Sin embargo, la compresión sin error permite sólo factores de compresión modestos de 2:1 o 3:1. Para factores de compresión mayores se requiere que haya pérdidas y hasta el momento no se ha encontrado un procedimiento objetivo que evalúe la calidad de imagen recuperada y que determine si es apta para efectuar un diagnóstico confiable.

## 6.2 APORTACIONES

Las contribuciones de este trabajo son principalmente en el área de las imágenes radiográficas digitales, aunque pueden extenderse al resto de las imágenes médicas. Se resumen de la siguiente manera:

- 1) Se realiza la aplicación de un sistema de procesamiento de imágenes en el área de las imágenes médicas con el fin de obtener imágenes que permitan dictar un diagnóstico más preciso del padecimiento o enfermedad del paciente.
- 2) Se define el objeto de estudio de un procedimiento radiográfico de propósito general. Es decir, se distingue el campo de las imágenes radiográficas dentro de las radiológicas y de las médicas, así como también de las imágenes radiográficas de propósito específico.

- 3) Se aplica la teoría general del procesamiento de imágenes digitales, la cual se estudia generalmente con objetos visibles, para desarrollar la teoría sobre captación, digitalización, y despliegado de las imágenes radiográficas con RDSPI.
- 4) Se estudian las características del hardware y el software requeridos en un sistema de procesamiento de imágenes digitales, empleando una microcomputadora o una PC.
- 5) Se analizan la mayoría de las técnicas de enfatizamiento apropiadas en imágenes radiográficas.
- 6) Se efectúa un análisis estadístico para observar que el comportamiento de los parámetros de imágenes radiográficas es análogo al de los objetos visibles.
- 7) Se analizan las técnicas de compresión sin error utilizadas actualmente en imágenes radiográficas y se estudia el problema de la compresión con pérdidas.
- 8) Se estudia la capacidad y las limitaciones de los equipos utilizados para almacenamiento (base de datos) y comunicación (acceso remoto) de las imágenes radiológicas.

### 6.3 TRABAJOS FUTUROS

El contenido de la presente tesis sirve como referencia para investigaciones posteriores en los siguientes campos:

- Efectuar compresión de imágenes radiograficas con onduletas y comprobar si se mejora el efecto de “bloqueo” de JPEG.
- Investigación de otras técnicas de enfatizamiento que den buenos resultados en imágenes radiográficas.
- Realización de otros estudios estadísticos en imágenes médicas que proporcionen información de nuevos parámetros. Por ejemplo textura, contornos, etc., los cuales podrían ser útiles en nuevas técnicas de compresión o para clasificación.

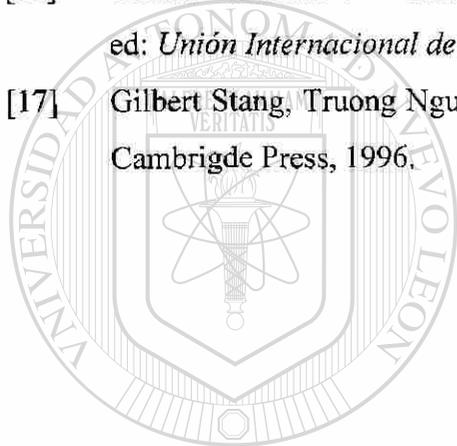
- Comparación de nuevos algoritmos de compresión, tales como Transformada Lapped (“Sobrepuesta”) Ortogonal y fractales con JPEG.
- Obtención de un procedimiento radiográfico que resuelva el compromiso entre costo y resolución.
- Realización de un proyecto que aplique un sistema de procesamiento de imágenes digitales en otros campos de las imágenes médicas.
- Desarrollo de un método de evaluación que certifique si una imagen recuperada a partir de compresión con pérdidas es apta para un diagnóstico confiable.
- Empleo del procesamiento de imágenes digitales en imágenes médicas con la finalidad de obtener imágenes que permitan: 1) diseñar programas terapéuticos (por ejemplo, localización y cantidad de radiación en radioterapias); 2) planear la trayectoria de acceso a un punto específico en intervenciones quirúrgicas de zonas de alto riesgo; 3) efectuar la toma de una muestra de tejido (biopsia) guiado por una imagen procesada y desplegada en tiempo real.

## REFERENCIAS

- [1] Raul Alvarado, José A. de la O., "Aplicación de un sistema de procesamiento digital en imágenes radiográficas" *SIEEEM'96, memoria técnica tomo II*, Oct. 96, pp. 20-26.
- [2] Data Translations Engineering Staff, *Applications Handbook: Image Processing, Array Processing, Data Acquisition*, Marlboro Mass., 1986.
- [3] Wong S., Zaremba L., Gooden D., and Huang H. K., "Radiologic Image Compression - a Review," *IEEE Proceedings*, vol. 83, No. 2, Feb 1996, pp. 194-219.
- [4] Rosenfeld, A., and kak, A. C., *Digital Picture Processing*, Academic Press, New York, 1976.
- [5] Stewart C. Bushong, Sc. D., *Radiologic Science for Technologist.*, Houston Texas: The C.V. Mosby Company, 1975.
- [6] Rao K. R., *Workshop on Digital Image Coding*, course organized by ITESM, Monterrey, N. L., México, appendix B.2, 1993.
- [7] Konstantinides K., and Bhaskaran V., "Monolithic Architectures for Image Processing and Compression," *IEEE Computer Graphics and applications*, vol. 12, no 16, Nov. 1992, pp. 75-86.
- [8] Wong S., Knowlton R., Hawkins R., and Laxer K., "Multimodal Image Fusions for Noninvasive Epilepsy Surgery Planning," *IEEE Computer Graphics and applications*, vol. 16, no. 1, Jan. 1996, pp. 30-38.
- [9] Gregory A. Baxes, *Digital Image Processing*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1984.
- [10] Arun N. Netravali, Barry G. Haskell, *Digital Pictures: Representation, Compression, and standars*. New York, N.Y.: Second edition, Plenum Press, 1995.
- [11] J. Watson, *Optoelectrónica*, México, D. F.: primera edición, ed. Limusa, 1993.
- [12] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, *Digital Image Proccesing*. Reading, Massachusetts, Addison-Wesley Publishing Company, 1992.

**REFERENCIAS (Continuación)**

- [13] Rafael C. Gonzalez, Paul Wintz, *Digital Image Proccesing*. Reading, Massachusetts, Addison-Wesley Publishing Company, 1977.
- [14] Papoulis, A., *Probability, Random Variables, and Stochastic Process*. third edition, Mc Graw-Hill international editions, 1991.
- [15] Lim, Jae S., *Two-Dimensional Signal and Image Processing*. ed: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1990.
- [16] Comité Consultivo Internacional Telegráfico y Telefónico, "Recomendación T.81." ed: *Unión Internacional de Telecomunicaciones*, 1993, Anexo C, pp. 54-57.
- [17] Gilbert Stang, Truong Nguyé, *Wavelets and Filter Banks*, Wellesley MA: Wellesley-Cambrigde Press, 1996.



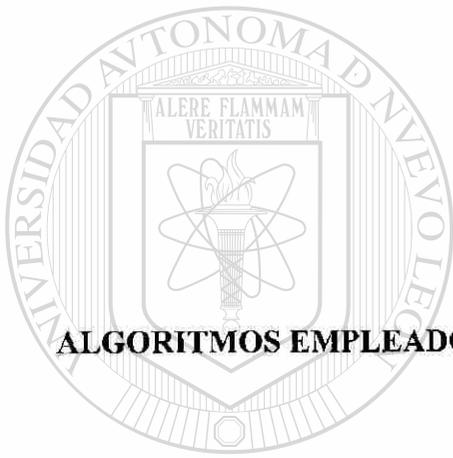
# UANL

---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS





**APENDICE A**  
**ALGORITMOS EMPLEADOS EN LAS TÉCNICAS DE ENFATIZAMIENTO DE**  
**IMAGEN**

UANL

---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

®

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

## APENDICE A

### ALGORITMOS EMPLEADOS EN LAS TECNICAS DE ENFATIZAMIENTO DE IMAGEN

#### A.1 LECTURA Y DESPLEGADO DE UNA IMAGEN DIGITAL

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$ . Es decir,  $F$  contendrá los valores de gris de cada pixel de la imagen digital  $f_u(x,y)$  de acuerdo a (2-3) y (2-4).

En MATLAB, un archivo binario con palabras de ocho bits se lee de la siguiente manera:

```
fid = fopen (nombre del archivo, 'rb')
```

```
[F, count] = fread (fid, N x N, 'uchar')
```

Y la forma de desplegar la imagen en el monitor de la PC es:

```
colormap ( gray (L) )
image (F)
```

*donde L es el número de niveles de gris*

#### A.2 IMAGEN NEGATIVA

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se efectúa el mapeo de la matriz  $F$  a la matriz  $G$  empleando la función de transferencia de la Fig. 3.2 (a). Es decir:

$$\mathbf{G} = (L-1) \mathbf{I} - \mathbf{F} \quad \text{donde} \begin{cases} \mathbf{I} \text{ es la matriz identidad} \\ L \text{ es el numero de niveles de gris} \end{cases} \quad (\text{A-1})$$

Se despliega la matriz  $G$  (ver apéndice A.1) para observar la imagen enfatizada al hacerse negativa.

### A.3 EXTENSION DE CONTRASTE

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se obtiene un histograma (ver apéndice B.2) de  $F$  para observar el rango dinámico de los niveles de gris y definir los valores de  $r_1, r_2, s_1, s_2$  empleando la función de transferencia de la Fig. 3.3 (a) de manera que se expanda el rango dinámico en el eje de coordenadas  $s$ .

Se efectúa el mapeo de la matriz  $F$  a la matriz  $G$  empleando (3-1) y (3-2). Esto es:

$$g(x, y) = \left(\frac{s_1}{r_1}\right) f(x, y) \quad \text{si } f(x, y) \leq r_1 \quad (\text{A-2})$$

$$g(x, y) = \left(\frac{s_2 - s_1}{r_2 - r_1}\right) f(x, y) + r_1 \tan\left[\frac{s_2}{r_2 - r_1}\right] \quad \text{si } r_1 \leq f(x, y) \leq r_2 \quad (\text{A-3})$$

$$g(x, y) = \left(\frac{(L-1) - s_2}{(L-1) - r_2}\right) f(x, y) + \left[s_2 - r_2 \tan\left(\frac{(L-1) - r_2}{(L-1) - s_2}\right)\right] \quad \text{si } r_2 \leq f(x, y) \leq (L-1) \quad (\text{A-4})$$

$$\text{donde } \begin{cases} x = y = 0, 1, \dots, N-1 \\ L = 2^n \\ n \text{ es el numero de bits} \\ L \text{ es el numero de niveles de gris} \end{cases}$$

Se despliega la matriz  $G$  (ver apéndice A.1) para observar la imagen enfatizada por extensión de contraste.

#### A.4 SELECCION DE UN RANGO DE NIVELES DE GRIS

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se despliega la imagen original (ver apéndice A.1) para definir las coordenadas que cubren el área que se desea resaltar. Es decir, definir  $x_1, x_2, y_1, y_2$ , de la manera indicada en la Fig. A.1.

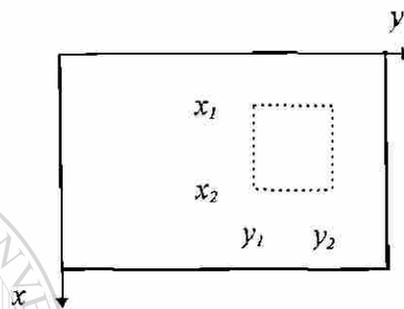


Fig. A.1. Selección del área que se desea resaltar.

Se efectúa el mapeo de la matriz  $F$  a la matriz  $G$  empleando la función de transferencia de las Figs. 3.4 (a) y (b), en las cuales se considerará a  $s_1$  y  $s_2$  como el valor de fondo, respectivamente, y a  $s_2$  como el valor “más brillante”. Es decir:

a) Para la función de transferencia de la Fig. 3.4 (a)

$$g(x, y) = \begin{cases} s_1 & \text{si } A \leq f(x, y) \leq B \\ s_2 & \text{de otro modo,} \end{cases} \quad \begin{array}{l} \text{en el area } x_1 \leq x \leq x_2; y_1 \leq y \leq y_2 \\ \text{fuera de } x_1 \leq x \leq x_2; y_1 \leq y \leq y_2 \end{array} \quad (\text{A-5})$$

para  $0 \leq x \leq N-1; 0 \leq y \leq N-1$

b) Para la función de transferencia de la Fig. 3.4 (b)

$$g(x,y) = \begin{cases} s_2 & \text{si } A \leq f(x,y) \leq B \\ f(x,y) & \text{de otro modo,} \\ f(x,y) & \end{cases} \quad \begin{array}{l} \text{en el area } x_1 \leq x \leq x_2 ; y_1 \leq y \leq y_2 \\ \text{fuera de } x_1 \leq x \leq x_2 ; y_1 \leq y \leq y_2 \end{array} \quad (\text{A-6})$$

para  $0 \leq x \leq N-1 ; 0 \leq y \leq N-1$

Se despliega la matriz  $G$  (ver apéndice A.1) para observar la imagen enfatizada por selección de un rango de niveles de gris.

### A.5 UNIFORMIZACION DE HISTOGRAMA

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se obtiene la probabilidad de cada nivel de gris (ver apéndice B.2) en la imagen representada por la matriz  $F$ .

Se efectúa el mapeo de la matriz  $F$  a la matriz  $G$  empleando la función de transferencia de la Fig. 3.5 con  $r$  y  $s$  de 0 a  $L-1$ . Es decir:

$$g(x,y) = (L-1) \sum_{m=0}^{f(x,y)} p(r_m) \quad \text{donde} \quad \begin{cases} 0 \leq r_m \leq L-1 \\ 0 \leq x \leq N-1 \\ 0 \leq y \leq N-1 \end{cases} \quad (\text{A-7}) \quad \text{®}$$

*L es el numero de niveles de gris*

Se despliega la matriz  $G$  (ver apéndice A.1) para observar la imagen enfatizada por uniformización de histograma.

### A.6 SUBSTRACCION DE IMAGENES

Se lee el archivo binario de la imagen de referencia (antes de aplicar el medio de contraste al paciente) y se forma la matriz  $F_i$  (ver apéndice A.1).

Se lee el archivo binario de la imagen posterior (con el medio de contraste) y se forma la matriz  $F_2$ .

Se obtiene la matriz  $G$  efectuando la resta de las matrices  $F_1$  y  $F_2$ . Es decir:

$$G = F_1 - F_2 \quad (\text{A-8})$$

Se obtiene un histograma de la matriz  $G$  para observar el rango dinámico de los niveles de gris y determinar el desplazamiento adecuado para mejorar el brillo de la imagen. Es decir:

$$G_i = G + I \times cte \quad \text{donde } I \text{ es la matriz identidad} \quad (\text{A-9})$$

Se despliega la matriz  $G_i$  (ver apéndice A.1) para ver la imagen enfatizada por substracción de imágenes.

## A.7 FILTROS (PASA BAJAS Y PASA ALTAS)

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se obtiene la matriz  $H$  con los valores de la máscara seleccionada de acuerdo al tipo de filtro deseado y de la manera indicada en las Figs. 3.10 y 3.12.

Se obtiene la matriz  $G$  a la salida del filtro por medio de la convolución entre las matrices  $F$  y  $H$ . Es decir:

$$g(x, y) = fe(x, y) * he(x, y) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} fe(m, n) he(x - m, y - n) \quad (\text{A-10})$$

para  $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$  y para  $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$

En (A-10) se ha considerado que las matrices  $F$  y  $H$  son arreglos de  $A \times B$  y  $C \times D$ , respectivamente y se ha asumido que son periódicos con período  $M$  y  $N$  en las direcciones  $x$  y  $y$ , respectivamente. Las secuencias periódicas se forman extendiendo  $f(x,y)$  y  $h(x,y)$  de la manera siguiente:

$$fe(x,y) = \begin{cases} f(x,y) & \text{para } 0 \leq x \leq A-1 \text{ y } 0 \leq y \leq B-1 \\ 0 & \text{para } A \leq x \leq M-1 \text{ o } B \leq y \leq N-1 \end{cases} \quad (\text{A-11})$$

y

$$fe(x,y) = \begin{cases} h(x,y) & \text{para } 0 \leq x \leq C-1 \text{ y } 0 \leq y \leq D-1 \\ 0 & \text{para } C \leq x \leq M-1 \text{ o } D \leq y \leq N-1 \end{cases} \quad (\text{A-12})$$

donde  $M \geq A+C-1$  y  $N \geq B+D-1$

Se despliega la matriz  $G$  (ver apéndice A.1) para observar la imagen enfatizada por filtrado pasa bajas o pasa altas.

En MATLAB, la operación de filtrado se hace directamente con:

`filter2 (F, H)`

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS





**APENDICE B**

**ALGORITMOS EMPLEADOS EN LAS ESTADÍSTICAS DE LUMINANCIA**

UANL

---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

## APENDICE B

### ALGORITMOS EMPLEADOS EN LAS ESTADISTICAS DE LUMINANCIA

#### B.1 ENTROPIA

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se obtiene la probabilidad de cada nivel de gris (ver apéndice B.2) en la imagen representada por la matriz  $F$ .

Se calcula la entropía de acuerdo a (4-1). Esto es:

$$H = -\sum_{k=0}^{L-1} p(r_k) \log_2 p(r_k) \quad (\text{B-1})$$

#### B.2 FUNCION DISTRIBUCION DE PROBABILIDAD

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se obtiene la probabilidad de cada nivel de gris en la imagen representada por la matriz  $F$ . Es decir:

$$p(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad (\text{B-2})$$

$$\text{donde } \begin{cases} r_k \text{ es el } k\text{-ésimo nivel de gris} \\ n_k \text{ es el número de píxeles con el } k\text{-ésimo nivel de gris} \\ k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \\ n = \text{número total de píxeles} \\ L = \text{es el número de niveles de gris} \end{cases}$$

Se grafican las probabilidades contra el nivel de gris.

En MATLAB, se obtiene un vector  $z$  con el número de píxeles en el  $k$ -ésimo nivel de gris y su gráfica correspondiente con:

```
[m, z] = hist (F, L)
bar (m, z)
```

Por lo tanto, el vector con las probabilidades  $p(r_k)$  se calcula dividiendo  $z$  entre el número total de píxeles. Es decir:

$$p = \frac{z}{n} \quad (\text{B-3})$$

### B.3 MATRIZ DE COVARIANZA

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se despliega la imagen original (ver apéndice A.1) para definir las coordenadas que cubren el área donde se desea obtener la covarianza. Es decir, definir  $x_1, x_2, y_1, y_2$ , de la manera indicada en la Fig. B.1.

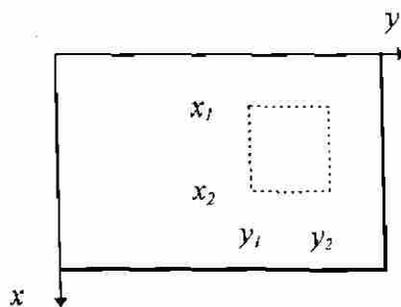


Fig. B.1. Selección del área donde se desea obtener la covarianza.

Se calcula la matriz de los coeficientes de correlación  $R$ , considerando que la imagen es un proceso ergódico [15]. Es decir:

$$\begin{aligned} R_g(x, y) &= E \{ f(k_1, k_2) f^*(k_1 - x, k_2 - y) \} \\ &= \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{(2N + 1)^2} \sum_{k_1 = -N}^N \sum_{k_2 = -N}^N f(k_1, k_2) f^*(k_1 - x, k_2 - y) \end{aligned} \quad (\text{B-4})$$

donde  $f^*$  es el complejo conjugado de  $f$

para  $x_1 \leq x \leq x_2$  y  $y_1 \leq y \leq y_2$

Se obtiene la matriz de covarianza normalizada de acuerdo a (4.3). Es decir:

$$\rho_N(x, y) = \frac{R_f(x, y) - (\bar{b})^2}{E \{ b^2 \} - (\bar{b})^2} \quad (\text{B-5})$$

$$\text{donde } \bar{b} = E \{ f(x, y) \} = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{(2N + 1)^2} \sum_{x = -N}^N \sum_{y = -N}^N f(x, y) \quad (\text{B-6})$$

para  $x_1 \leq x \leq x_2$  y  $y_1 \leq y \leq y_2$ .

En MATLAB, la matriz de covarianza normalizada se obtiene con:

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

$$\rho = \text{conv}(F)$$

$$\rho_N = \rho / \max(\max(\rho))$$

donde la matriz  $\rho$  resultante toma cada fila como referencia y cada columna como variable.

#### B.4 FUNCION DISTRIBUCION DE PROBABILIDAD DE SEÑALES DIFERENCIALES CON PREDICTOR DE MEDIA CUADRATICA MINIMA

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Un predictor lineal estima el valor del pixel  $b_N$  de la manera siguiente:

$$\hat{b}_N = \sum_{i=1}^{N-1} \alpha_i b_i \quad (\text{B-7})$$

donde  $\alpha_i$  son los coeficientes de ponderación y  $b_i$  son los pixeles previos.

Un predictor con el criterio de media cuadrática mínima [10] se obtiene diferenciando  $E \{b_N - \hat{b}_N\}^2$  con respecto a  $\alpha_j$  e igualando a cero. Esto da:

$$-2E \left\{ b_N b_j - \sum_{i=1}^{N-1} \alpha_i b_i b_j \right\} = 0 \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, N-1 \quad (\text{B-8})$$

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

permitiendo que  $d_j = E \{b_N b_j\}$  y  $R_{ij} = E \{b_i b_j\}$ , y usando vectores columna  $d$ ,  $\alpha$  y la matriz cuadrada  $R$ , la ecuación anterior se convierte en:

$$d - R\alpha = 0 \quad (\text{B-9})$$

donde  $R$  es la matriz de correlación de los pixeles  $b_1, \dots, b_{N-1}$ , y  $R_{ij}$  es la correlación entre los pixeles  $b_i b_j$ . Si la matriz de correlación es no singular, entonces

$$\alpha = F^{-1} d \quad (\text{B-10})$$

es la única solución de (B-10).

Los valores de la matriz  $\mathbf{R}$  y de los vectores  $\mathbf{d}$  y  $\alpha$  quedan de la forma indicada en (B-11) y (B-12). Esto es,

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} E\{f_1 f_1\} & \dots & E\{f_1 f_{N-1}\} \\ E\{f_2 f_1\} & \dots & E\{f_2 f_{N-1}\} \\ \vdots & & \vdots \\ E\{f_{N-1} f_1\} & \dots & E\{f_{N-1} f_{N-1}\} \end{bmatrix} \quad (\text{B-11})$$

$$\mathbf{d} = \begin{bmatrix} E\{f_N f_1\} \\ E\{f_N f_2\} \\ \vdots \\ E\{f_N f_{N-1}\} \end{bmatrix} \quad \alpha = \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_{N-1} \end{bmatrix} \quad (\text{B-12})$$

Aunque los mecanismos de evaluación de (B-10) son bastante simples, el cálculo de las autocorrelaciones para formar  $\mathbf{R}$  y  $\mathbf{d}$  es bastante difícil en la práctica para pronósticos locales (en los cuales los coeficientes de ponderación son calculados para cada imagen) y por lo tanto casi no se usan. En la mayoría de los casos, se calcula un conjunto de coeficientes globales asumiendo un modelo de imagen y sustituyendo las autocorrelaciones correspondientes en (B-11) y (B-12). Por ejemplo, cuando una fuente de Markov [12] con función autocorrelación separable

$$E\{f(x, y) f(x-i, y-j)\} = \sigma^2 \rho_v^i \rho_h^j \quad (\text{B-13})$$

y un predictor lineal de cuarto orden generalizado

$$\hat{f}(x, y) = \alpha_1 f(x, y-1) + \alpha_2 f(x-1, y-1) + \alpha_3 f(x-1, y) + \alpha_4 f(x-1, y+1) \quad (\text{B-14})$$

Los coeficientes de ponderación óptimos que se han encontrado son:

$$\alpha_1 = \rho_H; \alpha_2 = \rho_H \rho_V; \alpha_3 = \rho_V; \alpha_4 = 0 \quad (\text{B-15})$$

donde  $\rho_H$  y  $\rho_V$  son los coeficientes de correlación horizontal y vertical, respectivamente, de la imagen en consideración.

En MATLAB, la matriz de coeficientes de correlación se obtiene con:

$$R = \text{corrcoef}(F)$$

donde, en la matriz  $R$ , se toma cada fila como referencia y cada columna como variable. Es decir, se pueden calcular los coeficientes de correlación horizontal a partir de la imagen original transpuesta y los de correlación vertical de la imagen original misma. Esto es:

$$R_H = \text{corrcoef}(F')$$

$$R_V = \text{corrcoef}(F)$$

Se divide la imagen de la matriz  $F$  en subimágenes de  $2 \times 2$  de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo, empezando por la esquina superior izquierda. El desplazamiento entre subimágenes es de una posición y por lo tanto se superponen tanto horizontalmente como verticalmente. Se realiza una división análoga en las matrices  $R_H$  y  $R_V$  para formar submatrices de  $2 \times 2$  de los coeficientes de correlación. Con las subimágenes, las submatrices de correlación correspondientes a cada subimagen y con (B-14) y (B-15) se obtiene una matriz  $F_{est}$  con los valores de pixel pronosticados excepto para la primer fila y la primer columna, las cuales pueden tomar los valores de la primer fila y primer columna de la matriz original, respectivamente.

La señal diferencial se obtiene de la resta de la original y la estimada. Es decir:

$$(\text{B-16})$$

$$Y_d = F - F_{est}$$

Se desplaza la matriz diferencial en su valor medio para centrar su función distribución de probabilidad (fdp). Es decir hacer su fdp con media cero.

$$Y_c = Y_d - \text{media}(Y_d) \times I \quad \text{donde } I \text{ es la matriz identidad} \quad (\text{B-17})$$

Finalmente, se calcula y se grafica la fdp de la matriz  $Y_c$  de la manera descrita en el apéndice B.2.

## B.5 FUNCION DISTRIBUCION DE PROBABILIDAD DE SEÑALES DIFERENCIALES CON PREDICTOR DE LA MISMA PONDERACION

Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Un predictor de la misma ponderación que pronostica el valor de un pixel horizontal dados los dos anteriores se obtiene de la siguiente manera:

$$F_{est}(x,y) = 0.5 f(x,y-1) + 0.5 f(x,y-2) \quad \text{para } 2 \leq y \leq N-1 \quad (\text{B-18})$$

Repetiendo la operación anterior para cada fila se obtiene la matriz con los valores estimados, excepto para las primeras dos columnas, las cuales pueden tomar el valor de la matriz de la imagen original.

La señal diferencial se obtiene de la resta de la original y la estimada como en (B-16).

Se desplaza la matriz diferencial en su valor medio para centrar su función distribución de probabilidad (fdp) como en (B-17).

Finalmente, se calcula y se grafica la fdp de la matriz  $Y_c$  de la manera descrita en el apéndice B.2.

## **B.6 FUNCION DISTRIBUCION DE PROBABILIDAD DE LOS COEFICIENTES DE LA TRANSFORMADA COSENO DISCRETA**

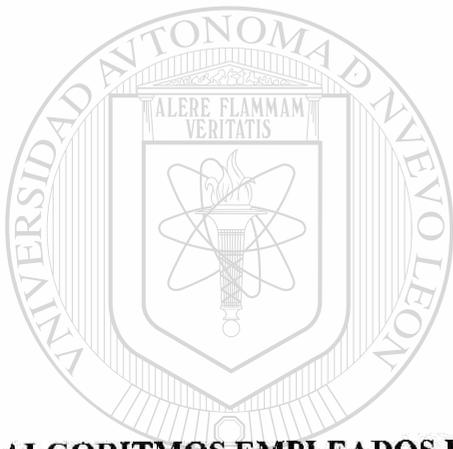
Se lee el archivo binario de la imagen original y se forma la matriz  $F$  (ver apéndice A.1).

Se divide la imagen en bloques de  $8 \times 8$  (sin superposición) de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo empezando por la esquina superior izquierda como en (C-1).

Se centran los niveles de gris de cada subimagen como en (C-2).

Se obtiene la transformada coseno discreta de cada subimagen con (C-3) para  $u, v = 0$  y 1. El primer coeficiente es  $C(0, 0)$ ; el segundo es  $C(0, 1)$ ; y el tercero es  $C(1, 0)$ .

Se calcula y se grafica la función distribución de probabilidad de cada uno de los primeros tres coeficientes de manera similar a la indicada en el apéndice B.2.



## UANI APENDICE C

**ALGORITMOS EMPLEADOS EN COMPRESION Y EXPANSION BASADOS EN JPEG**

---

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

## APENDICE C

### ALGORITMOS EMPLEADOS EN COMPRESION Y EXPANSION BASADOS EN JPEG

#### C.1 COMPRESION CON JPEG

Se divide la imagen en bloques de 8 x 8 (sin superposición) de izquierda a derecha y de arriba hacia abajo empezando por la esquina superior izquierda. Es decir:

$$\mathbf{F}_s = \mathbf{F}_{(8 \times 8)} \quad (C-1)$$

Se centran los niveles de gris de cada subimagen. Esto es:

$$\mathbf{F}_c = \mathbf{F}_s - 2^{n-1} \mathbf{I} \quad \text{donde } n \text{ es el número de bits por pixel} \quad (C-2)$$

Se obtiene la transformada coseno discreta de cada subimagen con (5-6)a. Es decir:

$$C(u,v) = \alpha(u)\alpha(v) \sum_{x=0}^{N_s-1} \sum_{y=0}^{N_s-1} f_c(x,y) \cos \left[ \frac{(2x+1)u\pi}{2N_s} \right] \cos \left[ \frac{(2y+1)v\pi}{2N_s} \right] \quad (C-3)$$

para  $u, v = 0, 1, 2, \dots, N_s-1$ .

$$\alpha(u) = \alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N_s}} & \text{para } u, v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N_s}} & \text{para } u, v = 1, 2, \dots, N_s-1 \end{cases}$$

Se cuantifican los coeficientes de la de la matriz de transformación  $C$  empleando la matriz  $Z$  dada en la Fig. 5.3(b). Esto es:

$$T(u,v)=\text{redondeo}\left[\frac{C(u,v)}{Z(u,v)}\right] \quad (\text{C-4})$$

Se reordenan los coeficientes cuantificados usando el patrón zigzag de la Fig. 5.4. Esto es:

$$\begin{aligned} \text{To}(1)=\text{T}(1,1); \text{To}(2)=\text{T}(1,2); \text{To}(3)=\text{T}(2,1); \text{To}(4)=\text{T}(3,1); \text{To}(5)=\text{T}(2,2); \text{To}(6)=\text{T}(1,3); \\ \text{To}(7)=\text{T}(1,4); \text{To}(8)=\text{T}(2,3); \text{To}(9)=\text{T}(3,2); \text{To}(10)=\text{T}(4,1); \text{To}(11)=\text{T}(5,1); \\ \text{To}(12)=\text{T}(4,2); \text{To}(13)=\text{T}(3,3); \text{To}(14)=\text{T}(2,4); \text{To}(15)=\text{T}(1,5); \text{To}(16)=\text{T}(1,6); \\ \text{To}(17)=\text{T}(2,5); \text{To}(18)=\text{T}(3,4); \text{To}(19)=\text{T}(4,3); \text{To}(20)=\text{T}(5,2); \text{To}(21)=\text{T}(6,1); \\ \text{To}(22)=\text{T}(7,1); \text{To}(23)=\text{T}(6,2); \text{To}(24)=\text{T}(5,3); \text{To}(25)=\text{T}(4,4); \text{To}(26)=\text{T}(3,5); \\ \text{To}(27)=\text{T}(2,6); \text{To}(28)=\text{T}(1,7); \text{To}(29)=\text{T}(1,8); \text{To}(30)=\text{T}(2,7); \text{To}(31)=\text{T}(3,6); \\ \text{To}(32)=\text{T}(4,5); \text{To}(33)=\text{T}(5,4); \text{To}(34)=\text{T}(6,3); \text{To}(35)=\text{T}(7,2); \text{To}(36)=\text{T}(8,1); \\ \text{To}(37)=\text{T}(8,2); \text{To}(38)=\text{T}(7,3); \text{To}(39)=\text{T}(6,4); \text{To}(40)=\text{T}(5,5); \text{To}(41)=\text{T}(4,6); \\ \text{To}(42)=\text{T}(3,7); \text{To}(43)=\text{T}(2,8); \text{To}(44)=\text{T}(3,8); \text{To}(45)=\text{T}(4,7); \text{To}(46)=\text{T}(5,6); \\ \text{To}(47)=\text{T}(6,5); \text{To}(48)=\text{T}(7,4); \text{To}(49)=\text{T}(8,3); \text{To}(50)=\text{T}(8,4); \text{To}(51)=\text{T}(7,5); \\ \text{To}(52)=\text{T}(6,6); \text{To}(53)=\text{T}(5,7); \text{To}(54)=\text{T}(4,8); \text{To}(55)=\text{T}(5,8); \text{To}(56)=\text{T}(6,7); \\ \text{To}(57)=\text{T}(7,6); \text{To}(58)=\text{T}(8,5); \text{To}(59)=\text{T}(8,6); \text{To}(60)=\text{T}(7,7); \text{To}(61)=\text{T}(6,8); \\ \text{To}(62)=\text{T}(7,8); \text{To}(63)=\text{T}(8,7); \text{To}(64)=\text{T}(8,8); \end{aligned} \quad (\text{C-5})$$

Se determina el tamaño de la carrera de ceros consecutivos desde el último valor no cero hasta el final del vector  $T_n$ .

Se determina el vector  $T_i$  sin los ceros consecutivos al final de  $T_n$  y se le agrega un byte de control para especificar el fin del vector.

Se escribe en un archivo binario, en forma consecutiva, el contenido de los vectores  $T_i$  calculados en cada una de las subimágenes. Este archivo ocupará menor espacio que el de la imagen original. Es decir, estará comprimido.

## C.2 EXPANSION CON JPEG

Se lee el archivo binario de la imagen comprimida y se forma el vector columna  $s$  (ver apéndice A.1). El tamaño de dicho vector debe corresponder al tamaño del archivo comprimido.

Se lee el vector  $s$  para detectar la posición de los finales de cada subimagen. Esto se hace conociendo de antemano el código utilizado por el byte de control que especificó el fin de cada subimagen en la compresión. El resultado es un vector  $e$  de tamaño  $(N/8 \times N/8)$  que guarda las direcciones del final de cada subimagen.

Se agregan ceros al vector  $s$  para formar vectores de 64 bytes, basándose en las direcciones de finales de vectores contenidas en el vector  $e$ . Los resultados serán  $(N/8 \times N/8)$  vectores de 64 bytes cada uno.

Se acomodan los vectores en dos dimensiones para formar las subimágenes de  $8 \times 8$ . Este acomodado se basa en el patrón zigzag de la Fig. 5.4.

Se multiplican los elementos de la matriz de cada subimagen por la característica de cuantificación. Es decir:

$$C(u,v) = T(u,v) \times Z(u,v) \quad (\text{C-6})$$

Se obtiene la Transformada Coseno Discreta Inversa empleando (5-6)b. Es decir:

$$f(x,y) = \sum_{u=0}^{N_s-1} \sum_{v=0}^{N_s-1} \alpha(u)\alpha(v) C(u,v) \cos\left[\frac{(2x+1)u\pi}{2N_s}\right] \cos\left[\frac{(2y+1)v\pi}{2N_s}\right] \quad (\text{C-7})$$

$$\text{para } x,y=0,1,\dots,N_s-1, \text{ y donde, } \alpha(u)=\alpha(v) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N_s}} & \text{para } u,v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N_s}} & \text{para } u,v = 1,2,\dots,N_s-1 \end{cases}$$

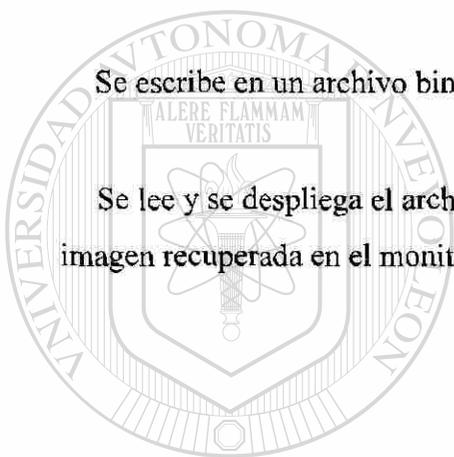
Se desplazan los niveles de gris de cada pixel de la subimagen  $\bar{F}_s$  para recuperar el brillo original. Esto es:

$$\bar{F}_c = \text{redondeo}(\bar{F}_s + 2^{n-1} \mathbf{I}) \quad (\text{C-8})$$

Se acomodan las subimágenes en una matriz  $\bar{F}$  de  $N \times N$  para formar la imagen recuperada del archivo comprimido.

Se escribe en un archivo binario el contenido de la matriz  $\bar{F}$ .

Se lee y se despliega el archivo de  $\bar{F}$  de la manera descrita en el apéndice A.1 para observar la imagen recuperada en el monitor de la PC.



# UANL

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN



DIRECCIÓN GENERAL DE BIBLIOTECAS

