

TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES BIDIMENSIONALES

ALVARO DÍAZ CONRADO
CARLOS DUQUE ROMERO

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
CARTAGENA DE INDIAS D.T. Y C.

2007

TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES BIDIMENSIONALES

ALVARO DÍAZ CONRADO
CARLOS DUQUE ROMERO

DIRECTORA
ING. MARGARITA UPEGUI FERRER

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
CARTAGENA DE INDIAS D.T. Y C.

2007

TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES BIDIMENSIONALES

ALVARO DÍAZ CONRADO
CARLOS DUQUE ROMERO

Trabajo de monografía presentado como requisito para obtener el certificado del
Minor en Automatización Industrial.

DIRECTORA
ING. MARGARITA UPEGUI FERRER
Magíster en Ciencias Computacionales

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA
CARTAGENA DE INDIAS D.T. Y C.

2007

Nota de aceptación

Jurado

Jurado

Cartagena D. T. Y C., Julio de 2007

Señores

COMITÉ CURRICULAR

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR

La ciudad

Respetados señores:

Con toda atención me dirijo a ustedes con el fin de presentarle a su consideración, estudio y aprobación la monografía titulada **TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES BIDIMENSIONALES** como requisito para obtener el título de Ingeniero Electrónico.

Atentamente,

ALVARO DÍAZ CONRADO

Cartagena D. T. Y C., Julio de 2007

Señores

COMITÉ CURRICULAR

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR

La ciudad

Respetados señores:

Con toda atención me dirijo a ustedes con el fin de presentarle a su consideración, estudio y aprobación la monografía titulada **TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES BIDIMENSIONALES** como requisito para obtener el título de Ingeniero Electrónico.

Atentamente,

CARLOS DUQUE ROMERO

Cartagena D. T. Y C., Julio de 2007

Señores

COMITÉ CURRICULAR

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE BOLÍVAR

La ciudad

Cordial saludo:

A través de la presente me permito entregar la monografía titulada **TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES BIDIMENSIONALES** para su estudio y evaluación, la cual fue realizada por los estudiantes ALVARO DÍAZ CONRADO y CARLOS DUQUE ROMERO, de la cual acepto ser su director.

Atentamente,

ING. MARGARITA UPEGUI FERRER
Magíster en Ciencias Computacionales

AUTORIZACIÓN

Yo, ALVARO DÍAZ CONRADO, identificado con cédula de ciudadanía número 73.215.291 de Cartagena, autorizo a la Universidad Tecnológica de Bolívar, para hacer uso de mi trabajo de monografía y publicarlo en el catálogo on-line de la biblioteca.

ALVARO DÍAZ CONRADO

AUTORIZACIÓN

Yo, CARLOS DUQUE ROMERO, identificado con cédula de ciudadanía número 73.008.676 de Cartagena, autorizo a la Universidad Tecnológica de Bolívar, para hacer uso de mi trabajo de monografía y publicarlo en el catálogo on-line de la biblioteca.

CARLOS DUQUE ROMERO

2.1.2 FILTRADO ESPACIAL	43
2.1.2.1 <i>Filtrado espacial lineal</i>	43
2.1.2.2 <i>Filtrado espacial no lineal</i>	50
2.2 MEJORAMIENTO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA.....	50
2.2.1 Transformada de Fourier	52
2.2.2 Transformada bidimensional de Fourier	52
2.2.3 Transformada discreta de Fourier (DFT)	52
2.2.4 Transformada discreta de Fourier bidimensional	53
2.2.5 Filtrado en el dominio de la frecuencia	56
2.2.5.1 <i>Filtrado pasa bajos</i>	57
2.2.5.2 <i>Filtrado pasa altos</i>	59
2.2.5.3 <i>Filtrado con énfasis de alta frecuencia</i>	60
2.2.5.4 <i>Filtro homomórfico</i>	60
3. RESTAURACIÓN DE IMÁGENES	63
3.1. MODELO DEL PROCESO DE DEGRADACIÓN Y RESTAURACIÓN DE IMÁGENES	63
3.2. TIPOS DE RUIDO EN UNA IMAGEN	64
3.2.1 Ruido Aditivo	64
3.2.2 Ruido Multiplicativo	65
3.2.2.1 <i>Ruido Speckle</i>	65
3.2.3 Ruido Impulsivo	66
3.2.4 Ruido de Cuantización	67
3.2.5 Ruido periódico	68
3.3. ELIMINACIÓN DE RUIDO IMPULSIVO	69
3.4. FILTRADO EN EL DOMINIO ESPACIAL	70
3.4.1 Filtro de mediana	71
3.4.2 Filtros espaciales adaptativos	73
3.5. FILTRADO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	74

3.5.1 Filtrado de ruido periódico	74
3.5.2 Filtrado inverso	75
3.5.3 Filtrado Wiener	76
3.6. RESTAURACIÓN NO LINEAL ITERATIVA USANDO EL ALGORITMO DE LUCY – RICHARDSON	78
3.7. TRANSFORMACIONES GEOMÉTRICAS ESPACIALES	78
4. WAVELETS	81
4.1. TRANSFORMADA WAVELET	81
4.1.1 Transformada discreta wavelet	84
4.1.2 Propiedades de las wavelets	83
4.1.3 Transformada rápida wavelet	86
4.1.4 Transformada rápida inversa wavelet	87
4.1.5 Filtrado Gabor	88
5. COMPRESIÓN DE IMÁGENES	90
5.1. CONCEPTOS DE TEORÍA DE LA INFORMACIÓN	90
5.1.1 Modelo discreto sin memoria y Entropía	91
5.2. CLASIFICACIÓN DE LOS ALG. DE COMPRESIÓN	92
5.2.1 Compresión sin pérdidas	93
5.2.2 Compresión con pérdidas	95
5.3. FORMATOS DE COMPRESIÓN DE IMÁGENES	97
5.3.1 PNG	98
5.3.2 GIF	98
5.3.3 TIFF	99
5.3.4 JPEG	99
5.3.5 JPEG2000	100

SECCIÓN 2 - IMPLEMENTACIÓN DE LAS TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES EN MATLAB

6. MEJORAMIENTO DE IMÁGENES EN EL DOMINIO ESPACIAL	102
6.1 AUMENTO DE CONTRASTE	102
6.2 ECUALIZACIÓN DE HISTOGRAMAS	103
6.3 FILTRADO ESPACIAL LINEAL	105
7. MEJORAMIENTO DE IMÁGENES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	107
7.1 PASOS BÁSICOS PARA EL FILTRADO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	107
7.2 FILTRADO PASABAJO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	108
7.3 FILTRADO PASA ALTO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	109
7.4 FILTRADO CON ÉNFASIS DE ALTA FRECUENCIA	110
8. RESTAURACIÓN DE IMÁGENES EN EL DOMINIO ESPACIAL	112
8.1 FILTRADO ESPACIAL DE RUIDO	112
8.2 FILTRADO ESPACIAL NO LINEAL	113
8.3 FILTROS ESPACIALES ADAPTATIVOS	114
9. RESTAURACIÓN DE IMÁGENES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA	116
9.1 FILTRADO INVERSO Y WIENER	116
9.2 RESTAURACIÓN ITERATIVA NO LINEAR USANDO EL ALGORITMO DE LUCY-RICHARDSON	117
9.3 TRANSFORMACIONES GEOMÉTRICAS	119

SECCIÓN 3 - APLICACIONES DEL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

10. RECONOCIMIENTO DE PATRONES BIOMÉTRICOS	121
10.1. SELECCIÓN DE CARACTERES	121
10.2. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LA VISTA FRONTAL	122
10.3. VERIFICACIÓN DE FIRMAS	123
11. ANÁLISIS DE IMÁGENES BIOMÉDICAS	125
11.1. ANÁLISIS MICROSCÓPICO DE IMÁGENES	125
11.2. ANÁLISIS MACROSCÓPICO DE IMÁGENES	126
11.3. MODALIDADES DE IMÁGENES BIOMÉDICAS	127
11.3.1 Imágenes de Resonancia magnética (MRI)	127
11.3.2 Tomografía axial computarizada	128
11.3.3 Imágenes nucleares y de ultrasonido	130
11.4 IMÁGENES DE RAYOS X	131
11.5 ANÁLISIS DE IMÁG. DE RAYOS X DENTALES	131
11.5.1 Clasificación de la caries dental	132
11.6. ANÁLISIS DE IMÁGENES DE MAMOGRAMA	132
12. INTERPRETACIÓN DE ESCENAS REMOTAS	134
12.1. IMÁGENES DE SATÉLITE LANDSAT	134
12.2. ESPECTRORADIÓMETRO DE IMÁGENES DE RESOLUCIÓN MODERADA (MODIS)	135
12.3. RADAR DE APERTURA SINTÉTICA (SAR)	135
12.3.1 Detección de cambios utilizando las imágenes SAR	136
12.4. SISTEMA AUTOMÁTICO DE INSPECCIÓN VISUAL	137
12.4.1 Inspección automática de filamento de lámparas incandescentes	137

12.4.2 Identificación de componentes defectuosos	138
12.4.3 Sistemas automáticos de inspección de Superficie	138
12.5. VIGILANCIA DEFENSIVA	139
12.6. RASTREO DE OBJETOS EN MOVIMIENTO	140
CONCLUSIONES	141
BIBLIOGRAFÍA	143
ANEXOS	149

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 Formación del ángulo sólido diferencial	30
Figura 2 Convolución en un dispositivo óptico	32
Figura 3 Ejemplo de la PSF	33
Figura 4 Muestreo en dos dimensiones	34
Figura 5 Estructura de la malla de muestreo.....	34
Figura 6 Imágenes muestreadas a diferentes resoluciones.....	35
Figura 7 Cuantización bidimensional (a) uniforme y (b) no uniforme	36
Figura 8 Imagen cuantizada a (a) 32 (b) 16 y (c) 8 niveles	37
Figura 9 Código de cadena	39
Figura 10 Un vecindario de tamaño 3×3 sobre un punto (x,y) en una Imagen	40
Figura 11 Transformación de aumento de contraste	41
Figura 12 Resultado ecualización de histograma	43
Figura 13 Mecánica del filtrado lineal espacial.....	44
Figura 14 Ilustración de la correlación y la convolución unidimensional.....	46
Figura 15 Ilustración de la correlación y convolución bidimensional.....	48
Figura 16 Resultado de filtrado lineal usando mascara espacial.....	49
Figura 17 Espectro de Fourier	55
Figura 18 Espectro de Fourier $M \times N$ (sombreado).....	56
Figura 19 Resultado de filtrado pasabajo	59
Figura 20 Respuesta de filtro bidimensional	59
Figura 21 Imágenes filtradas	60
Figura 22 Resultado filtrado homomórfico	62
Figura 23 Modelo del proceso de degradación/restauración de imagen.....	64
Figura 24 Imagen con ruido aditivo	65
Figura 25 Imagen con ruido multiplicativo	65

Figura 26 Imagen con ruido speckle	66
Figura 27 Imagen con ruido impulsivo	67
Figura 28 Imagen con ruido de cuantización.....	67
Figura 29 Esquema de filtrado de mediana	72
Figura 30 Restauración por filtrado de mediana	72
Figura 31 Resultado de filtrado inverso	76
Figura 32 Esquema del filtro Wiener	77
Figura 33 Imagen restaurada usando filtrado Wiener	77
Figura 34 Transformación espacial simple	79
Figura 35 Transformación Affine	79
Figura 36 Wavelet	82
Figura 37 Banco de filtros de la FWT en 2-D	87
Figura 38 Banco de filtros en 2-D de la FWT ⁻¹	88
Figura 39 Parte real de un filtro Gabor bidimensional	89
Figura 40 Diagrama de bloques de un CODEC	92
Figura 41 Ejemplo de codificación de una línea de píxeles	94
Figura 42 Método RLE	94
Figura 43 Ejemplo de codificación RLE	94
Figura 44 Comportamiento del algoritmo LZ	95
Figura 45 Modo LAB	96
Figura 46 Transformada Discreta del Coseno	97
Figura 47 Imagen comprimida PNG	98
Figura 48 Mapa de bits de 256 colores	99
Figura 49 Imagen sin comprimir	100
Figura 50 Imagen comprimida con el estándar JPEG	100
Figura 51 Imagen comprimida con JPEG 2000	100
Figura 52 Resultado de aumento de contraste	103
Figura 53 Resultado de ecualización de histogramas	105
Figura 54 Resultado de filtrado espacial lineal	106
Figura 55 Pasos básicos para el filtrado en el dominio de la frecuencia	108

Figura 56 Resultado filtrado pasabajo en el dominio de la frecuencia	109
Figura 57 Resultado filtrado pasa alto en el dominio de la frecuencia	110
Figura 58 Resultado filtrado con énfasis de alta frecuencia	111
Figura 59 Resultado filtrado espacial de ruido	112
Figura 60 Resultado filtrado espacial no lineal	114
Figura 61 Resultado filtrado espacial adaptativo	115
Figura 62 Resultado filtrado inverso y wiener	117
Figura 63 Resultado restauración iterativa no linear usando el algoritmo de lucy-richardson	118
Figura 64 Transformaciones geométricas	119
Figura 65 Escáner para reconocimiento de rostro	121
Figura 66 Puntos característicos del frente del rostro	122
Figura 67 Imagen de la firma	124
Figura 68 Ejemplos de una CT del cerebro	125
Figura 69 Ácaro ampliado digitalmente	126
Figura 70 Corazón mecánico fabricado por la corporación Thoratec	127
Figura 71 Imagen cerebral MRI	128
Figura 72 Tomografía axial computada de cráneo	129
Figura 73 Equipo de ultrasonido para el monitoreo del embarazo	130
Figura 74 Detección de hueso de la pierna roto mediante radiografía	131
Figura 75 Panorámica de rayos X dentales	132
Figura 76 Caries interproximales	132
Figura 77 Imagen de mamograma evidenciando tumor	133
Figura 78 Imagen LANDSAT de incendio forestal al este de san diego	134
Figura 79 Imágenes tomadas remotamente desde el MODIS	135
Figura 80 Imagen satelital de la superficie de Venus mediante un SAR	136
Figura 81 Seguimiento forestal mediante imágenes de un SAR	137
Figura 82 Filamento de bombilla en funcionamiento	138
Figura 83 Seguimiento de trayectoria de tropas mediante imagen aérea	139
Figura 84 Rastreo de vehículos para control de velocidad en autopista	140

LISTA DE TABLAS

<i>Tabla 1</i> Generación de variables aleatorias	69
<i>Tabla 2</i> Filtros Espaciales	71
<i>Tabla 3</i> Tipos de transformaciones <i>Affine</i>	80

GLOSARIO

Anisotropía (Opuesta de isotropía) propiedad general de la materia según la cual determinadas propiedades físicas, tales como: elasticidad, temperatura, conductividad, velocidad de propagación de la luz, etc. varían según la dirección en que son examinadas.

Codificación de Huffman Técnica en la cual se codifican individualmente los símbolos de una fuente de información, obteniendo el número más pequeño posible de símbolos de código por símbolo de la fuente.

Correlación Medida sobre el grado de relación entre dos variables, sin importar cuál es la causa y cuál es el efecto.

Correlación cruzada Covarianza $cov(X, Y)$ entre dos vectores aleatorios X e Y . Es una medida de la similitud entre dos señales, frecuentemente usada para encontrar características relevantes en una señal desconocida por medio de la comparación con otra que sí se conoce.

Desviación estándar (desviación típica) Medida cuadrática que informa de la media de distancias que tienen los datos respecto de su media aritmética, expresada en las mismas unidades que la variable.

Distancia euclídeana Medida de la distancia entre dos puntos p_1 y p_2 .

Distribución de Poisson Distribución de probabilidad discreta. Expresa la probabilidad de un número de eventos ocurriendo en un tiempo fijo si estos

eventos ocurren con una tasa media conocida, y son independientes del tiempo desde el último evento.

Distribución Gaussiana Fundamenta la frecuencia con la que distintas variables asociadas a fenómenos naturales y cotidianos siguen, aproximadamente, una distribución específica.

Error cuadrático medio (MSE) Promediado ponderado de los cuadrados de las distancia entre t y las marcas de clase con las frecuencias relativas como los factores de ponderación.

Estereorradián Unidad derivada del SI que mide ángulos sólidos. Es el equivalente tridimensional al radián. Su símbolo es *sr*.

Filtro de Butterworth Filtro diseñado para producir la respuesta más plana posible hasta la frecuencia de corte. En otras palabras, la salida se mantiene constante casi hasta la frecuencia de corte, luego disminuye a razón de $20n$ dB por década, donde n es el número de polos del filtro.

Fractal Objeto geométrico cuya estructura básica se repite en diferentes escalas.

Función de dispersión puntual Describe la respuesta de un sistema de imágenes a una fuente puntual o a un objeto puntual. Otro término comúnmente usado para la función de dispersión puntual es un sistema de respuesta al impulso.

Función de distribución acumulativa (función de distribución) describe completamente la distribución de probabilidad de una variable aleatoria real X para cada número real x .

Función de transferencia óptica (OTF) describe la variación espacial como una función de la frecuencia espacial.

Función densidad de probabilidad Probabilidad de que la variable aleatoria X tome el valor x .

Histograma Tipo especial de gráfica de barras que despliega la variabilidad dentro de un proceso. Toma datos variables (tales como alturas, pesos, densidades, tiempo, temperaturas, etc.) y despliega su distribución.

Modulación de pulsos codificados Esquema para transmitir una señal de datos analógica en una señal digital.

Operador Laplaciano Operador diferencial elíptico de segundo orden, denotado como Δ , relacionado con ciertos problemas de minimización de ciertas magnitudes sobre un cierto dominio.

Relación señal/ruido Margen existente entre el nivel de referencia (información significativa) y el ruido de fondo de un determinado sistema medido en decibelios.

Segunda ley de la termodinámica Afirma que las diferencias entre sistemas en contacto tienden a igualarse. Las diferencias de presión, densidad y, particularmente, las diferencias de temperatura tienden a ecualizarse.

Sistema determinista Sistema en el cual el azar no está involucrado en sus futuros estados.

Teorema de la convolución Establece que la transformada de Fourier de la integral de convolución de dos señales es el producto de las transformadas de Fourier de ambas funciones.

Teorema de muestreo de Nyquist-Shannon Teorema fundamental de la teoría de la información, que afirma que cuando se muestrea una señal, la frecuencia de muestreo debe ser mayor que dos veces el ancho de banda de la señal de entrada.

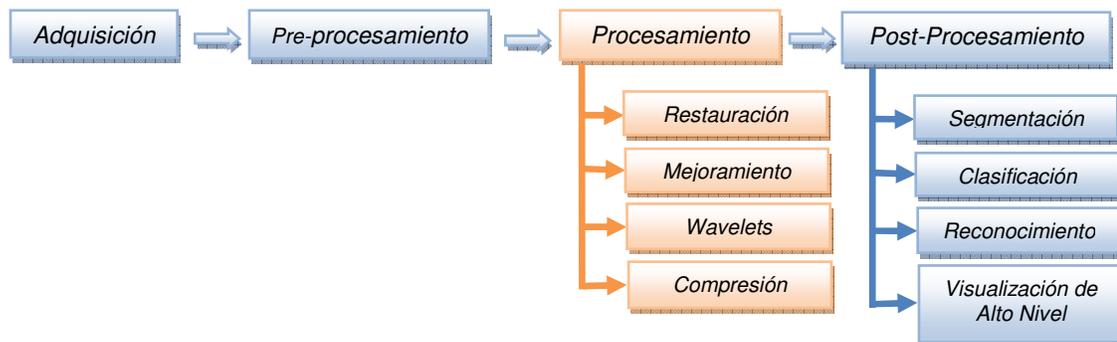
Teoría de la Información Establece los límites de cuánto se puede comprimir la información y de cuál es la máxima velocidad a la que se puede transmitir información.

Transformada affine Transformada usada para corregir distorsiones de perspectivas al transformar las medidas de las coordenadas ideales a las usadas en la imagen.

INTRODUCCIÓN

El tratamiento digital de imágenes comprende un amplio rango de hardware y software. En la parte de hardware se encuentra inicialmente un sensor de adquisición de la imagen y posteriormente los ordenadores que hacen posible el tratamiento. En el software se encuentran los diferentes programas en los que se basa la etapa de adquisición, el pre-procesamiento, el procesamiento y el post-procesamiento, dentro de este último se pueden encontrar procesos tales como la segmentación, la clasificación, el reconocimiento y la visualización de alto nivel, dependiendo de la aplicación final del sistema.

A continuación se muestra un diagrama de bloques de un sistema de visión artificial, haciendo énfasis en las técnicas de procesamiento de imágenes, las cuales serán tratadas dentro de este trabajo de monografía.



Las técnicas de procesamiento de imágenes son usadas en un amplio rango de aplicaciones para mejorar la apariencia visual de las imágenes, comprimirlas y prepararlas para las aplicaciones del análisis automático o manual. En este trabajo se cubren las principales técnicas usadas para estas tareas.

El principal objetivo de este trabajo de monografía es estudiar y estructurar la información relevante acerca de las técnicas de procesamiento de Imágenes Bidimensionales para que formen parte de un marco referencial en la construcción de prototipos experimentales en el área de automatización industrial de la Universidad Tecnológica de Bolívar. Para cumplir con este objetivo se propone inicialmente interpretar y describir los diferentes métodos de procesamiento de imágenes para obtener una fundamentación teórica acerca del tema. Luego, se implementarán algunas técnicas utilizando la plataforma MATLAB y sus toolboxes para evidenciar el efecto de las mismas sobre imágenes. Por último, y no menos importante, nos disponemos a recopilar y presentar las aplicaciones biométricas, biomédicas y de escenas remotas más relevantes en el tema. Para cumplir este planteamiento reunimos de diferentes fuentes y de forma crítica el material que creemos es fundamental, el cual se presenta en tres secciones:

Sección 1. Fundamentación teórica. Esta sección cubre los conceptos fundamentales en las técnicas de procesamiento de imágenes.

Existen tres componentes en la formación de la imagen, estos son: la iluminación, los modelos reflectantes de las superficies graficadas y el proceso de la formación de la imagen en la retina en el ojo humano o en el lente sensor de una cámara. Una vez que las imágenes se forman (la cual es una señal analógica de dos dimensiones), el siguiente proceso implica muestreo y digitalización. Las imágenes digitales formadas después de estos procesos necesitan ser representadas en el formato apropiado para que puedan ser procesadas y manipuladas por una computadora digital para diversas aplicaciones.

Las técnicas de mejoramiento son procesos diseñados para manipular una imagen con el propósito de tomar ventaja de los procesos psicofísicos del sistema visual humano. Las técnicas de mejoramiento son empleadas esencialmente para obtener imágenes de mejor calidad y no necesariamente el objeto original de la

escena. Aunque existen áreas en que el mejoramiento de imágenes y la restauración coinciden, el primero es un proceso subjetivo, mientras que la restauración de imágenes es un proceso objetivo.

La restauración intenta reconstruir o recuperar una imagen que ha sido degradada, por medio del conocimiento a priori del fenómeno de degradación. Las técnicas de restauración están orientadas al modelamiento de la degradación y la aplicación del proceso inverso con el propósito de recuperar la imagen original. Sin embargo, en muchas situaciones puede ser difícil modelar la fuente de degradación apropiadamente. En esos casos se emplean estrategias de deconvolución ciega para restaurar la escena original de la imagen degradada.

La transformada de Fourier es un análisis del contenido global de frecuencias en la señal. Existen aplicaciones en el procesamiento de imágenes que requieren un análisis para ser localizadas en el dominio espacial. Esto puede ser manejado introduciendo la frecuencia espacial en el análisis de Fourier. La manera más común de hacer esto es a través de lo que se denomina transformada ventaneada de Fourier. La STFT transmite el componente localizado en frecuencia presente en la señal durante la ventana de tiempo. El mismo concepto puede ser extendido a una imagen de dos dimensiones donde los componentes localizados de frecuencia pueden ser determinados desde la transformada ventaneada. Esta es una de las bases de la comprensión conceptual de la transformada wavelet¹.

La compresión de datos es la técnica para reducir las redundancias en la representación para disminuir los requisitos de almacenamiento de datos y de ahí los costos de comunicación. Reducir los requisitos de almacenamiento equivale a aumentar la capacidad del medio y de ahí el ancho de banda de comunicación. Así el desarrollo de técnicas eficientes de compresión continuará siendo un

¹ Sobre este tema ver también el link <http://es.wikipedia.org/wiki/Wavelet>

desafío del diseño para sistemas futuros de comunicación y aplicaciones avanzadas multimedia.

Sección 2. Implementación en MATLAB de las técnicas de procesamiento de imágenes. Con el fin de mostrar de forma explícita los cambios en una imagen al ser aplicados los conceptos de mejoramiento de imágenes en el dominio espacial y en el dominio de la frecuencia, restauración de imágenes en el dominio espacial y en el dominio de la frecuencia, hacemos uso de los toolboxes de MATLAB además del DIPUM toolbox disponible en <http://www.imageprocessingplace.com/>.

Sección 3. Aplicaciones. En esta sección se describen las aplicaciones más importantes en el procesamiento de imágenes, enmarcadas por la necesidad de un trabajo experimental para establecer soluciones a un problema dado. Existe un gran número de aplicaciones para el procesamiento de imágenes en las diferentes actividades realizadas por el hombre, desde la interpretación de escenas remotas a la interpretación de imágenes biomédicas.

Por ultimo, y teniendo en cuenta la poca existencia de materiales afines dentro de la UTB, éste se considera un trabajo de monografía dedicado a la recopilación y organización de un marco teórico referente a las técnicas de procesamiento de imágenes bidimensionales para afianzar los conocimientos en el área y facilitarle a la comunidad estudiantil la disponibilidad de un estudio completo, que permita desarrollar posteriormente proyectos investigativos más profundos.

SECCION 1 – FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

1. FORMACIÓN Y REPRESENTACIÓN DE IMÁGENES

1.1. FORMACIÓN DE IMÁGENES

El estudio de la física de la iluminación es el primer paso en la comprensión de la formación de la imagen. Empezamos nuestra discusión con la física de la iluminación.

1.1.1 Iluminación

La iluminación es un componente fundamental en el proceso de la formación de la imagen, es la que permite sentir en el órgano visual. La luz produce una sensación psicológica cuando ingresa en nuestros ojos y excita nuestro sentido visual. La intensidad de esta sensación, que es la sensación de brillo, puede ser cuantificada promediando las respuestas de muchos observadores humanos. La respuesta promedio, es decir, la sensación psicovisual es determinada mediante diferentes longitudes de ondas espectrales. El pico de la sensibilidad espectral de un observador humano sucede en una longitud de onda de 555 nm. Si esta sensibilidad es normalizada a uno, entonces la sensibilidad decae a 0,0004 en los dos extremos del espectro óptico (es decir, en 400 nm y 700 nm)².

Podemos definir entonces que una cantidad de flujo luminoso produce la misma cantidad de brillo, que es proporcional al logaritmo del flujo luminoso. La Ley de Fechner define el brillo por la relación:

$$B = k \log \left(\frac{F}{F_0} \right)$$

² Tomado de http://es.wikipedia.org/wiki/Espectro_visible

Dónde F_o es un flujo luminoso de referencia, medido en lúmenes (lm). La relación anterior muestra que si se duplica el flujo luminoso no se duplica el brillo aparente.

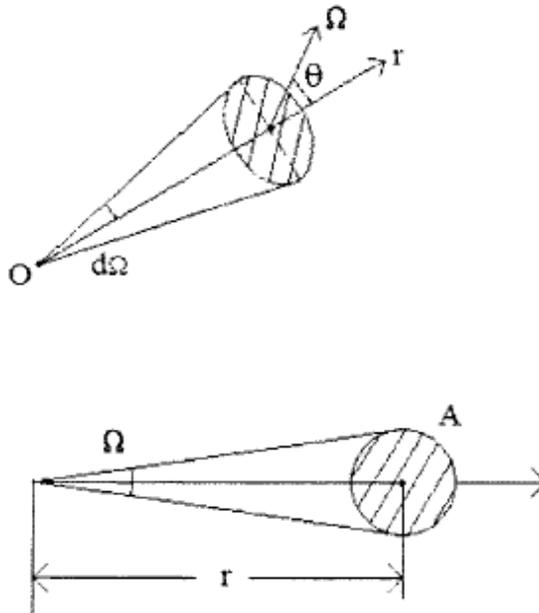


Figura 1³ Formación del ángulo sólido diferencial

Considerando una fuente puntual que emite un flujo luminoso a través de líneas radiales. Esta fuente puntual de iluminación puede ser anisótropa⁴. Una cantidad finita de radiación es emitida desde la fuente anisótropa puntual en un cono finito. Este cono tiene su vértice en la fuente puntual O, y su base de dA de área en una distancia r de la fuente puntual O, la normal a dA que forma un ángulo θ con el radio. Entonces, este cono es medido por el ángulo sólido diferencial

$$d\Omega = \frac{dA \cos \theta}{r^2}$$

Medido en estereorradianes⁵ como se muestra en la Figura 1. Es positivo o negativo dependiendo de cómo la normal a dA apunte exterior o interiormente.

³ Figura tomada de [Acharya05]

⁴ Ver definición en <http://es.wikipedia.org/wiki/Anisotrop%C3%ADa>

⁵ Ver definición en <http://es.wikipedia.org/wiki/Estereoradi%C3%A1n>

1.1.2 Modelos reflectantes

Dependiendo de la naturaleza de la reflexión, agrupamos los modelos en tres categorías: Lambertiana, especular, y superficies híbridas.

- *Reflectancia lambertiana:* Las superficies Lambertianas son aquellas en las que la luz es reflejada en todas las direcciones. La naturaleza de tal reflectancia no está totalmente definida actualmente. El reflejo de una pared pintada uniformemente, papeles, telas o la tierra son algunos de los ejemplos de la reflexión Lambertiana. La región iluminada de la superficie emite una luz incidente en todas las direcciones cubriendo un ángulo de 2π radianes. La superficie Lambertiana es igualmente brillante en todas las direcciones (es decir, iguala las áreas proyectadas radiando iguales cantidades de flujo luminoso). Muchas superficies verdaderas se acercan a ser Lambertianas. El mapa de la reflectancia de la superficie Lambertiana puede ser modelado como:

$$I_L = E_0 A \cos \theta$$

Donde E_0 es la fuerza de la fuente de luz incidente, A es el área de la superficie lambertiana y θ es el ángulo de la incidencia.

- *Reflectancia Especular:* Una superficie especular, tal como un metal o un espejo refleja la luz según las leyes de reflexión (es decir, el ángulo de la reflexión es igual al ángulo de incidencia). La reflectancia de esta superficie es conocida como reflexión especular.
- *Modelo de la reflectancia híbrida:* existe otro tipo de reflexión, que es encontrado en su mayor parte en dispositivos de pantalla. Estos son conocidos como *Hazes*. En el mundo real la mayor parte de las superficies que encontramos no son ni Lambertianas ni especulares. Ellas poseen una combinación de estas propiedades y son llamadas superficies híbridas. Los componentes especulares de la reflexión de estas superficies pueden ser

reducidos utilizando recubrimientos antireflexión. Los modelos reflectantes de tales superficies pueden ser descritos como:

$$I = wI_S + (1 - w)I_L$$

Dónde w es el peso del componente especular de la superficie híbrida, y I_S e I_L son las intensidades especulares y Lambertianas de la superficie híbrida.

1.1.3 Función de dispersión puntual

La base de la formación de la imagen puede ser explicada por la *función de dispersión puntual*⁶ (PSF). La PSF indica cómo una fuente puntual de luz tiene como resultado una imagen dispersa en la dimensión espacial. Si se quiere encontrar la imagen de un solo punto en (X, Y) . Cuando el sistema de imagen está perfectamente enfocado y sin alguna distorsión estocástica, entonces todos los fotones de la fuente puntual golpearán el detector del plano focal en el mismo punto y producirán una imagen puntual. Sin embargo, la imagen resultante de esta fuente puntual no será un punto, o una copia perfecta del punto, sino, una versión totalmente distorsionada de él.

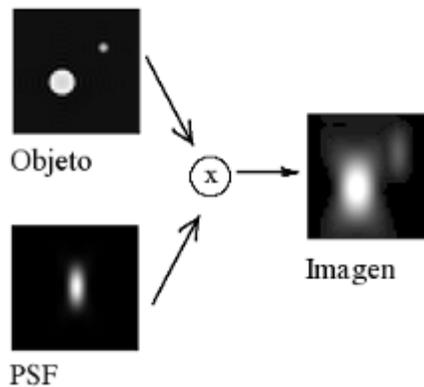


Figura. 2⁷ Convolución en un dispositivo óptico

⁶ Sobre este tema ver también el link http://en.wikipedia.org/wiki/Point_spread_function

⁷ Figura tomada de http://es.wikipedia.org/wiki/Imagen:Convolution_Illustrated.png

Generalmente la intensidad en el centro será máxima y se reducirá progresivamente al alejarse del centro, teniendo como resultado una función de distribución Gaussiana⁸.

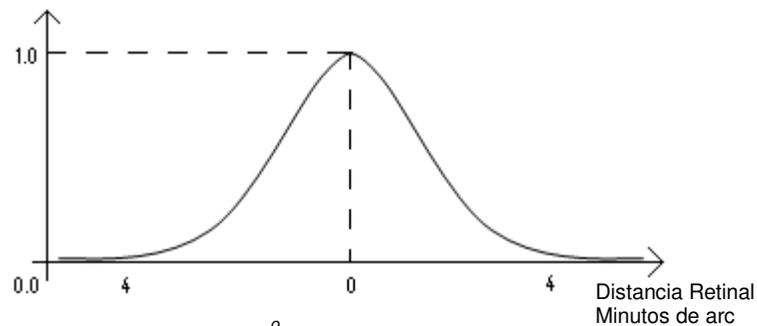


Figura 3⁹ Ejemplo de la PSF

1.2. MUESTREO Y CUANTIZACIÓN

El proceso de muestreo y cuantización es uno de los aspectos claves en el procesamiento de imágenes. La investigación de Shannon¹⁰ en los diversos aspectos de las comunicaciones en un ambiente ruidoso ha llevado a la comprensión del proceso de muestreo de señales continuas. Las teorías de muestreo de imágenes y cuantización han sido investigadas desde dos puntos de vista. Las imágenes de dos dimensiones pueden ser vistas como sistemas deterministas¹¹, donde una imagen continua, representando la intensidad o luminancia en cada punto de la imagen, es muestreada por una serie de funciones *Delta – Dirac* de tamaño infinito.

⁸ Ver definición en http://www.fisterra.com/mbe/investiga/distr_normal/distr_normal.htm

⁹ Figura tomada de [Acharya05]

¹⁰ Ver biografía en http://www.um.es/docencia/barzana/BIOGRAFIAS/Shannon_Claude.html

¹¹ Ver definición en http://es.wikipedia.org/wiki/Sistema_determinista

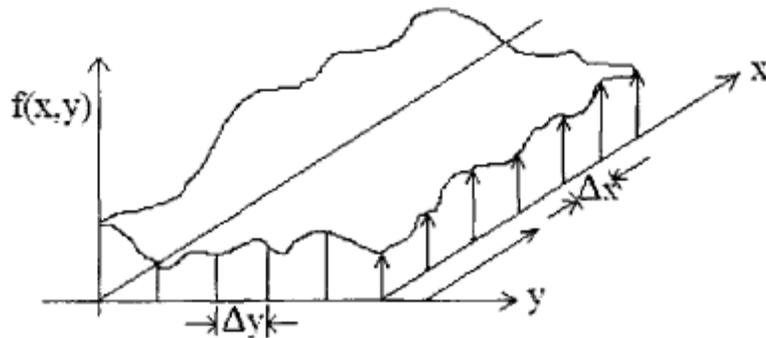


Figura 4¹² Muestreo en dos dimensiones

La función de muestreo de dos dimensiones es un arreglo infinito de funciones delta dirac como se muestra en la Figura 4. La función del muestreo, también conocida como función de peine, esta compuesta por cuadrículas de distancias Δx y Δy en el eje X y Y respectivamente.

Las imágenes pueden ser muestreadas utilizando una estructura de enrejado rectangular y hexagonal como se muestra en la Figura 5. Se debe tener en cuenta el valor de las distancias Δx y Δy , para que podamos reconstruir la imagen original desde la imagen muestreada.

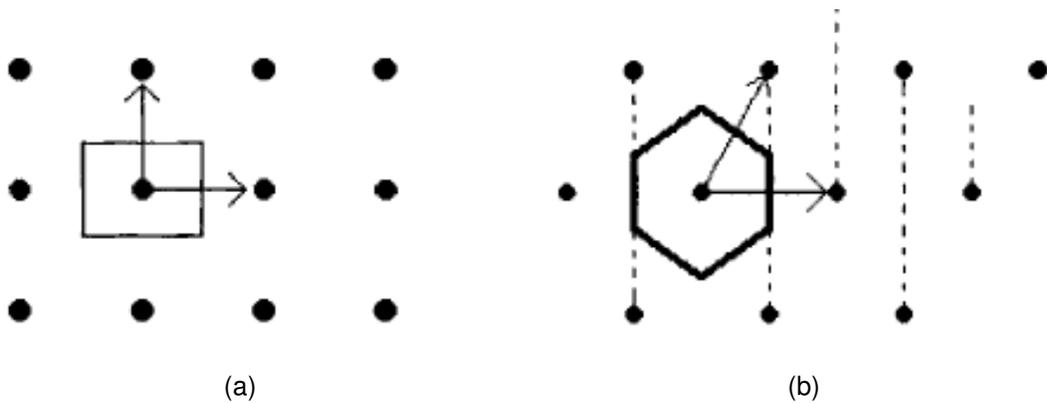


Figura 5¹³ Estructura de la malla de muestreo (a) Rectangular y (b) Hexagonal

¹² Figura tomada de [Acharya05]

¹³ Figura tomada de [Acharya05]

1.2.1 Muestreo de imágenes

Una imagen estática es una señal variante en el espacio de dos dimensiones. Esto implica que la frecuencia de muestreo a lo largo del eje X $w_{xs} \geq 2w_x^l$ y a lo largo del eje Y $w_{ys} \geq 2w_y^l$, donde w_x^l y w_y^l son los factores limitantes de muestreo a lo largo de X y Y. Si los valores de Δx y Δy son menores, la imagen se denomina sobremuestreada, mientras que si escogemos valores mayores la imagen será submuestreada. Si la imagen esta sobremuestreada o es estrictamente muestreada, será posible reconstruir la imagen. Si la imagen es submuestreada, entonces habrá una superposición espectral, que tiene como resultado el efecto de *aliasing*¹⁴. En la Figura 6 se presentan imágenes muestreadas en resoluciones espaciales diferentes para demostrar que el efecto aliasing aumenta en cuanto la resolución de muestreo disminuye.



Figura 6¹⁵ Imágenes muestreadas a diferentes resoluciones con cuadrículas rectangulares de muestreo

1.2.2 Cuantización de imágenes

La conversión de píxeles análogos muestreado a números enteros discretos se denomina el proceso cuantización. La cuantización implica la asignación de un solo valor a cada muestra de tal manera que la imagen reconstruida de los valores muestreados cuantificados sea de buena calidad y el error introducido a causa de la cuantización sea pequeño. El rango dinámico de los valores que las muestras

¹⁴ Ver definición en <http://cnx.org/content/m12973/latest/>

¹⁵ Figura tomada de [Gonzales 02]

de la imagen pueden asumir, es dividido en un número finito de intervalos, y cada intervalo es asignado un solo nivel. Cuando el número de niveles de cuantización aumenta, obviamente la imagen cuantizada se aproximará a la imagen continua original de una manera apropiada con menor error de cuantización. Cuando los niveles de cuantización son escogidos a intervalos y espacios iguales, se conoce como cuantización uniforme. Cuando los valores de intensidad de la muestra son igualmente probables en intervalos diferentes, se recomienda utilizar la cuantización uniforme. Existen situaciones en las que las muestras de la imagen asumen valores frecuentemente dentro de un pequeño rango y tienen otros valores en un rango poco frecuente. En tal situación, es preferible utilizar la cuantización no uniforme. Los niveles de cuantización uniforme y no uniforme son mostrados en las Figuras 7(a) y 7(b) respectivamente.

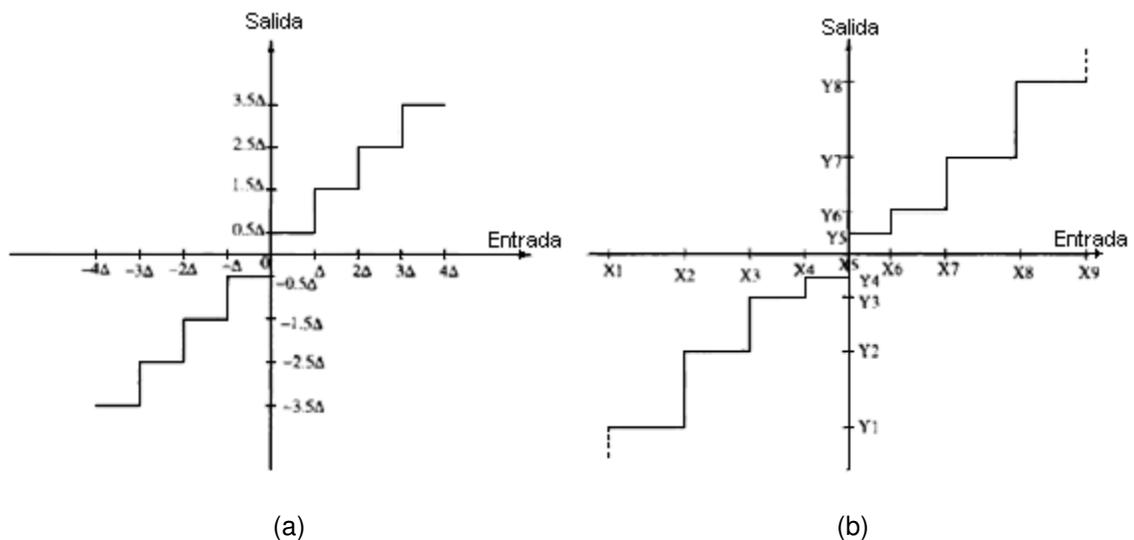


Figura 7¹⁶ Cuantización bidimensional (a) uniforme y (b) no uniforme

1.2.2.1 Cuantización de imágenes monocromáticas y a color.

En la cuantización de imágenes monocromáticas, asignamos un código de longitud uniforme a cada muestra de la imagen. Si n es el número de bits del código asignados a cada muestra, entonces el número de niveles de cuantización

¹⁶ Figura tomada de [Acharya05]

de amplitud es $M = 2^n$. Esta clase de asignación de códigos se conoce como la modulación de pulsos codificados (PCM). El número de niveles M es tan selectivo, que la calidad resultante de la imagen es aceptable a los observadores humanos. Esto se muestra en la Figura 8, donde el efecto de la reducción del número de niveles de cuantización es evidente, especialmente en esas regiones de la imagen donde el brillo cambia lentamente.

Una imagen a color, representada por componentes rojos, verdes y azules, es cuantizada en bandas de color individuales. Cuando cada componente de color es linealmente cuantizado por encima del rango máximo de niveles 2^n , entonces cada píxel de color muestreado es cuantizado en $3n$ bits, porque requiere n bits para cada componente de color.

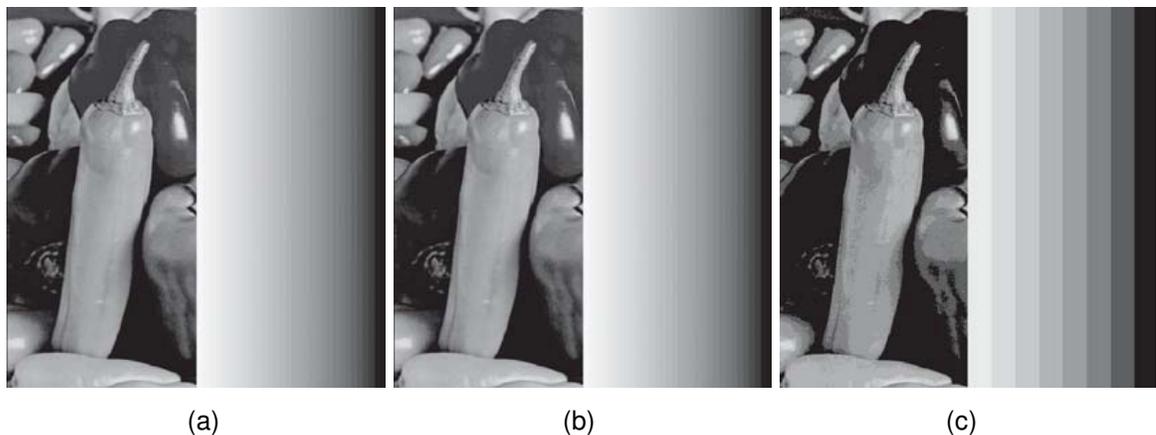


Figura 8¹⁷ Imagen cuantizada a (a) 32 (b) 16 y (c) 8 niveles

1.3. IMÁGENES BINARIAS

De acuerdo a la iluminación las imágenes pueden ser binarias, grises o de color. Los pixeles en una imagen binaria pueden asumir sólo dos valores, 0 o 1; una imagen gris puede ser cuantizada a varios niveles de intensidad, dependiendo de la aplicación, mientras que una imagen del color puede ser cuantizada en

¹⁷ Figura tomada de [Pratt07]

diferentes bandas de color. Cuando el número de niveles de intensidad aumenta, la imagen es representada de una manera mas aproximada, aunque los requisitos de almacenamiento crezcan proporcionalmente. Las imágenes binarias son menos costosas, debido a que el almacenamiento y el procesamiento tienen requerimientos mucho menores. Ejemplos de imágenes binarias son dibujos de líneas, texto impreso en una página blanca, o siluetas.

Existen varias aplicaciones en la visión por computadora donde las imágenes binarias son utilizadas para el reconocimiento de objetos, rastreo, etc. La aplicabilidad de imágenes binarias es, sin embargo, limitada porque el contenido general de información en tales imágenes es limitado.

1.3.1 Representación de códigos de cadena de un objeto binario

Una forma eficiente para representar un objeto en una imagen binaria es mediante códigos de cadena¹⁸. Cada pixel de la frontera de un objeto tiene por lo menos un pixel vecino adyacente de frontera tanto que la dirección del próximo pixel fronterizo actual es especificado por un número único entre 1 y 8. Cada número representa una de ocho posibles direcciones como es mostrado en la Figura 9(a). La representación es eficiente porque cada dirección puede ser codificada por sólo 3 bits. El código parcial de cadena de la frontera para la cabeza y el hombro de la imagen binaria en la Figura 9(b) es “..... 7 7 7 7 7 7 8 7 7 7 8 7 7 7 7 7 7 8 7 7 8 7 7 7 7 7 7 8 7 7 8 8 7 8 7 8 8 8 1 8 8 8 1 8 8 1 8 1 8 1 8 1 8 1 8 1 8 1 8 8 8 1 1 8 8 1 8 1 8 1 7 7 1 7 1 7 7 7 7 7 7 7 7 7 6 7 6 6 6 7 6 6 7 7 7 7”. La Figura 9(c) muestra los vértices dominantes a lo largo del contorno de la cabeza y el hombro de la imagen binaria.

¹⁸ Ver definición en <http://alojamientos.us.es/gtocoma/pid/pid3/pid3123.htm>

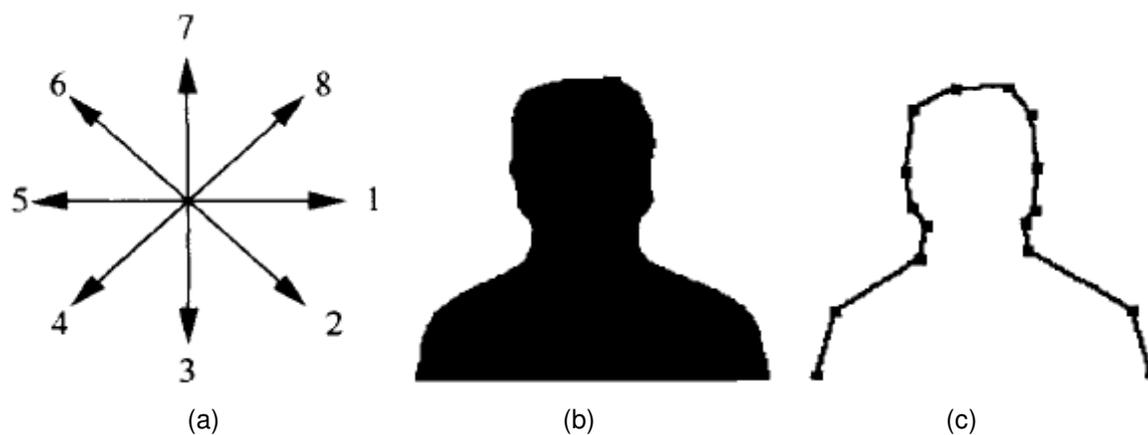


Figura 9¹⁹ (a) código de cadena, (b) imagen binaria, (c) vértices dominantes a lo largo del contorno

¹⁹ Figura tomada de [Acharya05]

2. MEJORAMIENTO DE IMÁGENES

2.1. MEJORAMIENTO EN EL DOMINIO ESPACIAL

Las técnicas en el dominio espacial operan directamente en los píxeles de una imagen. Los procesos en el dominio espacial están denotados por la expresión

$$g(x, y) = T[f(x, y)]$$

Donde $f(x, y)$ es la imagen de entrada, $g(x, y)$ es la imagen de salida (procesada), y T es un operador en f , definido sobre un vecindario específico en el punto (x, y) . Además, T puede operar en un grupo de imágenes, como realizar la adición de K imágenes para la reducción de ruido. El enfoque principal para definir los vecindarios espaciales sobre un punto (x, y) es usar una región cuadrada o rectangular centrada en (x, y) , como muestra la Figura 10. El centro de la región se mueve píxel por píxel comenzando, en la esquina izquierda superior, y, mientras se mueve, va abarcando diferentes vecindarios. El operador T es aplicado en cada sitio (x, y) para producir la salida, g , en ese lugar. Solamente los píxeles en el vecindario son usados para calcular el valor de g en (x, y) .

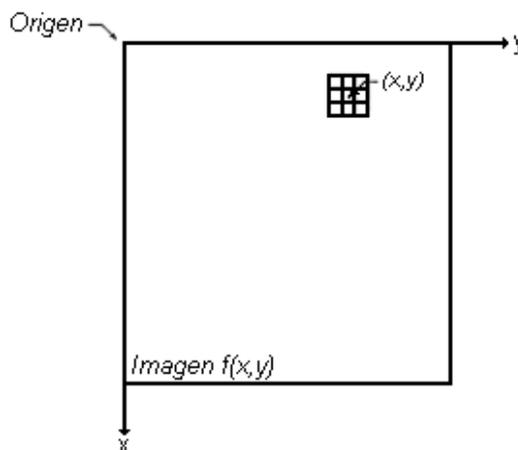


Figura 10²⁰ Un vecindario de tamaño 3 x 3 sobre un punto (x, y) en una imagen.

²⁰ Figura tomada de [Gonzalez03]

2.1.1 Funciones de transformación de intensidad

La forma más simple de la transformación T es cuando el vecindario en la Figura 10 es de tamaño 1×1 (un solo píxel). En este caso, el valor de g en (x,y) depende únicamente de la intensidad de f en ese punto. Debido a que dependen únicamente de valores de intensidad, y no explícitamente en (x,y) , las funciones de transformación de intensidad²¹ son escritas frecuentemente en forma simplificada como $s = T(r)$. Donde r indica la intensidad de f y s la intensidad de g , ambas en cualquier punto correspondiente (x,y) en la imagen.

2.1.1.1 Aumento de contraste

La función mostrada en la Figura 11(a) es llamada función de transformación de *aumento de contraste*²² porque comprime los niveles de entrada menores que m en un rango reducido de niveles de oscuridad en la imagen de salida; de forma similar, comprime los valores por encima de m en una banda reducida de niveles de iluminación en la salida. El resultado es una imagen de alto contraste. De hecho, el caso limite mostrado en la Figura 11(b), la salida es una imagen binaria. Esta función limitante es llamada función *umbral*, que es una herramienta simple usada para la segmentación de imágenes.

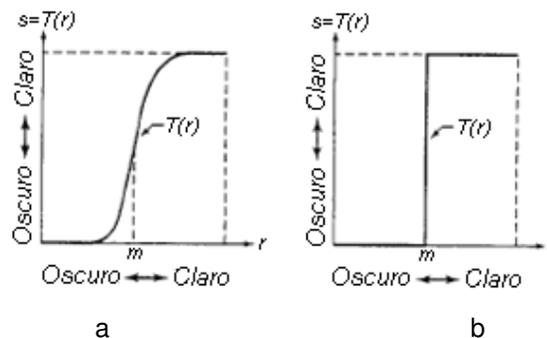


Figura 11²³ (a) Transformación de aumento de contraste. (b) Transformación Umbral

²¹ Sobre este tema ver también el link

http://www.des.udc.es/~adriana/TercerCiclo/CursolImagen/curso/web/Transf_Int_Func.html

²² Sobre este tema ver también el link

http://www.des.udc.es/~adriana/TercerCiclo/CursolImagen/curso/web/Transf_Int_Func.html

²³ Figura tomada de [Gonzalez03]

2.1.1.2. Procesamiento de histogramas

Las funciones de transformación de intensidad basadas en información extraída de los histogramas²⁴ de intensidad de una imagen juegan un rol básico en el procesamiento de imágenes, en áreas como el mejoramiento, compresión y segmentación.

- *Generación de histogramas*

El histograma de una imagen digital con L posibles niveles de intensidad en el rango $[0, G]$ es definido como la función discreta

$$h(r_k) = n_k$$

Donde r_k es el k -ésimo nivel de intensidad en el intervalo $[0, G]$ y n_k es el número de píxeles en la imagen cuyo nivel de intensidad es r_k .

- *Ecualización de histogramas*

Si se asume que los niveles de intensidad son cantidades continuas normalizadas en el rango $[0, 1]$, y siendo $P_r(r)$ la función de densidad de probabilidad²⁵ (PDF) de los niveles de intensidad de una imagen dada, donde el subíndice es usado para diferencias entre la PDF de la imagen de salida y entrada. El resultado de este proceso de *ecualización* de intensidad de nivel es una imagen con el rango dinámico incrementado, que tenderá a tener mayor contraste. La función de transformación es en realidad la función de distribución acumulativa (CDF)²⁶.

²⁴ Ver definición en http://www.cyta.com.ar/biblioteca/bddoc/bdlibros/herramientas_calidad/histograma.htm

²⁵ Ver definición en <http://www.cimat.mx/~gil/tcj/1999/estadistica/node2.html>

²⁶ Sobre este tema ver también el link http://en.wikipedia.org/wiki/Cumulative_distribution_function

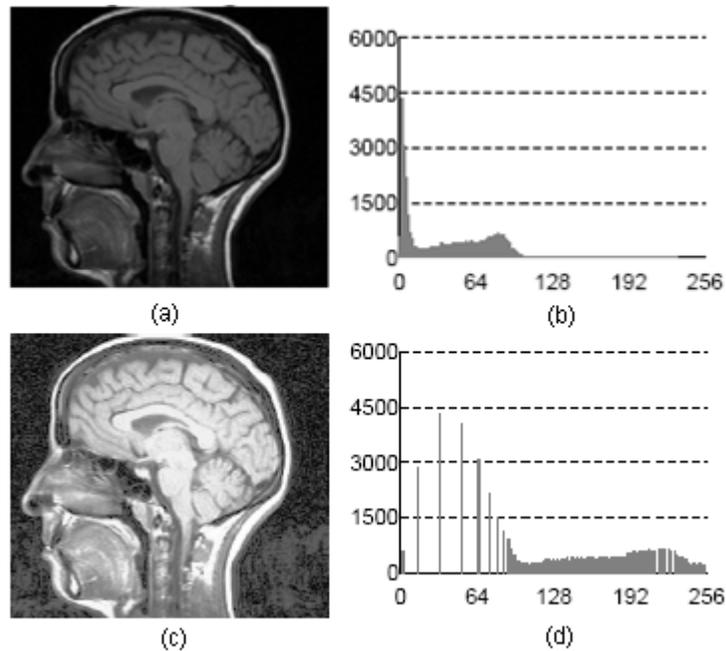


Figura 12²⁷ (a) muestra la imagen original y (b) su histograma. (c) resultado de la ecualización de histograma y (d) su histograma.

2.1.2 Filtrado espacial

El filtrado espacial²⁸ consiste en (1) definir un punto central, (x,y) ; (2) realizar una operación que involucre solamente a los píxeles en un vecindario predefinido alrededor del punto central; (3) el resultado de esa operación es la respuesta del proceso en ese punto; y (4) repetir el proceso para cada punto en la imagen. Si el cálculo realizado en los píxeles es lineal, la operación es llamada *filtrado espacial lineal (convolución espacial)*; sino es llamada *filtrado espacial no lineal*.

2.1.2.1 Filtrado espacial lineal

Las operaciones lineales consisten en multiplicar cada píxel en el vecindario por un coeficiente correspondiente y sumar el resultado para obtener una respuesta para cada punto (x,y) . Si el vecindario es de tamaño $m \times n$, mn coeficientes son

²⁷ Figura tomada de <http://webdiis.unizar.es/~jdtardos/cdocSPR/2c.Procesamiento.pdf>

²⁸ Sobre este tema ver también el link <http://iaci.unq.edu.ar/Materias/vision/archivos/apuntes/Filtrado%20Espacial.pdf>

requeridos. Los coeficientes están ordenados en una matriz, llamada *filtro*, *máscara*, *máscara de filtrado*, *kernel*, *plantilla*, o *ventana*, con los primeros tres términos siendo los más predominantes.

El mecanismo de filtrado lineal espacial se muestra en la Figura 13. El proceso consiste simplemente en mover el centro de la máscara de filtrado w punto por punto en una imagen, f . En cada punto (x,y) , la respuesta del filtro en ese punto es la suma de los productos de los coeficientes del filtro y el correspondiente píxel vecindario en el área que abarca la máscara de filtrado.

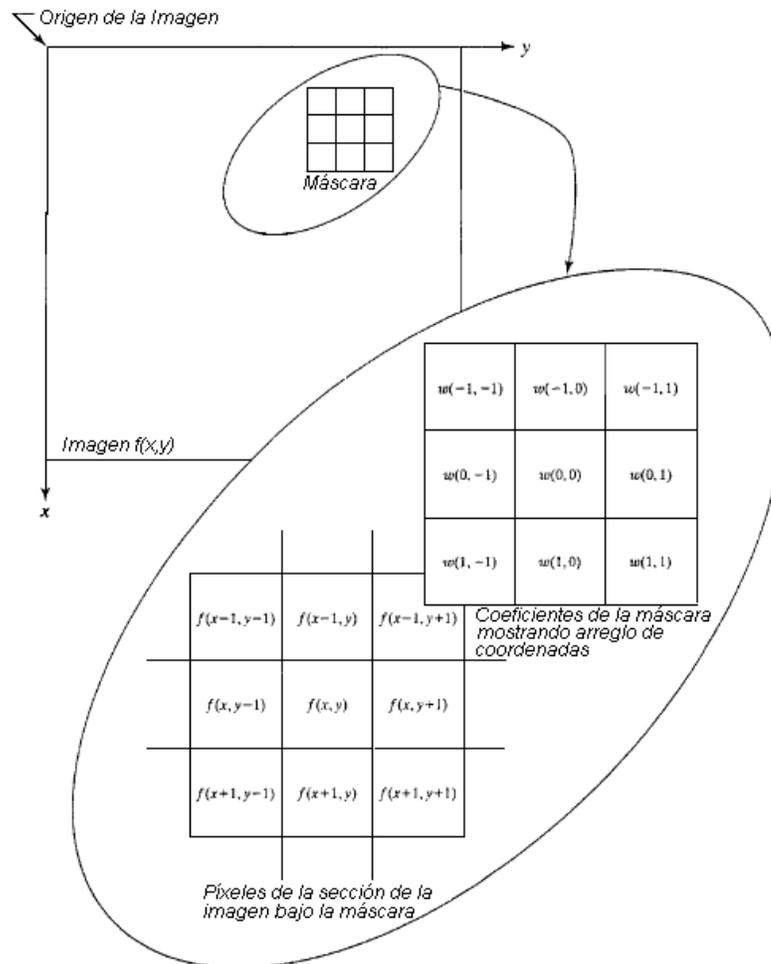


Figura 13²⁹ La mecánica del filtrado lineal espacial. El dibujo aumentado muestra una máscara 3 x 3 y el correspondiente vecindario de la imagen directamente debajo de esta.

²⁹ Figura tomada de [Gonzales03]

Existen dos conceptos que deben ser entendidos claramente cuando se realiza el filtrado espacial lineal. Uno es *correlación*³⁰; el otro es *convolución*. Correlación es el proceso de pasar la máscara w por la imagen f de la forma descrita en la Figura 14. La convolución es el mismo proceso, excepto que w se rota 180° antes de pasarse por f .

La Figura 14(a) muestra una función unidimensional, f , y una máscara, w . El origen de f se asume como el punto más a la izquierda. Para realizar la correlación de las dos funciones, movemos w de forma que el punto más a la derecha coincida con el origen de f , como se muestra en la Figura 14(b). Observe que existen puntos entre las dos funciones que no se superponen. La forma más común de resolver este problema es expandiendo f con tantos 0s como sea necesario para garantizar que siempre habrá puntos correspondientes para la excursión total de w sobre f . Esto se muestra en la Figura 14(c).

El primer valor de correlación es la suma de los productos de las dos funciones en la posición mostrada en la Figura 14(c). La suma de los productos en este caso es 0. Entonces, se mueve w una posición a la derecha y repetimos el proceso Figura 14(d). La suma de los productos otra vez es 0. Luego de cuatro turnos Figura 14(e), se encuentra el primer valor diferente de cero de la correlación, que es $(2)(1)=2$. Si se procede de esta forma hasta que w se mueva completamente a través de f (la geometría final se muestra en la Figura 14(f)) se obtiene el resultado de la Figura 14(g). Este grupo de valores es la correlación de w y f . Se aprecia que si se hubiera dejado w estacionaria y se moviera f sobre w , el resultado sería diferente, por lo tanto, el orden importa.

³⁰ Sobre este tema ver también el link <http://148.216.10.83/estadistica/correlacion.htm>

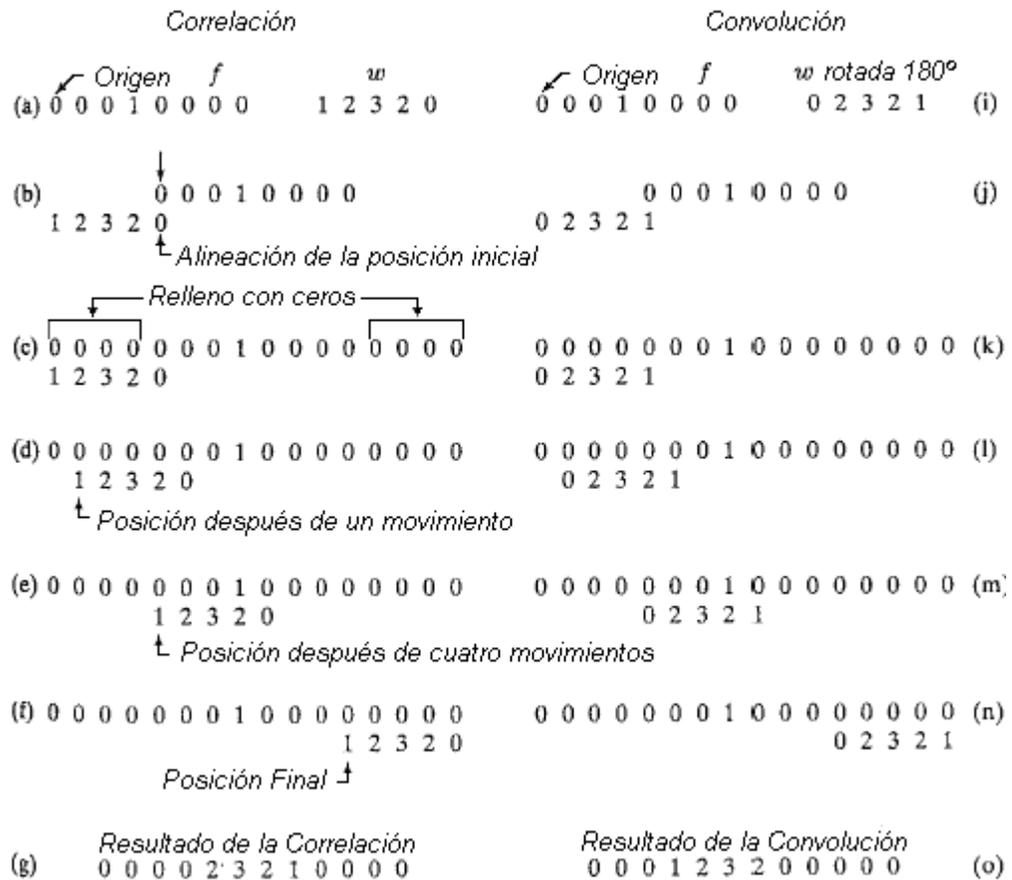


Figura 14³¹ Ilustración de la correlación y la convolución unidimensional.

Para realizar la convolución se rota w 180° y se coloca su punto más a la derecha en el origen de f , como es mostrado en la Figura 14(j). Entonces se repite el proceso empleado en la correlación, como se ilustra en las Figura 14(d) hasta la (n).

La función f en la Figura 14 es una función impulso unidad discreta que es 1 en una posición y 0 en las demás. Es evidente del resultado en las Figura 14(o) que la convolución básicamente “copia”³² w en la posición del impulso. A diferencia de

³¹ Figura tomada de [Gonzales03]

³² Esta propiedad de copiar es un concepto fundamental en la teoría de sistemas lineales, y es la razón por la que una de las funciones es siempre rotada 180° en la convolución

la correlación, si se invierte el orden de las funciones se produce el mismo resultado de convolución. Si la función que está siendo movida es simétrica, es evidente que la convolución y correlación arrojarán el mismo resultado.

Los conceptos anteriores se extienden fácilmente para imágenes, como se observa en la Figura 15. El origen se encuentra en la esquina superior izquierda de la imagen $f(x,y)$. Para realizar la correlación, se coloca el punto inferior más a la derecha de $w(x,y)$ de forma que coincida con el origen de $f(x,y)$, como se ilustra en la Figura 15(c). Se observa el uso del relleno con 0s. Para realizar la correlación, se mueve $w(x,y)$ en todos los posibles lugares de forma que por lo menos uno de sus píxeles se sobreponga sobre un píxel de la imagen original $f(x,y)$. El resultado es mostrado en la Figura 15(d).

Para la convolución, simplemente se rota $w(x,y)$ 180° y se procede de la misma forma que en correlación [Figuras 15(f) hasta (h)]. La convolución produce el mismo resultado sin importar cuál de las dos funciones se está trasladando. En la correlación el orden importa. Se observa también en las Figuras 15(e) y (h) que el resultado de la correlación espacial y de la convolución están rotadas 180° con respecto a la otra. Esto se espera debido a que la convolución no es nada más que la correlación con una máscara de filtrado rotada.

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)$$

De forma que

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y)$$

Esta expresión puede ser implementada en todos los puntos (x, y) en una imagen al convolucionar la imagen con la siguiente máscara espacial:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Una definición alternativa de la segunda derivada digital toma en cuenta los elementos diagonales, y puede ser implementada usando la máscara

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Ambas derivadas a veces son definidas con los signos opuestos a los mostrados aquí, produciendo máscaras que son las negativas de las dos máscaras anteriores.

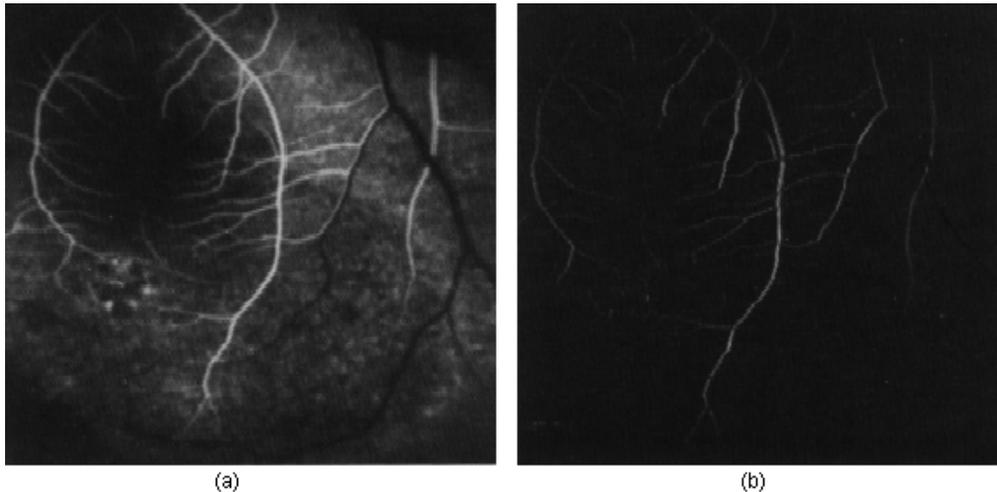


Figura 16 (a) Imagen de la retina del ojo humano (b) Imagen resultante del filtrado lineal usando una máscara espacial.

- *Suavizado direccional.* Los filtros pasabajos producen una imagen nublada y es común que los bordes también se nublen en el promediado. Para minimizar este efecto, filtrado de promediado direccional puede ser usado. El promediado espacial $g(m,n;\theta)$ es calculado en varias direcciones θ como:

$$g(m,n;\theta) = \frac{1}{N_0} f(m-k, n-l), \quad (k,l) \in W_0$$

Donde W_0 es el vecindario seleccionado en la dirección θ .

2.1.2.2 Filtrado espacial no lineal

El filtrado espacial no lineal está basado también en operaciones de vecindario, y la mecánica de definir $m \times n$ vecindarios al mover el punto central a través de la imagen es la misma que en el método anterior. Sin embargo, mientras que el filtrado espacial lineal está basado en calcular la suma de los productos (que es una operación lineal), el filtrado espacial no lineal, como el nombre lo indica, se basa en operaciones no lineales sobre los píxeles de un vecindario. Por ejemplo, si la respuesta en cada punto central es igual al valor máximo del píxel en su vecindario es una operación de filtrado no lineal. Otra diferencia básica es que el concepto de máscara no es tan predominante en el procesamiento no lineal. La idea del filtrado continúa, pero el “filtro” debe ser visualizado como una función no lineal que opera en los píxeles de un vecindario, y cuya respuesta constituye el resultado de la operación en el píxel central del vecindario.

2.2. MEJORAMIENTO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

El procesamiento en el dominio de la frecuencia permite expresar una imagen como una combinación de señales básicas, conocidas como funciones base. En el caso de la transformada de Fourier de una imagen estas señales base son señales sinusoidales con diferentes periodos que describen la frecuencia espacial

en una imagen. Esto implica que una imagen es descompuesta en sus sinusoidales constituyentes, usando la transformada de Fourier, y las amplitudes de varias frecuencias forman el espectro en frecuencia de la imagen. El proceso inverso de la transformada de Fourier implica la síntesis de la imagen a través de la sumatoria de sus frecuencias constituyentes. Por otra parte, el sistema de visión humana, que es un sistema biológico, esencialmente realiza el análisis en frecuencia de la imagen incidente en la retina.

2.2.1 Transformada de Fourier

La transformada unidimensional continua de Fourier³⁵ (CFT) de una función continua $f(x)$ es

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \exp[-j2\pi\omega x] dx$$

La correspondiente transformada inversa de Fourier es

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega) \exp[-j2\pi\omega x] d\omega$$

Puede ser descompuesta en un componente real $R(\omega)$ y un componente imaginario $I(\omega)$

$$F(\omega) = R(\omega) + jI(\omega)$$

La función magnitud $|F(\omega)|$ es llamada el espectro de Fourier de la función $f(x)$ y se denota como

$$|F(\omega)| = \sqrt{R^2(\omega) + I^2(\omega)}$$

³⁵Ver definición en http://gemic.e-technik.uni-ulm.de/lehre/basic_mathematics/fourier_es

2.2.2 Transformada bidimensional de Fourier

Extendiendo el concepto de la transformada unidimensional de Fourier, la transformada bidimensional de Fourier³⁶ de una función continua $f(x,y)$ es

$$F(\omega, \psi) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp[-j2\pi(\omega x + \psi y)] dy dx$$

De la operación de multiplicación de la función bidimensional $f(x,y)$ con $\exp[-j2\pi(\omega x + \psi y)]$ la función exponencial puede ser descompuesta usando la fórmula de Euler como

$$\exp[-j2\pi(\omega x + \psi y)] = \cos(2\pi(\omega x + \psi y)) - j \sin(2\pi(\omega x + \psi y))$$

La variable ω indica la frecuencia, es decir, el número de ondas por unidad de longitud en la dirección x , y ψ indica el número de ondas en la dirección y .

La correspondiente transformada inversa bidimensional de Fourier es

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega, \psi) \exp[j2\pi(\omega x + \psi y)] d\psi d\omega$$

2.2.3 Transformada discreta de Fourier (DFT)

Cuando la función o señal es representada en forma discreta usando una secuencia de muestras discretas como $f(x) = \{f(0), f(1), \dots, f(N-1)\}$, la correspondiente transformada de Fourier de la señal discreta es la *Transformada Discreta de Fourier*³⁷ (DFT). Dado que la señal es discretizada, la operación de integración en la *Transformada Continua de Fourier* (CFT) es reemplazada por la operación de suma en la DFT.

La transformada discreta de Fourier unidimensional de una función $f(x)$ de tamaño N con índice de integración x desde 0 hasta $N - 1$, es representada por

³⁶ Sobre este tema ver también el link <http://mecfunnet.faii.etsii.upm.es/difraccion/fourier.html>

³⁷ Sobre este tema ver también el link <http://www.euskalnet.net/iosus/speech/fourier.html>

$$F(u) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} f(x) \exp\left[-j \frac{2\pi ux}{N}\right]$$

La correspondiente DFT inversa unidimensional es

$$f(x) = \sum_{u=0}^{N-1} F(u) \exp\left[j \frac{2\pi ux}{N}\right]$$

2.2.4 Transformada discreta de Fourier bidimensional

Siendo $f(x,y)$, para $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ y $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, denotando una imagen $M \times N$. La transformada discreta de Fourier 2-D³⁸ (DFT) de f , denotada por $F(u,v)$, está dada por la ecuación

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)}$$

Para $u = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ y $v = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Podemos expandir este exponencial en senos y cosenos con las variables u y v determinando sus frecuencias.

La transformada discreta inversa de Fourier está dada por

$$f(x,y) = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v) e^{j2\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)}$$

Para $x = 0, 1, 2, \dots, M - 1$ y $y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$. Dado $F(u,v)$, podemos obtener $f(x,y)$ por medio de la DFT inversa. Los valores de $F(u,v)$ en esta ecuación algunas veces son referidos como *Coefficientes de Fourier* de la expansión.

El valor de la transformada en el origen del dominio de la frecuencia $F(0,0)$, es llamado la componente *DC*, donde “*DC*” significa corriente directa (corriente de frecuencia cero). $F(0,0)$ es igual a MN veces el valor promedio de $f(x,y)$.

³⁸ Ver definición en <http://www.des.udc.es/~adriana/TercerCiclo/CursolImagen/curso/web/>

Aun si $f(x,y)$ es real, su transformada en general es compleja. El principal método de analizar visualmente una transformada es calculando su *espectro* (La magnitud de $F(u,v)$) y mostrarlo como una imagen. Siendo $R(u,v)$ e $I(u,v)$ representaciones de los componentes real e imaginario de $F(u,v)$, el espectro de Fourier está definido como

$$|F(u,v)| = [R^2(u,v) + I^2(u,v)]^{1/2}$$

El *ángulo de fase* de la transformada está definido como

$$\phi(u,v) = \tan^{-1} \left[\frac{I(u,v)}{R(u,v)} \right]$$

Las dos funciones anteriores pueden ser usadas para representar $F(u,v)$ en la representación polar de una cantidad compleja:

$$F(u,v) = |F(u,v)| e^{-j\phi(u,v)}$$

El *espectro de potencia* está definido como el cuadrado de la magnitud:

$$P(u,v) = |F(u,v)|^2 = R^2(u,v) + I^2(u,v)$$

Si $f(x,y)$ es real, la transformada de Fourier es conjugada simétrica sobre el origen; es decir

$$F(u,v) = F^*(-u,-v)$$

Lo que implica que el espectro de Fourier también es simétrico sobre el origen.

En otras palabras, la DFT es infinitamente periódica en ambas u y v direcciones, con la periodicidad determinada por M y N . La periodicidad es también una propiedad de la DFT inversa:

$$f(x,y) = f(x+M,y) = f(x,y+N) = f(x+M,y+N)$$

Es decir, una imagen obtenida a través de la transformada inversa de Fourier es también infinitamente periódica³⁹. La implementación de la DFT se calcula sobre un solo periodo, por esta razón trabajamos con arreglos de tamaño $M \times N$.

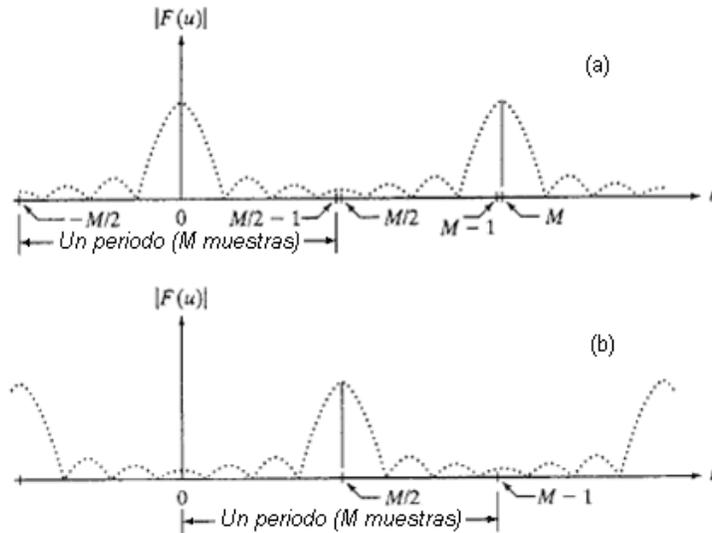


Figura 17⁴⁰ (a) Espectro de Fourier mostrando medios periodos reflejados en el intervalo $[0, M-1]$.
 (b) Espectro centrado en el mismo intervalo, obtenido multiplicando $f(x)$ por $(-1)^x$ antes de calcular la transformada de Fourier.

Una situación similar existe con las funciones bidimensionales.

³⁹ Esta es una frecuente fuente de confusión porque no es intuitivo que las imágenes resultantes de la transformada inversa de Fourier deban ser periódicas. Ayuda recordar que es simplemente una propiedad matemática de la DFT y su inversa.

⁴⁰ Figura Tomada de [Gonzalez03]

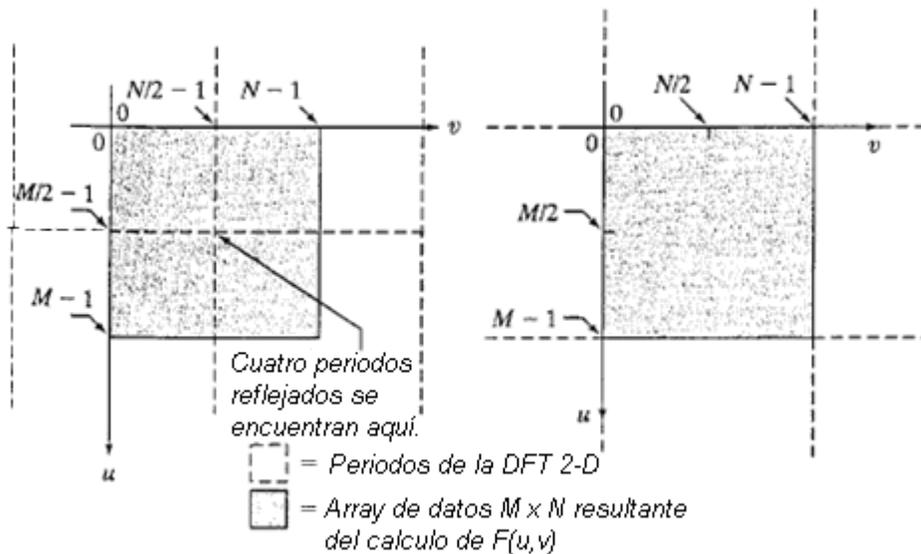


Figura 18⁴¹ (a) Espectro de Fourier $M \times N$ (sombreado), mostrando cuatro cuartos de períodos reflejados contenidos en el espectro. (b) Espectro obtenido multiplicando $f(x,y)$ por $(-1)^{x+y}$ antes de calcular la transformada de Fourier. Solo un período es mostrado sombreado porque este sería el resultado obtenido por una implementación de la ecuación para $F(u,v)$.

2.2.5 Filtrado en el dominio de la frecuencia

La base para el filtrado lineal en el dominio de la frecuencia⁴² y espacial es el teorema de convolución⁴³, que puede ser escrito como

$$f(x, y) * h(h, y) \Leftrightarrow H(u, v)F(u, v)$$

Y de forma opuesta,

$$f(x, y)h(h, y) \Leftrightarrow H(u, v) * G(u, v)$$

Aquí el símbolo "*" indica convolución de las dos funciones, y las expresiones a los lados de las flechas dobles constituyen un par de transformada de Fourier.

Basados en el teorema de la convolución, sabemos que para obtener la correspondiente imagen filtrada en el dominio espacial simplemente calculamos la

⁴¹ Figura Tomada de [Gonzalez03]

⁴² Sobre este tema ver también el link <http://www.tsc.uc3m.es/~jcid/cursotdi/fourier/frecuen/>

⁴³ Ver definición en http://voltio.ujaen.es/jaguilar/tts/tutorial/capitulo3/3_3_3.htm

transformada inversa de Fourier del producto $H(u,v)F(u,v)$. Es importante tener presente que el proceso descrito es idéntico a lo que obtendríamos usando la convolución en el dominio espacial, siempre y cuando la máscara del filtro $h(x,y)$, sea la transformada inversa de Fourier de $H(u,v)$.

El mejoramiento en el dominio de la frecuencia es logrado a través del filtrado pasa altas, pasa bajas, y pasa banda de la imagen original. La tarea del mejoramiento en el dominio de la frecuencia requiere el cálculo de la transformada de Fourier de la imagen $f(x,y)$ y la función de transferencia del filtro $H(u,v)$. Las variaciones en el nivel de grises en una imagen representan la componente de frecuencia presente en la imagen. Una imagen homogénea uniforme con un valor constante de gris tiene una frecuencia 0, mientras que una imagen con adyacentes blanco-negro tiene una frecuencia espacial alta. Básicamente, la idea del filtrado en el dominio de la frecuencia es seleccionar una función de transferencia del filtro que modifique $F(u,v)$ de una forma esperada. Por ejemplo, los filtros pasabajos tienen una función de transferencia que, cuando se multiplica por una $F(u,v)$ centrada, atenúa los componentes de alta frecuencia de $F(u,v)$, mientras deja a las bajas frecuencias relativamente iguales. El resultado del filtrado pasabajo es el enturbamiento de la imagen (suavizado).

2.2.5.1 Filtrado pasa bajos

Un *filtro ideal pasabajo* (ILPF) tiene la función de transferencia

$$H(u,v) = \begin{cases} 1 & , D(u,v) \leq D_0 \\ 0 & , D(u,v) > D_0 \end{cases}$$

Donde D_0 es un número positivo especificado y $D(u,v)$ es la distancia desde el punto (u,v) al centro del filtro. La posición de puntos para los cuales $D(u,v)=D_0$ es un círculo. Teniendo en cuenta que el filtro H multiplica la transformada de Fourier de una imagen, se observa que un filtro ideal “corta” (multiplica por 0) todos los componentes de F fuera del círculo y deja sin cambiar (multiplica por 1) todos los

componentes sobre, o dentro, del círculo. Aunque este filtro no es realizable en forma análoga usando componentes electrónicos, puede ser simulado en un computador utilizando la función de transferencia anterior.

Un *filtro pasabajos Butterworth*⁴⁴ (BLPF) de orden n , con una frecuencia de corte a la distancia D_0 del origen, tiene la función de transferencia

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u, v)}{D_0} \right]^{2n}}$$

A diferencia del ILPF, la función de transferencia del BLPF no tiene una discontinuidad aguda en D_0 . Para filtros con funciones de transferencia suaves, es usual definir una frecuencia de corte localizada en puntos para los cuales $H(u, v)$ es menor que una fracción específica de su valor máximo. En la ecuación anterior, $H(u, v)=0.5$ (50% menos de su máximo valor) cuando $D(u, v)=D_0$.

La función de transferencia de un *filtro Gaussiano pasabajos* (GLPF) está dada por

$$H(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2\sigma^2}$$

Donde σ es la desviación estándar⁴⁵. Si $\sigma=D_0$, se obtiene la siguiente expresión en términos del parámetro de corte D_0 :

$$H(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2D_0^2}$$

Cuando $D(u, v)=D_0$ el filtro es 0.607 de su máximo valor (1).

⁴⁴ Ver definición en http://es.wikipedia.org/wiki/Filtro_de_Butterworth

⁴⁵ Sobre este tema ver también el link <http://www.eumed.net/libros/2007a/239/5c.htm>

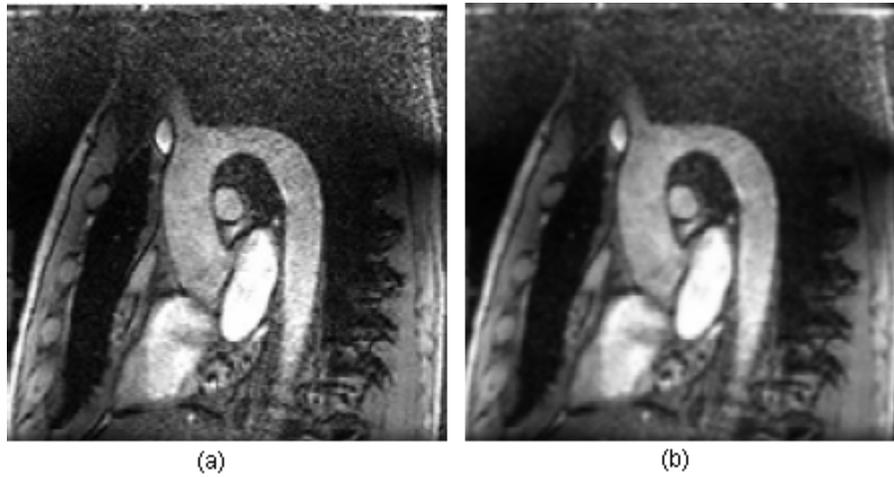


Figura 19⁴⁶ (a) Imagen original (b) resultado del filtrado pasa bajo

2.2.5.2 Filtrado pasa altos

Dada la función de transferencia $H_{LP}(u,v)$ de un filtro pasa bajos, se obtiene la función de transferencia del correspondiente filtro pasa altos usando la relación

$$H_{Hp}(u,v) = 1 - H_{LP}(u,v)$$

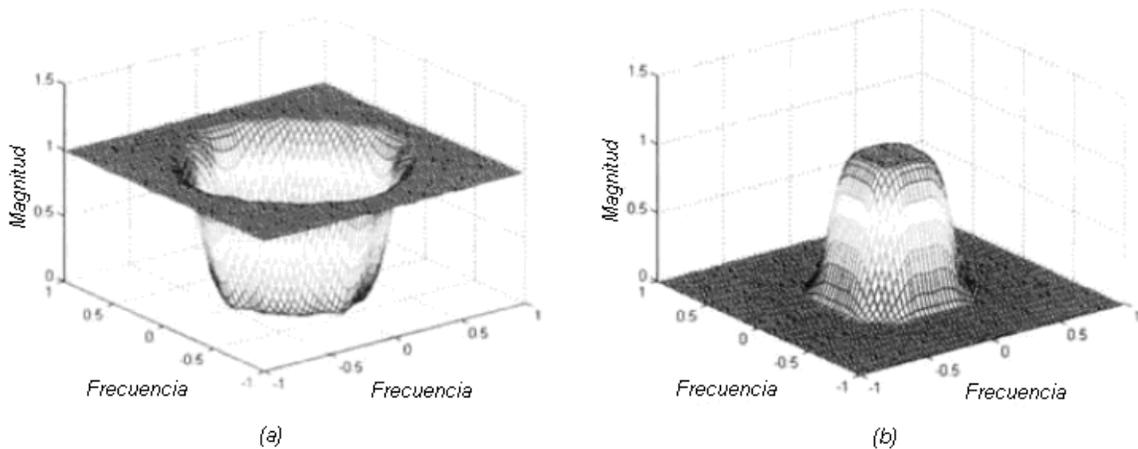


Figura 20⁴⁷ Respuesta de filtro bidimensional (a) pasa alta, (b) pasa baja.

⁴⁶ Figura tomada de <http://www.inf.unitru.edu.pe/~vncc/documentos/clases/tepg-u2.pdf>

⁴⁷ Figura tomada de [Acharya05]

2.2.5.3 Filtrado con énfasis de alta frecuencia

Los filtros pasa altas hacen cero el término DC, por lo tanto reducen el valor promedio de una imagen a 0. Un enfoque para compensar esto es agregar un offset al filtro pasa altas. Cuando la compensación es combinada por una multiplicación del filtro por una constante mayor que 1, el enfoque es llamado *filtrado con énfasis de alta frecuencia* porque la constante multiplicadora enfatiza las altas frecuencias. El multiplicador incrementa la amplitud de las frecuencias bajas también, pero los efectos de las bajas frecuencias son menores que los causados por las altas frecuencias, cuando el offset es pequeño comparado con el multiplicador. El énfasis de alta frecuencia tiene la función de transferencia

$$H_{hfe} = a + bH_{hp}(u, v)$$

Donde a es el offset, b es el multiplicador, y $H_{HP}(u, v)$ es la función de transferencia del filtro pasa altas.

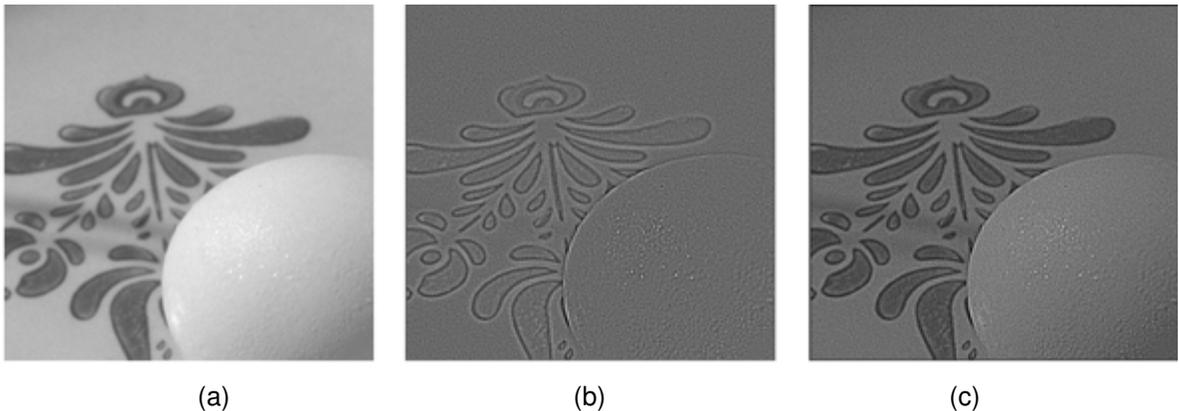


Figura 21⁴⁸ (a) imagen original, (b) Imagen filtrada pasa alto, (c) Imagen filtrada con énfasis en alta frecuencia.

2.2.5.4 Filtro homomórfico

Las intensidades de los píxeles en una imagen representan la luz reflejada por los correspondientes puntos en los objetos. La imagen $f(x, y)$ puede ser caracterizada por dos componentes: (1) la cantidad de luz incidente en la escena que está

⁴⁸ Figura tomada de <http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Vision/vis03v05-filtros.ppt>

siendo vista, y (2) la cantidad de luz reflejada por los objetos en la escena. Estas fracciones de luz son los componentes de iluminación y reflectancia, y están denotados por $i(x,y)$ y $r(x,y)$ respectivamente. Las funciones $i(x,y)$ y $r(x,y)$ se combinan multiplicativamente para producir la función de la imagen $f(x,y)$:

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y)$$

Donde $0 < i(x,y) < \alpha$ y $0 < r(x,y) < 1$. Los filtros homomórficos son usados en situaciones donde la imagen está sujeta a interferencia o ruido multiplicativo. No es posible usar fácilmente el anterior producto para operar separadamente en los componentes de frecuencia de la iluminación y reflexión porque la transformada de Fourier de $f(x,y)$ no es separable, es decir

$$\mathfrak{F}\{f(x, y)\} \neq \mathfrak{F}\{i(x, y)\} \cdot \mathfrak{F}\{r(x, y)\}$$

Se pueden separar los dos componentes al aplicar logaritmo a ambos lados

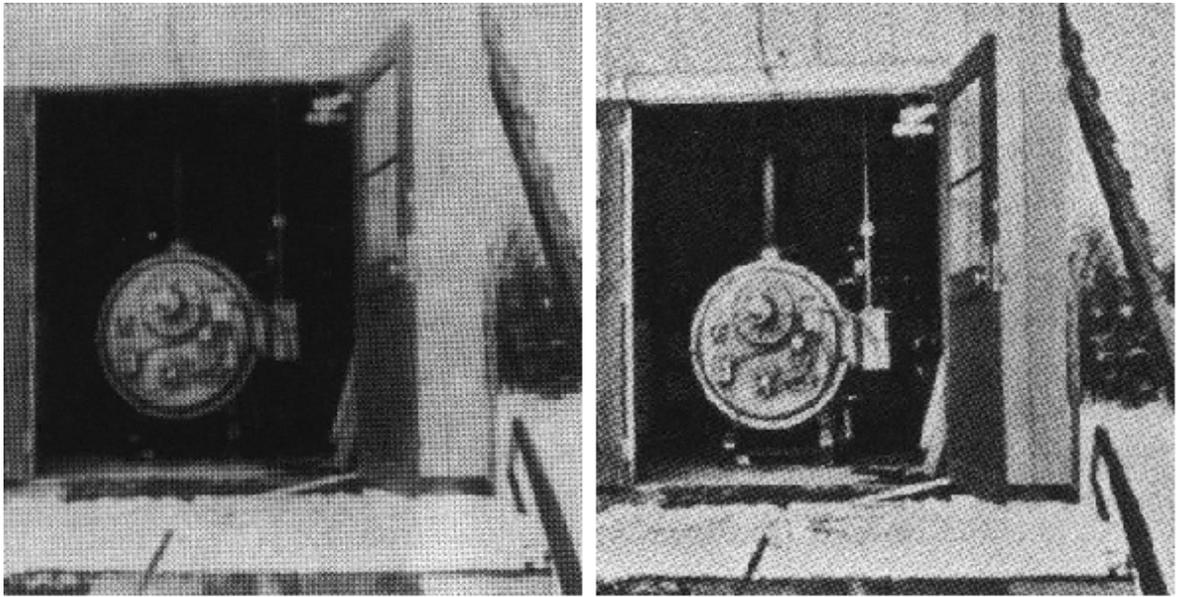
$$\ln(f(x, y)) = \ln\{i(x, y)\} + \ln\{r(x, y)\}$$

Aplicando la transformada de Fourier a ambos lados se obtiene,

$$\mathfrak{F}\{\ln(f(x, y))\} \neq \mathfrak{F}\{\ln\{i(x, y)\}\} + \mathfrak{F}\{\ln\{r(x, y)\}\}$$

Es decir, $F(u,v) = I(u,v) + R(u,v)$, donde $F(u,v)$, $I(u,v)$ y $R(u,v)$ son la transformada de Fourier de $\ln[f(x,y)]$, $\ln[i(x,y)]$, y $\ln[r(x,y)]$ respectivamente. La función F representa la transformada de Fourier de la suma de dos imágenes: una imagen de iluminación de baja frecuencia y una imagen de reflectancia de alta frecuencia.

Si se aplica un filtro con una función de transferencia que suprima componentes de baja frecuencia y aumente componentes de alta frecuencia, entonces es posible suprimir el componente de iluminación y mejorar el componente de reflectancia.



(a)

(b)

Figura 22⁴⁹ (a) Imagen original (b) resultado del filtrado homomórfico

⁴⁹ Figura tomada de http://apphys.uned.es/actividades/no_reglada/laboratorio/FFT.pdf

3. RESTAURACIÓN DE IMÁGENES

3.1. MODELO DEL PROCESO DE DEGRADACIÓN Y RESTAURACIÓN DE IMÁGENES

Como se muestra en la Figura 23, el proceso de degradación es modelado como una función de degradación que, junto con un término de ruido aditivo⁵⁰, opera en una imagen de entrada $f(x,y)$ para producir una imagen degradada $g(x,y)$:

$$g(x, y) = H[f(x, y)] + \eta(x, y)$$

Siendo H la función de degradación, y $\eta(x,y)$ el término de ruido aditivo, el objetivo de la restauración es obtener un estimado, $f'(x,y)$, de la imagen original.

Si H es un proceso *lineal invariante espacialmente*, la imagen degradada está dada en el *dominio espacial* por

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + \eta(x, y)$$

Donde $h(x,y)$ es la representación espacial de la función de degradación y el símbolo “*” indica convolución. La convolución en el dominio espacial y la multiplicación en el dominio de la frecuencia constituyen un par de transformada de Fourier, por lo que podemos escribir el modelo en una representación equivalente en el *dominio de frecuencia*:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v)$$

Donde los términos en mayúscula son las transformadas de Fourier de los correspondientes términos en la ecuación de convolución. La función de degradación $H(u,v)$, algunas veces es llamada la *función de transferencia óptica*⁵¹ (OTF), un término derivado del análisis de Fourier de sistemas ópticos. En el dominio espacial, $h(x,y)$, es referido como *función de dispersión puntual (PSF)*, un

⁵⁰ Véase el apartado 3.1 del capítulo 3, en el cual se definió el concepto de Ruido Aditivo

⁵¹ Ver definición en http://en.wikipedia.org/wiki/Modulation_transfer_function

término que es el resultado de dejar que $h(x,y)$ opere en un punto de luz para obtener las características de degradación para cualquier tipo de entrada.

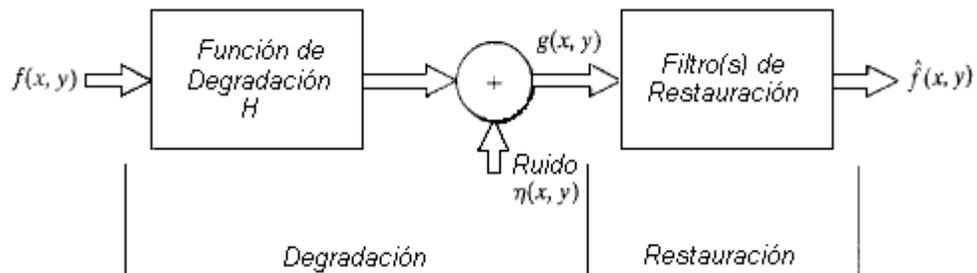


Figura 23⁵² Modelo del proceso de degradación/restauración de imagen.

3.2. TIPOS DE RUIDO EN UNA IMAGEN Y SUS CARACTERÍSTICAS

El ruido en una imagen se manifiesta de diversas formas. Puede ser correlacionado o no correlacionado; dependiente de la señal o independiente. El conocimiento sobre el sistema de adquisición y la percepción visual de la imagen ayudan a generar el modelo del ruido, además, a estimar las características estadísticas del ruido en una imagen⁵³. A continuación se describen cuatro importantes tipos de ruido.

3.2.1 Ruido Aditivo

Algunas veces el ruido generado por los sensores es ruido térmico blanco Gaussiano, que es esencialmente aditivo e independiente de la señal. $g(x,y) = f(x,y) + \eta(x,y)$, donde $g(x,y)$ es el resultado de la función de la imagen original $f(x,y)$ modificada por el ruido aditivo Gaussiano $\eta(x,y)$.

⁵² Figura tomada de [Gonzalez03]

⁵³ Esto es importante porque ayuda a separar la señal de ruido de la imagen útil



Figura 24⁵⁴ Imagen con ruido aditivo

3.2.2 Ruido Multiplicativo

El ruido granular de las fotografías y el ruido speckle son esencialmente de naturaleza multiplicativa. Este tipo de ruido puede ser modelado como $g(x,y) = f(x,y) * \eta(x,y)$, donde $\eta(x,y)$ es el ruido multiplicativo.

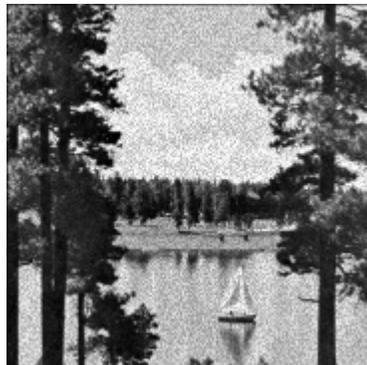


Figura 25⁵⁵ Imagen con ruido multiplicativo

3.2.2.1 Ruido Speckle

Un tipo diferente de ruido en el proceso de adquisición de imágenes de objetos es llamado ruido speckle. Para los objetos de baja resolución es comúnmente

⁵⁴ Figura tomada de <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/images/fce5noi5.gif>

⁵⁵ Figura tomada de <http://vision.cse.psu.edu/krahNSTO/coursework/cse585/project1/report.html>

multiplicativo y ocurre cuando la aspereza del objeto es del orden de la longitud de onda de la radiación incidente. Por ejemplo, cuando una fotografía es digitalizada usando un escáner óptico, puede ocurrir ruido speckle porque la aspereza de la superficie del papel es del orden de la longitud de onda de la luz usada para escanear. El ruido speckle puede ser modelado como:

$$v(x, y) = u(x, y)s(x, y) + \eta(x, y)$$

Donde la intensidad del ruido speckle está dada por $s(x,y)$ y $\eta(x,y)$ es ruido blanco Gaussiano.



Figura 26⁵⁶ Imagen con ruido speckle

3.2.3 Ruido Impulsivo

Muy a menudo los sensores generan ruido impulsivo. Algunas veces el ruido generado por un sistema de transmisión digital o análogo es de naturaleza impulsiva, lo que puede ser modelado como:

$$g(x, y) = (1 - p)f(x, y) + p.i(x, y)$$

Donde $i(x,y)$ es el ruido impulsivo y p es un parámetro binario que toma los valores de 0 o 1. El ruido impulsivo puede ser fácilmente detectado en la imagen por las anomalías en el contraste. Una vez que el ruido impulsivo es detectado, es reemplazado por muestras de la señal.

⁵⁶ Figura tomada de http://live.ece.utexas.edu/research/Quality/zhou_research_anch/quality_index/demo_couple.html

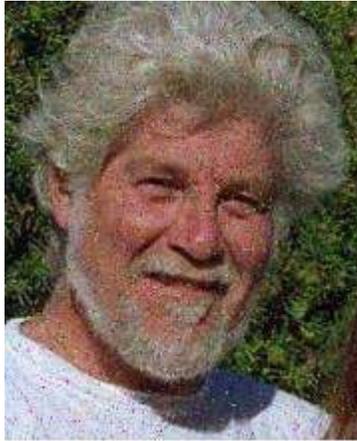


Figura 27⁵⁷ Imagen con ruido impulsivo

3.2.4 Ruido de Cuantización

Es esencialmente un ruido dependiente de la señal. Es caracterizado por el tamaño del intervalo de la señal de cuantización. Este tipo de ruido produce imágenes con falsos contornos alrededor de los objetos. El ruido de cuantización también remueve los detalles de la imagen que tienen bajo contraste.



Figura 28⁵⁸ Imagen con ruido de cuantización

⁵⁷ Figura tomada de <http://www.general-cathexis.com/manual2/RossCauchyRemoval.jpg>

⁵⁸ Figura tomada de <http://www.stat.columbia.edu/~jakulin/Wavelets/index.html>

3.2.5 Ruido periódico

El ruido periódico en una imagen surge típicamente de interferencia eléctrica o electromecánica durante la adquisición de la imagen. Este tipo de ruido es especialmente dependiente. El ruido periódico es típicamente manejado en una imagen filtrando en el dominio de la frecuencia. Este modelo de ruido periódico es bidimensional sinusoide con ecuación

$$r(x, y) = A \sin[2\pi\mu_0(x + B_x)/M + 2\pi\nu_0(y + B_y)/N]$$

Donde A es la amplitud, μ_0 y ν_0 determinan la frecuencias sinusoidales con respecto a los ejes x y y , respectivamente, y B_x y B_y son desplazamientos de fase con respecto al origen. La DFT $M \times N$ de esta ecuación es

$$R(u, v) = j \frac{A}{2} \left[\left(e^{j2\pi\mu_0 B_x / M} \right) \delta(u + u_0, v + v_0) - \left(e^{j2\pi\nu_0 B_y / N} \right) \delta(u - u_0, v - v_0) \right]$$

Lo que observamos es un par de impulsos complejos conjugados localizados en $(u+u_0, v+v_0)$ y $(u-u_0, v-v_0)$, respectivamente.

Los parámetros de ruido periódico típicamente son estimados al analizar el espectro de Fourier de la imagen. El ruido periódico tiende a producir picos de frecuencia que pueden ser detectados por inspección visual. El análisis automatizado es posible en situaciones en las que los picos de ruido son suficientemente pronunciados, o cuando se tiene algún conocimiento sobre la frecuencia de la interferencia.

En este caso de ruido en el dominio espacial, los parámetros de la PDF pueden determinarse por las especificaciones del sensor, pero frecuentemente es necesario estimarlos de las imágenes de muestra. Las relaciones entre la media, m , y la varianza, σ^2 , del ruido, y los parámetros a y b requeridos para especificar completamente la PDF del ruido se listan en la Tabla 1. Además el problema se convierte en estimar la media y la varianza de las imágenes de muestra y usar los estimados para resolver para a y b .

Nombre	PDF	Media y Varianza
Uniforme	$p_z(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{Si } a \leq z \leq b \\ 0 & \text{Otros} \end{cases}$	$m = \frac{a+b}{2}, \quad \sigma^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$
Guassiano	$p_z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi b}} e^{-(z-a)^2/2b^2}$ $-\infty < z < \infty$	$m = a, \quad \sigma^2 = b^2$
Salt & Pepper	$p_z(z) = \begin{cases} P_a & \text{para } z = a \\ P_b & \text{para } z = b \\ 0 & \text{Otros} \end{cases}$ $b > a$	$m = aP_a + bP_b$ $\sigma^2 = (a-m)^2P_a + (b-m)^2P_b$
Lognormal	$p_z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi bz}} e^{-[\ln(z)-a]^2/2b^2}$ $z > 0$	$m = e^{a+(b^2/2)}, \quad \sigma^2 = [e^{b^2} - 1]e^{2a+b^2}$
Rayleigh	$p_z(z) = \begin{cases} \frac{2}{b}(z-a)e^{-(z-a)^2/b} & z \geq a \\ 0 & z < a \end{cases}$	$m = a + \sqrt{\pi b/4}, \quad \sigma^2 = \frac{b(4-\pi)}{4}$
Exponencial	$p_z(z) = \begin{cases} ae^{-az} & z \geq 0 \\ 0 & z < 0 \end{cases}$	$m = \frac{1}{a}, \quad \sigma^2 = \frac{1}{a^2}$
Erlang	$p_z(z) = \frac{a^b z^{b-1}}{(b-1)!} e^{-az}$ $z \geq 0$	$m = \frac{b}{a}, \quad \sigma^2 = \frac{b}{a^2}$

Tabla 1⁵⁹ Generación de variables aleatorias.

3.3. ELIMINACIÓN DE RUIDO IMPULSIVO

La estrategia general para remover el ruido de una imagen que contenga ruido impulsivo es un proceso de dos pasos:

- **Paso 1:** Identificar si el píxel considerado contiene ruido. Si es así, ir al paso 2, de otra forma no cambiar el valor del píxel.
- **Paso 2:** Reemplazar el píxel con ruido por otro valor para generar una imagen libre de ruido.

⁵⁹ Tabla tomada de [Gonzalez03]

Para implementar los pasos anteriores, escogemos una ventana de tamaño $(2M+1) \times (2M+1)$ alrededor de cada píxel de la imagen. Para detectar si un píxel contiene ruido, encontramos la diferencia del píxel con la mediana de los valores de los píxeles en la ventana escogida de tamaño $(2M+1) \times (2M+1)$ alrededor del píxel que se está evaluando. Si la diferencia es mayor que un umbral, el píxel es detectado como ruidoso; de lo contrario es considerado como libre de ruido. El algoritmo presentado anteriormente, no puede remover el ruido impulsivo si la imagen está demasiado corrupta.

3.4. FILTRADO EN EL DOMINIO ESPACIAL

Cuando la única degradación presente es ruido, entonces del modelo presentado se convierte en

$$g(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y)$$

La Tabla 2 lista algunos filtros espaciales, donde S_{xy} denota una subimagen (región) $m \times n$ de la imagen de entrada con ruido, g . Los subíndices en S indican que la subimagen está centrada en las coordenadas (x, y) , y $f'(x, y)$ (un estimado de f) denota la respuesta del filtro en estas coordenadas.

Nombre del Filtro	Ecuación
<i>Media Aritmética</i>	$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{mn} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t)$
<i>Media Geométrica</i>	$\hat{f}(x, y) = \left[\prod_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t) \right]^{\frac{1}{mn}}$
<i>Media Harmónica</i>	$\hat{f}(x, y) = \frac{mn}{\sum_{(s,t) \in S_{xy}} \frac{1}{g(s, t)}}$
<i>Media Contraharmónica</i>	$\hat{f}(x, y) = \frac{\sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t)^{Q+1}}{\sum_{(s,t) \in S_{xy}} g(s, t)^Q}$
<i>Mediana</i>	$\hat{f}(x, y) = \text{median}_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\}$
<i>Max</i>	$\hat{f}(x, y) = \max_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\}$
<i>Min</i>	$\hat{f}(x, y) = \min_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\}$
<i>PuntoMedio</i>	$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{2} \left[\max_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\} + \min_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s, t)\} \right]$
<i>Media Alpha-trimmed</i>	$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{mn - d} \sum_{(s,t) \in S_{xy}} g_r(s, t)$

Tabla 2⁶⁰ Filtros Espaciales. Las variables m y n denotan el número de filas y columnas respectivamente del vecindario del filtro.

3.4.1 Filtro de mediana

Los filtros estadísticos son filtros espaciales no lineales cuya respuesta está basada en ordenar los píxeles abarcados por una máscara y luego reemplazar el valor del píxel central con el valor determinado por el resultado del ordenamiento. El más conocido de estos filtros es el *filtro de mediana*⁶¹, el cual reemplaza el valor del píxel central por la mediana de los niveles de gris del vecindario de ese píxel

⁶⁰ Tabla tomada de [Gonzalez03]

⁶¹ Para este tema ver también el link <http://artico.lma.fi.upm.es/numerico/asigs/tds/node7.html>

(el valor original del píxel es incluido en el cálculo de la mediana). Los filtros de mediana son muy usados debido a que, para ciertos tipos de ruidos aleatorios, proveen una excelente reducción de ruido y una borrosidad considerablemente menor que los filtros lineales de suavizado del mismo tamaño. Los filtros de mediana son particularmente efectivos cuando el ruido es del tipo *impulso* (también llamado *ruido sal y pimienta*) debido a que aparece como puntos negros o blancos sobrepuestos en la imagen.

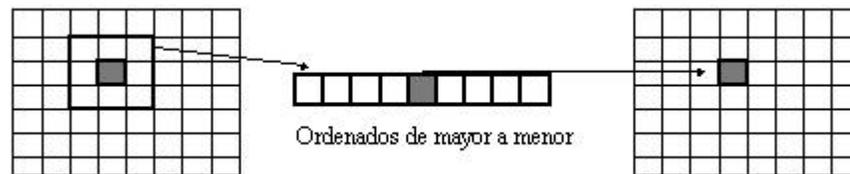


Figura 29⁶² Esquema de filtrado de mediana

La mediana, ξ , de un conjunto de valores es aquella en la que la mitad de los valores en el conjunto son menores o iguales que ξ , y la otra mitad es mayor o igual a ξ . La principal función de los filtros de mediana es hacer que los puntos con niveles de gris distintos sean más parecidos a los de su vecindario.

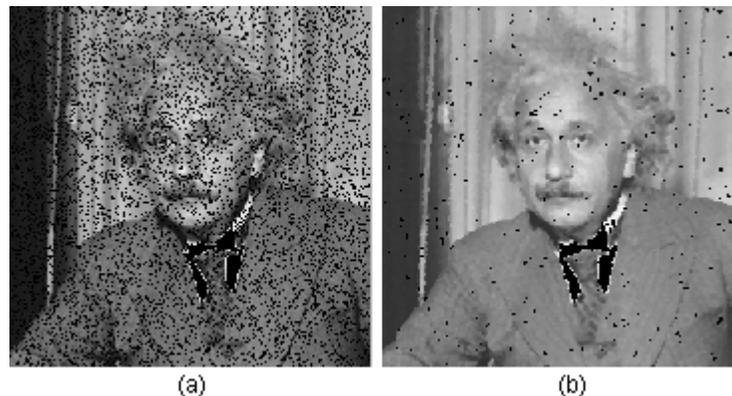


Figura 30⁶³ (a) Imagen ruido (b) Imagen restaurada por filtrado de mediana

⁶² Figura tomada de http://www.des.udc.es/~adriana/TercerCiclo/CursoImagen/curso/web/Filtrado_Espacial_Ruido.html

⁶³ Figura tomada de <http://artico.lma.fi.upm.es/numerico/asigs/tds/node7.html>

3.4.2 Filtros espaciales adaptativos

Los filtros discutidos anteriormente son aplicados a una imagen sin importar como varían las características de la imagen de un lugar a otro. En algunas aplicaciones se pueden mejorar los resultados al usar filtros capaces de adaptar su comportamiento dependiendo de las características de la imagen en el área que se está filtrando. S_{xy} denota una subimagen centrada en la posición (x,y) en la imagen que está siendo procesada.

Siendo

$Z_{mín}$ = Valor de intensidad mínima en S_{xy}

$Z_{máx}$ = Valor de intensidad máxima en S_{xy}

Z_{med} = Mediana de los valores de intensidad en S_{xy}

Z_{xy} = Valor de intensidad en las coordenadas (x,y)

El algoritmo de filtrado de mediana adaptativo trabaja en dos niveles, llamados nivel A y B:

Nivel A: If $Z_{mín} < Z_{med} < Z_{máx}$, ir a nivel B
 Else incremente tamaño de la ventana
 If tamaño de la ventana $\leq S_{máx}$, repetir nivel A
 Else imprima Z_{med}

Nivel B: If $Z_{mín} < Z_{xy} < Z_{máx}$, imprima Z_{xy}
 Else imprima Z_{med}

Donde $S_{máx}$ denota el máximo tamaño permitido para la ventana del filtro adaptativo. Otra opción en el último paso en el Nivel A es imprimir Z_{xy} en vez de la mediana.

3.5. FILTRADO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

La transformada de Fourier convierte coordenadas espaciales en frecuencias. Cualquier curva o superficie se puede expresar como la suma de un cierto número (quizá infinito) de curvas del seno y del coseno. El hecho de que una imagen se pueda convertir en una representación del dominio de la frecuencia implica que la imagen puede contener información de alta o baja frecuencia. Es por lo tanto posible construir los filtros que quitarán o realzarán seguro las frecuencias en la imagen, y éstas tendrán a veces un efecto reconstituyente. De hecho, el ruido consiste principalmente en información de alta frecuencia, y así el filtrado de alta frecuencia debe tener un efecto de reducción del nivel de ruido.

3.5.1 Filtrado de ruido periódico

El ruido periódico se manifiesta como impulsos que usualmente son visibles en el espectro de Fourier. El principal enfoque para filtrar estos componentes es el filtrado rechaza banda. La función de transferencia de filtro rechaza banda Butterworth de orden n está dado por

$$H(u, v) = \frac{1}{\left[\frac{D_0^2}{D_1(u, v)D_2(u, v)} \right]^n}$$

Donde

$$D_1(u, v) = \left[(u - M/2 - u_0)^2 + (v - N/2 - v_0)^2 \right]^{1/2}$$

y

$$D_2(u, v) = \left[(u - M/2 + u_0)^2 + (v - N/2 + v_0)^2 \right]^{1/2}$$

Donde (u_0, v_0) (y por simetría) $(-u_0, -v_0)$ son los lugares de las “bandas” y D_0 es una medida de su proporción. Se observa que el filtro es especificado con respecto al centro del rectángulo de frecuencia.

De la anterior ecuación, obtenemos:

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)} = F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)}$$

De la ecuación se aprecia que la imagen original no puede ser recuperada debido a que la función de ruido aleatorio es desconocida. Además, si la función de degradación $H(u, v)$ tiene valores muy pequeños o ceros, la proporción $[N(u, v)/H(u, v)]$ sería muy grande o infinita y el estimado $F(u, v)$ estaría dominado por este factor. Este problema puede ser resuelto limitando el análisis a las frecuencias cercanas al origen $H(0, 0)$ debido a que estas representan el valor promedio de $h(x, y)$ y este es normalmente el valor mayor de $H(u, v)$.

3.5.2 Filtrado inverso

El enfoque más simple para restaurar una imagen degradada es formar un estimado de la forma

$$\hat{F}(u, v) = \frac{G(u, v)}{H(u, v)}$$

Y entonces obtener el correspondiente estimado de la imagen al tomar la transformada de Fourier inversa de $F(u, v)$ ⁶⁴. Este enfoque es apropiadamente llamado *filtrado inverso*. Se puede expresar este estimado como

$$\hat{F}(u, v) = F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)}$$

Esta simple expresión indica que aún si se conociera exactamente $H(u, v)$, no se podría recuperar $F(u, v)$ (y por lo tanto la imagen sin degradación $f(x, y)$) porque el componente de ruido es una función aleatoria cuya transformada de Fourier, $N(u, v)$ no es conocida.

⁶⁴ Recuerde que $G(u, v)$ es la transformada de Fourier de la imagen degradada



Figura 31⁶⁵ (a) Imagen desenfocada y con ruido (b) resultado del filtrado inverso

3.5.3 Filtrado Wiener

El filtrado Wiener es un filtro discreto lineal FIR, es uno de los primeros y más conocidos enfoques de la restauración lineal de imágenes. Un filtro Wiener busca un estimado \hat{f} que minimiza la función de error estadístico

$$e^2 = E \left\{ \left(f - \hat{f} \right)^2 \right\}$$

Donde E es el operador de valor esperado y f es la imagen sin degradación. La solución a esta expresión en el dominio de la frecuencia es

$$\hat{F}(u, v) = \left[\frac{|H(u, v)|^2}{H(u, v)|H(u, v)|^2 + S_\eta(u, v) / S_f(u, v)} \right] G(u, v)$$

Donde

$H(u, v)$ = La función de degradación

$$|H(u, v)|^2 = H^*(u, v)H(u, v)$$

$H^*(u, v)$ = El conjugado complejo de $H(u, v)$

⁶⁵ Figura tomada de <http://cpdsi-fich.wikidot.com/local-files/teorias/teoria6a.pdf>

$S_{\eta}(u, v) = |N(u, v)|^2 =$ El espectro de potencia del ruido

$S_f(u, v) = |F(u, v)|^2 =$ El espectro de potencia de la imagen original sin degradación

La proporción $S_{\eta}(u, v)/S_f(u, v)$ es llamada *relación de potencia de señal a ruido*⁶⁶. Se observa que si el espectro de potencia del ruido es cero para todos los valores relevantes de u y v , esta proporción se hace cero y el filtrado Wiener se reduce al filtrado inverso discutido anteriormente. Aquí se observa que el filtro no tiene los mismos problemas que el filtro inverso aún si la función degradada tiene valores cero.

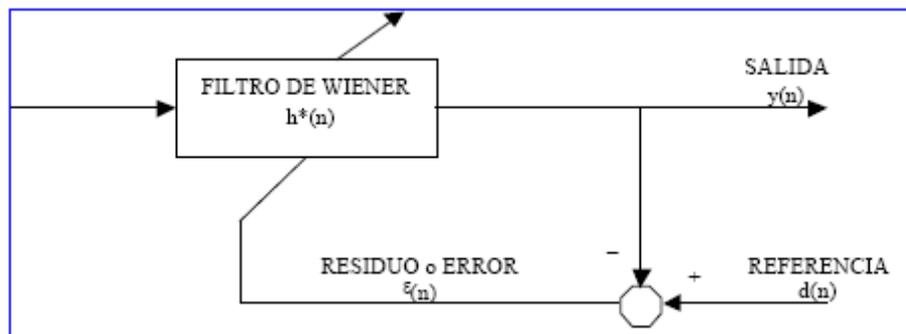


Figura 32⁶⁷ Esquema del filtro Wiener, con indicación de datos, salida, referencia y el error. El objetivo es minimizar la potencia del error

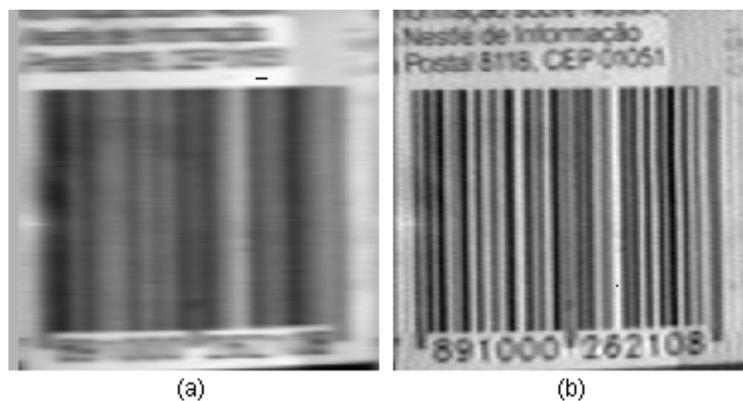


Figura 33⁶⁸ (a) Imagen movida (b) Imagen restaurada usando filtrado Wiener

⁶⁶ Ver definición en http://es.wikipedia.org/wiki/Relaci%C3%B3n_se%C3%B1al_ruido

⁶⁷ Figura tomada de <http://www.ctc.es/docs/CapIV.Wiener.pdf>

⁶⁸ Figura tomada de <http://artico.lma.fi.upm.es/numerico/asigs/tds/node7.html>

3.6. RESTAURACIÓN NO LINEAL ITERATIVA USANDO EL ALGORITMO DE LUCY-RICHARDSON

El algoritmo L-R surge de una formulación de probabilidad máxima en la que la imagen es modelada con estadística de Poisson⁶⁹. Maximizando la función de probabilidad del modelo produce una ecuación que se satisface cuando la siguiente iteración converge:

$$\hat{f}_{k+1}(x, y) = \hat{f}_k(x, y) \left[h(-x, -y) * \frac{g(x, y)}{h(x, y) * \hat{f}_k(x, y)} \right]$$

La naturaleza iterativa de este algoritmo es evidente. Su naturaleza no lineal surge de la división por \hat{f} en el lado derecho de la ecuación.

Como con la mayoría de los métodos no lineales, es difícil saber cuándo detener el algoritmo L-R. El enfoque generalmente usado es observar la salida y detener el algoritmo cuando se obtenga un resultado aceptable en una aplicación determinada.

3.7. TRANSFORMACIONES GEOMÉTRICAS ESPACIALES

Una imagen, f , definida sobre un sistema coordenado (w, z) , experimenta una distorsión geométrica para producir una imagen, g , definida sobre un sistema coordenado (x, y) . Esta transformación (de las coordenadas) pueden ser expresadas como

$$(x, y) = T\{(w, z)\}$$

Por ejemplo, si $(x, y) = T\{(w, z)\} = (w/2, z/2)$, la “distorsión” es simplemente un encogimiento de f a la mitad en ambas dimensiones espaciales, como se muestra en la Figura 34.

⁶⁹ Ver definicion en http://es.wikipedia.org/wiki/Distribuci%C3%B3n_de_Poisson

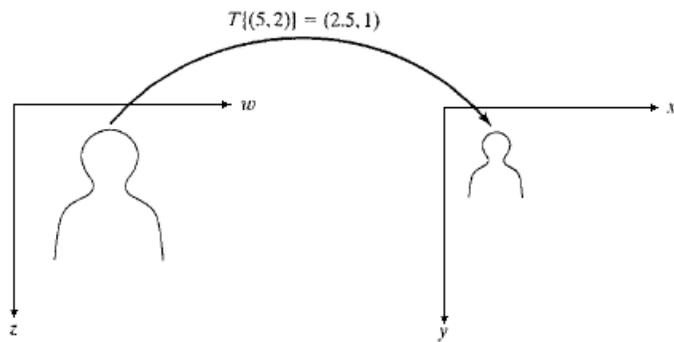


Figura 34⁷⁰ Transformación espacial simple.

Una de las formas más usadas de las transformaciones espaciales es la *transformada affine*⁷¹. La transformada affine puede ser escrita en forma matricial como

$$[x \quad y \quad 1] = [w \quad z \quad 1] \mathbf{T} = [w \quad z \quad 1] \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & 0 \\ t_{21} & t_{22} & 0 \\ t_{31} & t_{32} & 1 \end{bmatrix}$$

Esta transformada puede escalar, rotar, trasladar, o cortar un grupo de puntos, dependiendo de los valores escogidos para los elementos de \mathbf{T} .



Figura 35⁷² Transformación Affine para hacer perpendicular el casco del bote

La Tabla 3 muestra cómo escoger los valores de los elementos para realizar diferentes transformaciones.

⁷⁰ Figura tomada de [Gonzalez03]

⁷¹ Ver definición en <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/affine.htm>

⁷² Figura tomada de <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/affine.htm>

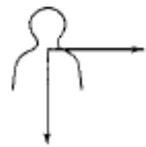
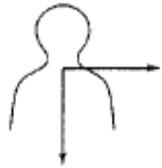
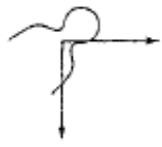
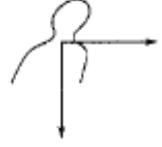
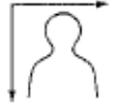
Tipo	Matriz Affine, T	Ecuaciones de Coordenadas	Diagrama
<i>Identidad</i>	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= w \\ y &= z \end{aligned}$	
<i>Escalamiento</i>	$\begin{bmatrix} s_x & 0 & 0 \\ 0 & s_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= s_x w \\ y &= s_y z \end{aligned}$	
<i>Rotación</i>	$\begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= w\cos\theta - z\sin\theta \\ y &= w\sin\theta + z\cos\theta \end{aligned}$	
<i>Shear (Horizontal)</i>	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \alpha & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= w + \alpha z \\ y &= z \end{aligned}$	
<i>Shear (Vertical)</i>	$\begin{bmatrix} 1 & \beta & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= w \\ y &= \beta w + z \end{aligned}$	
<i>Traslación</i>	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ \delta_x & \delta_y & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{aligned} x &= w + \delta_x \\ y &= z + \delta_y \end{aligned}$	

Tabla 3⁷³ Tipos de transformaciones Affine

⁷³ Tabla tomada de [Gonzalez03]

4. WAVELETS

4.1. TRANSFORMADA WAVELET

Como en el dominio de Fourier, el enfoque básico para el procesamiento de imágenes basado en wavelets es

1. Computar la transformada wavelet en dos dimensiones de una imagen.
2. Alterar los coeficientes de la transformada.
3. Computar la transformada inversa.

Las funciones wavelets son generadas desde una sola función (función base) llamada el prototipo o wavelet madre por dilataciones (escalas) y las translaciones en el dominio del tiempo (frecuencia). Si la wavelet madre es denotada por $\Psi(t)$, las otras wavelets $\Psi_{a,b}(t)$ pueden ser representadas como

$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

Dónde a y b son dos números reales arbitrarios. Las variables a y b representan los parámetros para dilataciones y translaciones respectivamente en el eje de tiempo. En la ecuación anterior es evidente que la wavelet madre puede ser representada esencialmente como

$$\Psi(t) = \Psi_{1,0}(t)$$

Para $a \neq 1$ y $b=0$, derivamos que

$$\Psi_{a,0}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \Psi\left(\frac{t}{a}\right)$$

Como se muestra en la ecuación anterior, $\Psi_{a,0}(t)$ se trata de una versión de la función wavelet escalada en el tiempo (a) y en amplitud (\sqrt{a}) de la ecuación

madre. El parámetro a causa una contracción de $\Psi(t)$ en el eje de tiempo cuando $a < 1$ y una expansión cuando $a > 1$. Por eso a se denomina el parámetro de dilatación (escalamiento). Para $a < 0$, la función $\Psi_{a,b}(t)$ tiene como resultado una reversión de tiempo con dilatación.

Matemáticamente, podemos sustituir t en la ecuación derivada por $t - b$ para causar un cambio en el eje de tiempo que tiene como resultado la función wavelet $\Psi_{a,b}(t)$. La función $\Psi_{a,b}(t)$ es un cambio de $\Psi_{a,0}(t)$ a la derecha sobre el eje de tiempo por una cantidad b cuando $b > 0$ mientras que es un cambio en la izquierda del eje de tiempo cuando $b < 0$. Por eso la variable b representa un cambio en el dominio del tiempo (cambio en la frecuencia).

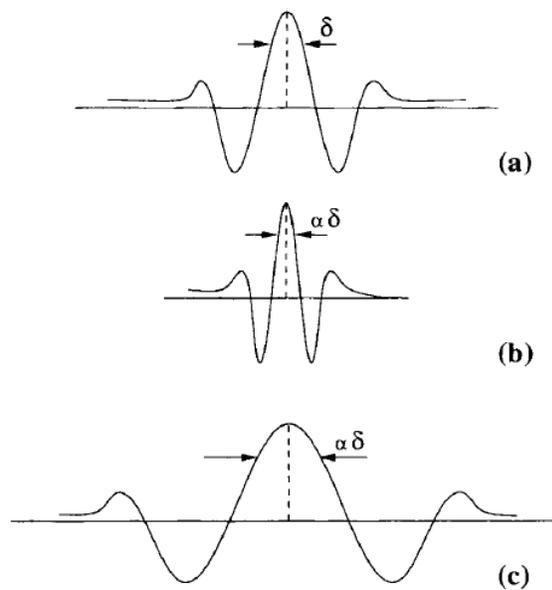


Figura 36⁷⁴ (a) Wavelet madre $\Psi(t)$, (b) $\Psi(t/\alpha) : 0 < \alpha < 1$, (c) $\Psi(t/\alpha) : \alpha > 1$

En la Figura 36, se ilustra una madre wavelet y sus dilataciones en el dominio del tiempo con el parámetro de la dilatación $a = \alpha$. Para la wavelet madre $\Psi(t)$ mostrada en Figura 36(a), una contracción de la señal en el eje de tiempo cuando un $\alpha < 1$ se muestra en la Figura 36(b) y una expansión de la señal en el eje de

⁷⁴ Figura tomada de [Acharya05]

tiempo cuando $\alpha > 1$ se ilustra en la Figura 36(c). Basado en esta definición de wavelets, la transformada wavelet (WT) de una función $f(t)$ es representada matemáticamente por

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} \psi_{a,b}(t) f(t) dt$$

4.1.1 Transformada discreta wavelet.

Es esencial definir las wavelets en términos de valores discretos de los parámetros de la dilatación y translación a y b . Existen muchas maneras en las que podemos discretizar a y b , para entonces representar las wavelets discretas correspondientes. El enfoque más popular de discretizar a y b es utilizando la ecuación

$$a = a_0^m, \quad b = nb_0 a_0^m$$

Dónde m y n son enteros. Sustituyendo a y b en la ecuación general wavelet, las wavelets discretas pueden ser representadas por la ecuación

$$\psi_{m,n}(t) = a_0^{-m/2} \psi(a_0^{-m} t - nb_0)$$

En general, los coeficientes wavelets para la función $f(t)$ están dados por

$$c_{m,n}(f) = a_0^{-m/2} \int f(t) \psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt$$

La transformada mostrada en la ecuación anterior es llamada la serie wavelet, que es análoga a la serie de Fourier porque la función de entrada $f(t)$ todavía es una función continua mientras que los coeficientes de la transformada son discretos. Esto a menudo es llamado la transformada wavelet discreta en el tiempo (DTWT).

De ahí para la descomposición de los coeficientes wavelets pueden ser derivados por consiguiente como

$$c_{m,n}(f) = 2^{-m/2} \int f(t) \psi(2^{-m} t - n) dt$$

Esto permite reconstruir la señal $f(t)$ desde los coeficientes discretos wavelets

$$f(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{m,n}(f) \psi_{m,n}(t)$$

La ventaja de la DWT sobre la transformación de Fourier es que esta realiza el análisis multiresolución de señales con localización en tiempo y frecuencia.

Como resultado, la DWT descompone una señal digital en diferentes sub-bandas para que la sub-banda de menor frecuencia tenga la resolución más fina en frecuencia y la resolución más tosca en el tiempo comparada con las sub-bandas de más alta frecuencia. La DWT se utiliza cada vez más para la compresión de la imagen debido al hecho que la DWT soporta características como la transmisión progresiva de la imagen (por calidad y resolución), la comodidad en la manipulación de imágenes comprimidas y la codificación de la región de interés

4.1.2 Propiedades de las wavelets

- *Propiedad 1. Separabilidad, escalabilidad y translacionabilidad.* Los coeficientes de las wavelets pueden ser representados como tres wavelets separables en 2-D.

$$\psi^H(x, y) = \psi(x)\varphi(y)$$

$$\psi^V(x, y) = \varphi(x)\psi(y)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y)$$

Donde $\psi^H(x,y)$, $\psi^V(x,y)$, y $\psi^D(x,y)$ son llamadas las wavelets horizontales, verticales y diagonales respectivamente, y una *función de escalamiento* en 2-D

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y)$$

Cada una de estas funciones en 2-D son el producto de dos funciones wavelets reales de escalamiento en 1-D

$$\varphi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \varphi(2^j x - k)$$

$$\psi_{j,k}(x) = 2^{j/2} \psi(2^j x - k)$$

La *translación* k determina la posición de esa función en 1-D a lo largo del eje X , la *escala* j determina su ancho a lo largo del eje X y $2^{j/2}$ controla su amplitud o altura.

- *Propiedad 2. Compatibilidad multiresolución.* La función de escalamiento en 1-D satisface los siguientes requerimientos del análisis:
 - $\varphi_{j,k}$ es ortogonal a su translación entera.
 - El conjunto de funciones que pueden ser representadas como una serie de expansión de $\varphi_{j,k}$ a bajas escalas o resoluciones también pueden ser representadas a escalas mayores.
 - La única función que puede ser representada a cualquier escala es $f(x) = 0$.
 - Cualquier función puede ser representada a una precisión arbitraria $j \rightarrow \infty$.

Cuando estas condiciones se cumplen, existe una wavelet $\varphi_{j,k}$ que, junto con su translación y su escalamiento binario, puede representar la diferencia entre dos conjuntos de funciones $\varphi_{j,k}$ a escalas adyacentes.

- *Propiedad 3. Ortogonalidad.* La función de expansión forma una base ortonormal o biortonormal para el conjunto de 1-D. para ser llamada la

base, esta debe ser un conjunto exclusivo de coeficientes de expansión para cada función representable

$$\langle h_r, g_s \rangle = \delta_{rs} = \begin{cases} 1 & r = s \\ 0 & \text{Otros} \end{cases}$$

4.1.3 Transformada rápida wavelet

Como consecuencia importante de las propiedades anteriores, decimos que $\varphi(x)$ y $\Psi(x)$ pueden ser expresadas como combinaciones lineales de copias de doble resolución. Esto es, para la expansión de serie

$$\varphi(x) = \sum_n h_\varphi(n) \sqrt{2} \varphi(2x - n)$$

$$\psi(x) = \sum_n h_\psi(n) \sqrt{2} \varphi(2x - n)$$

Donde h_φ y h_ψ son llamados vectores de escalamiento y wavelet, respectivamente. Ellos son los coeficientes filtrantes de la transformada rápida wavelet⁷⁵ (FWT), un enfoque iterativo computacional de la DWT se muestra en la Figura 37. las salidas $W_\varphi(j,m,n)$ y $[W_\psi^i(j,m,n)$ para $i = H, V, D$] en esta figura son los coeficientes DWT a escala j . los bloques que contienen la escala invertida en el tiempo y los vectores wavelets $-h_\varphi(-n)$ y $h_\psi(-m)$ son filtros de descomposición pasabajos y pasaaltos respectivamente. Finalmente, los bloques que contienen un 2 y una flecha hacia abajo representan submuestreo.

⁷⁵ Ver definición en http://en.wikipedia.org/wiki/Fast_wavelet_transform

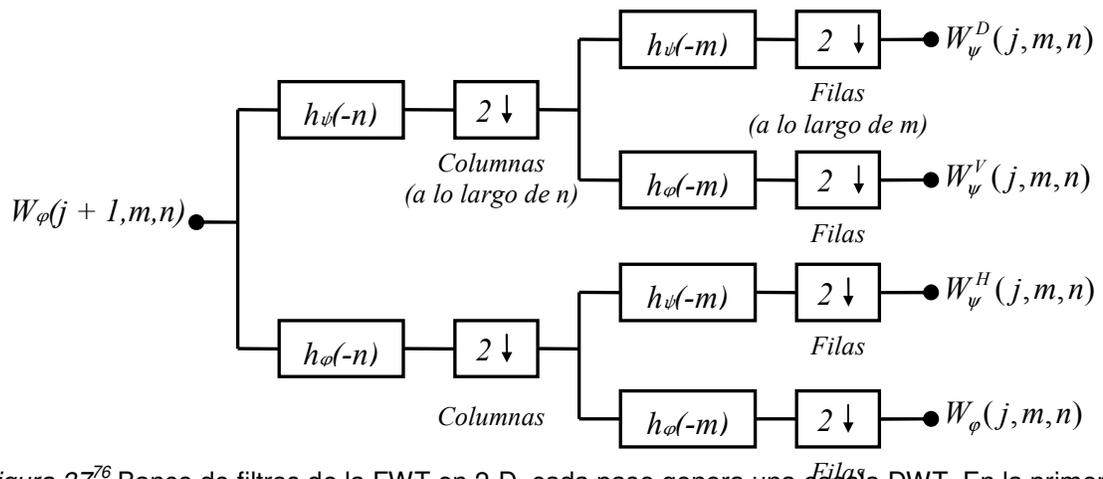


Figura 37⁷⁶ Banco de filtros de la FWT en 2-D. cada paso genera una escala DWT. En la primera iteración, $W_\phi(j+1, m, n) = f(x,y)$

Donde * denota convolución. Evaluando las convoluciones como no negativas, aunque los índices sean equivalentes a un filtrado y submuestreo por 2.

Cada paso a través del banco de filtros en la figura 37 descompone la entrada en cuatro ponentes de menor resolución. Los coeficientes W_ϕ son creados a través de dos filtros pasabajos y son llamados *coeficientes de aproximación*; [W_ψ^i para $i = H, V, D$] son coeficientes horizontales, verticales y diagonales, respectivamente. Desde que $f(x,y)$ es la más alta resolución de representación de la imagen a ser transformada, sirve como la entrada $W_\phi(j+1, m, n)$ para la primera iteración.

4.1.4 Transformada rápida inversa wavelet

La transformada rápida inversa wavelet puede ser computada iterativamente usando filtros digitales. La figura 38 muestra la *síntesis* requerida o el *banco de filtros de reconstrucción*, el cual revierte el proceso de análisis o el banco de descomposición de la Figura 37. En cada iteración, la aproximación de cuatro escalas j y las subimágenes detalladas son *sobremuestreadas* (insertando ceros

⁷⁶ Figura tomada de [Gonzalez03]

entre cada elemento) y convolucionadas con dos filtros de una dimensión, uno para las operaciones en las columnas y otro para las filas de la subimágen.

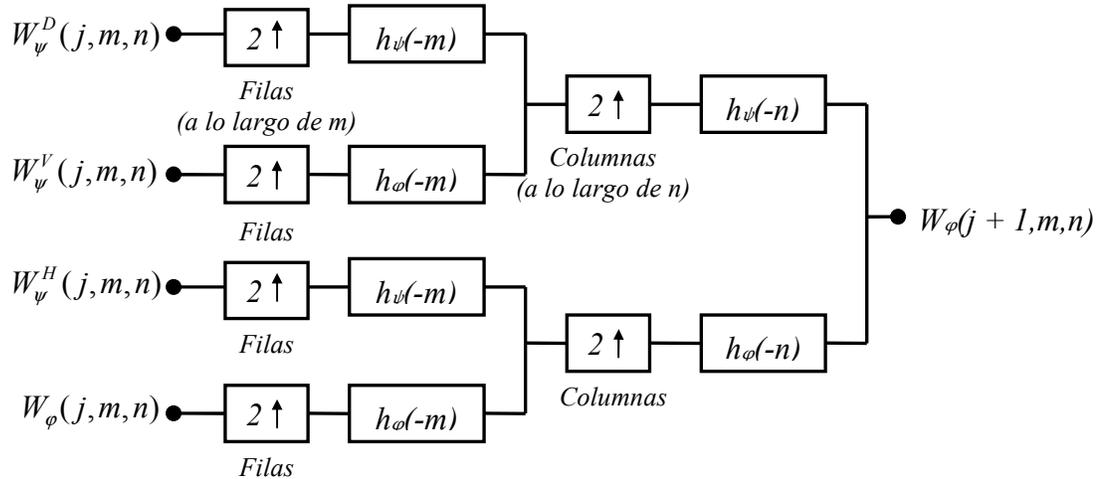


Figura 38⁷⁷ Banco de filtros en 2-D de la FWT⁻¹. Las cajas con las flechas hacia arriba representan sobremuestreo insertando ceros entre cada elemento.

4.1.5 Filtrado Gabor

El filtro Gabor⁷⁸ es un ejemplo de filtros wavelet utilizados ampliamente en muchas aplicaciones de procesamiento de imágenes, tales como el análisis de texturas, segmentación, clasificación, etc. En todas las aplicaciones, es necesario el filtro para analizar las componentes espaciales de frecuencia de una imagen en una moda localizada. Para el análisis localizado en frecuencia es deseable tener una superficie Gaussiana cuyo ancho se ajuste con la frecuencia de las sinusoides complejas. Las wavelets de Gabor forman la clase de las funciones autosemejantes que obtienen una mejor localización en el espacio. Los filtros de Gabor en 2D alcanzan óptimamente la resolución/localización conjunta en el espacio y dominios espaciales en frecuencia.

⁷⁷ Figura tomada de [Gonzalez03]

⁷⁸ Sobre este tema ver también el link http://es.wikipedia.org/wiki/Filtro_de_Gabor

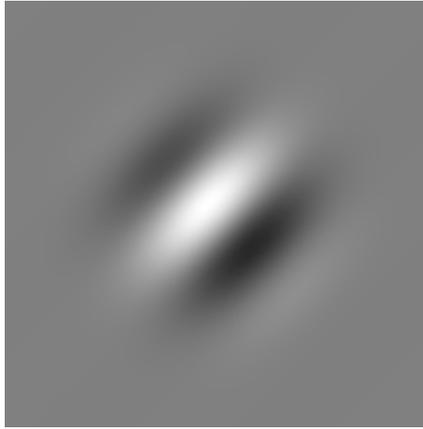


Figura 39⁷⁹ Parte real de un filtro Gabor bidimensional

Las funciones elementales Gabor son moduladas Gaussianamente por sinusoides complejas. Las funciones de Gabor en 2D son sinusoides complejas (portadoras) moduladas por funciones Gaussianas en 2D en el dominio del espacio, y son Gaussianas cambiadas en el dominio espacial de frecuencia, lo que significa que son funciones complejas. A pesar de la región de frecuencias pasadas, las funciones de Gabor en 2D aminoran extraordinariamente el principio de incertidumbre del espacio-frecuencia en 2D para funciones complejas.

De ahí las funciones de Gabor pueden ser interpretadas como el producto de una modulación de amplitud con una función de portadora compleja cuyo argumento es una envoltura de modulación de fase, en el que ambas pueden ser computadas y analizadas separadamente.

⁷⁹ Figura tomada de <http://es.wikipedia.org/wiki/Imagen:Rgabor.png>

5. COMPRESIÓN DE IMÁGENES

La compresión de imágenes se centra en el problema de reducir la cantidad de datos requeridos para representar una imagen digital. La compresión es obtenida al remover uno o más de tres tipos básicos de redundancia de datos: (1) redundancia de código, que se presenta cuando se usa una cantidad menor de palabras código óptimas, (2) redundancia interpixelar, que resulta de la correlación entre los píxeles de una imagen; y (3) redundancia psicovisual, debido a los datos que son ignorados por el sistema visual humano. En este capítulo, se examinan dos estándares de compresión importantes – JPEG y JPEG 2000, Los cuales atacan simultáneamente los tres tipos de redundancia de datos.

5.1. CONCEPTOS DE TEORÍA DE LA INFORMACIÓN

La representación de datos es una combinación de *información* y *redundancia*. La información es la porción de los datos que deben ser preservados permanentemente en su forma original con el fin de interpretar correctamente el significado o el propósito de los datos. Sin embargo, la redundancia es esa porción de datos que pueden ser removidos cuando no son necesarios o pueden ser reinsertados para interpretar los datos cuando se necesite. La mayoría de las veces, la redundancia es reinsertada para regenerar los datos originales en su forma original. La compresión de datos es esencialmente una técnica de reducción de redundancia.

La redundancia en la representación de datos es reducida de tal manera que puede ser reinsertada subsiguientemente para recuperar los datos originales, lo que se denomina *descompresión* de datos. En ocasiones veces la compresión de

datos es también llamada *codificación* y la descompresión es referida como *decodificación*.

5.1.1 Modelo discreto sin memoria y Entropía

Si los símbolos producidos por la fuente de información son estadísticamente independientes el uno del otro, la fuente es llamada una *fente discreta sin memoria*. Una fuente discreta sin memoria es descrita por su alfabeto de la fuente

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_N\}$$

Y las probabilidades asociadas de ocurrencia

$$P = \{p(a_1), p(a_2), \dots, p(a_N)\}$$

De los símbolos a_1, a_2, \dots, a_N en el alfabeto A .

La definición del modelo de fuente discreta sin memoria proporciona un concepto muy poderoso de cuantificación del *contenido promedio de información por símbolo* de la fuente, o la *entropía*⁸⁰ de los datos. El concepto de "entropía" fue utilizado inicialmente por físicos como un parámetro termodinámico para medir el grado del "desorden" o el "caos" en un sistema termodinámico o molecular. En la estadística, podemos ver este como una medida del grado de "sorpresa" o "incertidumbre". En un sentido intuitivo, es razonable asumir que la apariencia de un acontecimiento menos probable (símbolo) nos da más sorpresa, y de ahí esperamos que quizás lleve más información. Por el contrario, el acontecimiento más probable (símbolo) llevará menos información porque es más esperado.

⁸⁰Ver definición en

[http://es.wikipedia.org/wiki/Entrop%C3%ADa_\(termodin%C3%A1mica\)#Interpretaci.C3.B3n_estad.C3.ADstica_de_la_entrop.C3.ADa](http://es.wikipedia.org/wiki/Entrop%C3%ADa_(termodin%C3%A1mica)#Interpretaci.C3.B3n_estad.C3.ADstica_de_la_entrop.C3.ADa)

5.2. CLASIFICACIÓN DE LOS ALGORITMOS DE COMPRESIÓN

Podemos describir la *compresión de datos* como un método que toma un dato de entrada D y genera una representación más corta del dato $c(D)$ con un menor número de bits comparado con D . El proceso inverso es llamado *descompresión*, que toma los datos comprimidos $c(D)$ y genera o reconstruye los datos D' como se muestra en la Figura 40. Algunas veces los sistemas de compresión (codificación) y de descompresión (decodificación) son llamados *CODEC*, como se ilustra en la caja punteada de la Figura 39.

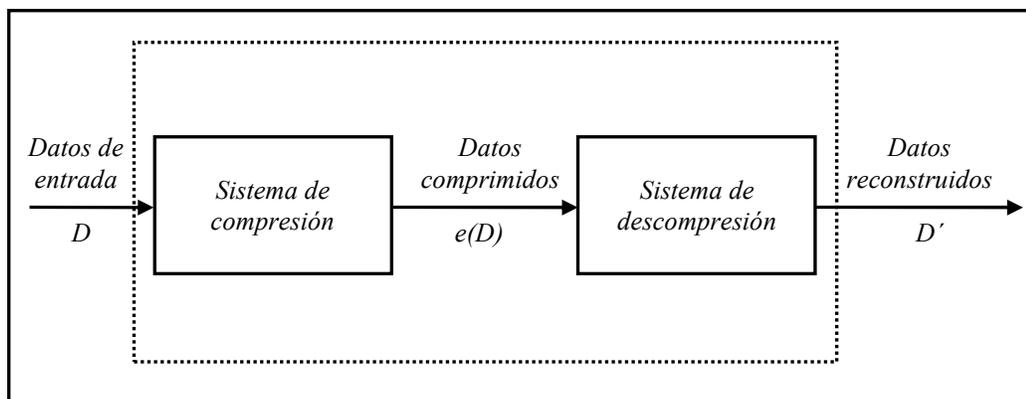


Figura 40⁸¹ Diagrama de bloques de un CODEC

Los datos reconstruidos D' pueden ser idénticos a los datos originales D o pueden ser una aproximación de los datos originales, dependiendo de los requisitos de la reconstrucción. Si los datos reconstruidos son una copia exacta de los datos originales, denominamos al algoritmo aplicado para comprimir y descomprimir algoritmo *sin pérdidas*. Por otro lado, decimos que los algoritmos tienen pérdidas cuando D' no es una copia exacta de D . De ahí que mientras que la reversibilidad de los datos originales sea relevante, los algoritmos de compresión de datos pueden ser clasificados en dos categorías, sin pérdidas y con pérdidas. Generalmente necesitamos aplicar las técnicas de compresión sin pérdidas en datos de texto o datos científicos. Se espera que podamos reconstruir el mismo

⁸¹ Figura tomada de [Acharya05]

texto después del proceso de descompresión. Un pequeño error en el texto reconstruido puede tener un significado completamente diferente.

5.2.1 Compresión sin pérdidas

Se distingue entre sistemas adaptativos, no adaptativos y semiadaptativos, según tengan en cuenta o no las características del archivo a comprimir.

Los no adaptativos establecen a priori una tabla de códigos con las combinaciones de bits que más se repiten estadísticamente. A estas secuencias se asignan códigos cortos, y a otras menos probables claves más largas. El problema que presentan es que un diccionario de claves único tiene resultados muy diferentes en distintas imágenes originales.

Un código de tipo Huffman puede aplicarse de modo semiadaptativo, si se analiza primero la cadena de datos a comprimir y se crea una tabla a medida. Se logra mayor compresión, pero introduce dos inconvenientes: la pérdida de velocidad al tener que leer el original dos veces, por un lado, y la necesidad de incrustar en el archivo comprimido el índice de claves, por el otro. Los compresores de uso general más populares utilizan métodos como éste, por eso tardan más en empaquetar los datos que en descomprimirlos. El número de entradas de la tabla puede ser configurable.

El sistema adaptativo LZ (de Abraham Lempel y Jacob Ziv), del que deriva el LZW (Lempel-Ziv-Welch), es más ingenioso y consigue, en una lectura única, codificar repeticiones sin crear una tabla de códigos. Cuando se localiza una secuencia similar a otra anterior, se sustituye por una clave de dos valores: los correspondientes a cuántos pasos se retrocede y cuántos datos se repiten. Se utiliza en formatos universales como el GIF o el TIFF. Aunque no logra relaciones de compresión muy altas, normalmente ahorra un tercio del archivo.

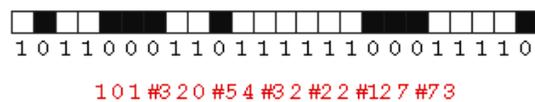


Figura 44⁸⁵ Comportamiento del algoritmo LZ: # 3 2 significa retroceder tres píxeles y repetir dos; # 12 7 significa retroceder 12 píxeles y repetir siete

5.2.2 Compresión con pérdidas

Dentro de esta categoría es universalmente conocido por su eficacia el formato JPEG, aunque cabe mencionar también el método Fractal⁸⁶. En este caso, se rastrean estas regiones de manera que mediante escalado, rotación, reflejo o combinación de transformaciones puedan corresponder a un bloque. Se anotan correspondencias y se testean, seleccionando las que permitan una reconstrucción más parecida de los datos.

La compresión basada en la geometría fractal consigue muy buenas relaciones de compresión y en cierta manera, vectoriza las características de la imagen, de manera que se puede reconstruir la imagen a diferente escala. El principal inconveniente es la lentitud del proceso, debido a la gran cantidad de recursos que exigen los cálculos.

⁸⁴ Figura tomada de <http://www.quesabesde.com/camdig/articulos/130-comp3.gif>

⁸⁵ Figura tomada de <http://www.quesabesde.com/camdig/articulos/130-comp4.gif>

⁸⁶ Ver definición en <http://es.wikipedia.org/wiki/Fractal>

El sistema propuesto por el JPEG es una combinación de varias técnicas que crea un archivo JPEG (o JPG) con un nivel de compresión regulable capaz de reducir en algunos casos el peso informático de la imagen a menos del 1%. El proceso estándar consta de cinco pasos:

- a. Convertir la imagen a un modo de color que defina la luminancia en un canal, como YCC o LAB. Los bitmaps se pasan a grises, mientras que en las escalas de grises se obvia este paso.
- b. Dado que ópticamente somos capaces de ver un cambio sutil en la luminosidad mucho antes que en el tono cromático, se iguala el tono en cada grupo de cuatro píxeles, respetando los valores individuales de luz.

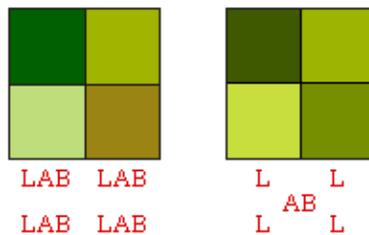


Figura 45⁸⁷ En modo LAB, cada píxel tiene un valor L de luz y dos valores AB para definir el color. Se observa como sólo este paso de la compresión JPEG supone una disminución del 50% de los datos a anotar.

- c. La imagen se divide en bloques de 8 x 8 píxeles. Para cada subimagen se anota el valor promedio, la amplitud de la oscilación de valores y una descripción frecuencial de esta oscilación mediante una función de tipo Fourier, llamada Transformada Discreta del Coseno (TDC)⁸⁸, en la que se combinan varios parámetros de onda.

⁸⁷ Figura tomada de <http://www.quesabesde.com/camdig/articulos/130-comp5.gif>

⁸⁸ Ver definición en <http://poseidon.tel.uva.es/~carlos/ltif10001/dct.pdf>

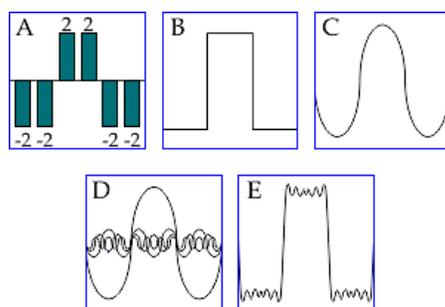


Figura 46⁸⁹ La oscilación sobre un valor medio (**A**) puede representarse por una forma lineal (**B**) y ésta puede reproducirse como una suma de ondas; La onda **C** describe la forma **B** mucho peor que las cinco ondas del gráfico **D** que vemos sumadas en **E**.

- d. Los valores TDC se dividen por un factor entero. El número de coeficientes de onda y el factor a dividir determinan la profundidad de la compresión, que es lo que decidimos en una escala que, según el programa, va de 1 a 10, de 1 a 12 o de 0 a 100, pero siempre jugando inversamente entre el nivel de compresión y la calidad del resultado.

Tras esta cuantificación, abundan las fracciones decimales, que se redondean al entero más próximo. De este modo, resulta una cadena de datos con muchas probabilidades de reiteración.

- e. Al resultado se le aplica la codificación estadística de Huffman, compactando las cadenas más repetidas en códigos breves.

5.3. FORMATOS DE COMPRESIÓN DE IMÁGENES

Las imágenes más simples contienen sólo dos colores: blanco y negro, y sólo se necesita 1 bit para representar cada píxel. La mayoría de las tarjetas de video en los Ordenadores de escritorio soportaban sólo 16 colores preestablecidos. Más

⁸⁹ Figura tomada de <http://www.quesabesde.com/camdig/articulos/130-comp6.gif>

adelante debido a los avances de la electrónica soportaban 256 colores y en la actualidad admiten 2^{320} colores. A continuación se presentan los formatos más usados en la representación de imágenes comprimidas, organizados de acuerdo al tipo de algoritmo que se utilice para su representación, por esto, se ilustran inicialmente los formatos sin pérdidas, luego los que pueden tener o no pérdidas y los que contienen pérdidas en su representación.

5.3.1 PNG

El estándar PNG⁹⁰ es un formato de almacenamiento sin pérdida. A diferencia como ocurre con el formato TIFF puede comprimir la imagen. Además tal compresión es totalmente reversible y por tanto la imagen recuperada es exacta a la original.

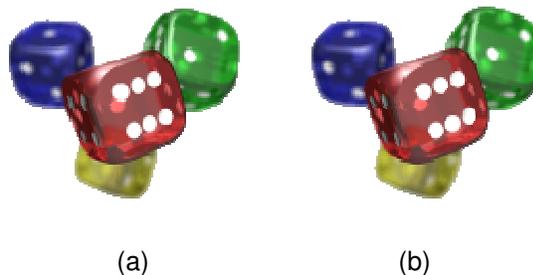


Figura 47⁹¹ (a) Imagen original, (b) imagen comprimida PNG

5.3.2 GIF

En el formato GIF⁹² crea una tabla de 256 colores a partir de una de 16 millones de colores. Si la imagen tiene menos de 256 colores, el estándar de compresión GIF puede almacenar la imagen sin pérdidas. Cuando la imagen contiene muchos colores, el software que crea el archivo GIF usa algún algoritmo para aproximar los colores de la imagen con una paleta limitada de 256 colores disponibles. Un

⁹⁰ Ver definición en <http://acceso.uv.es/accesibilidad/artics/web/01-png.htm>

⁹¹ Figura tomada de <http://es.wikipedia.org/wiki/PNG>

⁹² Sobre este tema ver también el link <http://256.com/gray/docs/gifspecs/general.html>

buen algoritmo de este tipo, tratará de encontrar un conjunto óptimo de 256 colores. Algunas veces, GIF usa el color más cercano para representar cada píxel, y algunas veces usa un "error de difusión" para ajustar los colores de los píxeles vecinos y así corregir el error producido en cada píxel.

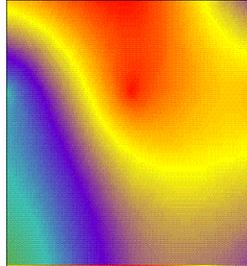


Figura 48⁹³ Mapa de bits de 256 colores

5.3.3 TIFF

El formato TIFF⁹⁴ es, en principio, un formato muy flexible con o sin pérdida. Los detalles del algoritmo de almacenamiento de la imagen se incluyen como parte del fichero. En la práctica, el formato TIFF se usa casi exclusivamente como formato de almacenamiento de imágenes sin pérdidas y sin ninguna compresión. Consecuentemente, los archivos en este formato suelen ser muy grandes.

5.3.4 JPEG

El estándar JPEG, ISO/IEC 10918, es sencillamente el formato de compresión actual más utilizado. Ofrece flexibilidad para seleccionar una imagen de alta calidad con una relación de compresión significativamente alta o conseguir una relación de compresión muy alta con menor calidad de imagen. Se pueden crear sistemas como cámaras y visualizadores de forma económica dada la baja complejidad de la técnica. En las imágenes comprimidas con este formato se aprecian cuadros como se puede apreciar en la Figura 50. Comparada con la

⁹³ Figura tomada de <http://www.gedlc.ulpgc.es/~WPAHTML/wpahtml.htm>

⁹⁴ Tomado de <http://alojamientos.us.es/gtocom/pid/pid6/pid61.htm>

imagen original en la Figura 49, los bloques aparecen cuando se utiliza una relación de compresión demasiado alta.



Figura 49⁹⁵ Imagen sin comprimir



Figura 50⁹⁶ Imagen comprimida con el estándar JPEG

5.3.5 JPEG2000

El sucesor del exitoso estándar de compresión JPEG es el formato de compresión JPEG2000. La diferencia se basa en la incorporación de los nuevos avances en la investigación de la compresión de imágenes en un estándar internacional. En vez de realizar la transformación TDC, JPEG 2000, utiliza la *transformación Wavelet*. La ventaja del estándar JPEG 2000 es que los cuadros de su predecesor se eliminan y se remplazan con una imagen generalmente más difusa, como se aprecia en la Figura 51.



Figura 51⁹⁷ Imagen comprimida con JPEG 2000

⁹⁵ Figura tomada de <http://www.axis.com/es/documentacion/Tecnicas%20de%20compresion%20de%20video.pdf>

⁹⁶ Ibíd.

⁹⁷ Figura tomada de <http://www.axis.com/es/documentacion/Tecnicas%20de%20compresion%20de%20video.pdf>

**SECCION 2 - IMPLEMENTACIÓN EN MATLAB DE LAS TÉCNICAS DE
PROCESAMIENTO DE IMÁGENES**

A continuación se implementan algunas de las técnicas en MATLAB, para algunos casos se utilizó el *DIPUM Toolbox*, el cual se encuentra disponible en la página http://www.imageprocessingplace.com/DIPUM/dipum_downloads/dipum_free_toolbox/dipum_toolbox_pcode.zip. Es necesario aclarar que para que los códigos funcionen correctamente se deben colocar las imágenes con las que se van a trabajar en la carpeta *work* localizada dentro del directorio de MATLAB.

6. MEJORAMIENTO DE IMÁGENES EN EL DOMINIO ESPACIAL

6.1 AUMENTO DE CONTRASTE⁹⁸

La Figura 52(a) es una imagen digital de un mamograma, *f01*,

```
f01 = imread('Fig01.tif');
```

Muestra una pequeña lesión, y la Figura 52(b) es el negativo de la imagen, obtenida usando el comando

```
G1 = imadjust(f01,[0 1], [1 0]);
```

Este proceso, que es el equivalente digital de obtener un negativo fotográfico, es particularmente útil para mejorar los detalles blancos o grises que se encuentren en una región predominantemente oscura. Se puede observar que es mucho más fácil analizar el tejido del seno en la Figura 52(b).

La Figura 52(c) es el resultado de usar el comando

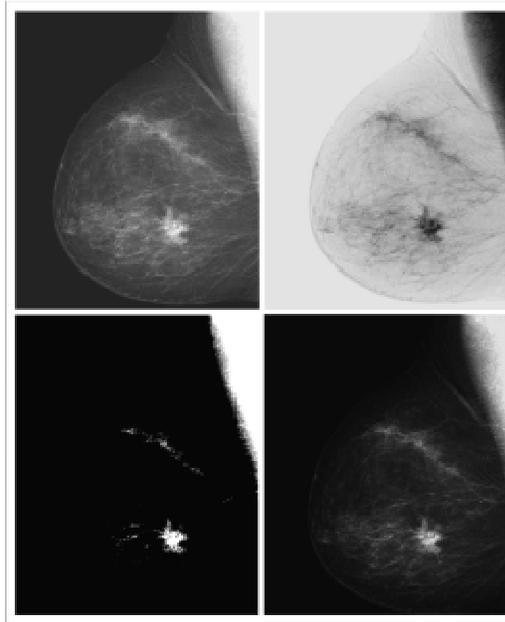
```
G2 = imadjust(f01,[0.5 .75], [0 1]);
```

En donde se expande la región de escala de grises entre 0.5 y 0.75 al rango completo de [0,1]. Este tipo de procesamiento es útil para resaltar una banda de intensidad de interés. Finalmente, usando el comando

```
G3= imadjust(f01, [], [], 2);
```

⁹⁸ Véase el apartado 2.1.1 del capítulo 2, en el cual se define la dinámica del aumento de contraste

Produce un resultado similar al de la Figura 52(c) (pero con más tonos de grises) al comprimir la parte baja y expandir la parte alta de la escala de grises (ver Figura 52(d)).



(a) (b)

(c) (d)

Figura 52⁹⁹ (a) Mamograma digital original (b) Imagen negativa. (c) Resultado de expandir el rango de intensidad [0.5, 0.75]. (d) Resultado de mejorar la imagen con $\gamma = 2$.

6.2 ECUALIZACIÓN DE HISTOGRAMAS¹⁰⁰

La Figura 53(a) obtenida usando el comando,

```
f02 = imread('Fig02.tif'); f02 = im2double(f02);
```

Es una imagen microscópica de polen, aumentada aproximadamente 700 veces. En términos de necesidad de mejoras, la característica más importante de esta

⁹⁹ Ver código Anexo 1

¹⁰⁰ Véase el apartado 2.1.2 del capítulo 2, en el cual se define la dinámica de la ecualización de histogramas

imagen es que es oscura y tiene un bajo rango dinámico. Esto puede ser visto en el histograma en la Figura 53(b), usando el comando,

```
imhist(f02)
```

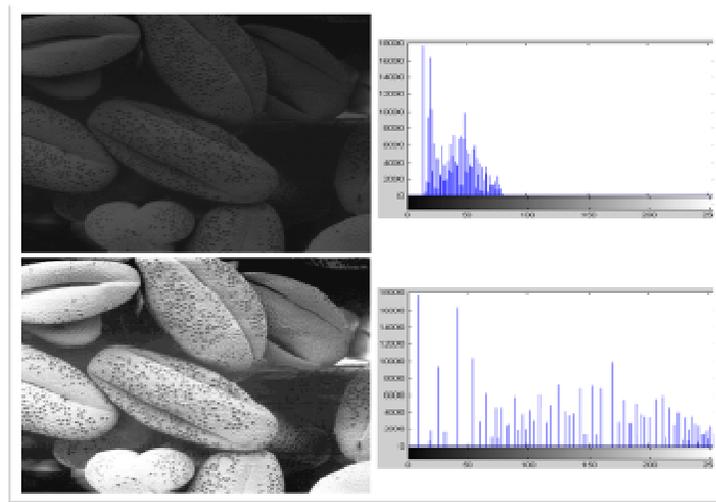
Se espera la naturaleza oscura de la imagen porque el histograma tiene una tendencia a la parte oscura de la escala de grises. El bajo rango dinámico es evidente en el hecho de que el “ancho” del histograma está reducido con respecto a la escala de grises completa. La imagen en la Figura 53(c), es el resultado de usar el comando,

```
G1 = histeq(f02,256)
```

Es el resultado de la ecualización de histograma. La mejora en la intensidad promedio y el contraste son evidentes. Estas características también son evidentes en el histograma de la imagen, mostrado en la Figura 53(d), producido por el comando,

```
imhist(G1)
```

El incremento en el contraste es debido a la considerable expansión del histograma sobre toda la escala de intensidad. El incremento en la intensidad promedio es debido al hecho de que el nivel de intensidad promedio en el histograma de la imagen ecualizada es mayor que en la original.



(a) (b)

(c) (d)

Figura 53¹⁰¹ Ilustración de la ecualización de histogramas. (a) Imagen de entrada, y (b) su histograma. (c) imagen con histograma ecualizado, y su (d) histograma.

6.3 FILTRADO ESPACIAL LINEAL¹⁰²

La Figura 54(a) muestra la imagen de la luna original,

```
f03 = imread('Fig03.tif')
```

Es una imagen borrosa del polo norte de la luna. La mejora en este caso consiste en aumentar la nitidez de la imagen. Primero se generan los filtros con las dos formulaciones Laplacianas¹⁰³

```
w4 = [0 1 0; 1 -4 1; 0 1 0];
```

```
w8 = [1 1 1; 1 -8 1; 1 1 1];
```

Luego aplicamos $w4$ y $w8$ a la imagen de entrada $f3$,

```
G4 = f03 - imfilter(f03, w4, 'replicate');
```

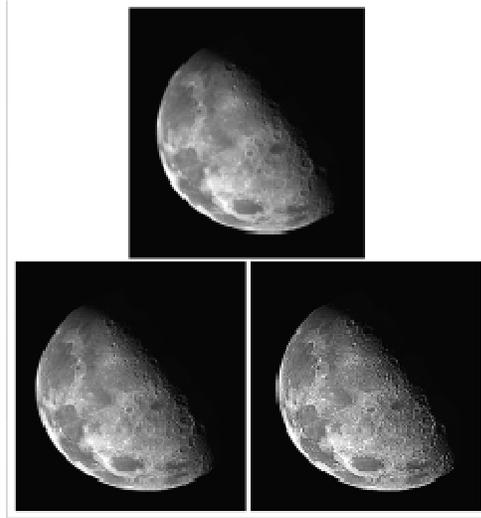
```
G8 = f03 - imfilter(f03, w8, 'replicate');
```

¹⁰¹ Ver código Anexo 2

¹⁰² Véase el apartado 2.2.1 del capítulo 2, en el cual se define la dinámica del filtrado espacial lineal

¹⁰³ Véase el apartado 2.2.1 del capítulo 2 página 42, en el cual se muestran las máscaras espaciales que implementan la segunda derivada digital

La Figura 54(b) muestra $G4$ la cual es más nítida que la imagen original. Y la Figura 54(c) muestra $G8$ que es significativamente más nítida.



(a)

(b) (c)

Figura 54¹⁰⁴ (a) Imagen del Polo Norte de la Luna. (b) Imagen mejorada usando el filtro Laplaciano con -4 en el centro. (c) Imagen mejorada usando el filtro Laplaciano con -8 en el centro.

¹⁰⁴ Ver código Anexo 3

7. MEJORAMIENTO DE IMÁGENES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

7.1 PASOS BÁSICOS PARA EL FILTRADO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

El procedimiento para el filtrado en el dominio de la frecuencia haciendo uso de MATLAB se puede resumir en los siguientes pasos, donde f es la imagen a ser filtrada, g es el resultado, y se asume que la función del filtro $H(u,v)$ tiene las mismas dimensiones que la imagen rellenada:

- a. Obtención de los parámetros de relleno usando la función `paddedsize`:

```
PQ = paddedsize(size(f));
```

- b. Obtención de la transformada de Fourier con relleno:

```
F = fft2(f, PQ(1), PQ(2));
```

- c. Generación de la función del filtro, H , de tamaño $PQ(1) \times PQ(2)$ usando cualquier método de filtrado en frecuencia.

- d. Multiplicación de la transformada por el filtro:

```
G = H.*F;
```

- e. Obtención de la parte real de las FFT inversa de G :

```
G= real(ifft2(G));
```

- f. Seccionar el rectángulo superior izquierdo al tamaño original:

```
G = g(1:size(f,1), 1:size(f,2));
```

El proceso de filtrado es esquematizado en la Figura 55. La etapa de preprocesamiento abarca procedimientos como determinar el tamaño de la imagen, obtener los parámetros de relleno, y generación del filtro. El postprocesamiento implica el cálculo de la parte real de los resultados y el corte de la imagen.

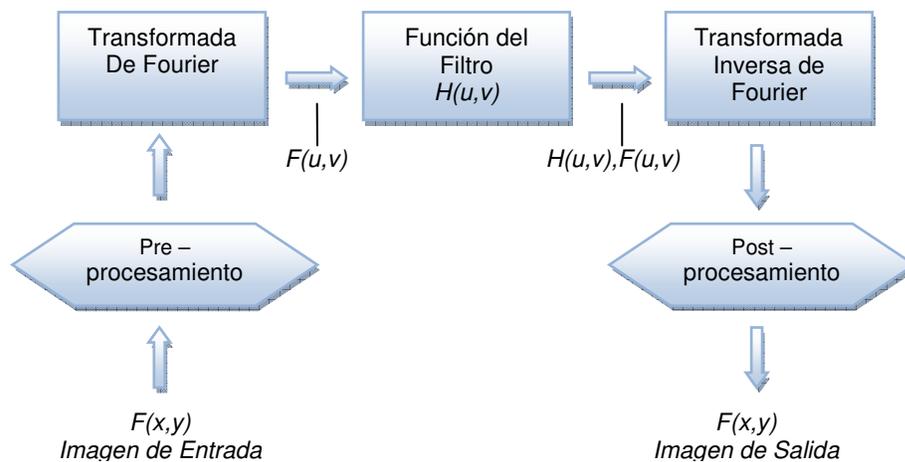


Figura 55 Pasos básicos para el filtrado en el dominio de la frecuencia

7.2 FILTRADO PASABAJO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

Aplicamos un filtro pasabajo Gaussiano a la imagen $f04^{105}$

Podemos ver el filtro como una imagen [Figura 56(b)] al escribir

```
imshow(fftshift(H), [])
```

De forma similar, el espectro puede ser visto como una imagen [Figura 56(c)] al escribir

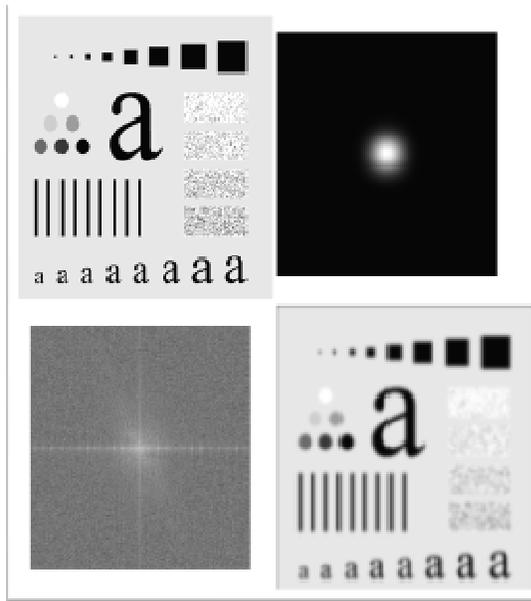
```
imshow(log(1 + abs(fftshift(F))), [])
```

Finalmente, la Figura 56(d) resultante,

```
imshow(G, [])
```

Como se esperaba, la imagen es una versión borrosa de la imagen original.

¹⁰⁵ Ver código Anexo 4



(a) (b)

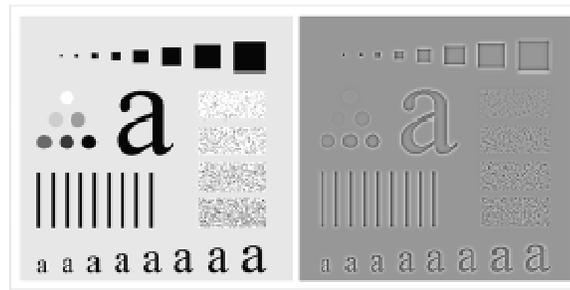
(c) (d)

Figura 56 Filtrado pasa bajo. (a) Imagen original. (b) filtro pasabajo Gaussiano mostrado como una imagen. (c) Espectro de (a). (d) Imagen procesada.

7.3 FILTRADO PASA ALTO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

La Figura 57(b) muestra el resultado de aplicar un filtro Gaussiano pasa alto a $f05^{106}$. Como la Figura 57(b) muestra, los bordes y otras transiciones altas de intensidad fueron resaltados. Sin embargo, como el valor promedio de una imagen está dado por $F(0,0)$, y el filtro pasa altos lleva a cero el origen de la transformada de Fourier, la imagen pierde gran parte de la tonalidad del fondo.

¹⁰⁶ Ver código Anexo 5



(a)

(b)

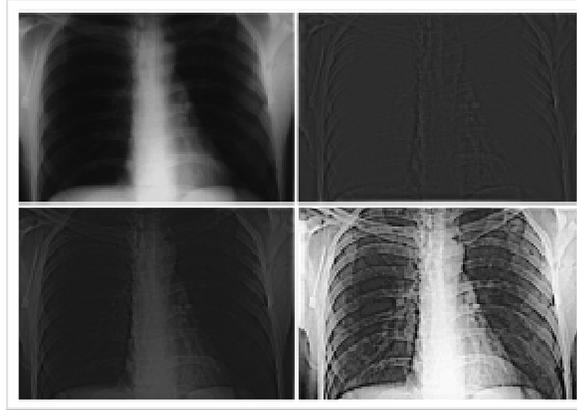
Figura 57 (a) Imagen original. (b) Resultado del filtrado pasa altos Gaussiano.

7.4 FILTRADO CON ÉNFASIS DE ALTA FRECUENCIA

La Figura 58(a) muestra una imagen de rayos X del pecho, *f06*, las imágenes de rayos X no pueden ser enfocadas de la misma forma que los lentes ópticos, por lo tanto las imágenes resultantes suelen ser un poco opacas. En este ejemplo se mejora la nitidez de la Figura 58(a). Debido a que los niveles de gris en esta imagen en particular tienen tendencia al final oscuro de la escala de grises, también se muestra como el procesamiento en el dominio espacial puede ser usado para complementar el filtrado en el dominio de la frecuencia.

La Figura 58(b) muestra el resultado de filtrar la Figura 58(a) con un filtro Butterworth pasa altas de orden 2, con un valor de D_0 igual al 5% de la longitud vertical de la imagen rellenada. El filtrado pasa altas no es excesivamente sensible al valor de D_0 , mientras el radio del filtro no sea tan pequeño que las frecuencias cercanas al origen de la transformada pasen. Como es esperado, la imagen filtrada resultante muestra débilmente los principales bordes en la imagen. La ventaja del filtrado de alto énfasis (con $a = 0.5$ y $b = 2.0$ en este caso) es mostrada

en la Figura 58(c), en la que se conservó la tonalidad de los niveles de gris debido a las componentes de baja frecuencia¹⁰⁷.



(a) (b)

(c) (d)

Figura 58 Filtrado con énfasis de alta frecuencia. (a) Imagen original. (b) Resultado del filtrado pasa altas. (c) Resultado con énfasis de alta frecuencia (d) Imagen (c) después de la ecualización de histograma.

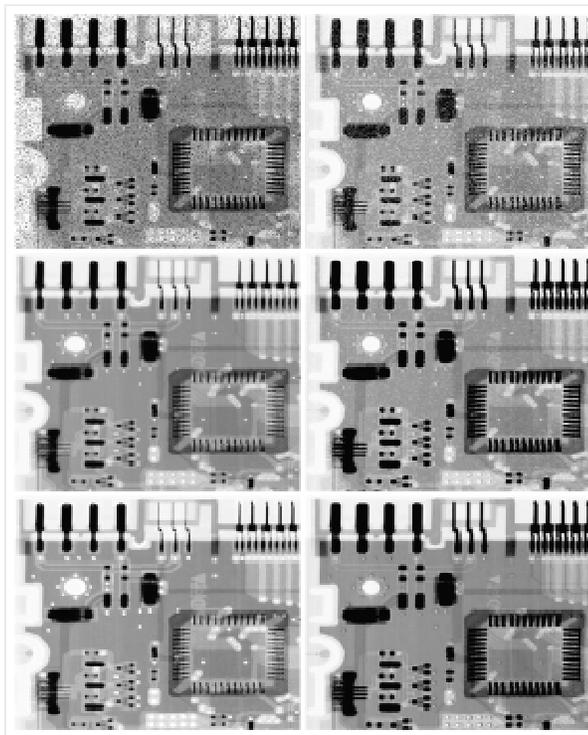
La Figura 58(d) muestra que el método de ecualización de histograma es apropiado para complementar el filtrado en el dominio de la frecuencia. Se puede observar con claridad la estructura ósea y otros detalles que simplemente no son visibles en ninguna de las otras tres imágenes. Aunque la última imagen aparece un poco ruidosa, es típico en las imágenes de rayos X cuando la escala de grises es expandida. El resultado obtenido usando una combinación de énfasis de alta frecuencia y ecualización de histograma es superior al resultado que se hubiera obtenido utilizando cualquiera de los métodos por separado.

¹⁰⁷ Ver código Anexo 6

8. RESTAURACIÓN DE IMÁGENES EN EL DOMINIO ESPACIAL

8.1 FILTRADO ESPACIAL DE RUIDO

La imagen en la Figura 59(a) es una imagen corrupta por ruido de pimienta con probabilidad 0.1^{108} .



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Figura 59 (a) Imagen corrupta por el ruido pimienta con probabilidad 0.1. (b) Imagen corrupta por ruido sal con la misma probabilidad. (c) Resultado del filtrado de (a) con un filtro contraharmónico 3×3 de orden $Q = 1.5$. (d) Resultado de filtrar (b) con $Q = -1.5$. (e) Resultado del filtrado de (a) con un filtro máx. 3×3 (f) Resultado de filtrar (b) con un filtro min 3×3 .

¹⁰⁸ Ver código Anexo 7(a)

La imagen en la Figura 59(b) contiene ruido de sal únicamente¹⁰⁹. La Figura 59(c) fue generada usando un filtro contraharmónico con un valor positivo de Q en el filtrado de ruido pimienta¹¹⁰. De forma similar, el ruido de sal puede ser filtrado (Figura 59(d)) usando un filtro contraharmónico con un valor negativo de Q ¹¹¹. Resultados similares pueden ser obtenidos usando los filtros Max y Min¹¹². Las imágenes en las Figuras 59(e) y (f) fueron generadas de las Figuras 59(a) y (b) respectivamente¹¹³.

8.2 FILTRADO ESPACIAL NO LINEAL

El filtrado de mediana¹¹⁴ es una herramienta útil para reducir el ruido de sal y pimienta en una imagen. La Figura 60(a) es una imagen de rayos X, *f08*, de un circuito industrial tomada durante la inspección automatizada del circuito. La Figura 60(b) es la misma imagen corrupta por ruido de sal y pimienta en el que los puntos negros y blancos tienen una probabilidad de ocurrencia de 0.2 ¹¹⁵.

La Figura 60(c) es el resultado del filtrado de mediana de la imagen con ruido¹¹⁶. Considerando el nivel de ruido en la Figura 60(b), el filtrado de mediana con la configuración predefinida hizo un buen trabajo de reducción de ruido. Sin embargo, se pueden observar motas negras alrededor del borde, éstas fueron causadas por los puntos negros que rodean la imagen (la configuración por defecto rellena el borde con 0s).

¹⁰⁹ Ver código Anexo 7(b)

¹¹⁰ Ver código Anexo 7(c)

¹¹¹ Ver código Anexo 7(d)

¹¹² Véase el apartado 5 del capítulo 3, en el cual se listan los filtros espaciales Max y Min

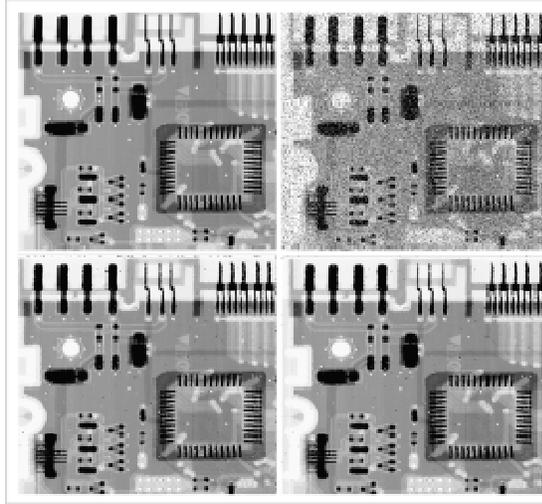
¹¹³ Ver código Anexo 7(e)

¹¹⁴ Véase el apartado 5.1 del capítulo 3, en el cual se explica la dinámica del filtro de mediana

¹¹⁵ Ver código Anexo 8(a)

¹¹⁶ Ver código Anexo 8(b)

Este tipo de efecto es usualmente reducido usando la opción `'symmetric'`. El resultado, mostrado en la Figura 60(d)¹¹⁷, es cercano al resultado en la Figura 60(c), excepto que el efecto de borde negro no es tan marcado.



(a) (b)
(c) (d)

Figura 60 (a) imagen de rayos X. (b) Imagen corrupta por ruido de sal y pimienta. (c) Resultado del filtrado de mediana con `medfilt2` utilizando la configuración predefinida. (d) Resultado del filtrado de mediana usando la opción de extensión de imagen `'symmetric'`

8.3 FILTROS ESPACIALES ADAPTATIVOS

La Figura 61(a) muestra la imagen de un circuito, *f09*, con ruido salt & pepper¹¹⁸. La Figura 61(b) muestra el resultado obtenido del filtrado de mediana¹¹⁹. Esta imagen está relativamente libre de ruido, sin embargo está opaca y distorsionada. Por otra parte la Figura 61(c)¹²⁰ es el resultado obtenido del filtrado de mediana

¹¹⁷ Ver código Anexo 8(c)

¹¹⁸ Ver código Anexo 9(a)

¹¹⁹ Ver código Anexo 9(b)

¹²⁰ Ver código Anexo 9(c)

adaptativo¹²¹, ésta imagen también razonablemente libre de ruido, pero considerablemente menos opaca y distorsionada que la Figura 61(b).

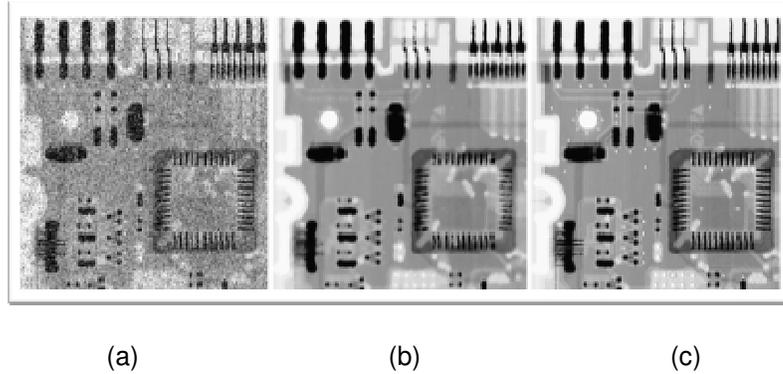


Figura 61 (a) Imagen corrupta con ruido salt & pepper con densidad 0.25. (b) Resultado obtenido usando un filtro de mediana de tamaño 7×7 . (c) Resultado obtenido usando el filtrado de mediana adaptativo con $S_{m\acute{a}x} = 7$.

¹²¹ Véase el apartado 5.2 del capítulo 3, en el cual se explica la dinámica del filtrado espacial adaptativo

9. RESTAURACIÓN DE IMÁGENES EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

9.1 FILTRADO INVERSO Y WIENER

La Figura 62(a) muestra una imagen de un tablero de ajedrez¹²². En la imagen degradada en la Figura 62(b) el ruido no es fácilmente visible en esta imagen porque su valor máximo es del orden de 0.15, mientras que el valor máximo de la imagen es 1¹²³. Sin embargo, este nivel de ruido no es insignificante cuando se intenta restaurar la imagen.

La Figura 62(c) es el resultado del filtrado inverso directo¹²⁴, el resultado está dominado por los efectos del ruido¹²⁵.

Como la Figura 62(d) muestra, el filtrado Wiener paramétrico¹²⁶ produce una mejora significativa sobre el filtrado inverso directo¹²⁷.

Como la Figura 62(e) muestra, el resultado usando el filtrado Wiener con las funciones de autocorrelación es cercano a la imagen original, aunque es evidente la existencia de ruido. Como la imagen original y las funciones de ruido eran conocidas, se pudo estimar los parámetros correctos, y la Figura 62(e) es el mejor resultado posible con la deconvolución de Wiener en este caso. El desafío en la práctica, cuando una o más de estas cantidades son desconocidas, es la escogencia adecuada de funciones, hasta que un resultado aceptable es obtenido.

¹²² Ver código Anexo 10(a)

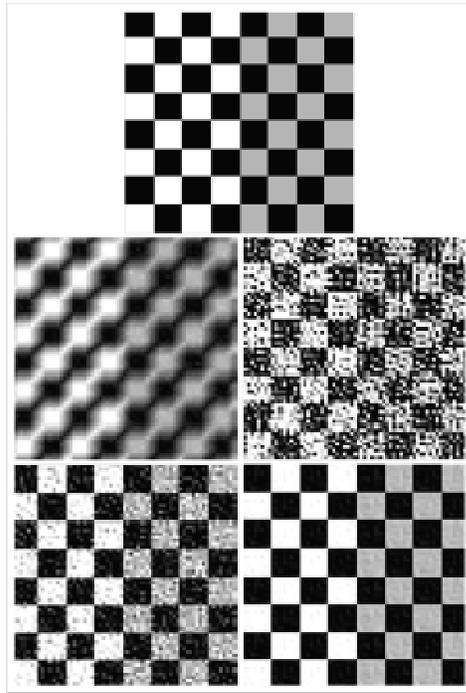
¹²³ Ver código Anexo 10(b)

¹²⁴ Véase el apartado 6.2 del capítulo 3, en el cual se explica la dinámica del filtrado inverso

¹²⁵ Ver código Anexo 10(c)

¹²⁶ Véase el apartado 6.3 del capítulo 3, en el cual se explica la dinámica del filtrado Wiener paramétrico

¹²⁷ Ver código Anexo 10(d)



(a)
 (b) (c)
 (d) (e)

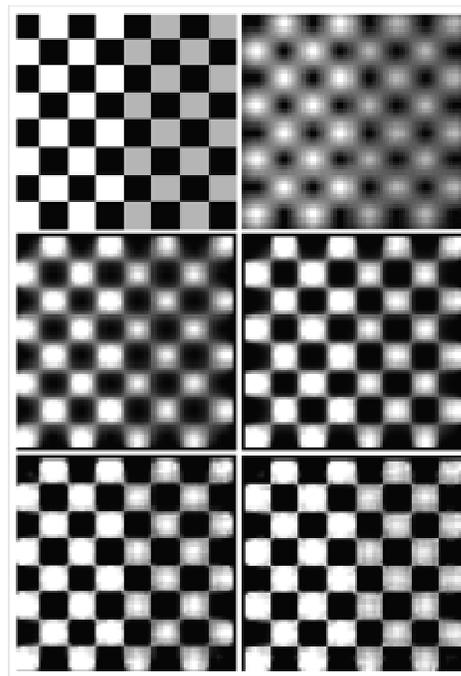
Figura 62 (a) Imagen original. (b) Imagen borrosa y con ruido. (c) Resultado del filtrado inverso. (d) Resultado de filtrado de Wiener usando un radio constante. (e) Resultado del filtrado de Wiener usando funciones de autocorrelación.

9.2 RESTAURACIÓN ITERATIVA NO LINEAR USANDO EL ALGORITMO DE LUCY-RICHARDSON

La Figura 63(a) muestra una imagen de tablero de ajedrez. A continuación La Figura 63(b) muestra el resultado de desenfocar la imagen f_{11} usando la PDF Gaussiana de tamaño 7×7 con una desviación estándar de 10 y adicionando un ruido Gaussiano con valor promedio cero y desviación estándar de 0.01^{128} .

¹²⁸ Ver código Anexo 11(a)

Se restaura la imagen usando el algoritmo de Lucy-Richardson¹²⁹. Las Figuras 63(c), (d) y (e) muestran los resultados obtenidos usando $NUMIT^{130} = 5, 10$ y 20 respectivamente. Aunque la imagen ha mejorado un poco, aún está desenfocada. El último resultado es una restauración razonable de la imagen. De hecho, incrementos en el número de iteraciones no produjeron mejoras dramáticas en el resultado. Por ejemplo, la Figura 63(f) fue obtenido usando 100 iteraciones¹³¹. Esta imagen es solo un poco más nítida y brillante que el resultado obtenido usando 20 iteraciones.



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Figura 63 (a) Imagen original. (b) Imagen borrosa y con ruido Gaussiano. (c) hasta (f) Imagen (b) restaurada usando el algoritmo L-R con 5, 10, 20 y 100 iteraciones, respectivamente.

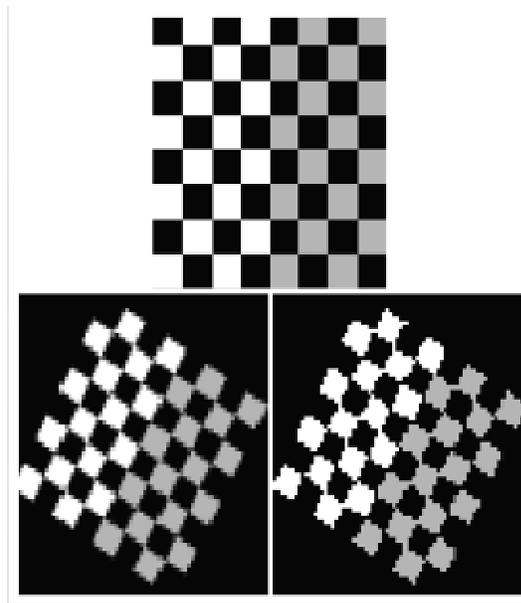
¹²⁹ Véase el apartado 7 del capítulo 3, en el cual se explica la dinámica del algoritmo de L-C

¹³⁰ NUMIT indica el número de iteraciones realizadas por el algoritmo

¹³¹ Ver código Anexo 11(b)

9.3 TRANSFORMACIONES GEOMÉTRICAS

En la Figura 64 se muestran diferentes aspectos de la transformación geométrica de imágenes. Una *transformación de conformación lineal* es un tipo de transformación *affine* que preserva las formas y los ángulos¹³². Las Figuras 64(a) y (b) muestran la imagen original y la transformada. En la Figura 64(b) se usa el método de interpolación por defecto, '*bilinear*'. Se pueden seleccionar diferentes métodos de interpolación, La Figura 64(c) muestra el resultado de utilizar la interpolación nearest neighbor¹³³, al especificarlo explícitamente en la invocación a la función. La interpolación nearest neighbor es más rápida que la interpolación bilinear, y puede ser más apropiada en algunas situaciones, pero generalmente produce resultados inferiores a los obtenidos con la interpolación bilinear.



(a)

(b) (c)

Figura 64 (a) Imagen original. (b) Transformación lineal de conformación usando la interpolación por defecto (bilinear). (c) Usando la interpolación nearest neighbor.

¹³² Véase el apartado 9 del capítulo 3, en el cual se muestran los diferentes tipos de transformaciones affine

¹³³ Ver código Anexo 12(b)

SECCION 3 - APLICACIONES DEL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

10. RECONOCIMIENTO DE PATRONES BIOMÉTRICOS

El reconocimiento del rostro y de la firma representan algunos de los patrones biométricos más comunes que nuestro sistema visual encuentra diariamente.

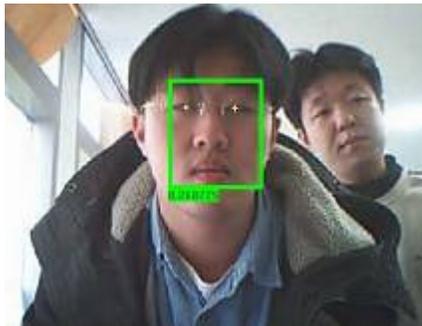


Figura 65¹³⁴ Escáner para reconocimiento de rostro

La mayoría de los métodos para reconocimiento de patrones extraen las características de la vista frontal del rostro. Un sistema automático de reconocimiento que emplea el frente y el perfil del rostro es mucho más preciso, pero a la vez complejo y costoso, debido a que se aprovecha la información explícita intrínsecamente disponible en ambas vistas de la cara humana.

10.1 SELECCIÓN DE CARACTERES

Un conjunto de señales son identificadas inicialmente desde la vista frontal y lateral de la cara humana, que entonces son utilizados para la medida del área, el ángulo y las distancias entre ellos. El conjunto combinado de características extraídas de ambas vistas es generalmente muy efectivo para distinguir los rostros y proporciona mayor certeza sobre sistemas que utilizan características de una

¹³⁴ Figura tomada de http://im.inha.ac.kr/?doc=research_4.php

sola vista porque las características de la vista lateral (perfil) proporcionan información estructural adicional de perfil del rostro, no visible desde las imágenes frontales.

10.2. EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LA VISTA FRONTAL

La técnica basada en la correlación extrae varios componentes faciales frontales tales como los ojos, las cejas, etc. Un conjunto de plantillas de ojos son tomadas inicialmente como referencia. La imagen facial $f(i, j)$ es convolucionada con un conjunto de plantillas $T(m, n)$ escogidas apropiadamente, representado por la operación siguiente del filtro:

$$F(i, j) = \sum \sum T(m, n) * f(i + m, j + n)$$

Este proceso de convolución genera un conjunto de medidas de energía en la salida del filtro. La posición del ojo es determinada desde la salida del filtro de convolución. Utilizando la translación, la escala y la transformada invariante de rotación, podemos detectar los ojos desde el filtro de convolución. Parte de los puntos faciales frontales se muestran en la Figura 66. Entre las características faciales frontales, los ojos tienen un papel significativo en el proceso del reconocimiento.

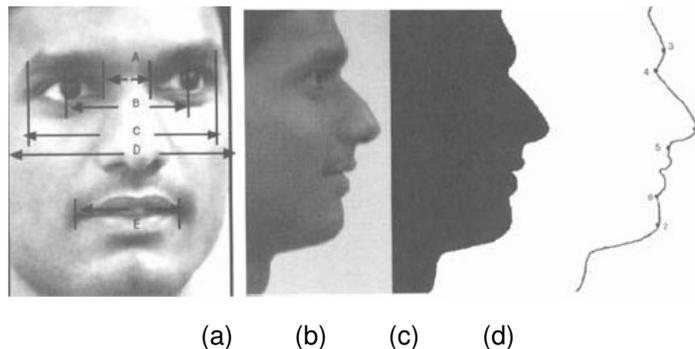


Figura 66¹³⁵ (a) algunos puntos característicos del frente del rostro, (b) vista lateral, (c) vista lateral binarizada, (d) contorno del perfil con los puntos marcados.

¹³⁵ Figura tomada de [Acharya05]

10.3. VERIFICACIÓN DE FIRMAS

La firma es una medida biométrica importante, la cual es susceptible a la variación intrapersonal. Un sistema automatizado para la verificación de firmas es posible sólo si la representación de la imagen de la firma es insensible a las variaciones intra-personales, pero sensible a las variaciones interpersonales.

La meta es la de llevar al máximo la distancia entre firmas de individuos diferentes, la limitación en la maximización se basa en que la distancia entre las firmas de la misma persona debe ser mantenida constante o minimizada, una vez que la medida de la distancia es definida apropiadamente.

Se presenta una metodología de cuatro pasos para la verificación de firmas

- a. Pre-procese y binarize la imagen de la firma.
- b. Extraiga el eje central, la versión adelgazada del patrón de la firma.
- c. Realice la operación de marca de agua. Extraiga las características estructurales desde el patrón de marca de agua.
- d. Usando un algoritmo de emparejamiento, identifique la mejor pareja desde la base de datos de firmas, usando las características extraídas en el paso 3.

11. ANÁLISIS DE IMÁGENES BIOMÉDICAS

Varios tipos de dispositivos de adquisición de imágenes como los rayos X, las imágenes tomográficas apoyadas por computador (CT¹³⁷), ultrasonido, etc, son usados extensamente en el diagnóstico médico.

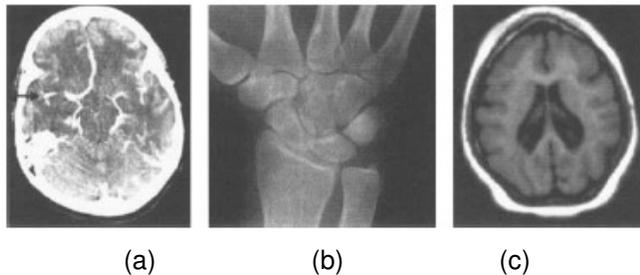


Figura 68¹³⁸ Ejemplos de una CT del cerebro (a), (b) imagen de rayos X de la muñeca, (c) imagen MRI del cerebro.

El procesamiento de imágenes biomédicas puede ser ampliamente clasificado en el análisis microscópico de imágenes y el análisis macroscópico de imágenes. Una descripción breve de estas dos clasificaciones es descrita a continuación.

11.1. ANÁLISIS MICROSCÓPICO DE IMÁGENES

En el análisis microscópico de imágenes, tratamos con organismos vivos, que son objetos microscópicamente pequeños, y esto es muy importante en la comprensión de las ciencias de la biología y la medicina. Los organismos vivos están compuestos de células y las células normales y anormales influyen en el crecimiento, desarrollo y las enfermedades en el cuerpo humano. Las técnicas

¹³⁷ Ver definición en <http://www.ndt-ed.org/EducationResources/CommunityCollege/Radiography/AdvancedTechniques/computedtomography.htm>

¹³⁸ Figura tomada de [Acharya05]

avanzadas han hecho posible ver estos aspectos escondidos de la materia biológica microscópica y han ayudado a la comprensión de las ciencias biomédicas desde décadas pasadas.



Figura 69¹³⁹ Ácaro ampliado digitalmente

Las técnicas de procesamiento de imágenes digitales han sido utilizadas para mejorar la claridad de las imágenes microscópicas. Algunas de las técnicas como las manipulaciones del histograma, filtrado de imágenes, etc. han sido empleadas ampliamente para obtener información cuantitativa y morfométrica acerca de los organismos biológicos.

11.2. ANÁLISIS MACROSCÓPICO DE IMÁGENES

En el análisis macroscópico de la imagen, trabajamos con imágenes de órganos humanos tales como el corazón, el cerebro, el ojo, etc., que son mejoradas, segmentadas y analizadas. Las diferentes tareas del procesamiento de imágenes como el filtrado de imágenes, modelamiento de la forma, la segmentación, las técnicas de clasificación e interpretación han sido utilizadas ampliamente en la radiología diagnóstica, cardiología, odontología, y en muchas otras áreas.

¹³⁹ Figura tomada de <http://clavedetom.com/?m=200701&paged=2>

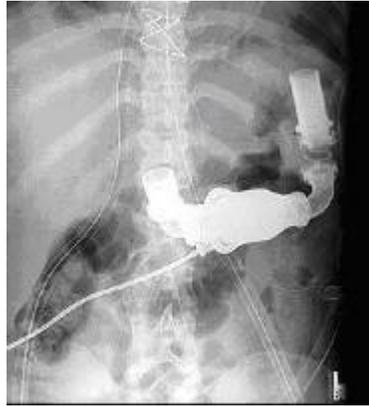


Figura 70¹⁴⁰ Corazón mecánico fabricado por la corporación Thoratec

La fase de preprocesamiento implica el mejoramiento, limpieza, y el filtrado en los radiógrafos. Las técnicas de aumento pueden ser lineales o no lineales, y pueden implicar filtros locales o globales. Las técnicas de desmanchado consisten en el inverso de los filtros Weiner. La detección de las orillas y fronteras son los pasos más importantes en muchas aplicaciones biomédicas del análisis de imágenes.

11.3. MODALIDADES DE IMÁGENES BIOMÉDICAS

A continuación se revisan brevemente algunas técnicas biomédicas importantes para las imágenes.

11.3.1 Imágenes de resonancia magnética (MRI)

Varios órganos que componen el cuerpo humano contienen una cantidad considerable de moléculas de agua y grasa, por eso existe una abundancia de Hidrógeno en los tejidos corporales. Las señales MRI¹⁴¹, provienen de estos núcleos de Hidrógeno, cuando ellos son excitados por un estímulo magnético. El

¹⁴⁰ Figura tomada de <http://www.zonalibre.org/blog/marcel/archives/099921.html>

¹⁴¹ Sobre este tema ver también el link http://en.wikipedia.org/wiki/Magnetic_resonance_imaging

principio de estas imágenes se basa en estimular la materia magnéticamente y la señal de la imagen es obtenida por los cambios en las propiedades fundamentales de la materia, en respuesta a esos estímulos magnéticos.



Figura 71¹⁴² Imagen cerebral MRI

Las MRI son utilizadas actualmente en las imágenes viscerales para el descubrimiento de tumores y también en otras aplicaciones en la espina dorsal, el cuello, el cerebro, etc. aparte de ser un sistema preciso de imágenes, este goza de la gran ventaja de ser seguro en su aplicación. No emplea la creencia convencional de que la frecuencia utilizada para las imágenes debe ser más pequeña que el objeto. Utiliza la variación de la fase y la frecuencia en el rango de RF, de ahí, está desprovista del efecto peligroso de otra técnica similar tal como la radiografía.

11.3.2 Tomografía axial computarizada

La tomografía axial computarizada, popularmente conocida como CT-scan o CAT scan es otra técnica poderosa para las imágenes médicas. Esta es empleada en imágenes del sistema de tejidos, huesos duros y vasos sanguíneos.

Esta técnica emplea el principio de fotografía de la radiografía. Se envían rayos-X con fuerzas diferentes y dependiendo del tipo de obstrucción que encuentren, los

¹⁴² Figura tomada de <http://www.memorylossonline.com/glossary/magneticresonanceimaging.html>

rayos-X se caracterizan basados en las respuestas obtenidas. Esto emplea las técnicas de tomografía, es decir, la imagen es llevada en rodajas.

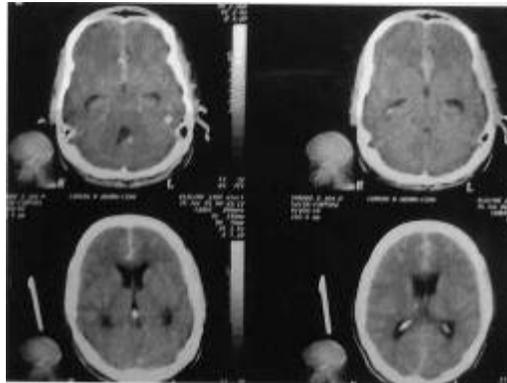


Figura 72¹⁴³ Tomografía axial computada de cráneo

Estructuralmente un escáner CAT contiene un tubo de rayos-X y un detector. El tubo es girado a lo largo de un sendero espiral/circular y la imagen de la rebanada es capturada por el detector de rayos-X. Durante una rotación completa, el detector registra un gran número (casi 1000 por rotación) de fotografías. Las imágenes se fraccionan en conjuntos independientes de datos para luego procesarlos en varios canales paralelos. El escáner CAT es un dispositivo con forma de banana, esto facilita la función de disparar rayos-X así como la fotografía. Contiene también una estructura que gira el tubo de rayos-X para producir un rayo de radiografía rotatorio. Aparte del dispositivo de escáner un sistema de CT-escaner requiere una interfaz paralela de computadora personal, en un modo mutuamente comunicando. La rotación de la estructura y el control del rayo X son contruidos también con un sistema basado en microprocesadores.

¹⁴³ Figura tomada de http://www.scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1130-14732005000400004&lng=en&nrm=iso

11.3.3 Imágenes nucleares y de ultrasonido

En la medicina nuclear, los materiales radioactivos son suministrados generalmente por vías intravenosas, ingeridos o inhalados para obtener las imágenes de los órganos humanos. El movimiento de la sustancia radioactiva es rastreado por un detector. Los radionucleoides son rastreados con ciertas sustancias dentro del cuerpo. Estos emiten radiación gamma que es capturada por un sensor en una cámara. Estas imágenes son de baja resolución, pero ellas representan las funciones fisiológicas, (como el metabolismo) en una forma muy clara.



Figura 73¹⁴⁴ Equipo de ultrasonido para el monitoreo del embarazo

En las imágenes de ultrasonido, un pulso ultrasónico se propaga desde un transductor colocado en la piel del paciente. La señal que se devuelve (eco) es registrada para poder reconstruir la imagen.

11.4 IMÁGENES DE RAYOS-X

Las imágenes radiográficas en películas fotográficas es la forma más vieja y la más usada de las imágenes medicas. La imagen de rayos-X¹⁴⁵ es la manera más rápida y fácil para un médico de ver y valorar huesos rotos, un cráneo agrietado o problemas en los huesos de la columna. La radiografía es útil en la detección de formas más adversas del cáncer en huesos.

¹⁴⁴ Figura tomada de <http://www.cenam.mx/boletin/boletin0206.asp>

¹⁴⁵ Ver definición en http://es.encarta.msn.com/encyclopedia_761579196/Rayos_X.html



Figura 74¹⁴⁶ Detección de hueso de la pierna roto mediante radiografía

Las imágenes diagnósticas de la radiografía pueden ser creadas pasando pequeñas cantidades sumamente controladas de radiación por el cuerpo, capturando las sombras y los reflejos resultantes en un plato fotográfico. Las imágenes de rayos-X son causadas por varios niveles de absorción en las estructuras calcificadas, los tejidos blandos, sustancias adiposas, etc.

11.5. ANÁLISIS DE IMÁGENES DE RAYOS-X DENTALES

La caries dental y la enfermedad periodontal son las enfermedades dentales más comunes en el mundo. La caries dental ha afectado ampliamente a la humanidad en los tiempos modernos. La caries dental es una enfermedad microbiológica contagiosa que tiene como resultado la disolución y la destrucción localizada de los tejidos calcificados de los dientes. Sin tratamiento, la caries tiene como resultado la distracción progresiva del diente y la infección de la pulpa dental.

¹⁴⁶ Figura tomada de <http://www.humanillnesses.com/original/At-Ca/Broken-Bones-and-Fractures.html>



Figura 75¹⁴⁷ Panorámica de rayos X dentales

11.5.1 Clasificación de la caries dental

Mediante el análisis visual por parte del odontólogo de la imagen de rayos X dental se pueden clasificar las caries. Esta clasificación es importante para la planificación del diagnóstico y el tratamiento de la enfermedad dental, que ha estado afectando a una población muy grande a través del mundo.



Figura 76¹⁴⁸ Caries interproximales

Es también útil para realizar el estudio y las investigaciones detalladas acerca de la naturaleza de la enfermedad dental. La clasificación de enfermedades dentales es decidida por ciertos criterios, tales como los basados en si la lesión está dentro del esmalte, dentina o si toca la pulpa. La caries dental es, claramente visible en los cambios en los rayos-x y puede ser detectada fácilmente en los radiógrafos.

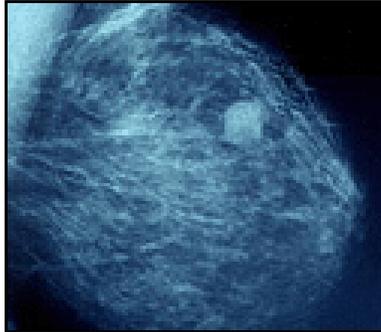
11.6. ANÁLISIS DE IMÁGENES DE MAMOGRAMA

La detección y la clasificación de varios tipos de tumores en los mamogramas digitales utilizando el sistema de análisis de imágenes de mamograma han tenido

¹⁴⁷ Figura tomada de <http://www.answers.com/topic/dentistry?cat=health>

¹⁴⁸ Figura tomada de http://patoral.umayor.cl/caries_rx/caries_rx.html

una alta importancia en estos tiempos. Las masas del seno, las lesiones no cancerosas y cancerosas, aparecen como regiones blancas en las películas del mamograma. Los tejidos adiposos aparecen como regiones negras, mientras que otros componentes del seno, como las glándulas, el tejido conectivo, los tumores, los depósitos de calcio, etc. Aparecen como sombras grises.



*Figura 77*¹⁴⁹ Imagen de mamograma evidenciando tumor

¹⁴⁹ Figura tomada de <http://db.doyma.es/cgi-bin/wdbcgi.exe/doyma/press.plantilla?ident=21590>

12. INTERPRETACIÓN DE ESCENAS REMOTAS

Se puede extraer información basada en el análisis de imágenes obtenidas remotamente considerando diferentes fuentes como la geológica, hidrológica, mineral, forestal, etc. Para el análisis de escenas remotas, las imágenes de la superficie son capturadas por sensores, satélites o por escáneres de espectro múltiple y luego transmitidas a una estación para su procesamiento.

12.1. IMÁGENES DE SATÉLITE LANDSAT

El primer satélite de sensado remoto LANDSAT¹⁵⁰ fue lanzado por Estados Unidos en 1972. Este contenía cámaras a bordo que operaban en tres bandas de diferentes longitudes de onda visibles. El sistema de escaneo multiespectral LANDSAT proporcionó imágenes de la superficie de la tierra en cuatro bandas. Estas imágenes de cuatro bandas se capturaron en cuatro longitudes de onda; tres en la visible y una en la región cercana al infrarrojo del espectro electromagnético.

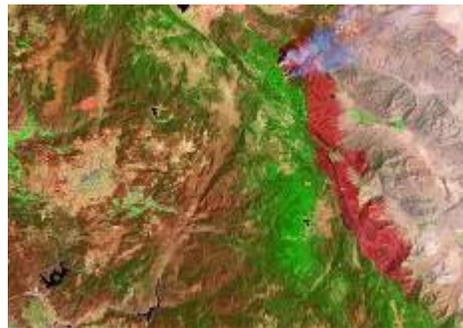


Figura 78¹⁵¹ Imagen LANDSAT de incendio forestal al este de san diego

¹⁵⁰ Sobre este tema ver también el link <http://landsat.gsfc.nasa.gov/>

¹⁵¹ Figura tomada de http://science.hq.nasa.gov/missions/satellite_48.htm

12.2. ESPECTRORADIÓMETRO DE IMÁGENES DE RESOLUCIÓN MODERADA (MODIS)

El MODIS¹⁵² es un instrumento clave a bordo de los satélites *Terra* (EOS ES) y *Aqua* (EOS P.M.), recolectando datos en 36 bandas espectrales. Este proporciona alta sensibilidad radiométrica (12 bits) en 36 bandas espectrales en el rango de 0.4 μ m a 14.4 μ m. Dos bandas son capturadas en una resolución nominal de 250 m, con cinco bandas en 500 m, y las 29 bandas restantes a una resolución de 1 km. Las imágenes capturadas desde el MODIS de los satélites *Terra* y *Aqua* son mostradas en la Figura 79.

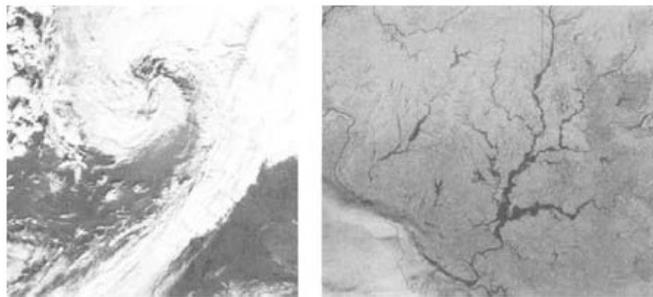


Figura 79¹⁵³ Imágenes tomadas remotamente desde el MODIS

12.3. RADAR DE APERTURA SINTÉTICA (SAR)

Es un método de imágenes en microondas, que juega un papel importante en el sensado remoto. Muchos parámetros físicos y geométricos de los objetos de la tierra en la escena contribuyen a los valores grises de un pixel en una imagen SAR¹⁵⁴.

¹⁵² Sobre este tema ver también el link <http://modis.gsfc.nasa.gov/>

¹⁵³ Figura tomada de [Acharya05]

¹⁵⁴ Ver definición en http://es.wikipedia.org/wiki/Radar_de_apertura_sint%C3%A9tica



Figura 80¹⁵⁵ Imagen satelital de la superficie de Venus mediante un SAR

El SAR es capaz de mapear confiablemente la superficie de la Tierra y adquirir información acerca de sus propiedades físicas, tales como la topografía y la morfología. El SAR puede ser utilizado benéficamente sobre la tierra, el hielo, y las superficies del espacio. Cuando el espacio soporta la operación de sistemas SAR en la región de microondas del espectro y proporcionan su propia iluminación, ellos pueden adquirir información global y casi independientemente de las condiciones meteorológicas y de la iluminación del sol. Ellos son, por lo tanto, muy convenientes para tareas de monitoreo operacional.

12.3.1 Detección de cambios utilizando las imágenes SAR

La detección de cambios mediante pasos repetitivos incorpora el principio básico de imaginar la misma área después de transcurrido un tiempo determinado y es especialmente útil en la detección de los cambios en esa área.

Las técnicas de detección de cambios para datos SAR pueden ser divididas en varias categorías, cada una corresponde a los diferentes requisitos de la calidad de la imagen. En una primera categoría, los cambios son detectados basados en el rastreo temporal de objetos o basados en las características fijas de la imagen de formas geométricas reconocibles. La calibración absoluta de los datos no es

¹⁵⁵ Figura tomada de <http://photojournal.jpl.nasa.gov/catalog/PIA00104>

requerida, pero los datos deben ser rectificadas de deformaciones geométricas debido a diferencias en la geometría o los parámetros de procesamiento SAR y al registro de la precisión espacial de los datos.



Figura 81¹⁵⁶ Seguimiento forestal mediante imágenes de un SAR

12.4. SISTEMA AUTOMÁTICO DE INSPECCIÓN VISUAL

Los sistemas automáticos de inspección visual se usan esencialmente para mejorar la productividad y la calidad de los productos en las industrias de manufactura. Presentamos brevemente algunos sistemas de inspección visual:

12.4.1 Inspección Automática de filamento de lámparas incandescentes

Una aplicación interesante de la inspección visual automática está relacionada con la inspección del proceso de manufactura de la bombilla. A menudo, el filamento de las bombillas se funde después de poco tiempo debido a errores en la

¹⁵⁶ Figura tomada de http://www.igneo.net/folder/Blog/post_28/Recopilaci%C3%B3n-de-movidas-curiosas-en-Google-Maps.html

geometría del filamento. La inspección manual no es un método eficiente para detectar estos errores.



*Figura 82*¹⁵⁷ Filamento de bombilla en funcionamiento

En un sistema automatizado de inspección visual, se genera una imagen binaria del filamento, de la cual se extrae la silueta del filamento. Luego, esta silueta es analizada para identificar las anomalías de la geometría del filamento dentro de la lámpara.

12.4.2 Identificación de componentes defectuosos

La inspección visual automatizada puede también ser usada para identificar componentes defectuosos en sistemas eléctricos o electromecánicos. Los componentes defectuosos generalmente generan mayor energía térmica. Las imágenes infrarrojas (IR) pueden ser generadas de la distribución de energías térmicas en el ensamblado. Analizando estas imágenes infrarrojas, se pueden identificar los componentes defectuosos en el ensamblado.

12.4.3 Sistemas Automáticos de inspección de superficie

La detección de desperfectos en las superficies es una necesidad importante en muchas industrias de metales. Por ejemplo, en los molinos giratorios fríos y

¹⁵⁷ Figura tomada de <http://es.wikipedia.org/wiki/Filamento>

calientes en una planta de acero, se requiere detectar cualquier desperfecto en la superficie del metal. Esto puede ser realizado utilizando técnicas de procesamiento de imágenes como detección de bordes e identificación de texturas.

12.5. VIGILANCIA DEFENSIVA

Las aplicaciones de las técnicas de procesamiento de imágenes en vigilancia defensiva son una importante área de estudio. Existe una continua necesidad por monitorear la tierra y los océanos usando técnicas de vigilancia aérea.



Figura 83¹⁵⁸ Seguimiento de trayectoria de tropas mediante imagen aérea

La tarea primaria es segmentar los diferentes objetos en el agua. Después de extraer los segmentos, los parámetros como área, localización, perímetro, forma, longitud, anchura, proporción, son hallados, para clasificar cada una de los objetos segmentados. Estos objetos pueden ser desde pequeños botes hasta barcos masivos navales. Utilizando estas características es posible reconocer y localizar estos objetos. Para describir todas las posibles formaciones de las naves, se requiere poder identificar la distribución de estos objetos en las ocho posibles direcciones, llamadas, norte, sur, este, oeste, noreste, noroeste, sureste y suroeste. Para la distribución espacial de estos objetos esto posible interpretar la escena oceánica completa, lo cual es importante para la vigilancia oceánica.

¹⁵⁸ Figura tomada de <http://www.romanicoaragones.com/fortificaciones/ChirivetaPlano2%20.jpg>

12.6. RASTREO DE OBJETOS EN MOVIMIENTO

El rastreo de objetos en movimiento, para la medición de los parámetros del movimiento y obtención de un registro visual, es una importante área de aplicación en el procesamiento de imágenes.

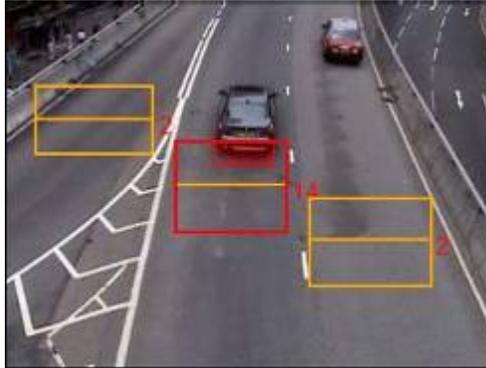


Figura 84¹⁵⁹ Rastreo de vehículos para control de velocidad en autopista

Un sistema para el rastreo de objetivos rápidos (Ej.: un avión militar, misiles, etc.) es desarrollado basado en técnicas predictivas basadas en movimiento. En el procesamiento automático de imágenes basado en sistemas de rastreo de objetos, el objetivo al entrar al campo de visión del sensor es adquirido automáticamente sin la intervención humana.

¹⁵⁹ Figura tomada de <http://www.metronhk.com/surveillance/images/counting.jpg>

CONCLUSIONES

Previo a entrar en materia de las técnicas de procesamiento de imágenes, se desarrolló un capítulo en el que se describen las diferentes variables que influyen en la formación de imágenes y por consiguiente la representación de las mismas.

El mejoramiento de imágenes es una técnica empleada esencialmente para obtener imágenes de mejor calidad y no necesariamente el objeto original de la escena. Éste se presentó tanto en el dominio del espacio como en el de la frecuencia, teniendo en cuenta la complejidad para su organización.

En la restauración de imágenes se explicaron los diferentes tipos de ruido y la eliminación de los mismos. Algunos de los métodos de restauración de imágenes presentados en este trabajo de monografía son lineales, también son “directos” en el sentido que, una vez que el filtro de restauración es especificado, la solución es obtenida a través de la aplicación del filtro. Esta simpleza en la implementación, junto con pocos requerimientos computacionales y una buena base teórica, han hecho a las técnicas lineales una herramienta fundamental en la restauración de imágenes durante años.

La herramienta wavelet se utiliza para modificar los coeficientes de la imagen y así eliminar la redundancia presente en la misma. Este aspecto es parte fundamental en la compresión. Al igual que la transformada de Fourier, la transformada wavelet puede ser usada en tareas desde la detección de bordes hasta el suavizado de imágenes, debido a que la transformada wavelet provee información acerca de las características espaciales y en frecuencia de la imagen, también puede ser usada en aplicaciones en que los métodos de Fourier no son aplicados, como en la reconstrucción progresiva de imágenes.

El tema de compresión de imágenes es extenso. Se explica breve pero concisamente, permitiendo una investigación posterior mucho más detallada. Además, aún existen mejoras en extensión aplicables al trabajo, pero es evidente que esta monografía provee una base sólida para futuras extensiones y posteriores complementos. Se puede agregar métodos de procesamiento de imágenes, basados en áreas de color y esto puede servir como marco teórico para la implementación de estas técnicas.

De las aplicaciones en MATLAB se observa que es posible combinar diferentes técnicas con el propósito de obtener resultados superiores que no son obtenidos si las técnicas son usadas independientemente. Esto fue observado en el capítulo 7 apartado 4 en donde se combinó el énfasis de alta frecuencia y la ecualización de histograma obteniendo así un mejor resultado

Las técnicas de procesamiento de imágenes están siendo usadas en la actualidad en proyectos industriales que requieren visión artificial como el control de robots móviles, control de calidad, reconocimiento de objetivos, diseño estructural de componentes electrónicos, control de calidad, además en campos como la medicina mejorando la calidad de las imágenes obtenidas por medio de rayos X o ultrasonido, y en la indexación de imágenes. Con este trabajo se realiza el aporte correspondiente para que se lleven a cabo estas tareas dentro de los laboratorios de la UTB.

BIBLIOGRAFÍA

SECCIÓN 1 - FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

FORMACIÓN Y REPRESENTACIÓN DE IMÁGENES

[Pratt07] PRATT, William K. Digital image processing. Wiley Interscience Publication. Cuarta edición 2007, pp. 89-144.

[Acharya05] ACHARYA, Tinku - RAY Ajoy K. Image Processing - Principles and Applications. Wiley Interscience Publication. 2005, pp. 17-30.

[Gonzalez07] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. 2007, pp. 34-69.

MEJORAMIENTO DE IMÁGENES

MEJORAMIENTO EN EL DOMINIO DE LA FRECUENCIA

[Oppenheim98] OPPENHEIM, Alan - WILLSKY Alan: Señales y Sistemas, traducción de Gloria Hernández, México, Prentice Hall, Segunda edición, 1998, pp. 284-389.

[Acharya05] ACHARYA, Tinku - RAY Ajoy K. Image Processing - Principles and Applications. Wiley Interscience Publication. 2005, pp.61-69.

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003, pp. 108-139.

[Gonzalez07] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. 2007, pp. 149-193.

MEJORAMIENTO EN EL DOMINIO ESPACIAL

[Gonzalez07] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. 2007, pp. 75-136.

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003, pp. 65-106.

RESTAURACIÓN DE IMÁGENES

[RUSS07] RUSS, John C. The Image Processing Handbook . Taylor & Francis Group, Quinta edición 2007, pp. 195-246.

[Acharya05] ACHARYA, Tinku - RAY Ajoy K. Image Processing - Principles and Applications. Wiley Interscience Publication. 2005, pp. 121-127.

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003, pp. 141-192.

[Gonzalez07] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. 2007, pp. 220-275.

[Pratt07] PRATT, William K. Digital image processing. Wiley Interscience Publication. Cuarta edición 2007, pp. 329-386.

WAVELETS

[Acharya05] ACHARYA, Tinku - RAY Ajoy K. Image Processing - Principles and Applications. Wiley Interscience Publication. 2005,pp. 79-102.

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003, pp. 242-280.

[Gonzalez07] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. 2007, pp. 349-401.

COMPRESIÓN DE IMÁGENES

[RUSS07] RUSS, John C. The Image Processing Handbook . Taylor & Francis Group, Quinta edición 2007, pp. 174-194.

[Acharya05] ACHARYA, Tinku - RAY Ajoy K. Image Processing - Principles and Applications. Wiley Interscience Publication. 2005,pp. 329-344.

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003,pp. 282-332.

[Gonzalez07] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing. Prentice-Hall, Inc. 2007, pp. 409-512.

- <http://www.quesabesde.com/camdig/articulos.asp?articulo=130>

- <http://www.axis.com/es/documentacion/Tecnicas%20de%20compresion%20de%20video.pdf>

SECCIÓN 2 - IMPLEMENTACIÓN EN MATLAB DE LAS TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003, 597 Págs.

[MathWorks03] Image Processing Toolbox For Use With Matlab MATLAB, 2003, 326 Págs.

- <http://www.imageprocessingplace.com>

SECCIÓN 3 - APLICACIONES DEL PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

[Acharya05] ACHARYA, Tinku - RAY Ajoy K. Image Processing - Principles and Applications. Wiley Interscience Publication. 2005, 428 Págs.

[Gonzalez03] GONZALEZ, Rafael C. Digital Image Processing Using MATLAB. Prentice-Hall, Inc, 2003, 597 Págs.

REFERENCIAS DE INTERNET

- [1] <http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Vision/vis03v05-filtros.ppt>
- [2] <http://www.ee.ucla.edu/~dsplab/if/over.html>
- [3] http://local.wasp.uwa.edu.au/~pbourke/texture_colour/imageprocess/
- [4] <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/>
- [5] <http://www.ph.tn.tudelft.nl/Courses/FIP/frames/fip.html>
- [6] <http://filters.sourceforge.net/>
- [7] http://www.cm.cf.ac.uk/Dave/Vision_lecture/node14.html
- [8] <http://www.quesabesde.com/camdig/articulos.asp?articulo=130>
- [9] <http://www.imageprocessingplace.com>
- [10] <http://www.wikipedia.com>

ANEXOS

ANEXO 1

```
f1 = imread('Fig52.tif');
imshow(f1)

G1 = imadjust(f1, [0 1], [1 0]);
figure, imshow(G1)

G2= imadjust(f1, [0.5 .75], [0 1]);
figure, imshow(G2)

G3= imadjust(f1, [], [], 2);
figure, imshow(G3)
```

ANEXO 2

```
f2 = imread('Fig53.tif');
imshow(f2)
figure, imhist(f2)
ylim('auto')

G1 = histeq(f2,256);
figure, imshow(G1)
figure, imhist(G1)
ylim('auto')
```

ANEXO 3

```
f3 = imread('Fig54.tif');
w4 = [0 1 0; 1 -4 1; 0 1 0];
w8 = [1 1 1; 1 -8 1; 1 1 1];
f3 = im2double(f3);
G4 = f3 - imfilter(f3, w4, 'replicate');
G8 = f3 - imfilter(f3, w8, 'replicate');
imshow (f3)
figure, imshow(G4)
figure, imshow(G8)
```

ANEXO 4

```
f04 = imread ('Fig55.tif');
PQ = paddedsize160(size(f04));
[U,V] = dftuv161(PQ(1), PQ(2));
D0 = 0.05*PQ(2);
F = fft2(f04, PQ(1), PQ(2));
H = exp(-(U.^2 + V.^2)/(2*(D0^2)));
G = dftfilt162(f04, H)
```

¹⁶⁰ Esta función hace parte del DIPUM Toolbox desarrollado en http://www.imageprocessingplace.com/DIPUM/dipum_downloads/dipum_free_toolbox/dipum_toolbox_pcode.zip

¹⁶¹ *Ibíd.*

```

imshow(f04)
figure, imshow(fftshift(H), [])
figure, imshow(log(1 + abs(fftshift(F))), [])
figure, imshow(G, [])

```

ANEXO 5

```

f05 = imread ('Fig56.tif');
PQ = paddedsize(size(f05));
D0 = 0.05*PQ(1);
H = hpfilter163('gaussian', PQ(1), PQ(2), D0);
G = dftfilt(f05, H);
imshow(f05)
figure, imshow(G, [])

```

ANEXO 6

```

f06 = imread ('Fig57.tif');
PQ = paddedsize(size(f06));
D0 = 0.05*PQ(1);
HBW = hpfilter('btw', PQ(1), PQ(2), D0, 2);
H = 0.5 + 2*HBW;
gbw = dftfilt(f06, HBW);
gbw = gscale164(gbw);
ghf = dftfilt(f06, H);
ghf = gscale (ghf);
ghe = histeq(ghf, 256);
imshow(f06)
figure, imshow(gbw)
figure, imshow(ghf)
figure, imshow(ghe)

```

ANEXO 7

- (a) `f07 = imread('Fig58.tif');`
`[M, N] = size(f07);`
`R = imnoise2165('salt & pepper', M, N, 0.1, 0);`
`c = find(R == 0);`
`gp = f07;`
`gp(c) = 0;`
`imshow(gp)`
- (b) `R = imnoise2('salt & pepper', M, N, 0, 0.1);`
`c = find(R == 1);`
`gs = f07;`
`gs(c) = 255;`
`figure, imshow(gs)`
- (c) `fp = spfilt166(gp, 'chmean', 3, 3, 1.5);`

¹⁶² *Ibíd.*

¹⁶³ *Ibíd.*

¹⁶⁴ *Ibíd.*

¹⁶⁵ Esta función hace parte del DIPUM Toolbox desarrollado en http://www.imageprocessingplace.com/DIPUM/dipum_downloads/dipum_free_toolbox/dipum_toolbox_pcode.zip

```
figure, imshow(fp)
```

```
(d) fs = spfilt(gs, 'chmean', 3, 3, -1.5);  
figure, imshow(fs)
```

```
(e) fpmax = spfilt(gp, 'max', 3, 3);  
figure, imshow(fpmax)  
  
fsmin = spfilt(gs, 'min', 3, 3);  
figure, imshow(fsmin)
```

ANEXO 8

```
(a) f08= imread('Fig59.tif');  
imshow(f08)  
fn = imnoise(f08, 'salt & pepper', 0.2);  
figure, imshow(fn)
```

```
(b) gm = medfilt2(fn);  
figure, imshow(gm)
```

```
(c) gms = medfilt2(fn, 'symmetric');  
figure, imshow(gms)
```

ANEXO 9

```
(a) f09 = imread('Fig60.tif');  
g = imnoise(f09, 'salt & pepper', 0.25);  
figure, imshow(g)
```

```
(b) g1 = medfilt2(g, [7,7], 'symmetric');  
figure, imshow(g1)
```

```
(c) g2 = adpmedian167(g, 7);  
figure, imshow(g2)
```

ANEXO 10

```
(a) f10 = checkerboard(8);  
imshow(f10)
```

```
(b) PSF = fspecial('motion', 7, 45);  
gb = imfilter(f10, PSF, 'circular');  
noise = imnoise(zeros(size(f10)), 'gaussian', 0, 0.001)  
g = gb + noise;  
figure, imshow(g)
```

¹⁶⁶ *Ibíd.*

¹⁶⁷ Esta función hace parte del DIPUM Toolbox desarrollado en http://www.imageprocessingplace.com/DIPUM/dipum_downloads/dipum_free_toolbox/dipum_toolbox_pcode.zip

- (c) `fr1 = deconvwnr(g, PSF);
figure, imshow(fr1)`
- (d) `Sn = abs(fft2(noise)).^2;
nA = sum(Sn(:))/prod(size(noise));
Sf = abs(fft2(f10)).^2;
fA = sum(Sf(:))/prod(size(f10));
R = nA/fA;
fr2 = deconvwnr(g, PSF, R);
figure, imshow(fr2)`
- (e) `NCORR = fftshift(real(ifft2(Sn)));
ICORR = fftshift(real(ifft2(Sf)));
fr3 = deconvwnr(g, PSF, NCORR, ICORR);
figure, imshow(fr3)`

ANEXO 11

- (a) `f11 = checkerboard(8);
imshow(f11)
PSF = fspecial('gaussian', 7, 10);
SD = 0.01;
g = imnoise(imfilter(f11, PSF), 'gaussian', 0, SD^2);
figure, imshow(g)`
- (b) `DAMPAR = 10*SD;
LIM = ceil(size(PSF, 1)/2);
WEIGHT = zeros(size(g));
WEIGHT(LIM + 1:end - LIM, LIM + 1:end - LIM) = 1;
NUMIT = 5;
fr = deconvlucy(g, PSF, NUMIT, DAMPAR, WEIGHT);
imshow(fr)`

ANEXO 12

- (a) `f12 = checkerboard(8);
imshow(f12)
s = 0.8;
theta = pi/6;
T = [s*cos(theta) s*sin(theta) 0
 -s*sin(theta) s*cos(theta) 0
 0 0 1];
tform = maketform('affine', T);
g = imtransform(f12, tform);
figure, imshow(g)`
- (b) `g2 = imtransform(f12, tform, 'nearest');
figure, imshow(g2)`

ANEXO 13

Nombre de la Función	Descripción
adpmedian	Realiza el filtrado de mediana adaptativo (DIPUM)
checkerboard	Crea una imagen de un tablero de ajedrez
deconvlucy	Restaura una imagen usando el método Lucy-Richardson
deconvwnr	Restaura una imagen usando el filtro Wiener
dftuv	Calcula arreglos de cuadrículas (DIPUM)
dftfilt	Realiza el filtrado en el dominio de la frecuencia (DIPUM)
fftshift	Desplaza los componentes de frecuencia cero de la DFT al centro del espectro
fft2	Transformada rápida de Fourier en 2-D
fspecial	Crea filtros predefinidos
histeq	Mejora el contraste usando la ecualización de histograma
hpfilt	Calcula los filtros pasa altos en el dominio de la frecuencia (DIPUM)
imadjust	Ajusta los valores de intensidad de una imagen
imfilter	Filtra en 2-D y N-D una imagen
imhist	Muestra el histograma de una imagen
imread	Lee un archivo de una imagen
imshow	Muestra una imagen
imtransform	Aplica transformaciones geométricas a una imagen
imnoise	Agrega ruido a una imagen
imnoise2	Genera un array de números aleatorios con una PDF específica (DIPUM)
im2double	Convierte un array de una imagen a precisión double
medfilt2	Realiza el filtrado de mediana en 2-D
paddedsz	Calcula tamaño mínimo requerido de relleno para usar en FFT's (DIPUM)
spfilt	Realiza el filtrado espacial lineal y no lineal (DIPUM)
zeros	Genera un array de ceros