



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS

ELECTRÓNICA E INDUSTRIAL

Carrera de Ingeniería en Electrónica y Comunicaciones

TEMA:

SEGMENTACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES MÉDICAS PARA EL
MEJORAMIENTO DEL DIAGNÓSTICO DE ANOMALÍAS EN LOS
CENTROS RADIOLÓGICOS DE LA CIUDAD DE AMBATO.

Trabajo de Graduación. Modalidad: TEMI. Trabajo Estructurado de Manera Independiente, presentado previo la obtención del título de Ingeniera en Electrónica y Comunicaciones.

AUTOR: María Belén Gallo Sánchez

TUTOR: Ing. Juan Pablo Pallo Noroña M.Sc.

Ambato - Ecuador

Enero 2013

APROBACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de tutor del trabajo de investigación sobre el tema:

SEGMENTACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES MÉDICAS PARA EL MEJORAMIENTO DEL DIAGNÓSTICO DE ANOMALÍAS EN LOS CENTROS RADIOLÓGICOS DE LA CIUDAD DE AMBATO, de la señorita María Belén Gallo Sánchez, estudiante de la Carrera de Ingeniería Electrónica y Comunicaciones, de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial, de la Universidad Técnica de Ambato, considero que el informe investigativo reúne los requisitos suficientes para que continúe con los trámites y consiguiente aprobación de conformidad con el Art. 16 del Capítulo II, del Reglamento de Graduación para obtener el Título Terminal de Tercer Nivel de la Universidad Técnica de Ambato.

Ambato enero, 2013

EL TUTOR

Ing. Juan Pablo Pallo Noroña M.Sc.

AUTORÍA

El presente trabajo de investigación titulado **SEGMENTACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES MÉDICAS PARA EL MEJORAMIENTO DEL DIAGNÓSTICO DE ANOMALÍAS EN LOS CENTROS RADIOLÓGICOS DE LA CIUDAD DE AMBATO**. Es absolutamente original, auténtico y personal, en tal virtud, el contenido, efectos legales y académicos que se desprenden del mismo son de exclusiva responsabilidad del autor.

Ambato enero, 2013

María Belén Gallo Sánchez

CC: 180447333-6

APROBACIÓN DE LA COMISIÓN CALIFICADORA

La Comisión Calificadora del presente trabajo conformada por los señores docentes Ing. Mario García e Phd. Gabriela Pérez, revisó y aprobó el Informe Final del trabajo de graduación titulado “**SEGMENTACIÓN DIGITAL DE IMÁGENES MÉDICAS PARA EL MEJORAMIENTO DEL DIAGNÓSTICO DE ANOMALÍAS EN LOS CENTROS RADIOLÓGICOS DE LA CIUDAD DE AMBATO**”, presentado por la señorita María Belén Gallo Sánchez de acuerdo al Art. 17 del Reglamento de Graduación para obtener el título Terminal de tercer nivel de la Universidad Técnica de Ambato.

Ing. Edison H. Álvarez Mayorga, M.Sc

PRESIDENTE DEL TRIBUNAL

Ing. Mario G. García Carrillo, M.Sc

DOCENTE CALIFICADOR

Phd. María Gabriela Pérez Hernández

DOCENTE CALIFICADOR

DEDICATORIA

A Dios, por permitir que la sabiduría guie mis pasos, por haberme dado fortaleza en los momentos difíciles y no dejarme caer.

A mis padres Jesús y Myriam quienes me brindaron su apoyo incondicional para culminar este proyecto y quienes son mi mejor ejemplo de superación y entrega, porque en gran parte gracia a ustedes puedo alcanzar mi meta, ya que siempre estuvieron impulsándome en los momentos difíciles de mi carrera, y el orgullo que sienten por mí, fue lo que me hizo ir hasta el final. Va por ustedes, por lo que valen y por lo que han hecho de mí.

A mis hermanos, porque siempre he contado con ellos para todo, por la confianza que nos tenemos, por el apoyo y la amistad.

A mis verdaderos amigos quienes de una o de otra forma estuvieron siempre a mi lado para brindarme su apoyo

María Belén Gallo Sánchez

AGRADECIMIENTO

A Dios porque es mi fuerza, por no haber dejado que me rinda en ningún momento e iluminarme para seguir adelante. Por la paciencia y la inteligencia para llegar donde hoy me encuentro.

A la Universidad Técnica de Ambato en especial a la Facultad de Ingeniería en Sistemas Electrónica e Industrial por contribuir a mi engrandecimiento personal y profesional, y que a la vez me permitiera cumplir con una de mis metas

Al Ing. Juan Pablo Pallo M.Sc. que en calidad de tutor supo darme las pautas necesarias para cumplir con todas las condiciones del presente proyecto.

A los profesores que hicieron de mi una mejor persona y una profesional.

Y a todas aquellas personas que de alguna manera colaboraron con la realización de este proyecto.

María Belén Gallo Sánchez

ÍNDICE

Contenido	Página
CARÁTULA.....	i
APROBACIÓN DEL TUTOR.....	ii
AUTORÍA.....	iii
APROBACIÓN DE LA COMISIÓN CALIFICADORA	iv
DEDICATORIA.....	v
AGRADECIMIENTO	vi
ÍNDICE.....	vii
ÍNDICE DE FIGURAS	xii
ÍNDICE DE TABLAS	xvii
RESUMEN.....	xviii
INTRODUCCIÓN.....	xix
CAPÍTULO I.....	1
EL PROBLEMA	1
1.1 TEMA DE INVESTIGACIÓN	1
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.2.1 Contextualización	1
1.2.2 Árbol del Problema.....	3
1.2.3 Análisis Crítico.....	3
1.2.4 Prognosis.....	4
1.2.5 Formulación del Problema	4
1.2.6 Preguntas Directrices	5
1.2.7 Delimitación.....	5
1.3 JUSTIFICACIÓN	5
1.4 OBJETIVOS	6
1.4.1 Objetivo General.....	6
1.4.2 Objetivos Específicos.....	6
CAPÍTULO II	7
MARCO TEÓRICO	7
2.1 ANTECEDENTES INVESTIGATIVOS	7

2.2 FUNDAMENTACIÓN LEGAL	7
2.2.1 Normativa para Centros Radiológicos	7
2.3 CATEGORÍAS FUNDAMENTALES	8
2.3.1 Constelación de Ideas.....	9
2.4 FUNDAMENTO TEÓRICO.....	9
2.4.1 Electrónica.....	9
2.4.2 Biomedicina.....	10
2.4.3 DSP (Procesador Digital de Señales).....	11
2.4.3.1 Características de los procesadores digitales de señal	11
2.4.3.2 Aplicaciones de DSP	12
2.4.3.3 Señales.....	13
2.4.3.4 Discretización de señales continuas	15
2.4.4 Procesamiento Digital de Imágenes (PDI).....	15
2.4.4.1 Aplicaciones del PDI	16
2.4.4.2 Técnicas del procesamiento digital de imágenes	17
2.4.5 Segmentación de Imágenes	19
2.4.5.1 Clasificación	20
2.4.5.2 Relaciones entre Píxeles.....	21
2.4.5.3 Conectividad.....	22
2.4.5.4 Etiquetado.....	23
2.4.5.6 Algoritmos de Segmentación.....	23
2.4.5.7 Procesamiento Morfológico	31
2.4.6 Medicina General.....	39
2.4.7 Radiología	40
2.4.7.1 Procedimiento de la Radiografía.....	40
2.4.7.2 Desventajas de la Radiografía Convencional.....	41
2.4.7.3 Limitaciones de Rayos X	41
2.4.8 Patología.....	42
2.4.8.1 Clasificación de Patología	42
2.4.8.2 Tipos de Patologías	42
2.4.9 Diagnóstico de Anomalías	44
2.4.9.1 Definición	44
2.4.9.2 Clasificación de Diagnóstico	44
2.4.10 Pixel	45
2.4.11 Imagen Digital	45
2.4.11.1 Tipos de Imágenes Digitales.....	46
2.4.12 Matlab	49

2.4.12.1 Tipos de Imágenes Digitales.....	49
2.5 HIPÓTESIS.....	52
2.6 SEÑALAMIENTO DE VARIABLES DE LA HIPÓTESIS	52
 CAPÍTULO III	 53
MARCO METODOLÓGICO	53
3.1 ENFOQUE.....	53
3.2 MODALIDAD BÁSICA DE LA INVESTIGACIÓN	53
3.2.1 Bibliográfica o Documental	53
3.2.2 De Campo.....	53
3.3 TIPO O NIVEL DE INVESTIGACIÓN	53
3.3.1 Exploratoria y Descriptiva:	53
3.3.2 Población.....	54
3.4 OPERACIÓN DE VARIABLES.....	55
 CAPÍTULO IV	 57
INTERPRETACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS	57
4.1 INTRODUCCIÓN.....	57
4.2 ENCUESTA	57
 CAPÍTULO V	 63
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	63
5.1 CONCLUSIONES:.....	63
5.2 RECOMENDACIONES:.....	63
 CAPÍTULO VI.....	 65
PROPUESTA	65
6.1 DATOS INFORMATIVOS	65

6.2 ANTECEDENTES DE LA PROPUESTA	65
6.3 JUSTIFICACIÓN	66
6.4 OBJETIVOS.....	67
6.4.1 Objetivo General.....	67
6.4.2 Objetivos Específicos.....	67
6.5 ANÁLISIS DE FACTIBILIDAD.....	68
6.5.1 Factibilidad Técnica.....	68
6.5.2 Factibilidad Operativa.....	68
6.5.3 Factibilidad Económica.....	68
6.6 FUNDAMENTACIÓN	69
6.6.1 Matlab	69
6.6.3 Histograma	70
6.6.3.1 Ecuación del histograma.....	72
6.6.4 Detección De Bordes	74
6.6.4.1 Máscara de convolución.....	74
a) Obtención del gradiente.....	76
b) Supresión no máxima al resultado del gradiente	77
c) Histéresis de umbral a la supresión no máxima.....	78
d) Cierre de contornos abiertos.....	78
6.6.5 Segmentación	79
6.6.5.1 Morfología matemática	80
Conjuntos	80
Elemento Estructurante:.....	81
a) Dilatación.....	81
b) Cerrar	82
c) Transformada Hit-Or-Miss (Ganancia o Pérdida).....	83
d) Adelgazamiento.....	84
e) Relleno de regiones	85
6.6.6 Filtrado Espacial	86
6.6.6.1 Filtro espacial paso bajo.....	87
6.6.6.2 Filtros paso alto:.....	88
6.6.6.3 Filtro Laplaciano.....	88
6.7. METODOLOGÍA.- MODELO OPERATIVO	89
6.8 ADMINISTRACIÓN DE LA PROPUESTA	117

6.9 PREVENCIÓN DE EVALUACIÓN.....	134
6.10 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	134
6.10.1 Conclusiones.....	134
6.10.2 Recomendaciones	135
BIBLIOGRAFÍA.....	137
LINKONGRAFÍA:.....	138
GLOSARIO DE TÉRMINOS.....	139
ANEXOS	¡Error! Marcador no definido.
Anexo A: Modelo de Encuesta Aplicada.....	142
Anexo B: Base de Datos de Imágenes.....	143
Anexo C: Manual de Usuario.....	146
Anexo D: Cotizaciones de Software.....	158

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. 1 Árbol del Problema	3
Figura 2.1 Categorías Fundamentales	8
Figura 2.2 Constelación de Ideas	9
Figura 2.3 Diagrama de bloques de un sistema.....	11
Figura 2.4 Señales en tiempo continuo.....	14
Figura 2.5 Ejemplo de una señal en tiempo discreto.....	15
Figura 2.6 Histograma para los niveles de intensidad de una imagen.....	18
Figura 2.7 Bloques del proceso de Binarización (a) Original, (b) Binarización.....	19
Figura 2.8 Efecto de volumen parcial. (a) Imagen Original. (b) Imagen Adquirida.....	20
Figura 2.9 Vecindad entre pixeles (a) VecindadN4 (p); (b) Vecindad ND (p).....	22
Figura 2.10 Conectividad.....	23
Figura 2.11 Detección de bordes vía operaciones gradiente.....	26
Figura 2.12 Ejemplo de algoritmo de seguimiento de contornos.....	27
Figura 2.13 (a) Imagen ruidosa; (b) Imagen Resultante	29
Figura 2.14 Geometría de crecimiento de regiones.....	30
Figura 2.15 Ejemplo de erosión	33
Figura 2.16 Ejemplo de dilatación de una imagen binaria	34
Figura 2.17 Transformación hit-or-miss para encontrar esquinas superiores derechas	35
Figura 2.18 (a) A, (b) Complemento de A, (c) Adelgazamiento con el complemento de A, (d) Engrosamiento obtenido por el complementario (e) Eliminación de discontinuidades	37
Figura 2.19 Ejemplo de apertura binaria paso a paso.....	38
Figura 2.20 Ejemplo de una cerradura binaria paso a paso	39
Figura 2.21 Ejemplo de radiografía.....	40
Figura 2.22 Logo de Matlab.....	49
Figura 2.23 Tipos de Imágenes; (a) RGB; (b) Indexada; (c) Escala de Grises; (d) Binaria	51
Figura 4.1 Medios para dar un mejor diagnóstico.....	58
Figura 4.2 Manejo de imágenes digitales	59
Figura 4.3 Separación de imágenes por regiones	60
Figura 4.4 Compresión de imágenes 2D para almacenamiento	61
Figura 4.5 Optimización de imágenes para evitar pérdidas	62
Figura 6.1 Logo de Matlab.....	69
Figura 6.2 Histogramas correspondientes a cuatro tipos básico de imágenes	71
Figura 6.3 Ecualización de histograma.....	73
Figura 6.4 Máscara de convolución.....	74

Figura 6.5 Máscara de convolución utilizada	75
Figura 6.6 Obtención del gradiente	76
Figura 6.7 (a) Imagen Original; (b) Imagen detección bordes de Canny	79
Figura 6.8 Ejemplo de Dilatación.....	82
Figura 6.9 Clausura de una Imagen.....	83
Figura 6.10 Aplicación de la transformación ganancia-pérdida para encontrar esquinas superiores derechas	84
Figura 6.11 (a) B, (b) A, (c) Adelgazamiento de A y B	85
Figura 6.12 (a) A, (b) Complemento de A, (c) Elemento estructural B, (i) Unión de (a) y (h)	86
Figura 6.13 Diagrama de bloques del Proceso.....	89
Figura 6.14 Ecuación del Histograma.....	92
Figura 6.15 (a) Imagen de Lilia Garzón de 60 años de edad tomada de la parte del cerebro (b) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral	93
Figura 6.16 Histogramas (a) Imagen de Lilia Garzón (b) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral.....	94
Figura 6.17 (a) Imagen de Lilia Garzón de 60 años de edad de la parte del cerebro (b) Imagen Ecuación	94
Figura 6.18 (a) Imagen Original de Luis Pena; (b) Imagen Ecuación	95
Figura 6.19 (a) Histograma de la Imagen de Luis Pena Original (b) Histograma Ecuación de la Imagen con derrame cerebral	96
Figura 6.20 (a) Imagen Lilia Garzón de 60 años de edad, (b) Imagen aplicando el filtro convolucional	98
Figura 6.21 (a) Imagen Original de Luis Pena, (b) Imagen aplicando filtro convolucional.....	98
Figura 6.22 Imagen de contornos de Lilia Garzón de 60 años de edad.....	100
Figura 6.23 Imagen de Luis Pena con derrame cerebral de contornos.....	100
Figura 6.24 Números de puntos a seleccionar	101
Figura 6.25 (a) Imagen de Lilia Garzón de 60 años de edad, (b) Región de interés.....	104
Figura 6.26 Imagen de Luis Pena de la parte del cerebro con derrame cerebral (a) Imagen de contornos, (b) Región de interés	105
Figura 6.27 (a) Imagen Lilia Garzón (b) Región de interés segmentada.....	109
Figura 6.28 (a) Imagen de Luis Pena de la parte del cerebro que presenta un derrame cerebral, (b) Región de interés segmentada.....	110
Figura 6.29 (a) Imagen original de Luis Pena de la parte del cerebro con hematoma; (b) Imagen aplicando el filtro pasa bajo	112
Figura 6.30 (a) Imagen original de Luis Pena de la parte del cerebro con hematoma; (b) Imagen aplicado el filtro pasa alto	113
Figura 6.31 (a) Imagen original de Luis Pena del cerebro con hematoma; (b) Imagen aplicada el filtro Laplaciano	115

Figura 6.32 Imagen de Lilia Garzón del cerebro con hematoma aplicado el zoom y tomando la distancia del área de interés	116
Figura 6.33 Luis Pena con derrame cerebral.....	117
Figura 6.34 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma indicando el área de interés (b) Imagen con hematoma indicando la cortical.....	118
Figura 6.35 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma indicando el área afectada (b) Imagen indicando el área de los tejidos blandos	119
Figura 6.36 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia señalando el área afectada (b) Imagen indicando el área de tejidos blandos del cerebro.....	119
Figura 6.37 (a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen del cerebro con derrame cerebral separado en áreas	120
Figura 6.38 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia indicando el área cortical (b) Imagen del cerebro con hidrocefalia separado en áreas.....	120
Figura 6.39 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma indicando el área afectada (b) Imagen del cerebro con hematoma separada en áreas	121
Figura 6.40 a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen aplicando el filtro negativo	121
Figura 6.41 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen aplicando el filtro negativo	122
Figura 6.42 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro negativo	122
Figura 6.43 (a) Imagen de Juanito Gavilánez con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro negativo	123
Figura 6.44 (a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen cerebral aplicando el filtro pasa alto	123
Figura 6.45 (a) Imagen Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro pasa alto	124
Figura 6.46 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicado el filtro paso alto	124
Figura 6.47 (a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen aplicando el filtro pasa bajo	125
Figura 6.48 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro paso bajo	125
Figura 6.49 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando la componente rojo.....	126
Figura 6.50 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen del cerebro aplicando el componente rojo.....	126
Figura 6.51 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen con hematoma aplicando el componente verde.....	127

Figura 6.52 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen del cerebro aplicando la componente verde.....	127
Figura 6.53(a) Imagen de Gaviláñez Juanito con hematoma (b) Imagen con hematoma aplicando el componente azul.....	128
Figura 6.54 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen con hidrocefalia aplicando la componente azul.....	128
Figura 6.55 (a) Imagen de Gaviláñez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro Laplaciano.....	129
Figura 6.56 (a) Imagen de Gaviláñez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro Laplaciano.....	129
Figura 6.57 (a) Imagen de Gaviláñez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando la variación de resolución.....	130
Figura 6.58 (a) Imagen del cerebro con ventrículos normales (b) Imagen con hidrocefalia.....	130
Figura 6.59 (a) Imagen segmentada del cerebro con ventrículos normales (b) Imagen segmentada con hidrocefalia.....	131
Figura 6.60 (a) Imagen segmentada del cerebro con derrame cerebral (b) Imagen segmentada del cerebro que presenta un derrame cerebral.....	131
Figura 6.61 (a) Imagen original y de contornos, (b) Región de interés.....	132
Figura C.1 Interfaz principal.....	146
Figura C.2 Galería de Imágenes.....	147
Figura C.3 Imagen aplicando el barrido.....	147
Figura C.4 Imagen con la Región de interés segmentada.....	148
Figura C.5 Área de la imagen.....	149
Figura C.6 Aplicando la función distancia en la imagen.....	149
Figura C.7 Datos del paciente archivo en Excel.....	150
Figura C.8 Escribir el diagnóstico en un archivo txt.....	150
Figura C.9 Aplicación de la función zoom en la imagen.....	151
Figura C.10 Variación de la resolución manualmente.....	151
Figura C.11 Guardar la imagen modificada.....	152
Figura C.12 Imagen aplicando el filtro binario (negativo).....	153
Figura C.13 Imagen aplicando el componente rojo.....	153
Figura C.14 Imagen aplicando el componente verde.....	154
Figura C.15 Imagen aplicando el componente azul.....	154
Figura C.16 Imagen aplicando el filtro pasa bajo.....	155
Figura C.17 Imagen aplicando el filtro pasa alto.....	155
Figura C.18 Imagen aplicando el filtro Laplaciano.....	156
Figura C.19 Aplicando la secuencia de imágenes.....	157
Figura C.20 Opción salir.....	157

Figura D.1 Software Matlab.....	158
Figura D.2 Software Labview	158
Figura D.3 Software Visual Studio	159

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1 Operación Gradiente	27
Tabla 3.1 Variable Independiente	55
Tabla 3.2 Variable Dependiente.....	56
Tabla 4.1 Medios para un mejor diagnóstico	57
Tabla 4.2 Manejo de imágenes digitales.....	58
Tabla 4.3 Separación de imágenes por regiones	59
Tabla 4.4 Compresión de imágenes 2D para almacenamiento	60
Tabla 4.5 Optimización de imágenes para evitar pérdidas	61

RESUMEN

El presente trabajo describe la elaboración de un programa para el procesamiento de imágenes cuya finalidad es la segmentación de regiones de interés, el mismo que consta de varias partes como la detección de contornos, barrido de la imagen y aplicaciones de operaciones morfológicas para mejorar la calidad y resolución de la imagen.

En el capítulo I, se detalla el planteamiento del problema; donde, se analiza y contextualiza mediante un enfoque crítico. Además toda la investigación percibe un objetivo al crear una aplicación para los especialistas; ayudándoles a mejorar la calidad de la imagen.

El capítulo II, presenta el Marco teórico; el cual, constituye la fundamentación legal y teórica, los conceptos elementales que guiaran en la búsqueda de una posible solución al problema planteado; formulándose la hipótesis a través de la definición de las variables dependiente e independiente.

En el Capítulo III, presenta el enfoque, la modalidad básica, tipos o nivel de investigación, la población y muestra con la cual se trabajó, operacionalización de variables para un análisis posterior

En el Capítulo IV, se realiza las encuestas describiendo el análisis e interpretación de los resultados; para asegurar y confirmar la necesidad de dar una solución al problema planteado.

En el Capítulo V, se definen las conclusiones y recomendaciones provenientes del análisis efectuado de las encuestas, las mismas que serán la base para dar inicio al desarrollo de la propuesta.

Finalmente en el Capítulo VI, se presenta la propuesta, en este caso es la segmentación digital de imágenes médicas para mejorar el diagnóstico de anomalías, donde se describirá el análisis, codificación, y pruebas para dar solución al problema planteado, a más de la bibliografía y los anexos utilizados.

INTRODUCCIÓN

La imagen digital, es una matriz cuyos índices de filas y columnas identifican un punto, denominado píxel, definido como el elemento simple de una imagen; el cual, se destaca mediante la representación espacial de la distribución de propiedades físicas dentro del cuerpo humano, una de las principales ventajas es el elevado contraste, siendo una característica importante en la diferencia de los tejidos blandos.

El procesamiento digital de imágenes tiene como objetivo visualizar o evaluar estadísticamente algunos aspectos de la imagen que no son perceptibles en su forma original, siendo este un factor fundamental para prescribir un diagnóstico médico más preciso, de esta manera será de ayuda para los especialistas al detectar imperfecciones de las imágenes.

La segmentación de digital tiene como propósito simplificar o cambiar la representación de la imagen en otra más significativa y por ende fácil de analizar, se utiliza para encontrar objetos; así como, para determinar los límites de estos dentro de una imagen, de esta manera cada uno de los píxeles de una región son similares en alguna característica, color, intensidad o la textura.

El presente proyecto se basa en realizar un programa en cual está desarrollado en matlab, y tiene como propósito crear una herramienta visual que ayude al tratamiento y análisis de las imágenes utilizadas y a más de eso conocer el modelo matemático que se utiliza para ejecutar cada uno de los procesos.

CAPÍTULO I

EL PROBLEMA

1.1 TEMA DE INVESTIGACIÓN

Segmentación Digital de Imágenes Médicas para el mejoramiento del diagnóstico de anomalías en los Centros Radiológicos de la ciudad de Ambato.

1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

1.2.1 Contextualización

A nivel mundial el análisis de imágenes por computadora es uno de los campos más amplios donde la parte informática, electrónica y biomédica se pueden involucrar.

Con el desarrollo de las tecnologías de adquisición de imágenes médicas está revolucionando la medicina; por lo que hoy en día tenemos muchas modalidades para extraer la información clínica útil acerca de estructuras anatómicas a partir de imágenes Radiográficas y Tomografía Axial Computarizada (TAC), Resonancia Magnética Nuclear (RMN), Cámara Gamma y Tomografía por Emisión de Positrones (PET), entre otras.

Estas tecnologías son un componente crítico en la planificación del diagnóstico y tratamiento de enfermedades, lo cual permiten que los científicos y fisiólogos

obtengan información vital observando el interior del cuerpo humano de una forma no invasiva.

En particular, los algoritmos para extracción de información a partir de imágenes son conocidos como modelos matemáticos de segmentación de imágenes, el cual es importante en numerosas aplicaciones biomédicas.

Para el análisis de las imágenes médicas, se ha necesitado la utilización del computador para facilitar el procesamiento. Los métodos para llevar a cabo las segmentaciones varían dependiendo de la aplicación donde se realiza, de esta manera se debe tomar en cuenta el tipo, tamaño de imagen, entre otros.

En Ecuador los Centros Radiológicos cuentan con aplicaciones sofisticadas para el análisis de las imágenes, lo cual es importante y ayuda para detectar a tiempo alguna enfermedad, sin embargo el propósito de la investigación es hacer un programa similar que ayude al estudio y tratamiento de la misma, de esta manera se conseguirá conocer los métodos que existen para el procesamiento de imágenes.

Hoy en día existen una gran cantidad de algoritmos (técnicas y modelos) que permiten extraer los datos de una imagen, los mismos que se utilizaran para analizar las características de interés.

1.2.2 Árbol del Problema

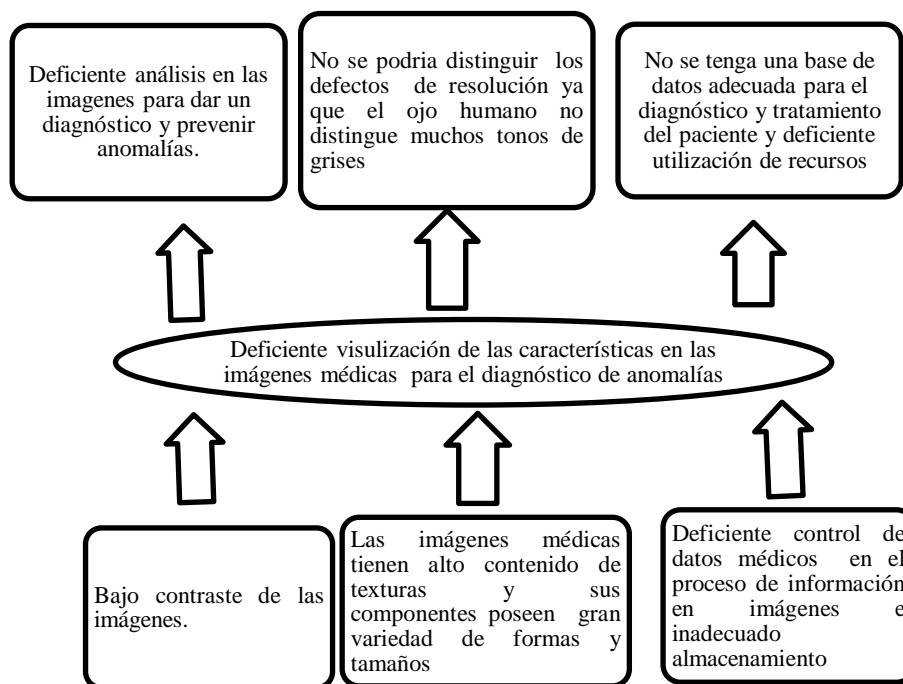


Figura 1.1 Árbol del Problema
FUENTE: Investigador

1.2.3 Análisis Crítico

Las imágenes médicas poseen baja resolución y contraste, debido a que en ciertas partes del cuerpo es complejo lograr una toma clara, esto provoca que no se pueda tener fiabilidad así como eficacia en la detección de anomalías patológicas y por lo tanto dar un diagnóstico adecuado; analizando el caso de un especialista que necesita varios años de preparación para reconocer células sanas y enfermas en los distintos campos de patologías y en cada diferente morfología de los diversos pacientes. Dado que cada médico tiene diferente criterio, para separar las muestras, el resultado final no es suficiente fiable y preciso.

Por lo cual, podemos mencionar que en los métodos de análisis por imágenes, los tonos de grises se relacionan con la detección directa e indirecta de diversos tipos de ondas electromagnéticas que atraviesan los tejidos y las cuales son captadas por medio de sensores, como mencionaremos, las Radiográficas y Tomografía

Axial Computada, Resonancia Magnética, Cámara Gamma y Tomografía por Emisión de Positrones.

En el procesamiento de imágenes médicas se debe considerar varios aspectos de estas, debido a que poseen un alto contenido de texturas (es la señal o intensidad de los píxeles que forman la imagen, y las interacciones o dependencias espaciales entre estos píxeles) y sus componentes presentan una gran variabilidad de formas y tamaños, lo cual provoca que no se pueda dar un resultado exacto y preciso, ya que las imágenes son capaces de adquirir un rango más dinámico que el ojo humano, tomando en cuenta que la visión puede distinguir poco menos de cien totalidades de gris, dependiendo del contraste que presente.

1.2.4 Prognosis

De no darse una solución al procesamiento y segmentación de regiones para el mejoramiento del diagnóstico de anomalías en imágenes médicas, se seguirá teniendo deficiencias al momento de dar un resultado. Por otro lado cada especialista tiene diferente criterio, por ende no son exactas las conclusiones que se obtienen; por esta razón será beneficioso para los médicos, ya que podrán tener una herramienta para determinar por si mismos los cortes de áreas de imágenes que desea analizar.

Tomando en cuenta que el campo de la medicina, por centrarse en la salud y bienestar del ser humano es importante el análisis y aplicación de técnicas como filtros espaciales, morfología matemática y segmentación digital.

1.2.5 Formulación del Problema

¿Es viable realizar la segmentación digital de imágenes médicas para el mejoramiento del diagnóstico de anomalías en los centros radiológicos de la ciudad de Ambato?

1.2.6 Preguntas Directrices

1. ¿Es eficiente realizar el procesamiento y segmentación de regiones de interés en imágenes médicas?
2. ¿Qué herramientas de procesamiento de imágenes se puede utilizar para mejorar el diagnóstico en las imágenes de tomografía?
3. ¿Qué beneficios tendrán los médicos al analizar la imagen utilizando técnicas de filtrado, morfología y segmentación digital?

1.2.7 Delimitación

CAMPO: Ingeniería Electrónica y Comunicaciones

ÁREA: Procesamiento de Imágenes

ASPECTO: Segmentación Digital

ESPACIAL: El proyecto se realizó en los Centros Radiológicos Club de Leones y CIMA Imágenes de la ciudad de Ambato.

TEMPORAL: El siguiente proyecto se desarrolló en seis meses a partir de su aprobación por el Honorable Consejo Académico de la Facultad de Ingeniería de Sistemas Electrónica e Industrial.

1.3 JUSTIFICACIÓN

Las fuentes de energía que interactúan con los mecanismos biológicos generan entidades como imágenes, esto incluye radiografías, radiofrecuencia, energía magnética y ultrasónica utilizada para el diagnóstico médico.

Este proyecto se trata de un dominio multidisciplinario en el cual la medicina, informática, matemáticas aplicadas y física, se asocian, a fin de construir nuevas herramientas de ayuda al diagnóstico, a la planeación y al seguimiento terapéutico, basadas en un análisis de imágenes médicas.

El procesamiento de imágenes en ámbitos específicos del conocimiento, como en el campo de la medicina, resulta una herramienta importante para la investigación

como en aplicaciones clínicas, particularmente en el diagnóstico de anomalías, por lo que contar con la posibilidad de visualizar con la máxima claridad las características de las imágenes, ya sean estas de radiografía o tomografía, permite al médico alcanzar mayor fiabilidad y eficacia para prescribir un mejor diagnóstico y tratamiento adecuado. Existe variedad de software para la realización del procesamiento y segmentación de imágenes, como por ejemplo Matlab, Labview, entre otros.

Para las aplicaciones actuales que se están realizando, el reto más grande es adaptar las tecnologías de imágenes a problemas específicos. Para ello, se debe analizar si se puede solucionar con procesamiento de imágenes, también conocer y estudiar las capacidades como las limitaciones que tiene, y determinar la utilización de algoritmos.

Este trabajo, puede contribuir con el área de biomédica proporcionando una herramienta específica que les permite una mayor fiabilidad y mejor visualización de las imágenes en las que basa el diagnóstico, por medio de la segmentación. El presente proyecto se centra en la detección de patologías y diagnóstico médico.

1.4 OBJETIVOS

1.4.1 Objetivo General

Realizar la segmentación digital de imágenes médicas para el diagnóstico de anomalías en los Centro Radiológico de la ciudad de Ambato.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Estudiar los algoritmos de segmentación digital de imágenes médicas.
- Investigar los parámetros técnicos y algoritmos que permitan procesar y segmentar imágenes médicas.
- Plantear el procesamiento y la segmentación digital en imágenes médicas como un medio factible para determinar un diagnóstico clínico.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1 ANTECEDENTES INVESTIGATIVOS

En el proceso de investigación del presente proyecto no se ha encontrado trabajos similares de procesamiento y segmentación de regiones en imágenes médicas, en la Facultad de Ingeniería en Sistemas Electrónica e Industrial de la Universidad Técnica de Ambato, sin embargo en el internet existe mucha información sobre el procesamiento y segmentación de imágenes, debido a que cada vez existe mayor demanda de aplicaciones y no por desarrollar nuevas técnicas que permitan un mejor diagnóstico y por lo tanto un adecuado tratamiento al paciente.

2.2 FUNDAMENTACIÓN LEGAL

Esta investigación se basará en las políticas y la ley de reglamentación que rige la Universidad Técnica de Ambato como requisito previo para la graduación como Ingeniero en Electrónica y Comunicaciones, así como por las leyes y normas de los derechos de propiedad intelectual

2.2.1 Normativa para Centros Radiológicos

Resolución Conjunta CITMA-MINSAP del 2003. Reglamento para la Selección, Capacitación y Autorización del Personal que realiza Prácticas Asociadas al Empleo de Radiaciones Ionizantes en Centros Radiológicos: Establece los preceptos que regulan los requisitos básicos relativos a la selección, capacitación y autorización del personal que realiza prácticas asociadas al empleo

de radiaciones ionizantes, a los fines de que se disponga de suficiente personal cualificado, a los efectos de garantizar la seguridad de la práctica y por consiguiente la protección de los trabajadores, el público y el medio ambiente.

Resolución 6/2004 del CITMA. Reglamento para el reconocimiento de la competencia de los servicios para la seguridad radiológica”: Regula el proceso para reconocer la competencia de los servicios para la seguridad radiológica, que no proceda autorizar en virtud de la Resolución No. 25, del Ministerio de Ciencia, Tecnología y Medio Ambiente, "Reglamento Autorización de Prácticas Asociadas al Empleo de las Radiaciones Ionizantes", a los fines de garantizar que los servicios que estén relacionados con las prácticas asociadas al uso de la energía nuclear, posean la competencia necesaria.

2.3 CATEGORÍAS FUNDAMENTALES

La comprensión del contenido básicamente se enfoca en dos variables:

Segmentación digital de imágenes médicas para el mejoramiento del diagnóstico de anomalías en los centros radiológicos de la ciudad de Ambato.

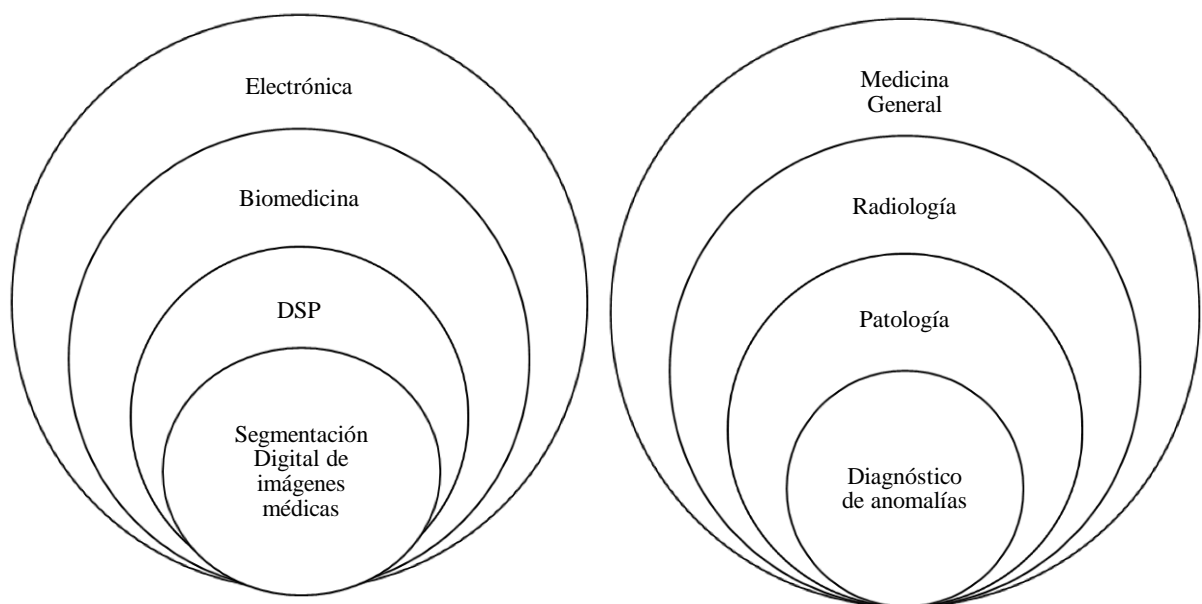


Figura 2.1 Categorías Fundamentales

FUENTE: Investigador

2.3.1 Constelación de Ideas



Figura 2.2 Constelación de Ideas

FUENTE: Investigador

2.4 FUNDAMENTO TEÓRICO

2.4.1 Electrónica

La electrónica es el campo de la ingeniería y de la física aplicada relativo al diseño y aplicación de dispositivos, por lo general circuitos electrónicos, cuyo funcionamiento depende del flujo de electrones para la generación, transmisión, recepción, almacenamiento, información, entre otros. Esta información puede consistir en voz o música como en un receptor de radio, en una imagen en una pantalla de televisión, o en números u otros datos en una computadora. (Cordero M., 2011).

También el diseño y la construcción de circuitos electrónicos para resolver problemas prácticos forman parte de la electrónica y campos de la ingeniería electrónica, electromecánica y la informática en el diseño de software para su control. El estudio de nuevos dispositivos semiconductores y su tecnología se suele considerar una rama de la física, más concretamente en la rama de ingeniería de materiales. (Martínez F., 2011).

Sin embargo la electrónica médica ha llegado hasta los sistemas que pueden diferenciar aún más los órganos del cuerpo humano. Se han desarrollado dispositivos que permiten ver los vasos sanguíneos y el sistema respiratorio. También la alta definición promete sustituir a numerosos procesos fotográficos al eliminar la necesidad de utilizar plata.

La investigación actual dirigida a aumentar la velocidad y capacidad de las computadoras se centra sobre todo en la mejora de la tecnología de los circuitos integrados y en el desarrollo de componentes de conmutación aún más rápidos.

2.4.2 Biomedicina

La biomedicina es el estudio de los aspectos biológicos de la medicina. Su objetivo fundamental es investigar los mecanismos moleculares, bioquímicos, celulares y genéticos de las enfermedades humanas. (Clase Qsl, Biomedicina., 2010).

Esta disciplina ha ayudado a comprender muchas enfermedades y lesiones para proponer soluciones capaces de evaluarlas, prevenirlas y desarrollar técnicas que reduzcan el daño.

La biomedicina es la disciplina que se ocupa de estudiar los movimientos del cuerpo humano, bajo circunstancias y condiciones diferentes. Además, analiza la energía y las cargas mecánicas involucradas en dichos movimientos.

Ingeniería Biomédica

Aplicación de principios eléctricos, mecánicos, químicos, ópticos y demás principios de ingeniería para entender, modificar o controlar sistemas; así como para diseñar y producir herramientas de asistencia en el proceso de diagnóstico, vigilancia y tratamiento de pacientes. (Martínez L., 2011)

Se dedica fundamentalmente al diseño y construcción de productos sanitarios y tecnologías sanitarias tales como: equipos médicos, prótesis, dispositivos médicos, dispositivos de diagnóstico (imagenología médica) y de terapia.

Bioelectrónica

Representa una parte del conocimiento tecnológico de la instrumentación. Es utilizada en estudio y desarrollo de instrumental electrónico para diagnóstico, tratamiento e investigación en las áreas relacionadas con la biología y la salud.

2.4.3 DSP (Procesador Digital de Señales)

Un DSP es un microprocesador diseñado específicamente para el procesamiento digital de señales, por lo general en computación en tiempo real. (Proakis J.G., Manolakis D. G., 1998).

Las señales son funciones de una o más variables independientes y contienen información acerca de la naturaleza o comportamiento de algún fenómeno, los sistemas reciben señales como entrada y responden a ellas produciendo otras señales a la salida. Esta relación entre señales y sistemas puede ser representada de manera general en un bloque como en la figura 2.3



Figura 2.3 Diagrama de bloques de un sistema

Fuente: Proakis J.G., Manolakis D. G., 1998.

2.4.3.1 Características de los procesadores digitales de señal

- Diseñados para el procesamiento en tiempo real.
- Memoria de datos y programas separados
- Instrucciones especiales para operaciones SIMD (Single Instruction, multiple Data).
- No soporta hardware para multitarea.
- Habilidad de actuar como un dispositivo de acceso directo a memoria si está en un entorno anfitrión.

- Procesan señales digitales convertidas (empleando un ADC) desde señales analógicas. La salida es luego reconvertida a forma analógica empleando un DAC.

2.4.3.2 Aplicaciones de DSP

En las últimas décadas se ha producido una migración cada vez mayor desde el procesamiento análogo hacia el procesamiento digital. Al mismo tiempo, han surgido muchas aplicaciones y técnicas nuevas, que nunca existieron en el mundo análogo. A continuación se mencionan algunas aplicaciones actuales de DSP.

- **Radar:** Medición de la distancia y de la velocidad de los contactos. Compresión del pulso, lo que permite incrementar la longitud de los pulsos para aumentar el alcance, manteniendo la resolución en distancia.
- **Medicina:** Reducción de ruido y diagnóstico automático de electrocardiogramas y electroencefalogramas; formación de imágenes en tomografía axial computarizada (scanner), resonancia magnética nuclear y ecografía (ultrasonido).
- **Oceanografía:** Alerta temprana de maremotos o tsunamis cuando se propagan en el océano abierto, en base a las características de esas ondas que las diferencian de las olas y de las mareas; análisis armónico y predicción de mareas; medición de la energía de las olas con el objeto de dimensionar muelles y otras estructuras sumergidas.
- **Astronomía:** Detección de planetas en estrellas lejanas, en base al movimiento oscilatorio que inducen en las estrellas alrededor de las cuales orbitan.
- **Imágenes:** Mejora del brillo, contraste, colorido y nitidez, restauración de imágenes borrosas debido al movimiento de la cámara o del elemento fotografiado, compresión de la información.

- **Telefonía:** Conmutación (plantas telefónicas), decodificación de discado por tonos (DTMF), modems, canceladores de ecos, teléfonos celulares digitales (PCS) y teléfonos satelitales.
- **Audio:** Ecuilización, reverberación artificial, compresión de la información (MP3), cancelación activa de ruido ambiente (inyectando ruido en contrafase).
- **Voz:** Compresión de la información, identificación de personas, y reconocimiento de voz (dictado por voz).
- **Televisión:** Cancelación adaptiva de multipath para eliminar los “fantasmas”, filtros “peineta” para mejorar la separación de luminancia y color en la señal de video compuesto, TV digital de alta definición (HDTV), compresión de la información.
- **Industria automotriz:** Control de la inyección y del encendido del motor para maximizar el rendimiento y minimizar las emisiones; control de la transmisión automática para maximizar la economía de combustible o la aceleración del vehículo; control del flujo de energía en los vehículos híbridos.
- **Sismología:** Localización de hipocentros de sismos, búsqueda de minerales y de petróleo analizando los ecos subterráneos generados por pequeñas explosiones.

Estas son sólo algunas aplicaciones de DSP su número está en constante aumento, a medida que la tecnología de integración progresa, y se desarrollan nuevos algoritmos.

2.4.3.3 Señales

En general una señal es cualquier cantidad cuya magnitud se puede representar matemáticamente como función de una o más variables independientes, y esta

variable normalmente será el tiempo, aunque en algunas aplicaciones como en la geofísica interesa el comportamiento de la densidad, porosidad, resistividad eléctrica, por ejemplo con respecto a la profundidad. (Proakis J.G., Manolakis D. G., 1998). Por ejemplo, en la figura 2.4 se muestran las señales en tiempo continuo.

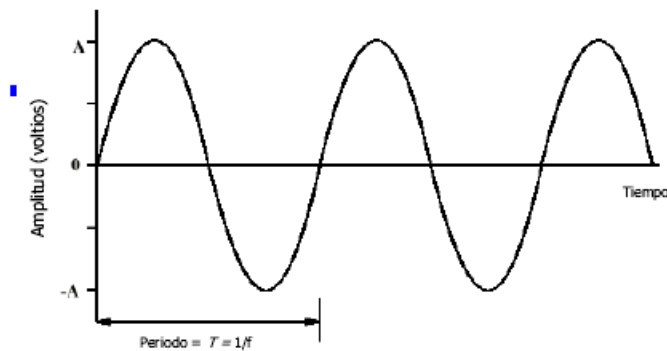


Figura 2.4 Señales en tiempo continuo

Fuente: Proakis J.G., Manolakis D. G., (1998).

Clasificación de las señales

Las señales dependiendo de la naturaleza de la variable independiente (tiempo) se clasifican en dos grupos: señales continuas y señales discretas.

- En una señal de tiempo continuo $x(t)$, la variable tiempo es una variable continua y por ello estas señales están definidas para cualquier par de instantes de tiempo y para cualquier instante comprendido entre este par. Para este tipo de señales usaremos t para denotar a la variable independiente de tiempo continuo. La figura 2.4 es un ejemplo de señales de tiempo continuo.
- Una señal de tiempo discreto $x(k)$ solamente está definida en ciertos instantes discretos de tiempo, de manera que entre cada instante y el siguiente no está definida dicha señal; un ejemplo en la figura 2.5

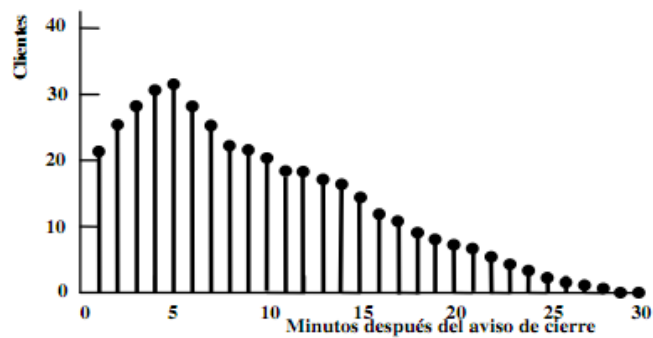


Figura 2.5 Ejemplo de una señal en tiempo discreto

Fuente: Proakis J.G., Manolakis D. G., (1998).

Una señal de tiempo discreto por lo tanto también se puede representar como una lista o secuencia de valores $\{x(1), x(2), x(3), \dots\}$. En este tipo de señales usaremos n para denotar la variable independiente.

2.4.3.4 Discretización de señales continuas

Una señal de tiempo discreto $x(k)$ puede representar un fenómeno para el cual la variable independiente es inherentemente discreta. Señales tales como las relaciones especie-abundancia, o los datos demográficos o indicadores económicos ya mencionados son ejemplos típicos de estas señales. Por otro lado, una señal de tiempo discreto puede representar muestras de un fenómeno para el cual la variable independiente es en realidad continua.

2.4.4 Procesamiento Digital de Imágenes (PDI)

Consiste en procesar las imágenes reales de manera digital por medio de un computador. Es un tema amplio, en el que se incluyen estudios de física, matemáticas, ingeniería eléctrica, computación. (García M. 2009).

Además estudia los fundamentos conceptuales de la adquisición y despliegue de imágenes y con detalle los fundamentos teóricos y algorítmicos del procesamiento. Tiene como objetivo, mejorar el aspecto de las imágenes y hacer más evidentes en ellas ciertos detalles que se desean hacer notar.

2.4.4.1 Aplicaciones del PDI

Las aplicaciones destacadas del PDI se mencionan a continuación.

- **Cartografía automatizada y sistemas de información geográfica (SIG)**

La cartografía automatizada y los sistemas de información geográfica son dos áreas que se han beneficiado por la utilización del PDI, como la cartografía automatizada, la cual concierne principalmente a las imágenes que se obtiene de la tierra por diferentes medios, en las cuales no solo se captura la luz visible sino también gran parte del espectro electromagnético, lo que le da a estos científicos la capacidad para determinar el tipo y la cantidad de plantas y árboles en la porción de terreno capturado.

Por otro lado, el SIG. Consiste en combinar las potencialidades de las cartas geográficas y los programas de bases de datos; es decir, dado un objeto geoimagen capturado por medio de una imagen se puede obtener información del mismo y esto hace que la manipulación de las bases de datos sea relativamente fácil.

- **Aplicaciones en medicina**

Durante los últimos 15 años, las técnicas referentes a imágenes digitales ha sido introducido en la práctica médica. Muchos radiólogos y personal de laboratorios médicos conocen y manipulan imágenes digitales como las producidas por Tomografía Asistida por Computador (TAC), resonancia magnética y por métodos de medicina nuclear. Las imágenes en medicina, que tradicionalmente eran grabadas sobre películas, ahora pueden manipularse en forma digital.

De esta forma las imágenes de ultrasonido y las de Rayos X se pueden almacenar directamente en forma digital por medio de placas de fósforo de luminiscencia fotoestimulable.

El desarrollo de las técnicas de almacenamiento de imágenes digitales en medicina ha estado acompañado por un incremento en el uso de herramientas de manipulación de imágenes. Estas últimas se pueden dividir en dos categorías:

- Herramientas de propósito general para procesar imágenes, las cuales se utilizan para manipular y modificar la presentación de las imágenes. Estas pueden ser: ajuste de la intensidad y contraste; compactación de la imagen y rotación de la misma; filtros para suavizar y resaltar imágenes, y algoritmos para la extracción de propiedades como texturas y otros.
- Técnicas para el análisis y técnicas de medición en la evaluación cuantitativa de las imágenes.
- **Visualización en las ciencias**

En esta área los campos de estudio son la aerodinámica, la dinámica de flujos, la modelación molecular, etc. La modelación de los cientos de reacciones en el movimiento de un flujo se puede llevar a través de computadoras que crean imágenes y animaciones sobre un área específica de interés. Sistemas similares se aplican a la predicción de clima. Los sistemas de nubes y tormentas se pueden modelar a través de simulaciones realistas. Aunque muchos de los programas de visualización de las ciencias manipulan datos en tres dimensiones, la salida final se puede reflejar normalmente en una imagen de dos dimensiones. Esta imagen se puede manipular para extraer la información requerida.

2.4.4.2 Técnicas del procesamiento digital de imágenes

Las técnicas utilizadas para el procesamiento digital de imágenes se mencionan a continuación:

a) Histograma de una Imagen

El histograma es ampliamente utilizado como herramienta tanto cualitativa como cuantitativa. Este corresponde a la distribución de valores de intensidad en los píxeles para la imagen (niveles de gris) o en una porción de la misma.

El histograma es una imagen con niveles de gris, denotado como $h(i)$ el número de píxeles, que dentro de la región de interés tiene el valor de intensidad i , donde $i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ es el número posible de niveles de gris para la imagen. (Gonzales

R. y Woods, R. 1992). Los valores $h(i)$, corresponderán entonces a los valores del histograma. El imagen del histograma es bidimensional y en él se gráfica $h(i)$ en función de i . Tal gráfico, puede proporcionar importante información acerca del brillo y contraste de una imagen, como de su rango dinámico.

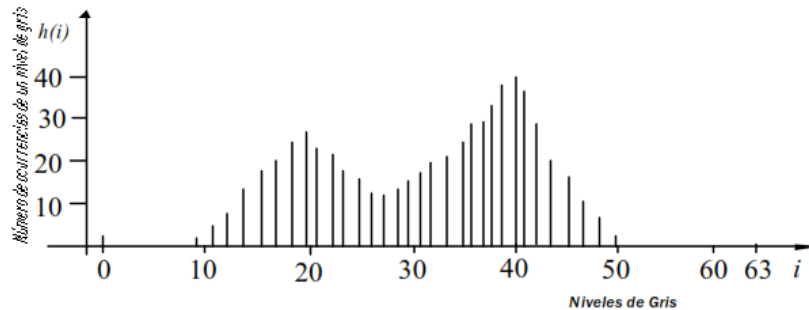


Figura 2.6 Histograma para los niveles de intensidad de una imagen

FUENTE: Gonzales R. y Woods, R., 1992

En la figura 2.6, se muestra un histograma típico, el cual no representa a una imagen real, resulta posible a partir del mismo, deducir alguna información hipotética acerca de lo que sería la imagen. Por ejemplo, la imagen tiene 64 niveles de gris, sin embargo, tal rango no es utilizado de manera completa, pues no se tienen pixeles con valores superiores a 50.

b) Binarización

Es simplificar una imagen a nivel de gris a partir del análisis del histograma. En muchos casos, dicha simplificación no consiste en una simple binarización, sino que se divide el histograma en diversas partes obteniéndose una imagen compuesta por más de dos niveles de gris.

El primer paso a realizar es obtener el Histograma de la imagen original, adquirir un gráfico que indique cuál es la distribución, respecto del nivel de gris, que tienen todos los píxeles, para ello, se representan por un lado, en el eje de las abscisas, todos los niveles de gris de los que constan en la misma, y por otro lado, en el eje de las ordenadas, el número de pixeles que tienen dicho nivel de gris, ejemplo la figura 2.7

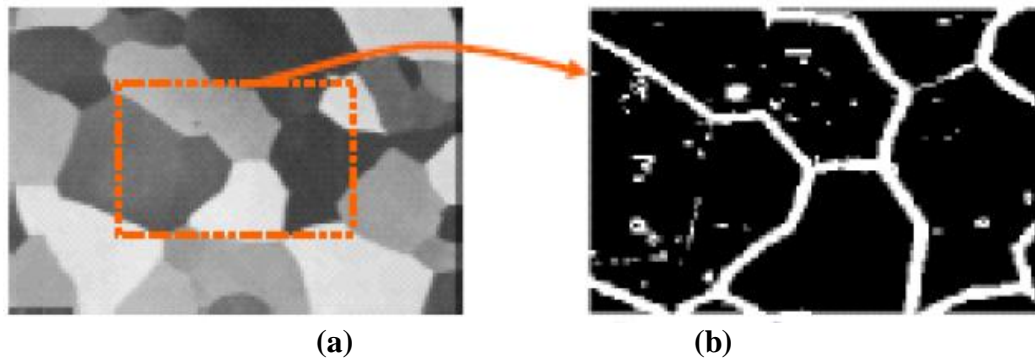


Figura 2.7 Bloques del proceso de Binarización (a) Original, (b) Binarización.

FUENTE: Pitas, I. 1993.

2.4.5 Segmentación de Imágenes

El proceso de segmentación es uno de los pasos difíciles y críticos para determinar la geometría de las diversas estructuras que componen la imagen. En general las técnicas de segmentación tienden a ajustarse a las siguientes reglas:

- Las regiones resultantes del proceso de segmentación debieran ser uniformes y homogéneas respecto a alguna característica, tal como el nivel de gris o la textura.
- Las regiones interiores debieran ser simples y no incluir abundantes huecos o estructuras ruidosas.
- Las regiones adyacentes en una segmentación debieran tener valores diferentes con respecto a la característica según la cual son uniformes.

Segmentación Digital

La segmentación se define como la partición de una imagen en sus regiones constituyentes, las cuales no deben estar solapadas y además son homogéneas respecto a alguna característica como por ejemplo la intensidad, donde se tiene:

Una imagen cuya entera región es representada por R , se puede definir la segmentación como el proceso que divide a R en n subregiones, por ejemplo $R_1, R_2, R_3, \dots, R_n$ que cumplen con las siguientes condiciones: (Gonzales R. y Woods, R., 1992).

1. Cada pixel debe estar en una región.

Entonces $\bigcup_{i=1}^n R_i$ son los pixeles, y R es la región la cual tiene un rango desde $i=1$ hasta n subregiones, entonces la expresión queda de la siguiente manera.

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = R$$

2. Los puntos en una determinada región deben de estar conectados en algún sentido predefinido

3. Las regiones deben de ser disjuntas $R_i \cap R_j = \emptyset$ para todo i y j tal que $i \neq j$.

4. $P(R_i) = \text{verdadero}$ para $i=1,2,3,\dots, n$.

Donde $P(R_i)$, define la similitud de intensidad de los puntos (P) de la región R_i

5. $P(R_i \cup R_j) = \text{falso}$ para cualquier región adyacente entre R_i y R_j .

2.4.5.1 Clasificación

La clasificación de la segmentación es la siguiente:

a) Segmentación suave y efectos de volumen parcial

Las segmentaciones que permiten que las regiones o clases se superpongan son llamadas *segmentaciones suaves*, las mismas son importantes en el tratamiento de imágenes médicas debido a los efectos de volumen parcial, donde múltiples tejidos contribuyen a un solo píxel o voxel, resultando en una mezcla de intensidades en las fronteras. En la figura 2.8, es difícil determinar de manera precisa la frontera entre los dos objetos.

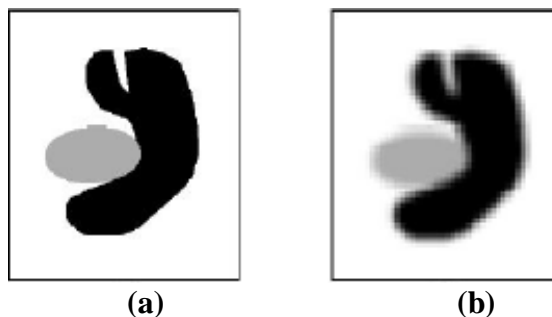


Figura 2.8 Efecto de volumen parcial. (a) Imagen Original. (b) Imagen Adquirida

FUENTE: García S, I. 2008.

Una *segmentación dura* obliga a tomar una decisión en cuanto, a si el píxel está dentro o fuera del objeto. Las segmentaciones suaves, por otro lado, retienen

mayor información de la imagen original permitiendo ambigüedad en la localización de las fronteras de los objetos.

b) Segmentación discreta o continua

Casi todas las imágenes médicas usadas para la segmentación son representadas como muestras discretas en una malla uniforme. Los métodos de segmentación operan típicamente en la misma malla discreta que la imagen. De cualquier forma, ciertos métodos como los modelos deformables son capaces de operar en el dominio espacial continuo, dando precisión al subpixel en la delineación de estructuras. La precisión subpixel es deseable cuando la resolución de una imagen es del mismo orden de magnitud que la estructura de interés.

La segmentación en el dominio continuo no es equivalente a la estimación parcial de volumen u otros métodos de segmentación. La estimación parcial de volumen apenas provee una fracción de la estructura que está presente en un voxel. Esto puede ser suficiente para propósitos de cuantificación pero no en situaciones donde se requiere una localización precisa, como la de ubicar tumores para el planeamiento de cirugías o radioterapias. Los métodos de segmentación continua realmente reconstruyen como la estructura pasa a través del voxel. Aunque estos métodos tienen precisión subpixel o subvoxel, su exactitud y precisión aún son dependientes de la resolución de la imagen original. Más aún, el nivel de precisión puede ser muy difícil de validar en datos reales.

2.4.5.2 Relaciones entre Píxeles

La vecindad define la relación entre un píxel y su entorno. Un píxel p con coordenadas (x, y) tiene cuatro vecinos, dos horizontales y dos verticales, cuyas coordenadas son:

$$(x+1, y), (x-1, y), (x, y-1), (x, y+1). \text{ (Esqueda E.J. y Palafox L. 2005).}$$

A este conjunto de píxeles se llama vecindad 4 de p y se denota por $N_4(p)$, ver la figura 2.9 (a). Nótese que para cada uno de estos píxeles hay una distancia de 1

(uno) desde p y que en los bordes de la imagen algunos de estos píxeles quedarán fuera de la imagen.

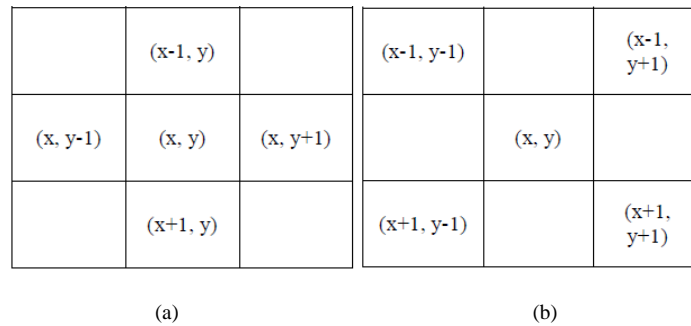


Figura 2.9 Vecindad entre píxeles (a) VecindadN4 (p); (b) Vecindad ND (p)

FUENTE: Esqueda E.J. y Palafox L. 2005.

Existen también 4 vecinos diagonales de p con coordenadas:

$$(x+1, y+1), (x+1, y-1), (x-1, y-1), (x-1, y+1)$$

y se les denota por $ND(p)$, ver la figura 2.9 b. Conjuntamente, $N4(p)$ y $ND(p)$ forman la vecindad 8 de p denotada por $N8(p)$. (Esqueda E.J. y Palafox L. 2005).

2.4.5.3 Conectividad

La conectividad es un concepto importante utilizado para establecer los límites de objetos en regiones dentro de una imagen digital. (Esqueda E.J. y Palafox L. 2005).

Como se observa en la figura 2.10, la conectividad entre dos píxeles p y q está dada por los siguientes criterios:

1. Vecindad: p y q son vecinos directos o indirectos.
2. Similitud: p y q comparten alguna propiedad, como por ejemplo el nivel de gris.

Se puede definir los siguientes tipos de conectividad:

1. Conectividad de cuatro, si q pertenece a $N4(p)$.
2. Conectividad de ocho, si q pertenece a $NS(p)$.
3. Conectividad mezclada, si q pertenece a $N4(p)$ o pertenece a $ND(p)$.

En la figura 2.10 se puede observar un ejemplo de conectividad:

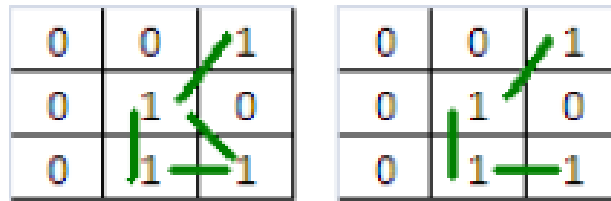


Figura 2.10 Conectividad

FUENTE: Gonzales R. y Woods, R. 1992

2.4.5.4 Etiquetado

La región total de una imagen denotada por R puede ser definida como la unión de sus subregiones $R_1, R_2, R_3 \dots, R_n$, tal que $\bigcup_{i=1}^n R_i = R$. El objetivo del etiquetado es identificar estas regiones mediante un análisis de conectividad entre vecindades tal como ya se explicó.

Encontrar e identificar regiones de interés constituye el siguiente paso en el proceso de segmentación, una vez identificada la región se procede a mostrar el resultado de la segmentación.

2.4.5.6 Algoritmos de Segmentación

A continuación se describe los algoritmos para realizar la segmentación

a) Detección de Contornos

La detección de contornos es un carácter básico en procesamiento de imágenes pues contiene información útil acerca de los límites del objeto que puede ser utilizado para el análisis, detección del objeto y para aplicaciones del filtrado. De igual forma se emplea para simplificar el análisis de imágenes, realizando una reducción drástica de la cantidad de datos a ser procesados, mientras que al mismo tiempo preservan la información estructural alrededor de los límites del objeto.

Los contornos en una imagen se define como variaciones locales en la intensidad de la misma, por tanto, un detector de contornos se puede formar a través de técnicas de diferencia de imágenes. De otra manera, un contorno representa un cambio de la intensidad de los niveles de gris presentes en ella. El paso de nivel

oscuro a uno brillante, o viceversa, determinan un contorno; el cual depende de la fuente de radiación, la iluminación y la distancia a que se encuentra el objeto; en este sentido, es necesario aplicar a la imagen las operaciones de filtrado que realcen los cambios en los valores de gris y atenúen las áreas donde existan valores de grises constantes, para posteriormente introducir el resultado de esta a un detector de borde por umbral.

Los puntos de contorno son como zonas de pixeles en las que existe un cambio brusco de nivel de gris. Si pensamos una imagen como una función continua $f(x,y)$, se visualiza la derivada que tiene un máximo local en la dirección del contorno. Por ello las técnicas máximas usadas en la detección de contornos se basan en la medida del gradiente de f a lo largo de r en una dirección θ

$$\nabla f = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

El vector gradiente siempre apunta en la dirección de la máxima variación de la imagen f en el punto (x, y) . En la detección de bordes es muy importante la magnitud de este vector, denominado simplemente como gradiente de la imagen, denotado por ∇f y dado por

$$\nabla f = \|\nabla f\| = \sqrt{f_x^2 + f_y^2}$$

Esta cantidad representa la variación de la imagen $f(x, y)$ por unidad de distancia en la dirección del vector ∇f . En general, el gradiente se suele aproximar mediante la expresión:

$$\nabla f \approx |f_x| + |f_y|$$

El cual es más simple de implementar en la práctica. La dirección del vector gradiente también es una cantidad importante. Sea $\theta(x, y)$ el ángulo del vector ∇f . En el punto (x, y) . Entonces se tiene que:

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \frac{f_x(x, y)}{f_y(x, y)}$$

Donde los ángulos se miden con respecto al eje de abscisas.

El cálculo del gradiente se basa en obtener las derivadas parciales para cada pixel. Las derivadas se pueden implementar digitalmente de varias formas.

Si llamamos H a una máscara de tamaño pxp , se define el producto interno con una imagen U , en una posición (m, n) como:

$$(U, H)_{mn} = \sum_i \sum_j h(i, j) u(i + m, j + m) = u(m, n) \otimes h(-m, -n)$$

Existen varias técnicas de contornos de igual intensidad en una imagen digital. (Esqueda E.J. y Palafox L. 2005).

b) Filtrado Convolutivo

Un filtro convolutivo, aplicado a una imagen, se suele representar por un grupo de arreglos de filtros con una matriz de dimensiones H renglones por W columnas.

El filtro se ajusta para representar una frecuencia de filtrado específica cuando se aplica a una imagen y realizando la convolución de los datos de la imagen con los del filtro.

$$(b_{out})_{ls} = \sum_{j=1}^H \sum_{k=1}^W f_{jk} (b_{in})_{l-\frac{H}{2}+j-1, s-\frac{W}{2}+k-1}$$

Donde:

f_{jk} : Imagen con j filas y k columnas

b_{in} : Máscara para aplicar en la imagen

Cuanto mayores sean los valores de H y W , el filtro convolutivo tendrá con mayor precisión a la respuesta de la frecuencia deseada. H y W deben ser enteros impares para que el filtro pueda centrarse en un pixel. Los valores de $H/2$ y $W/2$ se redondean hacia abajo al computarse la operación.

Un filtro pasa-alto ejemplificado en una matriz 3x3 es:

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

Un filtro pasa-bajo ejemplificado en una matriz 3x3 es:

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

La forma habitual de establecer el gradiente de una imagen $u(m,n)$ en un punto dado es mediante el producto de la imagen por dos máscaras, $H1$ y $H2$, que representan la magnitud del gradiente en dos direcciones perpendiculares.

$$g_1(m,n) = \langle U_1 H_1 \rangle_{m,n} g(m,n) = \sqrt{g_1^2(m,n) + g_2^2(m,n)}$$

$$g_2(m,n) = \langle U_2 H_2 \rangle_{m,n} \theta_g(m,n) = \tan^{-1} \frac{g_2(x,y)}{g_1(x,y)}$$

Por razones computacionales, casi siempre, la magnitud del gradiente se calcula matemáticamente de la siguiente manera, como se observa en la figura 2.11:

$$g(m,n) = |g_1(m,n)| + |g_2(m,n)|$$

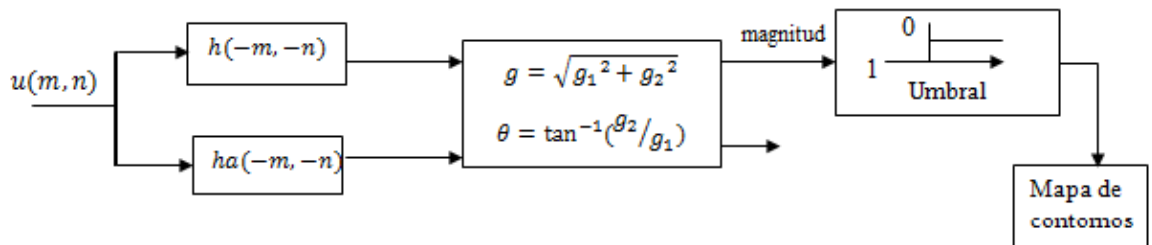


Figura 2.11 Detección de bordes vía operaciones gradiente

FUENTE: Pratt, W.K. 1991.

Un pixel se declara como perteneciente a un borde cuando $g(m,n)$ excede un determinado valor umbral T. En función de este valor T, se tendrá mayor o menor número de puntos de gradiente. Habitualmente se suele escoger este valor en

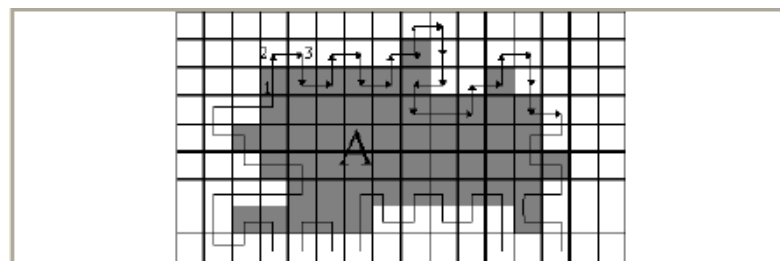
función del histograma acumulado de $g(m, n)$, de forma que sólo del 5 al 10% de los puntos de máximo gradiente sea declarado como borde.

La tabla 2.1 muestra los operadores más comunes o máscaras que representan las ventajas computacionales.

	Dirección Horizontal	Dirección Vertical
a.- Roberts	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}$
b.- Smoothed (o Prewitt)	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
c.- Sobel	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$
d.- Isotrópico	$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -\sqrt{2} & 0 & \sqrt{2} \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -1 & -\sqrt{2} & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & \sqrt{2} & 1 \end{bmatrix}$

Tabla 2.1 Operación Gradiente

Fuente: Pratt, W.K. 1991.



Cuadro de descripción del algoritmo.

1.- Punto de comienzo dentro de A.

2.- Torcemos hacia la izquierda y saltamos el siguiente pixel si estamos dentro de A (p.ej. de 1 a 2) y a la derecha si estamos fuera (p.ej. 2 a 3)

Figura 2.12 Ejemplo de algoritmo de seguimiento de contornos

FUENTE: Pratt, W.K. 1991.

Como se muestra en la figura 2.12, los contornos extraídos con este método son dobles y que siempre serán cerrados, aunque la región no lo sea.

c) Thresholding (Umbral)

Uno de los acercamientos a la segmentación de imágenes más importante es Thresholding. Tradicionalmente, se ha efectuado una forma simple de definir el rango de valores de nivel de gris de manera original que consiste en elegir los pixeles de este rango según pertenezca o no al fondo: se toman los que si pertenecen y se rechazan todos los demás. Una imagen de este tipo se muestra como una imagen binaria (de dos niveles), utilizando el blanco y negro u otros colores para distinguir las regiones no hay una convención estándar sobre la cuales son los rangos de interés, si los blancos o los negros, así que la elección varía en cada caso (Pearson, D. 1991). Este tipo de operación se denomina Thresholding.

Suponiendo que el histograma de nivel de gris de la figura 2.13(a), corresponde a una imagen $f(x,y)$, compuesta por objetos brillantes sobre un fondo oscuro de tal forma que los pixeles son modos de selección, una forma obvia de extraerlos es seleccionar un umbral T que separe estos modos; después, cualquier punto (x,y) para el que $f(x,y) > T$ se denomina un punto del objeto; cualquier otro punto, se denomina punto de fondo.

La figura 2.13 (b) muestra un caso ligeramente más general, en el cual hay tres modos dominantes de caracterizar el histograma de la imagen. La misma aproximación clasifica un punto (x,y) perteneciente a una clase de objeto si $T_1 < f(x,y) \leq T_2$, y la otra clase si $f(x,y) > T_2$, y al fondo, en caso de que $f(x,y) \leq T_1$. Este tipo de Thresholding multi-nivel suelen ser menos fiables que el simple, puesto que es difícil establecer varios umbrales que aíslen la regiones de interés, especialmente cuando el número de modos correspondientes en el histograma es grande. Típicamente, es más efectivo utilizar Thresholding simple variando el nivel del umbral.

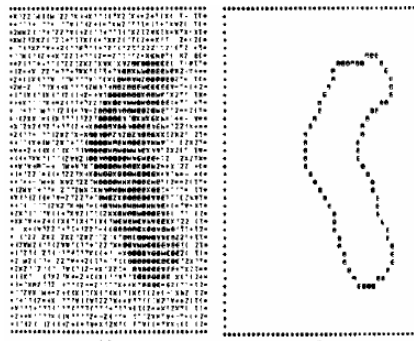


Figura 2.13 (a) Imagen ruidosa; (b) Imagen Resultante

FUENTE: Gonzales R. y Woods, R. 1992.

Con base a lo anterior, Thresholding puede considerarse como una operación que implica pruebas en una función T de la forma:

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

Donde $f(x,y)$ es el nivel de gris en el punto (x,y) y $p(x,y)$ denota alguna propiedad local en ese punto. Una imagen $g(x,y)$ a la cual se ha aplicado detección de umbral se define como:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \rightarrow \text{si } f(x, y) > T \\ 0 & \rightarrow \text{si } f(x, y) \leq T \end{cases}$$

Aquellos pixeles marcados con 1 (u otro nivel de intensidad convenido) corresponde a objetos, mientras que aquellos marcados con cero corresponden al fondo.

- Cuando T dependiente únicamente de $f(x,y)$, el umbral de denomina global,
- Cuando depende de $f(x,y)$ y de $p(x,y)$, se llama local.
- Si además, T depende de las coordenada especiales x , e y , el umbral se denomina dinámico.

Al aplicar el método más simple, Thresholding global, la segmentación se realiza mediante un barrido de la imagen pixel por pixel, y el etiquetado de cada pixel como objeto o como fondo, dependiendo de la intensidad en el nivel de gris y si

éste es mayor o menor al nivel del umbral T . Como se ha indicado anteriormente, el éxito de este método depende por completo de la partición del histograma.

Los umbrales se obtienen, del histograma de la imagen, es decir, se puede determinar encontrando $N-1$ entre los N picos consecutivos del histograma. En muchos casos, los lóbulos del histograma no se pueden determinar claramente debido a los píxeles situados en el área de transición entre dos regiones. El método más simple para la modificación del histograma es realizar una detección de contornos y excluir todos los píxeles que pertenezcan a los bordes al calcular el histograma.

d) Crecimiento de Regiones

El crecimiento de regiones es uno de los métodos conceptuales más simple para la segmentación; los píxeles adyacentes de amplitud similar se agrupan juntos para formar una región segmentada. (Pratt, W.K. 1991). Sin embargo, en la práctica hay limitaciones, algunas de las cuales son razonablemente simples y deben ser tomadas en cuenta para obtener un patrón de crecimiento que permite obtener resultados aceptables.

Haciendo referencia a la figura 2.14, podemos observar dos regiones, R_1 y R_2 , adyacentes con perímetros P_1 y P_2 respectivamente, perímetros que han sido previamente unidos. Después de realizar las etapas iniciales del crecimiento de región debe contener previamente sub-regiones unidas valores de amplitud.

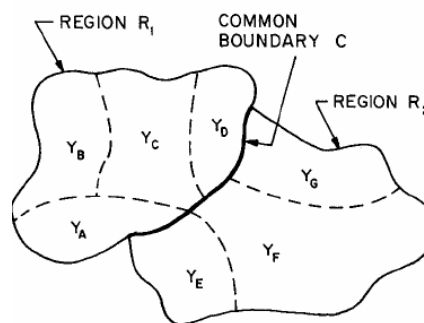


Figura 2.14 Geometría de crecimiento de regiones

FUENTE: Pratt, W.K. 1991

Considerando C como tamaño de la vecindad común y D el tamaño de la porción de C en que la diferencia de amplitud Y a través de la región es menor al factor de significancia ε que equivale al valor del umbral configurado hasta 20, las regiones R_1 y R_2 están unidas si:

$$\frac{D}{\text{MIN}\{P_1, P_2\}} > (\varepsilon = 20)$$

2.4.5.7 Procesamiento Morfológico

La morfología trata acerca de las formas que la materia puede tomar. En particular, la morfología matemática estudia las estructuras geométricas de los componentes de las imágenes. Mediante operaciones no lineales se extraen características relativas a la geometría y topología de los componentes de las imágenes.

Esta teoría permite analizar la forma, tamaño, orientación y superposición de los objetos que componen las imágenes. Las operaciones morfológicas pueden extenderse a funciones y, por tanto, a imágenes en tonos de gris. Las herramientas de dichas operaciones son simples funciones $g(x)$ con dominio en G y se denominan funciones estructurales.

a) Erosión Binaria

Esta operación morfológica erosiona una imagen binaria o con niveles de gris, con un elemento estructurante plano o una función estructurante respectivamente.

Definición: Dados dos conjuntos $X, B \subset R^n$, se define la *erosión* $X \ominus B$ de X por B como:

$$X \ominus B = \{x : B_x \subset X\}, \text{ siendo } B_x = \{b + x : b \in B\}$$

Al conjunto B se lo conoce con el nombre de *elemento estructurante* y puede hacerse una analogía del mismo con una máscara de convolución; R^n es el universo o la imagen total. Si bien la operación erosión está basada en la teoría de conjuntos mientras que la convolución se basa en operaciones aritméticas, el

proceso de desplazarlo sucesivamente sobre la imagen X es similar al proceso de convolución.

Por lo tanto, erosionar un conjunto X por un elemento estructurante B equivale a trasladar B por todos los puntos x del espacio R^n . Para cada punto x de R^n , si esta traslación está incluida en la imagen X decimos que el punto x está en $X \ominus B$.

Definición: Dados dos conjuntos $X, B \subset R^n$, definimos la *resta de Minkowsky* $X \ominus B$ de X por B como:

$$X \ominus B = \bigcap_{b \in B} X_b$$

A la resta de Minkowski también se le conoce como la dilatación de un conjunto A por un conjunto B .

Definición: Sea $B \subset R^n$, definimos el simétrico

$$B' = \{-b : b \in B\} = (-1) \cdot B = -B$$

La siguiente proposición da una relación directa entre la *erosión* y la *resta de Minkowsky*:

Proposición: sea $X, B \subset R^n$, entonces:

$$X \ominus B' = X \ominus B \text{ (Serra, J., 1982)}$$

Si el origen está contenido dentro del elemento estructurante, la imagen erosionada es un subconjunto de la imagen de entrada, es decir, la erosión tiene el efecto de achicar la imagen de entrada. En la figura 2.15, se muestra un ejemplo sencillo, en el cual X es un conjunto cuadrado de lado l . El elemento estructurante también es cuadrado de lado $l/4$ y además es simétrico respecto de su origen.

Todos los puntos indicados con gris constituyen la erosión de X por B . La línea punteada indica el conjunto original X y se toma como referencia. Si se producen desplazamientos adicionales del origen del elemento estructurante B , éste no quedaría completamente contenido en X .

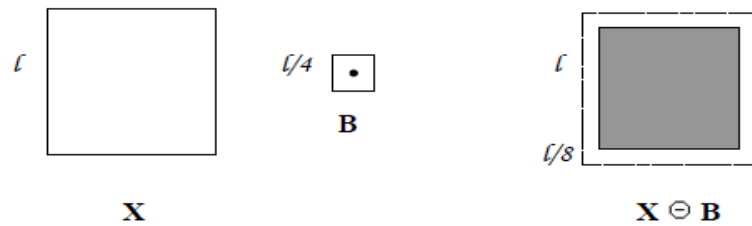


Figura 2.15 Ejemplo de erosión

FUENTE: Serra, J., 1982

b) Dilatar

Esta operación morfológica dilata una imagen binaria o con niveles de gris, con un elemento estructurante plano o una función estructurante respectivamente. En vez de realizar una erosión del objeto, se puede hacer sobre el fondo, con lo cual, en vez de disminuir la imagen, esta crece (pues disminuye el fondo). A esta nueva transformación. Serra la define como dilatación (Serra, J. 1982)

Definición: Dados dos conjuntos $X, B \subset R^n$, definimos la *dilatación* de X por B como:

$$X \oplus B = (X^c \ominus B)^c$$

Definición: Dados dos conjuntos $X, B \subset R^n$, decimos que B intersecciona X si $B \cap X \neq \emptyset$, y lo notamos $B \uparrow X$. (Serra, J., 1982).

Dilatar la imagen X por B es eliminar del fondo todos los puntos x donde Bx no esté incluido en el fondo, que equivale a asignar todos los puntos x tales que Bx intercepte a la imagen, luego:

Definición: La definición formal de Erosión para imágenes binarias es entonces la siguiente:

$$X \oplus B = \{x: B_x \subset X^c\}^c = \{x: B_x \not\subset X^c\} = \{x: B_x \cap X \neq \emptyset\} = \{x: B_x \uparrow X\}$$

Es decir, el proceso de *dilatación* consiste en efectuar una traslación de B por X . De ésta forma, la *dilatación* de X por B estará formada por el conjunto de todos los desplazamientos X tales que B y X se superponen al menos en un elemento no nulo. La dilatación cumple con las propiedades

- conmutativa $A \oplus B = B \oplus A$
- asociativa $(A \oplus B) \oplus C = A \oplus (B \oplus C)$. (Serra, J. 1982)

Si B contiene al origen, entonces la dilatación de X por B resulta en una expansión de X , ya que la dilatación implica un ajuste dentro del complemento de la imagen

Definición: Dados dos conjuntos $X, B \subset R^n$, definimos la *suma de Minkowsky* de X por B como:

$$X \oplus B = \bigcup_{b \in B} X_b$$

A la suma de Minkowski también se le conoce como la dilatación de un conjunto A por un conjunto B .

En la figura 2.16 se observa un ejemplo en donde X es un conjunto cuadrado de lado 1. El elemento estructurante también es cuadrado de lado $1/4$ y además es simétrico respecto de su origen, por lo tanto B será igual a B , donde con B indicamos el conjugado de B .

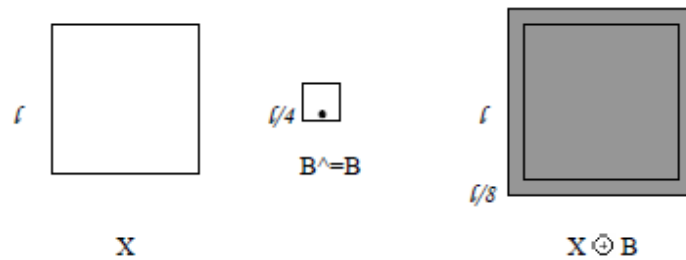


Figura 2.16 Ejemplo de dilatación de una imagen binaria

FUENTE: Serra, J. 1982.

Todos los puntos indicados con gris constituyen la dilatación de X por B . La línea punteada indica el conjunto original X . Desplazamientos adicionales del origen del elemento estructurante B por x , resultarían en una intersección vacía entre B y X .

La siguiente proposición da una relación directa entre la *dilatación* y la *suma de Minkowsky*:

Proposición: Sea $X, B \subset R^n$, entonces: $X \oplus B' = X \oplus B$

De la proposición se deduce que si B es simétrico ($B = B'$) entonces la *dilatación* y la *suma de Minkowsky* definen la misma transformación.

c) Transformada Hit-Or-Miss (Ganancia O Pérdida)

La transformación morfológica de hit-or-miss es una herramienta básica para la detección de formas.

Sea $B = (J, K)$ donde J es el conjunto formado por los pixeles negros de B ; y K el conjunto formado por los pixeles negros de B^c . La transformación de ganancia o pérdida se define como:

$$A \circledast B = (A \ominus J) \cap (A \ominus K)$$

Por tanto, el conjunto $A \circledast B$ contiene todos los puntos en los que simultáneamente J tiene una ganancia en A y K la tienen en A^c .

Utilizando la definición de diferencia de conjuntos y la relación dual entre la erosión y la dilatación, se puede escribir la ecuación anterior como:

$$A \circledast B = (A \ominus J) - (A \oplus \hat{K})$$

La figura 2.15 muestra como encontrar esquinas superiores derechas de imágenes usando transformaciones de ganancia-pérdida.

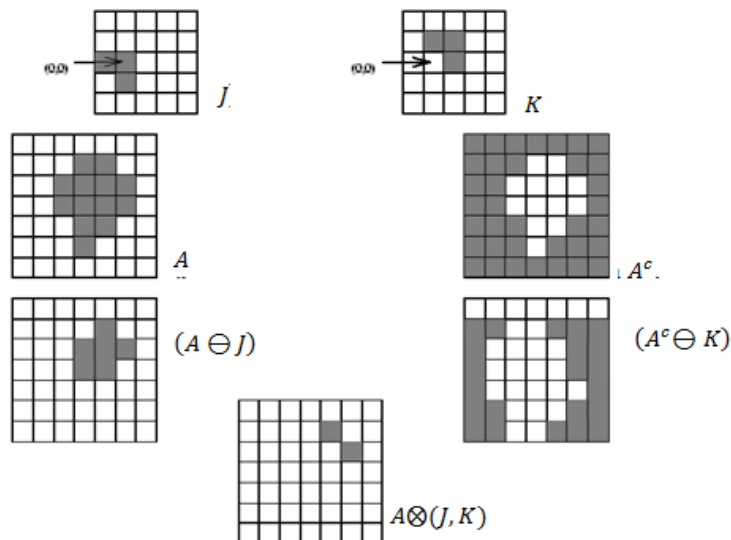


Figura 2.17 Transformación hit-or-miss para encontrar esquinas superiores derechas

Fuente: García S, I. 2008

Algoritmos de morfología basados en la transformada hit-or-miss

d) Adelgazamiento

El adelgazamiento de un conjunto A por un elemento estructurante B , denotado $A \otimes B$, se puede definir en términos de la transformada hit-or-miss

$$A \otimes B = A - (A \circledast B)$$

$$A \otimes B = A \cap (A \circledast B)^c$$

Una expresión más útil para el adelgazamiento de A simétrico está basado en una sucesión de elementos estructurales

$$\{B\} = \{B^1, B^2, B^3, \dots, B^n, \}$$

Donde B^i es una versión rotada de B^{i-1} . Usando este concepto, ahora definimos el adelgazamiento por una sucesión de elementos estructurales como

$$A \otimes \{B\} = ((\dots ((A \otimes B^1) \otimes B^2) \dots) \otimes B^n)$$

En otras palabras el proceso es adelgazar A por un paso de B^1 , entonces adelgazar el resultado luego el resultado con B^2 , y así sucesivamente hasta B^n . El proceso se repite hasta que no ocurran cambios

Por ejemplo, la figura 2.18(c) muestra un conjunto de elementos estructurantes usados comúnmente en el proceso de adelgazamiento.

e) Engrosamiento

El engrosamiento es el dual morfológico del adelgazamiento y se define mediante la expresión

$$A \odot B = AU(A \circledast B)$$

Donde B es un elemento estructurante apropiado para la amplificación. Al igual que el adelgazamiento, el engrosamiento se puede definir también secuencialmente teniendo

$$A \odot \{B\} = ((\dots ((A \odot B^1) \odot B^2) \dots) \odot B^n)$$

En el caso del engrosamiento, los elementos estructurales que se usan son los mismos que en el caso del adelgazamiento, pero cambiando los ceros por unos.

Sin embargo, esta implementación directa no se suele usar, lo que se hace es adelgazar el fondo y luego calcular el complementario, como se visualiza en la figura 2.18 (d)

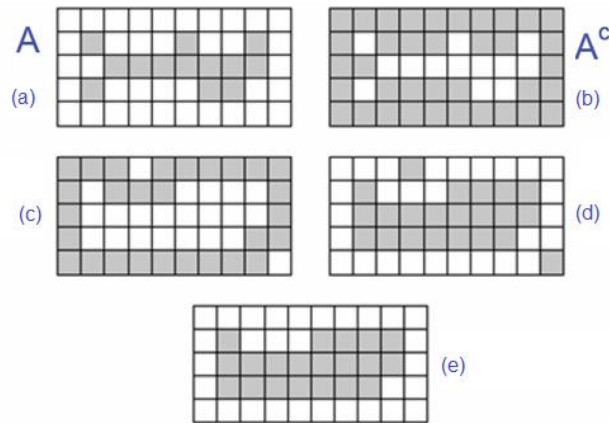


Figura 2.18 (a) A, (b) Complemento de A, (c) Adelgazamiento con el complemento de A, (d) Engrosamiento obtenido por el complementario (e) Eliminación de discontinuidades

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992.

f) Apertura y Cerradura Binarias

Uno de los problemas de la erosión y la dilatación es que no son inversas una de la otra, es decir que si erosionamos un conjunto X por un elemento estructurante B , no siempre se puede recuperar X dilatando por B el conjunto erosionado $X \ominus B$. Esta operación reconstruye sólo una parte de X , más simple y con menos detalles, pero que puede considerarse como su parte esencial. Este resultado nos lleva a definir la *apertura* y la *cerradura*.

Definición: Dados un conjunto $X \subset R^n$ y un elemento estructurante $B \subset R^n$, definimos la *apertura* de X por B como:

$$X \circ B = (X \ominus B) \oplus B$$

Definición: Dados un conjunto $X \subset R^n$ y un elemento estructurante $B \subset R^n$, definimos la *cerradura* de X por B como:

$$X \cdot B = (X \oplus B) \ominus B. \text{ (Gonzales R. y Woods, R. 1992)}$$

Las transformaciones de Apertura y Cerradura son transformaciones conjugadas en el siguiente sentido:

$$\begin{aligned} (X^c) \circ B &= (X^c \ominus B) \oplus = (X \oplus B)^c \oplus B = [(X \oplus B) \ominus B]^c \\ &= (X \cdot B)^c (X^c) \cdot B = (X^c \oplus B) \ominus B = (X \ominus B)^c \ominus B \\ &= [(X \ominus B) \oplus B]^c = (X \circ B)^c \end{aligned}$$

La apertura y la cerradura tienen un significado morfológico más fuerte que la erosión y la dilatación, pues son fundamentales para obtener descriptores de forma y tamaño de los objetos de la imagen, lo que será visto más adelante.

La apertura también puede interpretarse como la unión de todas las traslaciones de B que están incluidas en X.

Propiedad:
$$X \circ B = \bigcup_{\substack{y \in R^n \\ B_y \subset X}} B_y$$

De la misma forma se ve que un punto z pertenece al conjunto $(X \cdot B)$ si y sólo si todas las traslaciones de B que contienen a z tienen intersección no vacía con X:

Propiedad: $X \cdot B = \{z: z \in B_y \implies B_y \uparrow X\}$ (Gonzales R. y Woods, R. 1992)

En la figura 2.19, se presenta un ejemplo sencillo, en el cual a una imagen euclidea A se le aplica una operación de apertura con un elemento estructurante en forma de disco.

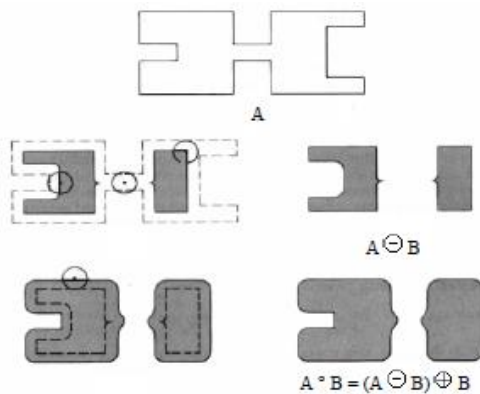


Figura 2.19 Ejemplo de apertura binaria paso a paso

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. (1992).

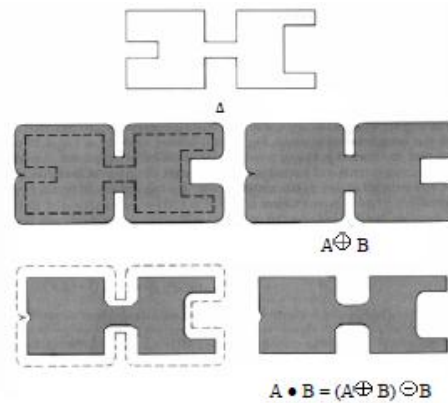


Figura 2.20 Ejemplo de una cerradura binaria paso a paso
 FUENTE: Gonzales R. y Woods, R. (1992).

De la misma manera en la figura 2.20, se presenta un ejemplo, en el cual a una imagen euclideana A se le aplica una operación de cerradura con un elemento estructurante en forma de disco. (Gonzales R. y Woods, R. 1992)

2.4.6 Medicina General

Es la ciencia que tiene por objeto el estudio de las enfermedades, su causa, tratamiento, prevención, mantenimiento y recuperación de la salud; aplicándolo al diagnóstico y prevención de las diferentes enfermedades que perjudican el bienestar humano. La Medicina como disciplina orientada al cuidado de la vida humana, forma parte del cuerpo de las Ciencias de la Salud. (ALAR. 2010).

De esta manera en el nivel primario de la medicina se trabaja para tomar acciones de prevención en las patologías, las mismas que ayudan a promover la salud en la comunidad, mediante programas educacionales, gestionar y administrar los recursos necesarios, para ejercer las acciones específicas en conjunto con el equipo multidisciplinario de salud.

Para la consecución de sus fines, la medicina se sustenta en una serie de procedimientos: como el diagnóstico, que consiste en la identificación de los problemas que aquejan al paciente; el tratamiento, son las disposiciones a tomar

para aliviar las enfermedades, tratando de alcanzar la curación, y finalmente, la prevención, la cual son disposiciones tomadas para evitar males posibles.

La especialización en el área de la medicina es amplia pero en este caso se tomara como referencia la patología general.

2.4.7 Radiología

La radiología es la especialidad médica que se ocupa de generar imágenes del interior del cuerpo mediante diferentes agentes físicos (rayos X, ultrasonidos, campos magnéticos, etc.) y de utilizar estas imágenes para el diagnóstico y, en menor medida, para el pronóstico y el tratamiento de las enfermedades. También se le denomina genéricamente radiodiagnóstico o diagnóstico por imagen. (Novelline A. R., 2003).

La radiología emplea directamente la radiación ionizante (rayos X de mayor energía que los usados para diagnóstico), y también radiaciones de otro tipo para el tratamiento de las enfermedades por ejemplo, para detener o frenar el crecimiento de aquellos tumores que son sensibles a la radiación. Como se observa en la figura 2.21 un ejemplo de imágenes radiológicas.



Figura 2.21 Ejemplo de radiografía

FUENTE: Novelline A. R. 2003.

2.4.7.1 Procedimiento de la Radiografía

Los rayos X son una forma de radiación, como la luz o las ondas de radio. Los rayos X pasan a través de la mayoría de los objetos, incluso el cuerpo. Una vez que se encuentra cuidadosamente dirigida a la parte del cuerpo a examinar, una

máquina de rayos X genera una pequeña cantidad de radiación que atraviesa el cuerpo, produciendo una imagen en película fotográfica, o en una placa especial de registro de imágenes digitales.

Los huesos absorben gran parte de la radiación mientras que los tejidos blandos, como los músculos, la grasa y los órganos, permiten que pasen a través de ellos. En consecuencia, los huesos aparecen blancos, mientras que los tejidos blandos se muestran en matices de gris y el aire aparece en negro. Las imágenes de rayos X se han mantenido como copia impresa en película, hoy en día, la mayoría son archivos digitales, estas son de fácil acceso y a menudo se comparan para el diagnóstico y la administración de enfermedades. (Asociación de Radiología de Norteamérica. 2012)

2.4.7.2 Desventajas de la Radiografía Convencional

Los objetos son distorsionados

- Objetos de diferentes tamaños se pueden llegar a ver igual en la imagen.
- La densidad del objeto a radiografiar puede representarse erróneamente, un objeto menos denso pero más largo se ve igual que uno más denso pero más chico.
- Por último si existen dos objetos unos sobre el otro, se superponen en la imagen.

2.4.7.3 Limitaciones de Rayos X

- Radiación Ionizante
- Imagen Planar
- Falsos Contornos
- Personal muy experto
- Instalaciones protegidas
- Pocos Niveles de Gris

2.4.8 Patología

La patología se encarga del estudio de las enfermedades. Es una disciplina que conecta la práctica clínica y la ciencia básica, e implica la investigación de las causas de la enfermedad, así como de los mecanismos adyacentes que dan lugar a los signos y síntomas de presentación del paciente. (Pérez J.L. 2006)

Los patólogos son médicos que diagnostican y caracteriza la enfermedad en los pacientes que se tratan mediante el examen de las biopsias o fluidos corporales. Además, interpretan los exámenes médicos de laboratorio para ayudar a prevenir enfermedades o controlar una enfermedad crónica.

La gran mayoría de los diagnósticos de cáncer son hechos por los patólogos, los mismos que examinan las biopsias de tejido para determinar si son benignos o cancerosos.

2.4.8.1 Clasificación de Patología

La patología se divide en dos clases: patología general y patología sistemática

- Patología general: Se refiere aleaciones básicas de estímulos y tejidos.
- Patología sistemática: Estudia las respuestas específicas a estímulos más o menos definidos de los órganos y tejidos.

2.4.8.2 Tipos de Patologías

- **La anatomía patológica.-** Es una especialidad médica que se ocupa del diagnóstico de la enfermedad basada en microscópicos, químicos, inmunológicos y moleculares examen de órganos, tejidos, y todo el cuerpo (autopsia). La anatomía patológica es dividida en sub-especialidades, entre las que destacan la quirúrgica, citopatología y forense.

La anatomía y la clínica son ramas de la patología, la segunda se encarga del diagnóstico de la enfermedad a través de los análisis de laboratorio de los fluidos corporales y tejidos.

La distinción entre la patología anatómica y clínica es cada vez más difusa por la introducción de tecnologías que requieren nuevos conocimientos y la necesidad de proporcionar a los pacientes y médicos con los informes de diagnóstico integrado.

- **La patología clínica.-** Es una especialidad médica que se ocupa del diagnóstico de la enfermedad basada en los análisis de laboratorio de los fluidos corporales tales como sangre y orina y los tejidos utilizando las herramientas de la química, la microbiología, hematología y patología molecular. Los patólogos clínicos trabajan en estrecha colaboración con los médicos del hospital administraciones tecnólogos y médicos para garantizar la exactitud y la utilización óptima de las pruebas de laboratorio.
- **Patología Forense.-** Es una rama de la patología relacionada con la determinación de la causa de la muerte mediante el examen de un cadáver. La autopsia es realizada por el patólogo de acuerdo a la petición de un juez de instrucción por lo general durante la investigación de casos de derecho penal y los casos de derecho civil en algunas jurisdicciones.
- **Patología Molecular.-** Es una disciplina emergente dentro de la patología, y se centra en el estudio y diagnóstico de la enfermedad mediante el examen de las moléculas dentro de los órganos, tejidos o fluidos corporales.

Por lo tanto, la patología es multi-disciplinaria en la naturaleza y se centra principalmente en los aspectos de la enfermedad y las causas extrañas. Se trata de una disciplina científica que abarca el desarrollo de métodos moleculares y genéticos para el diagnóstico y clasificación de los tumores humanos, el diseño y validación de biomarcadores predictivos de la respuesta al tratamiento y la progresión de la enfermedad, la susceptibilidad de los individuos de constitución genética diferente de desarrollar cáncer, y los factores ambientales y estilo de vida implicados en la carcinogénesis. (Pérez J.L. 2006).

2.4.9 Diagnóstico de Anomalías

2.4.9.1 Definición

El término diagnóstico se emplea en dos sentidos diferentes. Por un lado, se da el nombre al proceso en el cual el médico identifica el síndrome o la enfermedad que afecta al paciente y, por otro, sirve para nombrar la consecuencia del anterior procedimiento. Entendido el diagnóstico como proceso, puede distinguirse dos etapas complementarias y relacionadas: la recogida de datos y el análisis e interpretación de los mismos. (Pérez J.L. 2006).

Se menciona de manera concreta, el diagnóstico es el análisis que se realiza para determinar cualquier situación y cuáles son las tendencias. Esta determinación se realiza sobre la base de datos y hechos recogidos y ordenados sistemáticamente, que permiten juzgar mejor qué es lo que está pasando.

La finalidad esencial no es la creación de nuevos conocimientos, sin embargo es un proceso investigativo basado en la utilización de los métodos del conocimiento científico (tanto a nivel empírico como teórico). La complejidad del diagnóstico de las enfermedades está condicionada por la individualidad del paciente.

Para el diagnóstico clínico, en particular este proceso parte de los síntomas y signos obtenidos, se desarrolla a través de la interpretación del pensamiento médico teórico y se contrasta con los exámenes complementarios y el resultado de la terapia.

2.4.9.2 Clasificación de Diagnóstico

La clasificación del diagnóstico es la siguiente:

- **El diagnóstico médico**

También se lo llama propedéutica clínica es el procedimiento por el cual se identifica una enfermedad, entidad nosológica, síndrome o cualquier condición de salud-enfermedad.

- **El diagnóstico por imagen**

Es el conjunto de técnicas y procesos usados para analizar imágenes del cuerpo humano, o partes de él, con propósitos clínicos (procedimientos médicos que buscan revelar, diagnosticar o examinar enfermedades) o para la ciencia médica (incluyendo el estudio de la anatomía normal y su función).

- **El diagnóstico genético preimplantacional (DGP)**

Es el estudio del ADN de embriones humanos para seleccionar los que cumplen determinadas características y/o eliminar los que portan algún tipo de defecto congénito. (Pérez J.L. 2006)

2.4.10 Pixel

El término píxel (abreviación de Picture element o elemento de imagen), se trata de la unidad mínima de información de una imagen, la cual aparece como un punto en la pantalla o en una impresora. En realidad cada píxel se compone de tres registros de color, mediante la combinación de cierta cantidad de rojo, verde y azul, el píxel adopta un color particular.

Las imágenes bidimensionales son el resultado de una proyección en perspectiva de escenas tridimensionales. Cuando se obtiene una imagen bidimensional del mundo tridimensional desaparece gran cantidad de información. La imagen digital toma vida mediante un archivo de diferentes formatos, que puede ser almacenado en una PC, enviado por correo electrónico e incluso ser impreso.

2.4.11 Imagen Digital

Una imagen puede definirse como una función bidimensional $f(x, y)$ donde x e y son coordenadas en el plano y la amplitud f es llamada intensidad o nivel de gris en ese punto.

Cuando (x, y) y f son todos finitos (cantidades discretas) llamamos a la función como imagen digital. Es decir, una imagen digital estará compuesta por un

número finito de elementos llamados píxeles, cada uno de los cuales con un valor y una posición particular. (García S, I. 2008)

El valor es relativo a alguna propiedad del punto que representa, como por ejemplo su brillo o matiz.

2.4.11.1 Tipos de Imágenes Digitales

Una imagen puede ser obtenida mediante la digitalización o bien mediante la creación a través de programas específicos. Dependiendo del método seguido se puede mencionar dos tipos de imágenes:

- **IMÁGENES VECTORIALES.-** Los imágenes vectoriales conservan la nitidez de los bordes y no pierden detalles cuando se modifica el tamaño puesto que son independientes de la resolución. La información de cada uno de los puntos se recoge en forma de ecuación matemática que lo relaciona con el resto de los puntos que forman la imagen. Ofrece la gran ventaja de que la calidad de la imagen no varía al modificar el tamaño, ya que la información de cada punto no es absoluta sino relativa al resto de la imagen. Además, debido a su definición matemática, apenas ocupa espacio, ya que una fórmula que represente su forma es suficiente para representar todos los puntos que la componen.
- **IMÁGENES RASTER O MAPA DE BITS.-** Las imágenes raster constan de un número fijo de píxeles y, por tanto, dependen de la resolución; pueden perder detalle y verse dentadas (pixeladas) cuando se amplían. Utilizan una cuadrícula rectangular de elementos (píxeles) para representarlas. A cada píxel se le asigna una ubicación y un valor de color específico. La ventaja que presenta este formato es la posibilidad de recoger una amplia gama tonal, por lo cual es el tipo adecuado para representar imágenes captadas en la realidad. En cambio, la variación de tamaño supondrá modificaciones en la calidad, con lo cual el número de celdas que forman permanecen invariables, y solo queda ampliar cada una de las celdas; con esto se deduce que su tamaño es muy grande por la información de cada uno de los puntos.

Dentro de este tipo se encuentran muchos formatos, algunos de los cuales son soportados directamente por los navegadores, siendo el tipo de imágenes con las que se va a trabajar.

▪ **FORMATOS DE IMÁGENES RASTER**

Entre los formatos de imágenes más populares en nuestro medio se tiene:

- a) TIFF.- Se trata de un formato de imágenes muy difundido a causa de su facilidad de lectura tanto en PC como en Macintosh, debido a la compresión de imágenes sin pérdida de calidad. Su principal desventaja es que, una vez descomprimidas, las imágenes pueden ser grandes, motivo por el cual no se les usa en la Web.

- b) BMP.- Este es el formato tradicional para los usuarios de Windows. Se le puede emplear con propósitos generales, como en la edición de imágenes y tapiz del escritorio de Windows. No siempre puede ser leído por computadoras Macintosh y sus archivos tienden a ser grandes. Tampoco se le soporta en la Web. En general, este formato sólo tiene sentido en la actualidad para almacenar imágenes de uso exclusivo en Windows.

Los tres formatos de archivo comúnmente reconocidos por los navegadores Web son: GIF, JPG y PNG.

- a) GIF.- Significa formato de intercambio de gráficos. Se trata de un formato de archivo compacto de uso muy común en páginas Web. Su principal desventaja es que limita las imágenes a sólo 256 colores, lo cual puede afectar la calidad de la imagen en la pantalla.

Los diseñadores de páginas Web prefieren el formato GIF 89a, la que incluye tres importantes características:

- Transparencia.- Esta característica permite especificar como transparente un color de una imagen; así, pueden ser el fondo o contorno, para evitar desagradables uniones o marcos alrededor de ésta.
 - Entrelazado.- Al descargar una imagen entrelazada en un examinador Web, primero aparece una versión general de baja resolución, cuya calidad aumenta paulatinamente a medida que se obtiene más información. Por lo general, una imagen no entrelazada se carga en grupos de líneas, de modo que primero aparece la parte de arriba y más tarde la de abajo. La descarga del entrelazado no es más rápida, pero ofrece al espectador una imagen completa mientras concluye la descarga del resto de la imagen, de manera que puede afirmarse que, subjetivamente, sí es más veloz.
 - Animación.- Un GIF animado es una secuencia de imágenes reproducidas una tras otra. Son muy utilizadas en las páginas Web.
- b) JPG (Joint Photographic Experts Group). Es un formato de archivo comprimible con posibilidades de escalamiento para producir archivos reducidos. Sin embargo, de acuerdo con el grado de compresión de una imagen JPG, la calidad de imagen puede variar poco o mucho. Permite la exhibición de la paleta íntegra de 16 millones de colores, a diferencia del GIF. Al guardar un archivo en formato JPG, se puede especificar el nivel de compresión por aplicar. La respectiva opción predeterminada en la mayoría de los programas induce un nivel de compresión muy reducido, con el fin de preservar la calidad de la imagen.
- c) PNG.- Es el formato de archivo más reciente en la Web, el formato PNG (Portable Network Graphics: imagen de red portable) es similar al JPG en el sentido de permitir la exhibición de imágenes en amplio colorido, pero su compresión no reduce la calidad. Como consecuencia de haber sido diseñado para Internet. Este formato posee muchas otras características, pero a causa de su reciente aparición, su uso es aún restringido.

2.4.12 Matlab



Figura 2.22 Logo de Matlab
FUENTE: Esqueda E.J. y Palafox L. 2005.

Matlab es un software para llevar a cabo computaciones numéricas casi de todo tipo, pudiendo manipular vectores y matrices tanto reales como complejas con funciones y fórmulas de variadas ramas de la matemática. Matlab se compone de un programa básico y conjunto de toolbox para labores más especializadas. Con Matlab básico es posible llevar a cabo cualquier operación aritmética tanto con escalares como vectores y matrices, solucionar sistemas de ecuaciones lineales, manipular imágenes, crear interfaces gráficas, etc. (Esqueda E.J. y Palafox L. 2005).

MATLAB es utilizado como herramienta de investigación para la resolución de complejos problemas planteados en la realización y aplicación de modelos matemáticos en ingeniería. Los usos más característicos de la herramienta se lo encuentra en áreas de computación y cálculo numérico tradicional, prototipos algorítmico, teoría de control automático, estadística, análisis de series temporales para el proceso digital de señal, en la figura 6.1 visualizamos el logo de matlab.

2.4.12.1 Tipos de Imágenes Digitales

En el procesamiento digital de imágenes (PDI) se maneja cuatro tipos de imágenes básicamente: imágenes RGB, imágenes indexadas, imágenes en escala de grises e imágenes binarias, las cuales se explicarán a continuación.

a) IMÁGENES RGB (Red-Green-Blue)

Una imagen RGB se define como un arreglo de $3 \times M \times N$ píxeles donde cada píxel corresponde a los componentes rojo, verde y azul de una imagen de color (R-red, G-green, B-blue). El propósito principal del modelo RGB es el censado, representación y muestra de imágenes en aparatos electrónicos tal como televisores, computadoras, celulares, etc.

Características:

- Utilizan tres canales para reproducir los colores en la pantalla.
- Utilizan 8 bits por canal (8 bits x 3), es decir, 24 bits de color para cada píxel.
- Reproducen hasta 16,7 millones de colores.
- Soporta algunos formatos como: JPG, BMP, PNG, etc.

b) IMÁGENES INDEXADAS

Una imagen indexada se almacena como dos matrices, la primera de ellas tiene el mismo tamaño que la original y un número para cada píxel. La segunda matriz se denomina mapa de color y su tamaño corresponde al número de colores que se desea que tenga. Esta técnica es utilizada para ahorrar memoria de la computadora, y comprimir imágenes.

Características:

- Reduce los colores de la imagen a un máximo de 256.
- Admiten los formatos GIF y PNG-8 y muchas aplicaciones multimedia.
- Reduce el tamaño de archivo porque elimina la información del color.

c) IMÁGENES EN ESCALA DE GRISES

Una escala de intensidades es también conocida como escala de grises o escala monocromática, y para una imagen digital se trata de una sola matriz de $M \times N$

valores en donde cada píxel es una sola muestra que contiene la información de la intensidad de la imagen.

Características:

- Utilizan distintos tonos de gris.
- En imágenes de 8 bits, puede tener hasta 256 tonos de gris.
- Cada píxel tiene un valor de brillo comprendido entre 0 (negro) y 255 (blanco).

d) IMÁGENES BINARIAS

Son las imágenes que solamente tienen valor 0 ó 1. Se representan en Matlab a partir de arrays lógicos.

Características:

- Tienen una profundidad de color de 1 bit.
- Utiliza uno de los dos valores de color (blanco o negro) para representar los píxeles de una imagen.

Existen además imágenes con una profundidad de píxel de 32 bits. Los 8 bits (1 byte) adicionales de profundidad sobre las imágenes de 24 bits, le permiten almacenar la transparencia de la imagen. Este byte adicional es generalmente llamado máscara y almacena diferentes valores.

En la figura 2.23 se visualiza los diferentes tipos de imágenes:

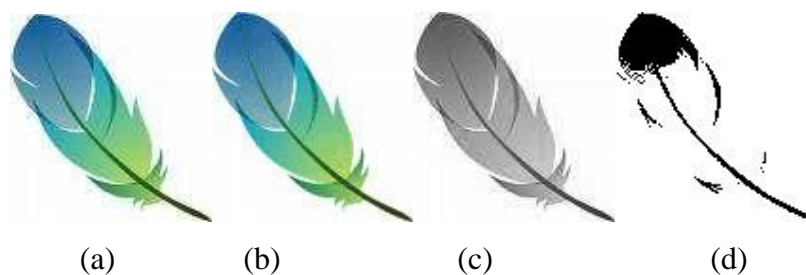


Figura 2.23 Tipos de Imágenes; (a) RGB; (b) Indexada; (c) Escala de Grises; (d) Binaria

FUENTE: Esqueda E.J. y Palafox L. 2005.

2.5 HIPÓTESIS

Con la aplicación de la segmentación digital de imágenes se mejorará el diagnóstico de anomalías en los Centros Radiológicos de la ciudad de Ambato.

2.6 SEÑALAMIENTO DE VARIABLES DE LA HIPÓTESIS

Variable Independiente: Segmentación digital de imágenes médicas

Variable Dependiente: Diagnóstico de anomalías en los Centros Radiológicos de la ciudad de Ambato.

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

3.1 ENFOQUE

El presente proyecto tuvo un enfoque cualitativo ya que se analizó las características del procesamiento y segmentación de las imágenes, así como también los algoritmos matemáticos a aplicar, por lo cual se dio énfasis a los resultados para orientar hacia la comprobación de la hipótesis.

3.2 MODALIDAD BÁSICA DE LA INVESTIGACIÓN

3.2.1 Bibliográfica o Documental

Se empleó esta modalidad debido a que las investigaciones que se realizaron fueron en libros, revistas científicas, internet, entre otros. Los mismos que ayudan durante la realización de este proyecto.

3.2.2 De Campo

Se tomaron muestras de radiografías o tomografía de casos reales, las cuales fueron utilizadas para el desarrollo de este proyecto.

3.3 TIPO O NIVEL DE INVESTIGACIÓN

3.3.1 Exploratoria y Descriptiva:

El proyecto abarcara el nivel explorativo ya que permitió familiarizarse con el problema, el nivel descriptivo el cual posibilitó reconocer las variables del

problema, se estableció las características de la realidad a investigarse, el grado de relación que existe entre las variables, las causas y consecuencias del problema lo cual llegó a la comprensión de la hipótesis, tomando en cuenta toda la información del mismo, pues proporcionó alcanzar el análisis, síntesis e interpretación de los datos obtenidos.

3.3.2 Población

El presente trabajo de investigación se realizó en la ciudad de Ambato y se tuvo en cuenta uno de los Centro Radiológico que tiene la ciudad, ahí se consideró una población de 10 personas, las mismas que laboran en este centro.

Debido a que la población es mínima, esta pasa a ser la muestra en este proyecto.

3.4 OPERACIÓN DE VARIABLES

V.I. Segmentación digital de imágenes médicas

Conceptualización	Dimensión	Indicadores	Preguntas	Instrumento
Segmentación es el proceso de dividir una imagen digital en varias partes; donde cada uno de los píxeles de una región es similar en alguna característica, como el color, la intensidad o la textura.	<p>Sistema de procesamiento de imágenes</p> <p>Segmentación de regiones</p>	<p>Modelo matemático</p> <p>Filtros de señales</p> <p>Procesamiento de imágenes en 2D</p> <p>Tamaño de imagen</p> <p>Resolución</p> <p>Contraste</p>	<p>¿Cuál sería el mejor modelo matemático para la representación de un DSP?</p> <p>¿Cuál sería el filtro más adecuado para la segmentación de la imagen</p> <p>¿Qué proceso es el indicado para realizar el procesamiento digital de una imagen en 2D?</p> <p>¿Las filas y columnas se las deben considerar de acuerdo al tipo de imagen que se utilizará?</p> <p>¿Cuál será el filtro más adecuado para obtener una mejor segmentación de la imagen?</p> <p>¿Cómo determino el contraste de tonos grises en una imagen?</p>	Encuesta formada por preguntas para determinar los parámetros para el procesamiento y segmentación digital de una imagen médica.

Tabla 3.1 Variable Independiente
FUENTE: Investigador

V.D. Diagnóstico de anomalías en el centro radiológico de la ciudad de Ambato

Conceptualización	Dimensión	Indicadores	Preguntas	Instrumento
<p>Diagnóstico médico es la detección de algún tipo de anomalías mediante las imágenes médicas, de las cuales se toma en cuenta parámetros tales como la compresión, la optimización, entre otros; por consiguiente, se sugieren herramientas de diseño para llevar a cabo un buen tratamiento de la imagen.</p> <p>Las Anomalías médicas narrar, explicar y detallar la mayoría de casos de enfermedades.</p>	<p>Diagnóstico médico de anomalías</p> <p>Imágenes médicas</p>	<p>Detección Anomalías Segmentación</p> <p>Compresión Optimización Herramientas de diseño</p>	<p>¿Cuáles son los medios adecuados para un mejor diagnóstico?</p> <p>¿Considera importante el manejo de imágenes digitales para determinar anomalías de manera precisa?</p> <p>¿Sería eficiente la separación de las imágenes en regiones para establecer un posterior análisis?</p> <p>¿Cree que en las imágenes 2D será necesario la compresión para ahorrar recursos de almacenamiento en la transmisión de datos?</p> <p>¿Considera necesario la optimización de las imágenes para evitar pérdidas sensibles en la calidad de las mismas?</p> <p>¿Qué herramientas de diseño serán las indicadas para el procesamiento de imágenes?</p>	<p>Encuesta formada por preguntas para determinar los parámetros para el diagnóstico de anomalías en imágenes médicas</p>

Tabla 3.2 Variable Dependiente

FUENTE: Investigador

CAPÍTULO IV

INTERPRETACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1 INTRODUCCIÓN

El siguiente análisis, comprende los resultados obtenidos al aplicar la encuesta a los 10 especialistas que conforman la muestra, los cuales se mostraron dispuestos a contestar y proporcionar la información para el proyecto.

4.2 ENCUESTA

Pregunta 1

¿Cuáles son los medios adecuados para realizar un diagnóstico médico?

Tabla 4.1 Medios para realizar un diagnóstico

ÍTEM	NÚMERO DE PERSONAS	PORCENTAJE
Por imágenes	3	30%
Por exámenes médicos	3	30%
Los dos anteriores	4	40%
	10	100%

FUENTE: Investigador

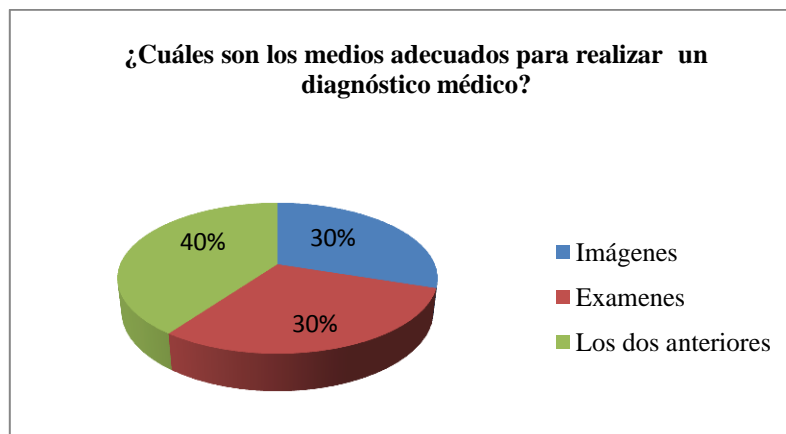


Figura 4.1 Medios para dar un mejor diagnóstico

FUENTE: Investigador

Análisis: Después de haber realizado la encuesta a los diferentes especialistas se obtuvo como resultado, que el 30% de los médicos indicaron la aceptación por parte de los pacientes del método de las imágenes radiográficas, con lo cual es un método no invasivo para las personas, a más de eso se obtiene un diagnóstico claro y preciso, mientras que el 30% de pacientes optan por el examen clínico, debido a que con la otra técnica se exponen a radiación que se exponen en las imágenes médicas, siendo esta aplicadas en dosificaciones pequeñas, y esto suele ser considerado seguro. Entre tanto al 40% de los doctores prefieren optar por los dos métodos para detectar las diferentes anomalías que se encuentra en el cerebro, existentes en el ser humano

Pregunta 2

¿Considera importante el manejo de imágenes digitales para determinar anomalías de manera precisa?

Tabla 4.2 Manejo de imágenes digitales

ÍTEM	NÚMERO DE PERSONAS	PORCENTAJE
Si	7	70%
No	3	30%
	10	100%

FUENTE: Investigador

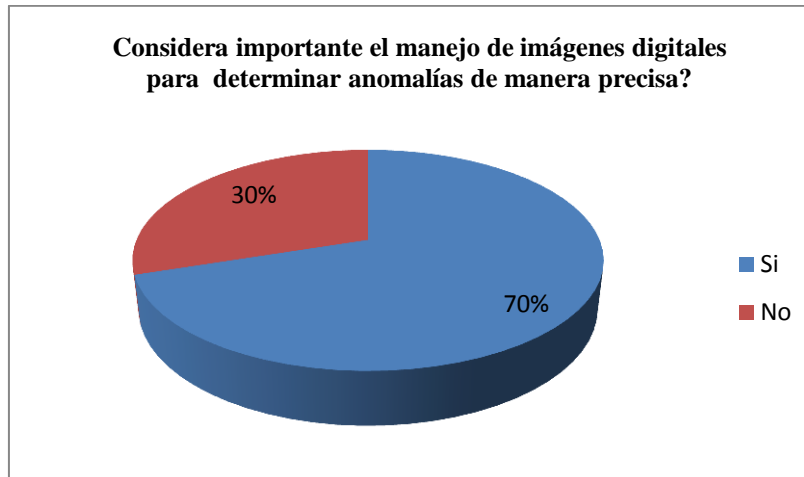


Figura 4.2 Manejo de imágenes digitales

FUENTE: Investigador

Análisis: El 70% de los médicos consideran importante el manejo de las imágenes digitales porque se pueden manipular, lo cual es de ayuda ya que al variar el contraste de las mismas, se puede observar las características más relevantes y por ende obtener un análisis y resultados más confiables; mientras el 30% no está de acuerdo debido a que optan por los exámenes clínicos, en los cuales el médico tratante debe realizar la especificidad, la sensibilidad, el valor predictivo, la exactitud y precisión de los resultados obtenidos.

Pregunta 3

¿Considera que sería eficiente la separación de las imágenes en regiones para establecer un posterior análisis?

Tabla 4.3 Separación de imágenes por regiones

ÍTEM	NÚMERO DE PERSONAS	PORCENTAJE
Si	7	71%
No	3	30%
	10	100%

FUENTE: Investigador

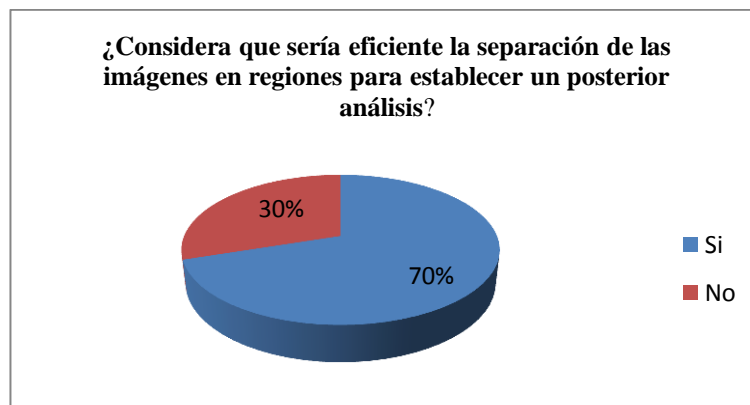


Figura 4.3 Separación de imágenes por regiones

FUENTE: Investigador

Análisis: El 70% de los doctores consideran eficiente que las imágenes se les analicen por regiones, porque de esta manera se podría visualizar mejor la región de interés y así distinguir de forma precisa la parte del cuerpo a la cual se le va a estudiar. De este modo se le facilitaría al momento de detectar alguna anomalía; por lo tanto el 30% prefieren el método tradicional, pero creen beneficiosa la técnica propuesta porque produciría mayor beneficio al momento de analizar las diferentes patologías y así dictar un diagnóstico más preciso.

Pregunta 4

¿Cree que en las imágenes 2D será necesario la compresión para ahorrar recursos de almacenamiento?

Tabla 4.4 Compresión de imágenes 2D para almacenamiento

ÍTEM	NÚMERO DE PERSONAS	PORCENTAJE
Si	6	60%
No	4	40%
	10	100%

FUENTE: Investigador

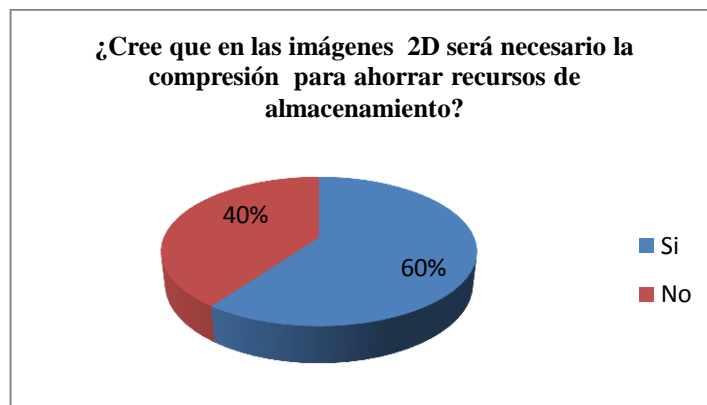


Figura 4.4 Compresión de imágenes 2D para almacenamiento

FUENTE: Investigador

Análisis: El 60% de los especialistas consideran la compresión de las imágenes productiva para ellos, siendo de esta manera aprovechada la información y así poder crear una base de datos lo cual sería útil para almacenar los diferentes tipos de casos que se les presenten con cada uno de los pacientes, mientras el 40% de los médicos prefieren el análisis en ese momento y no requieren el almacenamiento de sus radiografías, sin embargo consideran fructuoso obtener una base de datos, la cual les ayudara para distintos estudios médicos .

Pregunta 5

¿Considera necesario la optimización de las imágenes para evitar pérdidas sensibles en la calidad de las mismas?

Tabla 4.5 Optimización de imágenes para evitar pérdidas

ÍTEM	NÚMERO DE PERSONAS	PORCENTAJE
Si	8	80%
No	2	40%
	10	100%

FUENTE: Investigador

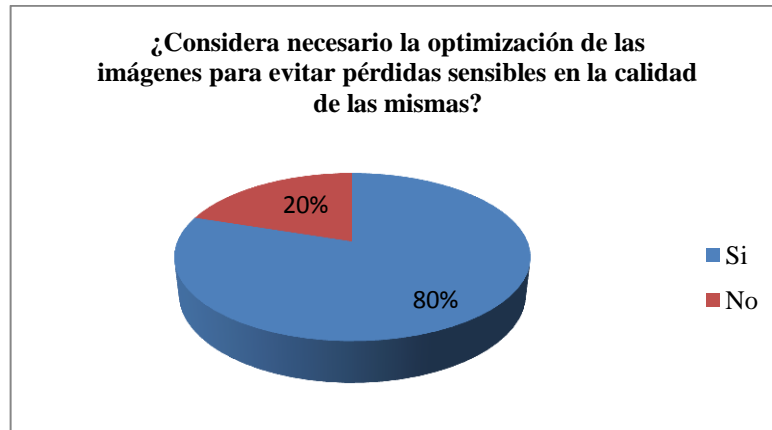


Figura 4.5 Optimización de imágenes para evitar pérdidas

FUENTE: Investigador

Análisis: El 80% considera adecuado perfeccionar las imágenes, así se evitaría perdidas en la calidad de información que se puedan obtener de la misma, y con esto se lograría conseguir un resultado preciso para los pacientes; por lo cual el 20% de los especialistas no creen eficiente el manejo de las técnicas de optimización porque no son utilizadas con frecuencia para el diagnóstico.

CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 CONCLUSIONES:

- Existe distintos medios para realizar un diagnóstico un de los métodos más acertados es el análisis por imágenes ya que se puede visualizar las patologías con mayor precisión.
- La tecnología avanza y la medicina de la misma manera, por ende los médicos optan por técnicas que facilite la detección de patología con el análisis de imágenes, lo cual ayuda para obtener un mejor diagnóstico.
- La aplicación de las técnicas de segmentación o separación de imágenes permitirá obtener mejor calidad en la imagen y evitar pérdidas de información, para así obtener un diagnóstico acertado.
- El manejo de imágenes digitales en el diagnóstico es importante debido a que se podría manipular la información de manera rápida y segura, con lo cual se lograría evitar pérdidas de la misma, y por consiguiente obtener un almacenamiento eficaz de información.

5.2 RECOMENDACIONES:

- Analizar los distintos métodos de diagnóstico por imágenes que existen, ya que cada uno de ellos tiene relevancia en su aplicación.

- Utilizar algoritmos matemáticos adecuados del Procesamiento de imágenes para destacar las características más relevantes de las imágenes médicas debido a su complejidad.
- Utilizar técnicas adecuadas de segmentación digital para no tener imperfecciones y pérdida de información al momento de realizar el procesamiento de imágenes.
- Realizar un programa que cuente con las opciones necesarias para el tratamiento y manejo de las imágenes, así como de la información de cada uno de los pacientes, para almacenarlos y utilizarlos posteriormente en caso de ser necesario.

CAPÍTULO VI

PROPUESTA

6.1 DATOS INFORMATIVOS

a) Tema

Segmentación digital de imágenes médicas para el mejoramiento del diagnóstico de anomalías en los centros radiológicos de la ciudad de Ambato.

b) Institución Ejecutora:

Universidad Técnica de Ambato (Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial)

c) Beneficiarios:

Centros Radiológicos de la ciudad de Ambato, especialmente los doctores que trabajan con imágenes médicas.

d) Ubicación:

Provincia de Tungurahua, Cantón Ambato

e) Tiempo estimado para la ejecución:

Inicio: 02 de agosto del 2012 **Fin:** 02 de febrero del 2013

f) Equipo Técnico responsable:

Investigador: María Belén Gallo

Tutor: Ing. Juan Pablo Pallo, M.Sc.

Entidad: Universidad Técnica de Ambato (FISEI)

6.2 ANTECEDENTES DE LA PROPUESTA

La importancia de aplicar el procesamiento digital de imágenes, logra mejorar la calidad de la información contenida en la misma; por cuanto, este método será de ayuda al momento de ser interpretada por los médicos especialistas en el área.

Cabe mencionar que la visión ocular, es el sentido más avanzado, sin embargo, los humanos sólo perciben una mínima parte del espectro electromagnético, es decir en las imágenes solo se puede observar más o menos cien tonalidades de grises; en cambio, se tiene que los equipos de adquisición de imágenes digitales pueden trabajar con todo el rango del espectro electromagnético, y determinan más de mil tonalidades de grises con lo cual se observa los detalles de la imagen que no se ve en su forma original.

Para complementar la tradicional observación y análisis de las imágenes por parte de los radiólogos, es importante el desarrollo de técnicas en el procesamiento digital de imágenes; el cual, se realizará con el fin de producir información más acertada y visualizar o evaluar algunos detalles de la imagen que no son perceptibles en su forma original.

En la actualidad el procesamiento digital de imágenes tiene un extenso campo de aplicación, como: imágenes espaciales, biomédicas, radiografías industriales, foto-reconocimiento de imágenes, televisión y varias formas multi espectrales como mapeo de escenas u objetos en forma bidimensional. Para el proyecto que se presenta el campo de la medicina, es el más importante, debido a que se centra en la salud y bienestar del ser humano.

6.3 JUSTIFICACIÓN

Tomando en cuenta las conclusiones obtenidas de las encuestas aplicadas, se considera realizar una herramienta visual de ayuda para los especialistas, para mejorar el diagnóstico y prescripción, por ello el interés en el procesamiento de imágenes, es una técnica adecuada para perfeccionar la visualización de las mismas.

La investigación en el área de la medicina es importante, pues se descubre nuevas técnicas para obtener un diagnóstico preciso. El presente proyecto, se centra en

realizar el procesamiento y segmentación digital de tomografías y radiografías, enfocado especialmente a la parte del cerebro debido a su complejidad.

Matlab (Laboratorio de Matrices), es uno de los programas de software más populares y accesibles en el área de matemáticas. Consta con una herramienta o toolbox de procesamiento de imágenes que facilita la tarea de construir una determinada aplicación, y establecer algoritmos específicos de acuerdo a los requerimientos para el desarrollo del software.

La presente propuesta tiene como objetivo principal crear una herramienta visual, la cual está diseñada para colaborar con los médicos realizando evaluaciones objetivas de las imágenes, para así obtener un diagnóstico preciso.

6.4 OBJETIVOS

6.4.1 Objetivo General

Realizar la segmentación digital de imágenes médicas para el diagnóstico de anomalías en los Centros Radiológicos de la ciudad de Ambato

6.4.2 Objetivos Específicos

- Aplicar los algoritmos matemáticos definidos para realizar el procesamiento de imágenes en matlab y procesar la imagen con diferentes técnicas de filtrado.
- Emplear técnicas del procesamiento de imágenes para distinguir las áreas de interés y conseguir un análisis más preciso en el diagnóstico.
- Realizar un programa utilizando matlab para crear una herramienta visual que ayude al análisis de las imágenes y así conseguir un diagnóstico acertado.

6.5 ANÁLISIS DE FACTIBILIDAD

6.5.1 Factibilidad Técnica

Para el tema planteado en cuanto a equipos se requiere un ordenador que tengan las siguientes características: sistema operativo Windows 7, capacidad de memoria 4GB. Suficiente para almacenar la base de datos, con lo que el especialista interactuará con la interfaz gráfica. Además dispondrá de la documentación necesaria para el estudio y ejecución del proyecto.

6.5.2 Factibilidad Operativa

Desde el punto de vista operativo, se cuenta con especialistas, los que están capacitados para trabajar con la interfaz gráfica, debido a que están acostumbrados, ya que el manejo de las imágenes lo realizan en programas similares al planteado. Por lo tanto, el proyecto permite accesibilidad a visualizar las imágenes según el criterio de cada uno.

6.5.3 Factibilidad Económica

Tomando en consideración que el proyecto se desarrollará como muestra, demostrando su correcto funcionamiento, los gastos a realizar para el programa se debe considerar las horas de internet utilizadas para la recopilación de información, así como las impresiones del documento, el transporte para movilización, entre otros.

N°	DETALLE	UNIDAD	CANTIDAD	VALOR UNITARIO	VALOR TOTAL
1	Internet	horas	350	1,00	350,00
2	Impresiones	hojas	400	0,10	40,00
3	Transporte	U	300	0,25	75,00
4	Software Matlab	U	1	2.150.00	2.150.00
TOTAL					2.615.00

Las siguientes cotización se presenta con valores reales de acuerdo a la fecha de presentación del proyecto, en anexos se adjuntan las páginas de los precios respectivamente para cada uno de los software mencionados.

- Precio de Matlab \$2.150 USD; y los paquetes necesarios se adquiere individualmente, por ejemplo en nuestro caso se necesitaría el siguiente, Image Processing Toolbox \$1.000 USD
- Labview Completo. Encuentra desde \$3,516.48 y en caso de que se requiera mayor beneficios en las aplicaciones se puede optar por Labview profesional \$6,446.88
- Visual Studio Test Professional 2012 con MSDN, también se puede utilizar para el tratamiento de las imágenes, el cual se tiene una cotización de 2.671,00 €, lo que equivale a \$3.490.

6.6 FUNDAMENTACIÓN

6.6.1 Matlab

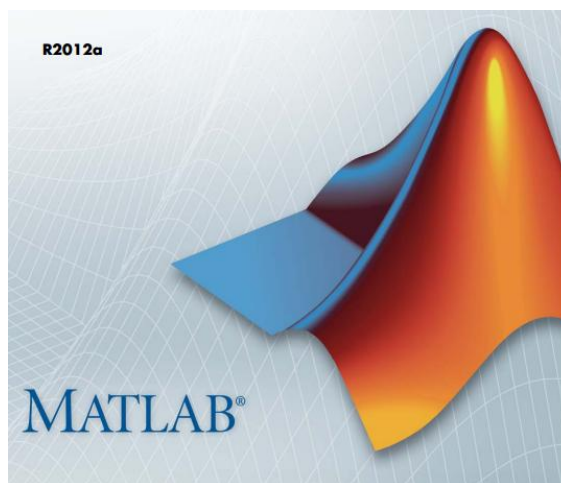


Figura 6.1 Logo de Matlab

FUENTE: Esqueda E.J. y Palafox L. 2005

Matlab ofrece un entorno completo para la adquisición de imágenes, su procesamiento, visualización, análisis y desarrollo de algoritmos.

Características:

a) Código compacto y simple, además cuenta con la ventaja de poder realizar GUIs para la aplicación, dependientes de Matlab.

b) Image Processing Toolbox

Este Toolbox proporciona un conjunto de funciones que amplían las capacidades del producto para realizar desarrollo de aplicaciones y de nuevos algoritmos en el campo del procesamiento y análisis de imágenes.

Algunas de las funciones más importantes son:

- Análisis de imágenes y estadística.
- Diseño de filtros y recuperación de imágenes.
- Mejora de imágenes.
- Operaciones morfológicas.
- Definición de mapas de colores y modificación gráfica.
- Operaciones geométricas.
- Transformación de imágenes.

6.6.3 Histograma

El histograma de una imagen es la representación gráfica de la distribución que existe de las distintas tonalidades de grises con relación al número de píxeles o porcentaje de los mismos. La representación de un histograma ideal sería la de una recta horizontal, es decir que todos los posibles valores de grises están distribuidos de manera uniforme en nuestra imagen, un ejemplo en la figura 6.2 se tiene diferentes tipos de histogramas, en la parte (a) el histograma indica que la imagen es oscura, (b) la imagen a tratar es brillante, en el caso (c) se tiene una imagen con bajo contraste, y por último en el caso (d) una imagen con alto contraste.

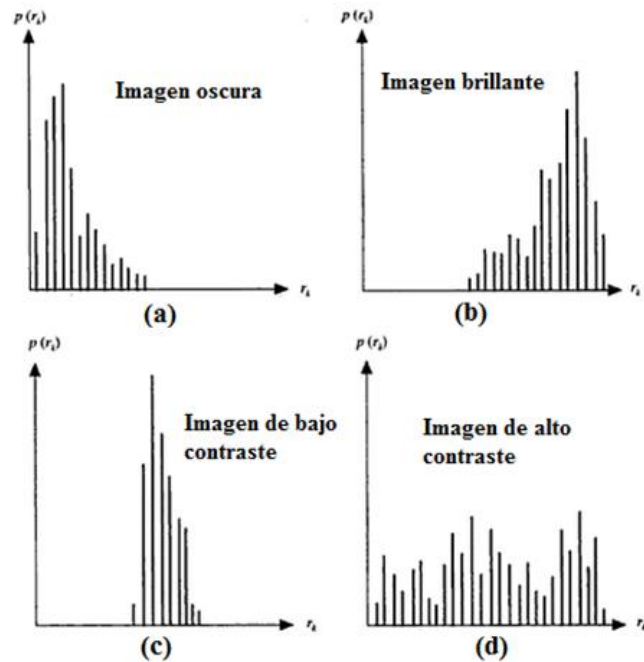


Figura 6.2 Histogramas correspondientes a cuatro tipos básico de imágenes

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango $[0, L - 1]$ es una función discreta

$$h(r_k) = n_k$$

Donde:

r_k = k-ésimo nivel de intensidad en el rango (nivel de gris)

n_r = Representa el número de pixeles que tienen el valor de gris (r_k)

Es muy frecuente normalizar un histograma para evitar valores sean muy dispares.

De tal modo que el histograma queda

$$P(rk) = n_k/n$$

Para:

$$k = 0, 1, \dots, L - 1.$$

n = número total de pixeles en la imagen

De esta manera, $P(rk)$ da una estimación de la probabilidad de la ocurrencia del nivel de gris rk . Hay que notar que la suma de todos los componentes de un histograma normalizado es igual a 1. (Gonzales R. y Woods, R. 1992)

6.6.3.1 Ecuación del histograma

La ecualización de un histograma consiste en encontrar una transformación con la cual el histograma tenga una representación uniforme, es decir, con la ecualización trataremos de igualar lo más posible el histograma de una imagen al histograma ideal. Consideremos por un momento funciones continuas. De la figura 6.3. Sea r la variable que representa los niveles de gris de la imagen. Primeramente asumimos que el histograma ha sido normalizado en el intervalo $[0, 1]$, donde $r = 0$ representa el nivel de gris negro y $r = 1$ el nivel de gris blanco.

Para cualquier r que satisfaga las condiciones anteriores, centramos nuestra atención en transformaciones de la forma:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=1}^k \frac{n_j}{n}$$
$$0 \leq r \leq 1$$

Donde produce un nivel s para cada valor del pixel r en la imagen original. (Gonzales R. y Woods, R. 1992). Sin embargo, para llevar a cabo esta ecualización es necesario establecer dos restricciones, ya que sin estas podríamos obtener resultados erróneos:

1. $T(r)$ debe ser monotónicamente creciente, esto indica que la pendiente de la función no puede ser negativa, ya que si fuera así, la imagen se vería afectada en su totalidad, porque lo que estaríamos haciendo sería invertirla en sus tonalidades

$$\frac{ds}{dr} > 0$$

2. $T(r)$ debe tener inversa y debe ser monotónicamente creciente. Para resolver un problema como este se debe suponer que r y s son continuas y que además:

- r y s son variables aleatorias y continuas.
- $P(r)$ y $P(s)$ son funciones de densidad de probabilidad de r y s

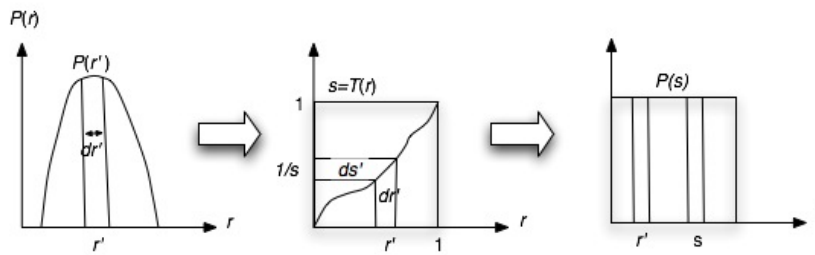


Figura 6.3 Ecuación de histograma

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

La ley de conservación de la probabilidad indica que

$$\int_0^1 P_r(r) dr = 1$$

$$\int_0^1 P_r(r) dr = \int_0^1 P_s(s) ds$$

$$P_s(s) ds = P_r(r) dr |_{r=T^{-1}(s)}$$

$$P_s(s) = P_r(r) \frac{dr}{ds} |_{r=T^{-1}(s)}$$

$$\frac{dr}{ds} = \frac{1}{P_r(r)}$$

$$ds = P_r(r) dr$$

$$s = \int_0^r P_r(w) dw = T(r)$$

Demostración $s = T(r)$ que ecualice $P_s(s)$

$$P_r(r) = 2r \quad 0 \leq r \leq 1$$

Se tiene:

$$s = \int_0^r 2w(w) dw = w^2 |_0^r = r^2$$

Comprobando

$$P_s(s) = P_r(r) \frac{dr}{ds} |_{r=T^{-1}(s)}$$

Y $\frac{ds}{dr} = 2r$; $P_r(r) = 2r$ entonces:

$$P_s(s) = 2r \frac{1}{2r} = 1$$

6.6.4 Detección De Bordes

Para la detección de bordes en la imagen se aplican los siguientes técnicas:

Filtros

Los filtros se utilizan para la modificación de imágenes ya sea para detectar los bordes de una escena o para modificar el aspecto, otra función de los filtros es para la eliminación de ruido de la imagen.

6.6.4.1 Máscara de convolución

Para la utilización de los algoritmos de detección de bordes y de filtrado de las imágenes se debe tener en cuenta la convolución que se realiza entre la imagen a procesar y la máscara que determina la operación a realizarse.

La máscara se irá posicionando en cada uno de los píxeles de la imagen y se calcula la suma de los productos de cada uno de los coeficientes, con el nivel de gris contenido en la región englobada por dicha máscara (ventana). Por tanto la respuesta a cada uno de los puntos de la imagen vendrá dada por:

$$R = w_1I_1 + w_2I_2 + \dots + w_9I_9 = \sum_{i=1}^9 w_iI_i$$

Donde:

I_i es el nivel de gris del pixel asociado con el coeficiente de mascara w_i .

En el Figura 6.4 se muestra el esquema general de detección de discontinuidades de una imagen con máscaras de convolución:

W1	W2	W3
W4	W5	W6
W7	W8	W9

Figura 6.4 Máscara de convolución

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

Detección de puntos.- Se trata de detectar puntos (píxeles) en la imagen, que desentonan su nivel de gris respecto al nivel de gris de sus vecinos (el número de vecinos depende del tamaño de la máscara). La máscara básica utilizada en este tipo de detección se visualiza en la figura 6.5, así como la aplicación en la fórmula ya descrita anteriormente:

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

Figura 6.5 Máscara de convolución

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

$$R = -I_1 - I_2 - I_3 - I_4 + 8 - I_5 - I_6 - I_7 - I_8 - I_9$$

Se dice que un punto ha sido detectado si $|R| > T$, siendo T un umbral (grado de destaque). Si $R=0$ se encuentra en una zona homogénea de la imagen, igual nivel de gris. Esta máscara también se aplica para eliminación de ruido.

6.6.4.2 Algoritmo de Canny para la detección de bordes

Este algoritmo es ampliamente usado en la localización de contornos. Se caracteriza por evitar la ruptura de los bordes de los objetos. Su fundamento se basa en un proceso de optimización, teniendo en cuenta los siguientes objetivos a maximizar:

1. Aumentar la relación señal-ruido de la imagen.
2. Disminuir todo lo posible la distancia entre el borde detectado y el borde real.
3. No identificar un borde por un único píxel, sino por un conjunto de píxeles que tengan una cierta conectividad.

Fases de detección de bordes de canny:

- Obtención del gradiente

- Supresión no máxima al resultado del gradiente
- Histéresis de umbral a la supresión no máxima
- Cierre de contornos abiertos

a) *Obtención del gradiente*

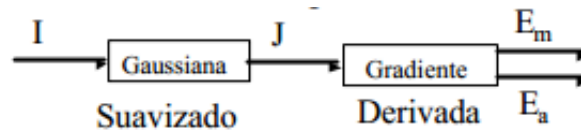


Figura 6.6 Obtención del gradiente

Fuente: Hill G. 2002

En la figura 6.6 se describe el proceso para la obtención del gradiente, lo primero que se realiza es la aplicación de un filtro gaussiano a la imagen original con el objetivo de suavizar y tratar de eliminar el posible ruido existente. Este suavizado se obtiene promediando los valores de intensidad de los píxeles en el entorno de vecindad con una máscara de convolución de media cero y desviación estándar.

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

Algoritmo Matemático para la obtención del gradiente:

Entrada: Imagen I

Máscara de convolución H , con media cero y desviación estándar σ .

Salida: Imagen E_m de la magnitud del gradiente

Imagen E_0 de la orientación del gradiente

Procedimiento

1. Suavizar la imagen I con H mediante un filtro gaussiano y obtener J como imagen de salida.

2. Para cada pixel (i, j) en J , obtener la magnitud y orientación del gradiente basándose en las siguientes expresiones:

El gradiente de una imagen $f(x, y)$ en un punto (x, y) se define como un vector

bidimensional dado por la ecuación:
$$G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \end{bmatrix}$$

Siendo un vector perpendicular al borde, donde el vector G apunta en la dirección de variación máxima de f en el punto (x, y) por unidad de distancia, con la

magnitud de los bordes:
$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = |G_x| + |G_y|$$

Estimar la orientación de la normal de los bordes:
$$\phi(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y}{G_x}$$

b) Supresión no máxima al resultado del gradiente

El objetivo de este paso es obtener bordes de 1 pixel de grosor al considerar únicamente pixeles cuya magnitud es máxima en bordes gruesos y descartar aquellos cuyas magnitudes no alcancen ese máximo.

Algoritmo Matemático de la supresión no máxima:

Entrada: Imagen E_m de la magnitud del gradiente
 Imagen E_0 de la orientación del gradiente
Salida: Imagen I_n

Considerar: Cuatro direcciones d_1, d_2, d_3, d_4 identificadas por las direcciones de $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ y 135° con respecto al eje horizontal

Procedimiento:

1. Para cada pixel (i, j) :
 - 1.1 Encontrar la dirección d_k que mejor se aproxime en la dirección $E_0(i, j)$ que viene a ser la perpendicular al borde.

1.2 Si $E_m(i, j)$ es más pequeño que al menos uno de sus dos vecinos en la dirección d_k , al pixel (i, j) en I_n se le asigna el valor 0, $I_n(i, j) = 0$ (supresión), de otro modo, $I_n(i, j) = E_m(i, j)$

2. Devolver I_n . (Hill G. 2002)

c) Histéresis de umbral a la supresión no máxima

Permite eliminar máximos procedentes de ruido

Algoritmo Matemático de la histéresis de umbral:

Entrada: Imagen I_n obtenida del paso anterior
Imagen E_0 de la orientación del gradiente
Umbral t_1
Umbral t_2 , donde $t_1 < t_2$

Salida: Imagen G con los bordes conectados de contornos

Procedimiento:

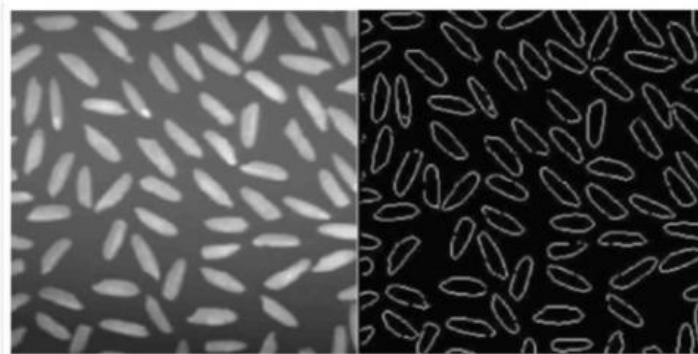
1. Para todos los puntos de I_n y explorando I_n en orden fijo:
 - 1.1 Localizar el siguiente punto de borde no explorado previamente $I_n(i, j)$, tal que $I_n(i, j) > t_2$
 - 1.2 Comenzar a partir de $I_n(i, j)$, seguir las cadenas de máximos locales conectados en ambas direcciones perpendiculares a la norma de borde, siempre que $I_n > t_1$
 - 1.3 Marcar todos los puntos explorados y salvar la lista de todos los puntos en el entorno conectado encontrado
2. Devolver G formada por el conjunto de bordes conectados de contornos de la imagen como la magnitud y orientación, describiendo las propiedades de los puntos de borde.

d) Cierre de contornos abiertos

Se utiliza el algoritmo de Deriche y Cocquerez.

- a) Utiliza como entrada una imagen binarizada de contornos de un píxel de ancho.
- b) Busca los extremos de los contornos abiertos y sigue la dirección del máximo gradiente hasta cerrarlos con otro extremo abierto.
- c) El procedimiento consiste en buscar para cada píxel uno de los ocho patrones posibles que delimitan la continuación del contorno en tres direcciones posibles.
- d) Estos pasos se repiten para todo extremo abierto hasta que se cierren todos los contornos. (Hill G. 2002)

En la figura 6.7 se presenta algunos resultados obtenidos de aplicar el detector de bordes de Canny



(a) (b)

Figura 6.7 (a) Imagen Original; (b) Imagen detección bordes de Canny

Fuente: Hill G. 2002

6.6.5 Segmentación

La segmentación subdivide una imagen en sus partes constituyentes u objetos, con el fin de separar las partes de interés del resto de la imagen. (Gonzales R. y Woods, R. 1992)

En el proceso de detectar las partes en una imagen se identifican bordes de la imagen, o se segmenta ésta en regiones, líneas o curvas, etc. Otra definición considera a la segmentación como la clasificación de los puntos de la imagen (pixel), indicando las clases a la que pertenecen los diferentes pixeles. Los

atributos básicos de segmentación de una imagen son: la luminancia en imágenes monocromáticas los componentes de color en imágenes en color, textura, forma.

6.6.5.1 Morfología matemática

Es una técnica de procesamiento no lineal de la imagen, interesada en la geometría de los objetos.

- *Análisis morfológico*
 - Extraer componentes de la imagen que son útiles en la representación y descripción de la forma de las regiones, como por ejemplo las fronteras, esqueletos, entre otras.
 - Obtener características relevantes de los objetos en la imagen, como la forma, el tamaño, y otras.
- *Procesado morfológico:*
 - Transformar la forma o la estructura de los objetos en una imagen

Tiene tres elementos:

- a) Conjuntos (Imágenes)
- b) Operadores Morfológicos (dilatación, erosión, apertura/cierre)
- c) Elementos Estructurantes (EE)

Conjuntos

El lenguaje que se usa en las técnicas morfológicas proviene de la teoría de conjuntos. Cada conjunto representa la forma de los objetos en una imagen.

En virtud de la equivalencia entre imágenes binarias y conjuntos, cualquier transformación sobre un conjunto define una nueva imagen binaria

Operaciones sobre conjuntos

Traslación de A por x se define como:

$$A_x = \{c \text{ tal que } c = a + x, \text{ para algún } a \in A\}$$

Reflexión de B se define como:

$$\hat{B} = \{x \text{ tal que } x = -b, \text{ para algun } b \in B\}$$

Diferencia de conjuntos A y B

$$A - B = \{x \text{ tal que } x \in A, x \notin B\}$$

Elemento Estructurante:

La idea es examinar la estructura geométrica de una imagen usando como sonda un patrón de ajuste que se denomina elemento estructurante. La forma y tamaño del Elemento Estructurante caracteriza las formas de los objetos presentes en una imagen, por lo tanto permite determinar la estructura de un conjunto X . (Esqueda E.J. y Palafox L. 2005)

El elemento estructural en morfología matemática es la máscara (o núcleo) de convolución en los filtros lineales.

a) Dilatación

“Dada una imagen A , y un elemento estructural B , la dilatación de A por B se define como:

$$A \oplus B = \{x \text{ tal que } (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\}”. [4]$$

Es decir la dilatación es el conjunto de puntos de todas las posibles sumas de pares de elementos, uno de cada conjunto A y B , como se visualiza en la figura 6.8, donde se destaca el origen de coordenadas se encuentra destacado y los pixeles que cambian de negro a blanco por efecto de la dilatación aparecen ligeramente coloreados

Por ejemplo:

$$\begin{aligned} A &= \{(0,1), (1,1), (2,1), (2,2), (3,0), (4,0)\} \\ B &= \{(0,0), (0,1)\} \\ A \oplus B &= \{(0,1), (1,1), (2,1), (2,2), (3,0), (4,0), \\ &\quad \{(0,2), (1,2), (2,2), (2,3), (3,1), (4,1)\} \end{aligned}$$

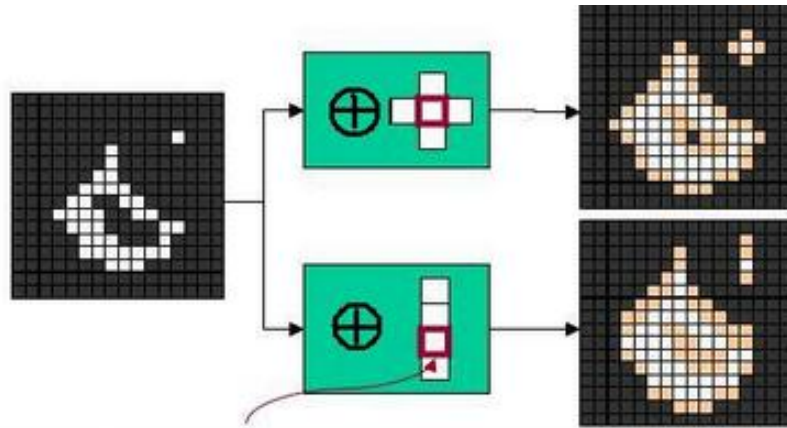


Figura 6.8 Ejemplo de Dilatación

Fuente: Castellan, K. R. 1979

Características:

- c) Añade todos los puntos del fondo que tocan el borde de un objeto, por lo tanto la dilatación es extensiva
- d) Rellena entrantes en los que no quepa el Elemento Estructurante (pequeños agujeros y bahías)

Propiedades:

- Conmutativa: $A \oplus B = B \oplus A$
- Asociativa: $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$
- Invarianza a la traslación: $(A)_x \oplus B = (A \oplus B)_x$
- Distributiva: $(A \cup C) \oplus B = (A \oplus B) \cup (C \oplus B)$

b) Cerrar

Definición: La clausura de A por un elemento estructural K se define como.

$$A \cdot K = (A \oplus K) \ominus K$$

Establece que la clausura de A por K es simplemente la dilatación de A por K , seguido de la erosión del resultado por K .

Si A no cambia con la clausura por K diremos que A es cerrado con respecto a K .
(Gonzales R. y Woods, R. 1992)

Propiedades:

- La clausura es extensiva $A \subset (A \cdot K)$
- Si C es un subgrupo de D , entonces $C \cdot B$ es un subgrupo de $D \cdot B$
- La clausura es idempotente, es decir, $(A \cdot B) \cdot B = A \cdot B$

Efectos:

- Tiende a alisar porciones del contorno, y rellena vacíos en el contorno
- Rellena agujeros pequeños
- Eliminar los entrantes pequeños
- Conecta objetos vecinos

Estas propiedades, asociadas a los resultados de las operaciones de cerrado, se utilizan para construir filtros morfológicos. En la figura 6.9 se tiene un ejemplo de clausura de la imagen

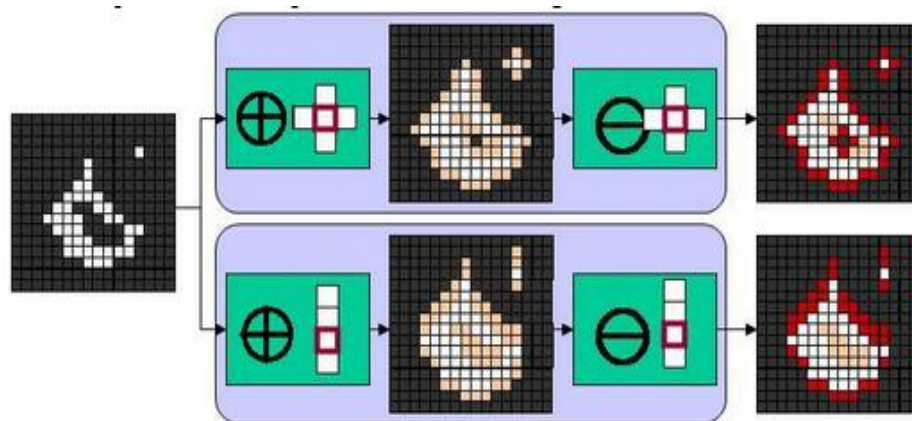


Figura 6.9 Clausura de una Imagen

Fuente: Castellan, K. R. 1979

c) Transformada Hit-Or-Miss (Ganancia o Pérdida)

La transformación morfológica de hit-or-miss es una herramienta básica para la detección de formas.

Sea A = imagen y $B = (J, K)$ donde J es el conjunto formado por los pixeles negros de B ; y K el conjunto formado por los pixeles negros de B^c . La transformación hit-or-miss se define como:

$$A \circledast B = (A \ominus J) \cap (A \ominus K)$$

Por tanto, el conjunto $A \circledast B$ contiene todos los puntos en los que simultáneamente J tiene una ganancia en A y K la tienen en A^c .

Utilizando la definición de diferencia de conjuntos y la relación dual entre la erosión y la dilatación, podemos escribir la ecuación anterior como:

$$A \circledast B = (A \ominus J) - (A \oplus \hat{K})$$

Donde:

$(A \ominus J)$: Erosión

$(A \oplus \hat{K})$: Dilatación

La figura 6.10, indica como encontrar esquinas superiores derechas de imágenes usando transformaciones de ganancia-pérdida.

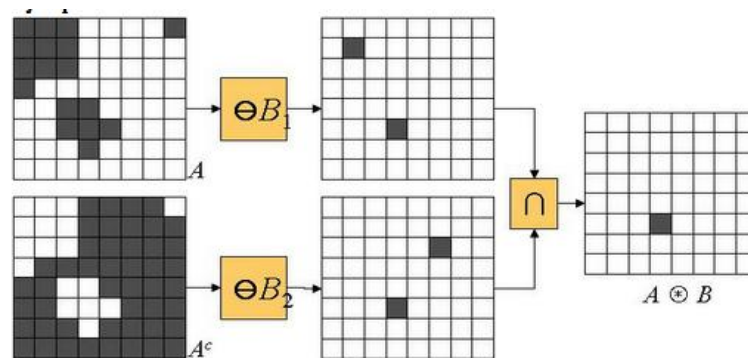


Figura 6.10 Aplicación de la transformación ganancia-pérdida para encontrar esquinas superiores derechas

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

Algoritmos de morfología basados en la transformada hit-or-miss

d) Adelgazamiento

El adelgazamiento de un conjunto A por un elemento estructurante B , denotado $A \circledast B$, se puede definir en términos de la transformada hit-or-miss

$$A \otimes B = A - (A \circledast B)$$

$$A \otimes B = A \cap (A \circledast B)^c$$

Características:

- Esta operación permite eliminar píxeles del objeto
- Su objetivo es ir estrechando los objetos hasta conseguir un camino de píxeles conexos.
- El thinning se aplica reiteradas veces de manera que se vaya limando la figura del objeto.
- Su principal utilidad es reducir el grosor de los bordes que se obtienen después de aplicar un detector.

Por ejemplo, la figura 6.11(c) indica un conjunto de elementos estructurales usados comúnmente en el proceso de adelgazamiento.

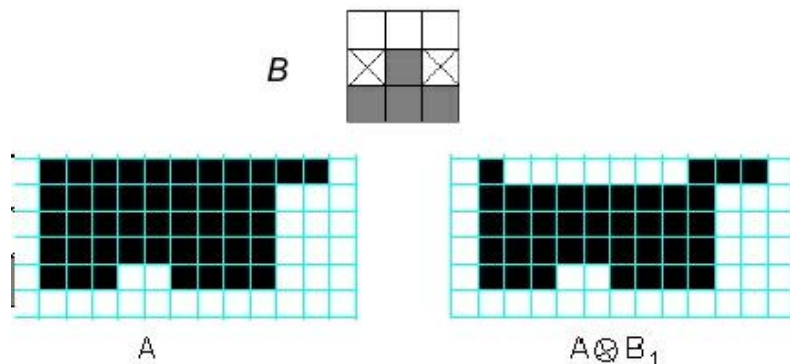


Figura 6.11 (a) B, (b) A, (c) Adelgazamiento de A y B

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

e) Relleno de regiones

- Se parte de un conjunto A de puntos 8-conectados que encierran una región que se desea rellenar
- Se asigna el valor 1 a un punto p interior al contorno A ($X_0 = p$)
- Se realiza la dilatación condicional dada por la fórmula siguiente con un elemento estructurante 3x3 de conectividad-4 (cruz):

El algoritmo termina en la iteración k si $X_{k-1} = X_k$. La unión de X_k y A es la frontera y la región rellena:

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap A^c \quad k = 1, 2, 3 \dots$$

Donde:

- $X_0 = p(\text{pixel negro de } A^c)$
- B es el elemento estructural que se muestra en la figura 6.12(c).

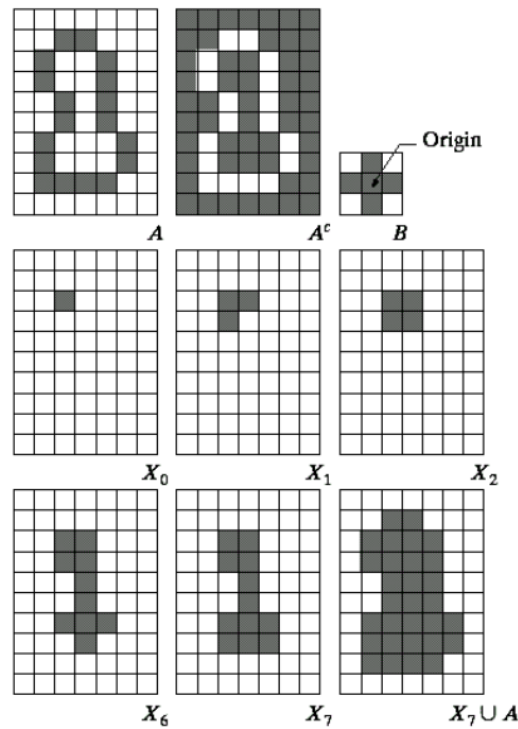


Figura 6.12 (a) A, (b) Complemento de A, (c) Elemento estructural B,
(i) Unión de (a) y (h)

Fuente: Gonzales R. y Woods, R. 1992

6.6.6 Filtrado Espacial

El filtrado espacial es una operación "local" en procesamiento de imagen, en el sentido de que modifica el valor de cada píxel de acuerdo con los valores que lo rodean; se trata de transformar los niveles de gris originales de tal forma que se parezcan o diferencien más de los correspondientes a los píxeles cercanos.

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t)$$

Donde:

$$a = \frac{m-1}{2}, \quad b = \frac{n-1}{2}$$

$f(x, y)$ = Imagen

$w(s, t)$ = máscara

6.6.6.1 Filtro espacial paso bajo.

Se basa en el promediado de los píxeles adyacentes al píxel que se evalúa.

Se usa para quitar ruido y eliminar pequeños detalles de la imagen.

El filtro paso bajo más simple que se puede diseñar es una matriz de 3x3 con todos los elementos a 1.

Características de los filtros

- Filtro pasa-bajo ideal: filtrado brusco,
- Filtro pasa-bajo gaussiano: filtrado suave,
- Filtro pasa-bajo de Butterworth: filtrado intermedio.

Filtro pasa bajo Ideal

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

Filtro Butterworth de paso bajo de orden n

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + (D(u, v)/D_0)^{2n}}$$

Filtro paso bajo Gaussiano

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

6.6.6.2 Filtros paso alto:

Enfatizan las altas frecuencias, para mejorar las características lineales como los límites en general. Realizan por tanto el efecto contrario a los filtros paso bajo, eliminando las bajas frecuencias

Filtro ideal de paso alto

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

Filtro Butterworth de paso alto de orden n

$$H(u, v) = \frac{1}{1 + (D_0/D(u, v))^{2n}}$$

Filtro de paso alto Gaussiano

$$H(u, v) = 1 - e^{-D^2(u,v)/(2D_0^2)}$$

6.6.6.3 Filtro Laplaciano

El Laplaciano de una imagen $f(x,y)$ es una derivada de segundo orden definida por

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

Puesto que el Laplaciano es un operador de derivación, la suma de los coeficientes debe ser cero. Además, el coeficiente asociado con el píxel central debe ser positivo y todos los demás coeficientes negativos o cero, o viceversa.

A continuación se observa una máscara para el Laplaciano. En este caso, la expresión para determinar el Laplaciano viene dado por

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

$$w = \begin{matrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{matrix}$$

6.7. METODOLOGÍA.- MODELO OPERATIVO

Para trabajar con la interfaz de programación de matlab se revisó los comandos respectivos para el procesamiento de imágenes y las herramientas con las que cuenta el programa.

Para la realización del programa en la parte de segmentación se desarrolló mediante procesos los cuales se detallan en el diagrama de la figura 6.13, los mismos que se especifican según su función para la ejecución del programa.

- Proceso I: Detección de contornos
- Proceso II: Barrido de la imagen
- Proceso III: Procesamiento de la imagen
- Proceso IV: Imagen segmentada en tonos de grises

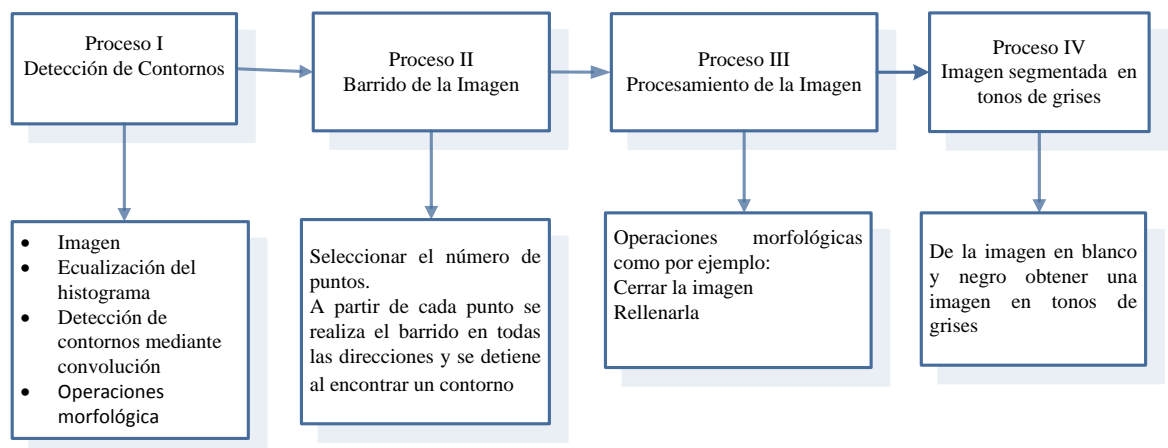


Figura 6.13 Diagrama de bloques del Proceso

Fuente: Investigador

Para realizar la segmentación digital en la imagen se realizan los siguientes procesos, los cuales se explican detalladamente a continuación.

PROCESO I.- Detección de contornos

Para realizar el proceso I se detalla a continuación los siguientes pasos:

a) ABRIR LA IMAGEN

Primero se usa la función *uigetfile*, la cual sirve para abrir archivos, y se especifican los argumentos que se va a utilizar en este caso el nombre, la extensión de las imágenes *jpg* y la dirección; se utiliza una comparación si se desea cancelar al momento de abrir; a continuación se lee la imagen y se especifica los ejes en el cual se visualizará.

```
[nombre dire]=uigetfile('*.*jpg','Abrir');% Extensión y dirección
if nombre==0
    return
end
imagen=imread(fullfile(dire,nombre));%Leer la imagen
image(imagen)% Visualiza la imagen
```

La imagen seleccionada se asigna a una variable I como una matriz; se asegura que la matriz I sea de dos dimensiones $I2=I(:, :, 1)$, para poder procesarla..

```
I2=I(:, :, 1); %Determina que sea de dos dimensiones
```

Para el postprocesamiento se requiere variar el contraste de la imagen con lo cual se hará una breve recuento de histograma y ecualización del histograma, lo cual se utilizará luego.

b) Histograma

El histograma de una imagen f es una gráfica que representa los niveles de intensidad del color de f con respecto al número de píxeles presentes en f con cada intensidad de color.

Entonces: una imagen de dimensión $N \times M$ se define como:

$$f: N * M \rightarrow Q * Q$$

Donde $Q = \{0, \dots, q-1\}$ para una imagen con q niveles de cuantización

Un histograma h_f de una imagen f se define como:

$$h_f: Q \rightarrow N * M$$

En matlab para visualizar el histograma de una imagen, se usa:

```
I = imread('Imagen3.jpg');
```

```
I=[nk, rk];
```

```
[nk, rk] = imhist(I);
```

```
bar(rk, nk, 1);
```

Para evitar que los valores de un histograma sean muy dispares, se puede normalizar dicho histograma

$$H_f(r) = h_f(r)/size$$

Donde: size = NxM

Para visualizar el histograma normalizado en matlab, se usa:

```
I = imread('Imagen3.jpg');
```

```
[nk, rk] = imhist(I);
```

```
size = sum(nk(:,1));
```

```
nk1 = nk / size;
```

```
bar(rk, nk1, 1);
```

Se tiene:

- Número de píxeles que tiene el nivel de imagen x : $nk(x,1)$, donde nk es el vector de frecuencias que reporta `imhist`
- Número total de píxeles en la imagen: $sum(nk(:,1))$, donde nk es la frecuencia de cada valor de píxel en la imagen

c) La *ecualización del histograma* se utiliza para lograr una distribución más uniforme entre el número de píxeles asociado a cada nivel de intensidad

$$m_k = \frac{1}{size} \sum_{j=1}^k n_j$$

$$k = [0 \dots q - 1]$$

Donde: q es el número de intensidades asociado a la imagen

Desarrollo en matlab

```
I = imread('Imagen3.jpg');  
  
nk1 = imhist(I);  
rk1 = nk1./numel(I);  
suma = cumsum(rk1); % suma acumulada  
rk2 = suma.*256;  
bar(rk2, nk1, 1);
```

En matlab, también se puede ecualizar una imagen utilizando la instrucción “histeq”, ejemplo en la figura 6.14

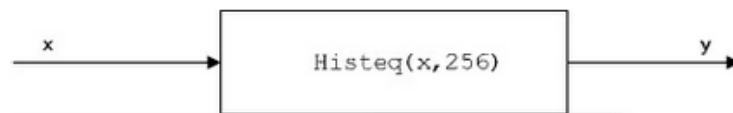


Figura 6.14 Ecualización del Histograma

Fuente: Investigador

$$I3 = \text{histeq}(I2, n)$$

Donde:

- I = matriz de la imagen original
- n = nivel de grises discretos, en este caso es 4

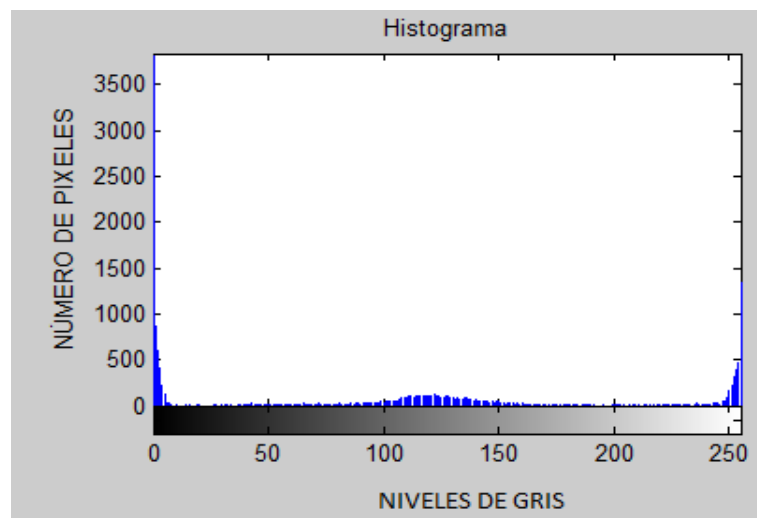
El resultado de la ecualización maximiza el contraste de una imagen sin perder información de tipo estructural. En demostración se presenta la figura 6.15 que pertenece a Lilia Garzón tomada el 11 de mayo del 2012, se observa en la parte (a) se muestra una imagen del cerebro normal y en la parte (b) se observa un caso de un derrame cerebral.



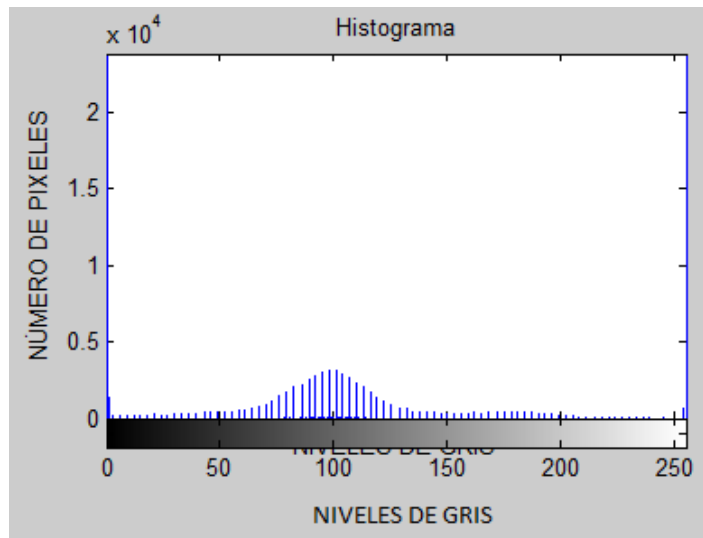
Figura 6.15 (a) Imagen de Lilia Garzón de 60 años de edad tomada de la parte del cerebro (b) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.16, se puede observar los histogramas de las dos imágenes anteriores. En (a) se puede apreciar una imagen de alto contraste, pero la distribución de grises está en todo el rango, en cambio en (b) se observa que en cierta parte del eje de las abscisas existe acumulación de nivel de gris en la imagen debido a la variación de niveles.



(a)

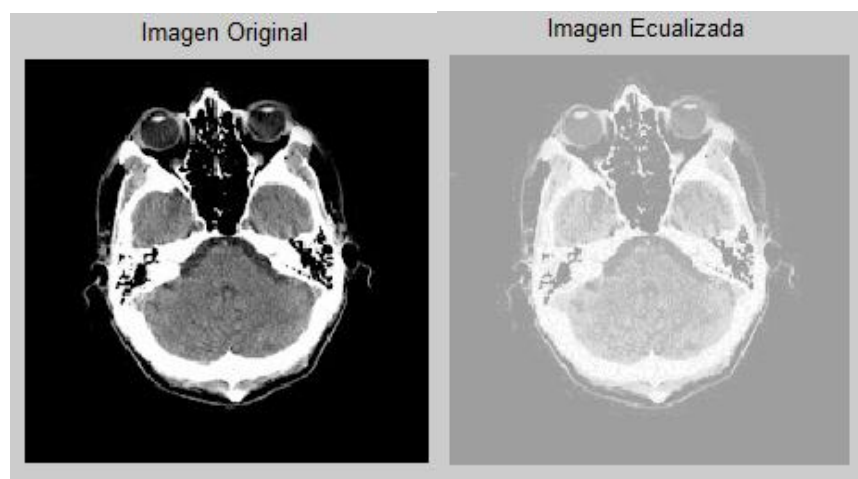


(b)

Figura 6.16 Histogramas (a) Imagen de Lilia Garzón (b) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral

Fuente: Investigador

Aplicando la operación histeq se observa una mejora en el contraste y esto es debido a que se realiza la transformación de los valores en una imagen de intensidad, de forma que el histograma resultante se reparte uniformemente en todo el rango de grises, tal como se visualiza en la figura 6.17 (b).



(a)

(b)

Figura 6.17 (a) Imagen de Lilia Garzón de 60 años de edad de la parte del cerebro

(b) Imagen Ecuilizada

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Al variar la resolución en las imágenes se resalta mejor la parte cortical del cerebro con lo cual se distingue de mejor manera el área blanda con la parte dura (parte del hueso), tal como se puede observar en la figura 6.18 (b).

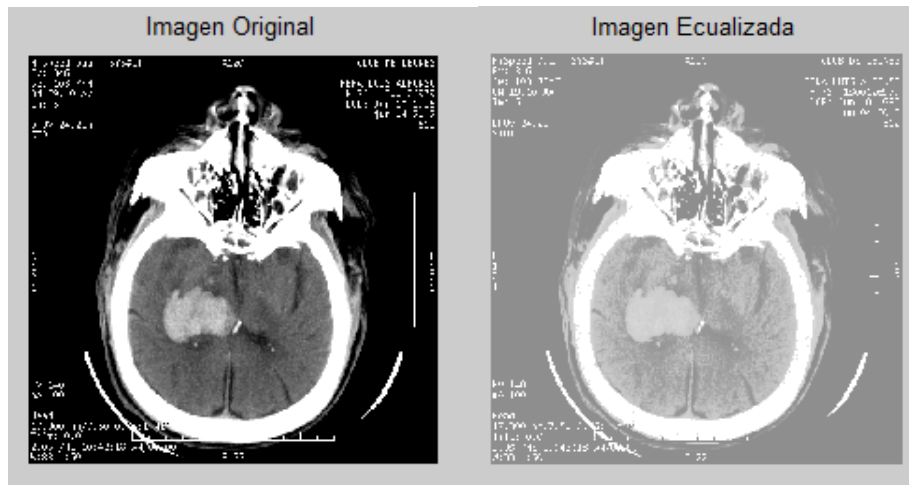
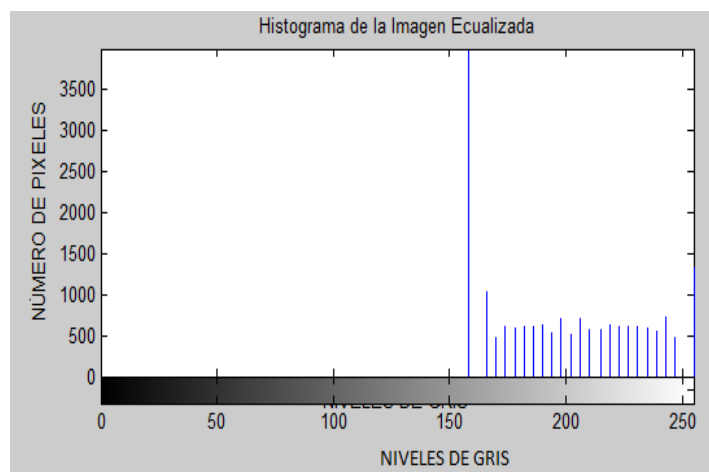


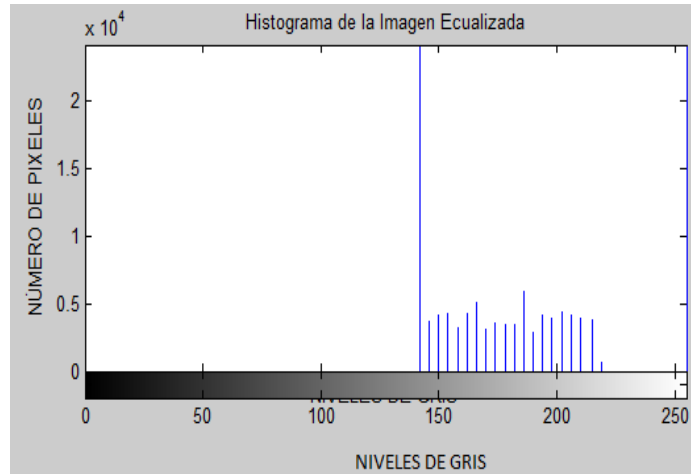
Figura 6.18 (a) Imagen Original de Luis Pena; (b) Imagen Ecuilizada

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Para un proceso posterior se requiere la ecualización del histograma, el cual ayuda para la segmentación, ya que se requiere tener distribuidos las frecuencias en todo el rango de los niveles de gris. En la figura 6.19 representan la ecualización de los histogramas de las imágenes, en la parte (a) se tiene la representación de la Imagen del cerebro normal, y en la parte (b) la Imagen con derrame cerebral.



(a)



(b)

Figura 6.19 (a) Histograma de la Imagen de Luis Pena Original (b) Histograma Ecuilizado de la Imagen con derrame cerebral

Fuente: Investigador

La operación *histeq*, vuelven las imágenes casi planas, es decir, con pocos picos; esto se debe a que el valor elegido para dicha operación: 4 (rango: 0-256), es menor que el número de niveles discretos de las imágenes originales. El número de valores de grises se determinó de forma experimental, es decir, se seleccionó en varias imágenes coincidiendo en que éste era el más adecuado para esta aplicación.

d) Convolución

La señal de entrada será la imagen discreta a procesar que es convolucionar con el filtro lineal discreto y la señal de salida será la imagen resultante. La expresión de la convolución discretas 2D será:

$$Y(k, l) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 X(m, n)g(k - m, l - n)$$

Donde:

$Y(k, l)$: Imagen de salida

A los coeficientes de los filtros se les llama máscaras de convolución. El proceso de convolución se presenta como una combinación lineal de los píxeles del

entorno ponderados por los elementos de la secuencia de ponderación o máscara de convolución, de forma parecida al caso unidimensional.

Por ejemplo, para el caso de un filtro de 3x3, el valor de píxel de salida (k,l) será:

$$\begin{aligned}
 Y(k, l) &= \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 X_{k-m, l-n} g_{m,n} \\
 &= X_{k,l} \cdot g_{0,0} + X_{k,l-1} \cdot g_{0,1} + X_{k,l+1} \cdot g_{0,-1} + X_{k+1,l} \cdot g_{-1,0} \\
 &+ X_{k+1,l-1} \cdot g_{-1,1} + X_{k+1,l+1} \cdot g_{-1,-1} + X_{k-1,l} \cdot g_{1,0} + X_{k-1,l-1} \\
 &\cdot g_{1,1} + X_{k-1,l+1} \cdot g_{1,-1} \dots X_{k-m, l-n} \cdot g_{m,n}
 \end{aligned}$$

Las gráficas del filtro y la imagen en subíndices y expresadas en forma matricial corresponderán a:

$$\begin{pmatrix} g_{-1,-1} & g_{-1,0} & g_{-1,1} \\ g_{0,-1} & g_{0,0} & g_{0,1} \\ g_{1,-1} & g_{1,0} & g_{1,1} \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} X_{k-1,l-1} & X_{k-1,l} & X_{k-1,l+1} \\ X_{k,l-1} & X_{k,l} & X_{k,l+1} \\ X_{k+1,l-1} & X_{k+1,l} & X_{k+1,l+1} \end{pmatrix}$$

La convolución discreta 2D se presenta como una combinación lineal, donde el valor del píxel de salida (k,l) está definido por la multiplicación de sus vecinos ponderador por los coeficientes de las máscara de convolución. El valor del píxel de entrada del vecino a (k,l) es multiplicado por el opuesto de la máscara de convolución.

Para este caso se tiene la detección de contornos mediante la convolución con una máscara de 3x3

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

Resolución en matlab:

I3=histeq(I2,4);

máscara=[-1 -1 -1; -1 8 -1; -1 -1 -1]; %Máscara para el filtro convolucional

w=abs(conv2(I3,máscara));% Convolución I con la máscara v

imagesc(w)% Se escalan los datos de w y se muestra como imagen

title('APLICANDO FILTRO CONVOLUCIONAL')

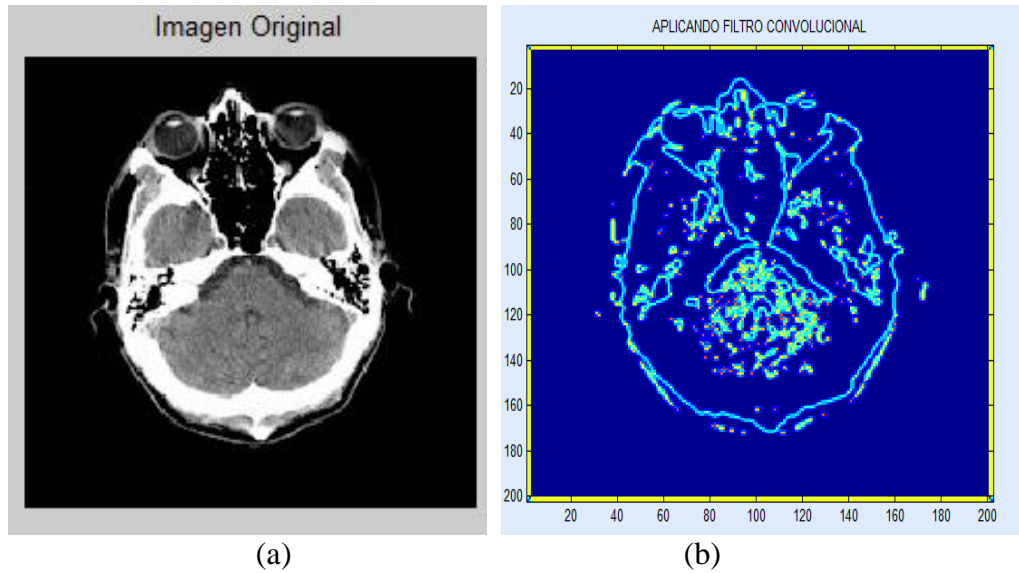


Figura 6.20 (a) Imagen Lilia Garzón de 60 años de edad, (b) Imagen aplicando el filtro convolucional

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En las figuras 6.20 y 6.21 se observa la imagen de contornos, pero se requiere realizar operaciones morfológicas para complementar el proceso, con lo cual se obtendrá una imagen más precisa.

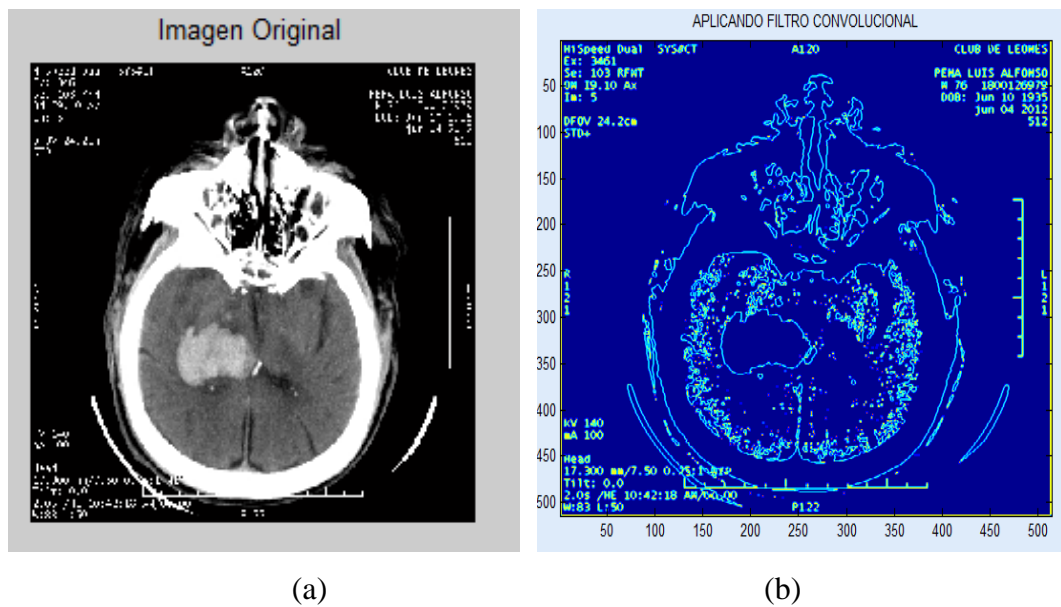


Figura 6.21 (a) Imagen Original de Luis Pena, (b) Imagen aplicando filtro convolucional

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

El objetivo de las operaciones morfológicas es mejorar su calidad, definición, y eliminar ruido, con los cuales se obtendrá la imagen clara. A continuación se detalla las operaciones que se utilizó.

e) Adelgazamiento

El adelgazamiento es una operación para afinar la imagen, el objetivo es disminuir el número de píxeles, por ende el grosor de las líneas.

El adelgazamiento de un conjunto A por un elemento estructurante B , se define en términos de la transformada Hit-or-miss

$$A \otimes B = A - (A \circledast B)$$

$$A \otimes B = A \cap (A \circledast B)^c$$

El adelgazamiento morfológico se realiza a la matriz de convolución w y se le asigna a $B2$.

$$B2 = \text{bwmorph}(w, 'thin');$$

Donde:

- `bwmorph`= instrucción en funciones que realizan operaciones morfológicas para imágenes binarias
- `w`= matriz de la imagen
- `thin`= operación morfológica de adelgazamiento

En el siguiente código se detalla las operaciones morfológicas complementarias que se adhieren para obtener una imagen de contornos bien definida.

Desarrollo en matlab

```
B2=bwmorph(w,'thin'); %Se realiza el adelgazamiento morfológico
B3=bwmorph(B2,'diag');% Se realiza la operación diagonal morfológica
B4=bwmorph(B3,'close');% Se realiza la operación cerra morfológica
figure,imshow(B4)% se meustra la matriz B4 como imagen
title('IMAGEN DE CONTORNOS');
```

El resultado es una imagen donde se encuentran los contornos definidos por ejemplo las figuras 6.22 y 6.23, en las cuales se determinará la región de interés

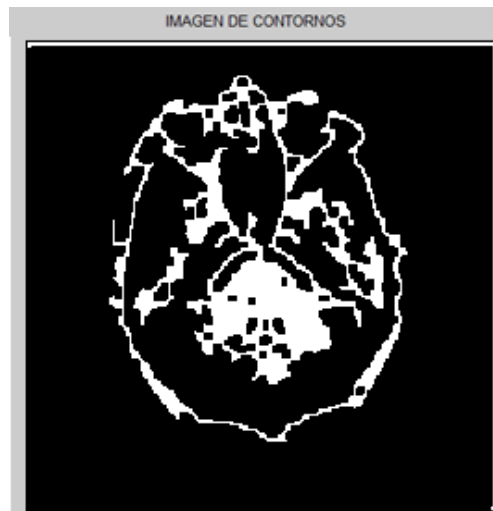


Figura 6.22 Imagen de contornos de Lilia Garzón de 60 años de edad
Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

La detección de borde tiene como objeto particionar la imagen en regiones asociadas a los diferentes elementos que la componen, siendo de ayuda para el reconocimiento de objetos; en la figura 6.22 se tiene la imagen de un cerebro sano, y en la 6.23 hay el caso de un derrame cerebral.

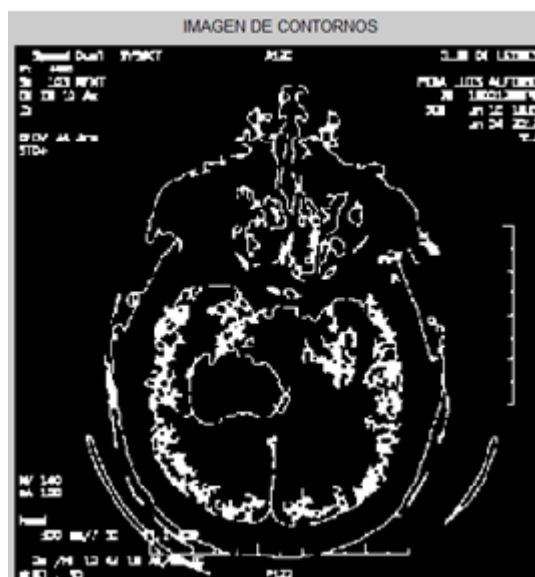


Figura 6.23 Imagen de Luis Pena con derrame cerebral de contornos
Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.23 en la parte del lóbulo derecho se observa una anomalía que en este caso se trata de un derrame cerebral de un paciente

PROCESO II.- Barrido de la Imagen

Una vez establecidos los contornos, es necesario definir las áreas de interés, cuya selección queda determinada por el especialista en imágenes, el cual la separa de acuerdo a la finalidad del análisis y los requerimientos del patólogo. Para la selección del área se programa un cuadro de texto en el cual se determina en número de puntos a marcar para escoger el área, al ejecutar se obtiene la figura 6.24

Desarrollo en matlab

```
prompt={'Deme el num de puntos a marcar(menor a 50):'};  
answer=inputdlg(prompt)% Se determina una línea de respuesta  
[n] = str2num(answer{1});% Asigna a una variable y convierte de texto a numero  
[c1,f1]=ginput(n) %Valores de entrada de n: c1, valor de la columna y a f1, valor  
del reglón
```

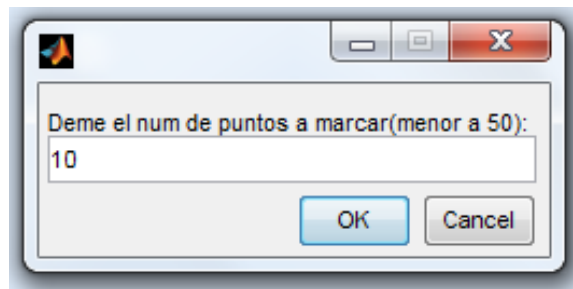


Figura 6.24 Números de puntos a seleccionar

Fuente: Investigador

Para la selección de la región de interés se creó un vector de 50 valores (número de puntos posibles a marcar), y a partir de cada uno de estos puntos se realizará el barrido, dando oportunidad al especialista de visualizar primero la imagen de contornos para definir la región de interés, y de acuerdo a la complejidad morfológica de cada una, determinar el número de puntos a marcar, con lo cual la segmentación disminuye la probabilidad de error casi en su totalidad.

Ya determinada la región de interés, se realiza un barrido en todas direcciones a partir de cada uno de los puntos seleccionados por el usuario, este barrido se detiene al detectar un contorno, es decir, cuando encuentra 1, y marca esa posición en una matriz nueva del mismo tamaño, realizándolo tantas como puntos se haya marcado, hasta que el contorno de la región de interés ha sido segmentado y guardado en una nueva matriz.

La detección de contornos se basa en definir como borde a los píxeles donde la intensidad de la imagen cambia de forma abrupta, el algoritmo que se utiliza es el operador Canny, el cual es considerado como uno de los mejores para realizar la detección de bordes mediante el empleo de máscaras de convolución y basado en la primera derivada, este algoritmo matemático descrito en el marco teórico págs. 76, 77, 78, (algoritmo matemático para la detección de bordes con Canny), siendo importante este aspecto porque el médico obtiene la información rápida y precisa de la zona a tratar, por lo tanto actuar en consecuencia.

Se saca un contorno de la selección de una región por el barrido anterior con la técnica Canny de la matriz M (matriz resultante de la operación del barrido), y se asigna a la matriz M1.

$$M1 = \text{edge}(M, \text{'Canny'})$$

Donde:

- Edge= Buscar bordes de la imagen en escala de grises
- I= imagen que se va a utilizar y se requiere que esté en escala de grises
- Canny= es el tipo de máscara que se va a utilizar en Matlab.

Desarrollo en Matlab:

```
v_f1=[1:10];% f1 como vector
v_c1=[1:10]; % c1 como verctor
M=zeros(size(B4));
[fil,col]=size(B4);%fil y col mismo tanaño de B4
for k=1:n
    r=round(f1(k));
    c=round(c1(k));
```

%Se Realiza el barrido partiendo de c(k), f(k) hacia la derecha y hacia abajo

```
for j=r:fil,
    punto=B4(j,c);
    if (punto==1)
        break;
    end
    for i=c: col,
        punto=B4(j,i);
        M(j,i)=B4(j,i);
        if(punto==1)
            M(j,i)=1;
            break
        end
    end
end
```

%Se realiza el barrido partiendo de c(k), f(k) hacia la derecha y hacia arriba

```
for j=r:-1:1,
    punto=B4(j,c);
    if(punto==1)
        break;
    end
    for i=c:col,
        punto=B4(j,i);
        M(j,i)=B4(j,i);
        if(punto==1)
            M(j,i)=1;
            break;
        end
    end
for j=r:fil,
    punto=B4(j,c);
    if(punto==1)
        break;
    end
end
```

```

end
for i=c:-1:1,
    punto=B4(j,i);
    M(j,i)=B4(j,i);
    if(punto==1)
        M(j,i)=1;
        break;
    end
end
end
end
M1=edge(M,'canny');% Se obtiene el contorno con la técnica de Canny
imshow(M1)% Visualiza la Matriz M1 como imagen
title('REGIÓN DE INTERÉS')

```

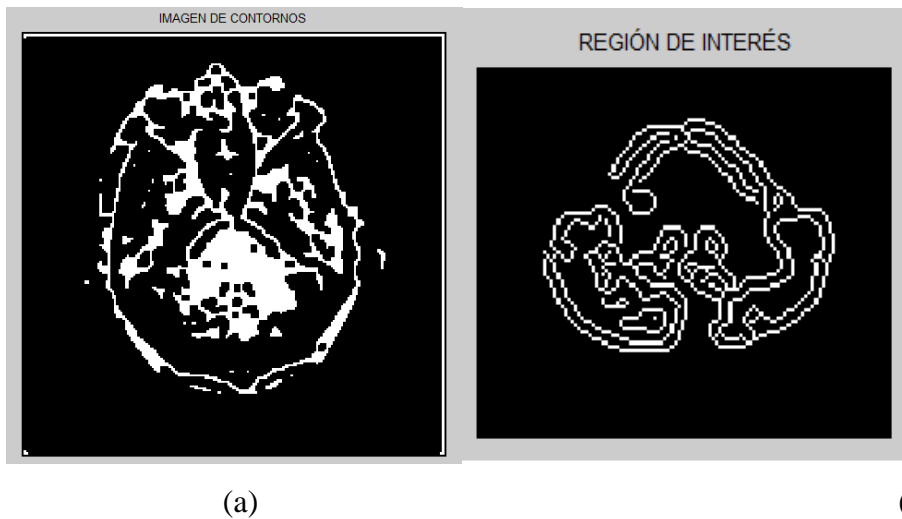


Figura 6.25 (a) Imagen de Lilia Garzón de 60 años de edad, (b) Región de interés

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Para el seguimiento de las enfermedades los patólogos necesitan visualizar el área afectada en diferentes formas. En las figura 6.25 (b) y 6.26 (b) se obtiene la región de interés de cada caso, con lo cual se podrá diferenciar entre una cerebro sano y uno que presenta con derrame cerebral.

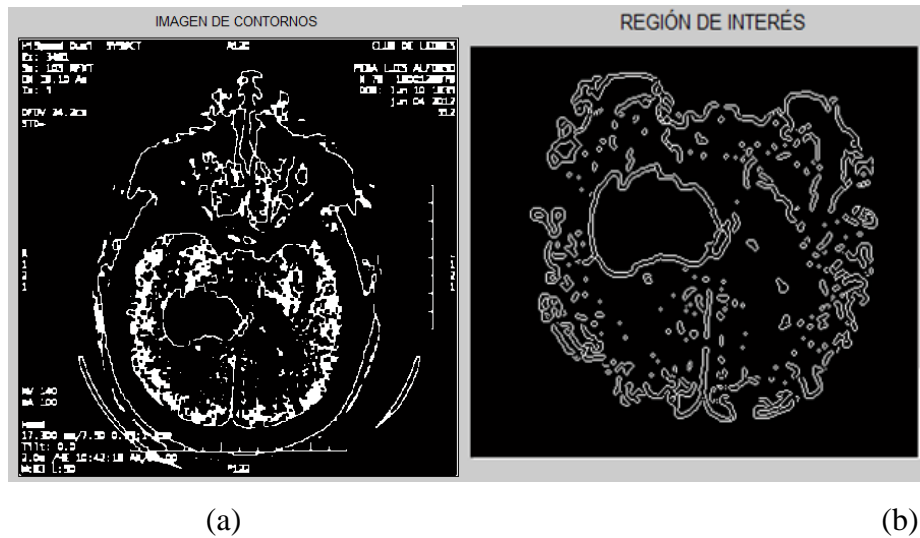


Figura 6.26 Imagen de Luis Pena de la parte del cerebro con derrame cerebral (a) Imagen de contornos, (b) Región de interés

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

PROCESO III.- Procesamiento de Imágenes

Para realizar el proceso III se describen los pasos a continuación:

En las figuras 6.25 (b) y 6.26 (b), el barrido realizado segmenta la imagen adecuadamente; sin embargo, es necesario realizar la etapa de procesamiento en la cual se realizaron operaciones morfológicas para mejorar su calidad, completar los huecos en el contorno y finalmente se rellene la región de interés, es decir, todo lo que esté dentro del contorno se vuelva 1. Para esta etapa se emplearán comandos pertenecientes a la herramienta de procesamiento de imágenes con que cuenta Matlab; detalladamente se explicará a continuación:

a) *Perímetro*

Se cierra el perímetro de la matriz M1, para obtener solo los píxeles que corresponden al perímetro de los objetos de la imagen, y tenemos $M2 = \text{bwperim}(M1)$

b) Clausura

La clausura tiende a suavizar porciones del contorno, fusiona estrechas grietas y rellena vacíos en el contorno, lo cual es importante para el procesamiento debido a que elimina entrantes pequeños y sobretodo conecta objetos vecinos es decir une cortes en partes angostas y golfos largos y finos.

$$A \cdot K = (A \oplus K) \ominus K$$

Ahora, en la matriz M3 se realiza la operación morfológica de cerrar

$$M3 = \text{bw morph}(M2, \text{'close'})$$

Donde

- M5= matriz de la imagen
- close= realiza cierre morfológico

c) Dilatación

La dilatación es agregar pixeles a un objeto, suele ser usado para rellenar pequeños agujeros de tamaño igual o menor que el elemento estructurante con la que se opera, esto ayudara que los pixeles de la región de interés vayan expandiéndose, se utiliza para aumentar el tamaño de un objeto, el cual se aprovecha ya que une los pixeles relacionados.

A continuación se presentan conceptos básicos de conjuntos:

Sea A y B pertenecientes a:

Traslación de A por x :

$$A_x = \{c \text{ tal que } c = a + x, \text{ para algún } a \in A\}$$

Reflexión de B :

$$\hat{B} = \{x \text{ tal que } x = -b, \text{ para algún } b \in B\}$$

Complemento:

$$A^c = \{x | x \notin A\}$$

Diferencia de conjuntos A y B :

$$A - B = \{x \text{ tal que } x \in A, x \notin B\} = A \cap B^c$$

La dilatación está definida por:

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\}$$

En la matriz M4 se realiza la operación morfológica de dilatar

$$M4 = \text{imdilate}(M3, SE);$$

Donde:

- M3= es la matriz de la imagen que se desea dilatar
- SE= es el elemento estructurante

Se ejecutan instrucciones complementarias de morfología matemática para el desarrollo del programa, el cual ayuda a obtener una imagen clara.

En la matriz M5 se realiza la operación morfológica de diagonal, $M5 = \text{bwmorph}(M4, 'diag')$, la cual sirve para eliminar a conectividad del fondo de la imagen; en M6 se ejecuta nuevamente la operación morfológica de cerrar; para M7 se aplica la opción limpiar con la cual se elimina pixeles aislados con la función $M7 = \text{bwmorph}(M6, 'clean')$;

d) Relleno de regiones ó agujeros

Es conveniente reconstruir la imagen, es decir llenar la región que está definida por una frontera, para ello, se utiliza el relleno de región cuyos algoritmos están basados en dilataciones, complementaciones e intersecciones. El objetivo es eliminar los agujeros que se encuentran en el fondo del borde de la imagen.

$$X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap A^c \quad k = 1, 2, 3 \dots$$

En la matriz M8 se realiza la operación relleno de agujeros o regiones:

$$M8 = \text{imfill}(M7, 'holes')$$

Donde:

- imfill= rellena las regiones de las imágenes y los agujeros
- holes= llena los agujeros de la imagen binaria
- M7= matriz de la imagen que se va a rellenar

Se muestra la matriz M8 como imagen, la cual es la región de interés segmentada y con valores de 1 en binario.

Desarrollo en matlab:

```
D=handles.M1% imagen de contornos  
  
M2=bwperim(D);% Se cierra el perímetro de la matriz M1  
M3=bwmorph(M2,'close');% Operación morfológica de cerrar  
SE=strel('square',15)% Elemento estructurante  
M4=imdilate(M3,SE);% Dilatar la imagen  
M5=bwmorph(M4,'diag');% Operación morfológica diagonal  
M6=bwmorph(M5,'close');% Operación morfológica de cerrar  
M7=bwmorph(M6,'clean');% Operación morfológica de limpiar  
M8=bwfill(M7,'holes');% rellena los huecos de la matriz M7  
imshow(M8)% se muestra como imagen (binarizada)  
title('RELLENO REGIONES')
```

Al aplicar las operaciones morfológicas se culmina con el proceso III, en el cual es la obtención la región seleccionada en imagen binaria, el objetivo de la etapa de procesamiento, es conseguir las imágenes cerradas completamente, y rellenas la región de interés, este paso es complementario para poder concluir con la segmentación de la imagen.

PROCESO IV (IMAGEN SEGMENTADA EN TONOS DE GRISES)

Finalmente, es necesario volver de la imagen segmentada en blanco y negro a la escala de grises; esto se llevó a cabo a través de un barrido el cual, al encontrar un 1, es decir blanco, tomará el valor de esa posición pero en la matriz original, y lo guardara en una nueva matriz.

Al concluir con el proceso, se obtiene la imagen segmentada en blanco y negro, lo cual produce inconvenientes ya que la nueva matriz debe tomar los valores correspondientes de la imagen original; de esta manera, se determinó al finalizar el algoritmo especificar que la matriz ya no era binaria y escalar los datos con el

Comando **imagesc**, el cual despliega la imagen segmentada en sus tonalidades originales de gris.

Desarrollo en matlab:

```
[fil,col]=size(M8); % Se realiza un barrido por la matriz M8
for j=1:fil
    for i=1:col
        pixel=M8(j,i);
        if(pixel==1)
            N(j,i)=I2(j,i);
        end
    end
end
end
N1=im2uint8(N);% Se convierte N a escala de grises
imagesc(N);% Se escalan los valores y se muestra como imagen
title('REGIÓN DE INTERÉS SEGMENTADA');
```

Una vez ya segmentada y procesada la región de interés, se muestra en sus tonos de grises originales.

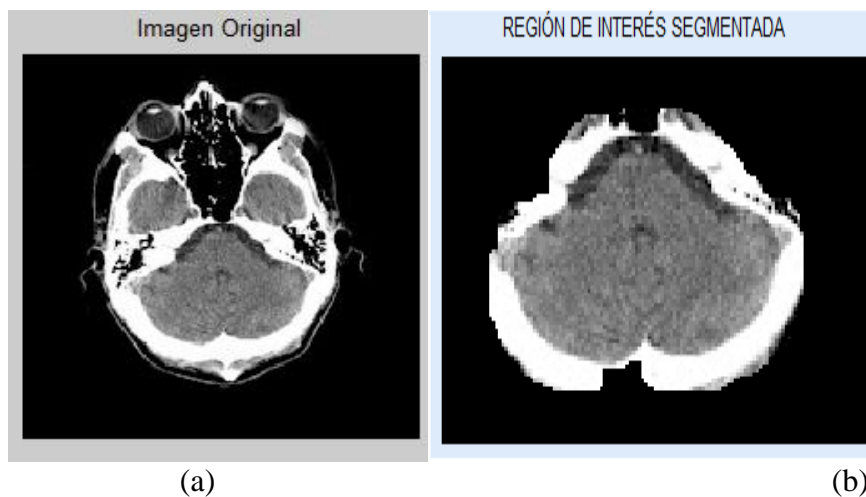


Figura 6.27 (a) Imagen Lilia Garzón (b) Región de interés segmentada

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.27 se tiene una imagen del cerebro en condiciones normales. En cambio en la figura 6.28 (a) se tiene la imagen completa del caso de un derrame

cerebral, ahora en 6.28(b) se observa que el derrame está distorsionando la línea media del cerebro, lo cual ocasiona problemas y por ende debe ser operado de urgencia.

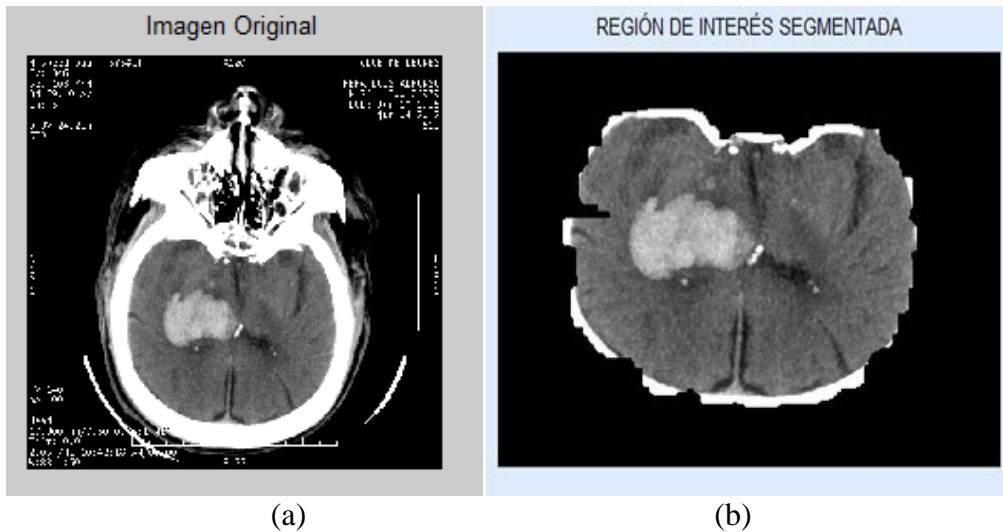


Figura 6.28 (a) Imagen de Luis Pena de la parte del cerebro que presenta un derrame cerebral, (b) Región de interés segmentada

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Entonces de esta manera al unir los cuatro pasos mencionados anteriormente se obtiene el programa de segmentación de imágenes que se deseaba.

FILTRADO ESPACIAL

La aplicación del filtrado espacial es para mejorar o suprimir detalles espaciales con el fin de mejorar la interpretación visual de las imágenes.

- **Filtro pasa bajo**

El objetivo es eliminar ruido y las frecuencias bajas de los píxeles. La representación matemática se tiene a continuación.

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

Donde:

$D(u, v)$ = Distancia del origen al punto (u, v)

D_0 = frecuencia de corte (mínima)

La expresión anterior es equivalente a aplicar una máscara definida por:

$$w = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t)$$

Desarrollo en matlab

```
foto= getimage(handles.axes1);  
  
if foto ==0  
    return  
end  
rojo=foto(:,:,1);  
verde=foto(:,:,2);  
azul=foto(:,:,3);  
w=fspecial('average',10);  
fR_filtrada=imfilter(rojo,w);  
fG_filtrada=imfilter(verde,w);  
fB_filtrada=imfilter(azul,w);  
fc_filtrada=cat(3,fR_filtrada,fG_filtrada,fB_filtrada);
```

Alternativa

```
I = imread('Imagen3.jpg');  
w=[1/9 1/9 1/9; 1/9 1/9 1/9; 1/9 1/9 1/9]; %Mascara del filtro  
I2=imfilter(I,w);% Se aplica el filtro
```

La figura 6.29, indica un ejemplo aplicando el filtro pasa bajo

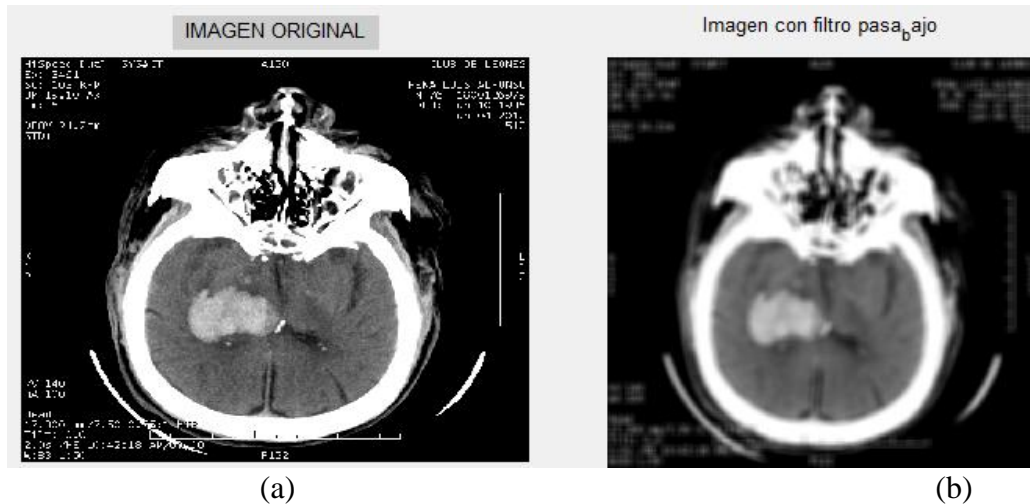


Figura 6.29 (a) Imagen original de Luis Pena de la parte del cerebro con hematoma; (b) Imagen aplicando el filtro pasa bajo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Filtros pasa altos:**

El objetivo es resaltar las zonas de mayor variabilidad eliminando lo que sería la componente media, precisamente la que detectan los filtros de paso bajo, matemáticamente se lo representa de la siguiente manera:

$$H(u, v) = 1 - e^{-D^2(u,v)/(2D_0^2)}$$

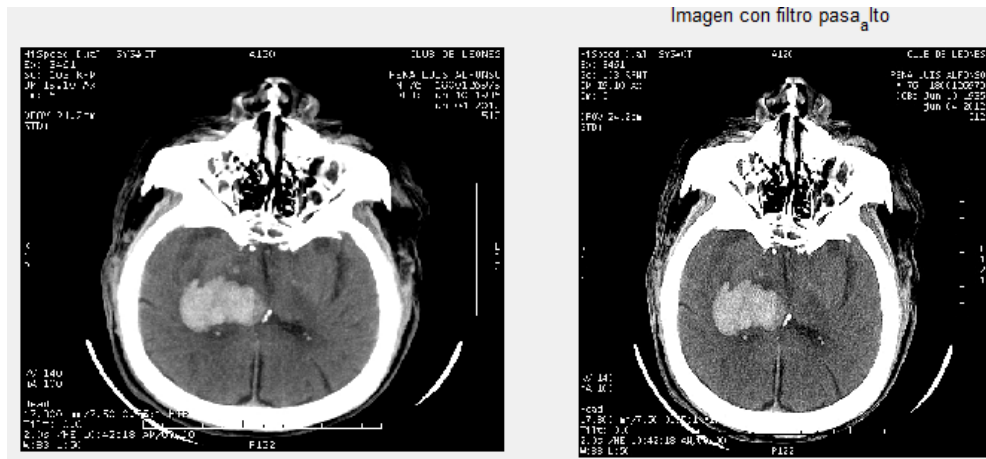
Desarrollo en matlab

```

foto= getimage(handles.axes1);
if foto ==0
    return
end
f=foto;
h=fspecial('unsharp'); %mejora en contraste
realce=imfilter(f,h,'replicate'); % Relleno basado en réplica
subplot (handles.axes2), imshow(realce), title('Imagen con filtro pasa_alto');

```

La figura 6.30 (b) indica un ejemplo del filtro pasa bajo aplicado a una imagen de una paciente que presenta un hematoma.



(a)

(b)

Figura 6.30 (a) Imagen original de Luis Pena de la parte del cerebro con hematoma; (b) Imagen aplicado el filtro pasa alto

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Filtro Laplaciano**

Este filtrado consiste en realzar los bordes de la imagen preservando tanta tonalidad de gris como sea posible.

Si se cumple:

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = f(x + 1) - f(x)$$

Entonces:

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

Si la función depende de dos variables

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

La derivada de segundo orden con respecto a la variable x

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

De forma similar con respecto a y

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

Finalmente el Laplaciano queda definido por

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

La expresión anterior es equivalente a aplicar una máscara definida por:

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

$$g(x, y) = \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b w(s, t) f(x + s, y + t)$$

Desarrollo en matlab

```
I = imread('Imagen3.jpg');
w=[0 1 0; 1 -4 1; 0 -1 0]; %Mascara del filtro
I2=imfilter(I,w);% Se aplica el filtro
```

Alternativa

```
foto= getimage(handles.axes1);
if foto ==0
    return
end
sf=fspecial('laplacian');
sc=sf;
im=rgb2gray(foto);
b1=imfilter(im,sf);
b2=imfilter(im,sc);
relieve=imadd(b1,b2);
subplot (handles.axes2),imshow(relieve), title('FILTRO LAPLACIANO');
```

En la figura 6.31 (b) indica un ejemplo aplicando el filtro Laplaciano:

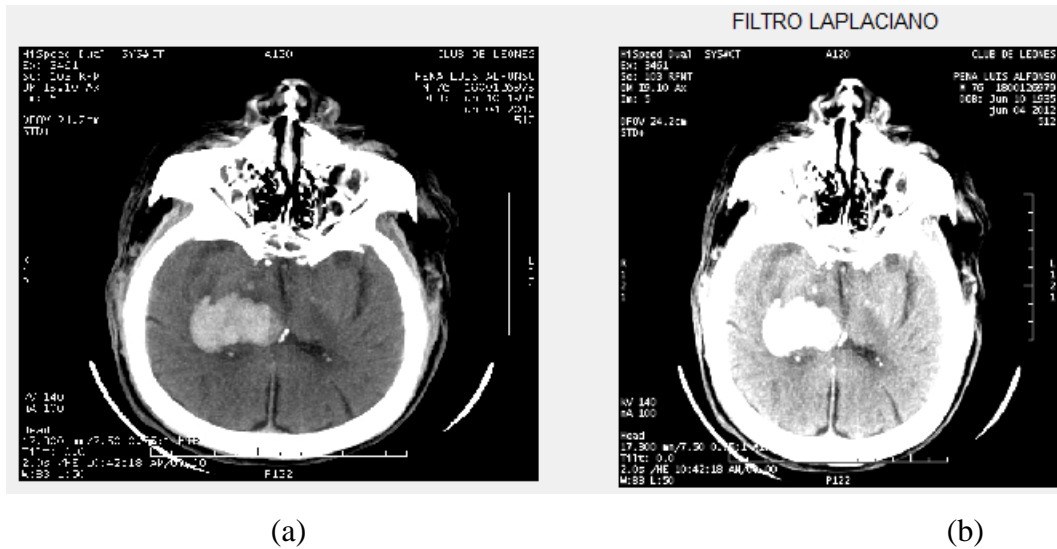


Figura 6 31 (a) Imagen original de Luis Pena del cerebro con hematoma; (b) Imagen aplicada el filtro Laplaciano

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Distancia

La distancia o transformada de distancia ayuda para encontrar una medición de la separación existente entre dos puntos dentro de una imagen, $h=imdistline(gca)$, aquí muestra una etiqueta con el texto superpuesto el cual da el valor de la distancia.

Desarrollo en matlab:

```
h=imdistline(gca);%Crea la herramienta de distancia
```

```
api=iptgetapi(h);% Estructura de función handles, se utiliza para recuperar información
```

```
%Determinar los límites de la distancia
```

```
fcn=makeConstrainToRectFcn('imline',...  
get(gca,'XLim'), get(gca,'YLim'));
```

En la figura 6.32, es una imagen con un derrame cerebral para medir dimensiones del área que se va analizar, así como también el aumento de la imagen para mejorar la visualización.

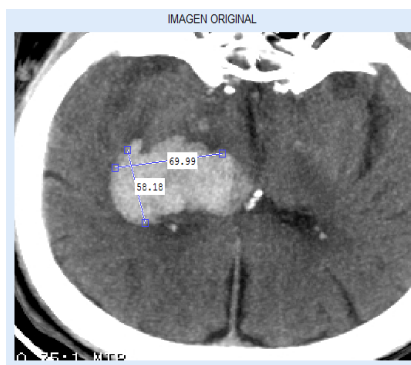


Figura 6.32 Imagen de Lilia Garzón del cerebro con hematoma aplicado el zoom y tomando la distancia del área de interés

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Las demás opciones que se presentan en el software son hechas con la ayuda y opinión del Ing. Mario Acosta especialista del área de radiología, con lo cual se consideró necesario ver las imágenes en secuencia, ya que son enviadas en formato JPG, el galeno tiene que observar cada una en tiempo diferente, el propósito es presentar al médico una opción más acertada donde la visualización sea precisa.

También se puede guardar la imagen procesada para contar con una base de datos del análisis que se realiza, a más de esto se puede escribir el diagnóstico en un archivo .txt, en el cual se puede guardar con el nombre del paciente y por consiguiente realizar un seguimiento si este será el caso; de esta manera si se requiere tener una visualización más exacta se puede hacer zoom sobre la imagen y restablecer la misma.

Para recopilar los datos informativos del paciente se trabaja con un archivo de Excel, en el cual se almacenan con la fecha del día en el cual fue atendido, a continuación en la tabla 6.1, se pone a consideración.

Tabla 6.1 Ítems para la recopilación de datos del paciente

C.I.					
Nombre					
Apellido					
Fecha de Nacimiento					
Edad					

Fuente: Investigador

Todos los ítems ya explicados serán de ayuda para obtener un diagnóstico más preciso de las imágenes médicas.

6.8 ADMINISTRACIÓN DE LA PROPUESTA

El presente trabajo se sustenta en la aplicación de los conocimientos teóricos adquiridos en la investigación realizada, la relevancia radica en la capacidad de sustentar y proveer herramientas a un área de conocimiento en la que descansa el bienestar de los seres humanos. Aquí se indica las pruebas que se realizaron al código final con las distintas imágenes. El programa cuenta con opciones, las cuales ayuda al análisis y diagnóstico que prescribe el galeno.

Para iniciar con el tratamiento y análisis de la imagen, tomada del Centro Radiológico Club de Leones, se realiza la variación de contraste, considerando que el rango con el cual se trabajar va desde cero a 255 pixeles, entonces al mover el mouse sobre la imagen se tiene el cambio de valores en el contraste, y de esta manera será óptimo la observación debido a que es equivalente a trabajar con densidades de la masa corporal, como ejemplo se tiene la figura 6.33, la cual corresponde a Luis Pena, tomada el 4 de junio del 2012.

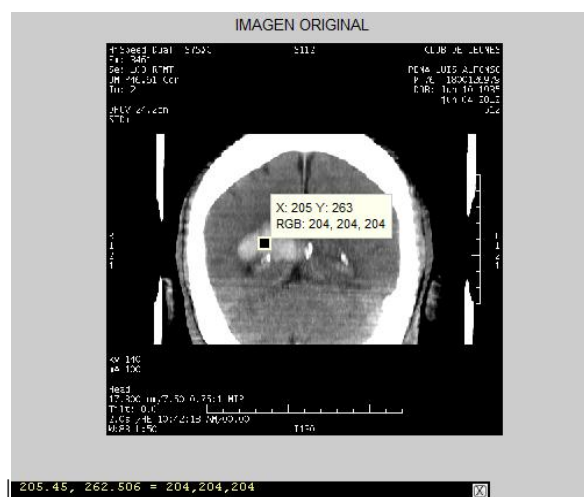
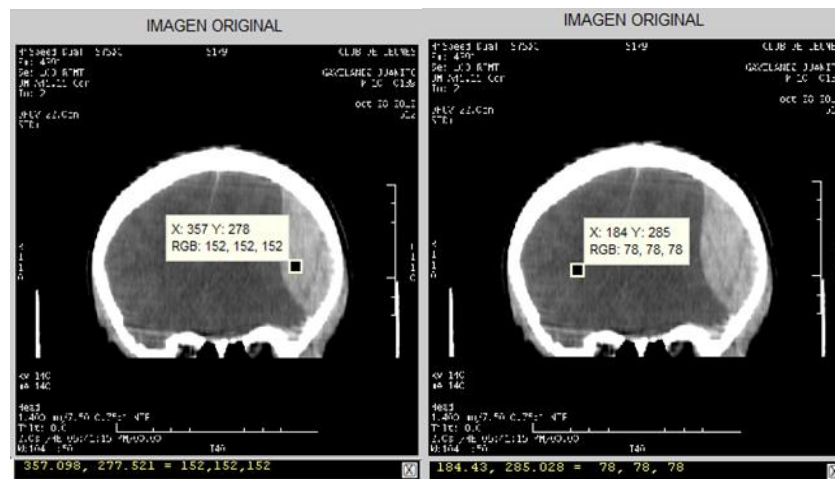


Figura 6.33 Luis Pena con derrame cerebral
Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.34 se analiza el caso de Juanito Gavilánez, tomada el 28 de octubre de 2012, el cual presenta un hematoma cerebral de un paciente de 55 años de edad, donde se observa que existe variación en los pixeles, puesto que se incrementa el número de los mismos. En la parte (b) se indica la cortical en la cual los valores no son tan altos como en el área a de interés.



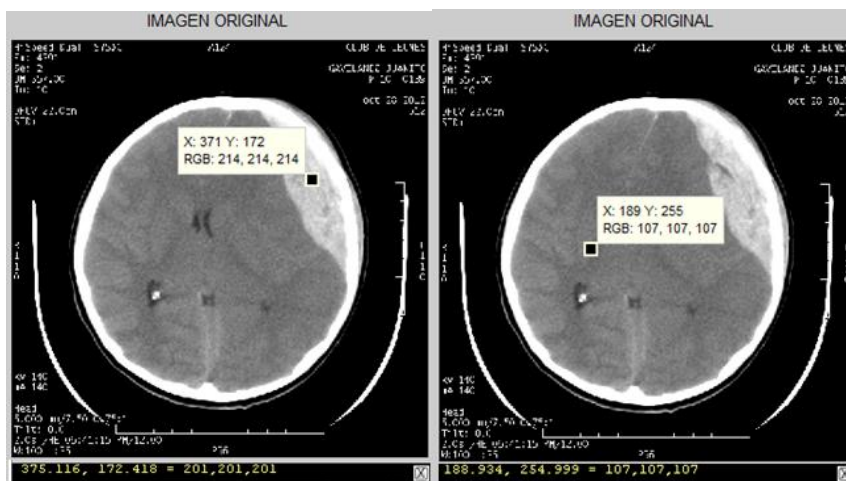
(a)

(b)

Figura 6.34 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma indicando el área de interés (b) Imagen con hematoma indicando la cortical

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Las imágenes de las figuras 6.35 y 6.36, muestran el mismo caso de Juanito Gavilánez, entre las cuales la diferencia es que cada una de ellas se presenta con diferentes cortes, con lo cual permite un análisis por separado; de esta manera en la figura 6.35 parte (a), está el área afectada indicando por el cursor y en la parte (b) se indica la cortical, la diferencia en el valor de los pixeles en las dos imágenes se nota debido a que resalta el área de interés.



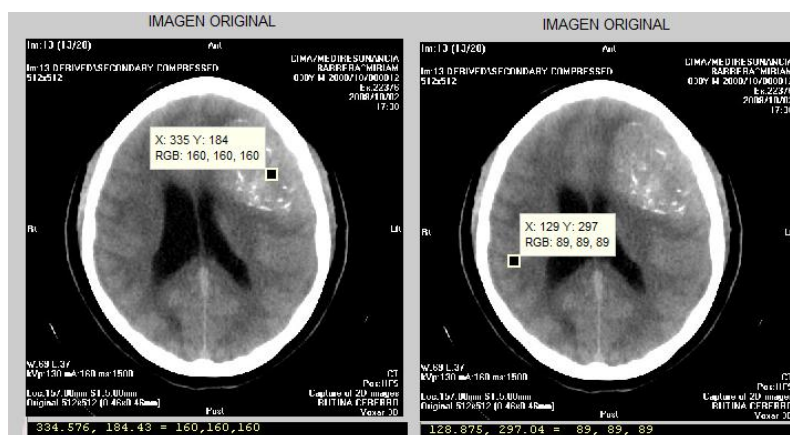
(a)

(b)

Figura 6 35 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma indicando el área afectada (b) Imagen indicando el área de los tejidos blandos

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Este caso corresponde a Barrera Miriam, tomada el 02 de octubre del 2012, el cual presenta una hidrocefalia en un paciente de 70 años de edad, en la figura 6.36 parte (a) se señala el área afectada del cerebro; en la parte (b) se indica con el cursor la parte de los tejidos blandos, con lo cual se distingue claramente la variación entre los valores de los pixeles y el área afectada tiene un valor más alto con lo que respecta al área normal del cerebro; con este análisis semeja a trabajar con densidades corporales.



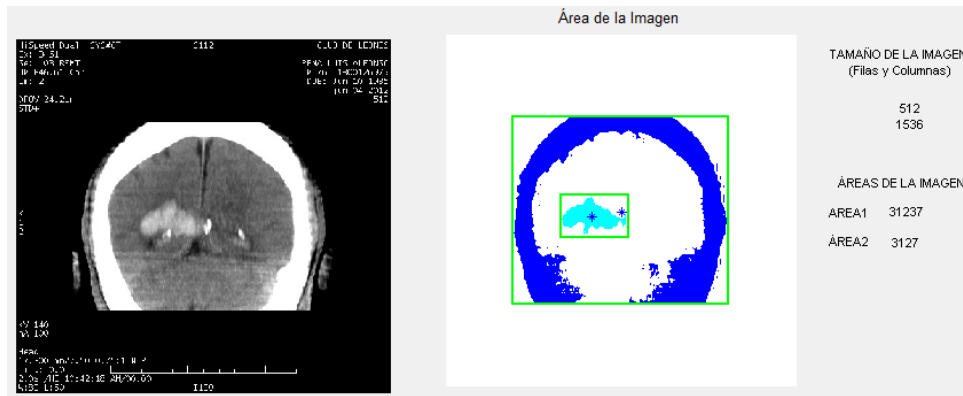
(a)

(b)

Figura 6.36 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia señalando el área afectada (b) Imagen indicando el área de tejidos blandos del cerebro

Fuente: Centro Radiológico CIMA Imágenes

Para el análisis de la figura 6.37, corresponde a Luis Pena, en el cual se considera la separación en áreas de la imagen en la cual se puede distinguir cada una con un color diferente, con lo cual la visualización es clara; además se obtiene la medida del área, la cual se va a tratar.



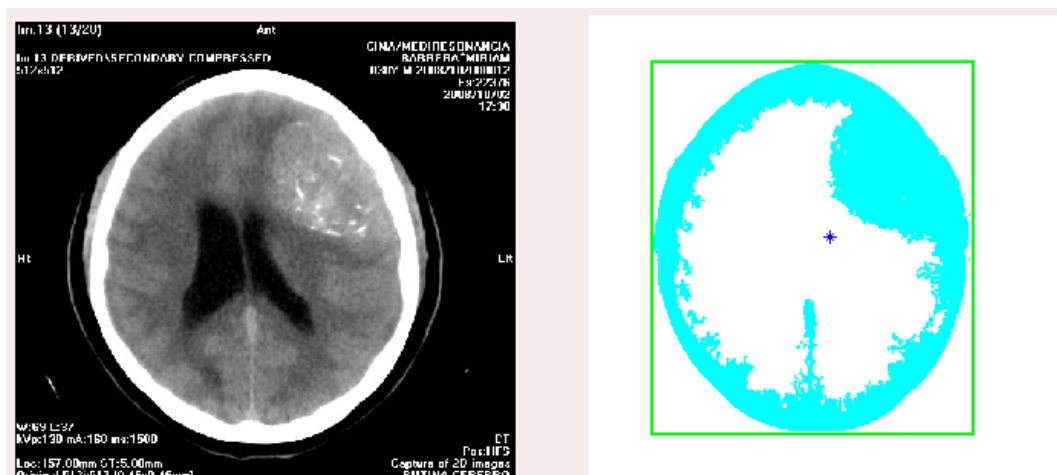
(a)

(b)

Figura 6.37 (a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen del cerebro con derrame cerebral separado en áreas

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

La separación de áreas en la figura 6.38, el cual corresponde a Barreara Miriam, donde se observa un solo color debido a que el área de interés se encuentra junta al contorno de la imagen.



(a)

(b)

Figura 6.38 (a) Imagen de Barreara Miriam con hidrocefalia indicando el área cortical (b) Imagen del cerebro con hidrocefalia separado en áreas.

Fuente: Centro Radiológico CIMA Imágenes

La separación de áreas en la figura 6.39, la cual corresponde a Juanito Gavilánez, donde presenta solo un color debido a que el área a estudiar se encuentra cerca del borde, el cual es impreciso separar la sección a analizar.

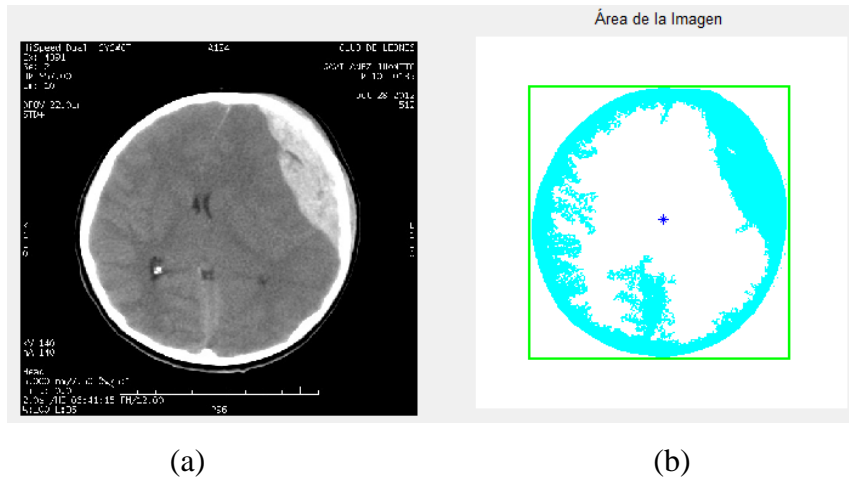


Figura 6.39 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma indicando el área afectada (b) Imagen del cerebro con hematoma separada en áreas

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

La binarización de las imágenes es una opción para mejorar la visualización, pues en la imagen tratada se distingue la parte del hueso que se torna denso y color negro, ahora la parte cortical es de color gris, en el cual se distingue claramente el derrame cerebral que presenta el caso de Luis Pena, el cual se observa en la figura 6.40.

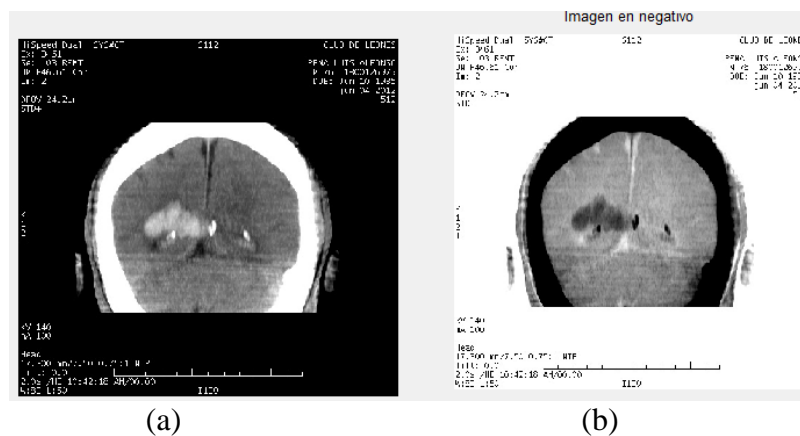


Figura 6.40 a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen aplicando el filtro negativo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la imagen de la figura 6.41, corresponde a Barrera Miriam, donde el área de interés resalta y se puede visualizar donde se produce la alteración, en este caso es importante observar la línea que separa a los ventrículos está desapareciendo, esto conlleva que ocasione una hidrocefalia.

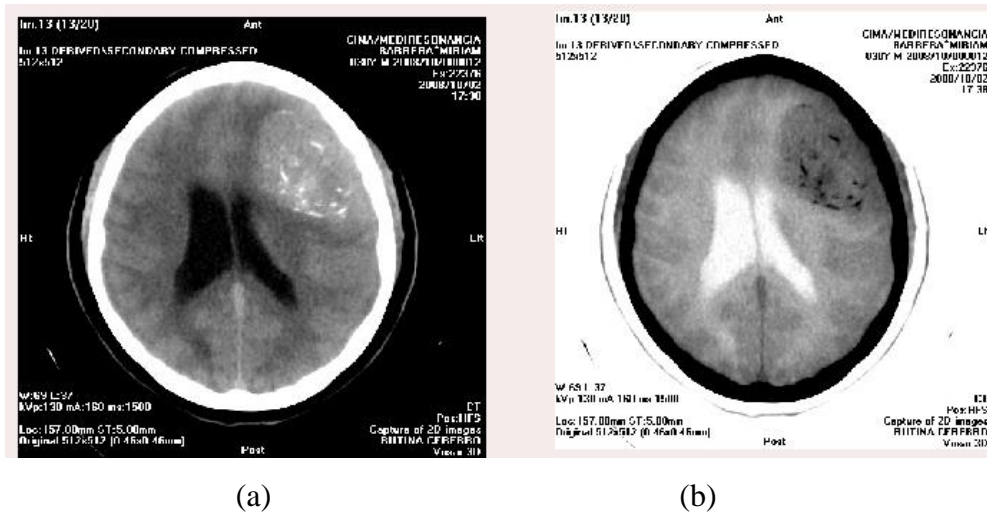


Figura 6.41 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen aplicando el filtro negativo

Fuente: Centro Radiológico CIMA Imágenes

En la figura 6.42, que pertenece a Juanito Gavilánez, en la cual la aplicación de binarización resulta conveniente de acuerdo al contraste que presenta en el área a analizar.

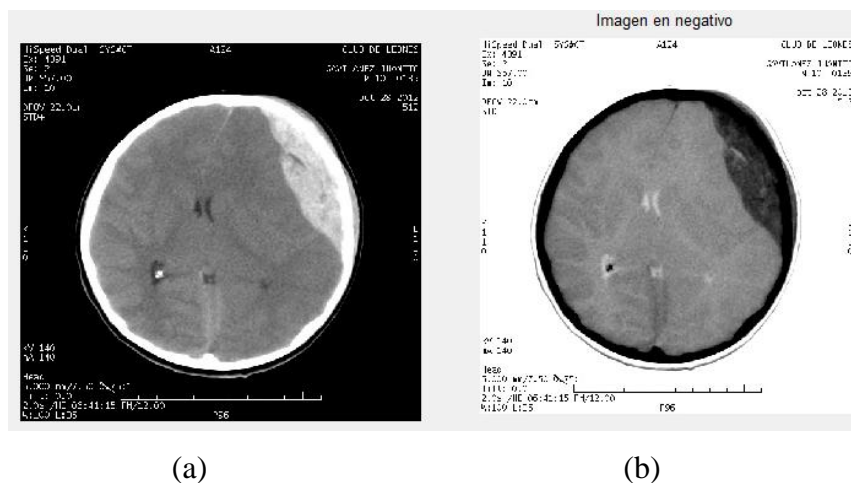
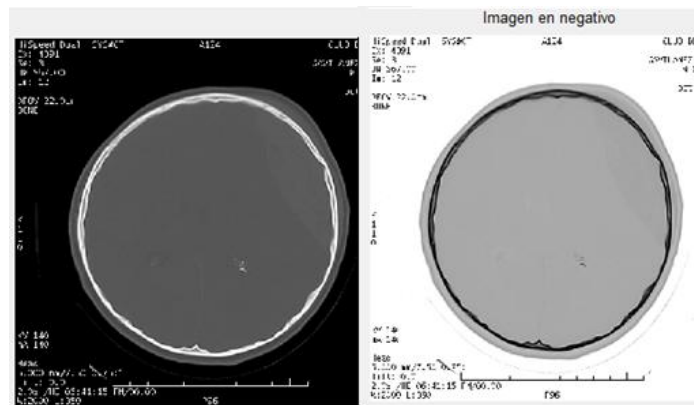


Figura 6.42 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro negativo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Las figuras 6.42 y 6.43 corresponden a Juanito Gavilánez, las cuales son tomadas de diferentes cortes para el caso de la figura 6.42 (b) el análisis de la imagen en binario es provechosa debido al realce del área donde se encuentra la anomalía en la parte del cerebro; en la figura 6.43 (b), la sección resalta pero no con la misma tonalidad que la figura anterior debido a que el corte en el que se presenta está totalmente opaco, lo cual dificulta la visualización



(a)

(b)

Figura 6.43 (a) Imagen de Juanito Gavilánez con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro negativo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

La aplicación de filtros en la imagen es importante porque son operaciones que se emplean a la imagen digital para mejorarla, a más de conseguir un efecto especial, en este caso el filtro paso alto resalta los bordes, refuerza el contraste de la imagen, además reduce el ruido suavizando las transiciones.



(a)

(b)

Figura 6.44 (a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen cerebral aplicando el filtro paso alto

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.44, perteneciente a Luis Pena, se observa que el realce de los bordes y del área de interés no produce cambio tan notable entre las dos imágenes

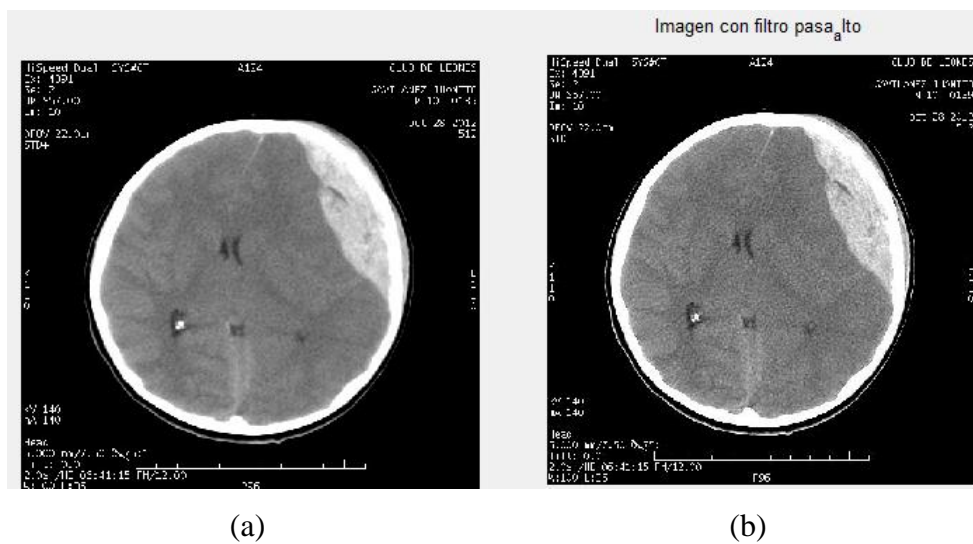


Figura 6.45 (a) Imagen Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro pasa alto

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.45, corresponde a Juanito Gavilánez, se observa que la aplicación de filtro paso alto resalta las frecuencias altas con lo que permite visualizar de mejor manera; en la figura 6.46 (b) el realce es productivo de cierto modo pues lo que se espera el resaltar el área que se analiza. Las figura 6.45 y 6.46, pertenecen al mismo paciente.

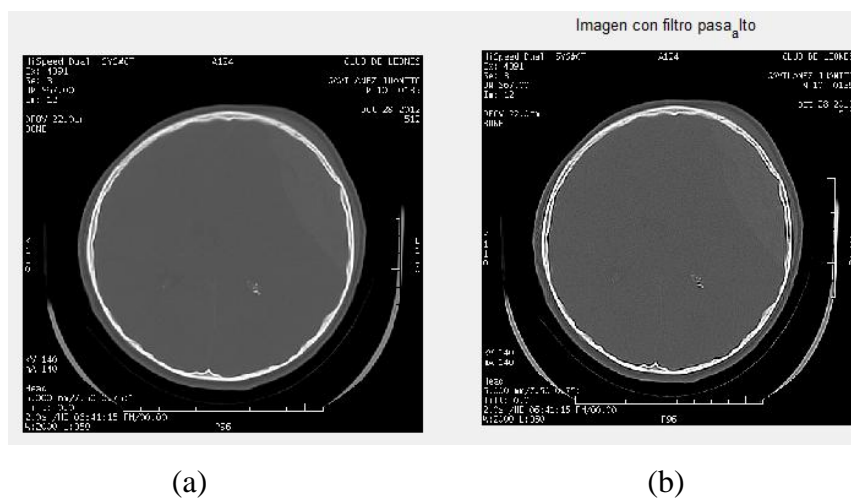


Figura 6.46 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicado el filtro paso alto

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Con la aplicación del filtro paso alto permite la visualización del contraste pues se realiza el realce de los puntos altos, en la figura 6.47 de Luis Pena, se aplica el filtro paso bajo el cual reduce el ruido de la imagen, y produce un efecto borroso de los bordes, perdiendo nitidez visual, pero se obtiene homogeneidad.

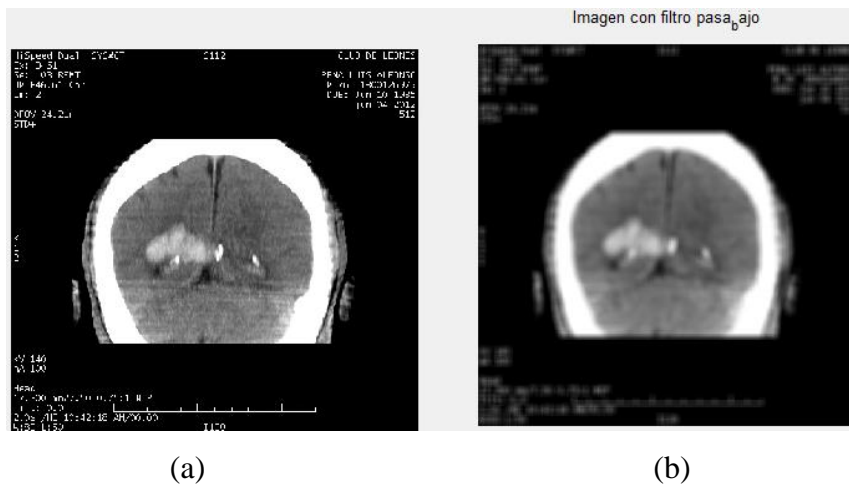


Figura 6.47 (a) Imagen de Luis Pena con derrame cerebral (b) Imagen aplicando el filtro pasa bajo
Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Al obtener una imagen homogénea el análisis resulta no tan útil pues es borrosa y las características no son claras. Como se observa en la figura 6.48 correspondiente a Juanito Gavilánez.

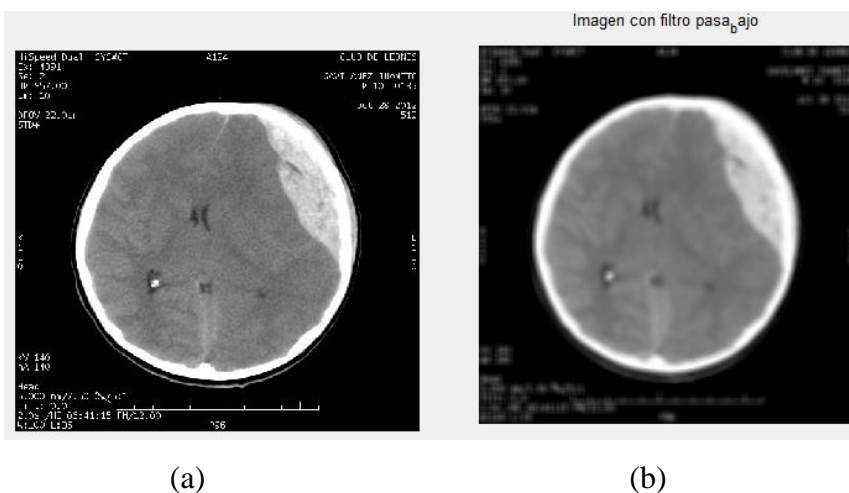


Figura 6.48 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro paso bajo
Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Siguiendo la opinión de Ing. Mario Acosta el dar colores a la imagen es de ayuda ya que resalta el contraste de la imagen y se puede observar las características con mayor exactitud, la aplicación de las componentes rojo, azul y verde, resaltara en algunas imágenes más que en otras. Se pone a consideración algunas imágenes aplicando esta técnica.

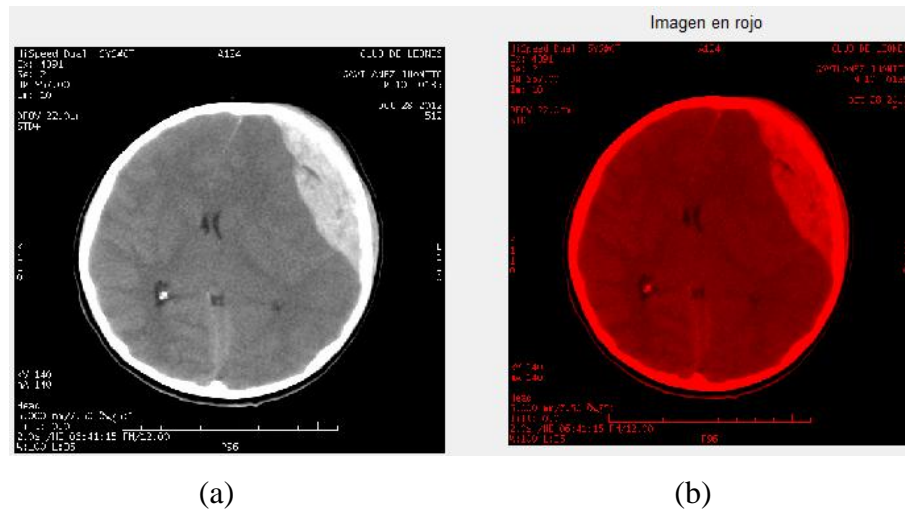


Figura 6.49 (a) Imagen de Gavilán Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando la componente rojo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

La aplicación de la componente en rojo resalta el contraste de la imagen especialmente el área de interés, con lo cual los detalles de la imagen son más claros, como por ejemplo en las figuras 6.49 y 6.50.

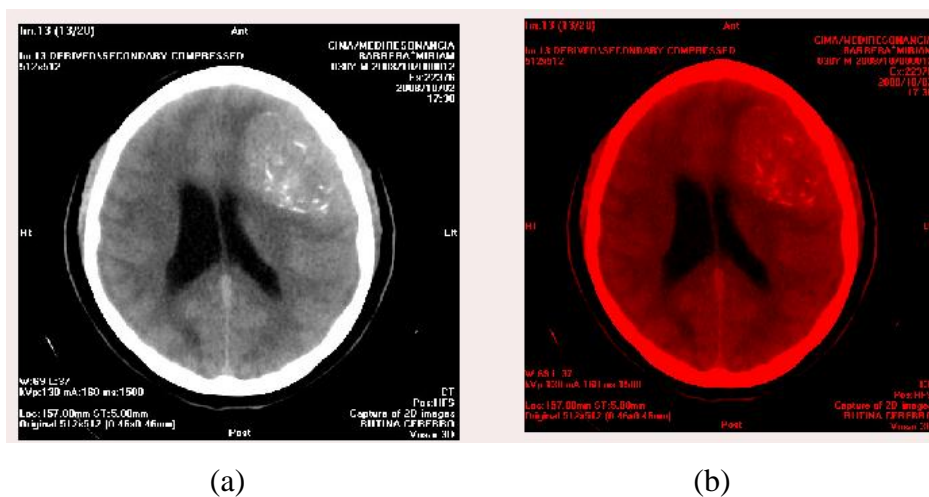
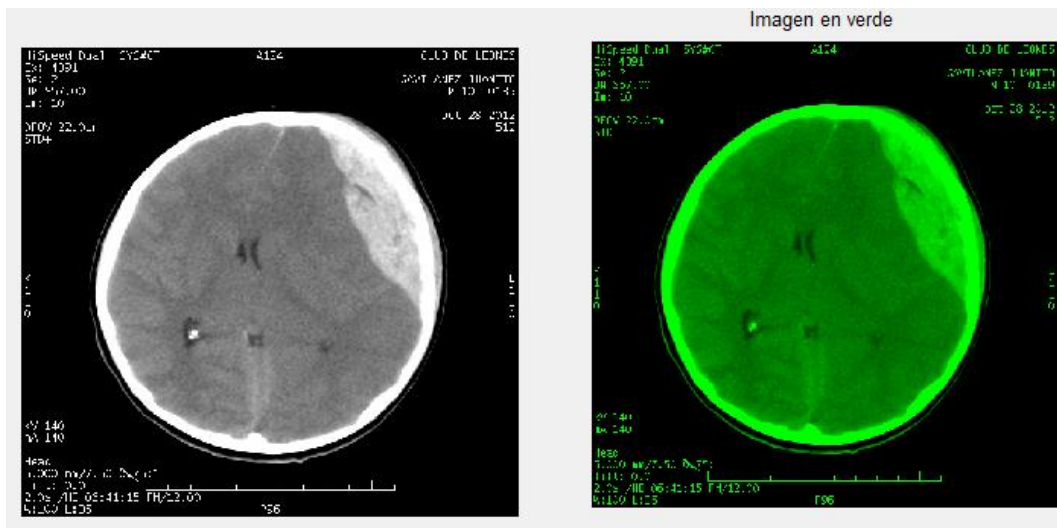


Figura 6.50 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen del cerebro aplicando el componente rojo

Fuente: Centro Radiológico CIMA Imágenes

En la figura 6.51 al emplear la componente verde su visualización es más precisa pues se observa con detalle los contornos y la distribución de la masa corporal.



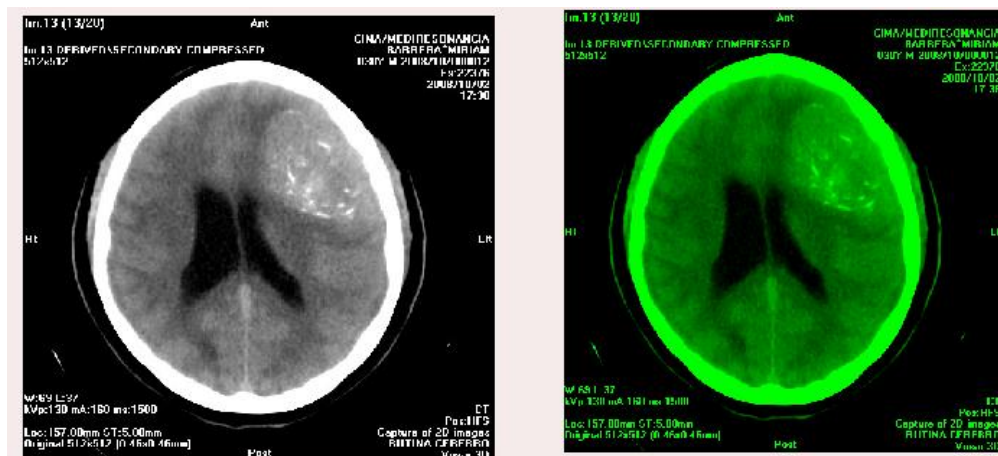
(a)

(b)

Figura 6.51 (a) Imagen de Gavilán Juanito con hematoma (b) Imagen con hematoma aplicando el componente verde

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En el componente verde las características de la imagen resaltan de tal manera que la observación resulta eficaz para el especialista, porque observa los contrastes del área de interés, como en la figura 6.52



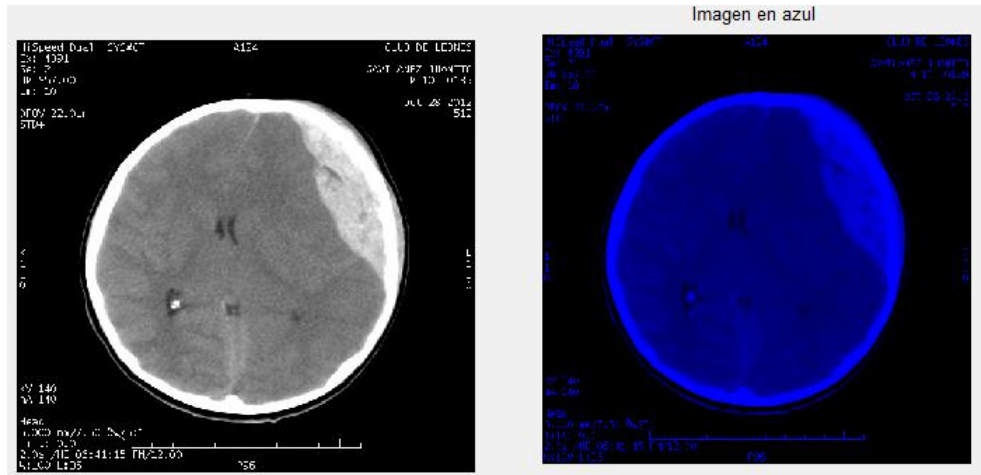
(a)

(b)

Figura 6.52 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen del cerebro aplicando la componente verde

Fuente: Centro Radiológico CIMA Imágenes

En la figura 6.53, el contraste del área de interés resalta en la imagen, sin embargo no resulta tan preciso como al aplicar el componente verde, debido a que las características se tornan opacas a comparación de los otros colores



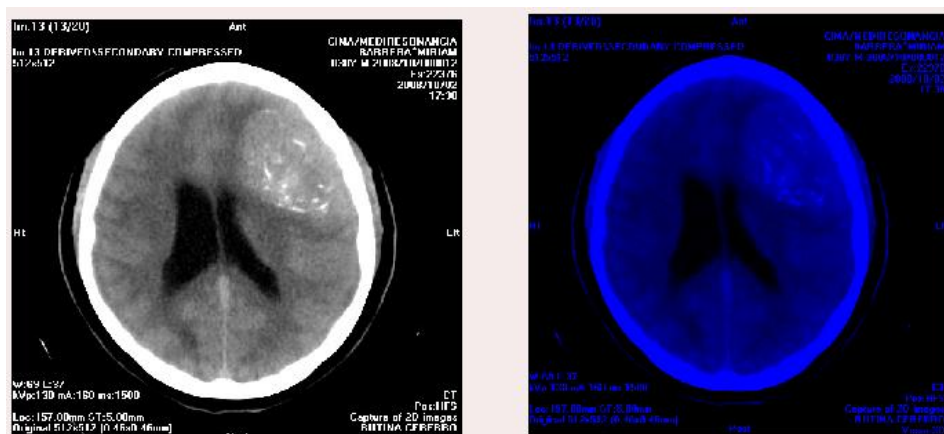
(a)

(b)

Figura 6.53(a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen con hematoma aplicando el componente azul

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

En la figura 6.54, la imagen con la variación del contraste se observa las características como la sección de interés a más de las anomalías en la línea que separa los ventrículos.



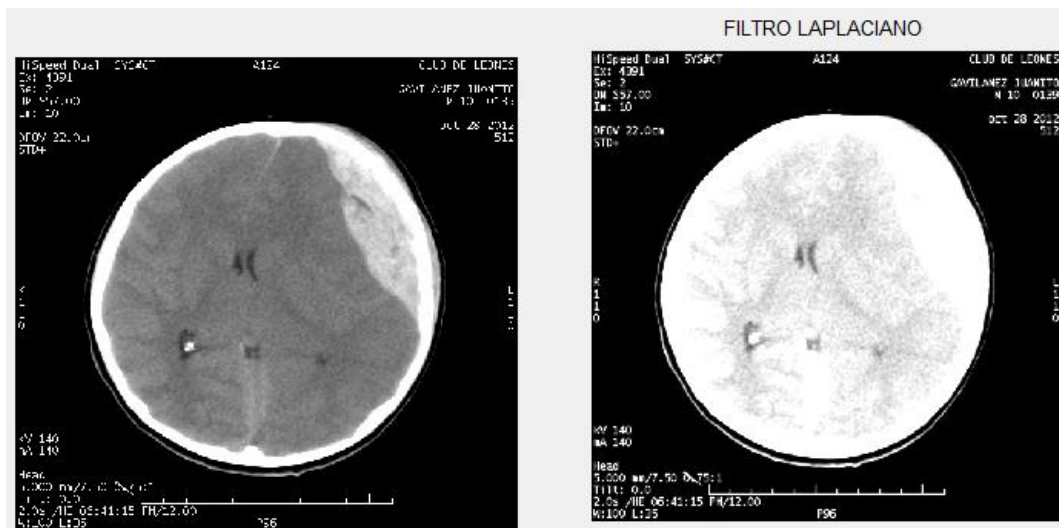
(a)

(b)

Figura 6.54 (a) Imagen de Barrera Miriam con hidrocefalia (b) Imagen con hidrocefalia aplicando la componente azul

Fuente: Centro Radiológico CIMA Imágenes

El filtro Laplaciano se aplica para resaltar las discontinuidades de los niveles de gris en la imagen, por lo cual su utilización también es en la detección de bordes.



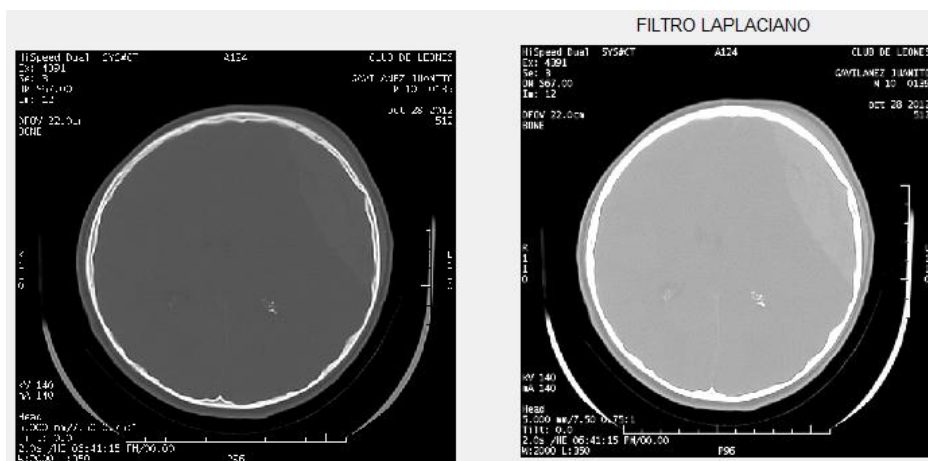
(a)

(b)

Figura 6.55 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro Laplaciano

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Para el caso de la figura 6.55, el filtro no es productivo de acuerdo a los resultados que presenta, ya que el contraste de la imagen lo satura y no se identifican las áreas; para la figura 6.56, los resultados son convenientes porque el filtro resalta el área a analizar, las dos imágenes corresponde al mismo paciente, sino que en diferentes cortes. Los cuales sirven para el análisis en cada uno de ellos.



(a)

(b)

Figura 6.56 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando el filtro Laplaciano

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

La aplicación de los demás filtros, así como el dar color a la imagen de la figura 6.56, no resulta conveniente de acuerdo a la textura que presenta, pues en consecuencia no se obtendrá mayor diferencia, para este caso se le analizaría con la aplicación de la variación de la resolución, la cual se utiliza para resaltar el área de la patología, como se observa en la figura 6.57.

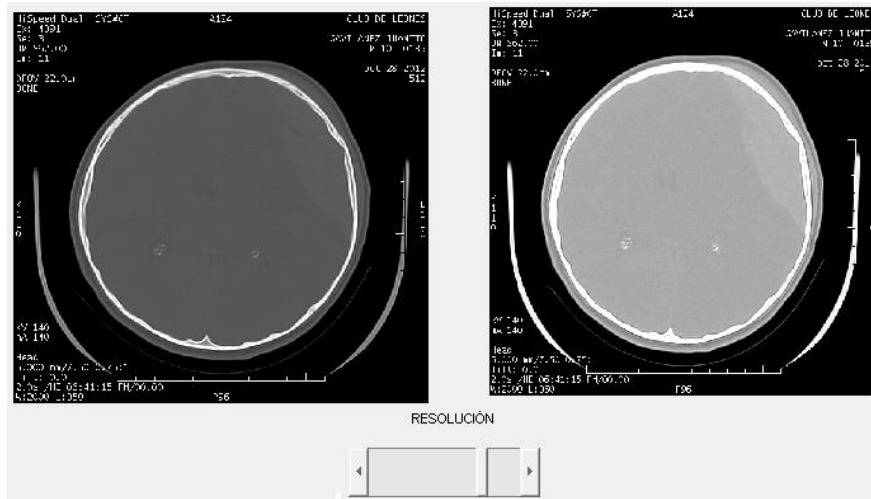


Figura 6.57 (a) Imagen de Gavilánez Juanito con hematoma (b) Imagen aplicando la variación de resolución

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Para la segmentación de la región de interés, se consideran distintas imágenes las cuales se analizan con la utilización del programa. En la siguiente imagen se estudia el área de los ventrículos, para lo cual en la figura 6.58 (a) se tiene una imagen normal de los ventrículos y en la parte (b) el caso de una paciente con anomalías.

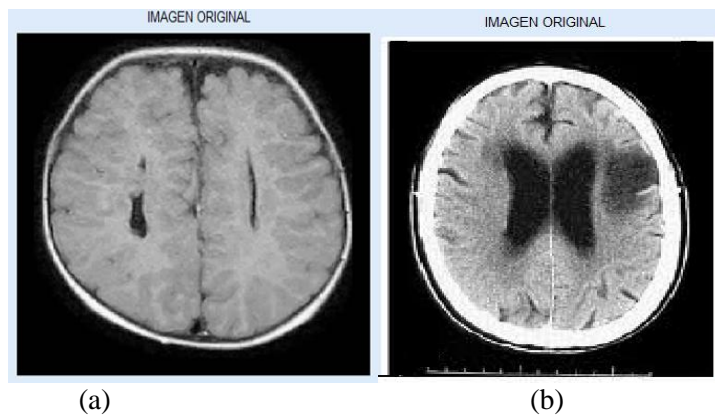


Figura 6.58 (a) Imagen del cerebro con ventrículos normales (b) Imagen con hidrocefalia
Fuente: Asociación de Radiología de Norteamérica. 2011

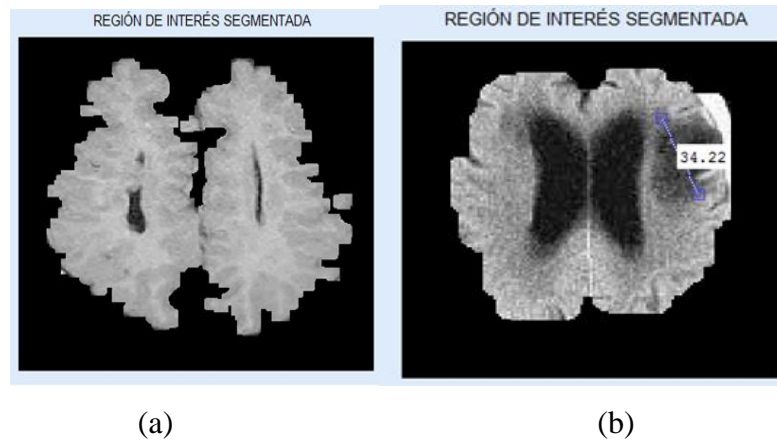


Figura 6.59 (a) Imagen segmentada del cerebro con ventrículos normales (b) Imagen segmentada con hidrocefalia
Fuente: Asociación de Radiología de Norteamérica. 2011

En la figura 6.59(a) los ventrículos normalmente son pequeños, es decir este paciente no presenta inconvenientes, pero en el caso (b) existe hidrocefalia y la mancha que se observa es debido a que en este caso tuvo un infarto cortical en la arteria cerebral izquierda, de esta manera se observa de manera clara, y el médico tratante con la ayuda del software podrá manipular la imagen de acuerdo a su criterio. En la figura 6.60 indica el caso de una derrame cerebral que se requiere ser operado inmediatamente, en la parte (a) se tiene la imagen completa para analizar el área de interés.

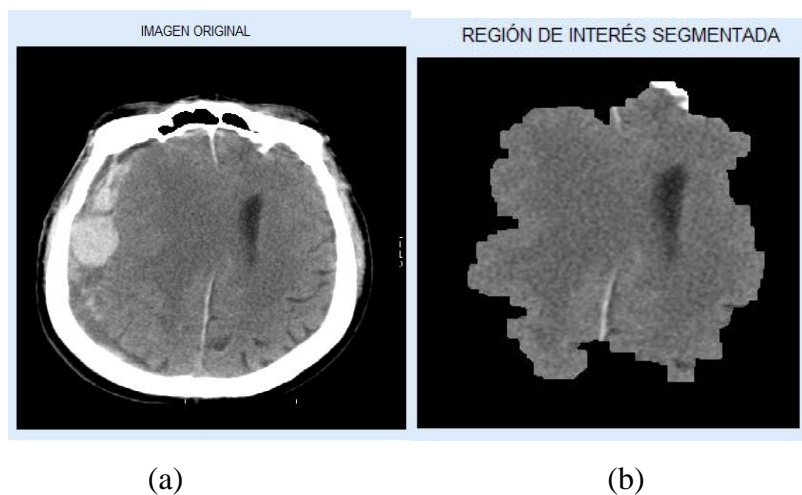
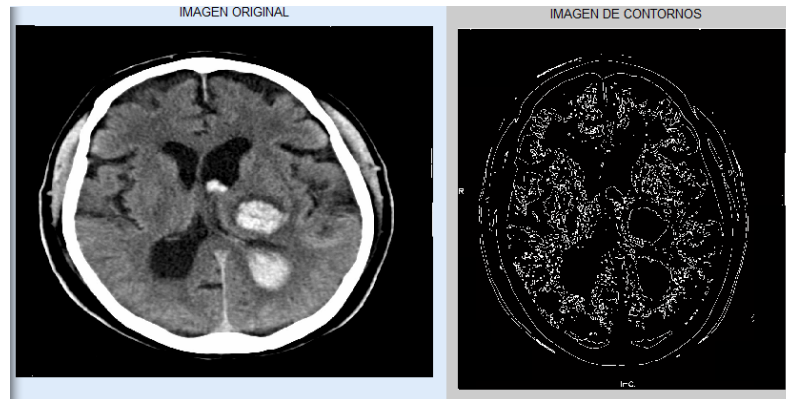


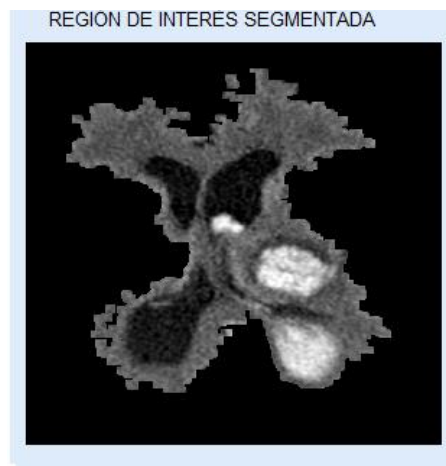
Figura 6.60 (a) Imagen segmentada del cerebro con derrame cerebral (b) Imagen segmentada del cerebro que presenta un derrame cerebral
Fuente: Asociación de Radiología de Norteamérica. (2011)

En la figura 6.60 (b) se observa la línea que se encuentra en el centro del cerebro se está desviando, el cual produce complicaciones en el funcionamiento del cerebro, el análisis conlleva a operar al paciente de forma inmediata para solucionar los inconvenientes que presente.

En la figura 6.61 (a) se tiene la imagen original y la imagen de contornos, con la cual se presenta un caso de tumores en el área del ventrículo derecho inferior.



(a)



(b)

Figura 6.61 (a) Imagen original y de contornos, (b) Región de interés

Fuente: Asociación de Radiología de Norteamérica. 2011

En la parte (b) los tumores que tiene los ventrículos están deformados y presentan hidrocefalia debido a la acumulación excesiva de líquido en el cerebro, que tiene como consecuencia una dilatación, la cual ocasiona una presión potencialmente perjudicial en los tejidos del cerebro, lo cual era la causa de su muerte.

Las demás opciones que se presentan en el software son hechas con la ayuda y opinión del Ing. Mario Acosta especialista del área de radiología, con lo cual se consideró necesario ver las imágenes en secuencia, ya que son enviadas en formato JPG, el galeno tiene que observar de una en una, el propósito es presentar al médico una opción más acertada donde la visualización sea precisa; también se tiene el guardar la imagen procesada para contar con una base de datos del análisis que se realiza, a más de esto se puede escribir el diagnóstico en un archivo .txt, en el cual se puede guardar con el nombre del paciente y por consiguiente realizar un seguimiento si este será el caso; en el caso que se requiera tener una visualización más exacta se puede hacer zoom sobre la imagen y restablecer la misma, todas estos items ya explicados serán de ayuda para obtener un diagnóstico más preciso de las imágenes médicas.

6.9 PREVENCIÓN DE EVALUACIÓN

El software que se ocupa es matlab cuyos objetivos son investigativos, demostrando su correcto funcionamiento; tomando en cuenta que al momento de utilizar este programa se debe considerar los derechos de autor de matlab, que para la fecha está en \$2.150 USD; y los paquetes necesarios se adquiere individualmente, por ejemplo en nuestro caso se necesitaría el siguiente, Image Processing Toolbox \$1.000 USD.

6.10 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

6.10.1 Conclusiones

- Para segmentar las imágenes se utilizó el algoritmo basado en crecimiento de regiones, donde busca los pixeles que tengan características similares, y posee un menor tiempo de ejecución de aproximadamente 1 segundo, con respecto a otros métodos convencionales como el basado en el análisis del histograma, en el cual se calcula a partir de los picos y valles de los pixeles presentes en la imagen, pero la desventaja en esta técnica es que puede ser difícil la identificación de estos, ya que en las imágenes del cerebro la intensidad luminosa es homogénea, y su tiempo de ejecución es mayor en el orden de los 6 segundos.
- Para obtener la detección de bordes se aplica el algoritmo de Canny el cual ocupa máscaras de convolución y está basado en la primera derivada; ayuda a tener buena detección y localización de contornos reales, lo que permite obtener mayor precisión en la claridad de las imágenes médicas debido a la complejidad que presentan en la variación de los niveles de grises, que por tratarse de este tipo de imágenes el ojo humano no es capaz de distinguir todas las tonalidades existentes.

- Para obtener la resolución de la imagen en todo el rango de 0 a 255 niveles de grises, se lo hace con el re-escalamiento de la intensidad de cada pixel, para lo cual se emplean técnicas como el negativo de la imagen, y aplicación de filtros paso bajo aplicando gauss para eliminar el ruido, y así también el filtro Laplaciano basado en la segunda derivada para controlar el brillo en la escala de grises.
- La ventaja del programa realizado es conocer los algoritmos matemáticos que se utilizaron para realizar cada uno de los procesos como por ejemplo al segmentar la región de interés, en la cual se aplica morfología matemática y lógica difusa, con esto se busca obtener datos precisos para determinar las variaciones en los niveles de grises, esta técnica se basa en la teoría de conjuntos que son caracterizados mediante un nombre o etiqueta que puede ser uno de los colores de RGB.

6.10.2 Recomendaciones

- El proyecto realizado se puede utilizar como muestra para investigaciones en el campo de tecnología como en la aplicación de DSP (Procesamiento digital de señales), el cual procesa audio, vídeo y las aplicación que requiera tiempo real, como por ejemplo se puede eliminar el eco en las líneas de comunicaciones, lograr hacer más claras imágenes de órganos internos en los equipos de diagnóstico médico, cifrar conversaciones en teléfonos celulares para mantener privacidad, analizar datos sísmicos para encontrar nuevas reservas de petróleo, hace posible las comunicaciones wireless LAN, el reconocimiento de voz, los reproductores digitales de audio, los modems inalámbricos, las cámaras digitales, todas estas son relacionadas con el proceso de señales.
- Para realizar el etiquetado y la localización de áreas en la imagen se debe descartar las áreas pequeñas presentes en las imágenes en este caso se eliminaron las menores a 700 pixeles, las cuales se puede tomar como

estructuras ruidosas e impiden el análisis y la correcta identificación de la región de interés

- Analizar las distintas técnicas de segmentación como basada en el umbral, watershed, y la más aconsejable para analizar es la de clustering porque realiza automáticamente el agrupamiento de los píxeles con el fin de encontrar niveles de grises distintas del resto, para tener mayor precisión en la ubicación del área de interés, y realizar pruebas con imágenes médicas de todo el cuerpo humano.
- Interpretar las imágenes médicas de acuerdo a las tonalidades que presentan, en las cuales se indican datos y características para el diagnóstico, de esta manera se puede deducir que el color negro representa al líquido cefalorraquídeo, el color gris es la sustancia blanca, y el color blanco es el sistema óseo, las cuales se utilizan para interpretar cada una de las áreas presentes en la imagen y determinar un análisis eficaz de las mismas.

BIBLIOGRAFÍA

Castellan, K. R. (1979). *Digital Image Processing*. USA. Ed. Prentice Hall. Pp. 368,369, 370

Esqueda E.J y Palafox L. (2005). *Fundamentos del procesamiento de imágenes*. México. Ed. Luis Median Pp.13, 14,56,58,70,71,72,73,95

García S, I. (2008). *Visión Artificial y Procesamiento Digital de Imágenes usando Matlab*. Ibarra- Ecuador. Pp. 25, 26, 27,96,97

Gonzales R. y Woods, R. (1992). *Digital Image Processing*, USA. Ed Addison-Wesley Publishing Company Pp. 7,88, 89, 185, 187,188,520,521,523, 541,550,551, 552

Pearson, D. (1991). *Image Processing*. UK. Ed. McGraw Hill Pp. 92,93, 111, 112, 113

Pérez J.L. 2006. *Manual de Patología General*. España Ed. Masson. S.A Pp. 5,6,7

Pitas, I. (1993). *Digital Image Processing Algorithms*. UK. Ed. Prentice Hall. Pp. 336,337, 369, 370

Pratt, W.K. (1991). *Digital Image Processing*. USA Ed. Wiley-Interscience Pp. 265,267, 290

Proakis J.G., Manolakis D. G., (1998). *Tratamiento digital de señales*. España. 3ra. Ed. Prentice Hall, In.Pp. 231, 232, 233,234

Serra, J. (1982). *Image Analysis and Mathematical Morphology*. London. Ed. AcademicPress Pp.165, 166, 167,168

Soria, E.; Martínez M.; (2003). *Tratamiento digital de señales*. Madrid. Ed. Pearson Educación. S.A. Pp. 352, 365, 452

Novelline A. R.; (2003). *Fundamentos de Radiología*. España. Ed. Masson. S.A. Pp. 69,70

LINKONGRAFÍA:

Martínez F. (2011). *Definición de electrónica*. Recuperado de

http://www.viasatelital.com/proyectos_electronicos/definicion_electronica.htm

Cordero M. (2011). *Definición de Electrónica Básica, Digital y Analógica*.

Recuperado de <http://milenacordero905.blogspot.com/2011/11/11definicion-de-electronica.html>

Clase Qsl, Biomedicina. (2010). *Definición Biomedicina, concepto y objetivos*.

Recuperado de <http://www.encyclopediasalud.com/categorias/ecologia-biologia-y-biomedicina/articulos/que-es-la-biomedicina-definicion-concepto-y-objetivos/>

Martínez L. (2011). *Ingeniería Biomédica*. Recuperado de

http://www.cenetec.salud.gob.mx/Curso_I_Clinica08/PDF/I_B_Mex.pdf.

García M. (2009). *Introducción al Procesamiento Digital de Imágenes*.

Recuperado de <http://www.slideshare.net/IDVicMan/introduccion-al-procesamiento-digital-de-imagenes>

ALAR. (2010). *Medicina*. Recuperado de <http://www.universidades-rusia.com/latinoamerica/paginasbody/orivocacional/medicina.htm>

Asociación de Radiología de Norteamérica. (2012). *Rayos X del tórax*

(*Radiografía de tórax*). Recuperada de <http://www.radiologyinfo.org/sp/info.cfm?pg=chestrad>

Díaz J. (2006). *El diagnóstico médico: bases y procedimientos*. Recuperado de

http://bvs.sld.cu/revistas/mgi/vol22_1_06/mgi07106.htm.

Asociación de Radiología de Norteamérica. (2011) *Imágenes: Rayos X óseo (radiografía)*. Recuperada de:

<http://www.radiologyinfo.org/sp/photocat/gallery2.cfm?pg=bonerad&startrow=31>

Hill G. (2002). *Canny Edge Detection Tutorial*. Recuperado de [http://analizador-osteoporosis.googlecode.com/svn/trunk/textos/Detecci%C3%B3ndeBordes-](http://analizador-osteoporosis.googlecode.com/svn/trunk/textos/Detecci%C3%B3ndeBordes-Canny.pdf)

[Canny.pdf](http://analizador-osteoporosis.googlecode.com/svn/trunk/textos/Detecci%C3%B3ndeBordes-Canny.pdf)

GLOSARIO DE TÉRMINOS

Adelgazamiento: es una operación morfológica que es usada para remover píxeles del primer plano seleccionados de imágenes binarias. La salida es una imagen binaria que muestra las figuras formadas por píxeles del primer plano adelgazadas, es decir, de un píxel de ancho sin perder la forma básica de la figura.

Apertura: es una operación morfológica que suaviza los contornos de una imagen. Elimina pequeños salientes. Abre pequeños huecos. Elimina franjas o zonas de un objeto que sean “más estrechas” que el elemento estructural.

Binarización: conversión de una imagen en escala de grises a una imagen lógica (0=negro, 1=blanco).

Contraste: Diferencia de ennegrecimiento entre dos zonas cualquiera de una imagen.

Dilatación: La transformación morfológica de base es la dilatación, que combina dos conjuntos por medio de la suma de elementos del conjunto; se aplica para rellenar zonas incompletas de la imagen o eliminar detalles no deseados. "Amplía" la imagen.

Erosión: La erosión es la operación morfológica dual de la dilatación. Es la transformación morfológica que combina dos conjuntos usando el concepto de inclusión; Se aplica en la eliminación de los detalles irrelevantes de la imagen. "Reduce" o "afina" la imagen.

Escala de grises: Es una escala de tonos grises utilizada para comprobar la reproducción tonal. En los sistemas informáticos, es una función para determinar la gamma de claridad de cada píxel de la pantalla de monitor desde el negro (0) hasta el blanco (255), dando una escala de 256 niveles escalonados de grises.

Histograma: Gráfico de barras que indica la distribución de tonos en una imagen. El eje horizontal muestra el nivel del tono (brillo), mientras que el eje vertical indica el número de píxeles. Las barras del gráfico muestran el número de píxeles de un determinado brillo en la imagen.

Imagen: El término imagen monocroma o simplemente imagen, se refiere a una función bidimensional representando intensidad de luz, donde x e y son las coordenadas espaciales y el valor de f en cualquier punto (x,y) es proporcional al brillo (o nivel de gris) de la imagen en ese punto.

Imagen diagnóstico: Imagen estandarizada que se utiliza para buscar errores en equipos y procesos de captación y tratamiento de imagen.

Matiz: Término muy próximo a tonalidad y tono. El matiz o tono es el resultado de la modulación de un color base mediante la combinación de un porcentaje del mismo con el blanco u otro color distinto. Aplicado a la reproducción tramada se llamará matiz a cualquier tono resultado de la aplicación de un porcentaje de trama, combinando uno o más colores base, que genere una sensación de color distinta a los citados colores primarios

Morfología Matemática: La palabra morfología significa forma y estructura de un objeto. Para imágenes binarias se definen operaciones morfológicas. Y con estas se constituye una herramienta de extracción de componentes de imagen útiles en la representación y descripción de la forma de las regiones.

Píxel: Acrónimo formado con las palabras inglesas 'Picture' 'element'. Es el elemento simple de una imagen digital.

Relleno de regiones: Operación morfológica, la cual mediante la dilatación condicionada al complementario del objeto a partir de un punto inicial (semilla).

Resolución: La resolución es la densidad de puntos, o píxeles, que tiene una imagen. Dicho de otra manera: La resolución nos indica la cantidad de píxeles que hay en una determinada medida de longitud (una pulgada o un centímetro).

Segmentación: Es la subdivisión de la imagen en sus partes constituyentes u objetos.

ANEXOS

Anexo A: Modelo de Encuesta Aplicada

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

**FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E
INDUSTRIAL (FISEI)**

**Encuesta dirigida para los médicos y técnicos de los centros radiológicos de la
ciudad de Ambato**

OBJETIVO: Recolectar información sobre la eficacia y la calidad del diagnóstico que dan los médicos basándose en radiografías

INSTRUCTIVO:

- Procure ser lo más objetivo y veras
- Marque con una X en el paréntesis la alternativa que usted eligió.

1.- ¿Cuáles son los medios adecuados para un mejor diagnostico?

- Por imágenes
- Por exámenes médicos
- Por los dos medios

2.- ¿Considera importante el manejo de imágenes digitales para determinar anomalías de manera precisa?

SI..... NO.....

3.- ¿Sería eficiente la separación de las imágenes en regiones para establecer un posterior análisis?

SI..... NO.....

4.- ¿Cree que en las imágenes 2D será necesario la compresión para ahorrar recursos de almacenamiento?

SI..... NO.....

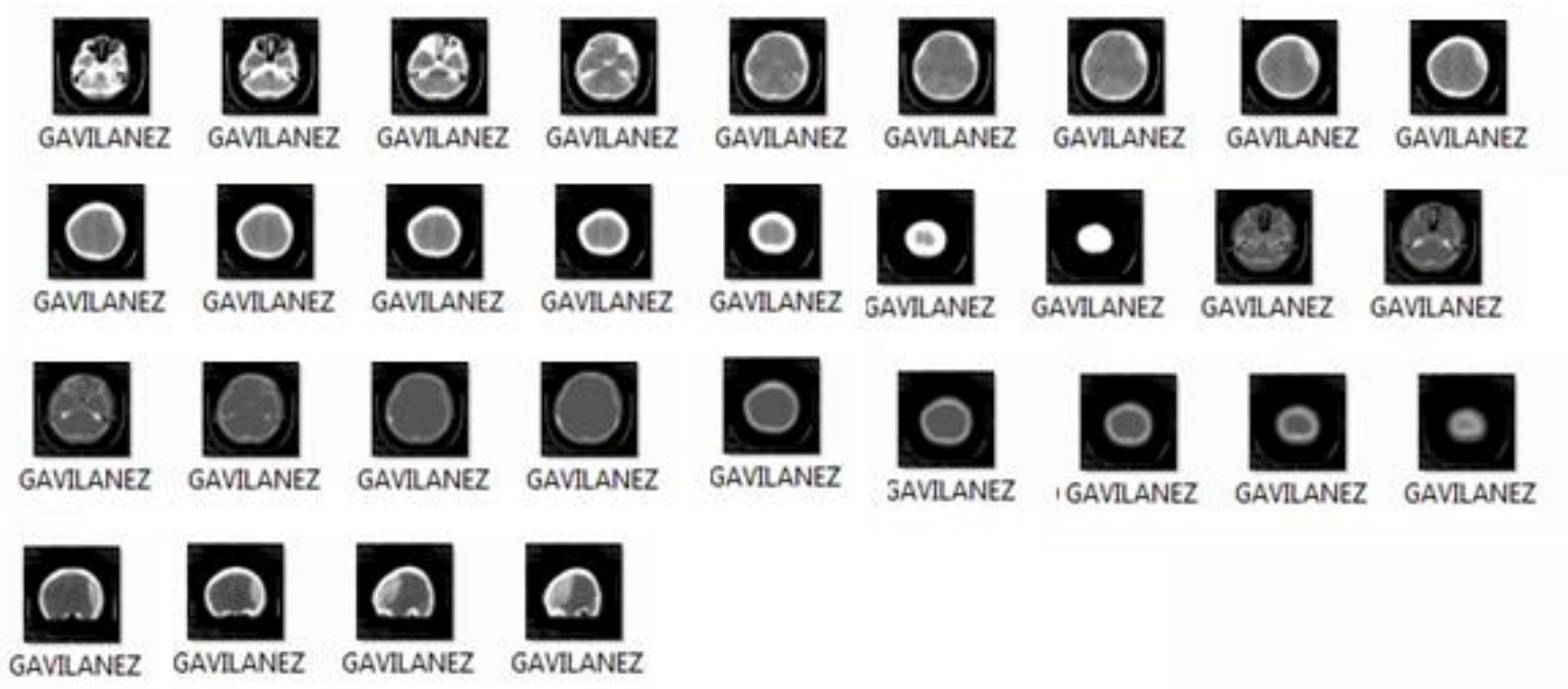
5.- ¿Considera necesario la optimización de las imágenes para evitar pérdidas sensibles en la calidad de las mismas?

SI..... NO.....

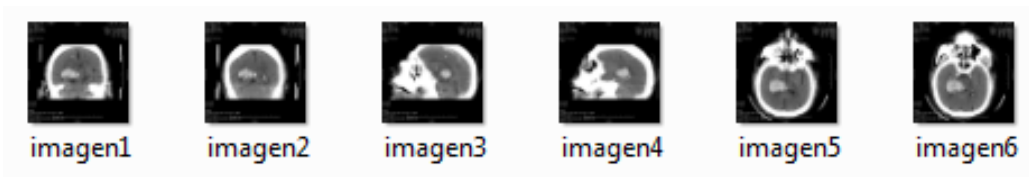
Anexo B: Base de Datos de Imágenes

Las imágenes están en formato JPG, las mismas que pertenecen a diferentes pacientes.

Paciente 1



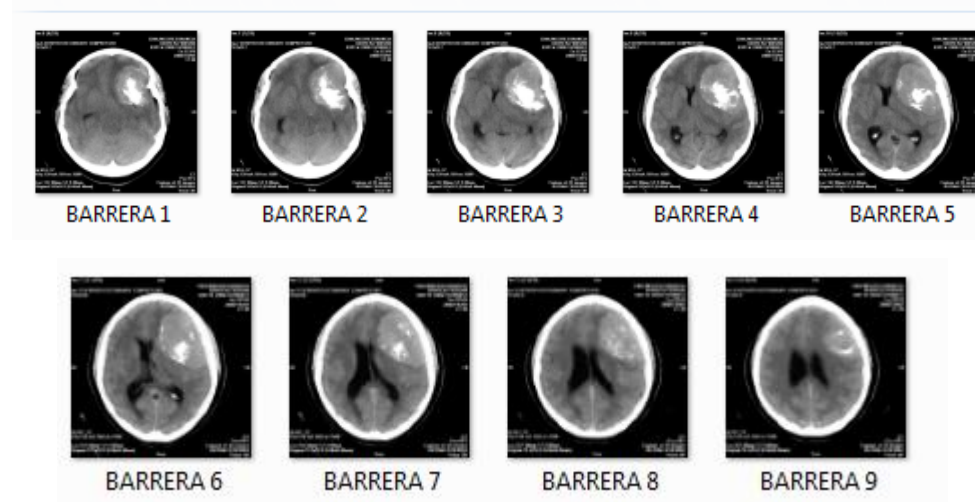
Paciente 2



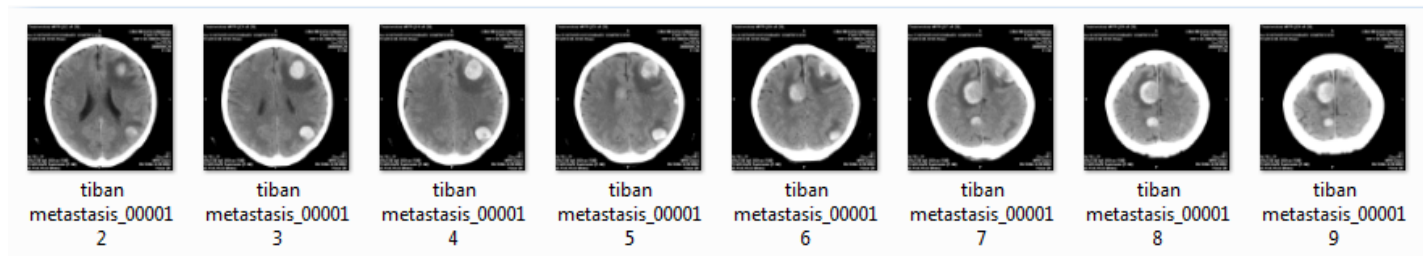
Paciente 3



Paciente 4



Paciente 5



Anexo C: Manual de Usuario

Programa para el análisis de Imágenes Médicas

En este manual se presenta una ayuda para facilitar el análisis y estudio de las imágenes médicas, a continuación se explica de manera detallada las opciones del programa.

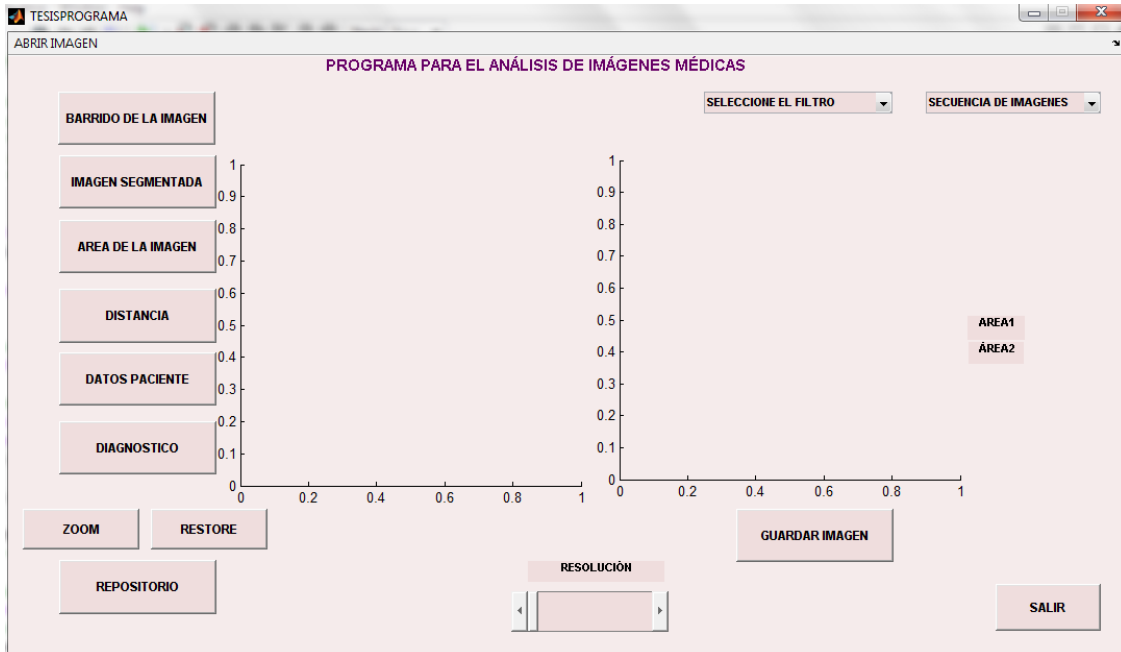


Figura C.1 Interfaz principal

Fuente: Investigador

En la interfaz gráfica se presentan las siguientes opciones:

- **Abrir la imagen**

En la esquina superior izquierda se tiene la opción para abrir la galería de imágenes de la figura C.2, las mismas que se utilizan para la demostración del programa, el tamaño de la imagen con la que se trabajara se visualiza en la parte derecha, la cual está dada en filas y columnas

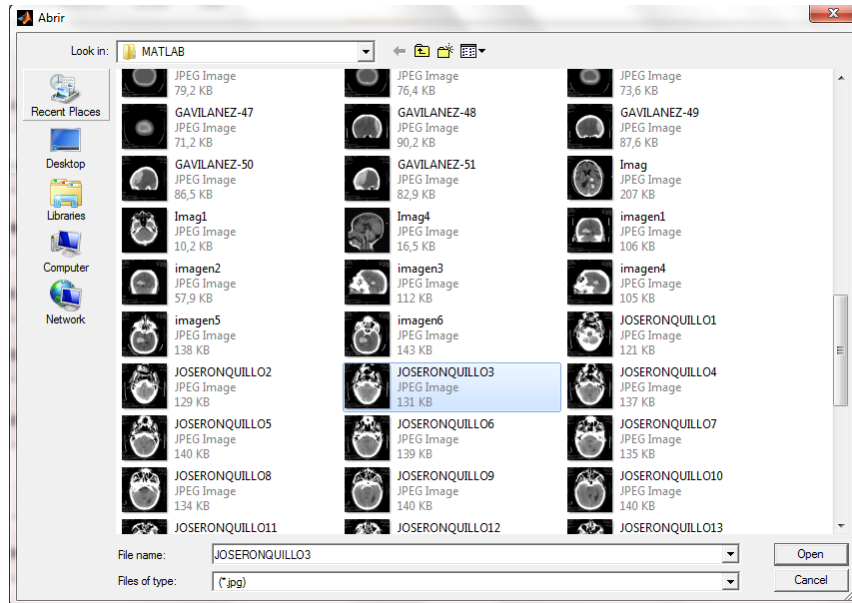


Figura C.2 Galería de Imágenes

Fuente: Investigador

- **Barrido de la imagen**

Se aparece la imagen de contornos y junto con ella un cuadro de diálogo el cual solicita el número de puntos a marcar para escoger el área de interés, una vez establecidos el número se procede a marcar dentro de imagen ya distinguida la sección establecida.

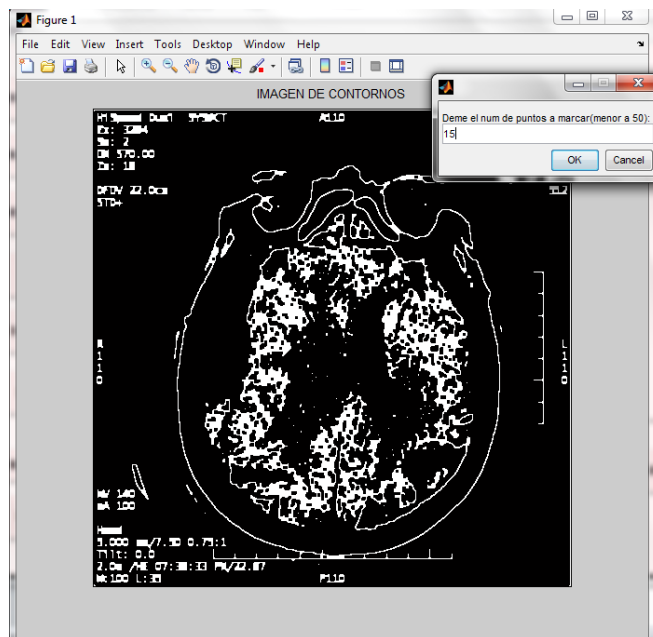


Figura C.3 Imagen aplicando el barrido

Fuente: Investigador

- **Imagen segmentada**

En esta apartado se visualiza el área que se selecciono en la sección anterior, aparece el área de interés segmentada

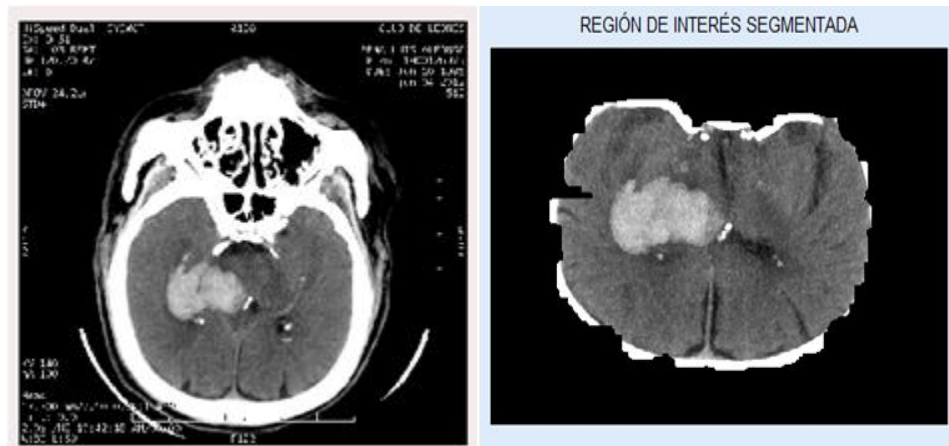


Figura C.4 Imagen con la Región de interés segmentada

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Área de la imagen**

Se establece cada sección con un color diferente para la diferenciación de cada una de las áreas que existen en la imagen, con lo cual permite la diferenciación en cada una de ella y su valor se observara en la parte derecha de la imagen.

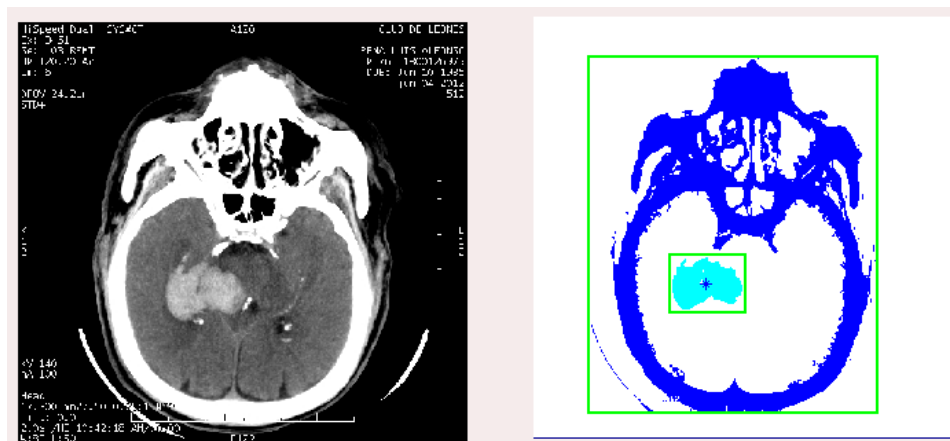


Figura C.5 Área de la imagen

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Distancia**

Se conseguirá obtener el tamaño de la sección que se desea.

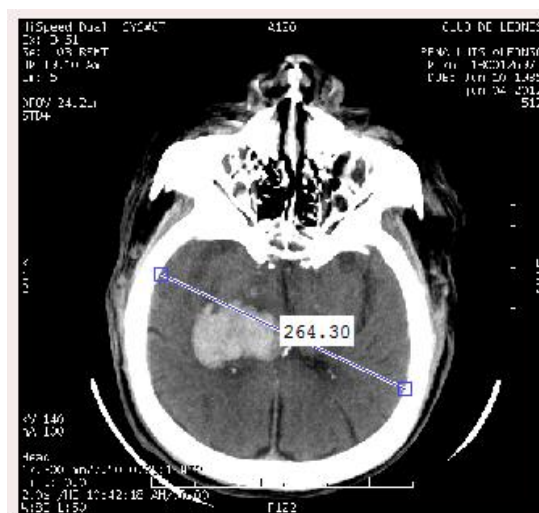


Figura C.6 Aplicando la función distancia en la imagen

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Datos del paciente**

Para colocara los datos del paciente se abrirá una archivo de Excel, en el cual los libros se ordena por fecha según los días en los cuales se presenten.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	C.I.	1804476669	1804526695						
2	Nombre	Carolina	Daniela						
3	Apellido	Suarez	Calderón						
4	Fecha de Nacimiento	05/11/1988	30/11/1985						
5	Edad	24	27						

Figura C.7 Datos del paciente archivo en Excel

Fuente: Investigador

- **Diagnóstico**

Esta opción presenta un archivo .txt en el cual se escribirá las observaciones que tienen para el paciente y se guarda con su respectivo nombre, para tener un seguimiento de acuerdo como sea el caso.

```

1 Señora Daniela Calderón
2 |

```

Figura C.8 Escribir el diagnóstico en un archivo txt

Fuente: Investigador

- **Zoom., Restore**

Se puede aumentar y restablecer las imágenes de acuerdo al criterio del galeno y según su punto de vista

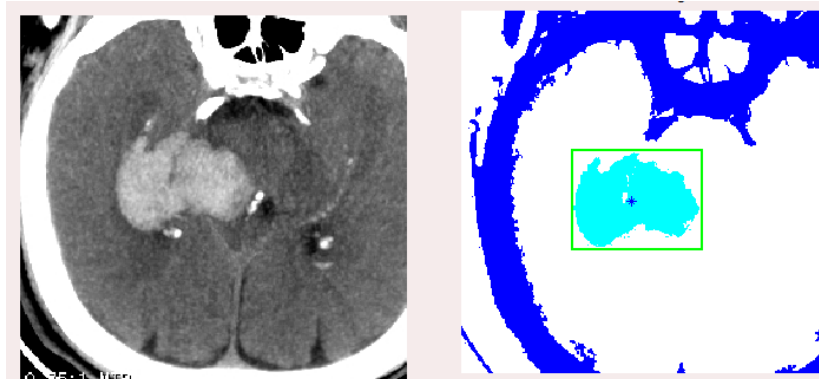


Figura C.9 Aplicación de la función zoom en la imagen

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Resolución**

Se podrá variar la resolución de la imagen según corresponda, y sea el caso



Figura C.10 Variación de la resolución manualmente

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Guardar la imagen**

Tendrá la opción de guardar la imagen ya procesada según sea el caso para continuar con el análisis de la misma, la cual se almacenará por defecto en la carpeta de Matlab con el nombre respectivo que se le asigne

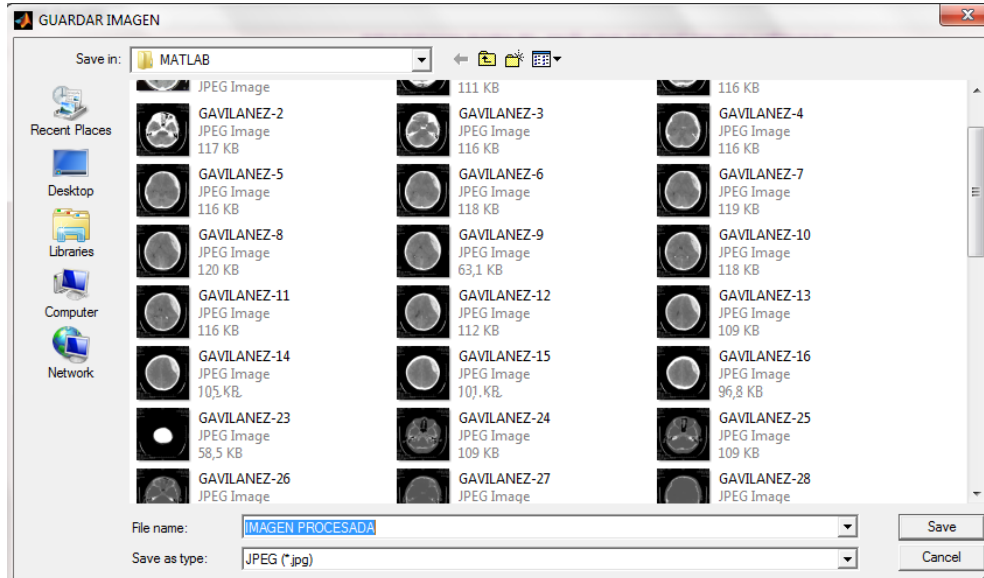


Figura C.11 Guardar la imagen modificada

Fuente: Investigador

- **Seleccionar filtros**

Se encuentra una lista de opciones dentro de este ítem, con lo cual permite el realce de contraste dentro de la imagen

Imagen en binario

Se muestra una imagen en blanco y negro

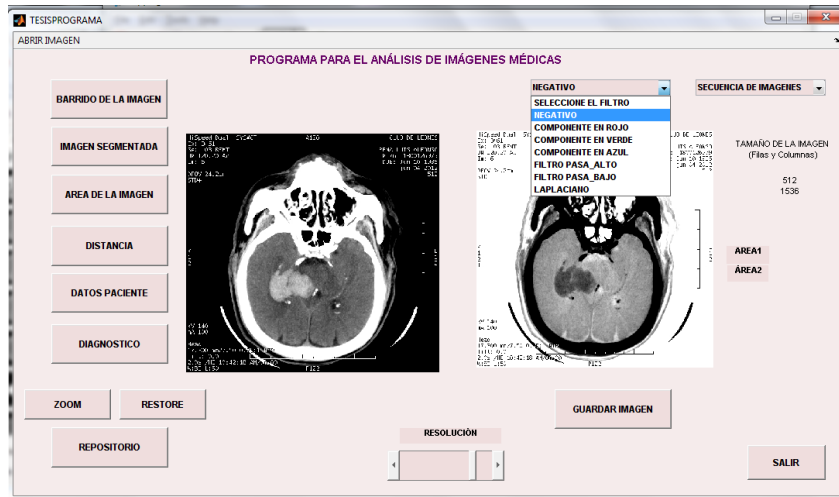


Figura C.12 Imagen aplicando el filtro binario (negativo)

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Componte en rojo

La imagen tomara un color rojo



Figura C.13 Imagen aplicando el componente rojo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Componente verde

La imagen se tornara verde

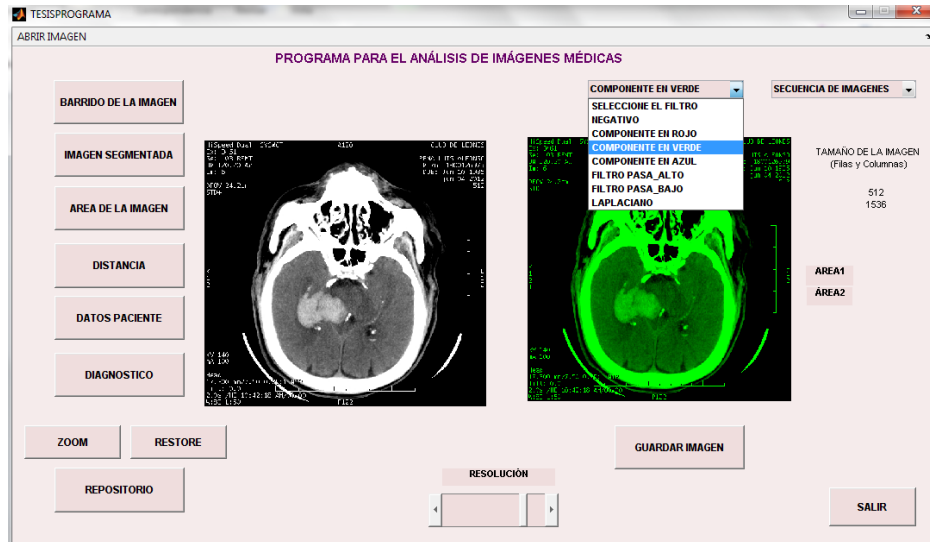


Figura C.14 Imagen aplicando el componente verde

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Componente azul

En la imagen se torna de color azul

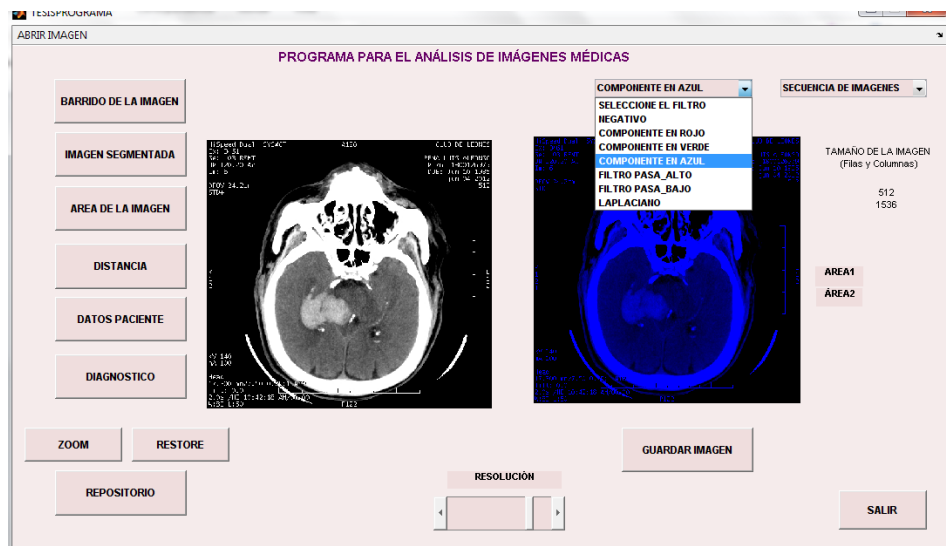


Figura C.15 Imagen aplicando el componente azul

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Filtro pasa alto

Resalta los bordes y el contraste de la imagen

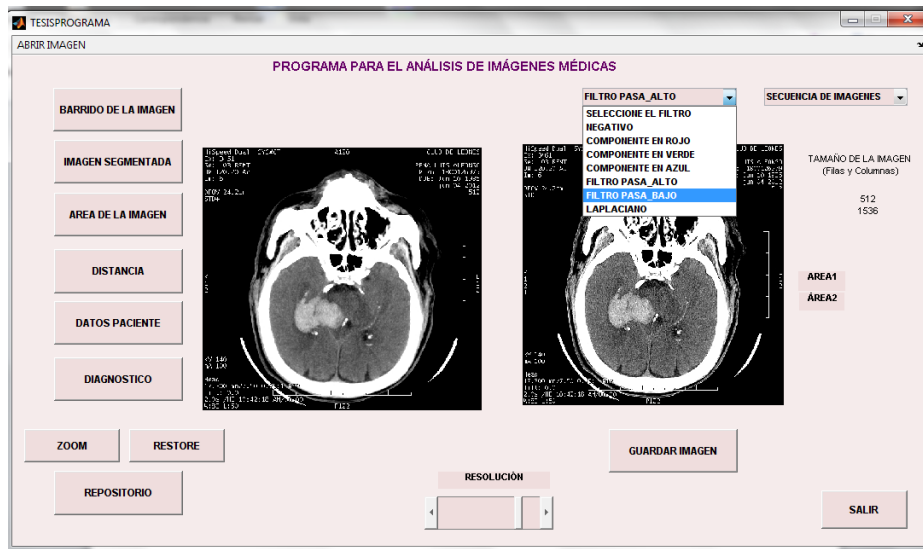


Figura C.16 Imagen aplicando el filtro pasa bajo

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Filtro pasa bajo

Suaviza la imagen y elimina el ruido que tiene

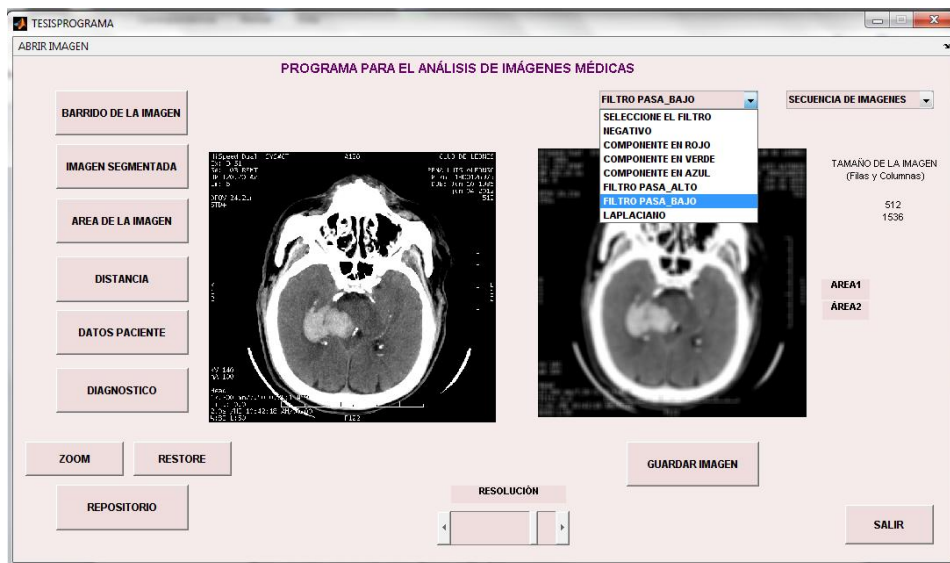


Figura C.17 Imagen aplicando el filtro pasa alto

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Filtro Laplaciano

Realza los bordes de la imagen.

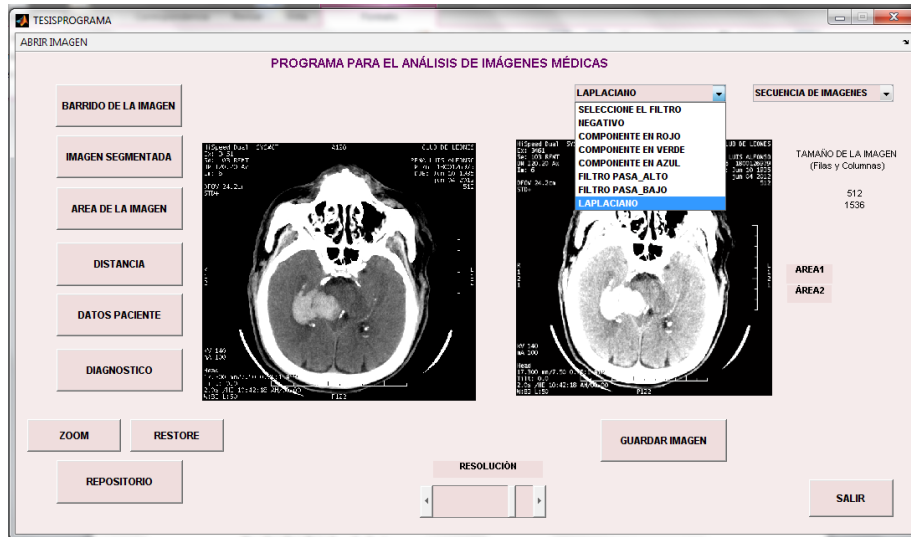


Figura C.18 Imagen aplicando el filtro Laplaciano

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Secuencia**

Se visualiza en forma secuencial las imágenes jpg que se tiene de cada uno de los pacientes. Con la cual se puede observar de mejor manera la ubicación del área que se va a analizar

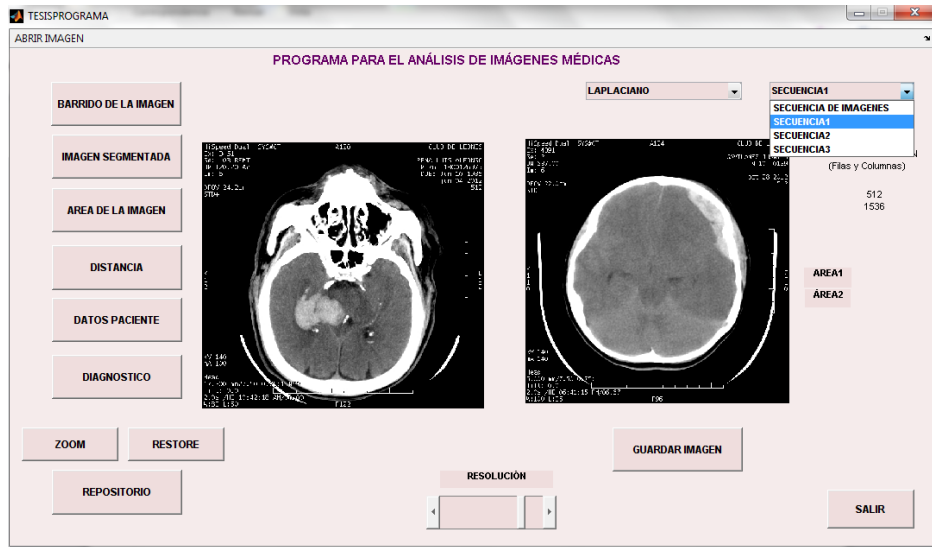


Figura C.19 Aplicando la secuencia de imágenes

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

- **Salir**

Esta opción pregunta si se desea salir del programa.

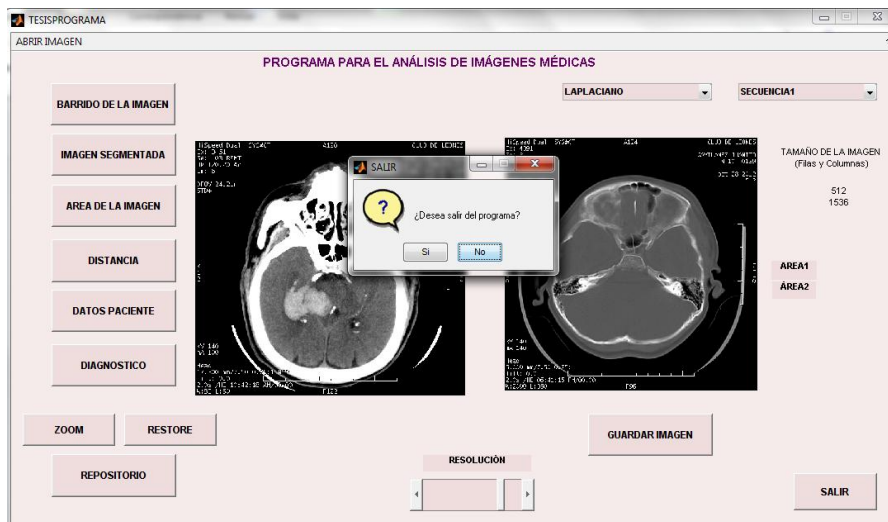


Figura C.20 Opción salir

Fuente: Centro Radiológico Club de Leones

Anexo D: Cotizaciones de Software

Sort By Name		Continue	
MATLAB Product Family			
	MATLAB	Prerequisite for all other products	USD \$2,150.00 <input type="checkbox"/>
Parallel Computing			
D	Parallel Computing Toolbox	MATLAB Distributed Computing Server is required for running computations on remote machines.	USD \$1,000.00 <input type="checkbox"/>
Image Processing and Computer Vision			
D	Image Processing Toolbox		USD \$1,000.00 <input type="checkbox"/>
D	Mapping Toolbox		USD \$1,000.00 <input type="checkbox"/>
D	Image Acquisition Toolbox		USD \$1,000.00 <input type="checkbox"/>
D	Computer Vision System Toolbox	Simulink required to use block library	USD \$1,350.00 <input type="checkbox"/>

Figura D.1 Software Matlab

Fuente: Mathworks, 2012

The screenshot shows the National Instruments website interface. At the top, there is a navigation bar with the NI logo and a search bar. Below the navigation bar, there is a menu with options like 'Productos y Servicios', 'Soluciones', 'Soporte', etc. The main content area is titled 'Compre LabVIEW' and features a section for 'Sistemas de Desarrollo' (Development Systems) and 'Complementos' (Add-ons). The 'Sistemas de Desarrollo' section is currently selected, showing options for 'LabVIEW Base', 'LabVIEW Completo', 'LabVIEW Profesional', and 'NI Developer Suite'. The 'LabVIEW Profesional' option is highlighted, with a price of \$6,448.88. The page also includes a sidebar with navigation links and a footer with contact information.

Figura D.2 Software Labview

Fuente: National Instruments, 2012

Windows N
Xbox 360
Software

Estudiantes
Desarrolladores

Visual Studio Test Professional 2012 con MSDN



Seleccionar una suscripción

Nueva suscripción
2.671,00 €
incluido IVA

Renovación de suscripción
1.107,00 €
incluido IVA

Seleccionar el método de entrega

Descargar ⓘ

Agregar a la cesta

[Imprimir](#)

Figura D.3 Software Visual Studio

Fuente: Microsoftstore, 2012