

**“PROPUESTA DE UN MÉTODO BASADO EN
VISIÓN POR COMPUTADORA COMO
HERRAMIENTA DE APOYO EN EL
DIAGNÓSTICO ENDOSCÓPICO”**

**“PROPUESTA DE UN MÉTODO BASADO EN
VISIÓN POR COMPUTADORA COMO
HERRAMIENTA DE APOYO EN EL
DIAGNÓSTICO ENDOSCÓPICO”**

AUTOR:

LUIS JAVIER SERPA ANDRADE

Ingeniero Electrónico

Egresado de la Maestría en Control y Automatización Industriales

DIRIGIDO POR:

VLADIMIR ESPARTACO ROBLES BYKBAEV, MST.

Ingeniero en Sistemas

Máster en Inteligencia Artificial, Reconocimiento de Formas e Imagen Digital

Coordinador del grupo de Investigación en Sistemas Informáticos e

Inteligencia Artificial

Estudiante de doctorado en Tecnologías de la Información y Comunicación de
la Universidad de Vigo

Docente de la carrera de Ingeniería en Sistemas

Docente de la Maestría en Control y Automatización Industriales



CUENCA – ECUADOR

Datos de catalogación bibliográfica

SERPA ANDRADE LUIS JAVIER

“PROPUESTA DE UN MÉTODO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADORA COMO HERRAMIENTA DE APOYO EN EL DIAGNÓSTICO ENDOSCÓPICO”

Universidad Politécnica Salesiana, Cuenca – Ecuador, 2014

MAESTRIA EN CONTROL Y AUTOMATIZACION INDUSTRIALES

Formato 170 x 240 mm

Páginas: 108

Breve reseña de los autores e información de contacto

Autor:

LUIS JAVIER SERPA ANDRADE

Ingeniero Electrónico

Egresado de la Maestría en Control y Automatización Industriales

luiserpandrade@gmail.com



Dirigido por:

VLADIMIR ESPARTACO ROBLES BYKBAEV

Ingeniero en Sistemas

Máster en Inteligencia Artificial, Reconocimiento de Formas e Imagen Digital

Coordinador del grupo de Investigación en Sistemas Informáticos e Inteligencia Artificial

Estudiante de doctorado en Tecnologías de la Información y Comunicación de la Universidad de Vigo

Docente de la carrera de Ingeniería en Sistemas

Docente de la Maestría en Control y Automatización Industriales



Todos los derechos reservados.

Queda prohibida, salvo excepción prevista en la Ley, cualquier forma de reproducción, distribución, comunicación pública y transformación de esta obra para fines comerciales, sin contar con autorización de los titulares de propiedad intelectual. La infracción de los derechos mencionados puede ser constitutiva de delito contra la propiedad intelectual. Se permite la libre difusión de este texto con fines académicos investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS

©2014 Universidad Politécnica Salesiana.

CUENCA – ECUADOR

SERPA ANDRADE LUIS JAVIER.

“PROPUESTA DE UN MÉTODO BASADO EN VISIÓN POR COMPUTADORA COMO HERRAMIENTA DE APOYO EN EL DIAGNÓSTICO ENDOSCÓPICO”

IMPRESO EN ECUADOR – PRINTED IN ECUADOR

ÍNDICE GENERAL

1. ESTUDIO PRELIMINAR Y ESTADO DE ARTE DE LAS TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES EN LA ENDOSCOPIA	1
1.1. Introducción al diagnóstico endoscópico y la situación en el Ecuador	2
1.2. Métodos de diagnóstico mediante el manejo del equipo endoscópico	3
1.3. Imágenes endoscópicas y métodos de filtrado de imágenes.....	9
1.4. Terapéutica endoscópica y resultados obtenidos.....	11
1.5. Técnicas de visión artificial existentes para el soporte en diagnóstico de patologías endoscópicas	14
2. MANEJO DE IMÁGENES ENDOSCÓPICAS MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL.....	18
2.1. Etapas de adquisición, visualización y manipulación de imágenes.....	19
2.1.1. Etapa de adquisición.....	19
2.1.2. Etapa de visualización.....	19
2.2. Métodos de filtrado de imágenes.....	24
2.3. Métodos de segmentación de imágenes.....	27
2.3.1. Segmentación basada en umbralización.....	27
2.3.2. Técnicas basadas en la detección de contornos	29
2.3.3. Segmentación basada en crecimiento de regiones.....	30
2.3.4. Segmentación basada en morfología “Watershed”	31
2.3.5. Segmentación basada en color.....	31
2.3.6. Segmentación basada en el movimiento.....	32
2.3.7. Segmentación aplicando “Snakes”.....	32
2.4. Clasificación de imágenes mediante técnicas de texturas y operaciones morfológicas.....	33
2.4.1. Técnica basada en textura.....	33
2.4.2. Visión basada en clasificadores.....	34
2.4.3. Algoritmos de agrupación de clases	36
2.4.4. Visión basada en modelos	38
2.4.5. Visión basada en conocimiento	39

3. DISEÑO DE LA METODOLOGÍA Y CONSTRUCCIÓN DEL CORPUS DE CASOS DE IMÁGENES ENDOSCÓPICAS	42
3.1. Diseño de la propuesta de reconocimiento de imágenes de endoscopia.....	43
3.1.1. Patología de esofagitis	43
3.1.2. Patología Gastritis.....	44
3.1.3. Patología Hernia Hiatal	44
3.2. Extracción de características de las imágenes en el caso clínico de gastritis, esofagitis y hernia hiatal y construcción del corpus.	45
3.2.1. Esofagitis	45
3.2.2. Gastritis.....	50
3.2.3. Hernia Hiatal.....	52
3.3. Evaluación de la metodología propuesta para el reconocimiento de imágenes de endoscopia.	55
3.4. Codificación e implementación de los scripts	56
3.4.1. Esofagitis	56
3.4.2. Gastritis.....	59
3.4.3. Hernia Hiatal	60
3.4.4. Programa de administración de base de datos	61
4. DISEÑO DEL PLAN DE EXPERIMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS	64
4.1. Diseño del plan de experimentación.....	64
4.2. Ejecución del plan de experimentación.	67
4.3. Comparación de resultados con el estado del arte.	69
4.3.1. Esofagitis	69
4.3.2. Gastritis.....	69
4.3.3. Hernia Hiatal.....	70
4.4. Análisis de resultados obtenidos y propuesta de mejora.	71
4.4.1. Esofagitis	71
4.4.2. Gastritis.....	79
4.4.3. Hernia Hiatal	84

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. PARTES DEL ENDOSCOPIO (VAZQUEZ, 2008).....	3
FIGURA 2. EXTREMO DISTAL DEL ENDOSCOPIO DEL ENDOSCOPIO INSTALADO EN EL HOSPITAL “VICENTE CORRAL MOSCOSO”.....	4
FIGURA 3. TORRE DE ENDOSCOPIA FUJINON FICE SYSTEM 4400, INSTALADO EN EL HOSPITAL “VICENTE CORRAL MOSCOSO”.....	5
FIGURA 4. <i>ESÓFAGO, ESTÓMAGO Y DUODENO</i> (VAZQUEZ, 2008).....	5
FIGURA 5. EDB EN EL INTESTINO DELGADO (VAZQUEZ, 2008).....	6
FIGURA 6. <i>CAPSULA ENDOSCÓPICA</i> (PELLISÉ, 2008).....	6
FIGURA 7. <i>DISPOSICIÓN DE LAS ANTENAS EN EL PACIENTE</i> (VAZQUEZ, 2008).....	7
FIGURA 8. <i>PARTES DEL COLON</i> (VAZQUEZ, 2008).....	7
FIGURA 9. <i>COLORACIÓN CON AZUL DE METILENO</i> (VAZQUEZ, 2008).....	7
FIGURA 10. ESPECTRO DE IMÁGENES DE BANDA ANCHA CON RESPECTO A CAPAS SUPERFICIALES DE LA MUCOSA, LA LUZ AZUL TIENE UNA LONGITUD DE ONDA CORTA Y PENETRA SOLO EN LAS CAPAS SUPERFICIALES DE LA MUCOSA PERMITIENDO LA ILUMINACIÓN DE LA MICRO ARQUITECTURA VASCULAR (VAZQUEZ, 2008).....	8
FIGURA 11. <i>IMÁGENES A, B ORIGINALES E IMÁGENES C Y D CROMADAS</i> (ORDOÑEZ, 2011).....	10
FIGURA 12. <i>IMÁGENES C, D CROMADAS E IMÁGENES E Y F FILTRADO FRECUENCIAL</i> (ORDOÑEZ, 2011).....	10
FIGURA 13. <i>FILTRO DE CANNY APLICADO</i> (ORDOÑEZ, 2011).....	10
FIGURA 14. <i>COAGULACIÓN CON GAS ARGÓN</i> (VAZQUEZ, 2008).....	11
FIGURA 15. <i>INTERACCIÓN DE LA LUZ LÁSER SOBRE LOS TEJIDOS</i> (VAZQUEZ, 2008).....	12
FIGURA 16. <i>EXTRACCIÓN DE LOS PÓLIPOS</i> (VAZQUEZ, 2008).....	12
FIGURA 17. <i>ESFINGETOMIA ENDOSCÓPICA</i> (VAZQUEZ, 2008).....	13
FIGURA 18. <i>ESQUEMA DEL RME CON INYECCIÓN</i> (VAZQUEZ, 2008).....	13
FIGURA 19. <i>GASTROSTOMÍA</i> (VAZQUEZ, 2008).....	13
FIGURA 20. <i>PRÓTESIS ENDOSCÓPICA</i> (VAZQUEZ, 2008).....	14
FIGURA 21. <i>PIRÁMIDE DE IMÁGENES</i> (VOLCANES, 2008).....	15
FIGURA 22. PROCESAMIENTO DE UNA IMAGEN ENDOSCÓPICA DE TUMOR POR ALGORITMO DE ENCADENAMIENTO DIFUSO DE PIRÁMIDE (VOLCANES, 2008).....	16
FIGURA 23. <i>DISEÑO DE UN SISTEMA DE CLASIFICADOR NEURONAL</i> (VOLCANES, 2008).....	16
FIGURA 24. <i>A) MODELO RGB, B) MODELO HSI</i> (BLOTTA & BOUCHET, 2011).....	17
FIGURA 25. <i>MODELOS DE COLOR PARA UNA IMAGEN ENDOSCÓPICA A) ORIGINAL, B) MODELO HSI, C) MODELO RGB</i> (BLOTTA & BOUCHET, 2011).....	17
FIGURA 26. <i>DISPOSITIVO CCD PARA ENDOSCOPIO FUJINON 4400</i> (FUJINON, 2010).....	19

FIGURA 27. <i>MODELOS DE COLOR, A) RGB, B)HSV, C) HLS, D)HSI</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003)	20
FIGURA 28. <i>EJEMPLO DE OPERACIONES PUNTUALES: A) IMAGEN ORIGINAL, B) BINARIZACIÓN CON UMBRAL DE 80, C) NEGATIVO DE LA IMAGEN ORIGINAL, D) AUMENTO LINEAL DE CONTRASTE</i> (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).	21
FIGURA 29. <i>HISTOGRAMA DE LA IMAGEN DE LENA Y SU ECUALIZADO</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003)	22
FIGURA 30. <i>DETECCIÓN DE ORILLAS. A) IMAGEN ORIGINAL, B) MAGNITUD RESULTANTE APLICANDO OPERADORES DE ROBERTS, C) MAGNITUD RESULTANTE APLICANDO OPERADORES DE PREWITT</i> (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).....	22
FIGURA 31. <i>IMAGEN DE LENA APLICANDO EL OPERADOR LAPLACEANO</i> (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).....	23
FIGURA 32. <i>OPERADORES DE KIRSCH, A) ORIGINAL, B)-E) OPERADORES 0,45,90 Y135°, F) GRADIENTE CON MAYOR RESPUESTA DE LAS CUATRO ORIENTACIONES</i> (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).	23
FIGURA 33. <i>A) OPERACIÓN DILATANTE CON (C) SE OBTIENE (B)</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).	24
FIGURA 34. <i>APLICACIÓN DEL FILTRADO ESPACIAL DE SUAVIZADO</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003)	25
FIGURA 35. <i>FUNCIÓN DE TRANSFERENCIA DE UN FILTRO BUTTERWORTH PASA BAJO</i> (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).	25
FIGURA 36. <i>DIAGRAMA DE BLOQUES FILTRO DIFUSO MULTIPASO</i> (BENTACOURT, 2003).....	26
FIGURA 37. <i>FUNCIÓN MADRE WAVELET</i> (BELTRAN , 2009).....	27
FIGURA 38. <i>A) IMAGEN ORIGINAL, B) HISTOGRAMA, C) FILTRO PASA BAJO, D) UTILIZANDO EL MÍNIMO Y EL UMBRAL</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).....	28
FIGURA 39. <i>A) IMAGEN ORIGINAL, B) IMAGEN CON H1 COMO UMBRAL, C) IMAGEN CON H2 COMO UMBRAL, D) UTILIZANDO F COMO FUNCIÓN DE UMBRAL</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).....	28
FIGURA 40. <i>SEGMENTACIÓN OBTENIDA UTILIZANDO LA TRANSFORMADA DE HOUGH</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).....	29
FIGURA 41. <i>REPRESENTACIÓN ESTRUCTURA TIPO QUADTREE</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).	30
FIGURA 42. <i>SEGMENTACIÓN BASADA EN COLOR APLICANDO EL ALGORITMO DIVISIÓN Y UNIÓN DE REGIONES (SPLIT AND MERGE”)</i> (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).....	32
FIGURA 43. <i>SEGMENTACIÓN APLICANDO GVF SNAKES, A LA IZQUIERDA SE INICIALIZA, EN LA FIGURA DERECHA SE TIENE SEGMENTADA LA IMAGEN</i> (HEROLD & ESCOBEDO, 2007).....	32
FIGURA 44. <i>DE IZQUIERDA A DERECHA PRESENTA LA IMAGEN ORIGINAL, ATRIBUTOS EN BASE A ESCALAS DE TEXTURAS, SEPARACIÓN DE TEXTURAS CON NIVEL DE GRISES</i> (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).	34

FIGURA 45. <i>SEPARACIÓN LINEAL ENTRE CLASES (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).</i>	35
FIGURA 46. <i>UTILIZACIÓN DEL CLASIFICADOR ESTADÍSTICO EN BASE A LA MEDIA Y MATRIZ DE COVARIANZAS DE LAS CLASES (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).</i>	36
FIGURA 47. <i>ALGORITMO DE K_MEDIAS PARA LA POSICIÓN DE CENTROIDES (VELEZ SERRANO, MORENO, SANCHEZ , & SANCHEZ , 2003).</i>	37
FIGURA 48. <i>SEGMENTACIÓN UTILIZANDO ALGORITMO DE K-MEDIAS USANDO UN MRF PREVIO (LABORATORIO DE COMPUTACION GRAFICA, 2003).</i>	37
FIGURA 49. <i>SEGMENTACIÓN UTILIZANDO ALGORITMO DE KMCC, A) ORIGINAL, B) K-MEANS, C)KMCC (ORTIZ, 2009).</i>	38
FIGURA 50. <i>ESTRUCTURA DE UN SISTEMA DE VISIÓN BASADO EN MODELOS (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).</i>	39
FIGURA 51. <i>APLICACIÓN DE ESQUELETOS EN LA REPRESENTACIÓN DE UNA MANO (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).</i>	39
FIGURA 52. <i>ESTRUCTURA PARA EL RECONOCIMIENTO DE OBJETOS EN IMÁGENES DE ENDOSCOPIA UTILIZANDO REDES PROBABILISTICAS (ENRIQUE SUGAR & GOMEZ , 2008).</i>	40
FIGURA 53. <i>CARACTERÍSTICAS DE LAS LESIONES MUCOSAS EN LA ESOFAGITIS POR REFLUJO 1 BORDE CONGESTIVO, 2 FONDO FIBRINOSO, 3 EDEMA, 4 ÁREA SIN LESIONES, 5 UNIÓN ESCAMO COLUMNAR 6 HERNIA HIATAL, 7 ORIFICIO CARDIAL (VAZQUEZ, 2008).</i>	43
FIGURA 54. <i>ASPECTO ENDOSCÓPICO DE GASTRITIS POR HELICOBACTER PYLORI. A)NODULARIDAD DIFUSA RECUBIERTA DE MUCOSA NORMAL, B)EROSIONES MÚLTIPLES C) POLIPOIDES PEQUEÑOS (BALAGUER, 2008).</i>	44
FIGURA 55. <i>HERNIA HIATAL, A) VISTA FRONTAL, B) VISTA RETROFLEXIÓN.</i>	45
FIGURA 56. <i>ALGORITMO PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA DE ESOFAGITIS.</i>	46
FIGURA 57. <i>FIRMA DE LA IMAGEN, A) CIRCUNFERENCIA, B) ESOFAGITIS.</i>	47
FIGURA 58. <i>ALGORITMO PROPUESTO PARA LA EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LA PATOLOGÍA DE GASTRITIS</i>	50
FIGURA 59. <i>DESCRIPCIÓN DE LA OBTENCIÓN DEL VECTOR DE CARACTERÍSTICAS LBP</i>	52
FIGURA 60. <i>ALGORITMO PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA DE HERNIA HIATAL</i>	53
FIGURA 61. <i>REPRESENTACIÓN DEL ESPACIO DE COLOR HSV (POVEDA & ROBLES, 2012).</i>	54
FIGURA 62. <i>PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN A) ORIGINAL, B) FILTRO GAUSSIANO C) IMPLEMENTACIÓN DE CANNY</i>	57
FIGURA 63. <i>PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN A) FORMATO HSV, B) UMBRALIZANDO</i>	57
FIGURA 64. <i>ALGORITMO SURF IMPLEMENTADO PARA LA OBTENCIÓN DE CARACTERÍSTICAS A) COINCIDE B) NO COINCIDE</i>	58
FIGURA 65. <i>PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN A) SELECCIÓN DE REGIÓN, B) IMAGEN OBTENIDA</i>	58
FIGURA 66. <i>PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN A) UMBRALIZACION, B) EROSIÓN, C) DILATACIÓN, D) REGIÓN DE INTERÉS</i>	58
FIGURA 67. <i>FIRMA DEL CONTORNO DE LA REGIÓN DE INTERÉS</i>	58

FIGURA 68. <i>SURF COMO MÉTODO PROPUESTO PARA OBTENCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LAS IMÁGENES</i>	59
FIGURA 69. <i>A) IMAGEN ORIGINAL. B) HUELLA OBTENIDA CON LA APLICACIÓN DE LBPH Y DESCRIPTORES DE FOURIER</i>	59
FIGURA 70. <i>PROCESAMIENTO DE LA IMAGEN DE HERNIA HIATAL A) APLICANDO FILTRO DE GAUSS, B) APLICANDO SOBEL C) APLICANDO EL LAPLACIANO DE GAUSS</i>	60
FIGURA 71. <i>FOTO DE HERNIA HIATAL. A) IMAGEN RGB, B) IMAGEN HSV</i>	60
FIGURA 72. <i>HISTOGRAMA DE COLOR FORMATO HSV</i>	61
FIGURA 73. <i>DIAGRAMA DE ENTIDAD-RELACIÓN PARA EL SCRIPT DE DIAGNÓSTICO</i>	62
FIGURA 74. <i>INTRODUCCIÓN DE DATOS EN TABLAS DE USUARIOS Y LUGARES</i>	62
FIGURA 75. <i>ESQUEMA DE FUNCIONAMIENTO DE PROGRAMA DE ADMINISTRACIÓN DE LA BASE DE DATOS</i>	63
FIGURA 76. <i>REGIONES DE INTERÉS EN LA ESOFAGITIS A) NORMAL, B) ESCALADA Y TRASLADADA, C) ROTADA, D) ESCALADA Y ROTADA, E) ESCALADA</i>	71
FIGURA 77. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE ESOFAGITIS APLICANDO DESCRIPTORES DE FOURIER</i>	72
FIGURA 78. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE ESOFAGITIS APLICANDO MOMENTOS DE HU</i>	73
FIGURA 79. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE ESOFAGITIS APLICANDO DESCRIPTORES DE FOURIE+KNN</i>	75
FIGURA 80. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE ESOFAGITIS APLICANDO MOMENTOS DE HU</i>	77
FIGURA 81. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE ESOFAGITIS APLICANDO DESCRIPTORES DE FOURIER + RANDOM FOREST</i>	78
FIGURA 82. <i>RESULTADOS OBTENIDOS DE LAS PRUEBAS REPRESENTADOS EN CURVA ROC</i>	79
FIGURA 83. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE GASTRITIS APLICANDO EL ALGORITMO LBP CON LA TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER EN FORMATO DE COLOR RGB</i>	81
FIGURA 84. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE GASTRITIS APLICANDO EL ALGORITMO LBP CON LA TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER EN EL ESPACIO DE COLOR HSV</i>	82
FIGURA 85. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE GASTRITIS APLICANDO EL ALGORITMO LBP CON LA TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER EN FORMATO DE COLOR RGB+RANDOM FOREST</i>	83
FIGURA 86. <i>RESULTADOS OBTENIDOS DE LAS PRUEBAS REPRESENTADOS EN CURVA ROC</i>	84
FIGURA 87. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO RGB + KNN</i>	86
FIGURA 88. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO HSV +KNN</i>	87

FIGURA 89. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO LAB +KNN.</i>	88
FIGURA 90. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO LUV+KNN.</i>	89
FIGURA 91. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES LBP+FOURIER+KNN.</i>	91
FIGURA 92. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO RGB+RF.</i>	92
FIGURA 93. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO HSV +RF.</i>	93
FIGURA 94. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO LAB +RF.</i>	95
FIGURA 95. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES POR HISTOGRAMAS DE COLOR EN FORMATO LUV+RF.</i>	96
FIGURA 96. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN EN EL CASO CLÍNICO DE HERNIA HIATAL APLICANDO DESCRIPTORES LBP+FOURIER+RF.</i>	98
FIGURA 97. <i>RESULTADOS OBTENIDOS DE LAS PRUEBAS REPRESENTADOS EN CURVA ROC</i>	98

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. <i>DATOS DE LA MATRIZ DE CONFUSIÓN</i>	55
TABLA 2. <i>PRUEBA DE SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE PATOLOGÍA ESOFAGITIS</i>	65
TABLA 3. <i>PRUEBA DE SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE PATOLOGÍA GASTRITIS</i>	65
TABLA 4. <i>PRUEBA DE SISTEMA DE DIAGNÓSTICO DE PATOLOGÍA HERNIA HIATAL</i>	66
TABLA 5. <i>PRUEBA DE SOFTWARE PARA EL REGISTRO DE HISTORIALES CLÍNICOS</i>	66
TABLA 6. <i>FORMULARIO DE PARA SOFTWARE DE RECONOCIMIENTO DE LA PATOLOGÍA ESOFAGITIS</i>	67
TABLA 7. <i>FORMULARIO DE PARA SOFTWARE DE RECONOCIMIENTO DE LA PATOLOGÍA GASTRITIS</i>	67
TABLA 8. <i>FORMULARIO DE PARA SOFTWARE DE RECONOCIMIENTO DE LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL</i>	68
TABLA 9. <i>FORMULARIO DE PARA SOFTWARE DE HISTORIALES CLÍNICOS Y BASE DE DATOS</i>	68
TABLA 10. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE FOURIER</i>	72
TABLA 11. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE MOMENTOS DE HU</i>	73
TABLA 12. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE FOURIER</i>	75
TABLA 13. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE MOMENTOS DE HU</i>	76
TABLA 14. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE FOURIER + RANDOM FOREST</i>	77
TABLA 15. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES LBPH MÁS FOURIER PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA DE GASTRITIS EN EL ESPACIO DE COLOR RGB</i>	80
TABLA 16. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES LBPH MÁS FOURIER + KNN PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA DE GASTRITIS EN ESPACIO DE COLOR HSV</i>	81
TABLA 17. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES LBPH MÁS FOURIER + RF, PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA DE GASTRITIS EN EL ESPACIO DE COLOR RGB + RANDOM FOREST</i>	83
TABLA 18. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO RGB + KNN PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL</i>	85
TABLA 19. <i>DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO HSV + KNN PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL</i>	86

TABLA 20. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO LAB + KNN PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	88
TABLA 21. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO LUV + KNN PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	89
TABLA 22. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE LBP+FOURIER +KNN PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	90
TABLA 23. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO RGB + RANDOM FOREST PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	91
TABLA 24. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO HSV + RF, PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	93
TABLA 25. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO LAB + RF PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	94
TABLA 26. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE HISTOGRAMAS DE COLOR FORMATO LUV +RF, PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	96
TABLA 27. DATOS DE MATRIZ DE CONFUSIÓN UTILIZANDO LOS DESCRIPTORES DE LBP+FOURIER +RF, PARA IDENTIFICAR LA PATOLOGÍA HERNIA HIATAL.....	97

Dedicatoria

A mi amada esposa, a mi precioso hijo, a mi familia por ser la luz de mi camino.

Ing. Luis Javier Serpa Andrade.

PREFACIO

Este trabajo de tesis presenta los resultados de la investigación en base a la implementación práctica de algoritmos de visión por computadora aplicados en el procesamiento de imágenes médicas. Asimismo, se enfoca el proceso de experimentación en el apoyo al diagnóstico en patologías para imágenes gastrointestinales.

Este trabajo está desarrollado empleando software libre y su programación utiliza la herramienta OpenCV para el tratamiento de imágenes.

Los resultados de este trabajo y los algoritmos desarrollados servirán como base para investigaciones posteriores en el campo de visión por computadora y bioingeniería en el procesamiento de imágenes médicas.

PRÓLOGO

En el presente trabajo de tesis se presentan los resultados de la implementación de algoritmos de procesamiento de imágenes para el apoyo en el diagnóstico de tres patologías: la esofagitis, la hernia hiatal y la gastritis. Se propone un algoritmo para la detección presuntiva de esofagitis basado en segmentación semiautomática Watershed y los descriptores de Fourier, a fin de obtener las características principales de la zona segmentada. Para el caso de la patología de hernia hiatal se propone trabajar con los histogramas de color para extraer sus características y para la gastritis se propone utilizar la segmentación por textura usando los Descriptores Binarios Locales (LPB) en combinación con los descriptores de Fourier.

Para el desarrollo de la experimentación fue necesario cumplir con las siguientes etapas previas.

- Obtención de una base de datos de los tres tipos de patologías e imágenes normales de estómago y esófago
- Programar algoritmos de segmentación y clasificación para cada una de las patologías estudiadas
- Implementación de *scripts* que reflejen el resultado de la clasificación presuntiva de las patologías

Finalmente, se presentan los resultados obtenidos a través de las matrices de confusión, se los compara con los trabajos realizados en el estado del arte y se verifican los alcances del sistema implementado.

Agradecimientos

A mi Dios todopoderoso, a mis seres amados, mi familia por la paciencia y el apoyo durante toda mi formación para la maestría, al Ing. Vladimir Robles director de tesis por su admirable manera de ser y su apoyo para alcanzar la meta anhelada, a los doctores que han apoyado en el proyecto, Dra. Magdalena del Hierro, Dr. Julio Calderón, Dr. Geovanny Gaón, Dr. Marco Palacios por permitir se realice los estudios en su departamento de gastroenterología, a un gran amigo Luis González por su apoyo en la ejecución del proyecto a todos los integrantes del centro de investigación y desarrollo GI-SiiA, CIDI, y docentes colaboradores de la Universidad Politécnica Salesiana.

Ing. Luis Javier Serpa Andrade.

CAPÍTULO 1

1. ESTUDIO PRELIMINAR Y ESTADO DE ARTE DE LAS TÉCNICAS DE RECONOCIMIENTO DE IMÁGENES EN LA ENDOSCOPIA

En este capítulo, se da a conocer el estado actual de la investigación de las técnicas de reconocimiento de imágenes que se han implementado en el área médica de gastroenterología, así como la historia del endoscopio, el detalle del equipo a utilizar en el diagnóstico endoscópico, la terapéutica utilizada para los distintos casos clínicos y el estado en el que se encuentra la investigación en el campo de visión artificial aplicada en la endoscopia.

En el área de medicina en el Ecuador, los estudios sobre la incidencia de las enfermedades en las diversas provincias, busca determinar la prevalencia de las enfermedades gastroenterológicas, complicaciones y repercusiones en la calidad de vida de la población (Pacheco Lopez, 2010).

El estudio de las imágenes de endoscopia lo realizan los especialistas gastroenterólogos para presentar el diagnóstico presuntivo, las imágenes que se obtiene del endoscopio son analizadas en base a la experiencia del especialista y si es posible y se cuenta con el equipo, estas imágenes pueden ser magnificadas a través del nivel de escala o filtradas digitalmente, según la necesidad del médico tratante.

La endoscopia terapéutica consiste en un conjunto de técnicas endoscópicas encargadas de curar algunas lesiones mediante la realización de maniobras que realiza el especialista.

Las técnicas de visión artificial son aplicadas para ayuda en el diagnóstico endoscópico, debido a la eficiencia del tratamiento de imágenes por computadora, recogen sus características mejorando la claridad y resolución.

Al entrar al campo de visión artificial, se propone tomar la imagen, extraer la información para procesarla en un computador y obtener la imagen requerida. Para tomar esta información primero se debe procesar la imagen, trabajando sobre la extracción de propiedades como: textura, color, bordes, luego se puede proceder a segmentar la imagen y finalmente llega la interpretación de los datos obtenidos (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

1.1. Introducción al diagnóstico endoscópico y la situación en el Ecuador

La endoscopia digestiva alta es el procedimiento diagnóstico más solicitado en gastroenterología dada la alta prevalencia de síntomas de dolor abdominal.

A través del tiempo, la historia de la endoscopia cuenta con algunas etapas en su construcción las cuales se pueden ver en varios períodos (Vazquez, 2008):

- *Período del endoscopio rígido (desde 1805 a 1932)*-. En 1805 Phillip Bozzini, comenzó con un tubo de exploración rígido, al cual se inducía luz a través de una vela, luego en 1853, Jean Desormeaux utilizó un sistema de espejos y una mecha de alcohol para la luz, en 1869 Gustave Trouve, empleó la iluminación regulable con energía eléctrica. De la misma forma, en 1877 Maximilian Nitze, presenta ópticas telescópicas e iluminación con enfriamiento, luego del invento de la bombilla de Edison en 1879 y reducirlo de tamaño en 1882, se instauró el primer cistoscopio utilizable por Mikulicz. En el año 1911, Elsner utiliza el cistoscopio en forma aceptable pero todavía con incidentes mortales de perforaciones, en 1920 se acopla una punta de goma por Schindler y en 1923 nace el primer libro de gastroscopia.
- *Período del endoscopio semiflexible (1932 a 1957)*-. En 1932 Wolf y Schindler utiliza más tubos unidos y más lentes, en 1942 se añadió un canal para realizar las Biopsias, aumentándose su espesor. En 1952 se hace posible fotografiar y grabar imágenes, mientras que en 1957 Basil Hirschowitz introduce en sí mismo el fibroscopio semiflexible con la posibilidad de observar el estómago, esófago y duodeno.
- *Período del fibroscopio (desde 1957 hasta la actualidad) y período de la videoendoscopia (desde 1983 hasta la actualidad)*-. En 1992, aparecieron los endoscopios de magnificación Olympus y Fujinon, los cuales cuentan con la visión frontal, insuflación y aspiración, canal para realizar biopsias, luz fría por medio de fibras ópticas, estos tiene alrededor de 5.5 a 11 mm de espesor permitiendo la deglución sin necesidad de anestesia, en algunos casos clínicos.

El desarrollo alcanzado por la endoscopia digestiva superior no se limitó a la endoscopia diagnóstica, sino que pasó a ser importante por el pronóstico de muchos procesos y, a ser un método terapéutico. Por ello, la endoscopia digestiva cumple hoy una triple misión en el manejo de las enfermedades digestivas: diagnóstica, pronóstica y terapéutica (Fernandez, 2009).

En virtud de lo expuesto, es importante anotar el concepto de endoscopia: “*un procedimiento médico que usa un instrumento en forma de tubo llamado endoscopio, utiliza luz intensa y una cámara en la punta, el cual se introduce en el cuerpo para*

observar el interior, y llevar a cabo ciertos procedimientos quirúrgicos” (Endoscopia, 2012).

Los trabajos presentados en el Ecuador, parten desde el punto de vista médico, con lo cual se tiene la prevalencia de enfermedades en el medio, su diagnóstico se basa en el estudio de las imágenes y la sintomatología del paciente a través de los informes endoscópicos y análisis de historial clínico (Lopez & Lucero, 2010) (Romero, 2011).

La atención médica en el área de gastroenterología tiene como objeto, la realización de pruebas diagnósticas, con el propósito de prevenir e identificar tempranamente diversas enfermedades (Vasquez, 2012).

1.2. Métodos de diagnóstico mediante el manejo del equipo endoscópico

Como paso previo a realizar la exploración endoscópica, se debe contar con el conocimiento de cómo funciona el equipo, la forma de utilizarlo, la anatomía del órgano que ha de explorar y las imágenes normales y anormales que se pueden encontrar en dicha exploración.

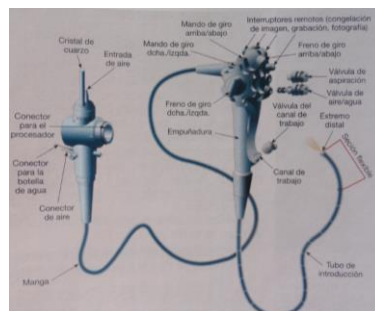


Figura 1. Partes del endoscopio (Vazquez, 2008).

En la figura 1, se presenta las partes que componen el equipo de endoscopia, se identifica a la porción umbilical, llamado así el conector del endoscopio a la fuente de luz y video procesador, este cuenta con entradas de aire, agua para insuflar y lavar el extremo distal del endoscopio, también cuenta con succión, dentro de esta porción umbilical, van fibras de vidrio que transmiten luz e hilos que transmiten señales eléctricas desde el CCD (dispositivo de carga acoplada) hasta el videoprocessador (Vazquez, 2008).

En la empuñadura de los endoscopios, están los mandos que accionan las válvulas de insuflación y aspiración, los mandos de movimiento del extremo distal, la

posibilidad de introducir en el canal de trabajo pinzas, asa, y agujas, que permitan realizar los procedimientos endoscópicos terapéuticos (Vazquez, 2008).

Todos los elementos se recubren con bandas metálicas planas, con una malla de hilo inoxidable y una camisa de polímero plástico marcada con guías cada 5cm, creando en un conjunto una superficie lisa, atraumática, biocompatible (Vazquez, 2008), para ser utilizada en los pacientes.

El extremo distal del endoscopio (Figura 2), es la parte flexible, el extremo en el cual está la cámara, la iluminación, el canal de trabajo, la evacuación del agua y la boca de la succión.

El CCD es un chip fotosensible compuesto por pixeles que reaccionan a la luz, emitiendo impulsos eléctricos, se crea una imagen por la foto estimulación del CCD en blanco y negro. Luego, esta imagen es enviada al video procesador, para visualizar a color en el monitor, utiliza filtros rotatorios de colores básicos RGB frente al CCD (Vazquez, 2008).

Para la realización de los informes de endoscopia, se cuenta con un software que registra el procedimiento que se ha realizado a cada paciente y se guarda en una base de datos, el informe cuenta con el Diagnóstico emitido por el médico especialista, la ficha del paciente y un respaldoado de fotos tomadas por el endoscopio.

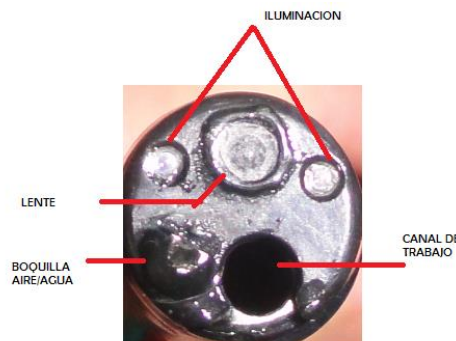


Figura 2. Extremo distal del endoscopio del endoscopio instalado en el Hospital "Vicente Corral Moscoso".

El equipo de endoscopia del cual se toma las imágenes es el Fujinon FICE SYSTEM 4400, entre sus características principales se tiene: salida digital de alta resolución para monitor LCD, función de percepción mejorada de vasos sanguíneos, función de ajuste de iluminación con control automático de luz, ranura integrada de memoria compacta para almacenar fotos y videos, almacenamiento en memoria interna del equipo para fotos (FUJINON, 2010).

La torre de endoscopia se presenta en la Figura 3, cuenta con un LCD de alta definición, una fuente de Luz un Procesador, el endoscopio, una fuente de agua, un equipo de succión y un UPS.



Figura 3. Torre de endoscopia Fujinon FICE SYSTEM 4400, instalado en el Hospital “Vicente Corral Moscoto”.

Conociendo el equipo que se va a utilizar, se puede mencionar algunos métodos diagnósticos según la exploración gastrointestinal (Vazquez, 2008).

Endoscopia Digestiva Alta (EDA)-Explora el tubo digestivo desde la cavidad oral faringe, esófago, estómago hasta la tercera porción duodenal ilustrado en la figura 4.

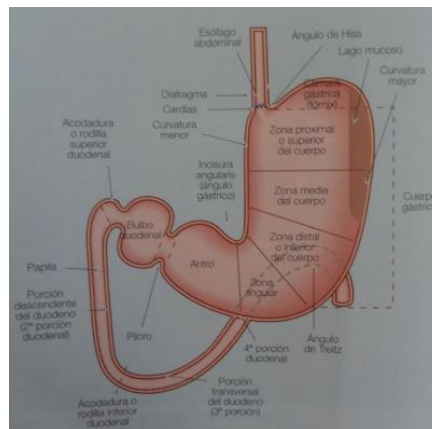


Figura 4. Esófago, estómago y duodeno (Vazquez, 2008).

Enteroscopia-. Enteroscopia interoperatoria EIO, utilizado para la exploración del intestino delgado, en 2001 Yamamoto desarrolla un nuevo enteroscopio de calibre fino con dos balones acoplados al extremo distal, enteroscopia de doble balón EDB, los

cuales se inflan y desinflan con control manométrico continuo, el proceso de uso se muestra en la figura 5.



Figura 5. EDB en el intestino delgado (Vazquez, 2008).

Capsula Endoscópica-. Dispositivo en videocapsula de 26x11mm (figura 6) y un peso de 3,7gramos, en el 2000 se desarrolla la capsula endoscópica CE permite la visualización de la mucosa de los tramos intestinales como la mucosa yeyuno-ileal y todo el intestino en forma no invasiva (Pellisé, 2008).

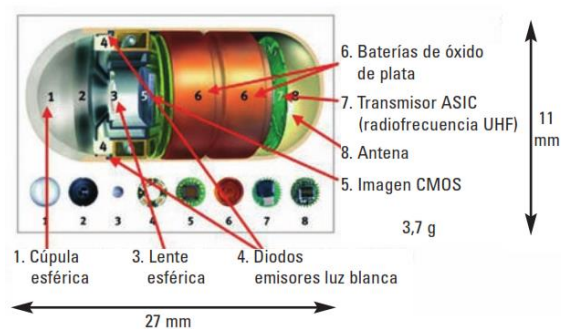


Figura 6. Capsula endoscópica (Pellisé, 2008).

Colocando ocho antenas en el paciente como se muestra en la figura 7 y un equipo grabador de video, pasado ocho horas se tiene el proceso del videograbado, este es introducido a un software llamado RAPID el cual cuenta con la capacidad de

control de brillo tiempo de tránsito, zoom, que facilita la visualización de tramas, en los cuales se puede dar el diagnóstico requerido por el especialista.

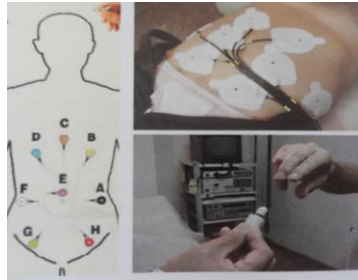


Figura 7. Disposición de las antenas en el paciente (Vazquez, 2008).

Colonoscopia-. La colonoscopia o endoscopía digestiva baja, permite explorar todo el intestino grueso y parte final del intestino delgado, las partes del colon se muestran en la figura 8.

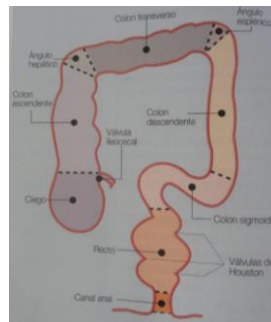


Figura 8. Partes del colon (Vazquez, 2008).

Coloración vital en endoscopía digestiva (cromoendoscopía)-. La tinción de la mucosa con ácido acético y solución de lugol dio nacimiento a la cromoendoscopía, colorantes vitales como índigo carmín, azul de metileno (figura 9) (MINISTERIO DE SALUD PUBLICA, 2010).

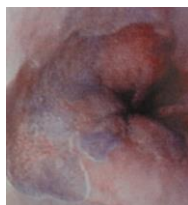


Figura 9. Coloración con azul de metileno (Vazquez, 2008).

Los métodos diagnósticos para ayuda en el diagnóstico de trastornos motores y funcionales digestivos como el reflujo gastroesofágico se puede determinar con algunas pruebas como (Martinez Ares, 2013):

- PHmetria-.Permite detectar la presencia de reflujo acido en contacto con la mucosa del esófago.
- Impedanciometria esofágica-. Permite tener un registro de los eventos de reflujo, tanto acido como no acido que ocurren en el esófago del paciente, permite diferenciar si el material refluído es liquido o gaseoso
- Manometría esofágica-. Consiste en la colocación de una sonda nasogástrica, está dotada de varios sensores que permiten obtener los cambios de presión generada por los movimientos del esófago, estudia la dinámica de las esfínteres esofágicas.

La tecnología ha ido evolucionando y actualmente se tiene una magnificación de imágenes de alta definición, la posibilidad de obtener imágenes espectrales mediante el desarrollo de un espectroscopio llamado FICE (Flexible Spectral Image Color Enhancement) y la cromoendoscopia virtual computarizada (imagen de multibanda), la cual utiliza mediante un programa de computadora la estimación de espectro, lo cual hace posible la observación de un tejido con mayor definición al modificar el espectro de luz blanca, tres filtros ópticos de longitudes de onda de 500nm, 445nm y 415nm (rojo, verde y azul) (Gonzalez & Ruiz , 2008), cada longitud de onda da una profundidad del plano de la imagen de la mucosa

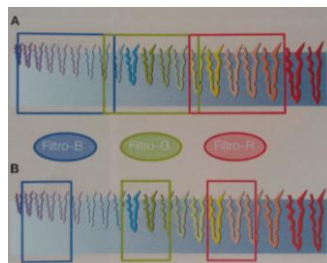


Figura 10. Espectro de imágenes de banda ancha con respecto a capas superficiales de la mucosa, la luz azul tiene una longitud de onda corta y penetra solo en las capas superficiales de la mucosa permitiendo la iluminación de la micro arquitectura vascular (Vazquez, 2008).

Mediante el uso del endoscopio de alta resolución y magnificación, se evidencian alteraciones anatómicas en todos los plexos vasculares submucosos, que son el resultado de la exposición de la mucosa esofágica al reflujo acido, el uso de filtros de luz (figura 10), permiten una visualización de las diferentes capas de la mucosa de la pared del tracto digestivo (Gonzales & Ruis, 2009), (Utilidad de las biopsias gastricas rutinarias y de la tincion con azul de metileno en el diagnóstico de la metaplasia intestinas en mayores de 40 años, 2013), se hace referencia de igual forma a la toma de biopsias gástricas para confirmar los diagnósticos.

1.3. Imágenes endoscópicas y métodos de filtrado de imágenes

Cuando se tiene una imagen se debe interpretar desde el punto de vista del médico, se puede encontrar por ejemplo en una imagen un área oscura, dentro del punto de vista teórico esta área se descarta pero esta podría tener un valor diagnóstico (Graffigna, 2003).

Para poder interpretar estas imágenes médicas se realiza un estudio mediante los atributos de la misma, con los cuales se puede dar a conocer un diagnóstico presuntivo, se debe realizar un procesamiento digital obteniendo una normalización de imágenes con y sin patologías, con ayuda del estudio de algunos trabajos citando el tratamiento de imágenes médicas (Isoardi, 2010).

Al implementar algoritmos de filtrado de imagen, se está pre procesando la imagen, en este caso de estudio la imagen médica, con el fin de mejorar o corregir algunas afecciones como consecuencia de la captura de la imagen, entre los algoritmos de los filtros más utilizados se puede mencionar (Aguilar Peña, 2013):

- **FILTRO DE MEDIANA-**. Utilizado para la disminución del ruido en la imagen, sin el efecto del desenfoque, contrarresta los ruidos de impulso.
- **FILTRO GAUSSIANO-**. Utilizado para suavizar la imagen, eliminando las altas frecuencias.
- **ECUALIZACION DEL HISTOGRAMA-**. Utilizado para que la luminancia de la imagen esté mejor distribuida, aumentando el contraste para su mejor interpretación.
- **SOBEL, PREWIT Y KIRSH-**. Utilizado para el realce de los bordes de la imagen

Una de las aplicaciones del filtrado de imágenes en la endoscopia se da para el delineamiento de donde termina esófago y empieza el estómago. Desde el punto de vista anatómico, la unión gastroesofágica está determinada por la reflexión peritoneal, el hiato diafragmático y el haz muscular de la pared del esófago (Vazquez, 2008).

El objetivo del filtrado es la aplicación de un programa informático en tiempo real para mejorar las imágenes endoscópicas. Con esto se logra delimitar con menos error el área afectada por la transformación de la mucosa, reduciendo la posibilidad de falsos diagnósticos (Ordoñez, 2011). Se han tenido resultados excelentes al realizar las biopsias, ya que el tejido enviado de las muestras da con exactitud el diagnóstico requerido por los especialistas (Bouchet & Pastore, 2007).

Utilizando un filtrado cromático, modifica la intensidad de cada color de la imagen, sabiendo que la imagen se compone de tres matrices $M \times N$ con valores enteros de 0 a 255, en los cuales se varía el valor dependiendo del tono de color que se desea obtener (figura 11) (Ordoñez, 2011).

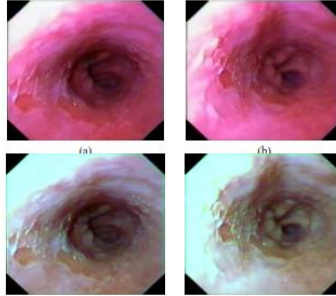


Figura 11. *Imágenes a, b originales e imágenes c y d cromadas* (Ordoñez, 2011).

También se ha utilizado filtrado frecuencial, está asociado con los cambios abruptos, bordes líneas y ciertos tipos de ruido los cambios graduales en el brillo de una imagen. A partir del dominio de la frecuencia se diseñan filtros de suavizado y de realce se muestra las imágenes en la figura 12.

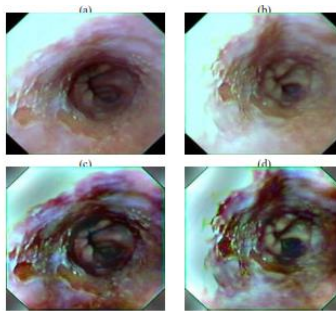


Figura 12. *Imágenes c, d cromadas e imágenes e y f filtrado frecuencial* (Ordoñez, 2011).

Al filtrar las imágenes se tiene delineado el cambio de color de la mucosa, se utiliza detección de bordes, determinadas por las discontinuidades de los niveles de grises, se puede mencionar a los detectores: Sobel, Canny, Prewitt, Gradiente, Laplaciano los mismos que tienen como objetivo seleccionar los píxeles de la imagen que delimitan las fronteras y tener una visión dirigida de la lesión a estudiar en la imagen endoscópica como se muestra en la figura 13 (Ordoñez, 2011).

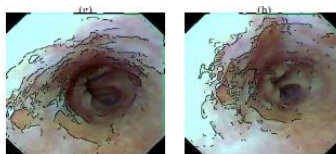


Figura 13. *Filtro de canny aplicado* (Ordoñez, 2011).

1.4. Terapéutica endoscópica y resultados obtenidos

La terapéutica endoscópica se refiere al tratamiento endoscópico de los diferentes diagnósticos que se presentó en el apartado 1.2. Algunas de las técnicas más importantes que se pueden citar son (Vazquez, 2008):

Métodos de hemostasia-. Tratamiento de lesiones sangrantes mediante la inyección de una solución salina y adrenalina, electrocoagulación o mediante ligaduras con bandas. Con ello se consigue detener la hemorragia, lo que reduce la necesidad de urgencias quirúrgicas e incluso la mortalidad.

Coagulación con gas argón-. Coagulación tisular térmica, no existe contacto con los tejidos, por medio de un electrodo de alta frecuencia el argón gaseoso se ioniza y se dirige a la superficie del tejido formando una costra necrótica sólida, se utiliza en superficies que sangran con facilidad, como en la cirugía hepática, traumatología, cirugía del cuello, ginecología (figura 14).

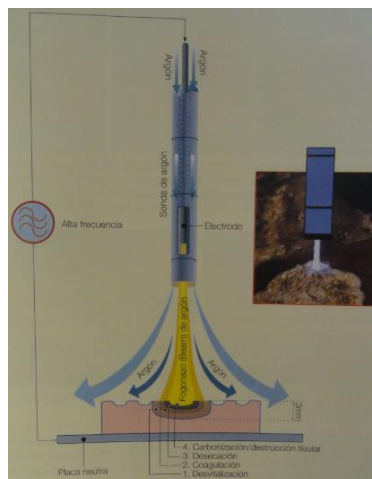


Figura 14. Coagulación con gas argón (Vazquez, 2008).

Láser y terapéutica fotodinámica (TFD)-. Se utilizan fotones de alta energía y una longitud de onda determinada para producir efectos térmicos como cambios metabólicos, coagulación y ablación. Asimismo, se utiliza distintos tipos de láser para tratamiento paliativo de tumores malignos, tratamiento curativo de pólipos y de la displasia de alto grado. En los tejidos la absorción depende del color del tejido, ya que la energía luminosa puede ser absorbida, reflejada o dispersada, dependen de la onda del láser con respecto al espectro de color, de la potencia de emisión, de la superficie en la que actúa y del tiempo (figura 15).

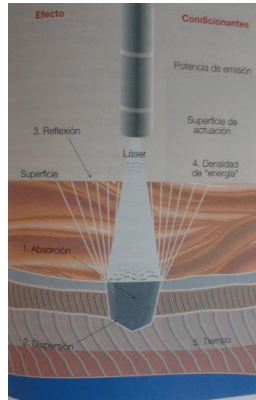


Figura 15. Interacción de la luz láser sobre los tejidos (Vazquez, 2008).

Polipectomía-. Extirpación endoscópica de pólipos y otros tumores para tipificación histológica y la valoración de displasia en posibles focos de carcinoma (figura 16).

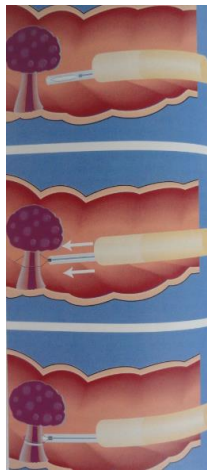


Figura 16. Extracción de los pólipos (Vazquez, 2008).

Esfingetomía endoscópica-. Procedimiento terapéutico para procesos de papila mayor y vías biliares y el páncreas, se emplea para la colocación de prótesis o en la extracción de cálculos (Figura 17).

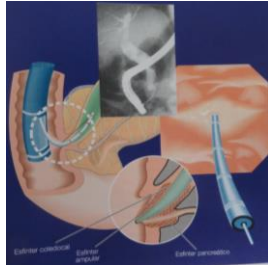


Figura 17. *Esfíngetomía endoscópica* (Vazquez, 2008).

Resección mucosa endoscópica y disección submucosa endoscópica -. Son técnicas terapéuticas diseñadas para la extirpación de neoplasias precoces del tracto digestivo (Figura 18).

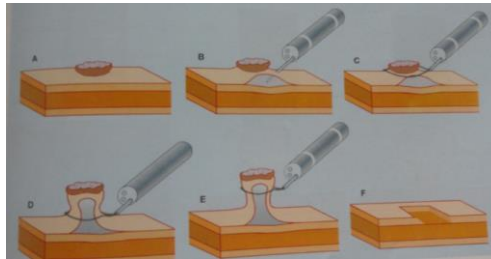


Figura 18. *Esquema del RME con inyección* (Vazquez, 2008).

Gastrostomía y yeyunostomía endoscópica-. Se emplea esta técnica en las enfermedades neuromusculares que cursan con alteraciones motoras faringoesofágicas, se puede emplear como método de descompresión gastrointestinal, administración de medicamentos con mal sabor a niños, en la figura 19 se muestra una gastrostomía.



Figura 19. *Gastrostomía* (Vazquez, 2008).

Prótesis endoscópica-. Procedimiento terapéutico para pacientes con obstrucción maligna irresecable del estómago o cardias, se muestra una prótesis endoscópica en la figura 20.



Figura 20. *Prótesis endoscópica* (Vazquez, 2008).

1.5. Técnicas de visión artificial existentes para el soporte en diagnóstico de patologías endoscópicas

El procesamiento de imágenes médicas se da por la necesidad de analizar patrones y características que solo se pueden obtener por medio de la visión artificial y el reconocimiento de patrones, entre los algoritmos que se utilizan se puede mencionar (Aguilar Peña, 2013):

- SNAKE-. Utilizado en la detección de formas de tumoraciones o tejidos afectados, permitiendo la segmentación para luego aislar el objetivo de búsqueda y procesarla independientemente del resto de la imagen.
- HOUGH-. Utilizada en la detección de círculos y líneas, empleada en la representación paramétrica de formas geométricas con el objetivo de segmentar y aislar zonas de interés.
- EXHAUSTIVE TEMPLATE MATCHING-. Utilizado para detectar puntos claves en una imagen destino a partir de una imagen fuente, utilizado en reconocimiento y comparación.
- EXHAUSTIVE BLOCK MATCHING-. Utilizado para hacer coincidir un bloque de información entre dos imágenes, en reconocimiento y comparación de imágenes.
- CALCULO DEL COEFICIENTE DE CORRELACION DE PEARSON-. Utilizado para determinar el nivel de similitud entre dos imágenes por medio del cálculo de un coeficiente.
- CANNY-. Algoritmo utilizado para detección de bordes y fronteras, separar regiones en una imagen.
- TRANSFORMADA DISCRETA DE FOURIER-. Utilizado en el área de análisis frecuencial de las señales, con sus primeros valores que devuelve la transformada se puede diferenciar objetos de la imagen.

El método de contornos activos paramétricos o snakes, se ha utilizado para contornos extremos de los objetos, snake se define como una curva plana, que se deforma en el tiempo, ajustándose a los objetos representados en la imagen, a través de una función de energía, siendo esta la combinación ponderada de las fuerzas internas y externas, utilizando estas energías al realizar un algoritmo se mueve el contorno sobre la imagen, buscando una posición de mínima energía (Perez, Cañete , & Lozada , 2011), (Velez, Sanchez, & Moreno, 2010).

Se menciona trabajos realizados con la técnica de encadenamiento difuso de pirámide y redes neuronales para la detección de tumores en imágenes endoscópicas, el primer paso es la definición del área de estudio en este caso del tumor, al existir ya un corpus de imágenes, se debe pre procesar estas con el criterio de fondo y objeto de interés, de tal manera solo se presenta de la imagen el tumor (Volcanes, 2008).

Se procede a la segmentación de pirámide a la imagen (figura 21), en donde se describe el contenido de la imagen utilizando múltiples representaciones con resoluciones decrecientes, cada uno de estos niveles subsiguientes se forma tomando promedios ponderados sobre la región del nivel inferior, de forma que cada nivel es la resolución inferior a su predecesor, al aplicar pirámides gaussianas la secuencia de las imágenes es el equivalente al filtrado paso bajo de su predecesor (Volcanes, 2008)

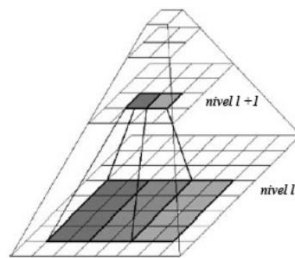


Figura 21. Pirámide de imágenes (Volcanes, 2008)

Con la imagen obtenida luego de procesamiento del encadenamiento difuso de pirámide comprende elementos de imagen con valores comprendidos entre 0 y 256, para minimizar el espacio de almacenamiento de imágenes se genera una imagen binaria para establecer el reconocimiento de patrones, el procesamiento se muestra en la figura 22 (Volcanes, 2008).

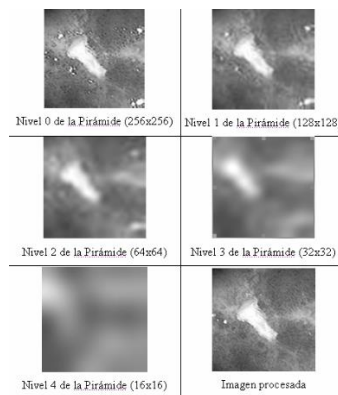


Figura 22. *Procesamiento de una imagen endoscópica de tumor por algoritmo de encadenamiento difuso de pirámide (Volcanes, 2008).*

Para la clasificación de los tumores benignos o malignos se utiliza una red neuronal (figura 23), basados en la determinación de parámetros característicos del mismo como son: Área, Descriptor de forma, variación de distancia del borde y variación de intensidad en el borde (Volcanes, 2008).

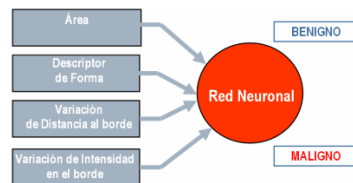


Figura 23. *Diseño de un sistema de clasificador Neuronal (Volcanes, 2008).*

Otro enfoque de estudios en casos de endoscopia se ha utilizado manejos en base a la información del color, al tener la imagen en formato RGB se puede trasladar a esta imagen a un formato HSI

Representando la imagen en el modelo de color RGB , se define por tres colores principales rojo, verde y azul asumiendo los pixeles valores entre 0 y 255, representado el pixel (0,0,0) el color negro y (255,255,255) el color blanco.

Y por otro lado el modelo HSI , es un modelo en el cual se puede cambiar el valor de la intensidad (0-1), saturación (0-1) y hue(0-2 π), se pueden observar sus representaciones graficas en la figura 24.

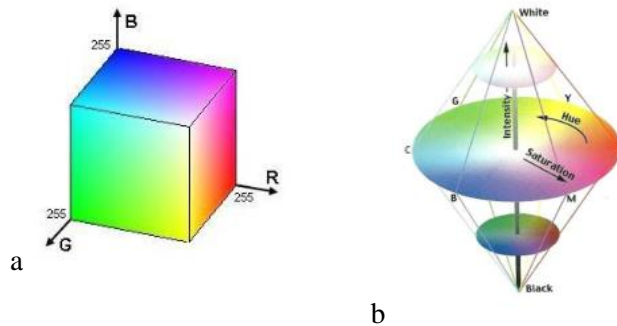


Figura 24. a) *Modelo RGB*, b) *Modelo HSI* (Blotta & Bouchet, 2011).

Aplicando un filtrado cromático en los dos modelos de color se tiene resultados positivos para el modelo HSI en cuanto a realce de características para el especialista como se puede observar en la figura 25.

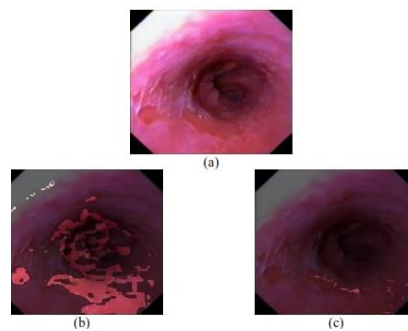


Figura 25. *Modelos de color para una imagen endoscópica a) original, b) Modelo HSI, c) Modelo RGB* (Blotta & Bouchet, 2011).

Los trabajos que se encuentran realizados con visión artificial, cumplen con un proceso, el cual comienza con la captura de la imagen mediante la cámara, aplicación de filtros para obtener un mejoramiento de la imagen y realce de algunas características. Una vez procesada la imagen, se identifican los objetos dentro de la misma, para lo cual se emplea la segmentación. Luego se pasa a una etapa de clasificación o extracción de características, a través del trabajo bajo descriptores, estos permiten encontrar las componentes conectados dentro de una misma imagen, también se utiliza el cálculo de los momentos invariantes en el tiempo del objeto o imagen a localizar (Sobrado, 2003).

CAPÍTULO 2

2. MANEJO DE IMÁGENES ENDOSCÓPICAS MEDIANTE VISIÓN ARTIFICIAL

En el análisis e interpretación de las imágenes médicas endoscópicas se van a aplicar técnicas de procesamiento digital y visión artificial, considerando que a partir de una imagen se llega a una descripción donde se pueden analizar las propiedades de las imágenes, como por ejemplo; la reflectancia, que es la brillantez de cada punto en la imagen, depende de las propiedades físicas del objeto a observar y las condiciones de la iluminación, el color, que es un fenómeno perceptual relacionado con las longitudes de onda, en el caso del espectro visible del ojo humano de 400 a 700nm, que comprenden los espacios de color rojo, verde y azul que se pueden estudiar en modelos como pueden ser RGB y HSI entre otros.

En la imagen se puede interpretar lo que son: las orillas el gradiente, la profundidad la textura, el color, trabajando sobre estos aspectos de la imagen se puede agrupar los elementos obtenidos en forma de contornos y regiones con el propósito de segmentarla (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Para conocer cómo proceder en una computadora para la visualización de una lesión o anomalía de una imagen endoscópica, se recurre al proceso que realiza un especialista.

Para ello se destaca que para reconocer visualmente un problema en una imagen, el especialista en base a la observación de las imágenes, distingue la forma del objeto, su color, su textura, su capacidad de reflejar la luz y su tamaño.

Estos atributos dependen de la ubicación relativa del objeto y el médico, con lo que se detecta alguna anomalía. Así mismo es importante destacar que los endoscopistas toman estas señales visuales y las asocian con elementos de la misma clase. Este proceso se lleva a cabo por el conocimiento adquirido (ya sea por atlas de endoscopia o por su experiencia en el campo), observando modificaciones como el color (una mancha anormal de color en la mucosa pálida o roja).

Dicha mancha tendrá asimismo un tamaño, textura y una forma particular, lo que permitirá dar a conocer su diagnóstico presuntivo, ya que para estar completo el examen se debe realizar una biopsia de las muestras que se dirigen hacia el patólogo para confirmar la sospecha del endoscopista (Vazquez, 2008).

2.1. Etapas de adquisición, visualización y manipulación de imágenes

2.1.1. Etapa de adquisición.

Se realiza este proceso desde una cámara, o desde un CCD (figura 26) para las imágenes endoscópicas, que es un dispositivo electrónico compuesto de una matriz de elementos fotosensibles en los cuales se forma la imagen de acuerdo a la intensidad de luz incidente, para obtener la imagen a color se cubre la retícula de las celdas con filtros de las componentes RGB (FUJINON, 2010).



Figura 26. Dispositivo CCD para endoscopio fujinon 4400 (FUJINON, 2010).

2.1.2. Etapa de visualización.

En las imágenes, el color que es perceptible depende de la naturaleza de la luz reflejada por el objeto, lo que a su vez depende de la luz incidente en el objeto. El color tiene que ver con la longitud de onda dominante o croma, la pureza o saturación y la brillantez o intensidad. El color puede tener varios modelos presentados en la figura 27, como son: modelos sensoriales (orientados a equipos) y los modelos perceptuales (orientados al procesamiento de imágenes) (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

- *Modelo sensoriales-*. RGB, utiliza los colores primarios rojo verde y azul normalizados, se representa los colores en un cubo, CMY se basa en colores secundarios cyan, magenta y amarillo y el modelo YIQ, separa la información de la intensidad luminaria de la información de color.
- *Modelos perceptuales-*. Son modelos que se basan en la brillantez, la saturación y el croma los cuales se representan asemejando a la visión humana, el HSV, HLS, y el HSI toman el eje vertical representando la brillantez, el horizontal la saturación y el ángulo de proyección horizontal el croma.

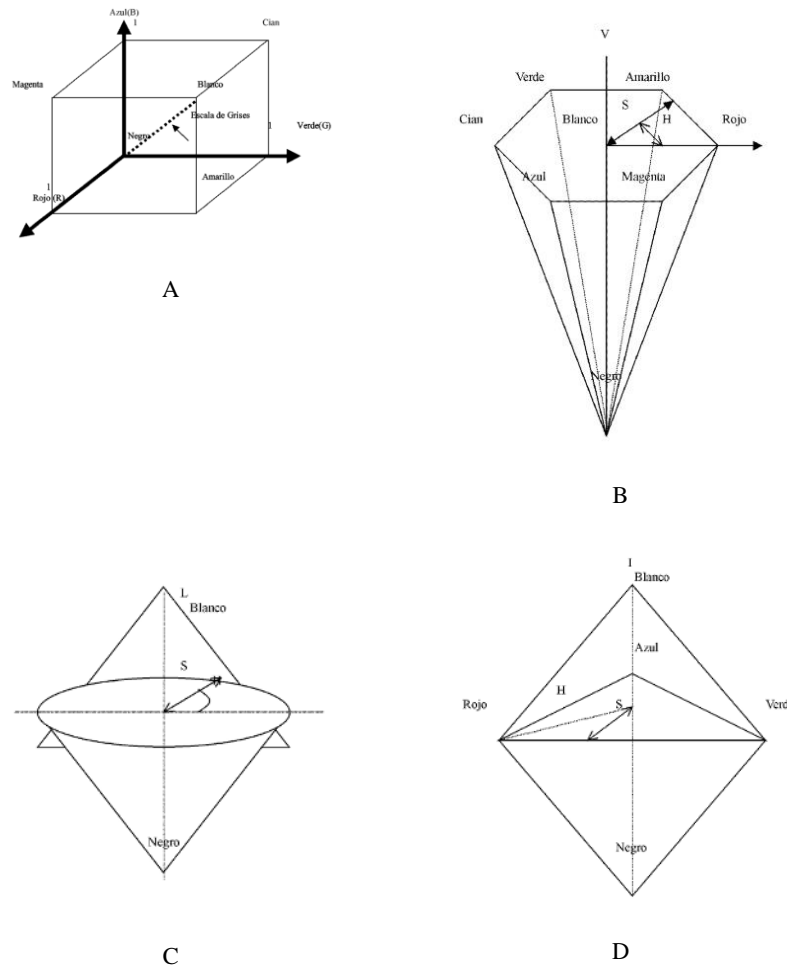


Figura 27. Modelos de color, a) RGB, b) HSV, c) HLS, d) HSI (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

Procesamiento de imagen a color.

El objetivo es mejorar la imagen a color para la interpretación visual, esto se logra aplicando la ecualización por histograma, si se aplica directamente en las componentes RGB de la imagen existirían cambios en el color, por lo que se utiliza el modelo HSI en donde solo se varía la componente de Intensidad, en el caso de este modelo al no tener una variación lineal en el cromatismo se utiliza el concepto de la distancia de color entre píxeles, se toma la distancia de cada píxel a sus vecinos en máscaras de 3x3 se suman y se normalizan, obteniendo la magnitud de la orilla aumentada al aumentar la diferencia de intensidad, cromatismo o saturación (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

2.1.2. Manipulación de Imágenes.

Obtenida la imagen, se realiza un pre procesamiento en el cual se analiza la imagen para que no contenga ruido o resaltar aspectos que sean necesarios, para poder obtener la imagen como es necesaria para el procesamiento se procede a manipular en esta etapa se trabaja con varias operaciones entre las cuales se tienen (Enrique Sugar & Gomez , 2008), (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003):

- *Operaciones puntuales.-* En donde se toma la señal de entrada y se transforma en una señal de salida afectada linealmente por una función que se denomina mapeo, se presentan algunas operaciones en la figura 28.
- *Binarización por Umbral.-* En el cual se puede separar un objeto de interés del resto de la imagen, este valor de umbral se puede detectar mediante métodos de estudio del histograma, de tono de grises o segmentación por histograma, trabajar sobre la transformación de intensidad, llevando los valores bajos a mínimos y altos a máximos de modo que exista un aumento lineal en el contraste.

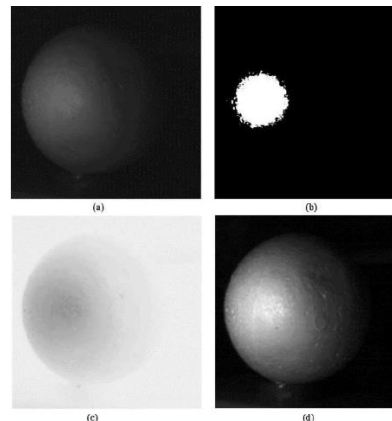


Figura 28. Ejemplo de operaciones puntuales: a) imagen original, b) binarización con umbral de 80, c) negativo de la imagen original, d) aumento lineal de contraste (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

- *Operaciones sobre histogramas.-* Con esta operación se puede conocer el rango dinámico de la imagen, da el nivel de contraste, mientras mayor el rango dinámico mejor el contraste, aquí los detalles discriminantes se perciben con mayor claridad cómo se puede observar en la figura 29. Se utiliza el ecualizado del histograma para distribuir uniformemente los diferentes niveles de intensidad, maximizando la cantidad de información que contiene, para mejorar la calidad visual.

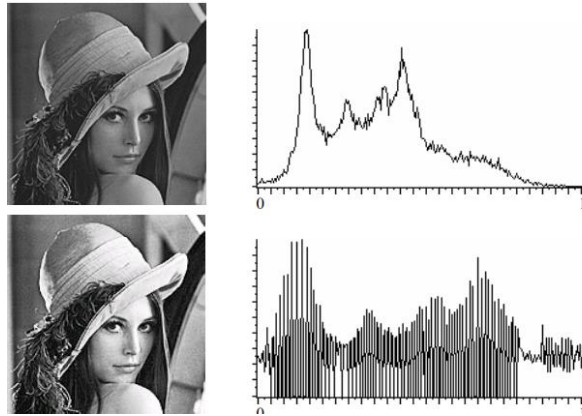


Figura 29. Histograma de la imagen de Lena y su ecualizado (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

- *Detección de orillas-*. La información de orillas responde a las discontinuidades de la imagen, la visión humana las maneja jerárquicamente agrupándolas y mediante la experiencia reconocen rostros u objetos, entonces se detectan las esquinas o bordes.

Para detectar orillas se utiliza la derivada o diferencial en un vecindario de pixeles, se calcula las variaciones entre un punto y su vecindario, la imagen es una función en donde el contorno implica una discontinuidad en dicha función y este puede tener un valor de gradiente o derivada alta. Se puede decir que el contorno son pixeles aislados o bordes, en este caso la detección es sensible al ruido de la imagen por lo que se han integrado técnicas de detección de orillas para reconocer las orillas visualmente relevantes y las orillas falsas como el ruido, sombra o textura llamados (Enrique Sugar & Gomez , 2008), (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003):

- *Operadores de gradiente-*. Se basa en encontrar la derivada de la imagen respecto a los ejes x y y , se toma la diferencia entre los valores contiguos de los pixeles, estas operaciones se implementan mediante máscaras u operadores de Roberts o Prewitt, sensibles al ruido, se muestra un ejemplo de detección de orillas en la figura 30.

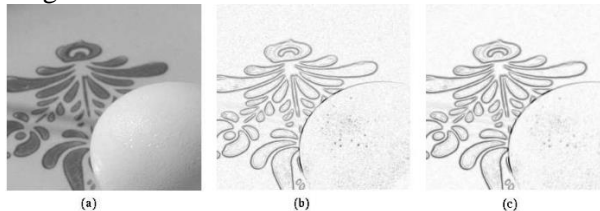


Figura 30. Detección de orillas. a) Imagen original, b) magnitud resultante aplicando operadores de Roberts, c) Magnitud resultante aplicando operadores de Prewitt (Enrique Sugar & Gomez , 2008)

- *Operadores de Sobel*-. Utiliza un pre procesamiento para eliminar altas frecuencias o ruido, incluye detección de orillas y suavizado, reduciendo el efecto de ruido característico de los operadores derivativos.
- *Operadores Laplaceano*-. Este operador se basa en la segunda derivada, se hace cero cuando la primera derivada se hace máxima, se muestra su implementación en la figura 31.

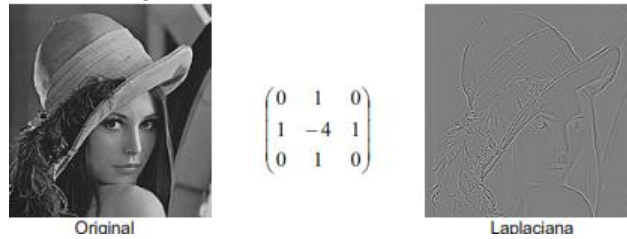


Figura 31. Imagen de Lena aplicando el operador laplaceano (Enrique Sugar & Gomez , 2008)

- *Operadores Gaussiano*-. Este operador suaviza los puntos críticos de la imagen, reduciendo los máximos y aumentando los mínimos, provocando pérdidas graduales de algunas estructuras.
- *Laplaceano de una gaussiana*-. Se basa en la segunda derivada, estima con mayor precisión la localización de la orilla, donde la segunda derivada cruza por cero, la desventaja es que ese genera orillas dobles.
- *Operadores de Kirsch*-. Son cuatro 0, 45, 90 y 135°, su objetivo es detectar la dirección en la que tenga máxima respuesta, dando la direccionalidad de la orilla, como se muestra en la figura 32.

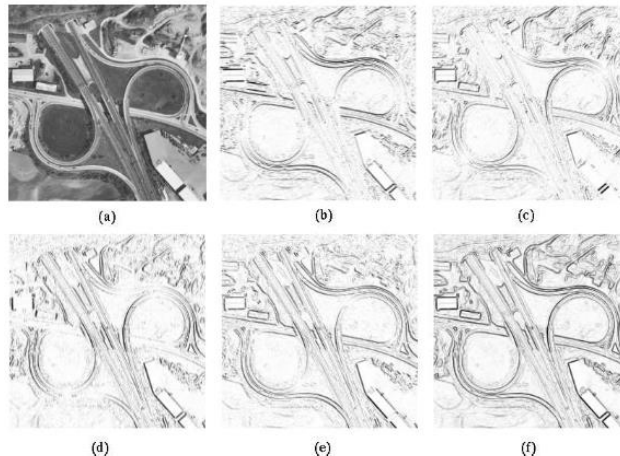


Figura 32. Operadores de Kirsch, a) original, b)-e) operadores 0,45,90 y135°, f) gradiente con mayor respuesta de las cuatro orientaciones (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

- *Máscaras ortogonales de Frei-Chen*-. Se basa en multiplicar operadores simultáneamente a cada pixel y combinar los resultados, considerando filtros

de 2 elementos, un filtro está orientado a detectar orillas, (diferencia de nivel entre dos regiones), y el otro a detectar líneas (de un pixel de ancho). Para mejorar los detectores de orillas se debe tomar en cuenta la información de los pixeles vecinos, se puede ver aquí si es un pixel aislado o tiene información en el contorno

- *Operadores morfológicos*-. Para realizar cualquier tipo operación morfológico en una imagen se aplica operaciones geométricas, aritmético lógicas, por ejemplo dilatación en blanco y negro se reconstruye un código de barras afectado por ruido mostrado en la figura 33.



Figura 33. a) Operación dilatante con (c) se obtiene (b) (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.2. Métodos de filtrado de imágenes

En el tratamiento de imágenes, la presencia del ruido puede afectar significativamente la adquisición de características de la misma, por lo tanto se puede encontrar dentro del pre procesamiento de la imagen los filtros para restaurar señales que han sido distorsionados.

Filtrado en el dominio espacial.

Esta representación se refiere directamente a la intensidad luminosa de los puntos de un espacio, aquí las operaciones se hacen directamente sobre los pixeles mediante la convolución de máscaras cuadradas, el nuevo valor del pixel aplicando la máscara depende del valor de los pixeles vecinos, la máscara tiene valores de peso o coeficientes los cuales varían dependiendo del tipo de filtrado que se realice (Sobrado, 2003).

Filtro de suavizado

Es un filtro pasa bajo en el dominio de la frecuencia, elimina el ruido, mediante el promedio o media aritmética de los pixeles vecinos, sustituyendo el valor central del pixel por la mediana de los valores contenidos en el vecindario, se presenta la aplicación del suavizado en la figura 34 (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).



Figura 34. Aplicación del filtrado espacial de suavizado (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

Una vez en el dominio de la frecuencia se realizan filtros que eliminen elementos que aparezcan con cierto periodo, se puede aplicar filtros ideales y filtros Butterworth, mostrados en la figura 35, pueden ser pasa altos pasa bajos y pasa banda.

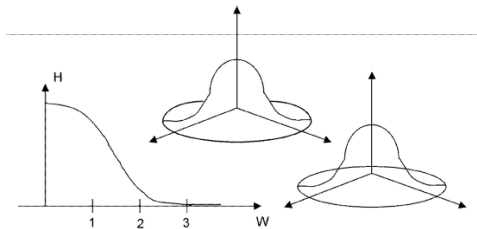


Figura 35. Función de transferencia de un filtro Butterworth pasa bajo (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Filtros de movimiento promediado de múltiple fase-. Este filtro consiste en pasar la señal de entrada a través de un filtro de movimiento promediando dos o más veces. Al pasar dos veces equivale a un filtro triangular, al pasar cuatro veces o más el filtro se hace similar a un gaussiano (Bentacourt, 2003).

Filtro difuso multipaso-. Utiliza reglas difusas, se divide en tres bloques de procesamiento como se presenta en la figura 36, el primer operador elimina el ruido impulsivo, el segundo el ruido no impulsivo y el tercero se implementa para una corrección de error, se detalle a continuación (Bentacourt, 2003):

- En el operador uno se utiliza un operador difuso no lineal recursivo, por medio de una serie de patrones aplicados con la ventana de procesamiento se detectan los verdaderos impulsos de ruido sobre el área, sin afectar los detalles finos de la imagen.
- En el operador dos maneja la distribución de ruido uniforme gaussiano, utiliza un filtro difuso ponderado, toma una media aritmética de una ventana de 25 píxeles como un operador de agregación difusa.
- El tercer operador corrige el error ocasionado en el primer operador al ya no contar con el ruido gaussiano el cual fue eliminado por el operador 2

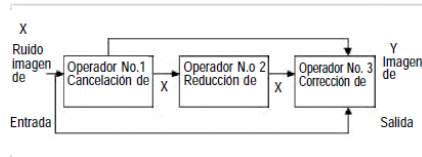


Figura 36. Diagrama de bloques filtro difuso multipaso (Bentacourt, 2003).

Filtro compuesto-. Combinación lineal de diferentes filtros asociados a varias imágenes, donde su comportamiento es específico para cada una de las mismas, se sintetiza entonces la función de transferencia del filtro a partir de las amplitudes y densidades de los espectros de Fourier (Implementación de un sistema de reconocimiento de personas utilizando un filtro discriminante sintético calculado como una combinación lineal de imágenes en el dominio de la frecuencia, 2006).

Filtro Stack-. Se basa en la descomposición por umbrales, obteniéndose una imagen binaria para cada uno de los umbrales utilizados. Luego se aplica una función de filtrado por medio de una ventana deslizante, el resultado de cada umbral se suma para dar el resultado final (Buemi & Gambini).

Filtros Robustos RM-knn

Suprimen el ruido impulsivo conservando los detalles finos de las imágenes al ser filtradas, el criterio utilizado, para evaluar el rendimiento de supresión de ruido es; la relación pico señal a ruido (PSNR), y para evaluar la preservación de los detalles finos, utiliza el criterio del error absoluto medio (MAE) (Gomeztagle & Gallegos, 2005)

Filtros wavelets

Es una generalización del concepto de la transformada de Fourier, en el que la base del espacio vectorial no son las funciones de seno y coseno sino cualquier tipo de función ya sea la Wavelet de Shannon, de Meyer, de Haar, de Battle Lemarié y de soporte compacto, las cuales tienen la característica de tener un valor promedio igual a cero, se presenta en la figura 37 la función wavelet madre. (Beltran , 2009) (Lado Touriño & Méndez Penín, 2004),

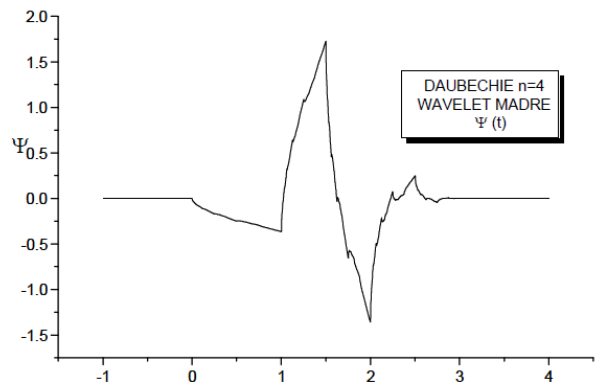


Figura 37. Función madre Wavelet (Beltran , 2009).

La transformada wavelets consiste en la representación de cualquier señal como una superposición de un conjunto de wavelets, este esquema se implementa por medio de filtros; baja frecuencia, suaviza la imagen, alta frecuencia, extrae los bordes y detalles (Beltran , 2009).

Entre las aplicaciones más importantes del análisis Wavelets se tiene: filtrado de imágenes, compresión de imágenes y reconocimiento de patrones entre otros.

2.3. Métodos de segmentación de imágenes

Un concepto básico de textura es “uno o más patrones locales que se repiten de manera periódica” (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003), ahora como la segmentación también utiliza el contorno se puede decir que el contorno de un objeto en una imagen digital, es el mínimo conjunto que separa al objeto del fondo de la imagen.

2.3.1. Segmentación basada en umbralización

Esta técnica no toma en cuenta la coherencia espacial de la región, entonces la umbralización es un proceso que transforma una imagen en escala de grises o a color en una forma binaria, se basa en el histograma de intensidades, en este se ve el valor del nivel de umbral como se muestra en la figura 38, se analizan los mínimos del histograma, los cuales son afectados por el ruido por lo que se aplica un filtro paso bajo sobre el histograma de imágenes (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

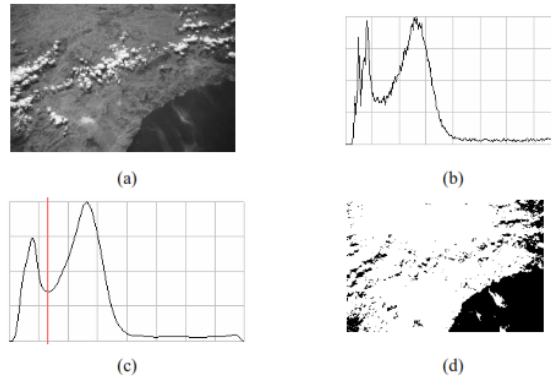


Figura 38. a) Imagen original, b) histograma, c) filtro pasa bajo, d) utilizando el mínimo y el umbral (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

En las imágenes que tienen un histograma con varios picos, como la presentada en la figura 39, se eligen múltiples valores de umbral obteniendo una imagen con cada nivel de grises correspondiente, teniendo en cuenta que estos valores van a ser fijos dependiendo de las características locales de la imagen, otro tipo de umbralización es la adaptativa, esta permite que el umbral varíe de valor según una función que depende de las características locales del entorno del punto que se evalúa (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

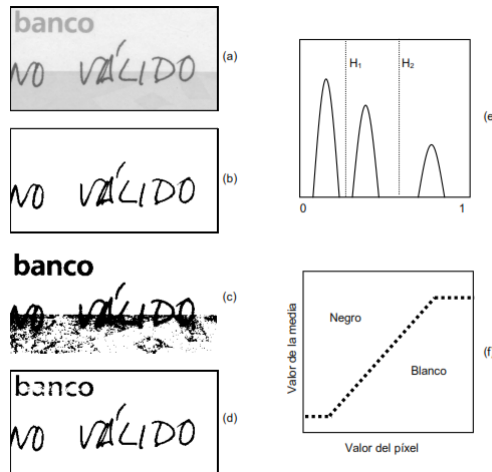


Figura 39. a) Imagen original, b) imagen con H1 como umbral, c) imagen con H2 como umbral, d) utilizando f como función de umbral (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.3.2. Técnicas basadas en la detección de contornos

Usan la información de las fronteras de los objetos que aparecen en la imagen, en función de componentes convexas, esto ocurre cuando los objetos tienen un color uniforme y distinto en el fondo por lo tanto, como entrada se tiene a la imagen y como salida se tiene una etiqueta asociada a cada pixel que indicara a que componente convexa corresponde.

Detección de contornos con filtros de gradiente

En el caso de que los objetos no tengan un color uniforme se utiliza la técnica que permite detectar cambios entre los valores de píxeles de la imagen, se precede con un filtro paso alto permitiendo la obtención de píxeles en donde hay un cambio brusco en intensidad. Sobre esta imagen en escala de grises se realiza un umbralizado que separe a los píxeles de la frontera de los objetos con el fondo, tanto el filtro de la primera derivada basado en el operador del gradiente como el de la segunda derivada basada en el operador Laplaceano son sensibles al ruido por lo que se antecede un filtro de suavizado (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

Transformada de Hough

Está orientada a la detección de contornos cuya forma básica es conocida y que puede ser representada como una curva paramétrica, el análisis tiene resultados robustos para la segmentación, se utiliza un diseño de líneas rectas y curvas a partir de las posiciones de N puntos, su objetivo es encontrar la ecuación que mejor explique los puntos existentes en la imagen, en la figura 40 se muestra la segmentación obtenida de la imagen utilizando la transformada de Hough (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

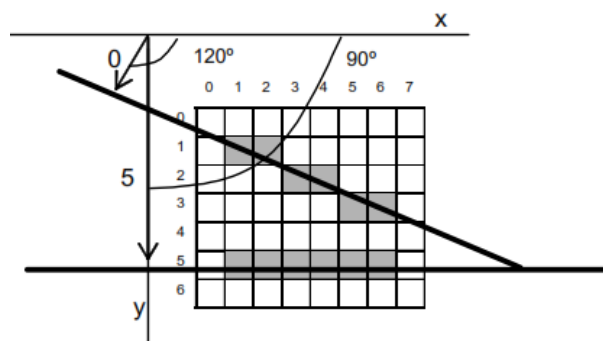


Figura 40. Segmentación obtenida utilizando la transformada de Hough (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.3.3. Segmentación basada en crecimiento de regiones

Utiliza criterios de similitud y proximidad de homogeneidad de niveles de grises, color, forma, es decir, es una partición de imágenes en regiones homogéneas como se detalla (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003):

- *Unión de regiones-*. Procedimiento que agrupa pixeles formando regiones de similares características, se escoge un pixel semilla y con criterio de homogeneidad se agrega el adyacente para comenzar el crecimiento si su intensidad es similar a la media de la intensidad de los pixeles de la región.
- *División de regiones-*. Aquí se parte de una región y si esta región no satisface el criterio de homogeneidad establecido esta se divide de manera secuencial en subregiones.
- *División y unión de regiones-*. Se pretende solventar la elección arbitraria del pixel semilla, Horowitz y Pavlidis proponen dividir la imagen en subimágenes y luego agrupar en regiones similares.

Como primera fase se define una medida que determine la similitud entre regiones puede ser, la desviación estándar entre el fondo y el objeto de la imagen o de los niveles de gris de los pixeles de la región, se aplica está a toda la imagen, si esta supera cierto umbral la imagen se subdivide en cuatro imágenes de igual tamaño, se vuelve a calcular la medida a cada una de la subimágenes y si esta sigue superando el umbral se subdivide nuevamente y así sucesivamente hasta llegar a la subimagen más pequeña, “el pixel” u otro criterio según la imagen y el objeto a segmentar, cuando una de estas subimágenes no supere el umbral se etiqueta como indivisible (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

En una segunda fase del proceso se une pares de regiones adyacentes que presenten valores similares a un nuevo umbral, se repite este procedimiento hasta obtener que ninguna zona similar quede separada, esta interacción se vuelve óptima al utilizar la estructura tipo quadtree para almacenar la representación de las regiones, se presenta en la figura 41 (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

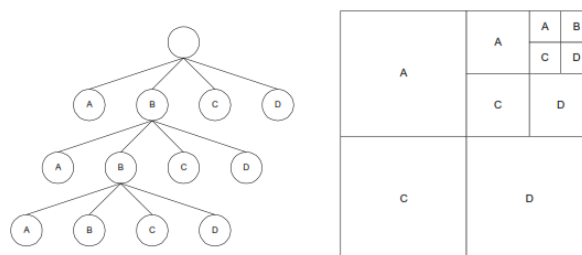


Figura 41. Representación estructura tipo quadtree (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.3.4. Segmentación basada en morfología “Watershed”.

Método basado en morfología matemática, permite extraer las fronteras que hay en una imagen, se asemeja la imagen a una representación topográfica de un terreno en el cual el valor de escala de gris de pixel se asocia a un valor de altura, se asume que se quiere inundar las cuencas de la imagen por lo que la segmentación queda representada por las fronteras de las regiones homogéneas, esta técnica esta aconsejada para imágenes con texturas homogéneas y con gradientes de intensidad débiles, entonces la segmentación corresponden con los mínimos del gradiente morfológico y con los contornos de las líneas de división de aguas del gradiente (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

Semántica del dominio

Es cuando se tiene una información a priori de la clase de objeto que se espera en las imágenes, en base a varios parámetros como son dimensión de la región y contorno, forma de la región, posición de la región, para esto se utiliza un enfoque bayesiano considerando las posibilidades de atributos a cada región como el color, posición espacial, forma, y si se tiene varios atributos por región se combinan mediante teoría de probabilidad que generalmente se estiman a partir de datos conocidos (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

Sistema experto para segmentación.

Es una representación explícita del conocimiento y técnicas de razonamiento simbólico para resolver problemas del dominio, estos conocimientos se expresan mediante sentencias de “Si *condición* Entonces *conclusión*” siendo como un conjunto de reglas la base del conocimiento, estas reglas son: de segmentación análisis de regiones y líneas, de foco de atención, área de la imagen a ser analizada primera, de estrategia, de acuerdo al tipo de imagen (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.3.5. Segmentación basada en color

El aumento de resolución radiométrica aporta con información que facilita la segmentación, aplicando las técnicas enumeradas anteriormente para imágenes en grises, a cada una de las componentes del color RGB e integrando los resultados para la segmentación, un ejemplo se presenta en la figura 42 (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)



Figura 42. Segmentación basada en color aplicando el algoritmo división y unión de regiones (*split and merge*) (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.3.6. Segmentación basada en el movimiento

Segmentación de objetos animados en fondos estáticos, resultado de la resta de dos imágenes consecutivas animadas, conocida también como sustracción de fondo ya que al restar las dos imágenes al no variar el valor del pixel del fondo da como resultado cero teniendo solo la imagen en movimiento (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

2.3.7. Segmentación aplicando “Snakes”.

Este es un modelo deformable, se genera por la necesidad de adaptar dinámicamente contornos siguiendo propiedades físicas como la elasticidad, suavidad dureza. El Snake se define como una curva cerrada que minimiza su energía, guiadas por fuerzas internas y externas provenientes de la imagen, entonces varia su forma natural buscando un estado energético menor (Herold & Escobedo, 2007).

Aplicando el flujo vectorial gradiente (GVF), se calcula una difusión espacial del gradiente en un mapa de bordes derivado de la imagen, por lo que provoca fuerzas difusas que induce al Snake a alejarse del objeto a segmentar y vectores de fuerza que lo atraen a los bordes como se observa un ejemplo en la figura 43 (Herold & Escobedo, 2007)

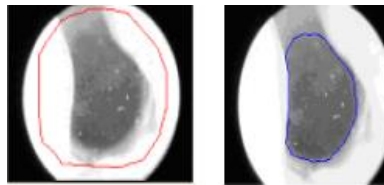


Figura 43. Segmentación aplicando GVF snakes, a la izquierda se inicializa, en la figura derecha se tiene segmentada la imagen (Herold & Escobedo, 2007).

2.4. Clasificación de imágenes mediante técnicas de texturas y operaciones morfológicas

2.4.1. Técnica basada en textura

Algunos objetos o regiones no son uniformes, estos están compuestos por pequeños elementos indistinguibles y entrelazados llamados textura, se basa en elementos primitivos y depende de la resolución de la imagen.

El análisis y reconocimiento de diversos tipos de textura es útil para el reconocimiento de objetos, al igual que el pixel se trata de un elemento de la imagen existe la primitiva que es el textel que es un elemento de textura, entonces un textel es “una primitiva visual con ciertas propiedades invariantes que ocurren repetidamente a diferentes posiciones, deformaciones y orientaciones en un área” (Enrique Sugar & Gomez , 2008), propiedades como forma, tamaño, nivel de grises o color.

Entonces el número de texteles definen la resolución, las figuras para que se puedan identificar los texteles constitutivos se pueden describir en base a algunos tipos de textura como son (Enrique Sugar & Gomez , 2008):

- *Modelos estructurales*-. Son texturas altamente regulares, se pueden describir en términos de elementos como son rectangulares, triangular y hexagonal, otras texturas semi-regulares están formadas por dos tipos de polígonos con diferente número de lados, en donde su codificación está en función de los polígonos en un vértice. No solo importa la estructura que indica la forma sino también la que da su posicionamiento en el plano, obteniéndose mediante la unión de centroides de cada uno de los polígonos que al final da una nueva textura llamada dual.
- *Modelos estadísticos*-. Se usan técnicas de reconocimiento estadístico de patrones, se toma el histograma de grises y se caracteriza mediante sus momentos, se utiliza para texturas no regulares, calculando un segundo momento o varianza da una medida de uniformidad o suavidad de la región, pudiendo utilizarse momentos mayores como el tercero que da una medida de desplazamiento y el cuarto que da una medida de uniformidad relativa, estos momentos se agrupan en un vector, siendo este un vector de características de las texturas correspondientes. En general el reconocimiento de patrones busca describir a cada patrón como un vector o región en el espacio, las características o atributos deben ser seleccionados de forma que exista correlación entre elementos de la misma clase, así se forman grupos llamados clústeres, entonces para asignar un elemento a una clase se calcula la distancia euclidiana desde el centro de masa de cada clase al vector desconocido, seleccionando la clase en base a la distancia mínima, entonces se basa en el vecino más cercano.

- *Modelos espectrales-*. Se basa en la transformada de Fourier, especialmente para imágenes con patrones periódicos, caracterizando las imágenes en base a espectros, la amplitud de los picos dan la dirección principal de los patrones de textura, la localización de estos picos en frecuencia indican el periodo espacial de los patrones y eliminando las componentes periódicas mediante filtros de Fourier se deja las componentes a las que se aplica técnicas estadísticas

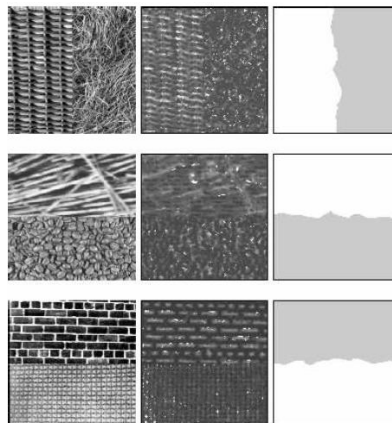


Figura 44. De izquierda a derecha presenta la imagen original, atributos en base a escalas de texturas, separación de texturas con nivel de grises (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Se presenta un ejemplo de la segmentación en base a texturas en base a escalas de textura, separación de textura con nivel de grises que se presenta en la figura 44.

2.4.2. Visión basada en clasificadores

Sirven para distinguir objetos en una imagen, este reconocimiento automático se realiza mediante la transformación de este objeto en un vector llamado patrón, características determinantes o rasgos permiten discriminar a que clase corresponde un objeto dentro de la imagen, estas características son los momentos, la transformada de Fourier o cosenos que son propias de las imágenes, con el patrón ya determinado se mide la proximidad o el grado de pertenencia del patrón a cada una de las clases existentes siendo este efecto definido como funciones discriminantes o de decisión.

Para hacer el cálculo de las funciones se basa en el conjunto de aprendizaje que son patrones similares a los que se desea reconocer, a parte se tiene un conjunto de test y un conjunto de validación este último se utiliza para probar el sistema mientras se está construyendo, el 60% corresponde el conjunto de aprendizaje, el 30% conjunto de test y 10% del conjunto de validación (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Clasificadores a priori y a posteriori

Los clasificadores a priori construyen un clasificador en un solo paso, utilizan la muestra del aprendizaje para el cálculo de las funciones determinantes, los clasificadores a posteriori o con aprendizaje lo constituyen en un procedimiento interactivo de manera progresiva aprende los patrones de la muestra, se debe cumplir que cada clase se puede representar por un único vector que se llama prototipo representante de la clase (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Clasificadores supervisados y no supervisados

En los clasificadores supervisados la muestra la divide el supervisor en las clases ya conocidas que se desea clasificar, las etapas son determinación de las clases, elección y test de las características discriminantes, selección de la muestra, cálculo de las funciones discriminantes y test del clasificador, en los no supervisados al no tener supervisor el proceso es automático utilizando técnicas de agrupamiento en patrones con características similares determinándose las clases (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Clasificadores basados en la distancia

Basados en la distancia entre los vectores de las características, en medidas de probabilidad de pertenencia a una clase, como se presenta en la figura 45. Es un clasificador determinístico supervisado a priori, se basa en el cálculo de un centroide para cada una de las clases en las que se divide el universo de trabajo, así ante un patrón desconocido se calcula la distancia euclidiana del patrón que se desea clasificar a cada uno de los prototipos, entonces un patrón desconocido se clasificara como correspondiente a la clase cuyo prototipo es menor distancia, divide el espacio de características en regiones mediante hiperplanos equidistantes de los centroides (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

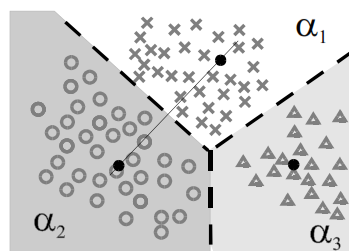


Figura 45. Separación lineal entre clases (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

Clasificador estadístico a priori

Se basa en la distancia de Mahalanobis en las situaciones en las que no existen la posibilidad de separación lineal entre clases, es un clasificador estadístico no determinístico se basa en la desviación típica de los vectores de característica de los patrones de muestra, se muestra su utilización en la Figura 46 (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

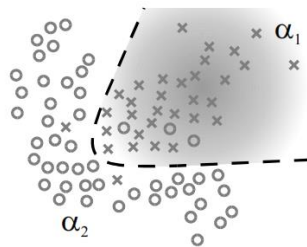


Figura 46. Utilización del clasificador estadístico en base a la media y matriz de covarianzas de las clases (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

Clasificador de aprendizaje con aprendizaje supervisado

Es un problema de optimización clasificar un vector desconocido y asociarlo con una clase, la diferencia con los reconocedores apriorísticos consiste en que las funciones discriminantes se calculan mediante un proceso interactivo, una ventaja es la línea que separa las clases no necesariamente esta equidistante de los centroides adoptando una disposición para mejorar la distribución de los patrones (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003)

2.4.3. Algoritmos de agrupación de clases

Se utilizan estos algoritmos cuando no existe conocimiento a priori de las clases en las que se puede distribuir los objetos, se pueden citar los algoritmos de: (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

- Distancias encadenadas, parte de un patrón al azar y se encadena con el patrón más cercano del extremo de la cadena, su distancia depende de un umbral definido
- MaxMin, elige paulatinamente representantes de entre los patrones de muestra determinando la distancia a las que se encuentra el resto de patrones, si el umbral es superado por algún patrón este queda como representante de una nueva clase
- K-medias permite determinar la posición de k centroides que se distribuyen de manera equitativa a un conjunto de patrones, se conoce de antemano el número de clases

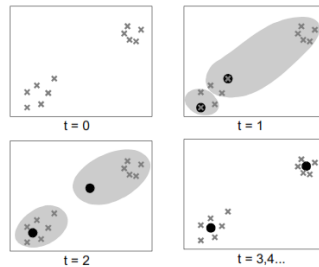


Figura 47. Algoritmo de k -medias para la posición de centroides (Velez Serrano, Moreno, Sanchez , & Sanchez , 2003).

En la figura 47, se muestran como el algoritmo de k -medias procede a la separación de la posición de centroides.

Clasificador de k -medias utilizando MRF

Es un algoritmo por agrupamiento, cada agrupación corresponde al grupo más cercano de la media, con los modelos de campos aleatorios de Markov (MRF), que es un método estadístico, se utiliza en la segmentación de imágenes médicas teniendo en cuenta que la mayoría de píxeles pertenecen a la misma clase de los píxeles vecinos como se muestra en la figura 48 (Laboratorio de Computación Gráfica, 2003)

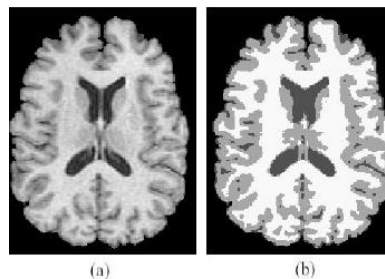


Figura 48. Segmentación utilizando algoritmo de K -medias usando un MRF previo (Laboratorio de Computación Gráfica, 2003)

Clasificador de k -medias con limitación de conectividad KMCC

En el algoritmo tradicional se tiende a producir regiones inconexas, por lo que este algoritmo se presenta con la información de la intensidad y el color de la imagen al igual que la información espacial de las intensidades del píxel a cada región, insertando esta característica al cálculo de los centroides, se puede determinar el algoritmo en pasos como son (Ortiz, 2009):

- Inicialización-. Análisis del histograma de color, se calcula las intensidades de color más dispares y se añaden los centros espaciales

- Clasificación-. Se calcula la diferencia de color de todos los píxeles, con cada uno de los centroides, así como la distancia espacial a los centros, se le asigna un grupo K que minimice la distancia
- Cálculo de los centroides-. El cálculo del agrupamiento de píxeles, los centros y las medias de intensidades calculadas varían, por lo que es necesario el cálculo de centros nuevamente
- Condición de convergencia-. Si la diferencia entre los centros calculados recientemente y los anteriores es menor que un umbral propuesto pasan a la última etapa o se retorna a la clasificación
- Limitación de conectividad-. Mediante un algoritmo de fusión de regiones se muestran los resultados

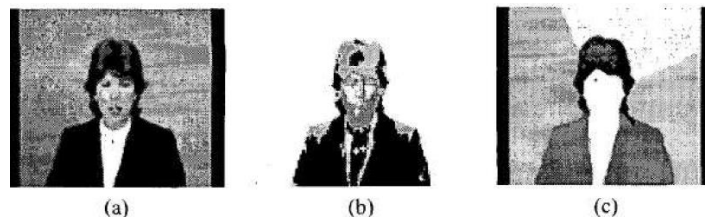


Figura 49. Segmentación utilizando algoritmo de KMCC, a) original, b) K-means, c) KMCC (Ortiz, 2009)

En la figura 49 se presenta un ejemplo de la segmentación utilizando el algoritmo de KMCC.

2.4.4. Visión basada en modelos

Se hace una correspondencia de la representación interna del mundo con la información sensorial por medio de la visión, al analizar una imagen, se obtienen parámetros similares y se comparan con los de los modelos como se muestra en la figura 50. La representación es “un sistema frontal para hacer explícitas ciertas características o tipos de información, junto con una especificación de como el sistema hace esto” (Enrique Sugar & Gomez , 2008), las representaciones para el reconocimiento en visión debe buscar las propiedades genéricas, eficientes, en espacio y tiempo, invariantes, independientes de traslación, rotación y escalamiento, robustas, tolerantes a ruido e información incompleta.

La visión basada en modelo utiliza modelos geométricos predefinidos para reconocer objetos, mediante extracción de características para construir una descripción geométrica, se realiza una construcción de modelos geométricos internos de los objetos de interés y se realiza un apareamiento geométrico de la descripción con el modelo interno que es la correspondencia (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

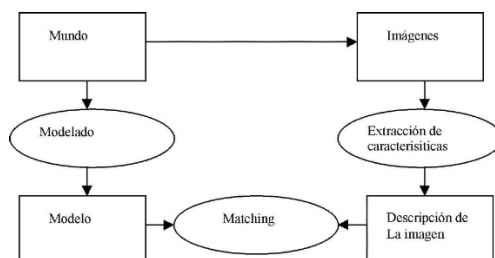


Figura 50. Estructura de un sistema de visión basado en modelos (Enrique Sugar & Gomez , 2008)

Estos modelos están orientados al reconocimiento en función a su representación a nivel de imagen, borde o contorno y regiones, entre otras técnicas la de esqueleto se utiliza cuando la región es formada por componentes delgadas como se muestra en la figura 51, el esqueleto se puede obtener mediante un algoritmo de adelgazamiento que preserve conectividad, también se utiliza técnicas de morfología matemática, esta técnica es muy sensible al ruido en el contorno (Enrique Sugar & Gomez , 2008)

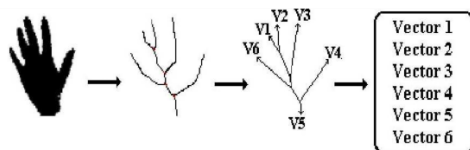


Figura 51. Aplicación de esqueletos en la representación de una mano (Enrique Sugar & Gomez , 2008)

2.4.5. Visión basada en conocimiento

Utiliza modelos proporcionales para su representación, a diferencia de los basados en modelos que utilizan representaciones analógicas, conocimiento sobre sus objetos y sus relaciones, se obtiene los atributos de la imagen y se genera una imagen simbólica, se hace una construcción del conocimiento sobre el dominio, generando una base de conocimiento, con la imagen simbólica y la base del conocimiento se localiza los objetos de interés mediante la inferencia (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

Son también conocidos como sistemas expertos en donde se resuelven problemas mediante el razonamiento utilizando una representación simbólica del conocimiento humano, las principales representaciones son redes mencionadas algunas como (Enrique Sugar & Gomez , 2008):

- *Redes de producción*-. El conocimiento se representa por un conjunto de reglas tipo condición acción, este sistema generalmente tiene cientos de reglas que en conjunto representan la base de conocimiento.

- *Redes semánticas*-. Es una red en donde los nodos representan conceptos y las ligas representan diferentes tipos de relaciones entre ellas, las ligas son operadores lógicos y relaciones de pertenencia, permiten la herencia de propiedades entre conceptos
- *Redes probabilísticas*-. Maneja incertidumbre llamadas también redes bayesianas o causales, cada nodo representa una variable y cada liga representa relaciones probabilísticas entre ellas, cuantificadas mediante probabilidades condicionales, las probabilidades se obtienen subjetivamente en forma objetiva de estadística del dominio, se utiliza razonamiento probabilístico, propaga los efectos de las variables instanciadas a través de la red, para obtener las probabilidades posteriores de las variables desconocidas. Un ejemplo de utilizar las redes bayesianas se da con el manejo del endoscopio como se presenta en la figura 52, para observar al interior del tubo digestivo, en base a su estructura se puede reconocer los diferentes tipos de objetos que son los nodos inferiores, por la propagación de probabilidad, se obtiene la probabilidad posterior de cada objeto pudiendo seleccionar el objeto de mayor probabilidad

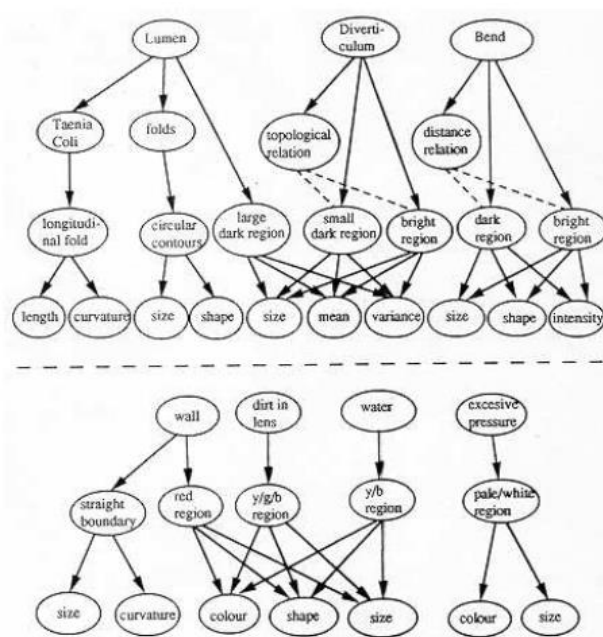


Figura 52. Estructura para el reconocimiento de objetos en imágenes de endoscopia utilizando redes probabilísticas (Enrique Sugar & Gomez , 2008).

- *Redes neuronales*-. Es una interacción de elementos conocidos como neuronas artificiales por la similitud con las neuronas humanas, estas redes responden a problemas de clasificación, están formadas de conexiones sinápticas, con

correspondencia de peso en las neuronas, las neuronas de entrada se procesan mediante una función de activación, para definir el estado de activación de la célula nerviosa, a partir de esta se genera la salida mediante la función de salida, para realizar la clasificación se debe entrenar la red alterando el peso de las interconexiones de acuerdo a la relación deseada en cada una de las capas ocultas de neuronas, para aplicar el reconocimiento de objetos por redes se aplica a ventanas de píxeles como una máscara en detección de orillas, se entrena con varios ejemplos verdaderos y falsos y luego se hace coincidir a objetos de interés donde tenga mayor respuesta.

CAPÍTULO 3

3. DISEÑO DE LA METODOLOGÍA Y CONSTRUCCIÓN DEL CORPUS DE CASOS DE IMÁGENES ENDOSCÓPICAS

El diseño de la metodología propuesta para el análisis de las imágenes endoscópicas se va implementar en base a las características del corpus, el cual se ha tomado de la base de datos del Hospital “Vicente Corral Moscoso”.

Se documenta entonces en este capítulo los análisis realizados con los métodos empleados para el pre procesamiento, procesamiento, realce y manipulación de las imágenes tomadas desde el corpus para obtener el reconocimiento de las patologías estudiadas hasta el momento.

Para la construcción del corpus de casos de imágenes endoscópicas se estudia primero la patología presentada mediante las características distintivas mencionadas en los atlas de gastroenterología. Como se estudiará en las secciones del presente capítulo, el corpus de imágenes endoscópicas en cada una de las patologías es muy variante, por lo cual el análisis de las mismas es complejo.

El corpus a utilizar es el resultado de analizar las imágenes representativas en base a criterios del especialista médico. A este corpus se le realizará un posterior pre procesamiento y se utilizarán los diferentes tipos de filtros y métodos de visión artificial presentados en los capítulos anteriores.

Para el desarrollo de la aplicación se ha utilizado el entorno de programación Eclipse, conjuntamente con el lenguaje de programación Java. A fin de almacenar la información en una base de datos, se utilizaron los programas PGmodeler para diseñar las tablas y relaciones, PGAdmin para la gestión de la misma y PostgreSQL para el almacenamiento de datos.

Para el desarrollo de la aplicación de soporte en el diagnóstico se ha empleado el IDE Codeblocks conjuntamente con la librería OpenCV en C++, la misma que permite manipular imágenes de una manera más precisa e implementa cientos de algoritmos para el tratamiento de imágenes.

3.1. Diseño de la propuesta de reconocimiento de imágenes de endoscopia

Para el procesamiento de las imágenes se deberá aplicar filtrado a las imágenes a fin de suavizar la región de interés, reducir el ruido y mejorar el contraste para poder aplicar posteriormente las técnicas de segmentación.

Analizando el caso de imágenes médicas gastrointestinales, se tiene un corpus muy variado en cuanto a color, textura y forma, por lo que se propone hacer el estudio de los diversos casos de enfermedades, cada una con un diferente tipo de descriptor, por lo tanto, se analizará las patologías por separado.

3.1.1. Patología de esofagitis

La enfermedad por reflujo gastroesofágico ERGE es uno de los problemas más frecuentes en gastroenterología y dentro del grupo de pacientes que sufren esta enfermedad se encuentran lesiones endoscópicas como es la esofagitis por reflujo (Vazquez, 2008).

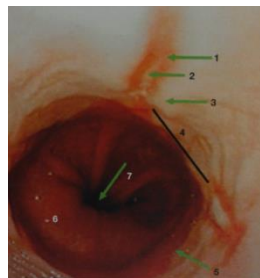


Figura 53. Características de las lesiones mucosas en la esofagitis por reflujo 1 Borde congestivo, 2 fondo fibrinoso, 3 edema, 4 área sin lesiones, 5 unión escamo columnar 6 hernia hiatal, 7 orificio cardial (Vazquez, 2008).

Como se puede observar en la figura 53, se presenta un caso de esofagitis bien definida. Por el contrario, en muchos de los casos que se han obtenido de las bases de datos, las lesiones no se aprecian de manera concisa, por lo que existe mayor grado de dificultad en encontrar la lesión. En tal virtud, se propone en este trabajo de investigación iniciar con el estudio de las irregularidades o elongaciones que sufre la unión que existe entre la mucosa gástrica y la esofágica, denominada línea Z. De esta forma, se realizará un estudio en base a formas y a distancias para distinguir entre imágenes con esofagitis e imágenes de esófagos normales.

La identificación de la patología se realizará empleando un esquema de detección semiautomático. Por ello, es importante mencionar que los sistemas de apoyo al diagnóstico existentes se basan en módulos de pre procesamiento para

mejorar las imágenes tomadas desde los endoscopios, módulos de segmentación para reconocer las regiones de interés (que se analizarán posteriormente por el especialista) o extractores de características como color, textura o forma. En la propuesta que se plantea en el presente trabajo, se busca definir el contorno (forma) dado por la línea Z y realizar el proceso de clasificación a través de técnicas que nos permitan medir la similitud entre casos de pacientes sanos o pacientes que sufren esofagitis.

3.1.2. Patología Gastritis

La gastritis es un cambio inflamatorio que afecta a la mucosa gástrica. Esta patología se presenta por factores como beber demasiado alcohol, ingerir alimentos demasiado picantes, fumar, utilizar por tiempo prolongado antiinflamatorios, lesiones traumáticas, entre otros (Balaguer, 2008).

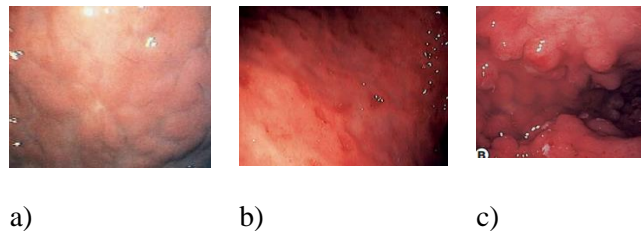


Figura 54. Aspecto endoscópico de gastritis por *helicobacter pylori*. a) Nodularidad difusa recubierta de mucosa normal, b) Erosiones múltiples c) Polipoides pequeños (Balaguer, 2008).

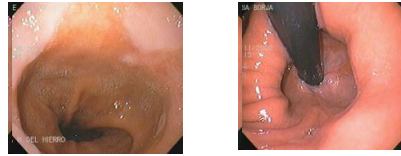
En la figura 55 se pueden apreciar las anomalías endoscópicas debido a la gastritis por *Helicobacter Pylori*. Como se observa, está presente una nodularidad difusa recubierta de mucosa normal (a), erosiones múltiples en el cuerpo del estómago (b) y polipoides pequeños que afectan principalmente al cuerpo del estómago (c). Una de las causas más probables de sufrir gastritis es el *Helicobacter Pylori*.

Por ello, en esta investigación se propone emplear descriptores de textura a fin de tratar de identificar zonas que han sido afectadas por la enfermedad y brindar un diagnóstico temprano mientras se realiza la endoscopia en el paciente.

3.1.3. Patología Hernia Hiatal

La hernia hiatal es una enfermedad que se produce cuando el estómago o parte del mismo pasa a la cavidad torácica a través del hiato esofágico del diafragma o cualquier otra abertura anormal del diafragma (Balaguer, 2008). Es aconsejable explorar la zona línea Z (unión entre las mucosas esofágica, rosa pálido, y gástrica rojo oscuro) para identificar la patología (Vazquez, 2008). Esta patología tiene la característica de variación del color en el contorno de la línea Z, siendo la hernia una protrusión tornándose de un color más fuerte esta zona.

Una hernia hiatal se produce cuando el tejido del músculo debilitado permite que el estómago de bombeo a través del diafragma. La presión en el estómago puede contribuir a la formación de la hernia hiatal.



a)

b)

Figura 55. *Hernia Hiatal, a) Vista frontal, b) vista retroflexión.*

Como se puede observar en la figura 55, existe una variación de color en la parte de la hernia hiatal con respecto al diafragma. En tal virtud, en este proyecto de tesis se propone una técnica de análisis basada en histogramas de color.

3.2. Extracción de características de las imágenes en el caso clínico de gastritis, esofagitis y hernia hiatal y construcción del corpus.

3.2.1. Esofagitis

Al tener el corpus de imágenes para obtener el diagnóstico según criterio del especialista, se ha optado por estudiar la forma de la región a fin de realizar la segmentación de dicha zona, en base a su morfología matemática. Por ello, se busca aplicar el algoritmo de segmentación de niveles llamado Watershed y con la ayuda de los descriptores, ya sea momentos de Hu o Fourier, realizar una clasificación para determinar si una imagen presenta esofagitis o es normal.

Se tiene por lo tanto un algoritmo propuesto presentado en la figura 56, para identificar la patología de la esofagitis, consta con varios módulos de procesamiento y por ello se va a explicar cada uno de ellos.

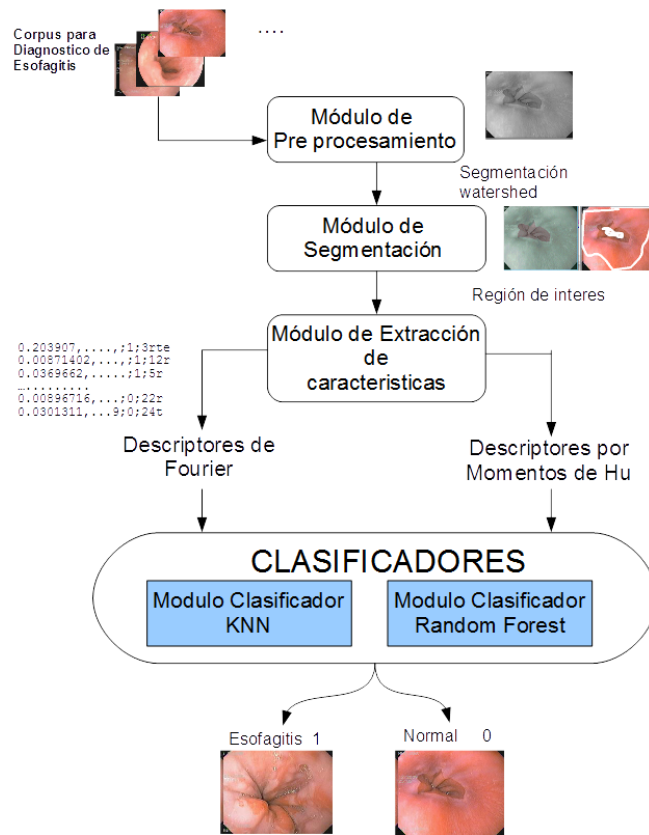


Figura 56. Algoritmo para identificar la patología de Esofagitis.

Módulo de Pre procesamiento

El corpus obtenido está validado con muestras de laboratorio y conocimiento del experto endoscopista y se cuenta con 26 casos médicos. A todas las imágenes se les debe aplicar un cambio de color para que exista una mejor segmentación, por lo que se utiliza el espacio de color en escala de grises.

Módulo de segmentación

Como algoritmo de segmentación se utiliza Watershed (línea divisora de aguas), es un método semiautomático utilizado para segmentar la región de interés con respecto al fondo. Este algoritmo funciona sobre una imagen en escala de grises, utilizando un conjunto de marcadores que etiquetarán a los píxeles donde se inicia la inundación, la línea divisoria de regiones se da por la posición de marcadores específicos.

La imagen se transforma en una superficie de topografía, realizando el proceso de inundación desde los niveles más bajos de altura, valores de mínimos locales o cuencas, hasta que las aguas de cuencas contiguas se unen. La representación que tienen las líneas de unión es el resultado de la segmentación en regiones (Palomino & Concepción, 2010)

Módulo de extracción de características

Descriptores de Fourier

Para trabajar sobre los descriptores de Fourier del contorno de la imagen de la región llamada *signatura* o *firma* de la imagen, es preciso representar la región de interés mediante una función real unidimensional, la *firma* de la imagen es la distancia del centroide de la región hacia el contorno del objeto a identificar.

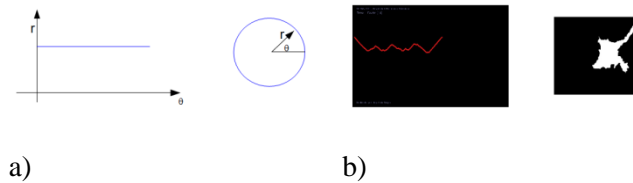


Figura 57. Firma de la imagen, a) circunferencia, b) esofagitis.

En la figura 57 se representa a los dos contornos y sus firmas respectivas. Se tiene entonces que calcular los coeficientes de Fourier sobre la frontera de la imagen, la secuencia de puntos considerados como números complejos:

$$s_k = [x_k, y_k], \quad k = 0, 1, 2, 3, \dots, N$$

$$s_k = x_k + jy_k \quad (1)$$

La transformada discreta de Fourier se aplica a la función que representa el contorno mostrado en (1), siendo FD_k , la transformada discreta de Fourier

$$FD_k = \mu_k = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s_k * e^{-\left(\frac{j2\pi k k}{N}\right)} \quad (2)$$

Los coeficientes μ_k son conocidos como los descriptores de Fourier del contorno (Chungnan, Chang, Chang, & Chen, 2010)

El número de puntos elegidos para definir el contorno determina el número máximo de descriptores que se pueden obtener, por la regla de Nyquist si se quiere analizar sus propiedades únicas se consideran los descriptores $N/2$ iniciales (Buey &

Lopez, 2010). A continuación se anotan las características más importantes de los descriptores de Fourier de la firma de los objetos:

- Invariantes a traslación-. La función al utilizar la información del centroide es invariante por si sola a la traslación
- Invariante a la rotación-. Se consigue utilizando solo los valores absolutos de los descriptores $|FD_0|$ ya que la información relativa a la rotación se encuentra en la fase del descriptor
- Invariantes a escala-. Se divide los descriptores para el primer descriptor que define el tamaño del objeto

Los descriptores de bajo orden describen las formas y los de alto las características superficiales y texturales, en el presente trabajo se utiliza los primeros ocho descriptores (Lopez C. B., 2010)

Descriptores de forma basados en momentos de Hu

Los momentos de Hu proporcionan los descriptores de una región invariantes a la rotación, traslación y escala, en este caso se debe extraer esta información para procesarla luego emplear un clasificador a fin de determinar si dichos descriptores representan el objeto o forma deseado (Ramirez). A continuación se presenta entonces la ecuación general del cálculo de los momentos en dos dimensiones (p+q) esimos en (3) (Huang & Leng, 2010) :

$$m_{p,q} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, 3 \dots \dots (3)$$

Si la función de la imagen $f(x, y)$, es una función continua acotada por puntos, existe los momentos de todos los órdenes y la secuencia de momentos $m_{p,q}$, estos no son invariantes a la rotación traslación y escala.

El momento de orden cero ($p=q=0$) corresponde al área del objeto descrito como se muestra en (4):

$$m_{0,0} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \quad (4)$$

Los momentos de orden 1, ($p=0, q=1$ y $p=1, q=0$), relacionándolos con el momento de orden cero, determinan el centro de gravedad de los objetos:

$$m_{1,0} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} x f(x, y)$$

$$m_{0,1} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} yf(x, y)$$

$$x_c = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad y_c = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (5)$$

Las características a la invariancia se logra utilizando momentos centrales presentados en (5), (Huang & Leng, 2010):

$$\mu_{p,q} = \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - x_c)^p (y - y_c)^q f(x, y) \quad p, q = 0, 1, 2, 3 \dots \quad (6)$$

Los momentos centrales $\mu_{p,q}$ presentados en (6), utilizados con el centroide de la imagen $f(x,y)$, es equivalente al $m_{p,q}$, cuyo centro ha sido trasladado al centroide de la imagen. Por lo tanto los momentos centrales son invariantes a la traslación de la imagen. La invariancia a la escala puede ser obtenida por la normalización y está definida por (7) (Huang & Leng, 2010):

$$\eta_{p,q} = \frac{\mu_{p,q}}{\mu_{00}^\delta}, \quad \delta = \frac{p+q+2}{2}, \quad p + q = 2, 3, 4, \dots \quad (7)$$

Basados en la normalización de los momentos centrales, Hu introduce los 7 momentos invariantes (Ochoa Somuano & Perez Lara , 2013), estos momentos son presentados en (8):

$$\begin{aligned} \phi_1 &= n_{20} + n_{02} \\ \phi_2 &= (n_{20} + n_{02})^2 + 4n_{11}^2 \\ \phi_3 &= (n_{30} + 3n_{12})^2 + (3n_{21} - n_{03})^2 \\ \phi_4 &= (n_{30} + n_{12})^2 + (n_{21} + n_{03})^2 \\ \phi_5 &= (n_{30} - 3n_{12})(n_{30} + n_{12})((n_{30} - 3n_{12})^2 - 3(n_{21} + n_{03})^2) + (3n_{21} - n_{03})(n_{21} + n_{03})(3(n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2) \\ \phi_6 &= (n_{20} - n_{02})((n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2) + 4n_{11}(n_{30} + n_{12})(n_{21} + n_{03}) \\ \phi_7 &= (3n_{21} - n_{03})(n_{30} + n_{12})((n_{30} + n_{12})^2 - 3(n_{21} + n_{03})^2) - (n_{30} - 3n_{12})(n_{21} + n_{03})(3(n_{30} + n_{12})^2 - (n_{21} + n_{03})^2) \quad (8) \end{aligned}$$

Se tiene que los descriptores de Fourier como los momentos de Hu, se utilizan para obtener las propiedades útiles de la imagen invariante a la rotación, traslación y escala.

3.2.2. Gastritis

Como se presenta el objetivo del sistema para el apoyo en el diagnóstico endoscópico en la patología de gastritis, se trabaja sobre la textura de las imágenes ya que en ella se encuentra la información sobre las lesiones que presentan las paredes del estómago identificando dicha patología.

Se propone un algoritmo que identifique las texturas y se pueda obtener descriptores a partir de los casos de estudio de gastritis que se tiene en el corpus.

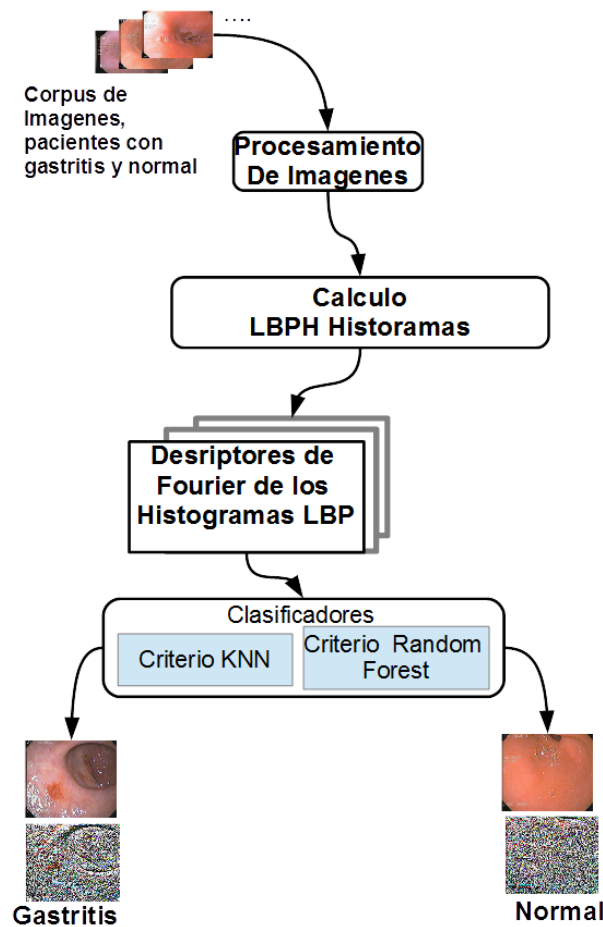


Figura 58. Algoritmo propuesto para la extracción de características de la patología de Gastritis

Como se muestra en la Fig. 58, se ha organizado el proceso de análisis y diagnóstico presuntivo de gastritis de las imágenes en las etapas que se detallan a continuación:

Módulo de Pre procesamiento

Contando con el corpus validado con muestras de laboratorio y conocimiento del experto endoscopista, se cuenta con 35 casos médicos con patología y 24 casos médicos con diagnóstico sano.

Todas las imágenes pasan por un proceso de filtrado utilizando el filtro de gauss para el suavizado de la imagen

Cálculo de los descriptores de textura (LBP) y la transformada rápida de Fourier

El análisis de las imágenes del corpus se las realiza estudiando las características de las mismas en el caso de la gastritis la información la tenemos sobre la forma de la mucosa de las paredes del estómago como son: los grumos que se presentan, las lesiones en forma de erosiones o polipoides siendo la manera más efectiva el estudio sobre la textura, por lo que se aplica LBP (Ramírez) (Perez J. , 2013).

El algoritmo LBP (local binary patterns), presenta a la imagen como una composición de micropatrones, estudiando sus histogramas se obtiene la información sobre la distribución de los bordes y otras características (Petruk, 2011).

Este algoritmo extrae la información que es invariante a las variaciones locales de la imagen en escala de grises. Se presenta una zona circular en la cual existe un pixel central q_c de control de calidad, de los mismos se calcula la ubicación de cada pixel en un radio R

$$LBP(P, R) = \sum_{p=0}^{P-1} s(q_p - q_c) 2^p \quad (9)$$

Donde P, es el número de pixeles del vecindario, R es el radio y $s(x) = 1$ si $x \geq 0$ o caso contrario 0. El histograma de estos números binarios es utilizado para describir la textura de la imagen ecuación (9) (Nanni L., 2012)

Para la obtención del vector de características LPB, primero se transforma la imagen original, en una imagen LBP, utilizando la ecuación (9), el código LBP toma valores entre 0-255. Luego la imagen se divide en M bloques concatenados, cada bloque de 8x8 pixeles, contiene 256 direcciones de histogramas, se calcula el histograma de códigos LBP dentro de cada bloque que representa el número de pixeles con aciertos LBP. Por lo tanto cada bloque ofrece un histograma LBP de 256 dimensiones, se concatenan los M bloques con los histogramas LBP y se representa la imagen de entrada (figura 59) (Bongjing Jun, 2011).

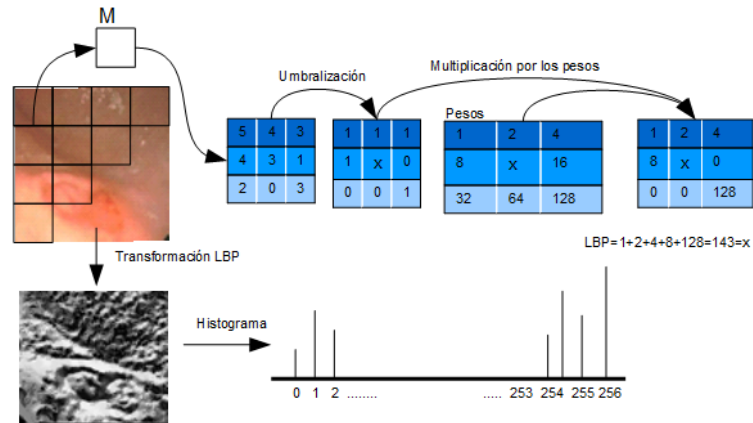


Figura 59. Descripción de la obtención del vector de características LBP

La FFT es un algoritmo que permite calcular la transformada de Fourier discreta, se aplica en el tratamiento digital de imágenes.

Módulo de clasificador

Teniendo un conjunto de descriptores se aplica la técnica de clasificación, en un grupo están los casos médicos con patología de gastritis y en el otro grupo están los casos médicos con estómago normal

3.2.3. Hernia Hiatal

Para detectar esta enfermedad se propone implementar una identificación a partir del estudio de los histogramas de color, ya que la mayor información que se puede encontrar para la identificación se da por el cambio de color que existe entre el diafragma y la línea Z.

Se tiene por lo tanto un algoritmo propuesto que se presenta en la figura 60, para identificar la patología de la hernia hiatal, consta con varios módulos de procesamiento, así que se va a explicar cada uno de ellos.

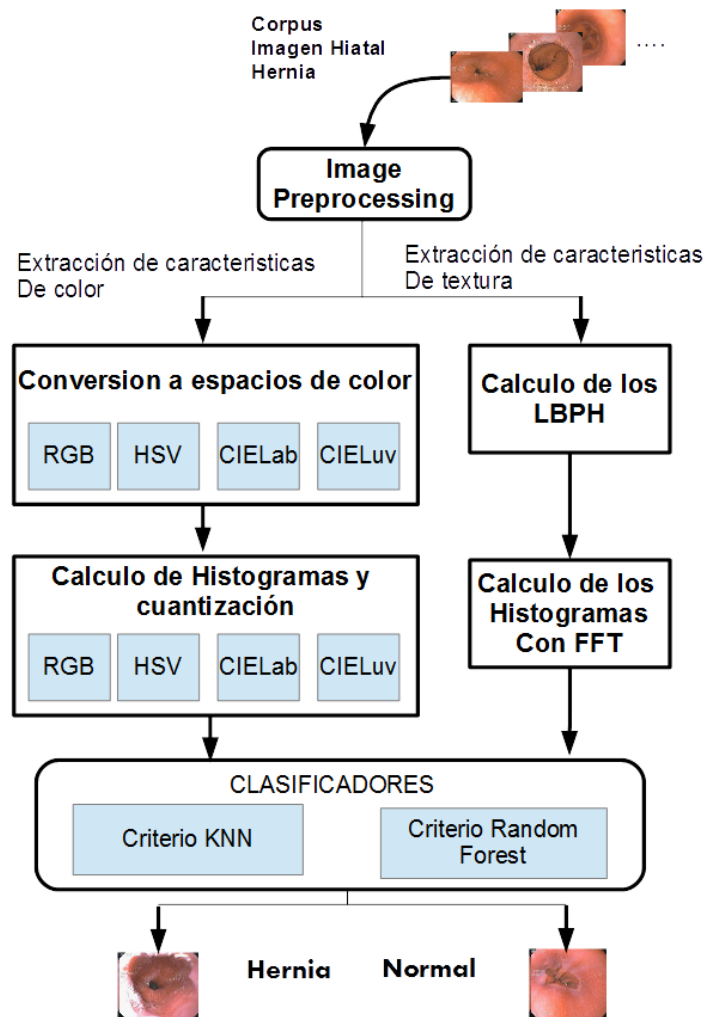


Figura 60. Algoritmo para identificar la patología de Hernia Hiatal

Módulo de pre procesamiento

Se toma la imagen original y se realiza un cambio de modelo de color, ya que el modelo HSV (Hue Saturation and Value), es el modelo más cercano a la percepción del ojo humano

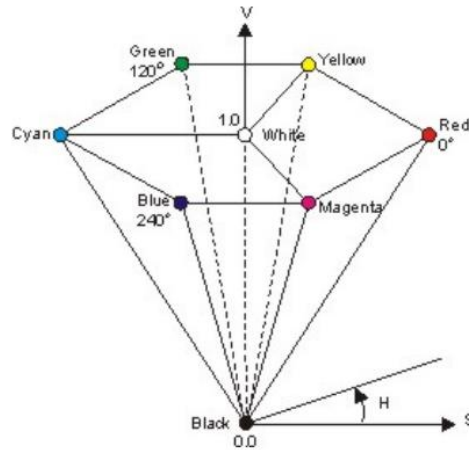


Figura 61. Representación del espacio de color HSV (Poveda & Robles, 2012).

Las componentes de cromancia (tono y saturación), y la luminancia representan el espacio HSV, el tono especifica el componente cromático, la saturación especifica el valor de predominancia del componente cromático y la luminancia es la intensidad de color (Poveda & Robles, 2012).

Descriptores por los histogramas obtenidos

Los histogramas recogen los recuentos de datos organizados en un conjunto de contenedores predefinidos, se agrupan en bins, y se lleva el número de píxeles en un grupo de bits.

Los bins o frecuencias de intervalos se utilizan para representar toda la información de la imagen en agrupaciones de datos numéricos continuos, estos bins son del mismo ancho y no se solapan se utiliza (10). Entonces para calcular el ancho de los bins se define con cuántos bins se va a trabajar y cuáles son los mayores y menores valores que existen en los datos.

$$ancho = \frac{max_{valor} - min_{valor}}{\# bins} \quad (10)$$

Utilizando los bins como descriptores se procede a definir como se obtienen, como primer paso se carga las imágenes que han sido pre procesada, aquí se obtiene tres vectores o componentes HSV, se calcula los bins en cada componente en H, S, V, se calcula el histograma de cada plano y se obtienen los descriptores de los canales definidos por los bins calculados.

3.3. Evaluación de la metodología propuesta para el reconocimiento de imágenes de endoscopia.

Utilizando la información necesaria sobre las patologías a identificar se debe evaluar la metodología propuesta del reconocimiento de patologías en las imágenes endoscópicas.

CRITERIO KNN

“El algoritmo por clasificación por los K vecinos más cercanos o KNN, es un método de clasificación de objetos basados en la cercanía a los ejemplos más cercanos en el espacio de características” (Salcedo, Diaz, & Garcia Pedro, 2011), por lo general se utilizan los resultados de la distancia Euclídea mínima (ecuación 11) como métrica para determinar la proximidad de dos objetos en el espacio de características

$$d_{euclidea}(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^M (x_i^2 - y_i^2)} \quad (11)$$

Siendo $d_{euclidea}(X, Y)$, la distancia euclideana entre los vectores de características $(X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_M), Y(y_1, y_2, y_3, \dots, y_M))$, con dimensión M

CRITERIO RANDOM FOREST

Es un algoritmo de clasificación que es una combinación de árboles predictores, tal que cada árbol depende de vector aleatorio probado independientemente y con la misma distribución para cada uno de estos. Este algoritmo mejora la precisión de la clasificación mediante la incorporación de aleatoriedad en la construcción de cada clasificador individual.

A fin de evaluar el rendimiento de los clasificadores empleados, se usa la matriz de confusión, que es una herramienta estándar de evaluación de modelos estadísticos. Asimismo, se presenta las predicciones de los casos en las columnas y los datos reales en las filas, se puede ver entonces si se confunden los datos de las clases generadas en este caso las patologías de los casos normales (Cruz & Gonzalez, 2008)

Tabla 1. Datos de la matriz de confusión.

CASO REAL	PRONOSTICO		TOTAL
	PATOLOGIA	NORMAL	
PATOLOGIA	Verdadero Positivo VP	Falsos Negativos FN	Total de Positivos Reales TPR
NORMAL	Falsos Positivos	Verdadero	Total de

	FP	Negativos VN	Negativos Reales TNR
TOTAL	Total de Positivos Pronostico TPP	Total de Negativos Pronostico TNP	Total General

En la tabla 1 se presentan las nomenclaturas de los datos que se deben introducir en la matriz de confusión, estos datos servirán para la evaluación del clasificador a partir del cálculo de la precisión, sensibilidad, especificidad y exactitud.

Precisión-. Es el total de predicciones positivas correctas

$$P = \frac{VP}{TPP} * 100\% \quad (12)$$

Sensibilidad-. Porcentaje de etiquetas positivas que fueron colocados como positivos

$$S_e = \frac{VP}{TPR} * 100\% \quad (13)$$

Especificidad-. Porcentaje de etiquetas negativas que fueron casos predichos como negativos

$$S_p = \frac{VN}{TNR} * 100\% \quad (14)$$

Exactitud-. Las predicciones porcentuales que eran correctas

$$A = \frac{vp+vn}{Total\ General} * 100\% \quad (15)$$

Las ecuaciones 12-15, otorgan datos estadísticos de los cuales se analizan para verificar el correcto funcionamiento del clasificador de casos médicos con patologías o normales.

3.4. Codificación e implementación de los scripts

3.4.1. Esofagitis

Como se presenta el objetivo del sistema para el apoyo en el diagnóstico endoscópico en la patología de esofagitis, se trabaja sobre la forma de la línea Z, se ha considerado algunos casos de estudio por ejemplo:

Implementación de filtros-. Se implementó el método para extracción de bordes, llamado Canny, en este se ven los cambios bruscos de intensidad lumínica, por lo que

se utiliza filtros de pre procesamiento para suavizar la imagen como son los filtros gaussianos

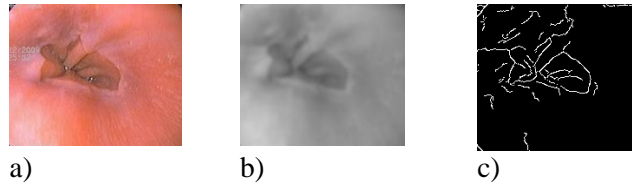


Figura 62. *Procesamiento de la imagen a) original, b) Filtro gaussiano c) Implementación de Canny*

Como se puede observar en la figura 62, la imagen que se obtiene aplicando el filtro Canny no define correctamente el borde de interés, se obtiene muchos bordes exceso de segmentación y no valida la realidad del caso de estudio

Cambio de formato de color-. Se trabaja sobre el modelo en color HSV (Hue, Saturation Value), teniendo mayor control sobre la intensidad de la imagen para obtener mejores resultados

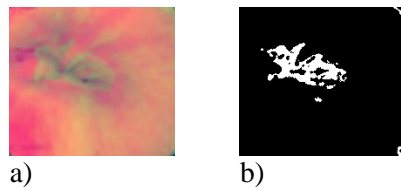


Figura 63. *Procesamiento de la imagen a) formato HSV, b) umbralizando*

Como se puede observar en la figura 63 se trabaja sobre el cambio de color en la imagen para obtener una región, que identifique la línea Z, existe una pérdida de información el contorno, además estas técnicas no son automáticas, se tiene que dar valores de umbralización de los componente HSV, y estos varían de acuerdo a cada uno de los pacientes lo que le hace inviable a esta solución.

Implementación de algoritmo Surf-. Este algoritmo sirve para extraer las características de una imagen, se tiene sobre toda la imagen características que fuesen los descriptores de la imagen, pero no se basan en la región, estas se extienden por toda la imagen siendo esta generalizada y no es factible su utilización pues, se tiene una región de interés que puede definir la patología mediante su extracción de características, se muestra su implementación en la figura 64.

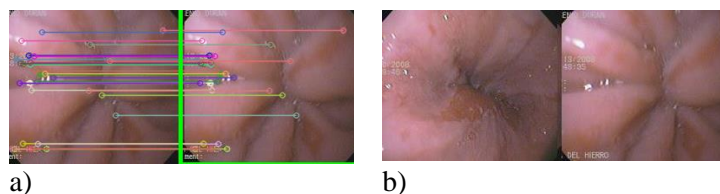


Figura 64. Algoritmo Surf implementado para la obtención de características a) coincide b) no coincide

Aplicación de la técnica de segmentación Watershed. Se requiere marcar una definición de regiones previa como se muestra en la figura 65, con lo cual el algoritmo de Watershed diferencia los rangos limitadores y grafica dos regiones, la de interés para este caso el área que delimita la línea Z

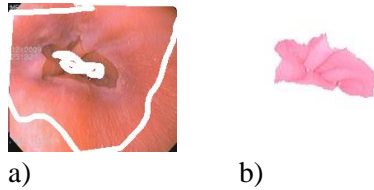


Figura 65. Procesamiento de la imagen a) Selección de región, b) Imagen obtenida

A la region obtenida se realiza una umbralizacion en escala de grises, una erosion y una dilatacion para obtener la region de interes lo que se muestra en la figura 66.



Figura 66. Procesamiento de la imagen a) Umbralizacion, b) erosión, c) dilatación, d) región de interés

Con la región de interés se implementa un algoritmo para graficar la firma del contorno mostrada en la figura 67.

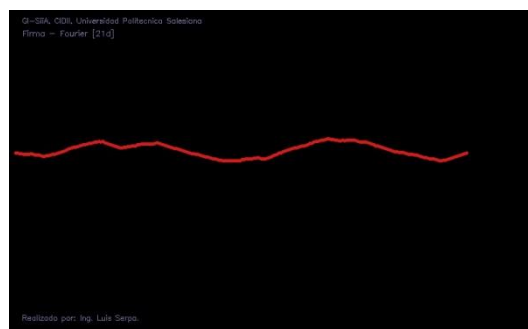


Figura 67. Firma del contorno de la región de interés

A partir de estos puntos de interés que son los representativos de la línea Z, se calculan los descriptores de Fourier, de los cuales se va a tomar los primeros 8

descriptores, se les normaliza dividiéndole para el módulo del primer descriptor (DC). De igual forma, se adjunta una etiqueta que indica el diagnóstico, y donde 0 representa que es una imagen normal y 1 que es una imagen con enfermedad, además se escribe el número de imagen a procesar. Con esta información pasa a una etapa del clasificador, el cual genera la matriz de confusión que será analizada posteriormente en los resultados.

3.4.2. Gastritis

A fin de brindar apoyo en el diagnóstico endoscópico en la patología de gastritis, se trabaja sobre la textura de las imágenes, ya que en ella se encuentra la información sobre las lesiones que se presentan en las imágenes, se emplea entonces estrategias para la obtención de descriptores.

Algoritmo SURF-. Una de las técnicas que se probó para tratar de determinar si existe gastritis, es SURF. Dicho algoritmo produce el resultado que se presenta en la figura 68.

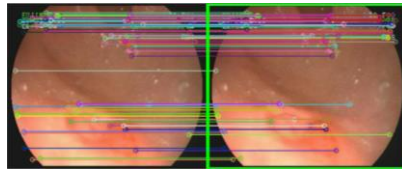


Figura 68. Surf como método propuesto para obtención de características de las imágenes

Como se puede observar, se trabaja con el algoritmo de SURF (Speeded-Up Robust Features), que es un algoritmo de distinción de características y se basa en respuesta de Wavelets aplicadas a la imagen. Dicho algoritmo busca coincidencias de puntos clave, como en el caso de la esofagitis, donde se tiene que es muy genérico el resultado y por lo tanto, se descartó su uso.

Algoritmo LBP con Fourier-. Lo necesario en este caso es la utilización de un script que entregue descriptores basados en la textura, como ya se explicó en secciones anteriores. Por ello, se aplica el algoritmo de LBPH, con el fin de obtener los descriptores de la patología, lo que se presenta en la figura 69.

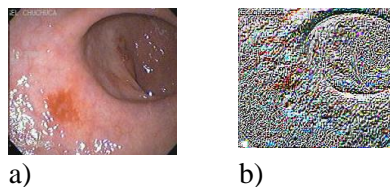


Figura 69. a) Imagen original. B) Huella obtenida con la aplicación de LBPH y Descriptores de Fourier

Utilizando el software para la segmentación de texturas se tiene los resultados LBP con descriptores de Fourier y se calculan las huellas de cada imagen. Asimismo, se implementará posteriormente un script para poder realizar el proceso de clasificación, buscando encontrar clasificar las imágenes de acuerdo a su textura.

3.4.3. Hernia Hiatal

Se busca identificar la patología y se va a implementar scripts para obtener las características de las imágenes que ayuden a la clasificación de imágenes con patología y normales, se propone algunos métodos como son:

Implementación de filtros -. Se implementó en primera instancia un algoritmo para poder identificar la hernia en la imagen, utilizando el filtro de Sobel, también se aplicó el Laplaciano de Gauss lo que se presenta en la figura 70.

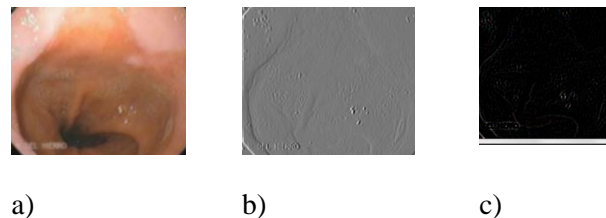


Figura 70. *Procesamiento de la imagen de Hernia Hiatal a) aplicando filtro de Gauss, b) Aplicando Sobel c) Aplicando el Laplaciano de Gauss*

Se observa que estos filtros no realzan sobremanera la lesión que se pretende por lo que se procede a indagar en el cambio de modelo de color.

Trabajo sobre el modelo de color-. Se realiza el pre procesamiento de la señal pasando la imagen del espacio de color RGB al HSV.

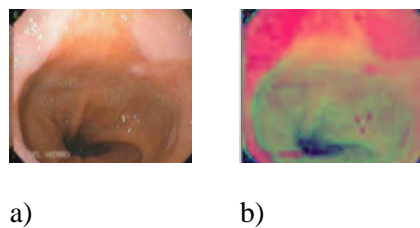


Figura 71. *Foto de Hernia Hiatal. A) Imagen RGB, B) imagen HSV*

Al tener una diferencia de color se puede utilizar los histogramas de color para distinguir imágenes de pacientes enfermos de pacientes sanos, como se presenta en la figura 71. Para ello se implementa en el script el número de bins a utilizar, dando

como resultado un vector de características por cada uno de los componentes del modelo HSV (Balaguer, 2008)

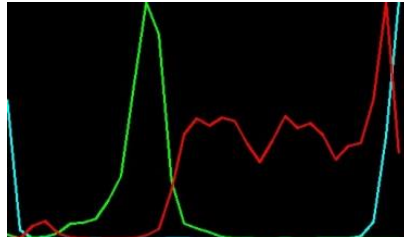


Figura 72. *Histograma de color formato HSV*

Al aplicar histogramas se tienen descriptores de color como se muestra en la figura 72 en este caso de las tres componentes del modelo de color, se implementa en el script de cálculo de vecinos más cercanos con todas las imágenes de pruebas y se obtiene la matriz de confusión que será analizada en los resultados.

3.4.4. Programa de administración de base de datos

El programa de administración de base de datos se va a instalar en el Hospital “Vicente Corral Moscoso” con la finalidad de tener un registro de los pacientes atendidos en el departamento de gastroenterología. Se realizó un levantamiento de los requerimientos de características del software y se implementaron los siguientes pasos:

Realización del diagrama de entidad-relación

Ejecutado en PgModer herramienta para generar diagramas de entidad-relación, para la base de datos PostgreSQL, soporta propiedades ACID (Atomicidad, Consistencia, Integridad y Durabilidad), se muestra el diagrama en la figura 73.

Se genera un script tipo SQL (Lenguaje de Consulta Estructurado), este lenguaje sirve para acceder a la base de datos.

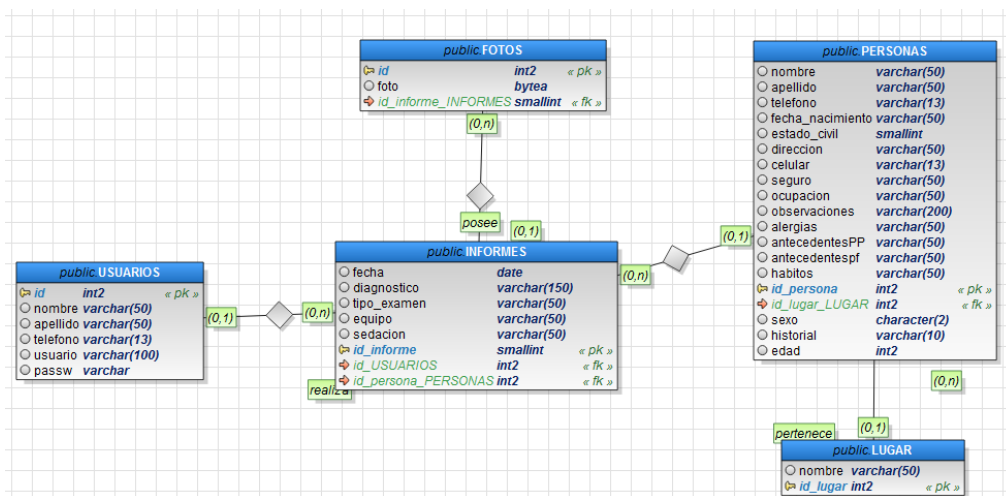


Figura 73. Diagrama de entidad-relación para el script de Diagnóstico

El objetivo del sistema es que los informes que son generados para las personas se almacenen en la base de datos con la información de lugar, fotos y usuarios, es decir, dichos informes contienen los datos de todas las consultas en diferentes fechas, con diversas fotos y con el doctor asignado. La entidad central INFORMES está relacionada con las entidades PERSONAS, USUARIOS, FOTOS y LUGARES, en donde un lugar pertenece una o varias personas, un usuario realiza uno o más informes, un informe tiene una o varias fotos y una persona genera uno o varios informes.

Se ejecuta la base de datos en el programa PgAdminIII, se ingresa los usuarios administradores del programa, se presenta una captura de pantalla en la figura 74, cada uno de ellos tienen un usuario y contraseña, se ingresa también los lugares.

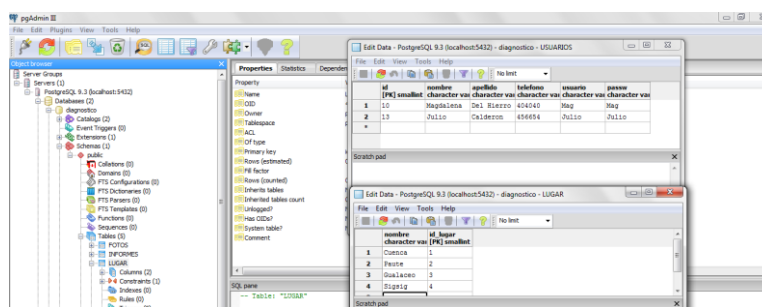


Figura 74. Introducción de datos en tablas de USUARIOS y LUGARES

Se procede a presentar las pantallas de la aplicación desarrollada, como pantalla principal se tiene el acceso de los médicos al programa y el esquema de funcionamiento del programa de administración de datos mostrado en la figura 75.

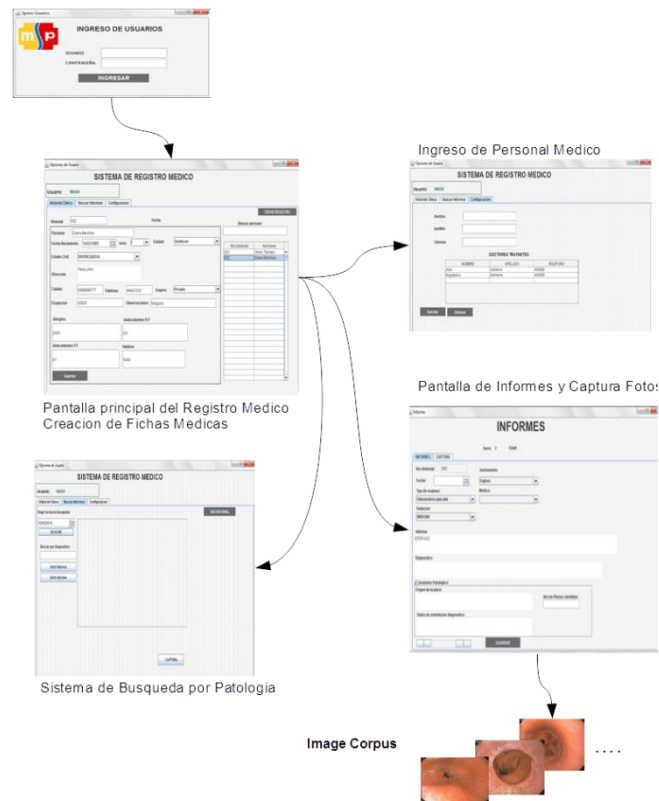


Figura 75. Esquema de funcionamiento de Programa de administración de la base de datos

Es un programa adaptado a las necesidades de la Institución y a los requerimientos del centro de Investigación, ya que con el mismo se obtendrá un corpus de imágenes más nítidas, debido a que el proceso de toma de imágenes es más amigable con el usuario en este caso los doctores del Hospital.

CAPÍTULO 4

4. DISEÑO DEL PLAN DE EXPERIMENTACIÓN Y ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.1. Diseño del plan de experimentación.

El propósito de este plan de experimentación es definir los lineamientos que debe cumplir el sistema de la propuesta de un método basado en visión por computadora como herramienta de apoyo en el diagnóstico endoscópico

Las fases en las que se realizarán las pruebas son:

- Planificación de las pruebas: Identificar los requisitos para las pruebas
- Diseño de las pruebas: Identificar los casos de prueba
- Implementación de las pruebas: Establecer los entornos de prueba, desarrollar las clases de prueba, componentes de prueba y datos de prueba.
- Ejecución de las pruebas: Ejecutar los casos de prueba. Investigar los resultados no esperados y registrar los defectos.
- Evaluación de las pruebas: Analizar los defectos, determinar si se han alcanzado los criterios de las pruebas. Crear informes de evaluación de las pruebas.
- Alcance de las pruebas

Se ejecutan las pruebas para el reconocimiento de imágenes con las patologías estudiadas, en los algoritmos de segmentación y de reconocimiento al igual que en el programa de ingreso de información y base de datos de las imágenes tomadas desde el equipo de endoscopia.

Pruebas del sistema de diagnóstico de patologías

Tabla 2. Prueba de sistema de diagnóstico de patología esofagitis.

Validación del programa para detección de la patología de esofagitis	
<i>Unidades a ser probadas</i>	Programa de segmentación utilizando Watershed Programa de obtención de descriptores Programa de identificación de patologías
<i>Objetivos de las pruebas</i>	Validar la segmentación semiautomática aplicando el algoritmo Obtener una región para introducir a los descriptores correspondientes Validar el programa para la obtención de descriptores Validar Programa de identificación de patologías
<i>Detalle de la ejecución</i>	Aplicar el trazado en la imagen para definir dos regiones Validar la región a ser procesada Implementar software para identificación de descriptores de la imagen Implementar un algoritmo para la identificación de la patología esofagitis

Se presenta en la Tabla 2 la prueba del sistema de diagnóstico de patología de esofagitis. Aquí se analizan los programas que se utilizan para la detección de la patología de esofagitis, se presentan los objetivos y los detalles de la ejecución del sistema.

Tabla 3. Prueba de sistema de diagnóstico de patología gastritis.

Validación del programa para detección de la patología de gastritis	
<i>Unidades a ser probadas</i>	Programa de obtención de descriptores en base a la textura Programa de identificación de patologías
<i>Objetivos de las pruebas</i>	Validar la huella de la segmentación Validar el programa para la obtención de descriptores Validar Programa de identificación de patologías
<i>Detalle de la ejecución</i>	Implementar software para identificación de descriptores de la imagen Implementar un algoritmo para la identificación de la patología gastritis

Se presenta en la Tabla 3 la prueba del sistema de diagnóstico de patología de gastritis. Aquí se analizan los programas que se utilizan para la detección de la patología de gastritis, se presentan los objetivos y los detalles de la ejecución del sistema.

Tabla 4. Prueba de sistema de diagnóstico de patología hernia hiatal.

Validación del programa para detección de la patología de Hernia Hiatal	
<i>Unidades a ser probadas</i>	Programa de obtención de descriptores en base al color Programa de identificación de patologías
<i>Objetivos de las pruebas</i>	Validar el programa para la obtención de descriptores Validar Programa de identificación de patologías
<i>Detalle de la ejecución</i>	Implementar software para identificación de descriptores de la imagen Implementar un algoritmo para la identificación de la patología hernia hiatal

En la Tabla 4 se puede observar la prueba del sistema de diagnóstico de patología de Hernia Hiatal. Aquí se analiza los programas que se utilizan para la detección de la patología de Hernia Hiatal, se presentan los objetivos y los detalles de la ejecución del sistema.

Tabla 5. Prueba de software para el registro de historiales clínicos.

Validación del programa de registro de historiales clínicos	
<i>Unidades a ser probadas</i>	Base de datos funcionando
<i>Objetivos de las pruebas</i>	Validar el funcionamiento del programa de registro de usuarios Validar el funcionamiento de la base de datos obtenida
<i>Detalle de la ejecución</i>	Realización de un software para el ingreso de datos de paciente Implementar un sistema de búsqueda de casos de patologías Verificar el funcionamiento de la base de datos

En la Tabla 5 se describe la prueba del software para el registro de historiales clínicos. Aquí se analiza los programas que se utilizan, se establecerán los historiales clínicos de los pacientes que van a ser atendidos en el Hospital en el área de Gastroenterología, se presentan los objetivos y los detalles de la ejecución del sistema.

4.2. Ejecución del plan de experimentación.

Para llevar a cabo un registro de las validaciones de los distintos procesos que ofrece el sistema de apoyo para el diagnóstico endoscópico, se ha desarrollado varios formularios de validación, los mismos que servirán para identificar y corregir los errores que no han sido detectados en el proceso de desarrollo del software.

Tabla 6. Formulario de para software de reconocimiento de la patología esofagitis

FORMULARIO DE VALIDACION DEL SISTEMA DE APOYO PARA EL DIAGNÓSTICO ENDOSCOPICO			
<i>FUNCIONAMIENTO DEL SOFTWARE DE IDENTIFICACION DE LA PATOLOGIA ESOFAGITIS</i>			
Aspectos a evaluar	Valoración		Observaciones
	SI	NO	
<i>¿Al segmentar las imágenes semiautomáticas se tiene una región útil para su uso en los descriptores?</i>	X		La segmentación se la debe de realizar, definiendo los entornos para encontrar la línea Z que será la guía para el adecuado funcionamiento del algoritmo implementado.
<i>¿La patología es reconocida según las muestras entregadas al corpus?</i>	X		El acierto del reconocimiento dependerá del corpus utilizado

En la tabla 6 se presenta el formulario para validación del sistema de apoyo para el diagnóstico endoscópico, de la patología de esofagitis, al llenarlo se tiene que el correcto reconocimiento de la patología se dará cuando exista la segmentación correcta de la región de interés, además del corpus adecuado

Tabla 7. Formulario de para software de reconocimiento de la patología gastritis

FORMULARIO DE VALIDACION DEL SISTEMA DE APOYO PARA EL DIAGNÓSTICO ENDOSCOPICO			
<i>FUNCIONAMIENTO DEL SOFTWARE DE IDENTIFICACION DE LA PATOLOGIA GASTRITIS</i>			
Aspectos a evaluar	Valoración		Observaciones
	SI	NO	
<i>¿Al utilizar segmentación por textura se obtiene una huella</i>	X		La segmentación entrega valores aceptables

<i>aceptable para la identificación?</i>			
<i>¿La patología es reconocida según las muestras entregadas al corpus?</i>	X		El corpus tiene imágenes muy variadas por lo que su exactitud de identificación se verá afectada

En la tabla 7 se detalla el formulario para validación del sistema de apoyo para el diagnóstico endoscópico, de la patología de gastritis, al llenarlo se tiene que el correcto reconocimiento de la patología analizando la huella generada por el programa LBP mas Fourier , además de la validación del corpus adecuado

Tabla 8. Formulario de para software de reconocimiento de la patología Hernia Hiatal

FORMULARIO DE VALIDACION DEL SISTEMA DE APOYO PARA EL DIAGNÓSTICO ENDOSCOPICO			
<i>FUNCIONAMIENTO DEL SOFTWARE DE IDENTIFICACION DE LA PATOLOGIA HERNIA HIATAL</i>			
Aspectos a evaluar	Valoración		Observaciones
	SI	NO	
<i>¿Utilizando los descriptores en base a color se tiene información productiva?</i>	X		La segmentación entrega valores aceptables
<i>¿La patología es reconocida según las muestras entregadas al corpus?</i>	X		El corpus es variado en tipo de imágenes

En la tabla 8 se detalla el formulario para validación del sistema de apoyo para el diagnóstico endoscópico, de la patología de Hernia Hiatal, al llenarlo se tiene que el correcto reconocimiento de la patología se dará cuando exista la información necesaria de la imagen en el formato de color escogido, además dependiendo del corpus se obtendrá respuestas adecuadas.

Tabla 9. Formulario de para software de historiales clínicos y base de datos

FORMULARIO DE VALIDACION DEL SISTEMA DE APOYO PARA EL DIAGNÓSTICO ENDOSCOPICO			
<i>FUNCIONAMIENTO DEL SOFTWARE DE REGISTRO DE HISTORIALES CLINICOS Y BASE DE DATOS</i>			

Aspectos a evaluar	Valoración		Observaciones
	SI	NO	
<i>¿El programa presentado es útil para la institución que está laborando con el mismo?</i>	X		El programa está en pruebas en la institución
<i>¿La base de datos está funcionando correctamente?</i>	X		El programa está en pruebas en la institución

En la tabla 9 se detalla el formulario para validación del sistema de apoyo para el diagnóstico endoscópico, para el registro de historiales clínicos y base de datos.

4.3. Comparación de resultados con el estado del arte.

4.3.1. Esofagitis

A continuación se resumen algunos de los casos de estudio que existen en el estado del arte, así el proceso en el que se fundamenta y los resultados obtenidos.

El uso de histogramas de color para la correcta clasificación del grado de patología es uno de los enfoques que se han empleado. En este tipo de investigación se intenta medir la cantidad de erosión de la mucosa esofágica a nivel de textura de la imagen. Esto se realiza en virtud de que la esofagitis causa cambios en el color de la mucosa normal y trabajando sobre el espacio de color HSV se analizan las imágenes con las transformaciones de coseno Wavelets. Los resultados indican que la sensibilidad se ubica en el rango del 74% a 100%. Con esto, se obtiene una correcta tasa de clasificación para los casos extremos, la sensibilidad para la Clase C y Clase B se encuentran en el rango de 50% a 65% y con la clase C que tiene una mejor sensibilidad en comparación con Clase B. Asimismo, los parámetros estadísticos DCT y DWT tienen un nivel adecuado de eficiencia en el rango de 74% a 76% en comparación con los parámetros del HSI (G. R. Udipi, 2012).

4.3.2. Gastritis

Dentro del campo de la detección de tumores en imágenes gastroscópicas existen aproximaciones que se fundamentan en el aprendizaje de máquina. Por ejemplo, en (Volcanes, 2008) se implementa el encadenamiento difuso de pirámides en combinación con redes neuronales a fin de realizar la segmentación de la zona de interés. En esta propuesta el proceso comienza generando múltiples representaciones con resoluciones decrecientes de la imagen original. Con ello, se podrá segmentar el área de interés (en este caso el tumor) para luego extraer los descriptores del mismo

(área, descriptor de forma, descriptor de variación de borde, etc.) y alimentar a una red neuronal (perceptrón) para clasificar el tumor en maligno o benigno. Como resultado este trabajo obtiene un 93,75% de confiabilidad en la clasificación.

Otros estudios lo realizan con la cápsula endoscópica guiada magnéticamente (MGCE). Este es un procedimiento donde una cápsula navega en el estómago a través de un campo magnético externo. La calidad del examen depende de la habilidad del operador para detectar aspectos de interés en tiempo real. Se presenta un algoritmo de diagnóstico asistido por ordenador, se puede identificar dos patologías indicar la gastritis y las hemorragias gastrointestinales en el estómago durante el examen. En primer lugar, se identifican y excluyen subregiones de burbujas que pueden interferir con su posterior procesamiento. Aborda el desafío de la localización de la lesión en un ambiente con las condiciones cambiantes de contraste e iluminación, después de un filtrado de contraste normalizado, se realiza la extracción de características. El algoritmo propuesto ha sido probado en 300 imágenes de diferentes pacientes con ocurrencias distribuidas uniformemente de las patologías de destino. Se ha segmentado correctamente obteniendo una detección media del 86% para las imágenes con patologías (Philip W. Mewes, 2011).

En el proceso de diagnóstico por imágenes se han implementado algunos algoritmos, como el presentado en (Zhongyu Xu, 2010), este aplica LBP como descriptor de texturas en los tres canales de color RGB, además descriptores como son la media, la varianza, la entropía de la imagen con respecto al radio que se utiliza en el cálculo, estas características la cargan en un SVM, con lo cual se tienen resultados favorable del 92.7% de identificación.

4.3.3. Hernia Hiatal

Los trabajos efectuados para el apoyo en el diagnóstico de hernia hiatal analizan las imágenes tomadas desde el endoscopio y las procesan aplicando filtros ya sea frecuenciales o lineales y detección de bordes. Con ello, se realzan las imágenes y generalmente se usan los filtros de Canny, Sobel y otros, para de este modo ayudar al especialista en la toma de decisiones en el momento de la biopsia (Blotta & Bouchet, 2011). Se puede utilizar también la técnica de umbralización de la imagen para obtener una región, definiendo áreas con patología o sanas (Bouchet & Pastore, 2007).

En otros trabajos se emplea transformación a otros espacios de color, a fin de obtener mejores resultados a la hora de segmentar las zonas afectadas de las sanas. Un claro ejemplo de ello, es el espacio de color HSV, que es escogido por dos razones fundamentales: la similitud que existe con la visión humana y el incremento de información que existe en sus componentes, ya que es posible integrar variaciones en la iluminación sin comprometer significativamente la clasificación. Por ello, es importante destacar que el color es un descriptor que puede simplificar la identificación de un objeto (Blotta & Bouchet, 2011)

4.4. Análisis de resultados obtenidos y propuesta de mejora.

4.4.1. Esofagitis

A fin de brindar soporte en la detección de la esofagitis para obtener el diagnóstico presuntivo, empleando para ello un corpus donde parte de las imágenes poseen regiones sanas y la otra parte tienen patología se realiza dos experimentos.

Se cuenta con el corpus de 26 imágenes, tomadas del laboratorio de gastroenterología del Hospital “Vicente Corral Moscoso” de la ciudad de Cuenca, casos que han sido analizados con los doctores especialistas del centro y las pruebas de laboratorio respectivas para su validación de 15 imágenes con patología y 11 sanas.

Primer experimento

Este permite en base a las propiedades de los algoritmos de descriptores de Fourier y Momentos de Hu, de la invariancia a la rotación y traslación verificar cuál de estos dos tiene la precisión más alta en este caso presentado.

Procedimiento:

Método: DESCRIPTORES DE FOURIER

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de gauss.
- Con la herramienta de segmentación semiautomática Watershed se define dos zonas, para obtener la línea Z.
- Obtenido el área de la imagen segmentada a partir de la línea Z, se define la región, a esta se realiza operaciones de rotación, traslación y escala como se muestra en la figura 76, en total ahora se cuenta con 130 imágenes.

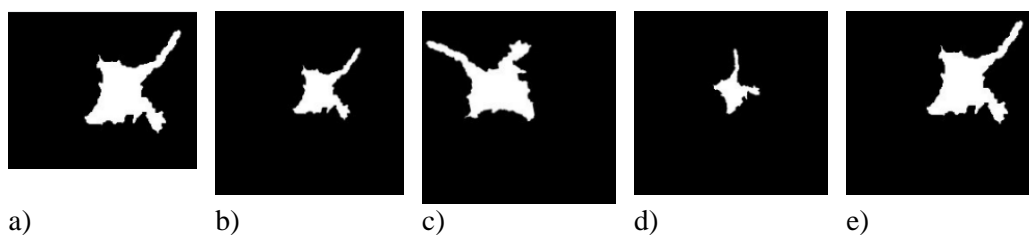


Figura 76. Regiones de interés en la esofagitis a) normal, b) escalada y trasladada, c) rotada, d) escalada y rotada, e) escalada

- Se determina el centroide de la región, con este valor se calcula los puntos del contorno de la región
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a estos datos, con lo que se define a la región con los ocho descriptores obtenidos

- Se emplean las relaciones matemáticas para obtener la invariancia a la rotación, traslación y escala obteniendo los siete descriptores principales
- Se aplica el clasificador en base a la distancia Euclídea mínima y se obtiene la matriz de confusión que se presenta en la tabla 10

Tabla 10. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Fourier

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	75	0	75
Normal	0	55	55
	75	55	130

Como se puede observar en la tabla 10, los resultados de la matriz de confusión aplicando los descriptores de Fourier a las 130 imágenes demuestran que se tiene una exactitud del 100%.

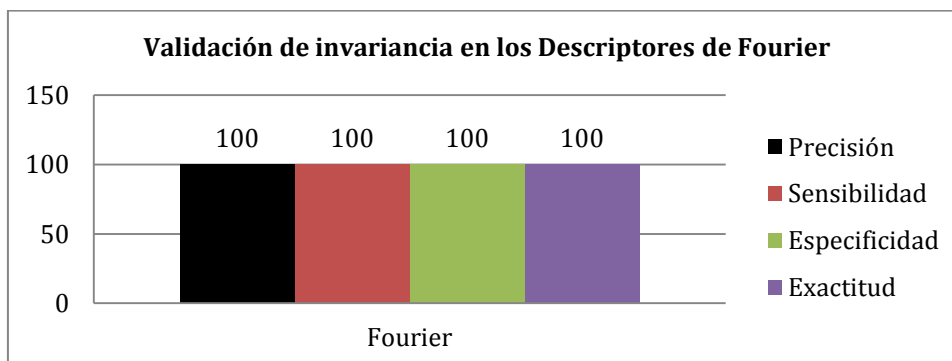


Figura 77. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de esofagitis aplicando Descriptores de Fourier.

En la figura 77 se muestran los resultados de la matriz de confusión. En este caso se tiene valores excelentes lo que permite decir que las imágenes son invariantes a la rotación, traslación y escala al 100%.

Método: MOMENTOS DE HU

- El procedimiento que se utiliza para la obtención de las 130 imágenes es idéntico al empleado para los descriptores de Fourier.
- Se aplica el algoritmo de los Momentos de Hu en OpenCV para encontrar los descriptores
- Con los siete momentos invariantes de Hu se utiliza el clasificador en base a la distancia Euclídea mínima y se obtiene la matriz de confusión que se presenta en la tabla 11.

Tabla 11. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Momentos de Hu

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	71	4	75
Normal	9	46	55
	80	50	130

Como se puede observar en la tabla 11, se ha determinado la matriz de confusión aplicando los descriptores de Momentos de Hu a las 130 imágenes, se tiene entonces con este método una exactitud del 90% para identificar las muestras con patologías y normales.

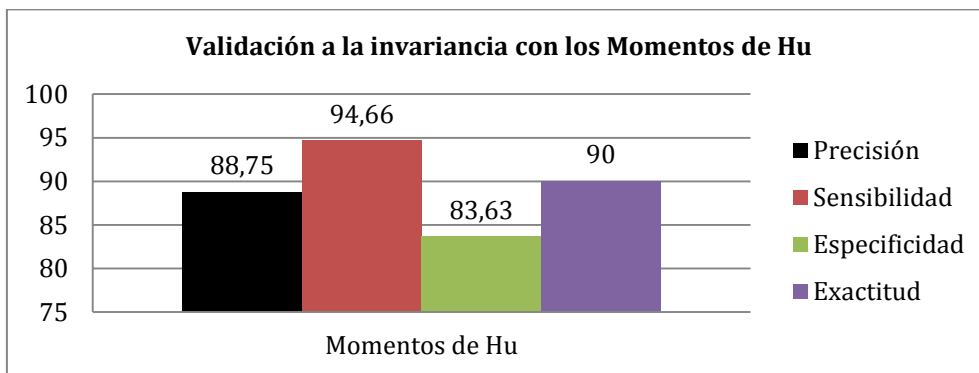


Figura 78. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de esofagitis aplicando Momentos de Hu.

En la figura 78 se pueden observar los resultados de la matriz de confusión, donde los valores presentados son menores que los del primer experimento, en todos los campos, la precisión y sensibilidad tiene valores altos, en cuanto a la especificidad se tiene que las muestras normales se están confundiendo demasiado con las muestras de patología.

Resultado del primer experimento

En el análisis que se realiza con el estudio de las regiones resulta que el área que representa la forma de la patología o la zona sana del caso de la esofagitis, tiene un valor de exactitud del 100% al trabajar con los descriptores de Fourier ya que se toma en cuenta el contorno de la región, dando los descriptores la información de la variación que presentan la curva y no tomando el estudio como la forma global de la imagen de la región que es lo que realiza los Momentos de Hu, al tener el escalamiento no reconoce la forma.

Segundo experimento

Este experimento permite analizar, entre los métodos de los descriptores de Fourier y los momentos de Hu, los aciertos y los falsos que se presentan utilizando el corpus adquirido para obtener el diagnóstico presuntivo de la esofagitis. Este experimento se llevara a cabo con 26 imágenes 11 imágenes sanas y 15 imágenes con patología.

Procedimiento:

Método: DESCRIPTORES DE FOURIER +KNN

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Con el algoritmo de segmentación semiautomático Watershed se define dos zonas para obtener la línea Z.
- Se obtiene el área de la imagen segmentada a partir de la línea Z.
- Se calcula el centroide de la región, con este valor se determinan los puntos del contorno de la región
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a estos datos, con lo que se caracteriza a la región con los ocho primeros armónicos (incluyendo DC).
- Se aplica la relaciones matemáticas para obtener la invariancia a la rotación, traslación y escala obteniendo los siete descriptores principales
- Se aplica el clasificador en base a la distancia Euclídea mínima y se obtiene la matriz de confusión que se presenta en la tabla 12

Tabla 12. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Fourier

REAL	PRONÓSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	9	6	15
Normal	6	5	11
	15	11	26

Se presentan entonces los datos de la matriz de confusión en la tabla 12, aplicando el método de los descriptores de Fourier a las 26 imágenes y se tiene, dadas 15 imágenes con patología, 9 reconoce como patologías y 6 presenta como falsos negativos. En las imágenes de pacientes sanos de las 11 tomadas del corpus, 5 son correctamente pronosticadas y 6 son falsos positivos.

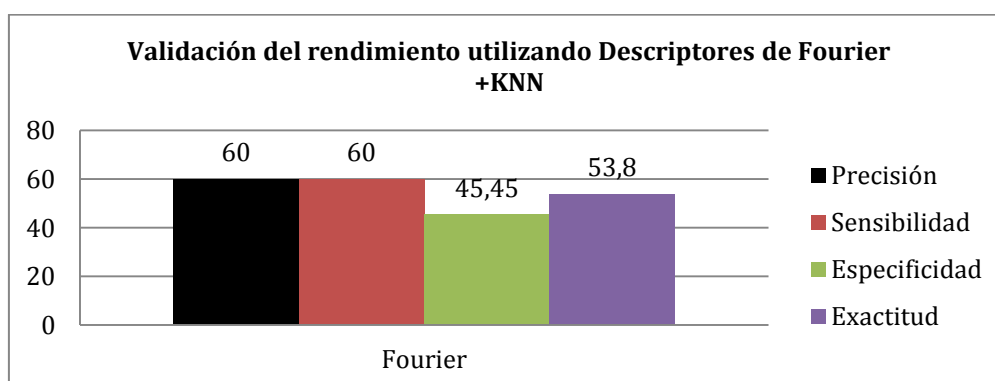


Figura 79. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de esofagitis aplicando Descriptores de Fourier+KNN.

En la figura 79 se muestran los resultados de la matriz de confusión, el valor de la precisión y sensibilidad están en función de cuantos aciertos en patología se tiene con respecto a los casos reales y los obtenidos con el clasificador, en el caso de la especificidad está en función de cuantos casos de fotos con imágenes normales las reconoce del corpus real, se tiene un valor muy bajo, las muestras normales se aciertan en menor cantidad, más de la mitad se equivoca.

Se calcula F1 score, en el caso de la clasificación binaria, y con un corpus sesgado como es este caso, da la medida de precisión de la prueba, aquí se considera la precisión como la sensibilidad. F1 score va de 1 para mejor puntuación y 0 para la peor.

El F1 score de la clasificación de la Esofagitis aplicando descriptores de Fourier aplicando clasificadores KNN da un valor de 0,6

Método: MOMENTOS DE HU

- El procedimiento que se utiliza para la obtención de las regiones es el mismo que el presentado en los descriptores de Fourier
- Se aplica el algoritmo de los Momentos de Hu en openCV para encontrar los descriptores
- Con los siete momentos invariantes de Hu se aplica el clasificador en base a la distancia Euclídea mínima y se obtiene la matriz de confusión

Tabla 13. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Momentos de Hu

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	7	8	15
Normal	5	6	11
	12	14	26

Se presenta entonces los datos de la matriz de confusión en la tabla 13, aplicando el método de los descriptores de Momentos de Hu en las 26 imágenes. Se puede observar que se tiene que de 15 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 7 y 8 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales, de las 11 imágenes verdaderas normales 6 dan un resultado verdadero que pertenecen a normal y 5 muestras son falsos positivos.

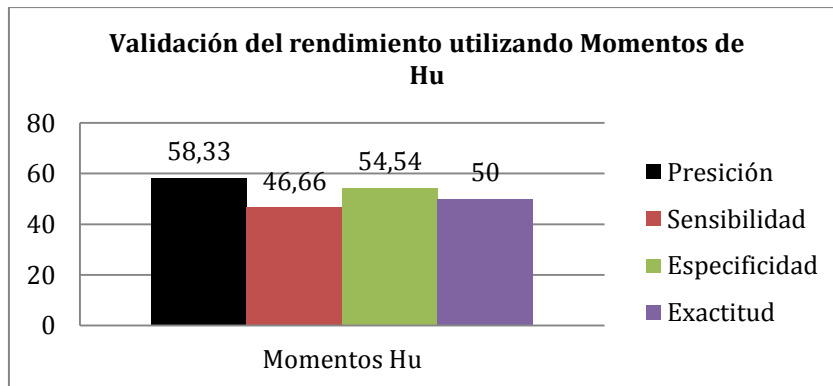


Figura 80. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de esofagitis aplicando momentos de Hu.

En la figura 80 se muestran los resultados de la matriz de confusión, aquí se ve que la precisión es mayor que la sensibilidad por lo tanto existe mayor número de patologías que da el sistema clasificador comparado con los reales, en el caso de la especificidad se tiene un valor más alto 14% más que el obtenido en el primer experimento.

El F1 score de la clasificación de la Esofagitis aplicando descriptores de Momentos de Hu, aplicando clasificadores KNN da un valor de 0,51

Método: DESCRIPTORES DE FOURIER + RANDOM FOREST

- El procedimiento que se utiliza para la obtención de las regiones es el mismo que el presentado en los descriptores de Fourier +KNN
- Se aplica el clasificador Random Forest

Tabla 14. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Fourier + Random Forest

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	13	2	15
Normal	3	8	11
	16	10	26

Se presenta entonces los datos de la matriz de confusión en la tabla 14, aplicando el método de los descriptores de Fourier + Random Forest, en las 26 imágenes. Se puede observar que, para identificar las muestras con patologías y normales, se tiene que de 15 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 13 y 2 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales, de las 11 imágenes verdaderas normales 8 dan un resultado verdadero que pertenecen a normal y 3 muestras son falsos positivos.

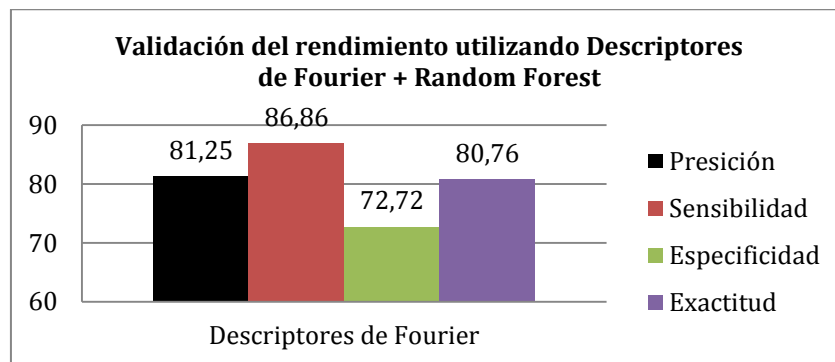


Figura 81. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de esofagitis aplicando descriptores de Fourier + Random Forest

En la figura 81 se muestran los resultados de la matriz de confusión con los valores más altos de acierto en normales y patologías, con respecto a los dos experimentos anteriores con una exactitud del 80%.

El F1 score de la clasificación de la Esófagitis aplicando descriptores de Fourier aplicando clasificadores Random Forest da un valor de 0,83

Resultado del segundo experimento

En esta sección se realiza una comparación de los valores de F1 score obtenidos con los descriptores de Fourier+KNN con un valor de 0,6, descriptores de Fourier + Random Forest con un valor de 0,83 y momentos de Hu+KNN con un valor de 0,51. Dando el mejor resultado para el posible diagnóstico de esofagitis aplicando los descriptores de Fourier con el clasificador Random Forest.

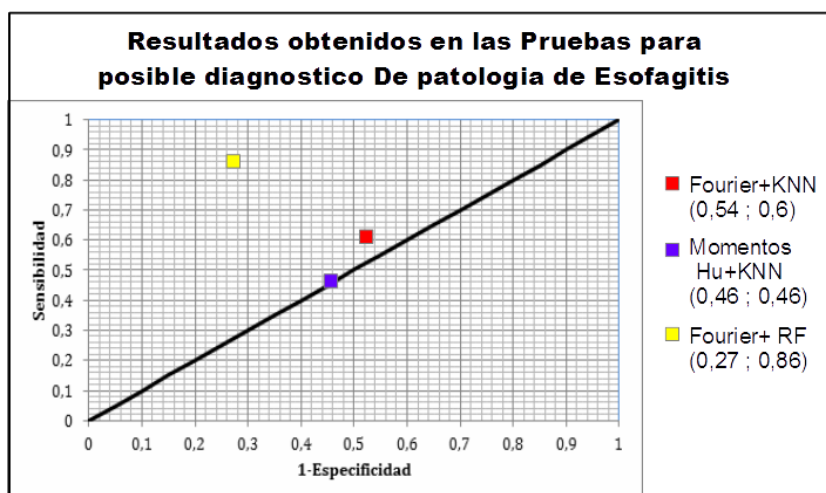


Figura 82. Resultados obtenidos de las pruebas representados en curva ROC

En la figura 82 se muestran los resultados de las pruebas realizadas para encontrar el método efectivo para el diagnóstico presuntivo de la patología de esofagitis. Se pueden observar los resultados de los descriptores de Fourier, estos están por encima de la línea de estimación aleatoria, los resultados con los momentos de Hu se encuentran sobre la línea de estimación aleatoria, lo que da como conclusión que el mejor método a utilizar para el presuntivo diagnóstico de la esofagitis tomando en cuenta la región definida por la línea Z son los descriptores de Fourier con el clasificador Random Forest.

4.4.2. Gastritis

Para la detección presuntiva de la patología de la gastritis, en base al corpus obtenido se procede a realizar dos experimentos.

Se cuenta con un corpus de 50 imágenes tomadas del laboratorio de gastroenterología del Hospital “Vicente Corral Moscos” de la ciudad de Cuenca, casos que han sido analizados con los doctores especialistas del centro y las pruebas de laboratorio respectivas para su validación de 25 imágenes con patología y 25 sanas.

Los dos experimentos lo que pretenden es conocer cuál de los dos obtiene mayor número de aciertos de imágenes con patología y normales.

Primer experimento

Método: Descriptores LBPH+Fourier en formato de color RGB

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se utiliza el algoritmo LBP como descriptores de las imágenes
- Se obtiene los histogramas de la imagen segmentada
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a los valores de valores del histograma
- Se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima.
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 15. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores LBPH más Fourier para identificar la patología de Gastritis en el espacio de color RGB

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	13	12	25
Normal	8	17	25
	21	29	50

Se tiene como resultado los datos que se presentan de la matriz de confusión en la tabla 15. Como se puede observar, utilizando el método de LBP con Fourier se tiene, en la detección de imágenes con patologías de gastritis, de las 25 imágenes con patología 13 son reconocidas como patología y 12 como falsos negativos, en las imágenes normales de las 25 tomadas del corpus, 17 son correctamente pronosticadas y 8 son falsos positivos.

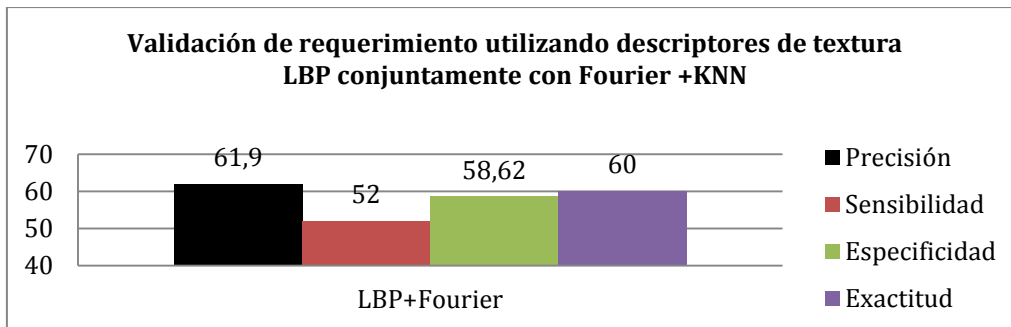


Figura 83. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de gastritis aplicando el algoritmo LBP con la transformada rápida de Fourier en formato de color RGB

En la figura 83 se muestran los resultados de la matriz de confusión, el menor valor obtenido es de la sensibilidad, existe el 52% de aciertos, existe un porcentaje muy pequeño de acierto de patologías con respecto a las patologías reales, en general el acierto de patologías y normales tiene el valor de exactitud es del 60% .

Segundo experimento

Método: Descriptores LBPH+Fourier en formato de color HSV

- Se realiza una transformación de espacio de color de RGB a HSV
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de gauss.
- Se utiliza el algoritmo LBP como descriptores de las imágenes
- Se obtiene los histogramas de la imagen segmentada
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a los valores de valores del histograma
- Se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima

Tabla 16. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores LBPH más Fourier + KNN para identificar la patología de Gastritis en espacio de color HSV

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	18	7	25
Normal	12	13	25
	30	20	50

Se tiene como resultado los datos que se presentan de la matriz de confusión en la tabla 16, como se puede observar utilizando el método de LBP+Fourier aplicando el formato de color de las imágenes en HSV, se tiene de las 25 imágenes con patología 18 son reconocidas como patología y 7 como falsos negativos, en las imágenes normales de las 25 tomadas del corpus, 13 son correctamente pronosticadas y 12 es falsa positiva.

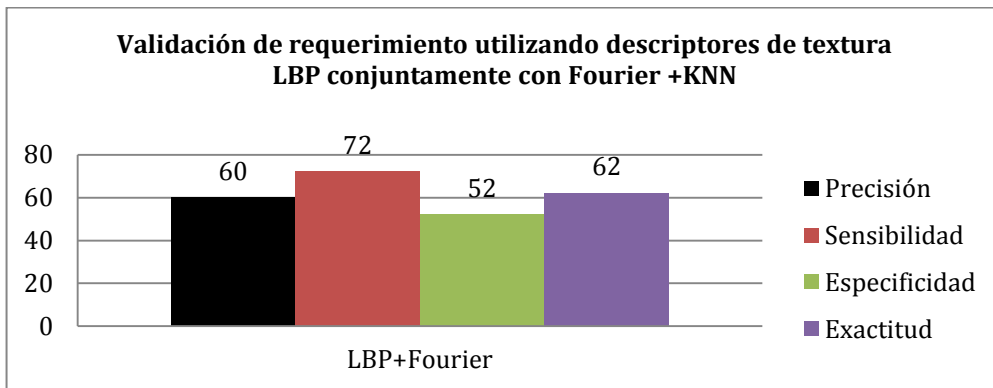


Figura 84. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de gastritis aplicando el algoritmo LBP con la transformada rápida de Fourier en el espacio de color HSV

En la figura 84 se muestran los resultados de la matriz de confusión, tiene mejores valores que los obtenidos con RGB en cuanto a la sensibilidad, pero en especificidad se tiene valores bajos, la exactitud la tenemos en 62%

Tercer experimento

Método: Descriptores LBPH+Fourier en formato de color HSV + Random Forest

- Se realiza una transformación de espacio de color de RGB a HSV
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se utiliza el algoritmo LBP como descriptores de las imágenes
- Se obtiene los histogramas de la imagen segmentada
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a los valores de valores del histograma
- Se aplica la técnica de clasificación Random Forest
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 17. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores LBPH más Fourier + RF, para identificar la patología de Gastritis en el espacio de color RGB + Random Forest

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	17	8	25
Normal	11	14	25
	28	22	50

Se tiene como resultado los datos que se presentan de la matriz de confusión en la tabla 17. Como se puede observar, utilizando el método de LBP con Fourier se tiene, de las 50 imágenes utilizando validación cruzada con grupos de 25, de los 25 con patología 17 son reconocidas como patología y 8 como falsos negativos, en las imágenes normales de las 25 tomadas del corpus, 14 son correctamente pronosticadas y 11 son falsos positivos.

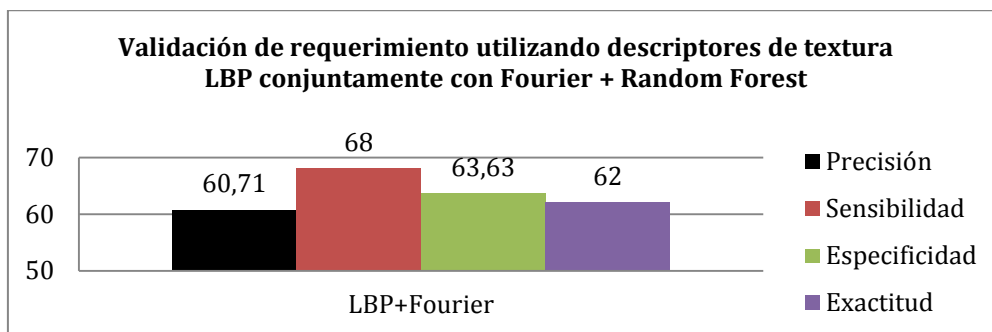


Figura 85. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de gastritis aplicando el algoritmo LBP con la transformada rápida de Fourier en formato de color RGB+Random Forest

En la figura 85 se muestran los resultados de la matriz de confusión, tiene una exactitud del 62%, en este caso la especificidad es mayor en 11% al experimento anterior

Resultado de los experimento

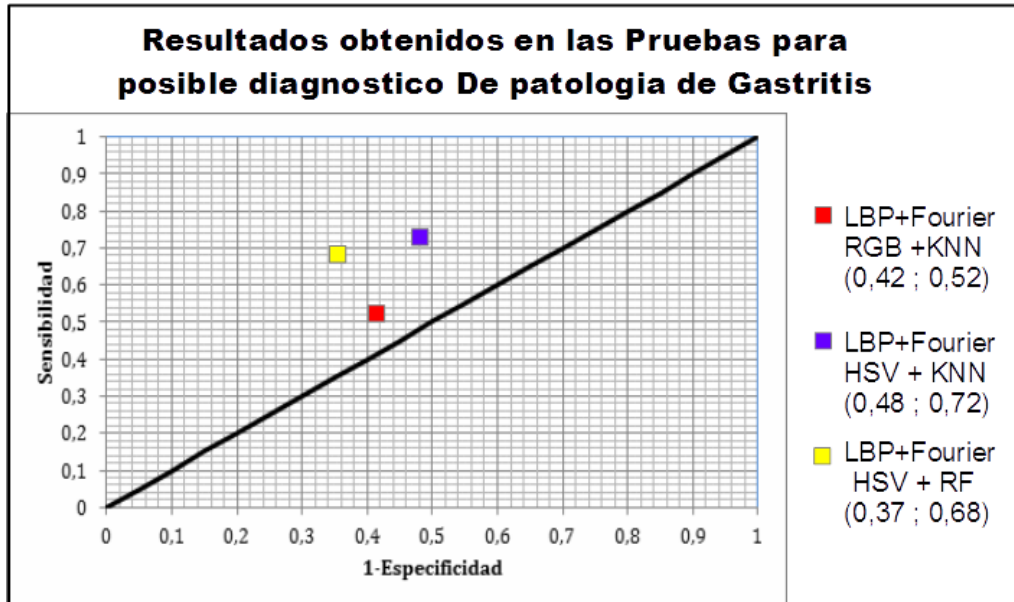


Figura 86. Resultados obtenidos de las pruebas representados en curva ROC

En la figura 86 se muestran los resultados de las pruebas realizadas para encontrar el método efectivo para el diagnóstico presuntivo de la patología de gastritis, se presenta los resultados de LBP+Fourier las imágenes en formato HSV, estos están por encima de la línea de estimación aleatoria con tendencia a lado izquierdo superior, los resultados con de LBP+Fourier las imágenes en formato RGB se encuentran sobre de la línea de estimación aleatoria pero por debajo del resultado anterior, lo que da como resultado que el mejor método a utilizar para el diagnóstico presuntivo de la gastritis tomando en cuenta el formato de color HSV y la textura es el LBP+Fourier + Random Forest, ya que los datos acertados tanto normales como con patología son mayores en este caso.

4.4.3. Hernia Hiatal

Para la detección presuntiva de la patología de la hernia hiatal, en base al corpus obtenido se procede a realizar cinco experimentos.

Se cuenta con un corpus de 20 imágenes tomadas del laboratorio de gastroenterología del Hospital “Vicente Corral Moscoso” de la ciudad de Cuenca, estos casos han sido analizados con los doctores especialistas del centro y las pruebas de laboratorio respectivas, se tiene 10 imágenes con patología y 10 imágenes normales.

Primer experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color RGB

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima.
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 18. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato RGB + KNN para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	6	4	10
Normal	3	7	10
	9	11	20

Como se aprecia en la tabla 18, los datos de la matriz de confusión aplicando los descriptores en base a histogramas de color en formato RGB para identificar la patología de la hernia hiatal. Con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 6 y 4 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales. Asimismo, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 7 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 3 muestras son muestras falsos positivos.

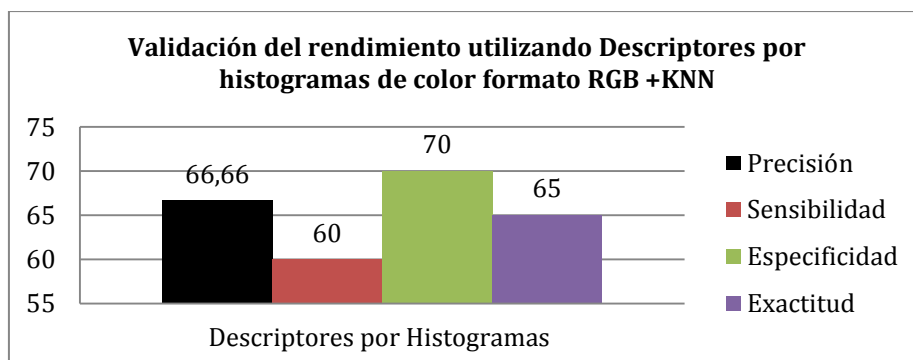


Figura 87. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato RGB + KNN.

En la figura 87 se muestran los resultados de la matriz de confusión da una exactitud de 65%, teniendo un acierto mayor en los normales del 70% que la patología con el 60%

Segundo experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color HSV

- Se realiza una transformación de espacio de color RGB a HSV
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima.
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 19. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato HSV +KNN para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	5	5	10
Normal	3	7	10
	8	12	20

En la tabla 19 se recogen los datos de la matriz de confusión al aplicar descriptores basados en histograma de color. Con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 5 y 5 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales. De igual forma, de las 10 imágenes verdaderas normales 7 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 3 muestras son muestras falsos positivos.

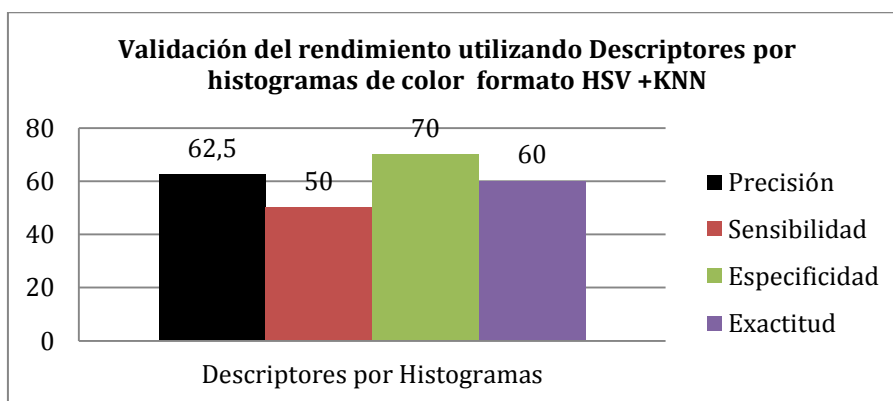


Figura 88. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato HSV +KNN.

En la figura 88 se muestran los resultados de la matriz de confusión, se tiene una exactitud del 60% el acierto en las patologías es de la mitad de las muestras, en el caso de aciertos de normales es del 70%.

Tercer experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color CIELab

- Se realiza una transformación de espacio de color RGB a CIELab
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima.
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 20. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato LAB + KNN para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	5	5	10
Normal	1	9	10
	6	14	20

Como se aprecia en la tabla 20, los datos de la matriz de revelan que al usar el espacio de color Lab se obtiene una precisión del 70% para identificar las muestras con patologías y normales, con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 5 y 5 de las imágenes son casos de falsos negativos que las cataloga como normales. De la misma forma, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 9 se clasifican como resultado normal y 1 muestras son clasificadas como falsos positivos

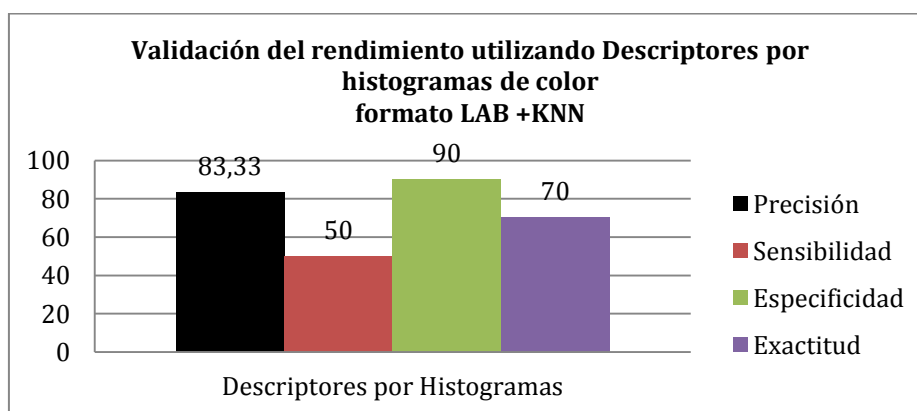


Figura 89. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato LAB +KNN.

En la figura 89 se muestran los resultados de la matriz de confusión, la mitad del corpus de patología es acertado pero en el caso de los normales el 90% es acertado, con lo que da una exactitud del 70%

Cuarto experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color CIELuv

- Se realiza una transformación de espacio de color RGB a CIELuv
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima.
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 21. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato LUV + KNN para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	6	4	10
Normal	2	8	10
	8	12	20

Como se muestra en la tabla 21, la matriz de confusión indica que con 10 imágenes con patología real se da como pronostico verdadero 6 y 4 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 8 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 2 muestras son muestras falsos positivos

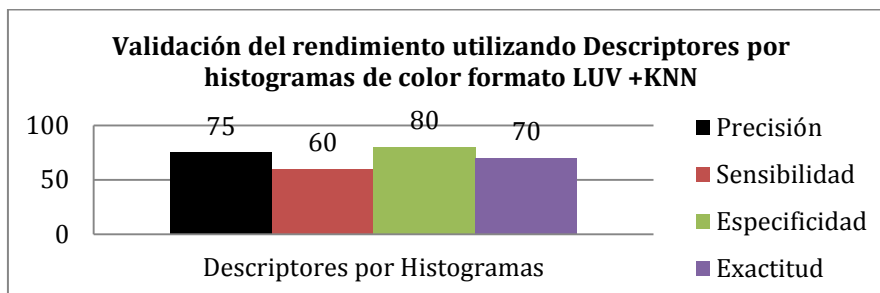


Figura 90. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato LUV+KNN.

En la figura 90 se muestran los resultados de la matriz de confusión, en este experimento el 60% del corpus de patología acierta, y el 80% de normales acierta con lo que se tiene una exactitud del 70%

Quinto experimento

Método: Descriptores LBPH+Fourier

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se utiliza el algoritmo LBP como descriptores de las imágenes
- Se obtiene los histogramas de la imagen segmentada
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a los valores de valores del histograma
- Se aplica la técnica de clasificación KNN con el criterio de la distancia Euclídea mínima.
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 22. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de LBP+Fourier +KNN para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	4	6	10
Normal	6	4	10
	10	10	20

Como se muestra en la tabla 22, LBP+Fourier alcanza una precisión del 40% para identificar las muestras con patologías y normales, con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 4 y 6 de las imágenes que son casos de falsos negativos las cataloga como normales. De igual manera, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 4 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 6 muestras son muestras falsos positivos.

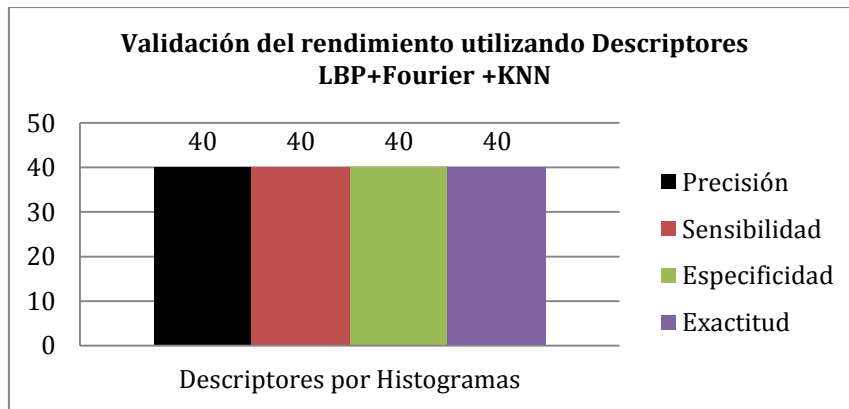


Figura 91. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores LBP+Fourier+KNN.

En la figura 91 se muestran los resultados de la matriz de confusión menos de la mitad del corpus reconocido, por lo tanto la exactitud es del 40%

Sexto experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color RGB + Random Forest

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación Random Forest
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 23. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato RGB + Random Forest para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	7	3	10
Normal	3	7	10
	10	10	20

Como se aprecia en la tabla 23, los datos de la matriz de confusión aplicando los descriptores en base a histogramas de color en formato RGB para identificar la patología de la hernia hiatal, muestran que con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 7 y 3 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales. Asimismo, de las 10 imágenes verdaderas normales 7 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 3 muestras son muestras falsos positivos.

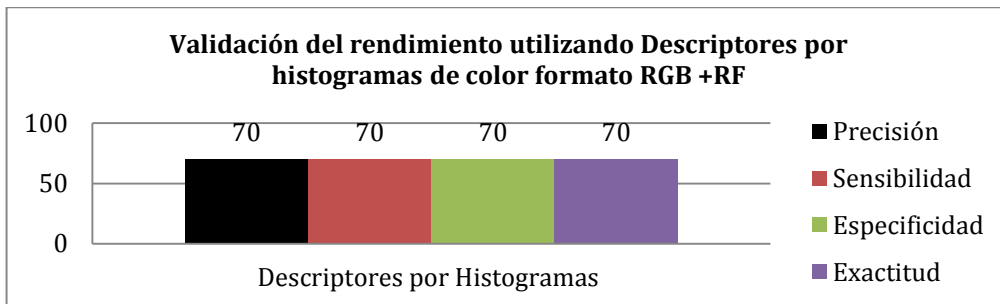


Figura 92. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato RGB+RF.

En la figura 92 se muestran los resultados de la matriz de confusión, el acierto de muestras con patología y normales es del 70%, así que la exactitud da un valor también del 70%.

Septimo experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color HSV + Random Forest

- Se realiza una transformación de espacio de color RGB a HSV
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación Random Forest
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 24. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato HSV + RF, para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	9	1	10
Normal	4	6	10
	13	7	20

En la tabla 24 se recogen los datos de la matriz de confusión al aplicar descriptores basados en histograma de color, con random forest como clasificador utilizando validación cruzada en carpetas de 5muestras. Con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 9 y 1 de las imágenes son casos de falsos negativos las cataloga como normales. De igual forma, de las 10 imágenes verdaderas normales 6 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 4 muestras son muestras falsos positivos.

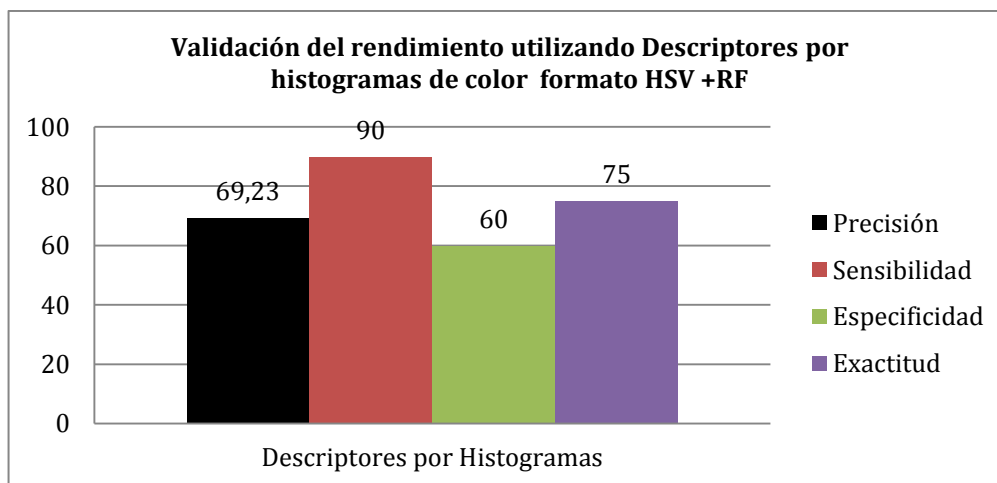


Figura 93. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato HSV +RF.

En la figura 93 se muestran los resultados de la matriz de confusión de las patologías existe un acierto del 90% en cambio en los normales existe el 60% de aciertos lo que da una exactitud del 75%

Octavo experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color CIELab + Random Forest

- Se realiza una transformación de espacio de color RGB a CIELab
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación Random Forest
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 25. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato LAB + RF para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	8	2	10
Normal	4	6	10
	12	8	20

Como se aprecia en la tabla 25, los datos de la matriz de revelan que al usar el espacio de color Lab y clasificador random forest con validación cruzada con carpetas de 5 muestras, con 10 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 8 y 2 de las imágenes son casos de falsos negativos que las cataloga como normales. De la misma forma, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 6 se clasifican como resultado normal y 4 muestras son clasificadas como falsos positivos

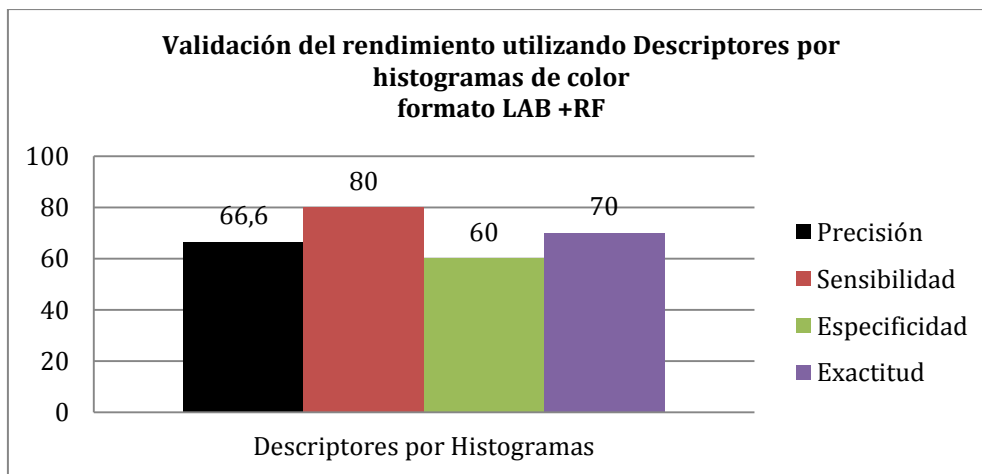


Figura 94. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato LAB +RF.

En la figura 94 se muestran los resultados de la matriz de confusión lo acietos de las patologías son mayores que los aciertos de los normales con un porcentaje del 20% mas, lo que da una exactitud en conjunto del 70%

Noveno experimento

Método: Descriptores por histograma de color utilizando el formato de color CIELuv + Random Forest

- Se realiza una transformación de espacio de color RGB a CIELuv
- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se obtiene los niveles de intensidad de cada canal de color.
- Se calculan los histogramas de cada canal y se obtiene 32 bins por cada uno
- Con los descriptores se aplica la técnica de clasificación Random Forest
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 26. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de Histogramas de color formato LUV +RF, para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	9	1	10
Normal	5	5	10
	14	6	20

Como se muestra en la tabla 26, la matriz de confusión indica que con el espacio de color luv y random forest como clasificador, con 10 imágenes con patología real se da como pronostico verdadero 9 y 1 de las imágenes la cataloga como normal siendo un falso negativo, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 5 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 5 muestras son muestras falsos positivos

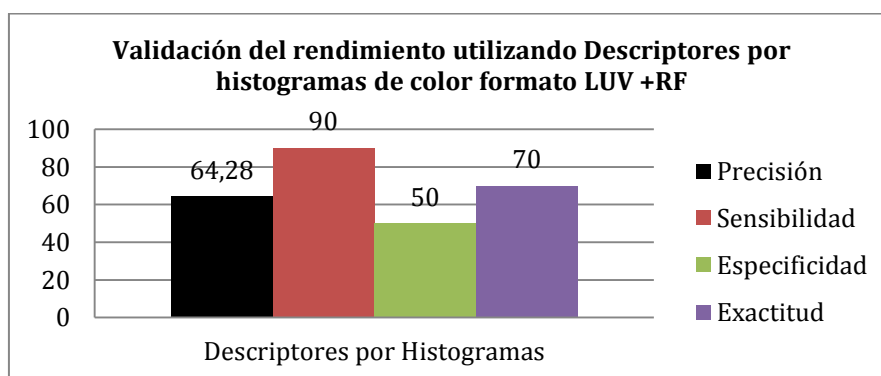


Figura 95. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores por histogramas de color en formato LUV+RF.

En la figura 95 se muestran los resultados de la matriz de confusión, se tiene un alto valor en el acierto de las patologías con el 90%, en el valor de los normales se tiene la mitad de aciertos, la exactitud en este experimento es de 70%

Decimo experimento

Método: Descriptores LBPH+Fourier

- Se realiza un suavizado de la imagen utilizando el filtro de Gauss.
- Se utiliza el algoritmo LBP como descriptores de las imágenes
- Se obtiene los histogramas de la imagen segmentada
- Se aplica la transformada rápida de Fourier a los valores de valores del histograma
- Se aplica la técnica de clasificación Random Forest
- Se procede al cálculo de la matriz de confusión.

Tabla 27. Datos de Matriz de confusión utilizando los descriptores de LBP+Fourier +RF, para identificar la patología Hernia Hiatal

REAL	PRONOSTICO		
	Patología	Normal	
Patología	3	7	10
Normal	5	5	10
	8	12	20

Como se muestra en la tabla 27, LBP+Fourier+RF alcanza una precisión del 81,25% para identificar las muestras con patologías y normales, con 38 imágenes con patología real se da como pronóstico verdadero 36 y 2 de las imágenes que son casos de falsos negativos las cataloga como normales. De igual manera, de las 10 imágenes verdaderas totales normales 3 da un resultado verdadero que pertenecen a normal y 7 muestras son muestras falsos positivos.

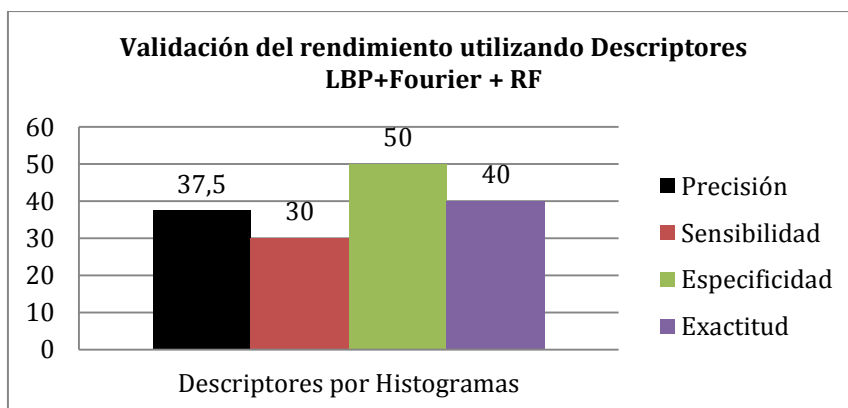


Figura 96. Datos de la matriz de confusión en el caso clínico de Hernia Hiatal aplicando Descriptores LBP+Fourier+RF.

En la figura 96 se muestran los resultados de la matriz de confusión los aciertos de las patologías es de 30% del corpus muy bajo, los de los normales llega a la mitad de aciertos, con lo que se tiene una exactitud del 40%

Resultado de los experimentos

Como se observa los dos experimentos se basan en el estudio de los descriptores por histogramas de color y de textura, en los primeros cuatro experimentos se utiliza los formatos de color y en el último se utiliza LBP+Fourier.

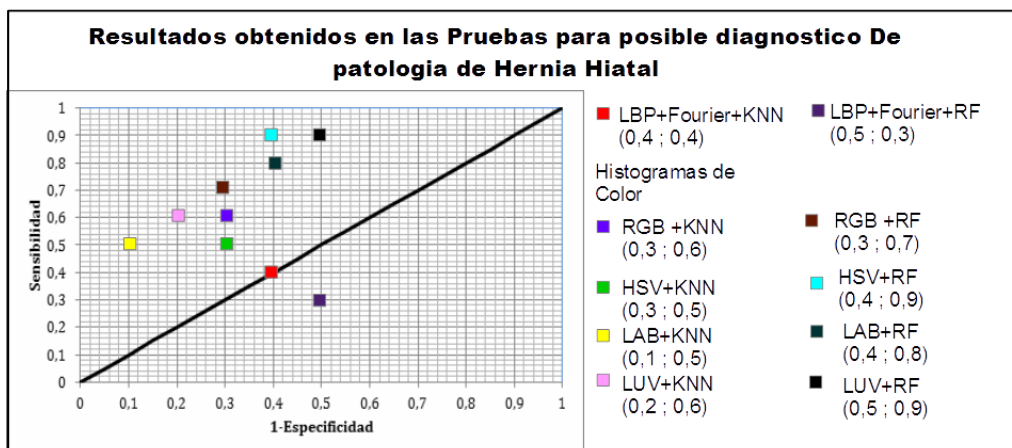


Figura 97. Resultados obtenidos de las pruebas representados en curva ROC

En la figura 97 se presentan los resultados de las pruebas realizadas para encontrar el método efectivo para el diagnóstico presuntivo de la patología de Hernia

Hiatal. Como se puede apreciar, se establece una comparativa entre LBP+Fourier y los cuatro espacios de color. Por texturas se tiene resultados muy bajos que están sobre y bajo la línea de estimación aleatoria, se obtiene mejores resultados con el espacio de color, en el caso de los clasificadores KNN, el mejor valor es el obtenido con el espacio de color LAB, en el cual el acierto de normales es muy alto 90% y el de patologías es del 50%, con una exactitud del 70%, con el clasificador random forest el mejor resultado obtenido es el resultado por el espacio de color HSV con el 90% de acierto en patologías y el 60% en los normales, con una exactitud del 75%. Por lo tanto los mejores resultados da el experimento utilizando clasificador KNN en el espacio de color HSV para la posible detección de patología de Hernia Hiatal.

CONCLUSIONES

Con la realización de este trabajo se ha comprobado que implementando descriptores de Fourier a las regiones obtenidas se tiene una exactitud del 100% en la invariancia a la rotación, traslación y escala en descriptores de la línea Z para la esofagitis.

La recopilación de imágenes para la realización del trabajo fue una tarea muy rigurosa en su selección, a pesar de que dicho proceso fue corroborado con las biopsias respectivas. Asimismo, es importante destacar que se tiene imágenes muy variadas en color, textura y tamaño, por lo que se implementó en todos los casos de estudio el pre procesamiento respectivo.

En el caso de estudio de la esofagitis se tomó como referencia para encontrar las características principales la forma de la línea Z, con lo que por medio de los descriptores de Fourier se obtuvo buenos resultados, al aplicarle una técnica semiautomática para la segmentación por regiones, teniendo una exactitud del 80,76%, al utilizar en el corpus mas muestras de patología que sanos se trabaja con la medida de F1 score que da un valor de 0,83.

En la patología de gastritis se trabajó sobre la textura de la mucosa gástrica, al tener erosiones, granulaciones o pólipos en la mucosa se implementó un algoritmo de clasificación por texturas, se realizaron algunas pruebas, ya que las imágenes de la base de datos son muy variadas. Por ello, se tomó una parte de las imágenes como muestras de la textura y se obtuvo mejores resultados en la exactitud del 62%. Utilizando los descriptores LBPH con Fourier y el clasificador Random Forest.

En el caso de estudio de la Hernia Hiatal, se optó por trabajar con los histogramas de color, ya que el pronunciamiento de la hernia genera una variación de color perceptible. Por ello, se emplearon histogramas en el espacio de color RGB, HSV, LAB, LUV obteniendo una alta precisión en el formato de color LAB, se obtuvo también resultados similares implementando LBP+Fourier. Cabe recalcar que no existen trabajos sobre el diagnóstico presuntivo en hernia hiatal, en este caso se obtuvo 75% de exactitud en la detección de patologías y sanos con la utilización del espacio de color HSV y el clasificador KNN.

Al trabajar con Random Forest y los KNN como clasificadores se pudo comparar los resultados, la aplicación de estas técnicas de clasificación son un inicio de estudio para el trabajo realizado.

RECOMENDACIONES

Utilizar un sistema de segmentación automática para obtener la región de interés y aplicarle los descriptores respectivos para su identificación para el caso de la patología de Esofagitis.

El sistema de apoyo para el diagnóstico endoscópico puede mejorarse, teniendo un mejor corpus para el entrenamiento de los diferentes tipos de procesamientos llevados a cabo.

Para trabajos futuros, se recomienda registrar distancias de la línea Z, medidas de los pliegues en los informes para obtener mayores datos e introducirlos como factores de forma en la identificación de las patologías.

Se tiene que realizar pruebas con un corpus mejor alimentado que el que se tiene para el estudio, el trabajo futuro es la elaboración de un corpus específico de una área determinada para que la comparación sea más acertada al momento de clasificar en patología o estómago normal.

Trabajar con más tipos de clasificadores al tener el corpus mayor, implementar un SVM, o redes neuronales para la clasificación.

ABREVIATURAS USADAS

GI-SIIA	Grupo de Investigación en Sistemas Informáticos e Inteligencia Artificial
LBP	Patrones Binarios Locales (Local Binary Patterns)
HSV	Hue Value Saturation
CIE_LAB	Comision Internacional de Iluminacion (L luminancia, a,b cromancia)
CIE_LUV	Comision Internacional de Iluminacion (L luminancia, u,v cromancia)
KNN	k nearest neighbors
RF	Random Forest

BIBLIOGRAFÍA

- Aguilar Peña, J. (2013). SISTEMA PARA LA COMPARACIÓN Y ANÁLISIS AVANZADO DE IMÁGENES MÉDICAS OBTENIDAS POR MEDIO DE TOMOGRAFÍA AXIAL COMPUTARIZADA (TAC). *IX Congreso Internacional Informática en Salud 2013*". Habana.
- Balaguer, F. (2008). *Atlas de endoscopia gastrointestinal*. Madrid: Elsevier Saunders.
- Barreto Zuñiga, R. (2010). Cromoendoscopia. *ELSEVIER*, 75(1), 169-172.
- Beltran , G. (2009). *Filtro de orden estadístico en el dominio wavelet para supresión de ruido en imágenes a color*. Tesis Masterado, Instituto Politecnico Nacional, Mexico D. F.
- Benitez, H., & Loaiza, H. (2008). Sistema de Vison Artificial para el procesamiento y analisis de imagenes infrarrojas. *COLCIENCIAS ISA*.
- Bentacourt, Á. (2003). Procesamiento Difuso de imagenes: filtro difuso para eliminar el ruido impulsivo. *Ciencia Investigacion Academia Desarrollo*, 8(2), 40-46.
- Blotta, E., & Bouchet, A. (2011). Enhancement of medical images in HSI color space. *IOPSCIENCE*, 1-8.
- Bongjing Jun, T. K. (2011). A compact total binary pattern using maximization of mutual information for face analysis. *Department of computer science and engineering*, 532-543.
- Bouchet, A., & Pastore, J. (2007). Barrett esophagus: guided biopsies taken through digital image processing. *IOPscience*.
- Buemi, M., & Gambini , J. (s.f.). *Aplicación de un filtro Stack en Imágenes con Ruido Speckle*. Tecnico, Departamento de Computacion FCEyN, UBA, Buenos Aires.
- Buey, C., & Lopez, J. (2010). Aplicación del método de descriptores de Fourier a la clasificación morfológica de partículas en materiales geológicos. *Ingenieri Civil*(157), 77-84.
- Chungnan , L., Chang, K.-Y., Chang, I.-N., & Chen, L. (2010). Multi-tuple Interpolation Using Fourier Descriptors. *Department of Computer Science and Engineering National Sun Yet-Sen*, 551-558.

- Cruz, A., & Gonzalez, F. (2008). *Aprendizaje Transductivo para la Clasificación de Imágenes Médicas de Radiología*. Grupo de Investigación Bioingenium, Colombia.
- (2012). *Endoscopia*. American Cancer Society.
- Enrique Sugar , L., & Gomez , G. (2008). *Vision Computacional*. Mexico.
- Fernandez, L. (2009). Comportamiento de patologías diagnosticadas por endoscopia digestiva superior en el centro de diagnóstico integral yagua 2007. *revista medica electronica*, 31(4).
- Fred, R., Sheila, A., & Prindiville, Y. (2001). Fluorescence Versus White-Light Bronchoscopy for Detection of Preneoplastic Lesions: a Randomized Study. *Oxford Journals*, 93(18), 1385,1391.
- FUJINON. (2010). *FUJINON 4400 SISTEMA DE VIDEOENDOSCOPIA ENDOSCOPICA*. FUJIFILM.
- G. R. Udipi, S. S. (March de 2012). Los Angeles Classification of Esophagitis using Image Processing Techniques. *International Journal of Computer Applications*, 42(18), 45-50.
- Gomeztagle, F., & Gallegos, F. (2005). Procesamiento en Tiempo Real de Secuencias de Video usando Filtros de Orden Estadístico. *Computacion y sistemas*, 9(2), 151-164.
- Gonzales, J., & Ruis, M. (2009). COMPARACIÓN DE LA ENDOSCOPIA DE ALTA RESOLUCION CON MAGNIFICACION Y FICE Y LA ENDOSCOPIA DE ALTA RESOLUCION EN EL DIAGNOSTICO DE ENFERMEDAD DE REFLUJO EROSIVA. *FACULTAD DE MEDICINA*, 32(1), 11-15.
- Gonzalez, C., & Ruiz , E. (2008). *ATLAS DE IMAGENES ENDOSCOPICAS FICE*. Venezuela: Instrumentalia C A FUSHINON.
- Graffigna, J. (2003). *Fundamento de Imagenes Medicos*. Imagenes en medicina .
- Herold, S., & Escobedo, M. (Octubre de 2007). SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES MÉDICAS CON LA APLICACIÓN DE SNAKES. *Redalyc.org*(4), 12-22.
- Huang, Z., & Leng, J. (2010). Analysis of Hu's Moment Invariants on Imagen Scaling and Rotation. *IEEE*.

- Implementacion de un sistema de reconocimiento de personas utilizando un filtro discriminante sintetico calculado como una combinacion lineal de imagenes en el dominio de la frecuencia. (Mayo de 2006). *Bistua*, 8(1), 48-55.
- Isoardi, R. (2010). *Optimizacion de Analisis y Registracion de Imagenes Tomograficas*. Argentina: Universidad Nacional de Cuyo.
- Laboratorio de Computacion Grafica. (Marzo de 2003). *Métodos de Segmentación de Imagenes Medicas*. Facultad de ciencias escuela de computacion, Venezuela .
- Lado Touriño, M., & Méndez Penín, A. (2004). *Algoritmos y Aplicaciones en el análisis de gráficos de interfaz*. Curso, Departamento de Informatica, Universidad de Vigo.
- León, J. A. (28 de 05 de 2009). Diseño, análisis y construcción de un robot paralelo traslacional. *Diseño, análisis y construcción de un robot paralelo traslacional*. Querétaro, México.
- Lopez, A., & Lucero, M. (2010). *ESTUDIO COMPARATIVO ENTRE ULCERA PÉPTICA GASTRODUODENALVS VARICES ESOFAGICAS EN LA INSIDENCIA DE HEMORRAGIA DIGESTIVA ALTA*. RIOBAMBA.
- Lopez, C. B. (2010). Aplicación del método de descriptores de Fourier a la clasificación morfológica de partículas en materiales geológicos. *Ingenieri Civil*, 77-84.
- Manjuhath, B., Wu, P., & Newsam , S. (2008). A texture descriptor for browsing and similarity retrieval. *ELSEVIER*.
- Martinez Ares, D. (2013). *Instituto Gallego de Enfermedades Digestivas*. Recuperado el 19 de Marzo de 2014, de <http://www.ingaled.com/index.php/pruebas-y-tecnicas-medicas-y-de-imagen>
- MINISTERIO DE SALUD PUBLICA. (2010). *Guia Clinica Cancer Gastrico*. CHILE: MSP.
- Nanni L., L. A. (2012). Survey on LBP based texture descriptors for image classification. *Department of Information Engineering, University of Padua Via Gradenigo, 3634-3641*.
- Nikisins, O. (2013). W eighted Multi-scale Local Binary Pattern Histograms for Face Recognition. *Proceedings of the 2013 International Conference on Applied Mathematics and Computational Methods*, (págs. 76-81).

- Norway, L. (2008). *MINIMAL STANDARD TERMINOLOGY FOR GASTROINTESTINAL ENDOSCOPY*. Europa: OMED.
- Ochoa Somuano, J., & Perez Lara, C. (2013). Clasificación de objetos rígidos a partir de imágenes digitales empleando los momentos invariantes de Hu. *CIINDET 2013, X Congreso Internacional sobre Innovación y Desarrollo Tecnológico*, (págs. 1-6). Mexico.
- Ogata, K. (1997). *Ingeniería de Control Moderno*. Minnesota: Prentice-Hall.
- Ordoñez, C. (2011). Real time video processing software for the analysis of endoscopic guided-biopsies. *IOPSCIENCE*, 1-11.
- Ortiz, E. (2009). *Contribuciones a técnicas de segmentación de imágenes*. Tesis, Universidad Autónoma de Madrid, España.
- Pacheco Lopez, L. S. (2010). *Prevalencia de las enfermedades por reflujo gastroesofágico, complicaciones y su repercusión en la calidad de vida de la población general adulta atendidos por el servicio de gastroenterología en el hospital eugenio espejo*. Quito.
- Palomino, N., & Concepción, L. (julio de 2010). Watershed: un algoritmo eficiente y flexible para segmentación de imágenes de geles 2-DE. *Revista de Investigación de Sistemas e Informática*, 7(2), 35-41.
- Pellisé, M. (2008). Nuevas técnicas endoscópicas en gastroenterología. *Pruebas diagnósticas*, 37-39.
- Perez, J. (2013). *Agrupador de imágenes multimodal no supervisado*. tesina.
- Perez, R., Cañete, Y., & Lozada, J. (2011). Prototipo funcional de apoyo en la Identificación de la incompetencia Labial en niños en edades de 5 a 12 años. *VIII Jornadas de Ingeniería Clínica Mar del Plata*. Argentina.
- Petruk, V. (2011). *Application of Local Binary Patterns to Face Recognition Problem Solving*. Final Report, BIOMEDICAL TECHNICAL SYSTEMS, Russia.
- Philip W. Mewes, D. N. (2011). Automatic Region-of-Interest Segmentation and Pathology Detection in Magnetically Guided Capsule Endoscopy. *Lecture Notes in Computer Science*, 6893, 141-148.
- Poveda, J., & Robles, V. (enero-junio de 2012). Image retrieval based on the combination of RGB and HSV's histograms and colour layout descriptor. *Ingenius*(7), 3-10.

- Quispe Ayala , R., & Asalde Alvarez , K. (2010). Image Classification Using Data Compression Techniques. *IEEE 26-th Convention of Electrical and Electronics Engineers in Israel*.
- Ramirez, A. (s.f.). Reporte de Búsqueda, detección y conteo de objetos. *Centro de Investigacion en Matematicas*.
- Reznik, L. (1997). *Fuzzy Controllers*. Melbourne, Australia: NEWNES.
- Roman Gonzalez, A., & Asalde Alvarez, K. (2012). Image Processing by Compression: An Overview. *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*.
- Romero, J. (2011). *Prevalencia de Helicobacter pylori en pacientes sometidos a endoscopia digestiva alta en el hospital UTPL en el periodo de enero a diciembre del 2011*. Loja.
- Salcedo, J., Diaz, J., & Garcia Pedro. (2011). Evaluación de la configuración de clasificadores KNN para la detección de flujos P2P. *X Jornadas de Ingeniería Telemática - JITEL*, 268-275.
- Sobrado, E. (2003). *Sistema de Vision Artificial para el reconocimiento y manipulacion de objetos utilizando un brazo robot*. Perú: TESIS PUCP.
- Utilidad de las biopsias gastricas rutinarias y de la tincion con azul de metileno en el diagnóstico de la metaplasia intestinas en mayores de 40 años. (2013). *manuscritos originales*, 13(3), 189-197.
- Vasquez, P. (2012). *Prevalencia de infeccion por Helicobacter pylori y asociacion con patologias gastricas en pacientes adultos de chequeo ejecutivo* . Quito.
- Vazquez, L. (2008). *Endoscopia digestiva: diagnóstica y terapéutica*. España: Editorial Medica Panamericana, S.A.
- Velez Serrano, J., Moreno, A., Sanchez , A., & Sanchez , J. (2003). *Vision por Computador* . España.
- Velez, J., Sanchez, A., & Moreno, A. (2010). *Verificación Off-Line de Firmas Manuscritas: Una Propuesta basada en Snakes Paramétricos*. Madrid: Escuela Superior de Ciencias Experimentales y Tecnología, Departamento de Informática, Estadística y Telemática, Universidad Rey Juan Carlos.

- Volcanes, R. (2008). Sistema para detección de tumores en imágenes gastroscópicas utilizando técnica de encadenamiento difuso de pirámide y redes neuronales. *Revista Ingeniería UC*, 15(2), 81-87.
- Zhongyu Xu, H. G. (2010). Gastritis Cold or Heat Image Research Based on LBP. *International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering*.