UNIVERSIDAD CENTRAL DE VENEZUELA
FACULTAD DE CIENCIAS
ESCUELA DE MATEMÁTICA

Detección y Proporción de vasos en imágenes médicas empleando técnicas de procesamiento digital de imágenes

Trabajo Especial de Grado presentado ante la ilustre Universidad Central de Venezuela por el **Br. Verónica Martín** para optar al título de Licenciado en Matemática.

Tutores: Rina Suros.
Dr.José David Mota.

Caracas, Venezuela
Octubre 2014

Nosotros, los abajo firmantes, designados por la Universidad Central de Venezuela como integrantes del Jurado Examinador del Trabajo Especial de Grado titulado "**Detección y Proporción de vasos en imágenes médicas empleando técnicas de procesamiento digital de imágenes**", presentado por el **Br. Verónica Martín**, titular de la Cédula de Identidad **V-20.674.286**, certificamos que este trabajo cumple con los requisitos exigidos por nuestra Magna Casa de Estudios para optar al título de **Licenciado en Matemática**.

Dra. Rina Suros
Tutor

Prof. Mirian Rivas
Jurado

Prof. Wuiliam Torres
Jurado

Índice

1. Capítulo 1. Planteamiento del Problema **15**
- 1.1. Antecedentes . . . 15
- 1.2. Problema a Solucionar . . . 17

2. Capítulo 2.Procesamiento Digital de Imágenes **19**
- 2.1. Imagen . . . 19
  - 2.1.1. Imagen RGB . . . 19
  - 2.1.2. Imagen en Escala de Grises . . . 20
  - 2.1.3. Espacio HSV . . . 20
- 2.2. Histograma . . . 22
- 2.3. Filtros . . . 24
- 2.4. Transformación de Intensidad y Filtrado Espacial . . . 25
  - 2.4.1. Funciones de Transformación . . . 26
  - 2.4.2. Funciones imadjust . . . 26
- 2.5. Segmentación . . . 28
  - 2.5.1. Detector de Borde Sobel . . . 28
  - 2.5.2. Umbralización . . . 30
- 2.6. Morfología Matemática . . . 32
  - 2.6.1. Dilatación . . . 37
  - 2.6.2. Erosión . . . 41
  - 2.6.3. Propiedades de la dilatación y erosión . . . 44
  - 2.6.4. Apertura . . . 45
  - 2.6.5. Clausura . . . 46
  - 2.6.6. Propiedades de la Apertura y la Clausura . . . 47

3. Capítulo 3. Planteamiento de la Solución **48**

4. Capítulo 4. Experimento y Resultados **68**
- 4.1. Diseño del Experimento . . . 68
- 4.2. Experimento y Resultados . . . 71
  - 4.2.1. Experimento para el Caso A . . . 71
  - 4.2.2. Experimento Para el Caso B . . . 75
  - 4.2.3. Experimento Para el Caso C . . . 79
  - 4.2.4. Experimento Para el Caso D . . . 84
  - 4.2.5. Experimento Para el Caso E . . . 89
  - 4.2.6. Experimento Para el Caso G . . . 94

4.2.7. Experimento Para el Caso H 98
4.2.8. Experimento Para el Caso I 103
4.2.9. Experimento Para el Caso O 107
4.2.10. Experimento Para el Caso Z 111

5. Capítulo 5. Conclusiones y Trabajos Futuros 117
5.1. Conclusiones 117
5.2. Trabajos Futuros 118

Índice de figuras

1. *Modelo de imagen que se estudiará* 18
2. *Imagen RGB* 21
3. *Imagen HSV* 22
4. *Planos de la Imagen a) H, b) S ,c) V* 22
5. *Tipos de histograma* 23
6. *Histograma de una imagen digital con niveles de Grises* 24
7. *Vecindades Espaciales* 26
8. *Función Idmadjust* 27
9. *Máscaras de convolución de Sobel* 28
10. *Derivadas del Operador Sobel* 29
11. *Ejemplo de Umbralización* 31
12. *Reflexión del conjunto A* 33
13. *Traslación del conjunto A por x=(4,3)* 34
14. *Complemento del conjunto A* 35
15. *Suma de Minkowski del conjunto A por el elemento de estructura B* 36
16. *Sustracción del Conjunto* $A - B$,$B - A$ 37
17. *Efecto básico de la dilatación con un elemento estructurante circular* 38
18. *Dilatación utilizando un elemento estructurante* $3x3$. 39
19. *Obtención de borde externo mediante la operación de dilatación.* 40
20. *Efectos básicos de la erosión con un elemento estructurante circular.* 41
21. *Erosión utilizando un elemento estructurante* $3x3$. 42
22. *Efectos de la erosión.* 43

23. *Efectos de la aperturura usando como elementro estructurante un disco en el primer caso y una ventana en el segundo.* . . . 45
24. *Efectos de la Clausura usando como elementro estructurante un disco.* . . . 46
25. *Generalización del procedimiento* . . . 48
26. *Clasificación de imágenes.* . . . 50
27. *Problemas presentes en cada uno de los tipos de imágenes.* . . . 51
28. *Metodología a utilizar.* . . . 52
29. *Metodología a Utilizar dependiendo del tipo de imagen.* . . . 52
30. *Imágenes seleccionadas para aplicar la metodología de detección de borde.* . . . 53
31. *Resultado al aplicar la metodología a la imágen Tipo 1* . . . 54
32. *Resultado al aplicar la metodología a la imágen Tipo 2.* . . . 55
33. *Resultado al aplicar la metodología a la imágen Tipo 3.* . . . 56
34. *Ejemplo que representa el rellenado del vaso.* . . . 58
35. *Cambio al espacio de color HSV imagen Tipo 1.* . . . 58
36. *Cambio al espacio de color HSV imagen Tipo 2.* . . . 59
37. *Cambio al espacio de color HSV imagen Tipo 3.* . . . 59
38. *Aplicación de contraste.* . . . 61
39. *Filtro de mediana e histograma de intensidades.* . . . 62
40. *Imagen original Tipo 1 e imagen resultante.* . . . 63
41. *Imagen original Tipo 2 e imagen resultante.* . . . 63
42. *Imagen original Tipo 3 e imagen resultante.* . . . 64
43. *Imagen original Tipo 1 e imagen resultante con artefactos* . . . 65
44. *Imagen Original Tipo 3 e imagen resultante.* . . . 66
45. *Resultados para la Imagen 3952-06.12.20x.* . . . 71
46. *Resultados para la Imagen 3952-06.14.20x.* . . . 71
47. *Resultados para la Imagen 3952-06.11.20x.* . . . 72
48. *Resultados para la Imagen 3952-06.1.20x.* . . . 72
49. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso A (5605-04).* . . . 73
50. *Resultados para la Imagen 4080-03.3* . . . 75
51. *Resultados para la Imagen 4080-03.7* . . . 75
52. *Resultados para la Imagen 4080-03.10* . . . 76
53. *Resultados para la Imagen 4080-03.5* . . . 76
54. *Resultados para la Imagen 4080-03.8* . . . 76
55. *Área Total de La imagen, número de pixel en blanco y número de pixel en negro para el Caso B.* . . . 77

56. *Números de vasos presentes en la imagen original y números de vasos detectados para el Caso B.* 77
57. *Resultados para la Imagen 5605-04.2* 79
58. *Resultados para la Imagen 5605-04.3* 79
59. *Resultados para la Imagen 5605-04.4* 80
60. *Resultados para la Imagen 5605-04.5* 80
61. *Resultados para la Imagen 5605-04.6* 80
62. *Resultados para la Imagen 5605-04.11* 81
63. *Resultados para la Imagen 5605-04.12* 81
64. *Resultados para la Imagen 5605-04.14.* 81
65. *Área Total de La imagen, número de pixel en blanco y número de pixel en negro para el Caso C.* 82
66. *Números de vasos presentes en la imagen original y números de vasos detectados para el Caso C.* 82
67. *Resultados para la Imagen 7986-02.1* 84
68. *Resultados para la Imagen 7986-02.4* 84
69. *Resultados para la Imagen 7986-02.5* 85
70. *Resultados para la Imagen 7986-02.11* 85
71. *Resultados para la Imagen 7986-02.13* 86
72. *Resultados Para la Imagen 7986-02.12* 86
73. *Área Total de La imagen, número de pixel en blanco y número de pixel en negro para el Caso D.* 87
74. *Números de vasos presentes en la imagen original y números de vasos detectados para el Caso D.* 88
75. *Resultados para la Imagen 13065-01.12.20x.* 89
76. *Resultados para la Imagen 13065-01.2.20x.* 89
77. *Resultados para la Imagen 13065-01.3.20x.* 90
78. *Resultados para la Imagen 13065-01.7.20x.* 90
79. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso E (13065-01).* 92
80. *Resultados para la Imagen 11270-02.1.20x.* 94
81. *Resultados para la Imagen 11270-02.2.20x.* 94
82. *Resultados para la Imagen 11270-02.4.20x.* 95
83. *Resultados para la Imagen 11270-02.6.20x.* 95
84. *Resultados para la Imagen 11270-02.12.20x.* 95
85. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso G (11270-02).* 96
86. *Resultados para la Imagen 13322-03.11.20x.* 98

87. *Resultados para la Imagen 13322-03.9.20x.* 98
88. *Resultados para la Imagen 13322-03.13.20x.* 99
89. *Resultados para la Imagen 13322-03.8.20x.* 99
90. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso H (13322-03).* 101
91. *Resultados para la Imagen 8844-00.3.20x.* 103
92. *Resultados para la Imagen 8844-00.4.20x.* 103
93. *Resultados para la Imagen 8844-00.7.20x.* 104
94. *Resultados para la Imagen 8844-00.9.20x.* 104
95. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso I (8844-00).* 105
96. *Resultados para la Imagen 24744-02.7.20x.* 107
97. *Resultados para la Imagen 24744-02.8.20x.* 107
98. *Resultados para la Imagen 24744-02.9.20x.* 108
99. *Resultados para la Imagen 24744-02.4.20x.* 108
100. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso O (24744-02).* 109
101. *Resultados para la Imagen 6976-04.9.20x.* 111
102. *Resultados para la Imagen 6976-04.10.20x.* 111
103. *Resultados para la Imagen 6976-04.12.20x.* 112
104. *Resultados para la Imagen 6976-04.1.20x.* 112
105. *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso Z (6976-04).* 113

Índice de cuadros

1. *Número de imágenes a considerar para cada caso.* 68
2. *Estructura de tabla resumen.* 69
3. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso A (5605-04).* 72
4. *Resultados Para cada una de las imágenes del Caso B (4080-03).* 77
5. *Resultados para cada una de las imágenes del Caso C (5605-04).* 82
6. *Resultados para cada una de las imágenes del Caso D (7986-02).* 87
7. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso E (13065-01).* 91
8. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso G (11270-02).* 96

9. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso H (13322-03).* 100
10. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso I (8844-00).* 104
11. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso O (24744-02).* 108
12. *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso Z (6976-04).* 112
13. *Tabla comparativa de resultados obtenidos* 115

Agradecimiento

El dar Gracias es muestra de que alguien hizo algo por ti, lo cual fue valorado y apreciado, por esta razón para mí es sumamente importante darlas, demostrando que he apreciado y que estoy sumamente consciente de todo su apoyo.

Como la Fe mueve montañas y creo que ya he movido algunas, agradezco a Dios, en primer lugar por darme la oportunidad de darle las Gracias, por haberme brindado la Familia que tengo y de todas las oportunidades que me ha brindado así como las que tiene preparadas para un futuro.

Familia es una palabra tan sencilla dentro del vocabulario pero a la vez pareciera una utopia en la realidad, una utopia que para mí si fue posible, porque cuento con una Familia en todos sus significados. Dar Gracias a mis padres es poco y siempre será poco, ellos me han enseñado lo mas importante que un ser humano debería aprender Valores y a entender que para que todo funcione necesitas hacerlo con amor, dedicación y esfuerzo y aunque se que probablemente cuando les comentaba sobre mi trabajo especial de grado no lo entendían muy bien, pero la cara con la que me estaban escuchando, me hacia creer que es mucho mas de lo que yo lo veía y eso fue muy valioso para mi. Me considero afortunada de tener a la hermana que tengo, es que son tantos calificativos que tengo hacia ella, que podría llevarse toda la tesis definitivamente, pero en resumen ella es de esas personas que brillan y hacen brillar a los que tiene a su alrededor, es magnifica sin duda y junto a su esposo son un ejemplo para todos, gracias a ambos.

A mis abuelos, tíos, tías, primas y primos, por el apoyo y la confianza que han depositado en mí. Los quiero a todos, especialmente a Dolores con quien he pasado gran parte de mi vida y quien considero mi segunda mamá.

Agradezco profundamente a la UCV por ser la casa que vence las sombras, a la Facultad de Ciencias por hacer de ella mi casa durante estos años y espero que siga siendo mi casa hasta la eternidad. He tenido la dicha de conocer a personas maravillosas a las cuales admiro y siento un enorme orgullo y honor de haber trabajo con ellos y agradecerle por aceptarme como tesista, Profesora Rina, Profesor José Rafael León (Chichi) y al Dr. Mota mi mas sincero agradecimiento y el agradecimiento creo no es solo mío, es de todas las personas que los conocen y saben de el valor que representan para la Universidad Central de Venezuela, somos muy afortunados de poder contar con ustedes.

Gracias a todos los profesionales que tuve la dicha de tener como profesores, todos aquellos que compartieron una de las cosas mas valiosas como es el conocimiento, Profesora Mairene Colina, Profesora Adriana Padrón, Profesora Carmen Da Silva, Profesora Mercedes Arriojas, Profesor Wuillian Torres, Profesora Angie Pineda, Profesora Cristina Balderrama aunque nunca tuve la oportunidad de ver un curso con usted, es un ejemplo para todos los estudiantes y hacia usted mis respetos y admiración, al igual que todos los nombrados anteriormente, han contribuido en mi desarrollo profesional y humanístico.

Hay conversaciones que nunca se olvidan y que por mas que los años pasen siempre están allí intactas, por ellos quiero agradecer a alguien que ya físicamente no esta, pero como me dijo alguna vez, debe ser la mayor energía en alguna parte. Gracias por permitir que todos los recuerdos sean imposibles de borrar porque son tan especiales que siempre los atesorare. Te Querre siempre.

Y por supuesto a mi mejor compañero de todos estos años Gracias.

A todos los que nombre y a los que me faltaron también GRACIAS.

Dedicatoria

Este trabajo está dedicado a todas aquellas personas que constantemente están en búsqueda de nuevos conocimientos y cuya curiosidad por la investigación y el saber es infinito.

Introducción

El desarrollo de los métodos de procesamiento digital de imágenes tiene su origen en dos áreas principales de aplicación: el mejoramiento de la información pictórica para la interpretación humana, y el procesamiento de datos de la imagen para la percepción de máquina autónoma en el que se incluyen etapas de transmisión y/o almacenamiento de estos datos.

El avance del procesamiento digital de imágenes se ve reflejado en la medicina, la astronomía, geología, microscopía, etc. Información meteorológica, transmisión y despliegue agilizado de imágenes por Internet tienen sustento gracias a estos avance.

La aplicación del procesamiento digital de imágenes en el campo médico se encuentra en un desarrollo y crecimiento constante, generando nuevos hallazgos que permiten contribuir y apoyar en las labores de los investigadores. Estos métodos son ampliamente usados en campos como neurología, ontología y cardiología, entre otros, como por ejemplo podemos nombrar, el trabajo de Ramos Esmeralda [5], donde se desarrolló un sistema basado en agentes para apoyar el diagnóstico de la calidad del semen humano.

En el área de la neurología existen importantes e interesantes técnicas del procesamiento digital de imágenes que contribuyen al estudio clínico, como las expuestas por Selman R. José, " Aplicaciones clínicas del procesamiento digital de imágenes médicas."[6].

Los objetivos del procesamiento de imágenes médicas pueden dividirse en 3 grandes grupos: asistencia al diagnóstico; asistencia al tratamiento e investigación de la patofisiología de las enfermedades y desarrollo de biomarcadores. La imagenología médica representó un gran avance en la medicina desde las primeras aplicaciones de los rayos X. Hoy en día la cantidad de modalidades

de imágenes se encuentra en constante crecimiento proveyendo una creciente variedad de diferentes tipos de información. La integración de las diferentes modalidades para la extracción, visualización e interpretación automatizada de la información es el motor principal del desarrollo de nuevas tecnologías de procesamiento de imágenes médicas.

En particular, el procesamiento de imágenes médicas cumple varios roles en la medicina actual: visualización y cuantificación de los datos en las imágenes con el objetivo de reducir el error humano en el diagnóstico, asistencia al planeamiento quirúrgico, seguimiento automatizado de cambios en respuesta a un determinado tratamiento, entre otros. En el trabajo de Cabrera B. Gladys A. & Rodríguez M. María J. [2], se diseñó un método que permite la detección de la capilaridad en imágenes médicas para un sistema artificial. Este sistema está orientado a facilitar la detección de capilares en tejido estriado por parte de los investigadores.

La segmentación de imágenes es un proceso fundamental para el análisis. Hay diferentes técnicas de segmentación que pueden estar basadas en contornos o en regiones. En el trabajo de Álvarez Maritza C. [10], se realizó un método que permite la extracción de objetos sólidos o regiones de un tipo específico de una imagen, mediante la segmentación de imágenes haciendo uso del método de crecimiento de regiones.

En el Instituto Anatomopatológico de la Universidad Central de Venezuela, el Dr. José David Mota realiza investigaciones relacionadas con el estudio minucioso del cáncer de vejiga, el cual es el tumor urológico mas frecuente [8], examinado biopsias de tejido tomadas de diferentes pacientes que padecieron esta enfermedad. La biopsia de la vejiga es un procedimiento que consiste en extraer una pequeña muestra de tejido vesical para luego ser examinado bajo un microscopio. Una biopsia de vejiga se puede hacer como parte de una cistoscopia (examen del interior de la vejiga). Se extirpa una pequeña porción del tejido o toda el área que preocupa y se envía al laboratorio para su análisis si se encuentran anomalías de la vejiga durante este examen o se observa un tumor.

Es importante determinar un conjunto de parámetros que permiten detectar ciertas características del estado del paciente como los son: cúmulos de vasos presentes en la biopsia y proporción respecto al área total de la muestra.

El objetivo de este trabajo, es estudiar un conjunto de muestras y a través de técnicas de procesamiento digital de imágenes, realizar la detección, conteo y cálculo de proporción del área vascularizada.

En este trabajo se recopila la investigación realizada para alcanzar los objetivos propuestos. El Primer Capítulo contiene en detalle el problema planteado, en el Segundo Capítulo se presentan los fundamentos teóricos a aplicar, en el Tercer Capítulo se describe el proceso que condujo a la solución del problema planteado, en el Cuarto Capítulo se desglosa el diseño del experimento así como también, los resultados obtenidos y finalmente en el Quinto Capítulo se presentaran las conclusiones y trabajos futuros.

Capítulo 1

1. Capítulo 1. Planteamiento del Problema

1.1. Antecedentes

El cáncer de vejiga es uno de los mas frecuentes tumores urológicos. Cada año se diagnostican aproximadamente 263.000 nuevos casos en el mundo y alrededor de 115.000 muertes a éste tumor maligno.

La mayoría de los tumores vesicales (70 %) son superficiales. Únicamente el 15 % de los tumores tienen probabilidades de progresar con riesgo de muerte. El 30 % de los tumores se presentan como invasivos en el momento de su diagnóstico y más de la mitad se asocian a metástasis y tienen una elevada tasa de mortalidad. El carcinoma de células uroteliales (transicionales) es la variante histológica más frecuente del cáncer vesical (90 % de los casos).

La evolución natural del cáncer vesical se puede correlacionar con diversos factores pronósticos; entre ellos: el grado histológico, la invasión o penetración en la pared vesical (estadio), la existencia de invasión vascular y linfática y la presencia de carcinoma in situ. El estudio histológico, si bien tiene utilidad clínica, no es un factor discriminador suficientemente sensible para determinar el potencial biológico específico de un cáncer diseminado.

En el Instituto Anatomopatológico de la Universidad Central de Venezuela, el Dr. José David Mota realiza investigaciones relacionadas con el estudio minucioso del cáncer de vejiga, examinado biopsias de tejido tomadas de diferentes pacientes que padecieron esta enfermedad.

Una de las determinaciones que amerita este tipo de investigación esta directamente relacionada con el estudio del tejido canceroso, observando cada muestra a través de un microscopio, el cual sirve como recurso para los diferentes investigadores patólogos y donde tienen una primera visión del grado de complejidad de cada caso en general.

El tipo de tejido obtenido es el vesical, a través de una biopsia, que consiste en extraer un pequeña muestra de tejido de la vejiga para ser examinado

posteriormente a través de un microscopio.

La valoración microscópica consiste en examinar ciertos aspectos del tejido y analizar si hay presencia de tejido canceroso, en caso de ser positivo, se estudia el grado posible del tumor (1-3), localidades y patrón, vasculatura, presencia o ausencia de infiltración con afectación o no de la pared muscular incluida en la muestra, entre otras.

El procedimiento para el estudio histoquímico del tejido vesical se inicia con un pequeño corte para luego teñirlo con diferentes reacciones químicas, que permiten resaltar ciertos elementos de gran importancia como lo son: *el tejido canceroso* y *el área de vasculatura presente en cada extracción*. Una vez obtenida la muestra para su estudio microscopio, se procede a realizar ciertos ajustes en el instrumento, entre ellos, modificar la intensidad de la luz, selección del lente adecuado para el tipo de muestra y finalmente aplicación de filtros. Se toman una serie de imágenes de todo el plano que representa el tejido vesical para luego realizar las investigaciones,entre las que podemos nombrar: conteo de número de vasos o capilares por cada toma del tejido, el área de la vasculatura respecto al área del tejido vesical, estudio sobre presecia de células cancerigenas, etc.

Este es un procedimiento rutinario el cual se realiza manualmente por el doctor que este revisando el caso y dicho pasos pueden ser automatizados, para así ayudar a reducir el tiempo que ocupan los investigadores en realizar estos estudios.

Realizando estos procedimientos, el Dr. José David Mota observó una cierta relación entre el grado de complejidad del cáncer y el área ocupada por la vasculatura, es decir, cúmulos de vasos presentes en cada imagen tomada de cada porción de tejido. Existe una hipótesis que refleja que al haber mayor presencia de tejido canceroso, existe o se presenta un número mayor de vasos por porción de tejido. Es decir, que el área que ocupa la vasculatura es bastante significante respecto al área del tejido.

1.2. Problema a Solucionar

El análisis o estudio de las características de los diferentes vasos sanguíneos que forman el área vascularizada presente en cada muestra de tejido canceroso, es imprescindible para su detección. Por ello, parámetros como: forma, pigmentación, tamaño, ubicación, entre otros, servirán para la obtención de diferentes resultados.

Los vasos sanguíneos del tejido vesical se pueden estudiar histoquímicamente utilizando diferentes tinciones como amilasa y lectina, las cuales tiñen tanto el borde del vaso como su interior de un pigmento marrón o amarillo, este último depende del tipo del caso.

La pigmentación es una variable dependiente del tipo del caso histológico, pues las muestras fueron recogidas en diferentes instantes y no fueron tratadas exactamente con el mismo estudio histoquímico o por el mismo investigador.

Por otra parte, el contraste en cada una de las imágenes no presenta las mismas características o espacio de colores, debido a que durante el proceso de captura a través del microscopio se utilizaron diferentes tipos de filtros para cada caso, ocasionando así una falta de uniformidad en las tonalidades de la imagen y originando un punto importante de estudio para unificar el método a construir.

El problema a resolver en este Trabajo Especial de Grado, es la detección de los vasos sanguíneos presentes en las imágenes de tejido vesical de cáncer de vejiga, con la finalidad de hallar la proporción que ocupan estos en cada muestra de tejido y así establecer una relación de correspondencia con su grado histológico.
En la Figura 1, se presenta un modelo de imagen que se estudiará en este trabajo.

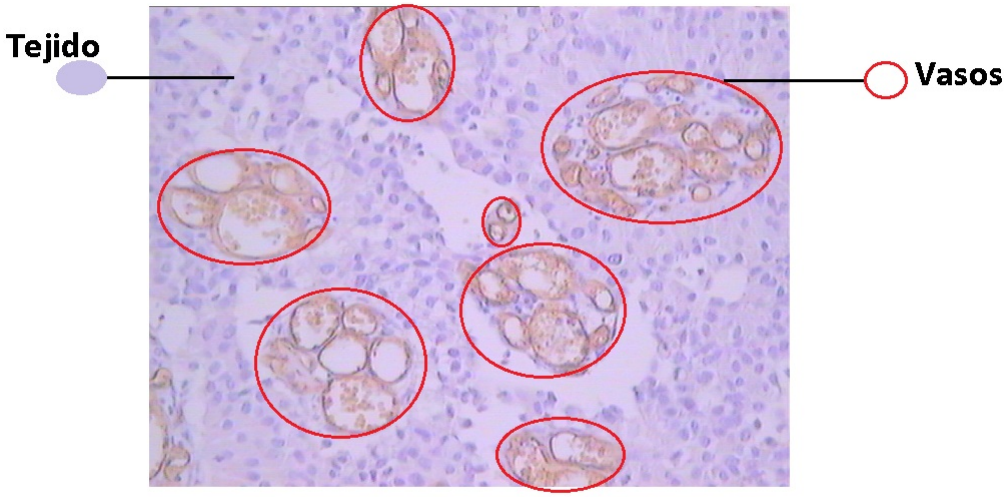


Figura 1: *Modelo de imagen que se estudiará*

En el Capítulo siguiente introduciremos los conceptos básicos de Tratamiento Digital de Imágenes, específicamente las técnicas aplicadas en esta investigación.

Capítulo 2

2. Capítulo 2.Procesamiento Digital de Imágenes

2.1. Imagen

Una imagen es la representación visual de un objeto y está definida como una función bidimensional $f(x, y)$, donde "x" y "y" son coordenadas espaciales y la amplitud f en un par de coordenadas (x, y) se llama la intensidad o nivel de gris de la imagen en ese punto. Cuando los valores de "x" y "y" , así como la amplitud f son cantidades finitas y discretas se habla de una imagen digital.

$$A = \begin{pmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \cdots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1,N-1) \end{pmatrix}$$

Donde el lado izquierdo de la ecuación denota una imagen digital por definición, mientras que en el lado derecho de la ecuación encontramos cada uno de los elementos de la imagen y estos se definen como un "*elemento de la imagen*" o un pixel. La imagen contiene M filas y N columnas determinando el origen como el punto f(0,0).

2.1.1. Imagen RGB

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

El modelo RGB puede verse como una pila de 3 imágenes en escala de intensidades que al ser mostrados por un monitor de color (el cual presenta 3 entradas de color, rojo, verde y azul) representan una imagen de color tal

como la percibe un ser humano.Los colores, rojo,verde y azul son conocidos como los colores primarios y la combinación de estos en diferentes intensidades produce los colores del espectro humano visible.

2.1.2. Imagen en Escala de Grises

Una escala de intensidades es también conocida como escala de grises o escala monocromática y para una imagen digital se trata de una sola matriz de M x N valores en donde cada pixel es una sola muestra que contiene la información de la intensidad de la imagen.

Las características con que se puede definir un color son el tono o matiz (color actual), el valor (luminosidad y oscurecimiento) y la saturación (pureza del color). Por lo tanto la conversión de una imagen de color a una imagen en escala de grises no se realiza de una forma única, sin embargo en su acercamiento más común, se trata de retener la información de la luminosidad y descartar los valores de tono y saturación. Asumiendo que los colores, rojo,verde y azul son señales de luminosidad, la aproximación de una imagen en escala de grises a partir de una imagen de color está dada por la siguiente expresión, en donde 0 es el valor de menos intensidad, refiriéndose al color negro y 1 es el valor de mayor luminosidad o el color blanco.

$$\text{GRAY} = (0{,}30R) + (0{,}59G) + (0{,}11B)$$

2.1.3. Espacio HSV

El formato de representación de color ofrecido por las imágenes RGB resulta no apropiado para aplicaciones en las cuales el cambio de iluminación es problema. Otro tipo de formatos de color menos sensibles al cambio de iluminación han sido propuestos, tales como el modelo HSV (del inglés Hue, Saturation, Value - Matiz, Saturación, Valor). Dado que esta es una investigación experimental, utilizaremos las facilidades de Tratamiento Digital de Imagen que brinda Herramienta Matlab [9].Presentamos a continuación las funciones utilizadas

La función $rgb2gray$ cambia una imagen en formato RGB a escala de grises,el formato de dicha función es:

$$imagegray = rgb2gray(imageRGB);$$

Por su parte la función rgb2hsv cambia del modelo de color RGB al modelo HSV, esta función toma como entrada una imagen RGB compuesta de tres planos y devuelve la imagen convertida al modelo HSV compuesta a su vez de tres planos correspondientes al H, S y V. El formato de esta función es:

$$Imagehsv = rgb2hsv(imageRGB);$$

La conversión contraria la realiza la función $hsv2rgb$.

Para ejemplificar el uso de estas funciones considérese la imagen representada en la Figura 2. La idea es cambiar dicha Imagen a un formato menos sensible

Figura 2: *Imagen RGB*

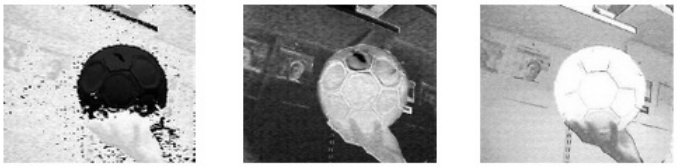
a los cambios de contendido de color como lo es el HSV y hacer evidente a la pelota de tal forma que pueda ser segmentada. Escribiendo en línea de comandos obtenemos como resultado la imagen HSV que si la representamos considerando el modelo de planos RGB tendría el aspecto que se muestra en la Figura 3.

Figura 3: *Imagen HSV*

$$imageHSV = rgb2hsv(imageRGB);$$

Si dividimos la imagen en sus respectivos planos HSV, escribiendo en línea de comandos:

$$H = imageHSV(:,:,1); S = imageHSV(:,:,2); V = imageHSV(:,:,3);$$



(a) (b) (c)

Figura 4: *Planos de la Imagen a) H, b) S ,c) V*

obtenemos como resultado las Figuras 4.(a), 4.(b) y 4.(c).De las anteriores imágenes resulta evidente que puede utilizarse la del plano S (saturación) para poder desempeñar una posible segmentación del objeto.

2.2. Histograma

El histograma de una imagen es la representación gráfica de la distribución que existe de las distintas tonalidades de gris con relación al número o porcentaje de pixeles. La representación de un histograma ideal seria la de una recta horizontal, ya que eso nos indicaría que todos los posibles valores de grises están distribuidos de manera uniforme en nuestra imagen.En la Figura 5 encontraremos los diferentes tipos de histograma.

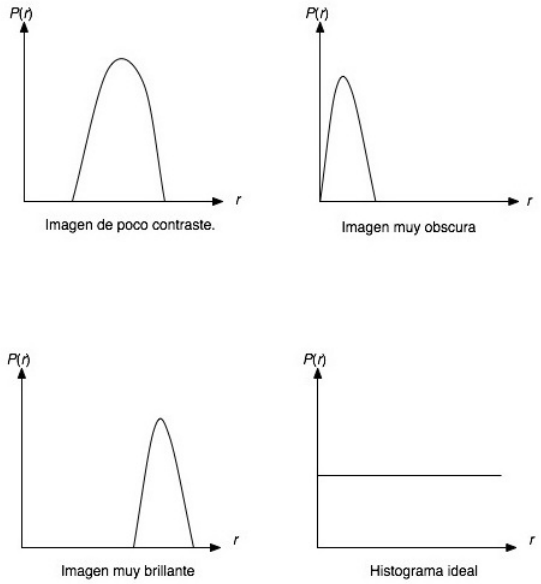


Figura 5: *Tipos de histograma*

El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango [0,L-1] es una función discreta $P(r) = n_r$ donde r representa un nivel de gris y n_r representa el número de pixeles que tienen ese valor de gris como se muestra en la Figura 6.
Es muy frecuente normalizar un histograma dividiendo cada uno de sus valores por el número total de pixeles en la imagen, denotado por n. De tal modo que el histograma nos quedaría $P(r_k) = n_k/n$, para $k = 0, 1, ..., L-1$. De esta manera, $P(r_k)$ da una estimación de la probabilidad de la ocurrencia del nivel de gris r_k. Hay que notar que la suma de todos los componentes de un histograma normalizado es igual a 1.

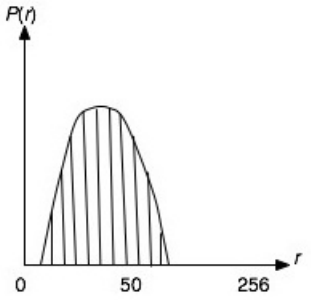


Figura 6: *Histograma de una imagen digital con niveles de Grises*

2.3. Filtros

Los filtros espaciales tienen como objetivo modificar la contribución de determinados rangos de frecuencias de una imagen. El término espacial se refiere al hecho de que el filtro se aplica directamente a la imagen y no a su transformada, es decir, el nivel de gris de un pixel se obtiene directamente en función del valor de sus vecinos.

Los filtros espaciales pueden clasificarse basándose en su linealidad: filtros lineales y filtros no lineales. A su vez los filtros lineales pueden clasificarse según las frecuencias que dejen pasar: *los filtros paso bajo* atenúan o eliminan las componentes de alta frecuencia a la vez que dejan inalteradas las bajas frecuencias; *los filtros paso alto* atenúan o eliminan las componentes de baja frecuencia con lo que agudizan las componentes de alta frecuencia; *los filtros paso banda* eliminan regiones elegidas de frecuencias intermedias.

La *convolución* es una operación por la cual se lleva a cabo una acción de filtrado. Como veremos más adelante y como se ha visto en las propiedades

de la Transformada de Fourier, existe una relación entre el filtrado espacial y el filtrado en el dominio de la frecuencia (con una restricción a tomar en cuenta). En general, el filtrado de señales posee tres categorías, según el resultado que se busque:

• Filtros Paso-Bajo: Son utilizados en la reducción de ruido; suavizan y aplanan un poco las imágenes y como consecuencia se reduce o se pierde la nitidez. En inglés son conocidos como Smoothing Spatial Filters.

• Filtros Paso-Alto: Estos filtros son utilizados para detectar cambios de luminosidad. Son utilizados en la detección de patrones como bordes o para resaltar detalles finos de una imagen. Son conocidos como Sharpening Spatial Filters.

• Filtros Paso-Banda: Son utilizados para detectar patrones de ruido. Ya que un filtro paso-banda generalmente elimina demasiado contenido de una imagen, casi no son usados. Sin embargo, los filtros paso-banda son útiles para aislar los efectos de ciertas bandas de frecuencias seleccionadas sobre una imagen. De esta manera, estos filtros ayudan a simplificar el análisis de ruido razonablemente independiente del contenido de la imagen.

2.4. Transformación de Intensidad y Filtrado Espacial

Las técnicas sobre el dominio espacial operan directamente sobre los píxeles de la imagen. Los procesos en el dominio espacial que discutiremos se denotan mediante la expresión:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \tag{1}$$

Donde $f(x, y)$ es la imagen de entrada, $g(x, y)$ es la imagen de salida (procesada) y T es un operador sobre f, definido sobre una vecindad específica sobre un punto (x, y).
La aproximación principal para definir vecindades espaciales sobre un punto (x, y) es usar una región cuadrada o rectangular centrada en (x, y), como muestra la Figura 7.

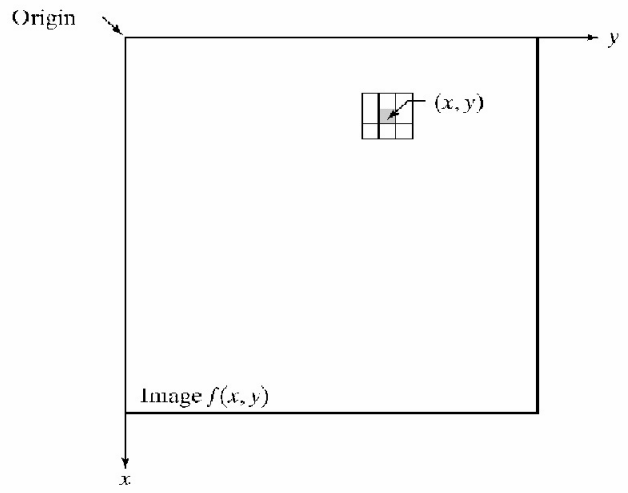


Figura 7: *Vecindades Espaciales*

2.4.1. Funciones de Transformación

La forma más simple de la transformación T es cuando la vecindad es de tamaño $1x1$ (un único píxel). En este caso, el valor de g en (x, y) depende solamente de la intensidad de f en dicho punto, y T se convierte en una función de transformación de intensidades o niveles de gris.
Como dependen sólo de los valores de intensidad, y no explícitamente sobre (x, y), estas funciones se suelen escribir en forma simplificada como

$$s = T(r)$$

donde r denota la intensidad de f y s la intensidad de g, ambas sobre un punto correspondiente (x, y) de la imagen.

2.4.2. Funciones imadjust

La función *imadjust* es la herramienta básica para transformaciones de intensidad en imágenes de niveles de gris. Su sintaxis es:

$$g = imadjust(f, [low_inhigh_in], [low_outhigh_out], gamma) \tag{2}$$

Como se ilustra en la Figura 8, esta función transforma los valores de intensidad de la imagen f a nuevos valores en g. El parámetro gamma especifica la forma de la curva y, si se omite, toma el valor 1.

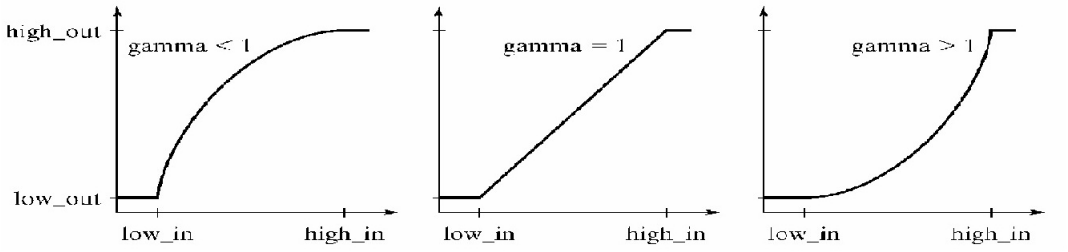


Figura 8: *Función Idmadjust*

2.5. Segmentación

Cuando se ha alcanzado el nivel deseado de mejora de la imagen para los propósitos específicos de la aplicación, se comienza con la etapa de segmentación, éste es el primer paso en el análisis de la imagen. La segmentación subdivide una imagen en sus partes constituyentes u objetos. El nivel al que se lleva a cabo esta subdivisión depende del problema a resolver. Esto es, la segmentación deberá detenerse cuando los objetos de interés hayan sido aislados. En general, la segmentación autónoma es una de las tareas más difíciles del procesamiento de imágenes. Esta etapa determina el éxito o el fracaso del análisis.La detección de bordes es una de las operaciones más comúnmente usadas en el análisis de imágenes. La razón para esto es que los bordes forman el contorno de un objeto. Un borde es el límite entre un objeto y el fondo e indica el limite entre objetos solapados. Esto significa que si los bordes en una imagen pueden ser identificados con exactitud, todos los objetos pueden ser localizados y sus propiedades básicas como área, perímetro y forma pueden ser medidas.Existe una gran cantidad de algoritmos diseñados para realizar la extracción de bordes en una imagen, cada uno con sus ventajas y desventajas sujetos al nivel de aplicación.

2.5.1. Detector de Borde Sobel

El detector de bordes de Sobel consiste en un par de máscaras de convolución de 3x3 coeficientes mostradas en la Figura 9. Una máscara es simplemente la otra con una rotación de 90

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

Gy

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

Gx

Figura 9: *Máscaras de convolución de Sobel*

Los operadores de Sobel tienen la ventaja de proporcionar tanto una diferenciación como un efecto de suavizado. Como las derivadas realzan el ruido, este efecto de suavizado es una característica particularmente atractiva en los operadores de Sobel. Las derivadas basadas en este operador se observan en la Ecuación 3 y en la Figura 10.

$$\begin{cases} G_x = (Z_7 + 2Z_8 + Z9) - (Z_1 + 2Z_2 + Z_3) \\ G_y = (Z_3 + 2Z_6 + Z9) - (Z_1 + 2Z_4 + Z_7) \end{cases} \tag{3}$$

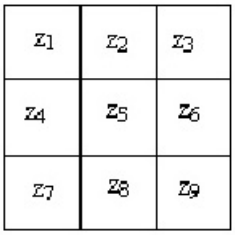


Figura 10: *Derivadas del Operador Sobel*

Donde las z son los niveles de gris de los píxeles solapados por las máscaras en cualquier posición de la imagen. Entonces se calcula el gradiente en la ubicación del centro de las máscaras en las direcciones x, utilizando la máscara G_x y y utilizando la máscara G_y. Así obtendremos por separado los bordes horizontales y verticales. La suma de estas imágenes da como resultado la imagen gradiente completa.

2.5.2. Umbralización

La umbralización es uno de los métodos más importantes de la segmentación de imágenes. Se define el umbral como una función que convierte una imagen con diferentes tonalidades en una imagen en blanco y negro. Si la imagen original es f(x, y), la imagen umbralizada g(x, y) y se fija un umbral U ($0 < U < 255$), la operación de umbralizado se define como:

$$g(x,y) = \begin{cases} 250 & \text{Si } f(x,y) > Umbral \\ 0 & \text{Si } f(x,y) \leq Umbral \end{cases} \tag{4}$$

Se selecciona un umbral que permita agrupar los pixels de una imagen pertenecientes a los diversos objetos de la misma imagen diferenciándolos del fondo. De esta manera la segmentación basada en el histograma se basa en la elección de uno o varios umbrales que permiten agrupar los puntos de la imagen en regiones de características similares en función de sus niveles de gris. El umbral de una imagen se define como:

$$T = T[x, y, p(x,y), f(x,y)] \tag{5}$$

Donde f(x, y) es la intensidad o nivel de gris del punto (x, y) y p(x, y) representa alguna propiedad local medida en un entorno de vecindad de este punto. La imagen que se obtiene al llevar a cabo un procesamiento de umbral se define como:

$$g(x,y) = 1 \;\; \text{Si } f(x,y) > T \quad \text{o} \quad \text{Si } f(x,y) \leq T \tag{6}$$

De este modo los pixeles marcados con 1 corresponden a objetos, mientras que los pixeles marcados con 0 corresponden al fondo. En la Ecuación 6 se ha supuesto que la intensidad de los objetos es mayor que la intensidad del fondo. Este proceso es conocido como binarización.

Figura 11: *Ejemplo de Umbralización*

Hay varios tipos de umbrales, los más utilizados son: a) Umbral Global, cuando T depende solamente de f(x, y), b) Umbral Local, si T depende de f(x, y) y de p(x,y), y c) Umbral Dinámico, si T depende de las coordenadas x e y, además de f(x, y) y de p(x, y). En la Figura 11 se observa una imagen, en la parte izquierda, que contiene tres elementos: a) un círculo de color negro con nivel de gris = 0, b) un triángulo con nivel de gris =125, y c) el fondo con nivel de gris = 255; y en la parte derecha se muestra su histograma. A la derecha, la imagen es segmentada por la Ecuación A que presenta un umbral = 125.

2.6. Morfología Matemática

La morfología matemática es una excelente herramienta para extraer componentes de un objeto de interés, útiles para representar y describir la forma de una región, tales como fronteras y esqueletos. La morfología matemática se ha utilizado con gran éxito en el procesamiento de imágenes y el lenguaje utilizado es la teoría de conjuntos, dado que una imagen se representa por medio de un conjunto. En su forma actual la morfología matemática no termina en el procesamiento de imágenes o señales y, dado que su única premisa de trabajo es la de utilizar el álgebra de conjuntos y sus propiedades, es de utilidad para cualquier clase de problema que se modele por medio de conjunto y donde la 'forma' sea la característica más relevante.

Definición 1: Un elemento estructurante es un conjunto cuya distribución geométrica sirve de máscara para la aplicación de la especificación matemática del operador morfológico.

Las operaciones morfológicas quedan definidas completamente por la adición de conjuntos de Minkowski. Algunas operaciones de conjuntos básicas son las siguientes:

Definición 2: La reflexión de $A \subseteq X$ (o conjunto reflejado de A), cuya notación es A^-, se define como el conjunto formado por los inversos aditivos de los elementos de A. Es decir:

$$A^-=\{-x|x \in A\}.$$

Ejemplo 1: La reflexión del Conjunto $A=\{(1,1),(2,1),(3,1),(4,1),(2,2),(3,2)\}$ es $A^-=\{(-1,-1),(-2,-1),(-3,-1),(-4,-1),(-2,-2),(-3,-2)\}$, veamos la Figura 12. De aquí en adelante en las figuras mencionadas como referencias la cruz dentro de un píxel indica el origen.

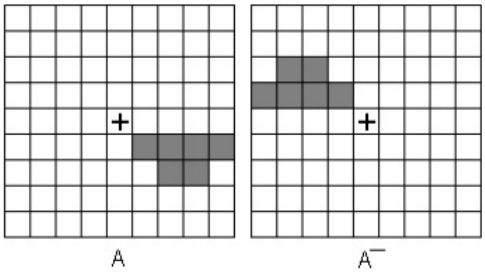


Figura 12: *Reflexión del conjunto A*

Definición 3: La traslación de $A \subseteq X$ por un elemento x se denota por $(A)_x$ y se define así:

$$(A)_x = \{a + x | a \in A\}.$$

Ejemplo 2: La traslación del conjunto $A = \{(-1,0), (-1,-1), (0,0), (0,-1), (0,-2), (-1,-3)\}$ por x =(4,3) es: $(A)_{(4,3)} = \{(3,3), (3,2), (4,3), (4,2), (4,1), (3,0)\}$, esto se muestra en la Figura 13.

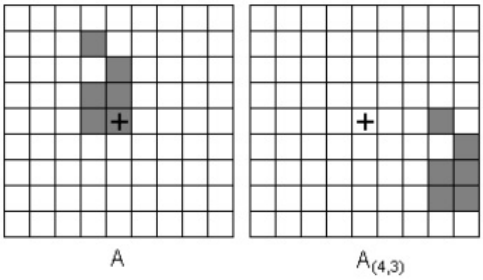


Figura 13: *Traslación del conjunto A por x=(4,3)*

Definición 4: El complemento de un conjunto $A \subseteq X$ respecto a X (conjunto universo) o simplemente complemento, denotado por A^c, se define como el conjunto formado por aquellos elementos de X que no pertenecen a A,

$$A^c = \{x \in X | x \notin A\}.$$

Ejemplo 3: En la Figura 14 representaremos al conjunto A y su complemento A^c.

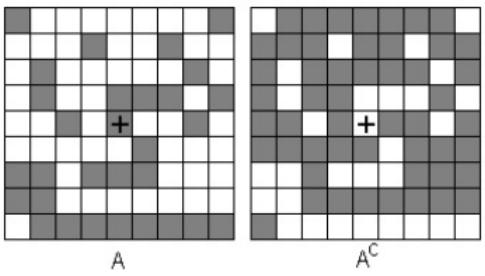


Figura 14: *Complemento del conjunto A*

Definición 5: La suma de Minkowski de $A \subseteq X$ y $B \subseteq X$, denotada por $A \oplus B$ es el conjunto que resulta de sumar cada elemento de A con cada elemento de B.Es decir:

$$A \oplus B = \{a + b | a \in A \wedge b \in B\}.$$

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

Ejemplo 4: Sea A=$\{(-1,-1),(-1,0),(-1,1),(0,-1),(0,0),(0,1),$

$(1,-1),(1,0),(1,1)\}$ y B=$\{(0,0),(1,0),(2,0)\}$,

entonces la suma de A y B es:$A \oplus B$= $\{(-1,-1),(-1,0),(-1,1),$

$(0,-1),(0,0),(0,1),(1,-1),(1,0),(1,1),(2,-1),(2,0),(2,1),(3,-1),(3,0)$

,

$(3,1)\}$. En la Figura 15 se presenta el conjunto A, el conjunto B y la suma $A \oplus B$.

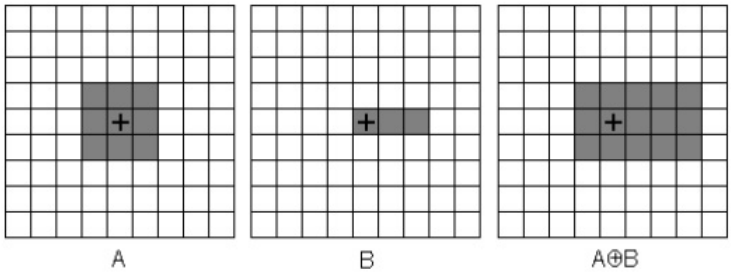


Figura 15: *Suma de Minkowski del conjunto A por el elemento de estructura B*

Definición 6: La diferencia de conjuntos de $A \subseteq X$ y $B \subseteq X$, representada como por $A - B$, se define como el conjunto formado por aquellos elementos de A que no pertenecen a B:

$$A - B = \{x \in A | x \notin B\}.$$

Ejemplo 5: En la Figura 16 se representa el diagrama de Venn de $A - B$, para dos conjuntos diferentes A y B cualesquiera, dado un conjunto universo X.En general se tiene $(A - B) \cap (B - A) = \emptyset$

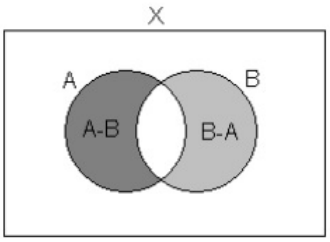


Figura 16: *Sustracción del Conjunto* $A - B$,$B - A$

2.6.1. Dilatación

La dilatación, primera de las dos operaciones básicas de la morfología matemática que completamente sustentada por la definición de la suma de Minkowski (Definición 5)

$$A \oplus B = \{a + b | a \in A \wedge b \in B\}.$$

El efecto básico de esta operación sobre una imagen binaria, es incrementar las fronteras de los objetos. Así, las áreas compuestas por dichos pixeles aumentan en tamaño, mientras que las cavidades en esas regiones se hacen cada vez menores.Igual que con la erosión, el elemento estructurante define el efecto de la dilatación en la imágen.

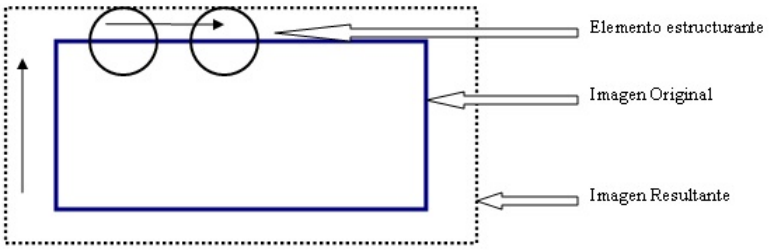


Figura 17: *Efecto básico de la dilatación con un elemento estructurante circular*

En la Figura 17, se puede ver como la línea punteada (imagen resultante) es redondeada en las esquinas.Hay muchos usos especiales para la dilatación.La dilatación puede ser usada para llenar falsos huecos o ruido blanco. Esto es debido a que al dilatar los objetos se expanden, por consiguiente, los pixeles que pertenecen al fondo disminuyen en tamaño, o si son muy pequeños pueden desaparecer. Así, aplicando a una imágen que posee ruido blanco, podemos hacer que este desaparezca, pero la calidad de la imagen se degrada significativamente.La dilatación tambíen puede ser utilizada para la detección de bordes.

• Ejemplos de dilatación: En la Figura 18, observamos el efecto de aplicar dilatación con un elemento estructurante de $3x3$, mientras que en la Figura 19, se muestra la obtención de bordes utilizando esta técnica.

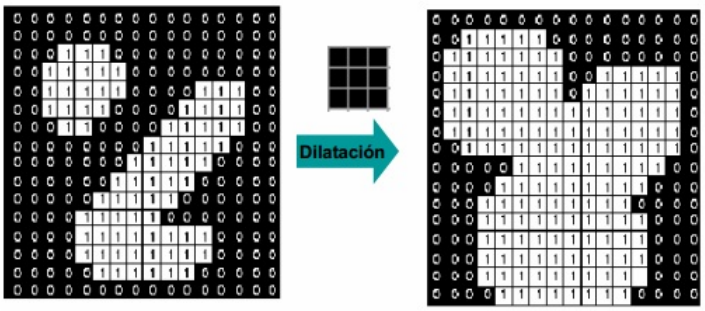


Figura 18: *Dilatación utilizando un elemento estructurante* $3x3$.

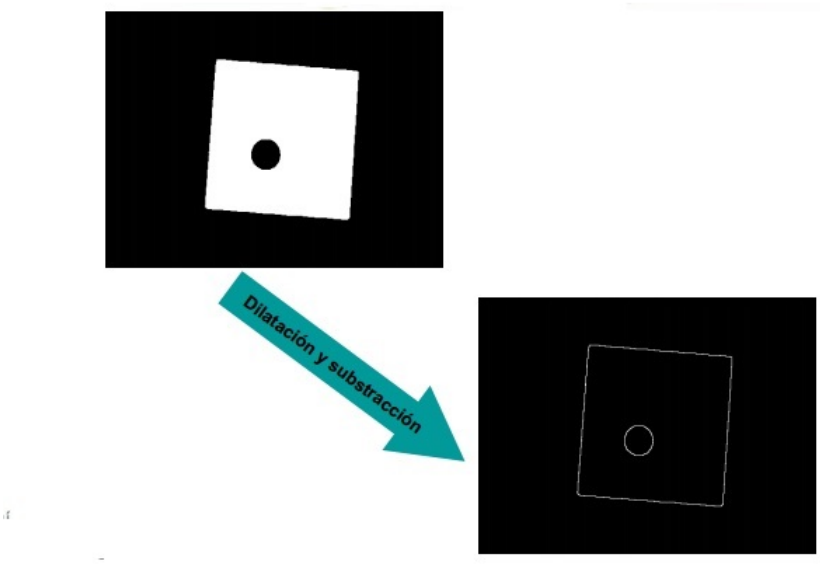


Figura 19: *Obtención de borde externo mediante la operación de dilatación.*

2.6.2. Erosión

La operación de erosión consiste en hacer decrecer un conjunto A a través de un proceso controlado de eliminación de elementos, tomando como referencia un elemento de estructura B. Al igual que sucede en la dilatación, el tamaño y forma finales del conjunto erosionado dependerá fuertemente del tamaño y forma del elemento de estructura B.

Definición 7: Sean dos conjuntos $A \subseteq X$ y $B \subseteq X$.La erosíon de A por B, denotada por $A \ominus B$, es definida como la resta de Minkowski de A y B, es decir:

$$A \ominus B = \{x \in X | x + b \in A, \forall b \in B\}.$$

En la Figura 20, la erosión eliminó una capa de pixeles y debido al elemento estructurante circular se suavizaron las esquinas.Aunque un elemento estructurante mayor produce un efecto erosivo notable, normalmente, efectos muy semejantes pueden ser alcanzados, por erosiones sucesivas que usan un elemento estructurante menor y de forma similar.

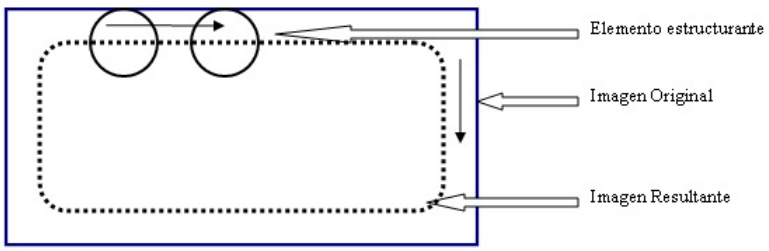


Figura 20: *Efectos básicos de la erosión con un elemento estructurante circular.*

Como podemos intuir, si tenemos varios objetos que están tocándose en una imágen, al aplicar erosión estos objetos tienden a separarse, facilitando el trabajo de conteo y clasificación.Otra utilidad, es la eliminación de 'ruido negro', este ruido es mejor eliminado con la operación de apertura que definiremos mas adelante.

La erosión también puede ser usada para la detección de bordes. Se erosiona una imágen y luego se resta ese resultado de la imagen original, así se obtienen los pixeles que pertenecen a los bordes de los objetos, dependiendo siempre del elemento estructurante usado.

• Ejemplos de erosión: En la Figura 21, observamos el efecto de aplicar erosión con un elemento estructurante de $3x3$, mientras que en la Figura 22, se muestra los efectos al utilizar esta técnica.

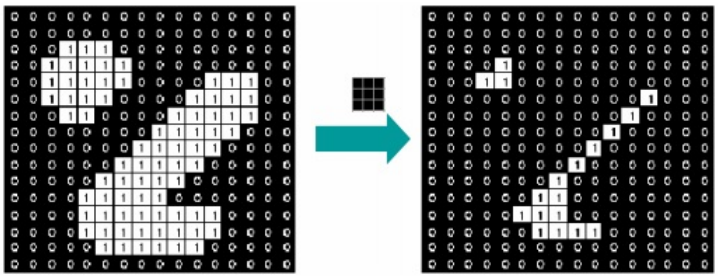


Figura 21: *Erosión utilizando un elemento estructurante* $3x3$.

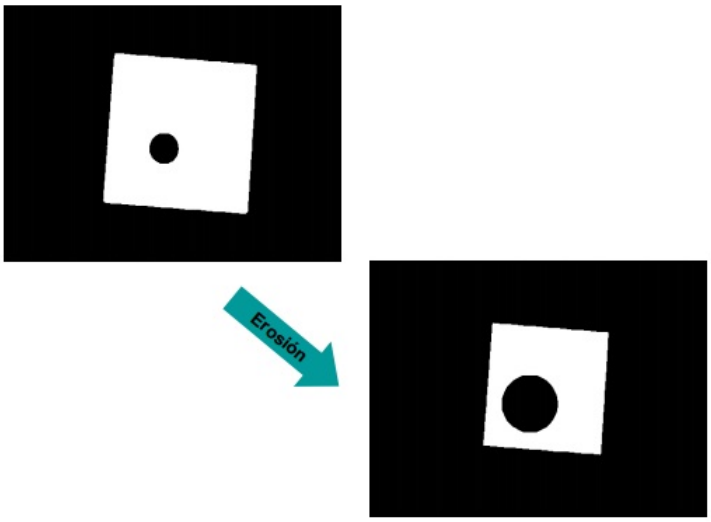


Figura 22: *Efectos de la erosión.*

2.6.3. Propiedades de la dilatación y erosión

Dado A una imagen, B un elemento estructurante, x un vector y t un escalar.La dilatación y la erosión satisfacen las siguientes propiedades:

* Conmutatividad: $A \oplus B = B \oplus A$ $A \ominus B \neq B \ominus A$

* Asociatividad: $A \oplus (B \oplus C) = (A \oplus B) \oplus C$

* Traslación invariante: $(A+x) \oplus B = (A \oplus B)+x (A+x) \ominus B = (A \ominus B)+x$

* Dualidad: $(A \oplus B)^c = (A^c \ominus (-B))$ $(A \ominus B)^c = (A^c \oplus (-B))$

* Distribuitividad: $t(A \oplus B) = tA \oplus tB$ $t(A \ominus B) = tA \ominus tB$

2.6.4. Apertura

Consiste en realizar primero una erosión y luego una dilatación, ambas con el mismo elemento estructurante. El efecto de la apertura es suavizar el contorno de los objetos. Se tiende a eliminar los salientes que puedan haber en el contorno, ejemplos de apertura podemos visualizarlos en la Figura 23. La apertura de una imagen A con respecto a un elemento estructurante B se define como:

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

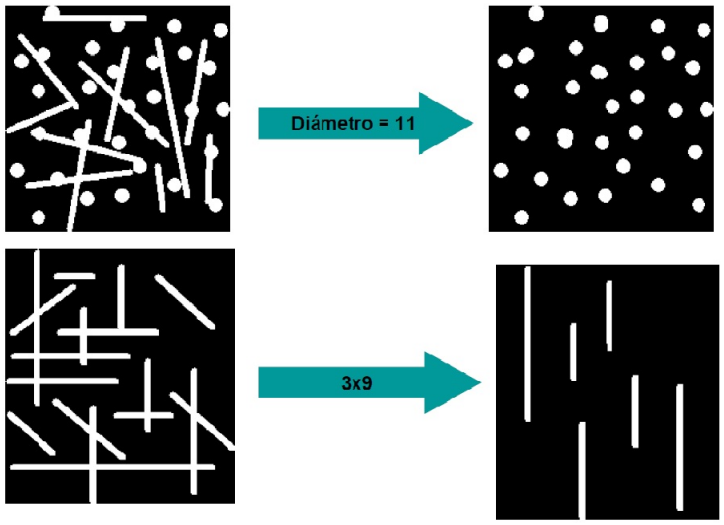


Figura 23: *Efectos de la aperturura usando como elementro estructurante un disco en el primer caso y una ventana en el segundo.*

2.6.5. Clausura

La clausura consiste en realizar una dilatación seguida de una erosión, utilizando en ambas operaciones el mismo elemento estructurante.El efecto es llenar huecos, en otras palabras, la clausura bloquea canales estrechos y adelgaza lagos. De ésta manera, preserva las regiones de fondo con forma similar al elemento estructurante, mientras elimina las otras regiones del fondo que no cumplen con la condición. Es ideal para el estudio de la distancia entre objetos.

La clausura de una imagen A con respecto a un elemento estructurante B está definida como:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$

La clausura tiende a suavizar los contornos, por otra parte rellena cavidades pertenecientes al fondo, siempre y cuando sean de tamaño menor que el elemento estructurante. La clausura es utilizada para remover el ruido negro. La Figura 24 muestra el efecto de este operador.

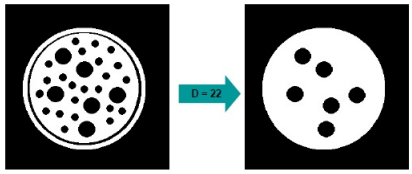


Figura 24: *Efectos de la Clausura usando como elementro estructurante un disco.*

2.6.6. Propiedades de la Apertura y la Clausura

Sean, A, A_1,A_2 imágenes, con $A_1 \subseteq A_2$, B elemento estructurante y x vector; se satisfacen las siguientes propiedades:

* Dualidad : $(A \bullet B)^c = (A^c \circ B) \qquad (A \circ B)^c = (A^c \bullet B)$

* Traslación : $((A+x) \circ B) = (A \circ B) + x ((A+x) \bullet B) = (A \bullet B) + x$

* Invarianza a la traslación: $(A + x) \circ B = (A \circ B) + x$
$(A + x) \bullet B = (A \bullet B) + x$

* Antiextensividad: $(A \circ B) \subseteq A$

* Extensividad : $A \subseteq (A \bullet B)$

* Incremento monótono: $(A_1 \circ B) \subseteq (A_2 \circ B) \quad (A_1 \bullet B) \subseteq (A_2 \bullet B)$

* Idempotencia: $((A \circ B) \circ B) = (A \circ B) \qquad ((A \bullet B) \circ B) = (A \bullet B)$

En el capítulo siguiente aplicaremos estas funciones a las imágenes seleccionadas con la finalidad de detectar vasos capilares y la proporción de espacio que ellos ocupan en cada imagen

3. Capítulo 3. Planteamiento de la Solución

Una vez detectado y analizado el problema a solucionar junto a todas las variables atenuantes o agravantes correspondientes, se ha estructurado una metodología que permitirá la detección y segmentación de los vasos sanguíneos presentes en la imagen digital, así como también la relación de espacio que ocupan estos por cada porción de tejido.

El software fue implementado con el paquete matemático MatlabR 2009, haciendo uso de diferentes herramientas ya prediseñadas, específicamente para el área de procesamiento digital de imagen.

Para aplicar la segmentación y detección de los vasos presentes en cada imagen digital se requiere principalmente un proceso o estudio de la imagen denominado procesamiento digital de imagen. Es decir, dada una imagen de entrada (matriz), se aplican diferentes técnicas y operaciones para su mejoramiento para de esta manera obtener una imagen de salida (matriz) con el resultado deseado.Una generalización de este procedimiento se puede observar en la Figura 25.

Figura 25: *Generalización del procedimiento*

La solución consistió en una serie de pruebas experimentales aplicando dos tipos de procedimientos.La primera aproximación a la solución consistió en la aplicación de técnicas de Detección de Bordes de objetos presentes en la imágen. La segunda aproximación se basó en el rellenado de vasos presentes en la imagen. Los mejores resultados se obtienen aplicando la segunda aproximación a la solución, como se muestra a continuación.

Primera aproximación a la solución: Detección de Bordes
Al estudiar la imagen, una de las técnicas propuestas para resolver el problema planteado fue la detección de bordes utilizando diferentes operadores locales basados en distintas aproximaciones discretas de la primera y segunda derivada de los niveles de gris de la imagen.

Algunos factores de procesamiento digital de imagen que se tomaron en consideración para mejorar la imagen antes de aplicarle cualquier técnica de Detección de Bordes, fueron los siguientes:

• Imagen en escala de grises: Permite retener la información de la luminosidad y descartar los valores de tono y saturación presentes en la imagen.

• Histograma de intensidades: Es una representación gráfica de la distribución que existe de las distintas tonalidades de grises con relación al número o porcentaje de pixeles, permitiendo así una sencilla identificación de los cuerpos de interés.

• Transformaciones de intensidad: Permite una mejor identificación entre los objetos de interés y el fondo de la imagen.

• Filtrado espacial: Permite tanto la identificación como la reducción del ruido presente en la imagen.

Al aplicar los procedimientos anteriores, se pueden observar importantes diferencias y características de las diversas imágenes. Por ello, se muestra a continuación en la Figura 26 una clasificación de las imágenes en 3 grupos: Tipo 1, Tipo 2, Tipo 3.

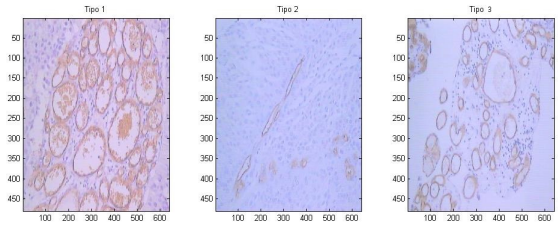


Figura 26: *Clasificación de imágenes.*

Definición 8: Las imágenes Tipo 1 se caracterizan por gran presencia de tejido vesical o cancerigeno, poseen bordes bien definidos así como vasos de gran tamaño y el interior de los vasos no es completamente homogéneo.

Definición 9: Las imágenes Tipo 2 se caracterizan por gran presencia de tejido vesical o cancerigeno, los vasos que se observan en las imágenes Tipo 2 tienden a ser mas pequeños en comparación a los otros dos tipos.

Definición 10: Las imágenes Tipo 3 se caracterizan por muy poca presencia de tejido vesical o cancerigeno, los vasos que se observan en las imágenes de éste tipo tienden a tener bordes difusos o no completamente delimitados.

En la Figura 27, se presentan algunas características importantes de los diferentes tipos de imágenes a considerar para nuestro estudio.

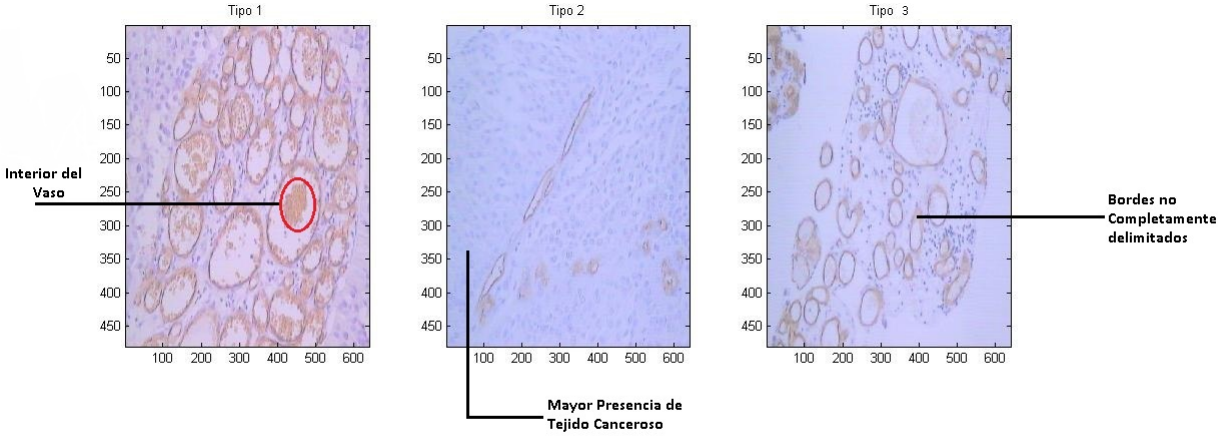


Figura 27: *Problemas presentes en cada uno de los tipos de imágenes.*

A continuación se presenta el tipo de procedimiento para dos métodos a utilizar para la detección de bordes con el operador Sobel.

- Filtrado espacial: Filtro de Mediana.
- Segmentación: Métodos de Umbral.
- Morfología: Erosión y Dilatación.
- Detección de Borde: Operador Sobel.

En las Figuras 28 y 29 se describe la metodología a utilizar para aplicar la detección de bordes haciendo uso del el operador Sobel.

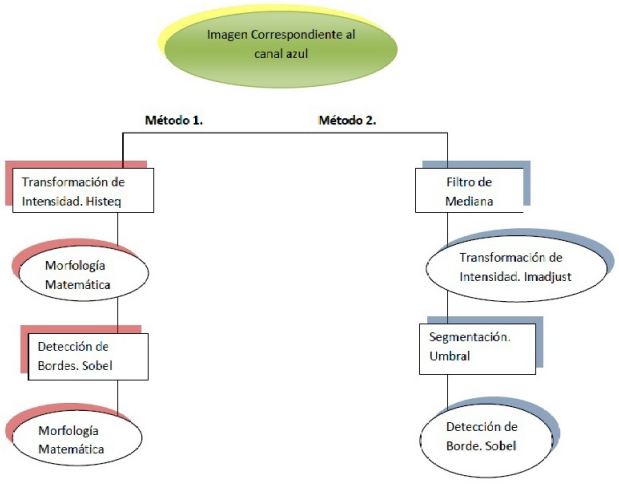


Figura 28: *Metodología a utilizar.*

Aspectos Relevantes	Imagen Tipo 1	Imagen Tipo 2	Imagen Tipo 3
Presencia de Tejido Canceroso	Alto	Alto	Bajo
Descripción de los Vasos	Vasos Completamente visibles por su gran tamaño, así como también se puede observar en su interior ciertos elementos que no son de importancia para el estudio.	Vasos Visibles, con bordes no completamente delimitados.	Vasos Visibles, con bordes no completamente delimitados.
Tipo de Contraste	Alto	Bajo	Alto
Artefactos	Ausente	Presente	Ausente

Tecnicas requeridas según el Tipo de Imagen	Imagen Tipo 1	Imagen Tipo 2	Imagen Tipo 3
Filtraje	Requerido	Requerido	No Requerido
Contraste	No Requerido	No Requerido	Requerido
Segmentacion por Umbral	Requerido	Requerido	No Requerido
Morfología	No Requerido	No Requerido	Requerido

Figura 29: *Metodología a Utilizar dependiendo del tipo de imagen.*

Con ambos métodos los resultados fueron muy similares, mostrando que efectivamente existen importantes inconvenientes a la hora de realizar una detección de borde dada la naturaleza o complejidad de cada imagen. Además, tipos de imágenes distintos comparten los mismos factores que influyen negativamente en la detección de borde de cada vaso o capilar.

Una representación de cada uno de los tipos de imágenes se presenta en la Figura 30.

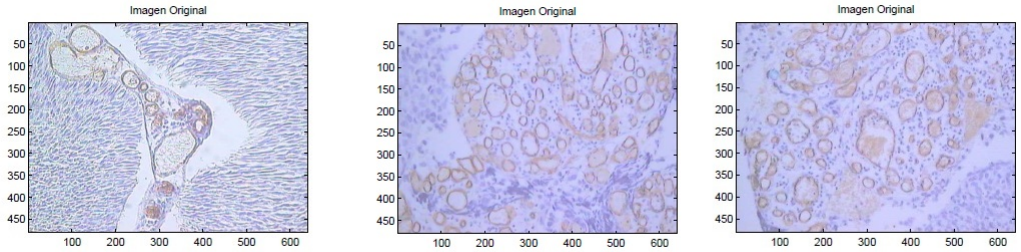


Figura 30: *Imágenes seleccionadas para aplicar la metodología de detección de borde.*

En los tres tipos de imágenes anteriores podemos observar las siguientes características:

- Presencia de tejido canceroso.
- Interior de los vasos no homogéneo.
- Bordes difusos.
- Presencia de artefactos o ruidos en la imagen.

Dadas estas características, los resultados varían al aplicar la metodología desarrollada para la detección de bordes por el Método Sobel; en las Figuras 31, 32 y 33 podremos observar el resultado final para cada muestra seleccionada aleatoriamente y detallaremos como aquellos inconveniente que hemos nombrado anteriormente influyen negativamente en cada uno de los resultados.

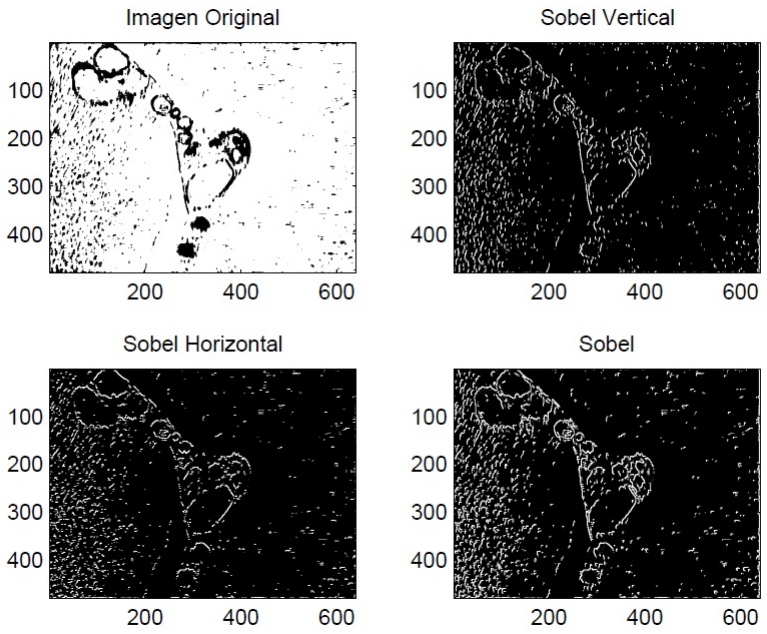


Figura 31: *Resultado al aplicar la metodología a la imágen Tipo 1*

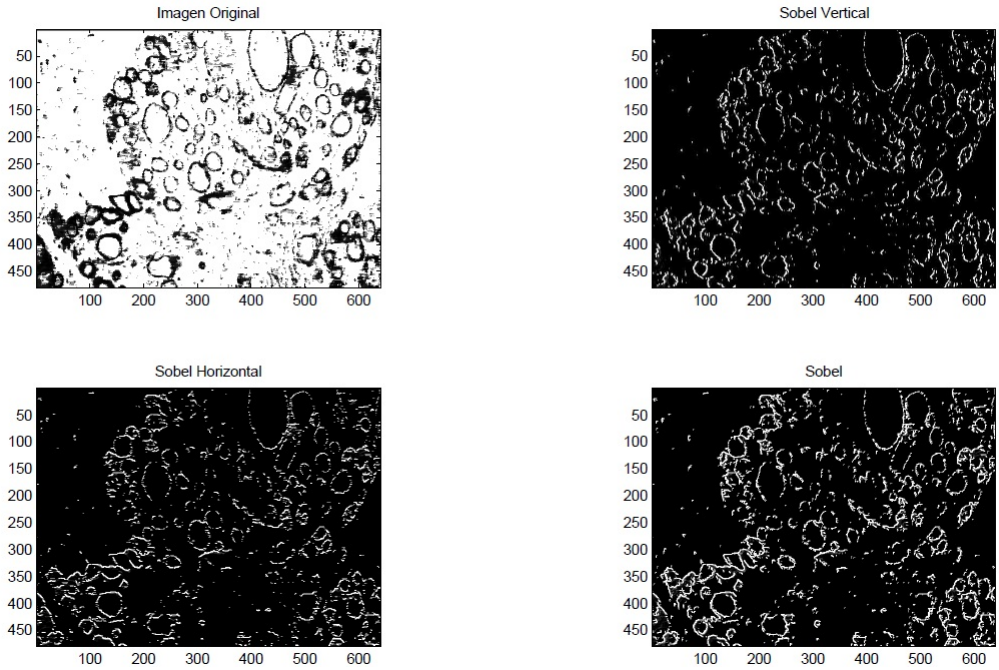


Figura 32: *Resultado al aplicar la metodología a la imágen Tipo 2.*

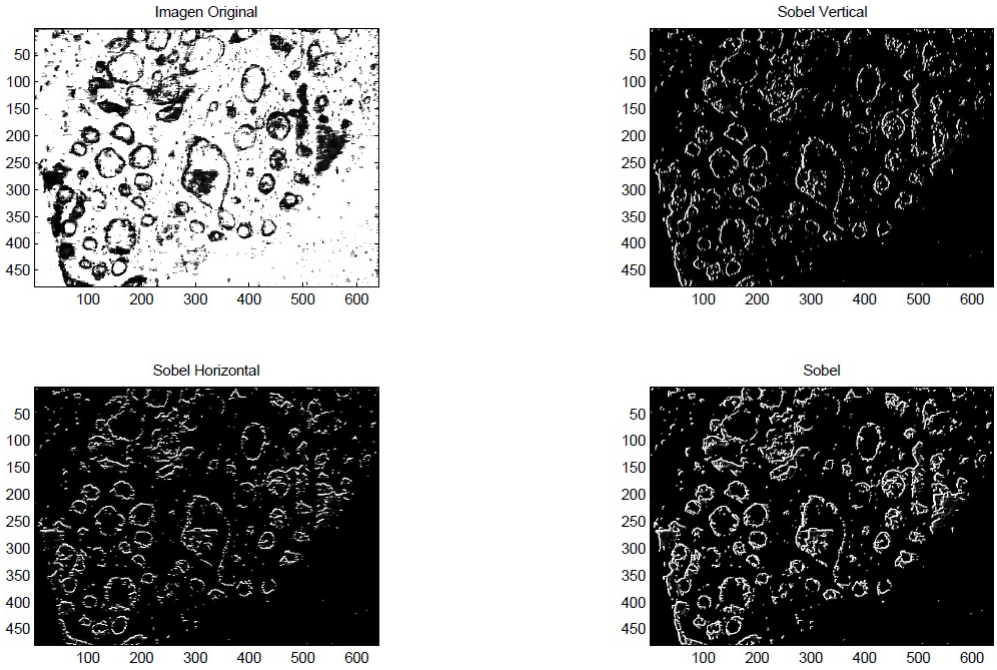


Figura 33: *Resultado al aplicar la metodología a la imágen Tipo 3.*

La aplicación del Método de Sobel no arroja resultados satisfactorios para la detección de bordes dadas las características de las imágenes.

Además es notorio que por este método prevalecen muchos artefactos en la imagen resultante, que no son relevantes para el estudio. Por tal motivo la mayoría de soluciones que surgieron para solventar los problemas presentados por este método tenían consecuencias tanto negativas como positivas instantáneamente. Es decir: podríamos utilizar la morfología para eliminar el ruido presente en la imagen resultante pero esto nos impactaría negativamente en los bordes detectados pues el tamaño que representan los artefactos o el ruido respecto al borde detectado por Sobel son muy similares y al tratar de limpiar la imagen eliminaríamos bordes ya detectados anteriormente.

Segunda aproximación a la solución: Rellenado de objetos

Hagamos un pretratamiento de la imagen con la finalidad de reducir el ruido presente, para ello transformemos el espacio RGB al espacio HSV.Esta transformación se la aplicaremos a todos los tipos de imágenes. Una vez realizado el pretratamiento de la imagen, otra vía para hallar la solución al problema planteado sería hacer un rellenado del vaso como se presenta en la Figura 34 y extraer todo el objeto.

En las Figuras 35,36 y 37, mostraremos los tres tipos de imágenes con su respectivo canal azul original y a la imagen en el nuevo espacio de color HSV con su respectivo canal azul.

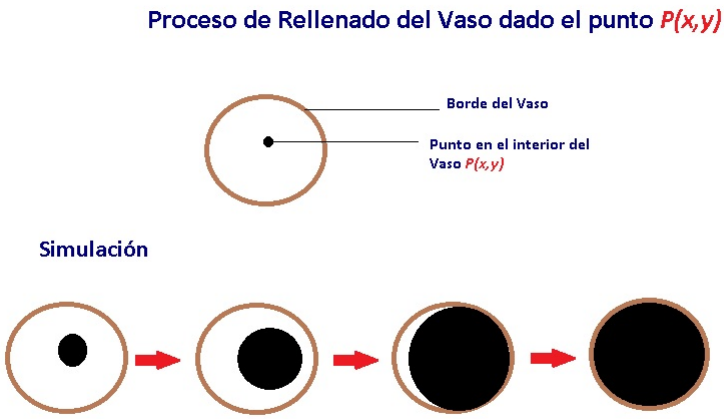


Figura 34: *Ejemplo que representa el rellenado del vaso.*

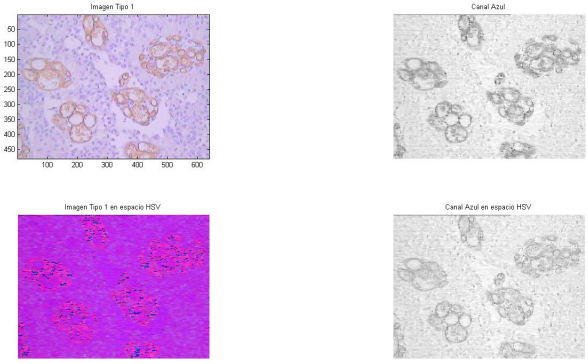


Figura 35: *Cambio al espacio de color HSV imagen Tipo 1.*

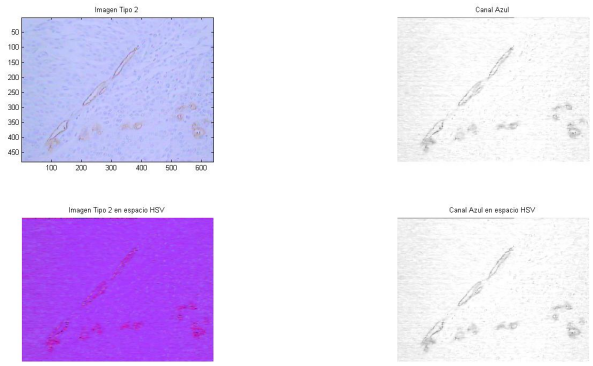


Figura 36: *Cambio al espacio de color HSV imagen Tipo 2.*

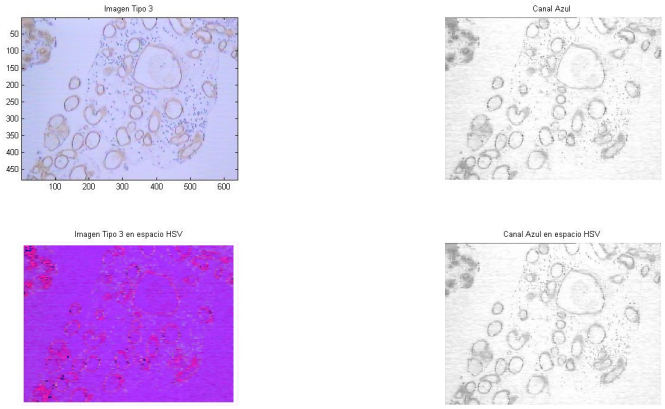


Figura 37: *Cambio al espacio de color HSV imagen Tipo 3.*

Podemos observar que al cambiar el espacio de color de RGB a HSV en cada uno de los tres diferentes tipos de imagen, evitamos la presencia de ruido y la presencia del tejido canceroso no es tan relevante como en la imagen original, lo cual nos permitiría obtener una mejor imagen de partida para el estudio.

En cada uno de los tres tipos de imágenes podemos observar que el borde de los vasos debería tener un mayor contraste del fondo de la imagen, por ello es necesario ajustarlo a la imagen que representa el canal azul resultante de haber aplicado el HSV a través del comando *imadjust*.En la Figura 38, observaremos los resultados de haber aplicado contraste a través de *imadjust* a cada uno de los tres tipos de imágenes.

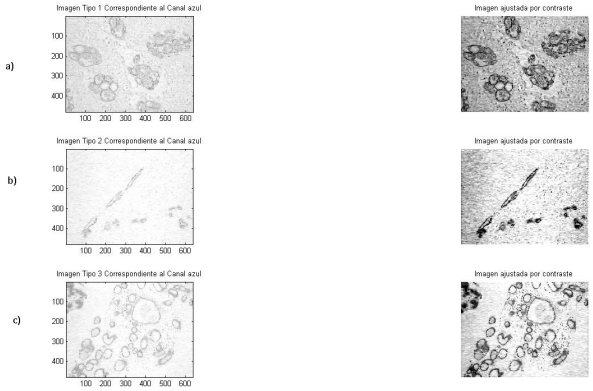


Figura 38: *Aplicación de contraste.*

En los tres tipos de imágenes observamos respuestas positivas y negativas, en primer lugar logramos un importante realce de los bordes de los vasos presentes en la imagen pero por otro lado se observa una mayor presencia de ruido, siendo la imagen Tipo 1 la mas afectada en el proceso como se observa en la Figura 38 a).

El siguiente paso es aplicar un filtro a cada tipo de imagen para lograr un suavizado sin hacer grandes modificaciones a la imagen de entrada, por tal motivo utilizaremos el filtro de mediana 3x3. Una vez aplicado el filtro de mediana a cada tipo de imagen estudiaremos el comportamiento de su histograma de intensidades.En la Figura 39, representamos los resultados obtenidos.

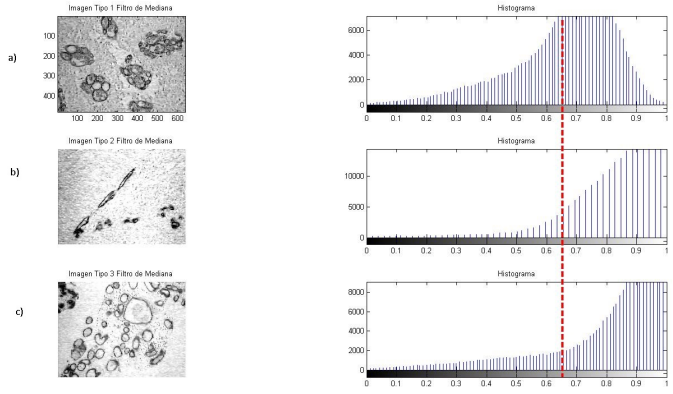


Figura 39: *Filtro de mediana e histograma de intensidades.*

Para el procesamiento digital de imagen es esencial que se pueda distinguir entre los objetos de interés y el resto (comúnmente llamado fondo), para facilitar la extracción de dichos objetos.En los histogramas que se presentan en la Figura 39 no se observan picos que permiten distinguir el valor del umbral para la extracción de objetos, sin embargo podemos observar que los objetos de interés en los tres tipos de imágenes (vasos), se encuentran en el rango de tonalidades entre 0 y 0.65 aproximadamente, lo que delimitamos en la Figura 39 con una linea roja punteada.

Luego de realizar la segmentación de los tres tipos de imágenes y combinar herramientas de erosión y dilatación para mejorar los resultados obtenidos, obtuvimos una imagen binaria donde los capilares o vasos se presentan en blanco mientras que el resto de la imagen (fondo) esta representado en negro. A continuación se presentan los resultados obtenidos para cada tipo de imagen en las Figuras 40 , 41 y 42.

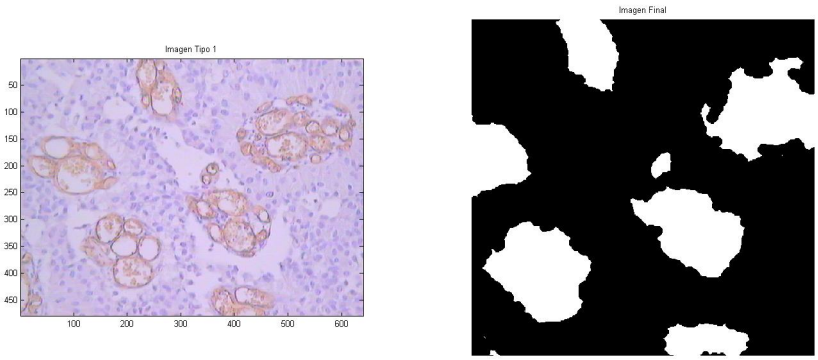


Figura 40: *Imagen original Tipo 1 e imagen resultante.*

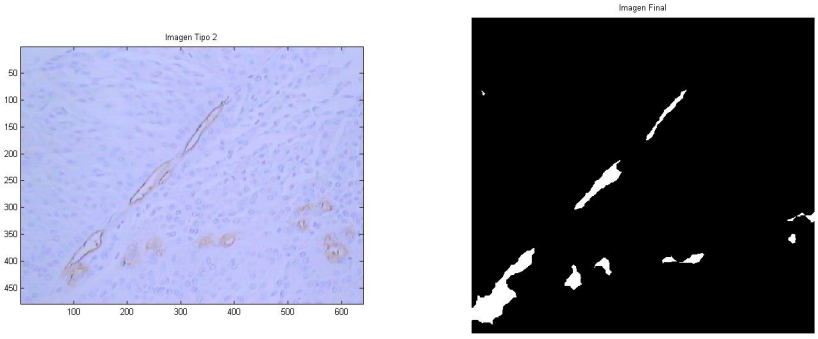


Figura 41: *Imagen original Tipo 2 e imagen resultante.*

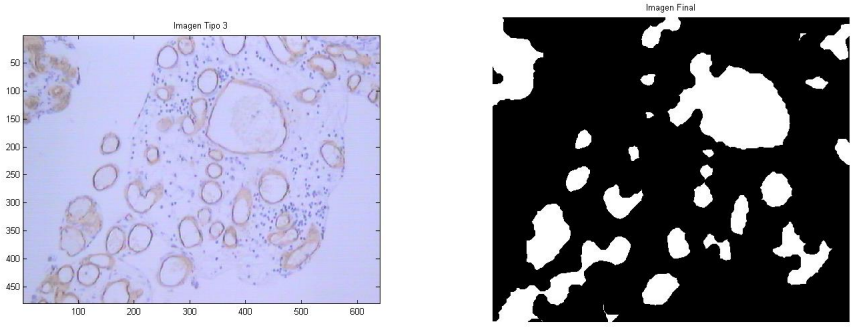


Figura 42: *Imagen original Tipo 3 e imagen resultante.*

Al generar las imágenes resultantes podemos observar ciertos puntos que podrían interferir negativamente en la confiabilidad o credibilidad de los resultados, los cuales están señalados en las imágenes a continuación.

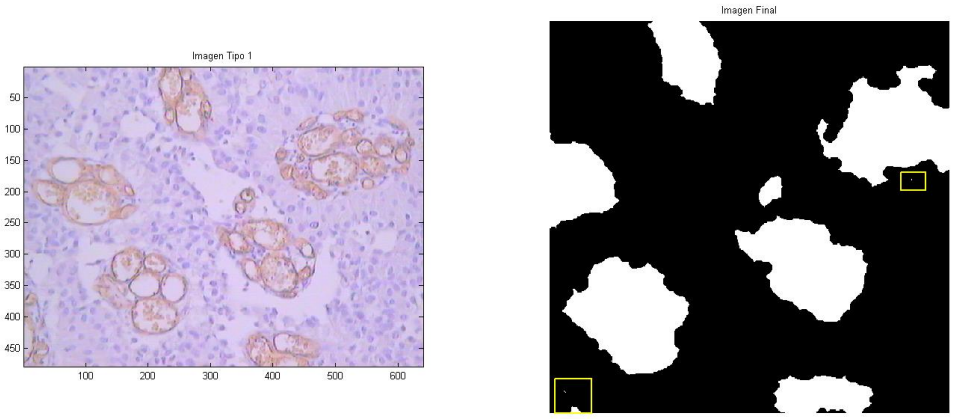


Figura 43: *Imagen original Tipo 1 e imagen resultante con artefactos .*

Como se ve en la Figura 43, en la imagen resultante de acuerdo al Tipo 1, existen artefactos identificados erróneamente como vasos o capilares, esto se puede verificar en las zonas señaladas con color amarillo. Aunque el conteo de vasos se verá alterado por detección errónea, el área o proporción ocupada por los vasos, no tendrá mayores diferencias por ser el tamaño de los artefactos insignificantes en este caso.

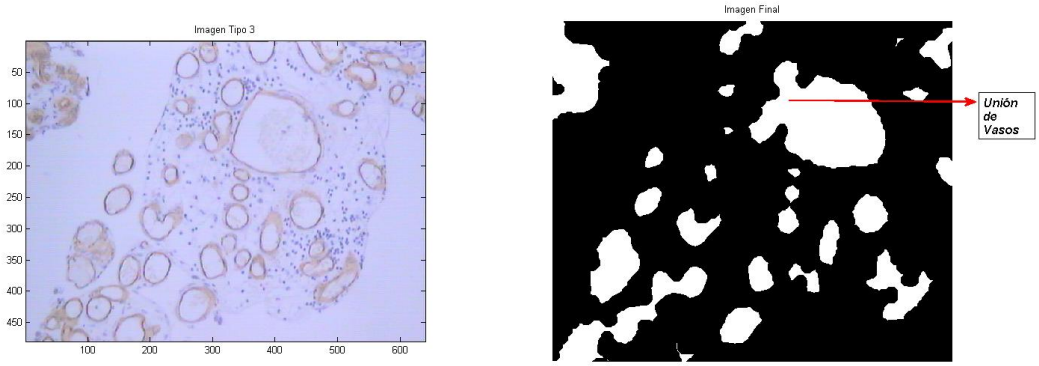


Figura 44: *Imagen Original Tipo 3 e imagen resultante.*

Observe que en la Figura 44, la imagen resultante correspondiente al Tipo 3 hay un comportamiento consecuencia de la dilatación, que ocasiona que los vasos que están a corta distancia unos a otros los acumula, es decir si tenemos dos vasos muy cerca la dilatación podrían ocasionar que en la imagen resultante los dos vasos se conviertan en un solo elemento, en el ejemplo anterior se refleja este comportamiento en la zona demarcada por la linea roja.

Una vez detectada esta característica, se notificó al Dr. José David Mota y se mostró el resultado, el comentario a relación de este evento fue positivo, pues en su opinión dada la morfología del vaso podríamos predecir que su estado no es de total rectitud. Es decir, al efectuar el corte de tejido en la biopsia podrían seccionarse algunos vasos, de manera que vasos que aparecen muy cercanos en la imágen podrían en realidad ser uno solo, por tanto el resultado obtenido se aproximaría un poco mas al real.
Con estos primeros resultados tenemos una noción de las ventajas y desventajas que podría generar trabajar estos tipos de imágenes con técnicas sencillas de procesamiento digital de imagen.La metodología a seguir para la extracción de objetos y calcular la proporción de vasos es la siguiente.

Descripción de pasos que conforman la metodología:

- Paso 1: Cambio de espacio de color
- Paso 2: Aplicación de filtros y transformaciones de intensidad
- Paso 3: Estudio del histograma y selección del umbral
- Paso 4: Segmentación a través del umbral
- Paso 5: Aplicación de morfología matemática

Basado en la técnica de rellenado de los objetos de interés, denominada: Segunda Aproximación a la Solución, a continuación el diseño del experimento y los resultados para el resto de las imágenes.

4. Capítulo 4. Experimento y Resultados

4.1. Diseño del Experimento

Las imágenes que utilizaremos para los experimentos provienen de diez (10) pacientes distintos, a cada uno se le ha designado un nombre genérico, por ejemplo: Caso A, Caso B, Caso C,..., así sucesivamente.

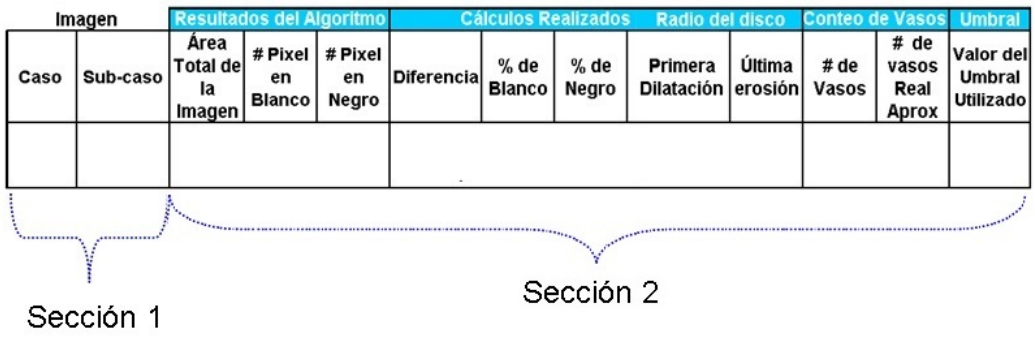
En el Cuadro 1 se presentan los grupos de imágenes que vamos a considerar, detallando en número de tomas y como están distribuidas en los tipos de imágenes antes mencionados.

	Casos de Imágenes										
	A	**B**	**C**	**D**	**E**	**G**	**H**	**I**	**O**	**Z**	**Total**
Número de imágenes a considerar	**4**	**5**	**8**	**6**	**4**	**5**	**4**	**4**	**4**	**4**	**48**
Número de imágenes Tipo 1	4	0	7	4	0	5	4	4	0	4	32
Número de imágenes Tipo 2	0	5	0	0	3	0	0	0	4	0	12
Número de imágenes Tipo 3	0	0	1	2	1	0	0	0	0	0	4

Cuadro 1: *Número de imágenes a considerar para cada caso.*

Nuestra finalidad es encontrar la proporción del área que ocupan los vasos sanguíneos en cada porción de tejido, para cada caso aplicaremos una secuencia de operaciones que nos permita la detección de los vasos presentes en cada imagen.El objetivo es determinar los valores adecuados para las operaciones que hemos descrito en el Capítulo 3: valor del umbral y radio del disco utilizado para aplicar la morfología matemática (dilatación o erosión) según el tipo de imágenes.

Para cada caso se utilizó el número de imágenes descritas en el Cuadro 1. Posteriormente presentaremos los resultados gráficos de cada uno seguido de una tabla resumen donde especificaremos todos los valores correspondientes al umbral, dilatación, erosión, dimensiones de la imagen resultante y verificaremos cual tipo de imagen es predominante en ese caso. En el Cuadro 2 podemos observar la tabla resumen de los resultados:



Cuadro 2: *Estructura de tabla resumen.*

A continuación explicaremos el significado del título en cada columna del Cuadro 2.

- Sección 1

Caso: Nombre genérico designado.

Sub-Caso: Imagen perteneciente al Caso.

- Sección 2

Área Total de la Imagen: Área total de la imagen resultante.

Pixeles en Blanco: Cantidad de píxeles en blanco presente en el área total de la imagen resultante.

Pixeles en Negro: Cantidad de píxeles en negro presente en el área total de la imagen resultante.

Diferencia: Diferencia entre #Pixeles en Negro y #Pixeles en Blanco.

Primera Dilatación: radio del disco en la primera dilatación realizada en el procedimiento.

Última erosión: radio del disco en la última erosión realizada en el procedimiento.

Conteo de Vasos: cantidad de vasos arrojados por el algoritmo que están presente en la imagen resultante.

#***de vasos Real Aprox:*** Números de vasos aproximados presentes en la imagen original contados por el observador.

A continuación se explicará cada experimento y se presentaran los resultados obtenidos en cada caso.

4.2. Experimento y Resultados

4.2.1. Experimento para el Caso A

Resultados de pruebas para el Caso 3952-06

En las Figuras 45,46,47 y 48 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso A.

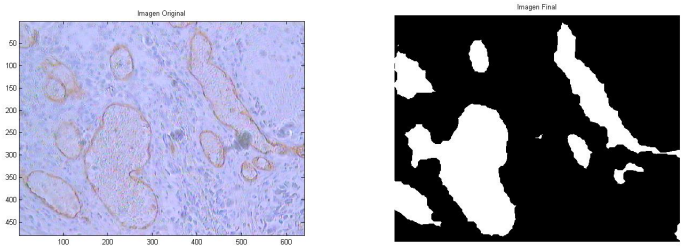


Figura 45: *Resultados para la Imagen 3952-06.12.20x.*

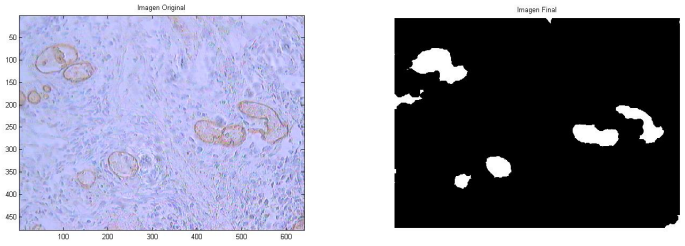


Figura 46: *Resultados para la Imagen 3952-06.14.20x.*

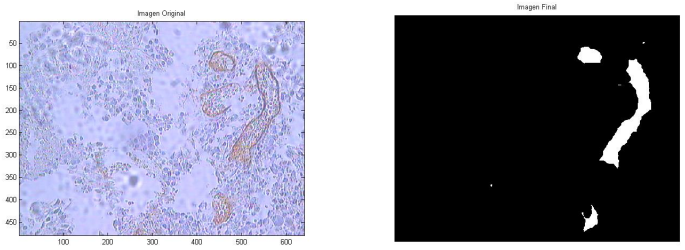


Figura 47: *Resultados para la Imagen 3952-06.11.20x.*

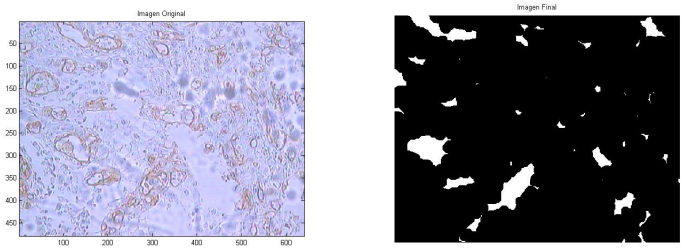


Figura 48: *Resultados para la Imagen 3952-06.1.20x.*

Imagen 3952-06		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
A	3952-06.12.20x	267.841	59.770	208.071	218.869	22%	78%	2	5	10	9	0,65
A	3952-06.13.20x	300.800	16.978	283.822	266.844	6%	94%	1	5	13	13	0,65
A	3952-06.11.20x	267.841	8.509	259.332	250.823	3%	97%	1	5	4	4	0,65
A	3952-06.1.20x	267.841	15.862	251.979	236.117	6%	94%	2	5	41	36	0,65

Cuadro 3: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso A (5605-04).*

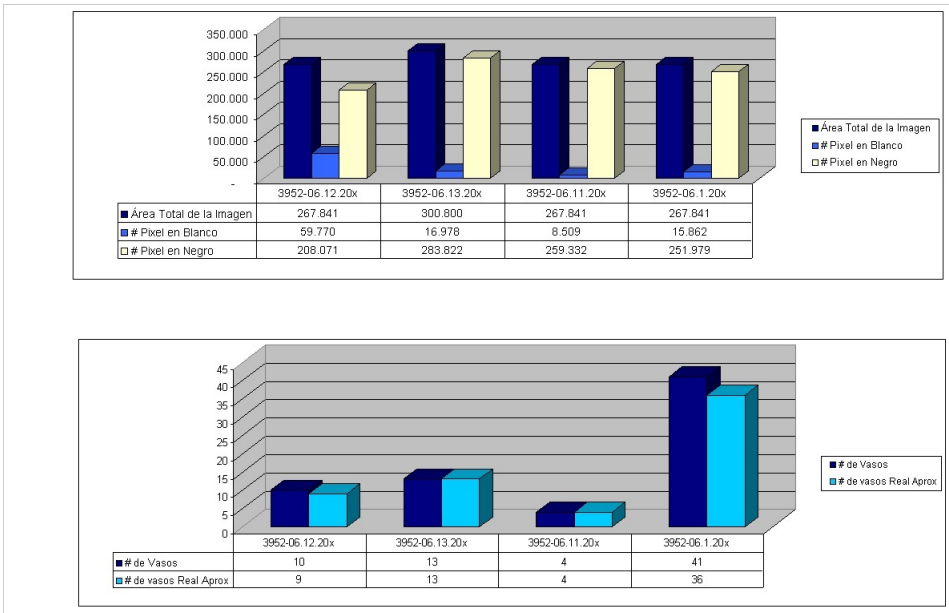


Figura 49: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso A (5605-04).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados anteriores mostrados en el Cuadro 3 y la Figura 49 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.65.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 9 % de la muestra correspondiente al Caso A son vasos, mientras que un 91 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 16 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso A son detectados 17 vasos, resultando una diferencia de 9 % en promedio.

4.2.2. Experimento Para el Caso B

Resultados de pruebas para el Caso 4080-03

En las Figuras 50,51,52, 53 y 54 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso B.

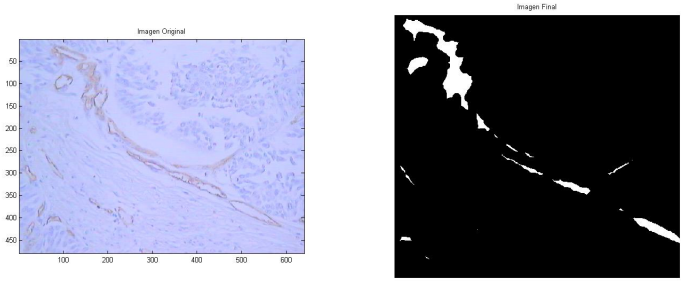


Figura 50: *Resultados para la Imagen 4080-03.3*

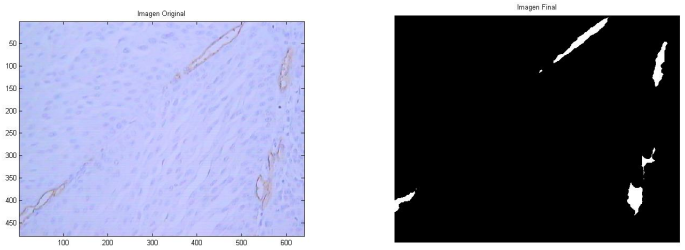


Figura 51: *Resultados para la Imagen 4080-03.7*

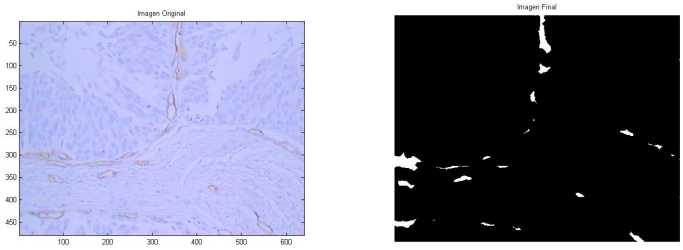


Figura 52: *Resultados para la Imagen 4080-03.10*

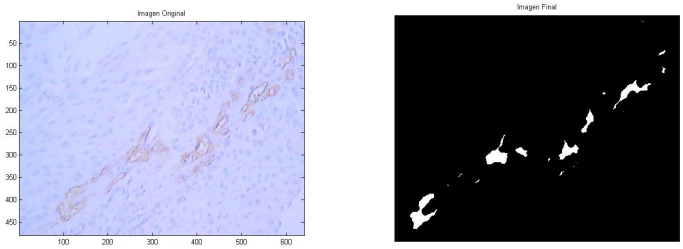


Figura 53: *Resultados para la Imagen 4080-03.5*

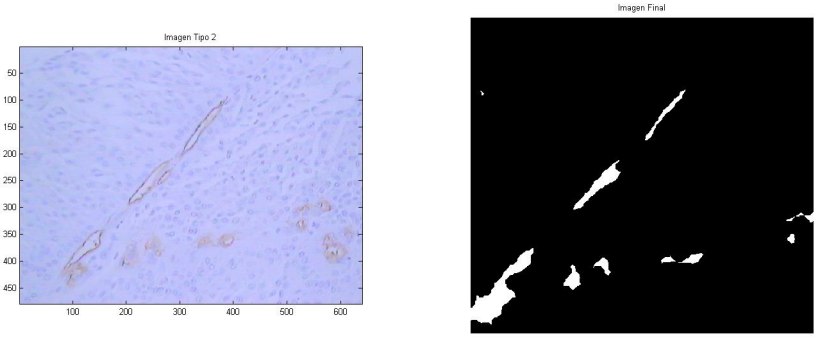


Figura 54: *Resultados para la Imagen 4080-03.8*

Cuadro 4: Resultados Para cada una de las imagenes del Caso B (4080-03).

Figura 55: Area Total de La imagen, numero de pixel en blanco y numero de pixel en negro para el Caso B.

Figura 56: Numeros de vasos presentes en la imagen original y numeros de vasos detectados para el Caso B.

Comentarios de los Resultados:

De los resultados anteriores mostrados en el Cuadro 5 y en las Figuras 65 y 66 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.65.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 19 % de la muestra correspondiente al Caso C son vasos, mientras que un 81 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 29,7 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso C son detectados 29,5 vasos, resultando una diferencia de 0,8 % en promedio.

4.2.4. Experimento Para el Caso D

Resultados de pruebas para el Caso 7986-02

En las Figuras 67,68,69, 70, 71 y 72 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso D.

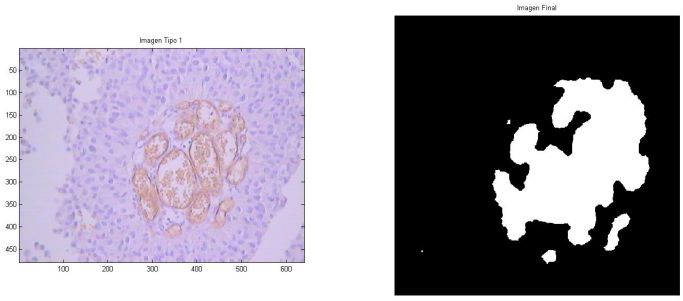


Figura 67: *Resultados para la Imagen 7986-02.1*

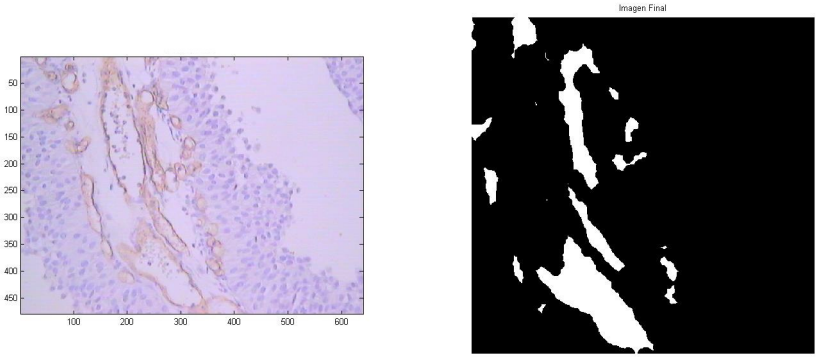


Figura 68: *Resultados para la Imagen 7986-02.4*

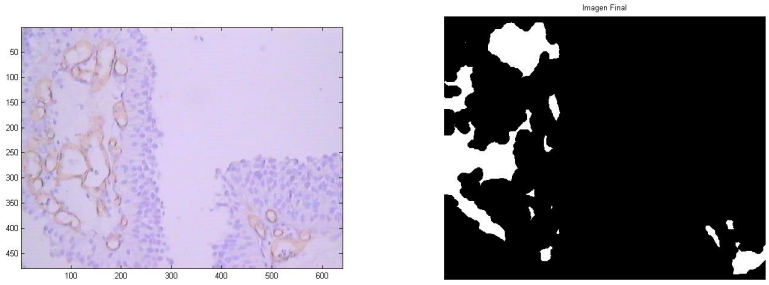


Figura 69: *Resultados para la Imagen 7986-02.5*

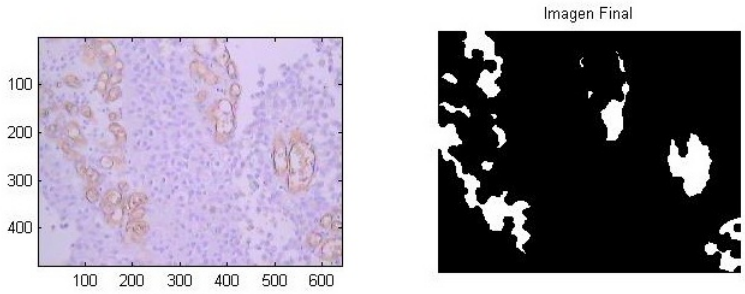


Figura 70: *Resultados para la Imagen 7986-02.11*

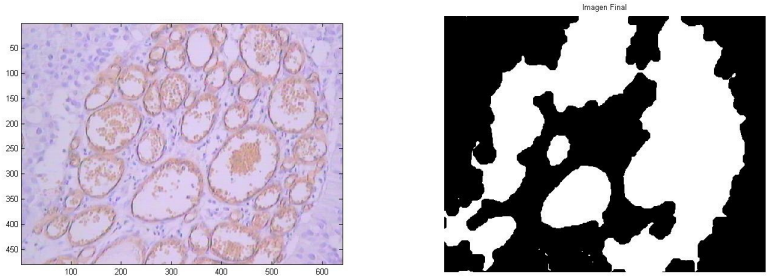


Figura 71: *Resultados para la Imagen 7986-02.13*

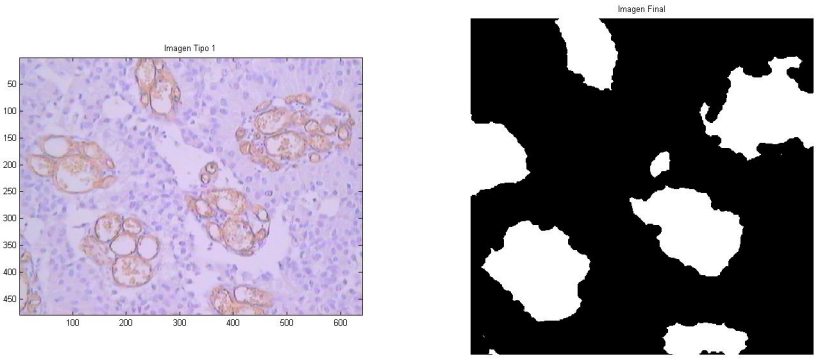


Figura 72: *Resultados Para la Imagen 7986-02.12 .*

Imagen 7986-02		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	*Sub-caso*	*Área Total de la Imagen*	*# Pixel en Blanco*	*# Pixel en Negro*	*Diferencia*	*% de Blanco*	*% de Negro*	*Primera Dilatación*	*Última erosión*	*# de Vasos*	*# de vasos Real Aprox*	*Valor del Umbral Utilizado*
D	7986-02.12.20x	207.911	51.700	156.211	104.511	25%	75%	1	4	10	14	0,65
D	7986-02.1.20x	207.911	40.638	167.273	126.635	20%	80%	1	4	5	11	0,5
D	7986-02.4.20x	207.911	18.748	189.163	170.415	9%	91%	1	4	20	13	0,5
D	7986-02.5.20x	248.501	23.413	225.088	201.675	9%	91%	0	4	15	15	0,65
D	7986-02.13.20x	277.770	126.486	151.284	24.798	46%	54%	0	5	13	23	0,65
D	7986-02.11.20x	277.770	27.243	250.527	223.284	10%	90%	2	4	16	17	0,45

Cuadro 6: *Resultados para cada una de las imágenes del Caso D (7986-02).*

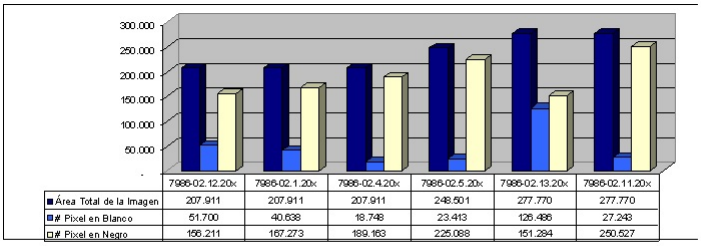


Figura 73: *Área Total de La imagen, número de pixel en blanco y número de pixel en negro para el Caso D.*

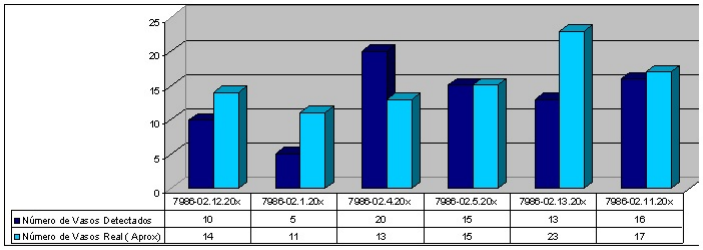


Figura 74: *Números de vasos presentes en la imagen original y números de vasos detectados para el Caso D.*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados anteriores mostrados en el Cuadro 6 y las Figuras 73 y 74 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.57.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 20 % de la muestra correspondiente al Caso D son vasos, mientras que un 80 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 16 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso D son detectados 13 vasos, resultando una diferencia de 15 % en promedio.

4.2.5. Experimento Para el Caso E

Resultados de pruebas para el Caso 13065-01

En las Figuras 75,76,77 y 78 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso E.

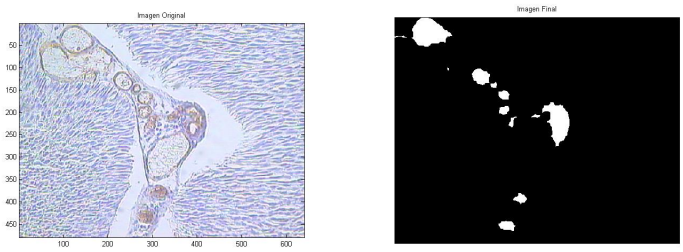


Figura 75: *Resultados para la Imagen 13065-01.12.20x.*

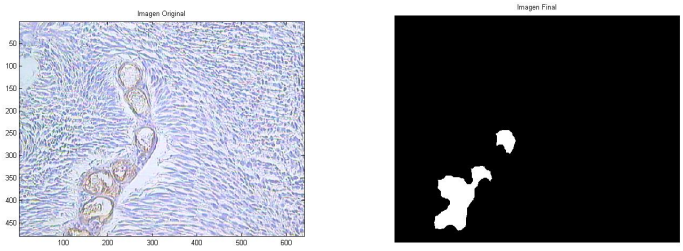


Figura 76: *Resultados para la Imagen 13065-01.2.20x.*

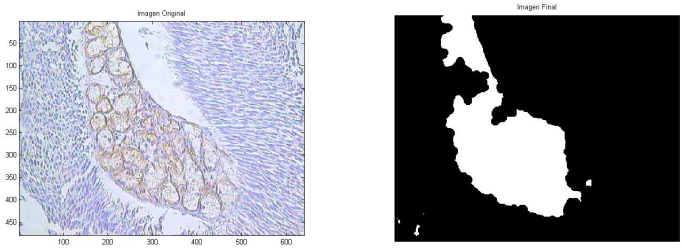


Figura 77: *Resultados para la Imagen 13065-01.3.20x.*

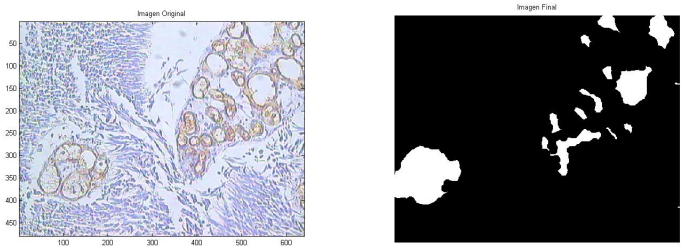


Figura 78: *Resultados para la Imagen 13065-01.7.20x.*

Imagen 13065-01		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
E	13065-01.12.20x	267.841	8.584	259.257	250.673	3%	97%	1	3	12	9	0,65
E	13065-01.2.20x	267.841	8.322	259.519	251.197	3%	97%	1	5	2	3	0,65
E	13065-01.3.20x	267.841	50.326	217.515	167.189	19%	81%	1	5	6	15	0,7
E	13065-01.4.20x	267.841	22.857	244.984	222.127	9%	91%	1	5	16	16	0,65

Cuadro 7: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso E (13065-01).*

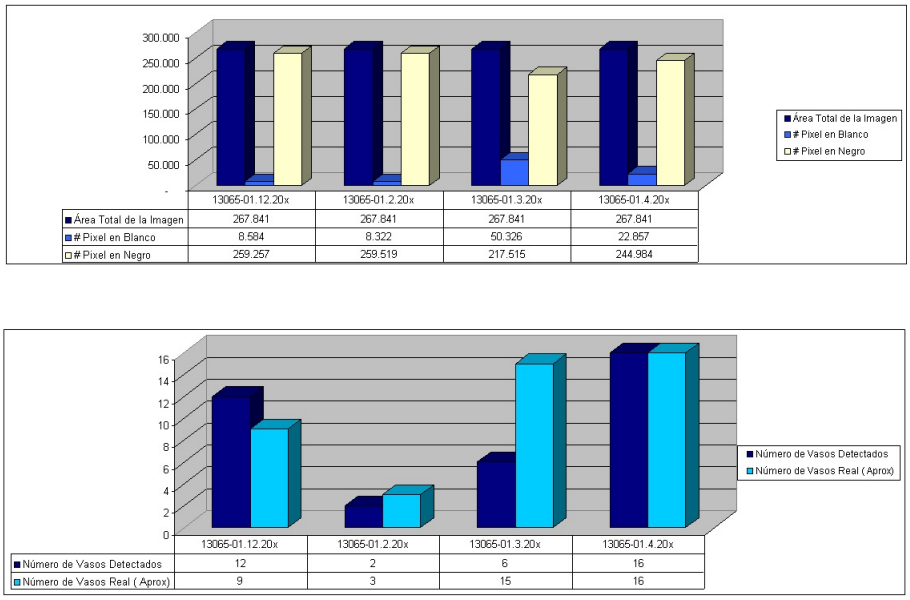


Figura 79: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso E (13065-01).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados mostrados en el Cuadro 7 y en Figura 79 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.66.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 8 % de la muestra correspondiente al Caso E son vasos, mientras que un 92 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 2.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 11 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso E son detectados 9 vasos, resultando una diferencia de 16 % en promedio.

4.2.6. Experimento Para el Caso G

Resultados de pruebas para el Caso 11270-02

En las Figuras 80,81,82,83 y 84 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso G.

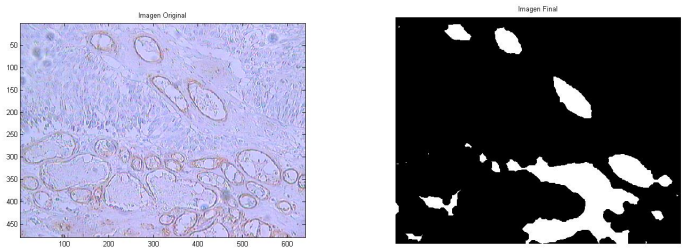


Figura 80: *Resultados para la Imagen 11270-02.1.20x.*

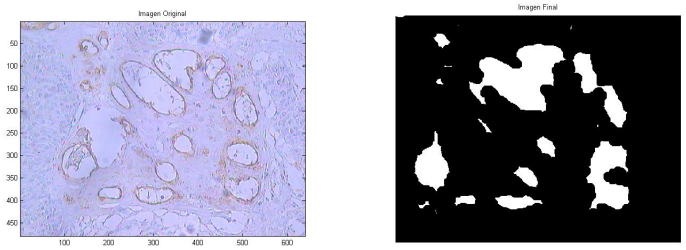


Figura 81: *Resultados para la Imagen 11270-02.2.20x.*

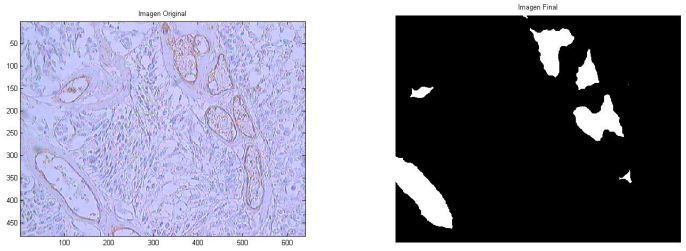


Figura 82: *Resultados para la Imagen 11270-02.4.20x.*

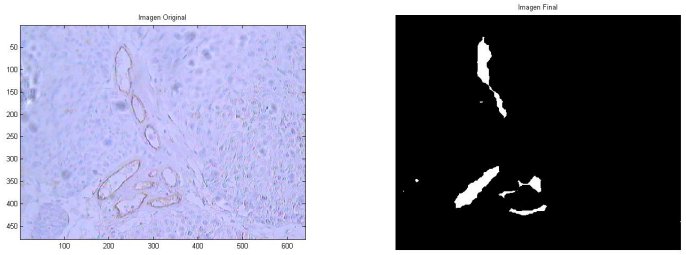


Figura 83: *Resultados para la Imagen 11270-02.6.20x.*

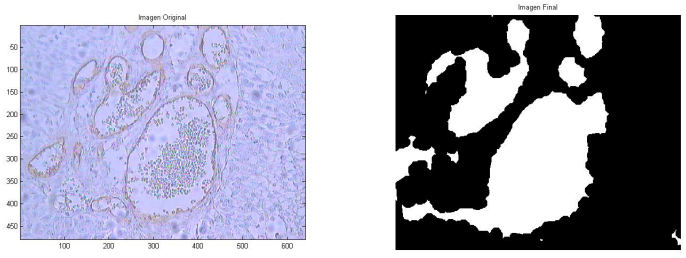


Figura 84: *Resultados para la Imagen 11270-02.12.20x.*

Imagen 11270-02		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
G	11270-02.1.20x	267.841	33.142	234.699	201.557	12%	88%	1	5	18	19,5	0,75
G	11270-02.2.20x	267.841	36.761	231.080	194.319	14%	86%	1	5	21	15	0,75
G	11270-02.4.20x	267.841	20.110	247.731	227.621	8%	92%	1	5	8	7	0,75
G	11270-02.6.20x	258.621	5.888	252.733	246.845	2%	98%	1	5	10	7	0,75
G	11270-02.12.20x	258.621	77.036	181585	104.549	30%	70%	2	5	11	10	0,75

Cuadro 8: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso G (11270-02).*

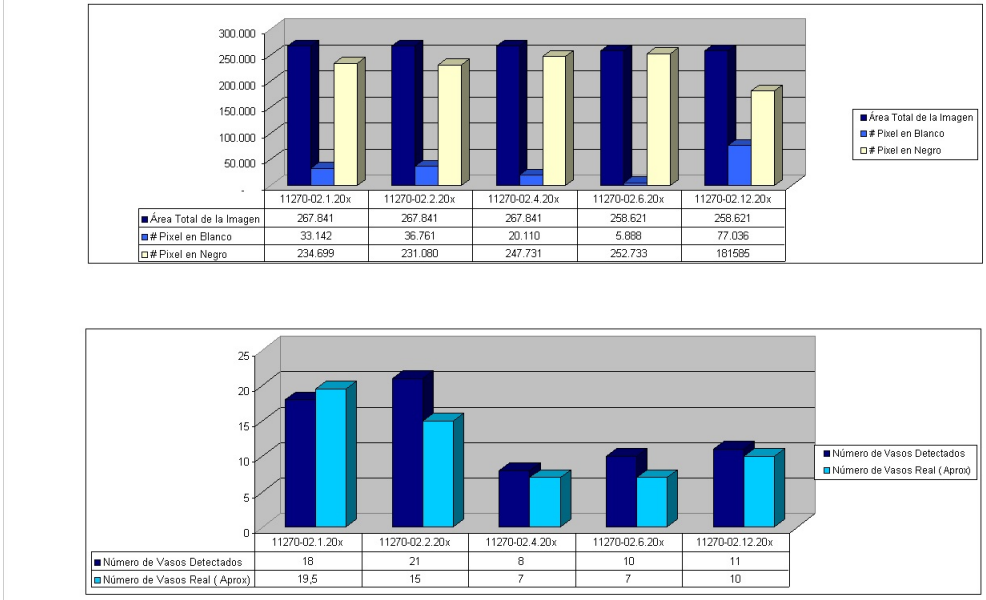


Figura 85: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso G (11270-02).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados mostrados en el Cuadro 8 y Figura 85 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.75.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 9 % de la muestra correspondiente al Caso G son vasos, mientras que un 91 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 12 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso G son detectados 14 vasos, resultando una diferencia de 16 % en promedio.

4.2.7. Experimento Para el Caso H

Resultados de pruebas para el Caso 13322-03

En las Figuras 86,87, 88 y 89 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso H.

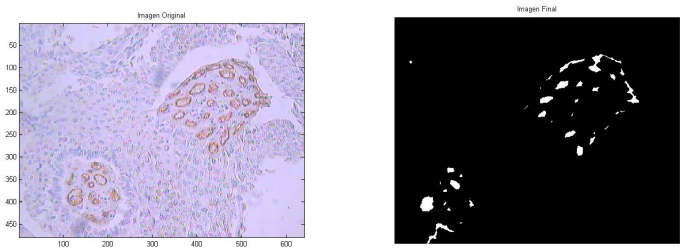


Figura 86: *Resultados para la Imagen 13322-03.11.20x.*

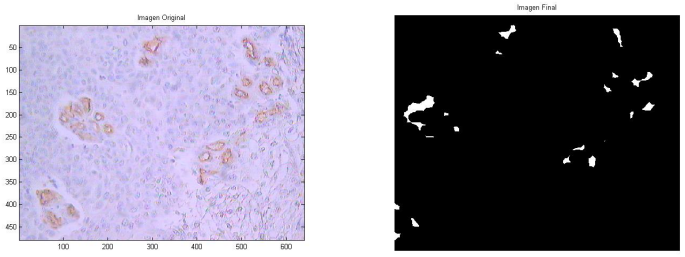


Figura 87: *Resultados para la Imagen 13322-03.9.20x.*

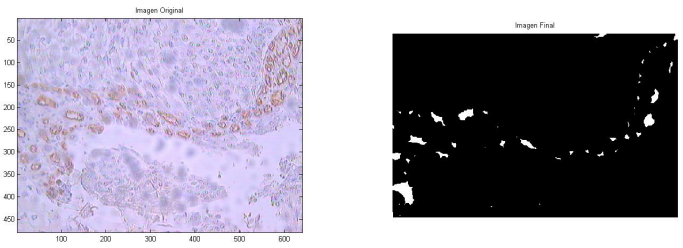


Figura 88: *Resultados para la Imagen 13322-03.13.20x.*

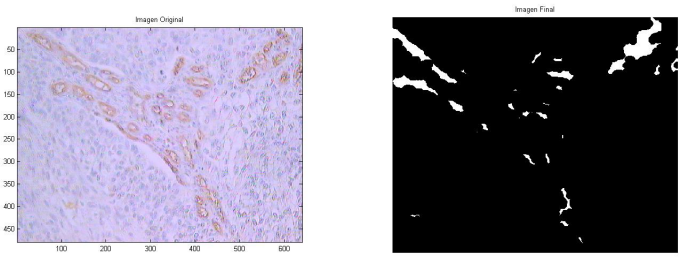


Figura 89: *Resultados para la Imagen 13322-03.8.20x.*

Imagen 13322-03		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
H	13322-03.11.20x	267.841	4.426	263.415	258.989	2%	98%	0	2	35	28	0,65
H	13322-03.9.20x	258.621	5.313	253.308	247.995	2%	98%	0	4	23	21	0,65
H	13322-03.13.20x	202.521	4.140	198.381	194.241	2%	98%	0	4	50	50	0,65
H	13322-03.8.20x	258.621	8.412	250.209	241.797	3%	97%	0	2	30	25	0,65

Cuadro 9: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso H (13322-03).*

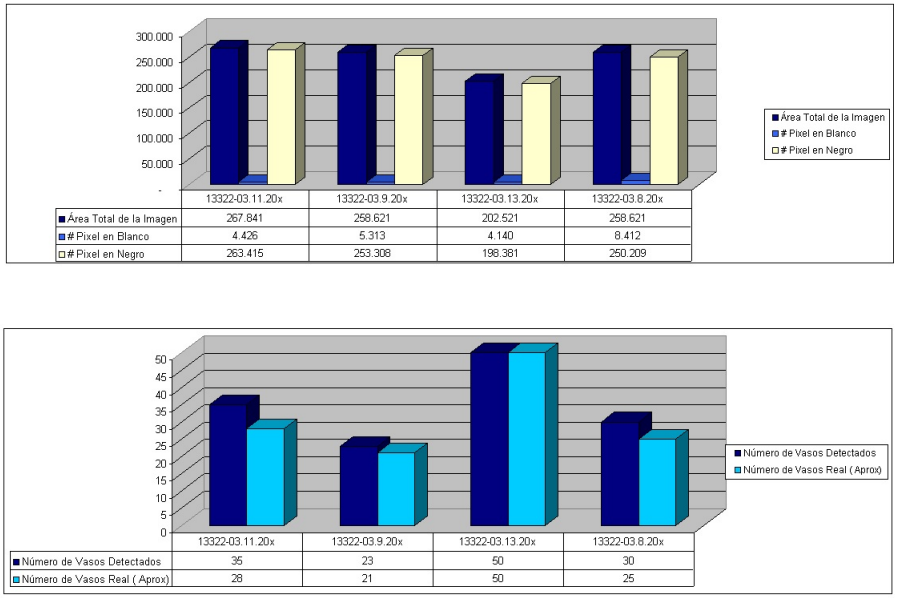


Figura 90: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso H (13322-03).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados mostrados en el Cuadro 9 y en la Figura 90 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.65.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 2 % de la muestra correspondiente al Caso H son vasos, mientras que un 98 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 31 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso H son detectados 35 vasos, resultando una diferencia de 11 % en promedio.

4.2.8. Experimento Para el Caso I

Resultados de pruebas para el Caso 8844-00

En las Figuras 91,92,93 y 94 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso I.

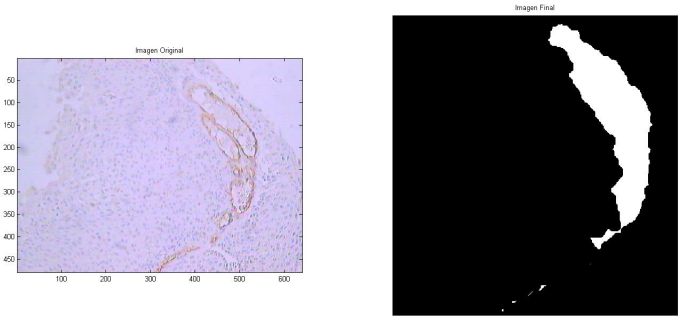


Figura 91: *Resultados para la Imagen 8844-00.3.20x.*

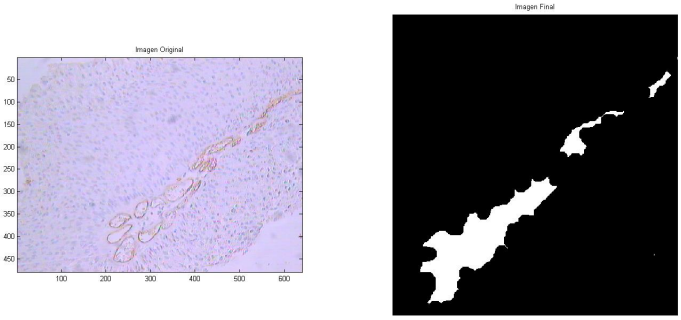


Figura 92: *Resultados para la Imagen 8844-00.4.20x.*

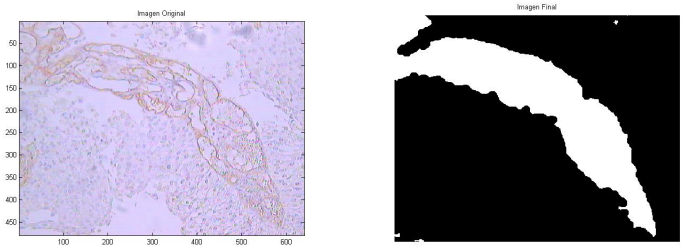


Figura 93: *Resultados para la Imagen 8844-00.7.20x.*

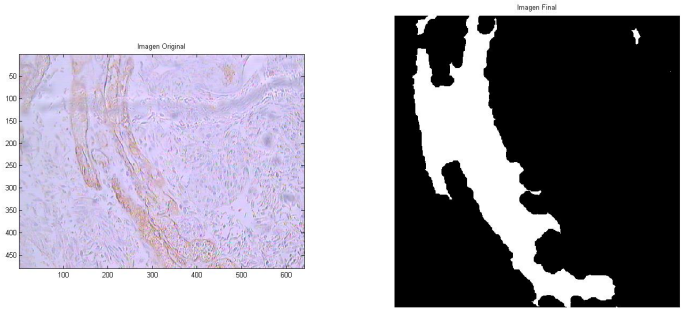


Figura 94: *Resultados para la Imagen 8844-00.9.20x.*

Imagen 8844-00		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
I	8844-00.3.20x	168.821	15.404	153.417	138.013	9%	91%	1	5	6	6	0,65
I	8844-00.4.20x	168.821	11.472	157.349	145.877	7%	93%	1	5	6	4	0,65
I	8844-00.9.20x	207.911	39.900	168.011	128.111	19%	81%	1	5	5	8	0,65
I	8844-00.7.20x	267.841	60.649	207.192	146.543	23%	77%	1	5	6	8	0,65

Cuadro 10: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso I (8844-00).*

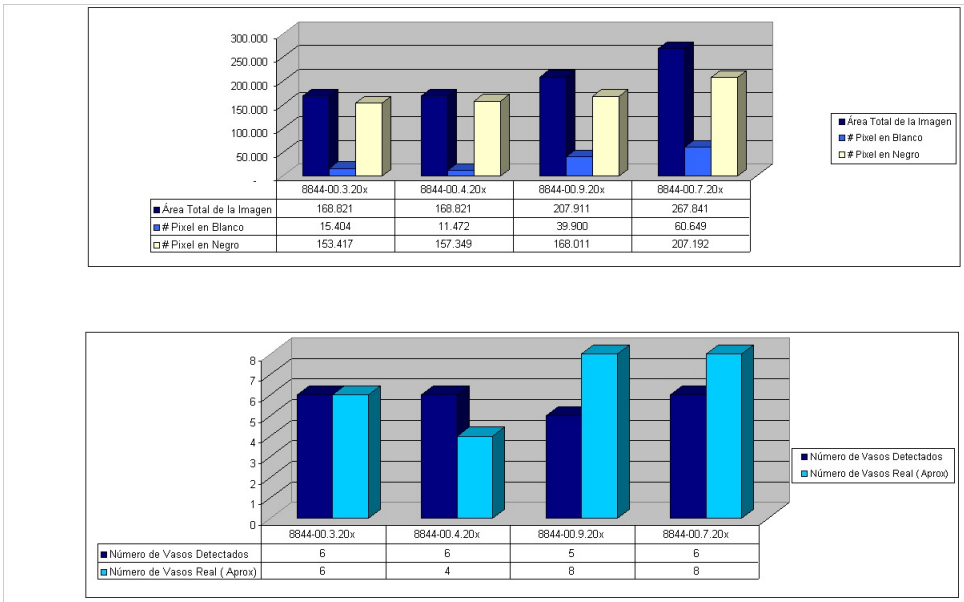


Figura 95: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso I (8844-00).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados mostrados en el Cuadro 10 y en la Figura 95 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.65.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 14 % de la muestra correspondiente al Caso I son vasos, mientras que un 86 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 7 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso I son detectados 6 vasos, resultando una diferencia de 12 % en promedio.

4.2.9. Experimento Para el Caso O

Resultados de pruebas para el Caso 24744-02

En las Figuras 96,97,98 y 99 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso O.

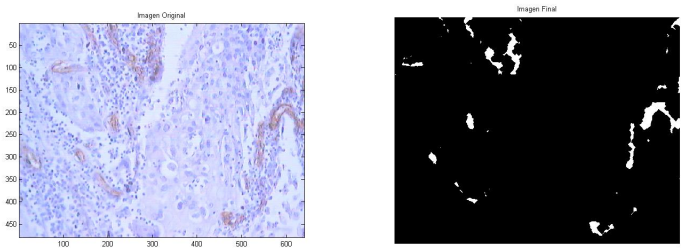


Figura 96: *Resultados para la Imagen 24744-02.7.20x.*

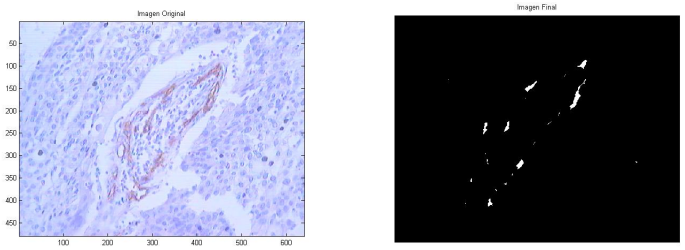


Figura 97: *Resultados para la Imagen 24744-02.8.20x.*

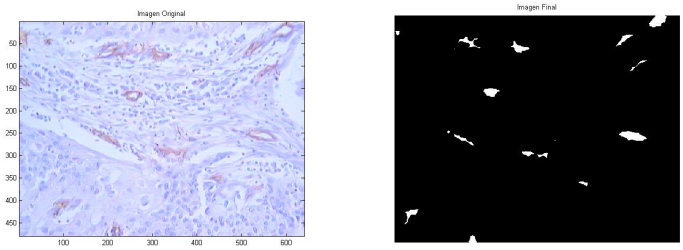


Figura 98: *Resultados para la Imagen 24744-02.9.20x.*

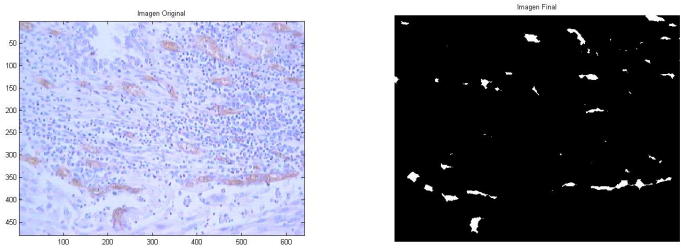


Figura 99: *Resultados para la Imagen 24744-02.4.20x.*

Imagen 24744-02		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
O	24744-02.8.20x	267.841	1.221	266.620	265.399	0,5%	99,5%	1	2	23	16	0,65
O	24744-02.9.20x	267.841	3.713	264.128	260.415	1%	99%	1	2	18	18	0,65
O	24744-02.4.20x	267.841	5.235	262.606	257.371	2%	98%	1	2	60	40	0,65
O	24744-02.7.20x	267.841	6.449	261.392	254.943	2%	98%	1	2	48	30	0,65

Cuadro 11: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso O (24744-02).*

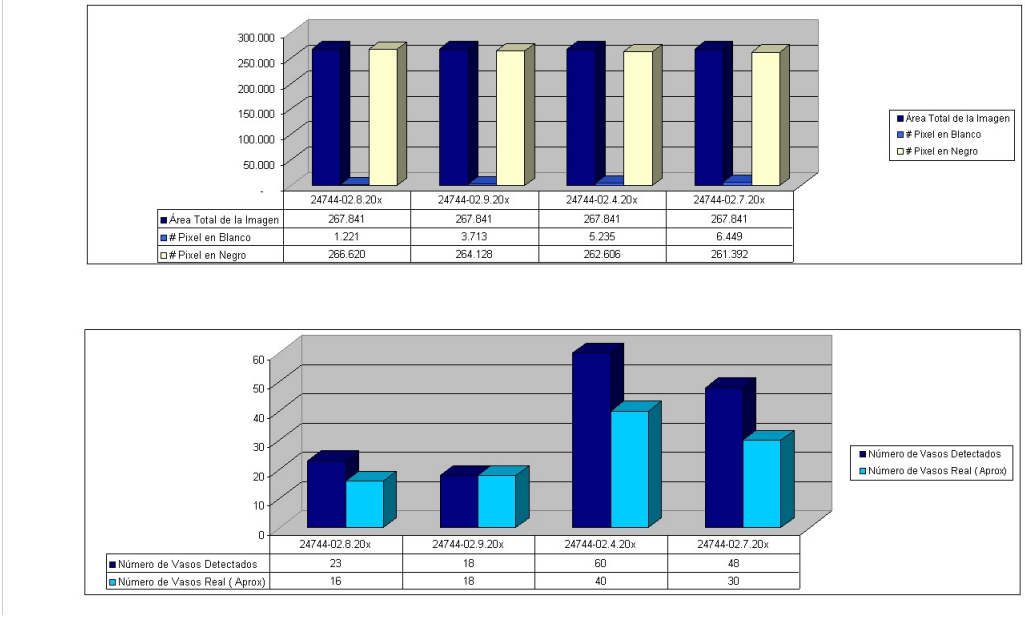


Figura 100: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso O (24744-02).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados mostrados en el Cuadro 11 y en la Figura 100 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.65.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 2 % de la muestra correspondiente al Caso O son vasos, mientras que un 98 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 26 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso O son detectados 37 vasos, resultando una diferencia de 43 % en promedio.

4.2.10. Experimento Para el Caso Z

Resultados de pruebas para el Caso 6976-04

En las Figuras 101,102,103 y 104 que se muestran a continuación, corresponden a los resultados obtenidos para el Caso Z.

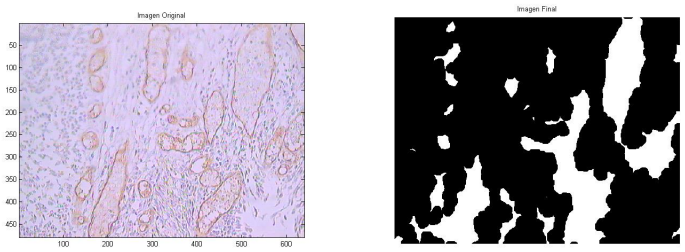


Figura 101: *Resultados para la Imagen 6976-04.9.20x.*

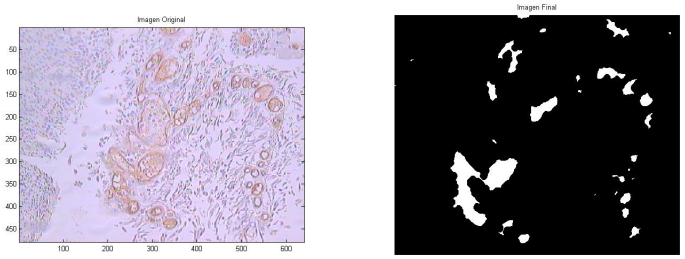


Figura 102: *Resultados para la Imagen 6976-04.10.20x.*

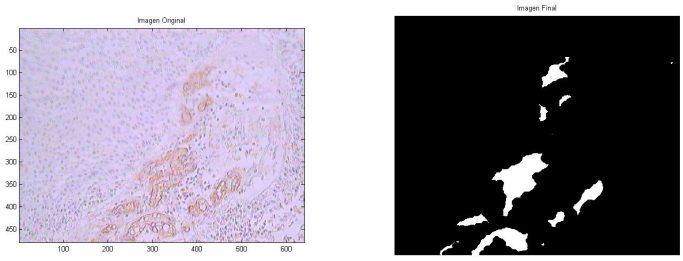


Figura 103: *Resultados para la Imagen 6976-04.12.20x.*

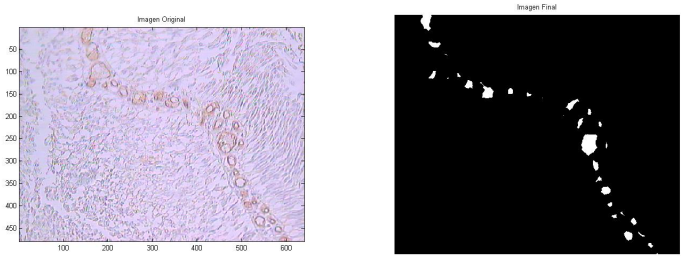


Figura 104: *Resultados para la Imagen 6976-04.1.20x.*

Imagen 6976-04		Resultados del Algoritmo			Cálculos Realizados			Radio del EE (Disco)		Conteo de Vasos		Umbral
Caso	Sub-caso	Área Total de la Imagen	# Pixel en Blanco	# Pixel en Negro	Diferencia	% de Blanco	% de Negro	Primera Dilatación	Última erosión	# de Vasos	# de vasos Real Aprox	Valor del Umbral Utilizado
Z	6976-04.9.20x	267.841	57.392	210.449	153.057	21,4%	78,6%	2	5	21	21	0,65
Z	6976-04.10.20x	254.011	12.944	241.067	228.123	5%	95%	1	4	29	24	0,65
Z	6976-04.12.20x	254.011	11.905	242.106	230.201	5%	95%	0	4	13	16	0,65
Z	6976-04.1.20x	254.011	3.772	250.239	246.467	1%	99%	0	2	29	30	0,65

Cuadro 12: *Tabla Resumen de Resultados obtenidos para el Caso Z (6976-04).*

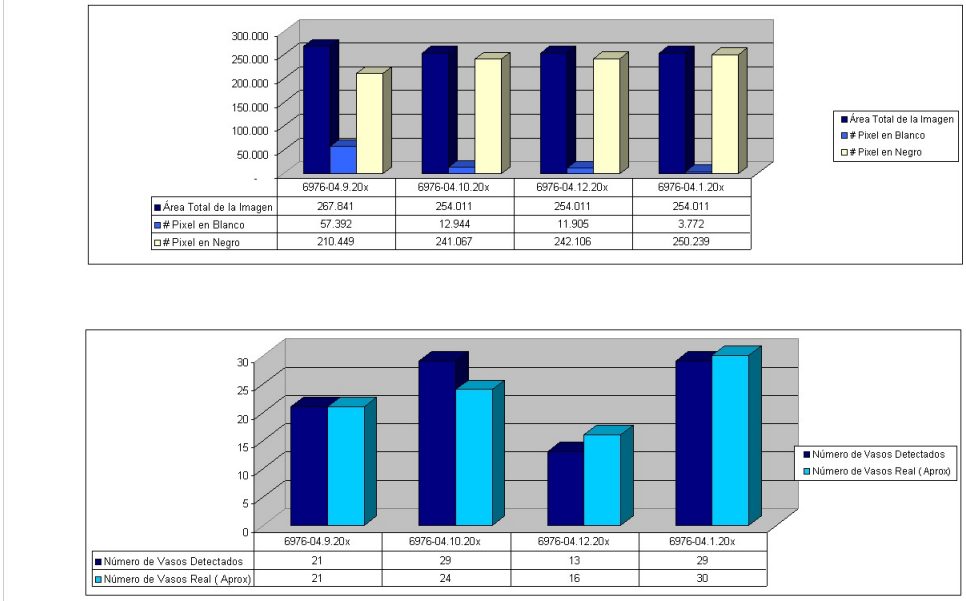


Figura 105: *Gráfico Representativo de los Resultados obtenidos para el Caso Z (6976-04).*

Comentarios de los Resultados:

De los resultados mostrados en el Cuadro 12 y en la Figura 105 podemos observar lo siguiente:

- ***Umbral Promedio.***

El umbral utilizado fue en promedio de 0.65.

- ***Porcentaje de vasos y tejido canceroso.***

En promedio un 8 % de la muestra correspondiente al Caso Z son vasos, mientras que un 92 % pertenece al tejido canceroso.

- ***Tipo de imagen predominante.***

Podemos observar que el tipo de imagen predominante es el Tipo 1.

- ***Vasos Detectados.***

De un promedio de 23 vasos presentes en cada muestra correspondiente al Caso Z son detectados 23 vasos, resultando una diferencia de 0 % en promedio.

	A	B	C	D	E	G	H	I	O	Z
Umbral promedio	0,65	0,65	0,65	0,57	0,66	0,75	0,65	0,65	0,65	0,65
% Vasos Promedio	9%	2%	19%	20%	8%	9%	2%	14%	2%	8%
% Tejido Promedio	91%	98%	81%	80%	92%	91%	98%	86%	98%	92%
% Tipo de imagen predominante	1	2	1	1	2	1	1	1	1	1
# Vasos Observados	16	15	30	16	11	12	31	7	26	23
# Vasos detectados	17	17	30	13	9	14	35	6	37	23
% Error de Conteo de Vasos	10%	13%	1%	15%	16%	16%	11%	12%	43%	1%

Cuadro 13: *Tabla comparativa de resultados obtenidos*

En el Cuadro 13 podemos observar que el umbral promedio utilizado tomando en cuenta todos los casos es de 0.653 con una desviación estándar de 0.042701.

Los casos donde predomina mayor porcentaje de vasos son: Caso D, Caso C y Caso I con una proporción de 20 %, 19 % y 14 % respectivamente. El tipo de imagen predominante en estos tres casos es la 1.

Uno de los casos que obtuvo mejor resultado en el conteo de vasos fue el Caso C, el cual tiene el mayor número de imágenes de muestra, pues consta de ocho (8) imágenes, permitiendo obtener un porcentaje mayor de calibración al aplicar la metodología respecto al resto de los casos. Los vasos presentes tienen un tamaño considerable y sus estructuras se encuentran bien definidas. Con estas características en conjunto se logra tener un mejor resultado cuando es comparado con los casos restantes.

En el Caso Z, las propiedades de las imágenes como: separación bien definida entre vasos y tinción bien reflejada, marcan diferencia en los resultados, por tal razón, junto al Caso C dan los mejores resultados en la extracción de vasos.

El Caso O tiene una gran presencia de bordes difusos en cada una de las imágenes, la tinción no es clara ni describe el cuerpo del vaso, por el contrario, se observan grandres sombras alrededor del objeto y la presencia de tejido canceroso es predominante.Se debe a éstas características que el Caso O presente el mayor porcentaje de error en el conteo de vasos presentes en la imágen.

Los casos donde hay menor presencia de vasos son: Caso B, Caso H y Caso O, ocupando solamente un 2 % del total.

El porcentaje (%) de error promedio observando todos los casos a excepción del Caso O, es de un 11 %. La exclusión del Caso O para efecto de

resultados globales, fue sugerida por el Dr. Mota, con la finalidad de no distorsionar el promedio en los valores obtenidos.
Los mejores casos en el proceso de detección de vasos fueron el Caso C y Z, con una diferencia de 1 % con los vasos detectados por el observador. El caso con mayor diferencia en la detección de vasos fue el Caso O, obteniendo una diferencia del 43 % en promedio.

Los resultados obtenidos en cada uno de los casos estan directamente relacionados con la calidad de la imagen original, las cuales fueron tomadas a través de un microscopio óptico conectado a una cámara digital, que sirvió de enlace para reflejar la imagen en el computador y capturarla.Por otra parte, la potencia ocular fue de 20X. Como esta herramienta era manejada por varios doctores, el sistema de iluminación estaba en constante modificaciones, por ello una vez que se encontraba el estado ideal de los filtros para tomar la imagen, estos eran modificados posteriormente, lo cual generaba un retrabajo en la próxima sección de tomas de imágenes, pues debiamos colocar todos los sistemas del microscopio en las condiciones ideales para tomar las muestras, donde en ciertas oportunidades no conseguimos la iluminación deseada. Si se contara con microscopios avanzados, las técnicas de procesamiento digital de imágenes generarían mejores resultados, pues partiríamos de una imagen con mayor calidad.

5. Capítulo 5. Conclusiones y Trabajos Futuros

5.1. Conclusiones

En este trabajo se describe un método para facilitar la detección y el cálculo de la proporción que ocupan los vasos en tejido canceroso, haciendo uso de técnicas básicas de procesamiento digital de imágenes mediante las herramientas desarrolladas en MatlabR 2009.

Para la detección de vasos se estudio inicialmente aplicar la técnica de detección de bordes (Primera Aproximación a la Solución), siendo el método Sobel el que nos proporcionó mayores resultados, sin embargo esta primera opción de descartó dada la naturaleza de las imágenes, ruido y demás factores que hicieron alejarnos del objetivo o resultados deseados.

Se estudio el método de segmentación mediante un umbral (Segunda Aproximación a la Solución), obteniendo un error en promedio del 22 %, el cual podría ser explicado por el efecto de cúmulos o agrupaciones de vasos.

Los Casos A, B, E, H e I generaron un error menor al promedio, debido a que el tamaño de los vasos eran considerables y de esta manera la imagen resultante obtendría menos ruido al aplicar erosión.

Aquellos Casos donde se observó mayor presencia de vasos fueron: Caso C y Caso D con un 19 % y 20 % respectivamente.

El umbral promedio utilizado para los 10 Casos fue de 0.653 con una desviación estándar de 0.042701.

5.2. Trabajos Futuros

Una primera opción para mejorar los resultados consistiría en mejorar las imágenes estudiando arroje manera detallada el ruido presente en ellas, para partir de una imagen ideal para el estudio.

Se propone desarrollar una metodología que mejore los resultados, la cual consistiría en desarrollar un proceso de rellenado del vaso dado un punto en su interior.

Aplicar métodos basados en regiones, división y fusión de regiones, así como también técnicas basadas en transformadas (Fourier, Hough, entre otros).

Se sugiere desarrollar un programa que si bien de resultados comos los expuestos en este trabajo, permita al investigador interrelacionarse con los datos, donde exista interacción entre los resultados que se van generando con la experiencia del observador.

Este trabajo no pretende hacer una investigación exhaustiva sobre las técnicas para la extracción de objetos en imágenes médicas. La solución presentada es una primera aproximación a la solución que muestra la viabilidad de la utilización de Técnicas de TDI para desarrollar herramientas semi automáticas que sirvan de apoyo al médico.

Referencias

[1] Doughherty,Edward, R.,"An Introduccion to Morphological Image Processing, SPIE Optical Engineering Press", 1992.

[2] Cabrera B. Gladys A. & Rodríguez M. María J.,"Detección de Capilaridad en Imágenes Médicas para un Sistema de Visión Artificial", TEG, Escuela de Computación, Facultad de Ciencias, UCV.1999.

[3] Saez H. Vivian & Mata B. Ariany F.," FILTRACION Y DETECCION DE BORDES PARA IMAGENES DIGITALES BIOMEDICAS", TEG, Escuela de Computación, Facultad de Ciencias, UCV.1999.

[4] Rivas S. Miriam.," SISTEMA DE VISIÓN ARTIFICIAL: UNA APLICACIÓN EN BIOMEDICINA", Tesis doctoral, Escuela de Computación, Facultad de Ciencias, UCV.2005.

[5] Ramos Esmeralda.," SISTEMA BASADO EN AGENTES PARA APOYAR EL DIAGNOSTICO DE LA CALIDAD DEL SEMEN HUMANO.", Tesis doctoral, Escuela de Computación, Facultad de Ciencias, UCV.2009.

[6] Selman R. José.," Aplicaciones clínicas del procesamiento digital de imágenes médicas.", Rev Med Clin Condes, Vol 15,No 2 ,Abril,2004.

[7] Volante M. , Tizzani A., Casetta G & Zitella A," Progression From superficial to invasive carcinoma of the bladder: genetic evidence of either clonal or hetenogeneous events.", Human Pathology,2001.

[8] Garcia Agustina. , De la Torre Ascension , Ruiz Clara, Torrego Juan, Velasco Maria, Espuela Ricardo & Gaviria Rocio," Cáncer de vejiga.Guía para la gestión integrada de procesos asistenciales relacionados con el Cáncer: PROYECTO ONCOGUÍAS.", Documento de Trabajo.
http://www.ladep.es/ficheros/documentos/C %E1ncer %20de %20Vejiga. %20Gu %EDa %20Para %20la %20gesti %F3n %281 %29.pdf

[9] MATLAB User's Guide, The MathWorks, Inc., Massachusetts, 2009.

[10] Alvarez María C.,“ Segmentación de Imágenes mediante el Método Crecimiento de Regiones”, TEG, Escuela de Computación, Facultad de Ciencias, UCV.1997.

[11] Sans R. Scarllet V.,“ Caracterización Cuantitativa de Fibras Musculares en Imágenes Digitales”, TEG, Escuela de Computación, Facultad de Ciencias, UCV.1998.