



Facultad de Ingeniería  
División de Estudios de Postgrado  
Maestría en Computación

DESARROLLO DE UN MODELO PARAMETRICO DEFORMABLE  
PARA LA SEGMENTACION 3-D DE LA PROSTATA EN IMAGENES  
DE ULTRASONIDO TRANSRECTAL

*Autor:* María Antonieta Valero Rangel

*Tutor:* Antonio Bravo

Mérida, Septiembre 2008

## Agradecimiento

A mi Dios, gracias por siempre estar a mi lado siendo mi guía. A mi hermoso hijito José Santiago, por ser el amor de mi vida. A mi esposo, por ser mi mejor amigo, mi amor y la persona que más me ayudo a superar esta meta. A mis padres, por guiarme y brindarme siempre su apoyo incondicional.

A la Universidad Nacional Experimental del Táchira, mi alma mater, por formarme como profesional, y como ser humano. Al Decanato de Investigación, por su valiosa colaboración en este proyecto de Investigación.

A la Universidad de Los Andes, especialmente, a la División de Estudios de Postgrado, Maestría en Computación por su apoyo y formación constante a lo largo de mis estudios de Maestría.

Al Grupo de Bioingeniería de la Universidad Nacional Experimental del Táchira, por introducirme en el mundo de la investigación y brindarme su apoyo incondicional en mi carrera profesional.

Al Dr. Antonio Bravo, por su valiosa contribución en este logro, y por ser mi guía en este camino transitado. Muchas Gracias.

Al Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Los Andes GIBULA por proporcionar las bases de datos de imágenes de próstata en ultrasonido transrectal.

*A mi hijo, A mi Esposo, A mis Padres*

## Resumen

Se describe el desarrollo de un modelo paramétrico deformable en tres dimensiones para la segmentación automática de la próstata a partir de imágenes adquiridas usando ultrasonido transrectal (TRUS). El modelo tridimensional está basado en la técnica de deformación de forma libre y es guiado por un modelo de contorno activo en dos dimensiones. Una etapa de pre-procesamiento es requerida a objeto de realzar la información asociada a la glándula prostática en las imágenes TRUS y atenuar los componentes de ruido. Se propone un enfoque basado en la combinación jerárquica de filtros anisotrópicos e isotrópicos. La herramienta computacional en que se ejecuta el modelo ha sido desarrollada en un ambiente multiplataforma que utiliza *Visualization Toolkit* (VTK) y *Fast Light Toolkit* (FLTK) como esquema de programación para visualización y desarrollo de interfaz gráfica respectivamente. El modelo ha sido aplicado a tres bases de datos de imágenes de ultrasonido transrectal obteniendo un error menor a 4.30 mm al comparar los resultados con contornos de la estructura prostática trazados manualmente por un especialista urólogo. Adicionalmente, el modelo ha sido utilizado para segmentar la próstata sobre la base de datos del Humano Visual obteniendo un error de  $2.30 \pm 0.86$  mm.

**Palabras Claves:** Próstata, ultrasonido transrectal, deformación de forma libre, modelo de contorno activo.

# Índice

Agradecimiento

Resumen ii

Nomenclatura x

<b>1</b>	<b>Introducción</b>	<b>1</b>
1.1	Introducción al Problema . . . . .	1
1.2	Descripción del Trabajo . . . . .	3
1.2.1	Hipótesis . . . . .	3
1.2.2	Objetivos . . . . .	4
1.2.3	Sumario . . . . .	4
1.3	Contribuciones . . . . .	6
<b>2</b>	<b>Imagenología de la Próstata</b>	<b>7</b>
2.1	Introducción . . . . .	7
2.2	La Próstata . . . . .	8
2.2.1	Definición y características . . . . .	8
2.2.2	Enfermedades de la próstata . . . . .	9
2.3	Imagenología Médica . . . . .	10
2.3.1	Resonancia magnética . . . . .	10
2.3.2	Ultrasonido transrectal . . . . .	11
2.3.3	Elección de la modalidad imagenológica . . . . .	13
2.3.4	Fuente de datos . . . . .	13
2.3.5	El humano visual . . . . .	13
2.4	Segmentación . . . . .	15
2.4.1	Antecedentes . . . . .	15
2.4.2	Técnicas de segmentación . . . . .	16
<b>3</b>	<b>Modelos Deformables</b>	<b>20</b>
3.1	Introducción . . . . .	20
3.2	Formulación del Modelo de Contorno Activo . . . . .	21
3.2.1	$\beta$ -splines . . . . .	22
3.3	Formulación del Modelo de Deformación de Forma Libre . . . . .	23

<b>4</b>	<b>Metodología para la Estimación de la Forma Prostática</b>	<b>27</b>
4.1	Introducción . . . . .	27
4.2	Pre-Procesamiento de las Imágenes . . . . .	28
4.2.1	Filtro de difusión anisotrópica . . . . .	28
4.2.2	Filtros suavizadores . . . . .	29
4.2.3	Cálculo de gradientes . . . . .	37
4.3	Establecimiento de la Aproximación Inicial del Modelo . . . . .	39
4.3.1	Aproximación inicial supercuádrica (Tipo 1) . . . . .	40
4.3.2	Aproximación generada por el experto (Tipo 2) . . . . .	40
4.4	Proceso de Segmentación . . . . .	43
4.4.1	Modelo de contorno activo . . . . .	43
4.4.2	Modelo de deformación tridimensional . . . . .	45
4.4.3	Validación del modelo . . . . .	47
4.4.4	Parámetros Finales Usados en el Modelo . . . . .	48
4.4.5	Acoplamiento <i>snake</i> -FFD . . . . .	51
<b>5</b>	<b>Entorno de Software</b>	<b>58</b>
5.1	Introducción . . . . .	58
5.2	Lenguajes de Programación . . . . .	58
5.2.1	<i>Visualization ToolKit</i> . . . . .	60
5.2.2	<i>Insight ToolKit</i> . . . . .	61
5.2.3	<i>Fast Light ToolKit</i> . . . . .	61
5.3	Diagramación de Clases . . . . .	62
5.4	Diagramación de procesos . . . . .	63
5.5	Interfaz Gráfica del Modelo Deformable . . . . .	69
<b>6</b>	<b>Resultados</b>	<b>71</b>
6.1	Introducción . . . . .	71
6.2	Validación del Modelo . . . . .	73
6.2.1	Validación con imágenes TRUS . . . . .	73
6.2.2	Aplicación a imágenes anatómicas del Humano Visual . . . . .	87
6.3	Visualización de la Glándula Prostática 3D con Planos de Ejes de Coordenadas	90
<b>7</b>	<b>Conclusiones y Perspectivas</b>	<b>93</b>
<b>A</b>	<b>Establecimiento de Parámetros del Modelo de Contorno Activo</b>	<b>95</b>
	<b>Bibliografía</b>	<b>95</b>

# Índice de Figuras

1.1	Ultrasonido transrectal. (a) Adquisición de imágenes de TRUS. (b) Imagen de ultrasonido. . . . .	2
2.1	Ubicación de la próstata. (a) Vista externa. (b) Vista interna. . . . .	9
2.2	Imagen de la próstata obtenida a través de MRI de pelvis. . . . .	11
2.3	Imagen de la próstata obtenida a través de MRI. . . . .	11
2.4	Imagen de la sonda utilizada en el ultrasonido transrectal. . . . .	12
2.5	Ultrasonido transrectal. (a) Exploración de la glándula por medio de la sonda TRUS. (b) Imagen de ultrasonido. . . . .	12
2.6	Aplicación principal de extracción de imágenes del humano visual. . . . .	14
2.7	<i>Slices</i> del humano visual. . . . .	14
2.8	<i>Slice</i> próstata. (a) Imagen a color. (b) Imagen cuantificada a 8 bits/pixel. . . . .	15
3.1	Aplicación de $\beta$ - <i>spline</i> . . . . .	24
3.2	Sistema coordenado local. . . . .	24
3.3	Aplicación de la técnica de FFD a una supercuádrica. a) Rejilla inicial. b) Objeto original alojado en la rejilla de puntos de control inicial. c) Rejilla deformada. d) Objeto deformado resultante alojado en la rejilla deformada. . . . .	26
4.1	Filtro de difusión anisotrópica. (a) Imagen original. (b) Imagen filtrada. . . . .	29
4.2	Filtro de difusión anisotrópica en otra base de datos TRUS. (a) Imagen original. (b) Imagen filtrada. . . . .	29
4.3	Filtro de difusión anisotrópica. (a) Imagen original con marca de análisis. (b) Imagen filtrada con marca de análisis. (c) Perfil de imagen original. (d) Perfil de imagen filtrada. . . . .	30
4.4	Filtro Gaussiano. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen suavizada. . . . .	31
4.5	Filtro Gaussiano. (a) Imagen de difusión. (b) Imagen suavizada. (c) Perfil de imagen de difusión. (d) Perfil de imagen suavizada. . . . .	32
4.6	Operaciones morfológicas básicas. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen erosionada. (c) Imagen dilatada. . . . .	34
4.7	Filtros morfológicos. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen <i>white top-hat</i> . (c) Imagen <i>black top-hat</i> . . . . .	34
4.8	Análisis de perfil <i>white top-hat</i> . (a) Imagen <i>white top-hat</i> . (b) Perfil de la imagen. . . . .	35
4.9	Análisis de perfil <i>black top-hat</i> . (a) Imagen <i>black top-hat</i> . (b) Perfil de la imagen. . . . .	35

4.10	Filtro promediador. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen suavizada. (c) Perfil de imagen de difusión anisotrópica. (d) Perfil de imagen suavizada. . . . .	36
4.11	Filtro de similaridad. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen suavizada. . . . .	37
4.12	Análisis de intensidades en la imagen de similaridad. (a) Imagen suavizada. (b) Gráfica de perfil de la imagen. . . . .	37
4.13	Gradientes de $\mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (a) $\mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (b) $\nabla_x \mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (c) $\nabla_y \mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (d) $\ \nabla \mathbf{I}_{\text{Gauss}}\ $ . . . . .	38
4.14	Gradientes de $\mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (a) $\mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (b) $\nabla_x \mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (c) $\nabla_y \mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (d) $\ \nabla \mathbf{I}_{\text{wth}}\ $ . . . . .	38
4.15	Gradientes de $\mathbf{I}_{\text{bth}}$ . (a) $\mathbf{I}_{\text{bth}}$ . (b) $\nabla_x \mathbf{I}_{\text{bth}}$ . (c) $\nabla_y \mathbf{I}_{\text{bth}}$ . (d) $\ \nabla \mathbf{I}_{\text{bth}}\ $ . . . . .	39
4.16	Gradientes de $\mathbf{I}_{\text{sim}}$ . (a) $\mathbf{I}_{\text{sim}}$ . (b) $\nabla_x \mathbf{I}_{\text{sim}}$ . (c) $\nabla_y \mathbf{I}_{\text{sim}}$ . (d) $\ \nabla \mathbf{I}_{\text{sim}}\ $ . . . . .	39
4.17	Aproximación inicial Tipo 1. (a) Elipse original. (b) Elipse deformada como aproximación inicial. . . . .	40
4.18	Establecimiento de aproximación inicial Tipo 1. . . . .	41
4.19	Aproximación inicial Tipo 1. (a) 2D para los contornos. (b) Superficie reconstruida. . . . .	41
4.20	Establecimiento de aproximación inicial Tipo 2. . . . .	42
4.21	Reconstrucción de aproximación inicial Tipo 2. . . . .	42
4.22	Archivo de datos generado con aproximación inicial Tipo 2. . . . .	43
4.23	Rejilla de deformación. . . . .	45
4.24	Aproximación inicial Tipo 1 en rejilla de deformación. (a) Superficie inicial. (b) Contornos iniciales. . . . .	46
4.25	Aproximación inicial Tipo 2 en rejilla de deformación. (a) Superficie inicial. (b) Contornos iniciales. . . . .	46
4.26	Imagen sintética utilizada para la selección de parámetros. . . . .	48
4.27	Gráfica de comportamiento de los errores obtenidos en la rejillas probadas. . . . .	50
4.28	Rejilla de puntos de control. . . . .	51
4.29	Imágenes de control en rejilla de deformación. (a) Imágenes en rejilla. (b) Primera y última imagen en superficie a deformar. . . . .	52
4.30	Rejilla de deformación con contorno inicial y deformado. Se señala en gris los puntos de control seleccionados. . . . .	53
4.31	Punto de control tomado como ejemplo en el proceso de deformación. . . . .	54
4.32	Cálculo del desplazamiento y dirección del punto de control de la rejilla. . . . .	55
4.33	Deformación de la rejilla por movimiento de punto de control. . . . .	55
4.34	Proceso de deformación. (a) Deformación de superficie. (b) Deformación de rejilla. . . . .	56
4.35	Proceso de aplicación del modelo deformable a la segmentación de la próstata. . . . .	57
5.1	Herramientas utilizadas para el desarrollo de la aplicación. . . . .	59
5.2	Reconstrucción de aproximación inicial Tipo 2 mediante el algoritmo <i>marching cubes</i> . . . . .	61
5.3	Clases elaboradas para el modelo. . . . .	64
5.4	Relación entre clases desarrolladas y clases VTK, ITK y FLTK. . . . .	65
5.5	Proceso realizado en la aplicación del filtro de difusión anisotrópica. . . . .	65
5.6	Proceso realizado en la aplicación del filtro Gaussiano. . . . .	66



5.7	Proceso realizado en la aplicación del filtro <i>white top-hat</i> . . . . .	66
5.8	Proceso realizado en la aplicación del filtro <i>black top-hat</i> . . . . .	67
5.9	Proceso realizado en la aplicación del filtro de similaridad. . . . .	67
5.10	Proceso realizado por el modelo de deformación bidimensional. . . . .	68
5.11	Proceso realizado por el modelo de deformación tridimensional. . . . .	68
5.12	Interfaz gráfica de acoplamiento <i>snake-FFD</i> . . . . .	69
5.13	Interfaz gráfica de aplicación para segmentación manual. . . . .	70
6.1	Software ejecutado en Microsoft Windows Vista. . . . .	72
6.2	Software ejecutado en Linux Ubuntu. . . . .	72
6.3	Aproximación inicial Tipo 1 para segmentación de la base de datos 1. (a) Contorno inicial. (b) Superficie inicial. . . . .	73
6.4	Contorno final obtenido con aproximación inicial Tipo 1. . . . .	74
6.5	Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos TRUS con aproximación inicial Tipo 1. . . . .	74
6.6	Contornos finales para algunas imágenes con aproximación inicial Tipo 1 y segmentación manual. . . . .	74
6.7	Superficie final segmentada para la base de datos TRUS con aproximación inicial Tipo 1. . . . .	75
6.8	Gráfica de comportamiento de la energía para la segmentación con aproximación inicial Tipo 1. . . . .	76
6.9	Gráfica de las métricas de error para la segmentación con aproximación Tipo 1. . . . .	76
6.10	Aproximación inicial Tipo 2 para segmentación de la base de datos 1. (a) Imagen. (b) Superficie. . . . .	77
6.11	Segmentación final de la base de datos 1. (a) Contornos finales. (b) Superficie final. . . . .	77
6.12	Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos TRUS. . . . .	78
6.13	Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos TRUS y segmentación manual. . . . .	78
6.14	Superficie final segmentada para la base de datos TRUS. . . . .	78
6.15	Gráfica de comportamiento la energía total del contorno después de 7 iteraciones. . . . .	79
6.16	Gráfica de las métricas de errores calculados para la base de datos 1. . . . .	81
6.17	Imágenes TRUS de la base de datos 2. . . . .	82
6.18	Segmentación final de la base de datos 2. (a) Contorno final. (b) Superficie final. . . . .	82
6.19	Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos 2. . . . .	83
6.20	Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos 2 y segmentación manual. . . . .	83
6.21	Superficie final segmentada para la base de datos 2. . . . .	83
6.22	Gráfica de comportamiento de la energía para la segmentación de la base de datos 2. . . . .	84
6.23	Imágenes TRUS de la base de datos 3. . . . .	85
6.24	Segmentación final en imágenes TRUS de la base de datos 3. . . . .	85

6.25	Vistas de comparación entre segmentación manual y automática en la base de datos 3. . . . .	86
6.26	Vistas segmentación manual y automática en la base de datos 3. . . . .	86
6.27	Establecimiento de la aproximación inicial para las imágenes del humano visual. . . . .	88
6.28	Contornos finales para la segmentación del humano visual. . . . .	88
6.29	Superficie final para la segmentación del humano visual. (a) Vista 1. (b) Vista 2. (c) Vista 3. (d) Vista 4. . . . .	89
6.30	Contornos finales para la segmentación del humano visual con segmentación manual. . . . .	90
6.31	Planos de ejes de coordenadas tridimensionales. (a) Vista 1. (b) Vista 2. . . . .	91
6.32	Próstata 3D sobre planos de ejes de coordenadas. . . . .	91
6.33	Próstata 3D. . . . .	92

# Índice de Tablas

4.1	Parámetros en el modelo de deformación bidimensional. . . . .	49
4.2	Valores de los parámetros del modelo de deformación bidimensional . . . .	49
4.3	Errores obtenidos para las rejillas de deformación. . . . .	50
5.1	Clases de la biblioteca VTK. . . . .	60
5.2	Clases de la biblioteca ITK. . . . .	61
5.3	Clases de la biblioteca FLTK. . . . .	62
6.1	Resultados de las métricas de errores para la base de datos 1 con aproxima- ción inicial Tipo 1. . . . .	75
6.2	Resultados de métricas de los errores para las imágenes de control en la base de datos 1. . . . .	79
6.3	Promedios y valores para los resultados de las imágenes de control en la base de datos 1. . . . .	80
6.4	Resultados de métricas de los errores para las imágenes no control en la base de datos 1. . . . .	80
6.5	Promedios y valores para los resultados de las imágenes no control en la base de datos 1. . . . .	80
6.6	Resultados de las métricas de errores para la base de datos 2. . . . .	84
6.7	Resultados de las métricas de errores para la base de datos 3. . . . .	87
6.8	Resultados de las métricas de errores para la segmentación del humano visual.	90
A.1	Parámetros establecidos en el modelo de deformación tridimensional mostra- dos en la Tabla 4.2 . . . . .	95

## Nomenclatura

2D	Bidimensional.
3D	Tridimensional.
AAM	Modelo de Apariencia Activa.
ACM	Modelo de Contorno Activo.
BPH	Hiperplasia Benigna de Próstata.
DB	Base de datos.
FFD	Deformación de Forma Libre.
FLTK	<i>Fast Light Toolkit.</i>
GUI	Interfaz Gráfica de Usuario.
IMM	Modelo Múltiple de Interacción.
ITK	<i>Insight ToolKit.</i>
MRI	Resonancia Magnética.
OOP	Programación Orientada a Objetos.
TRUS	Ultrasonido Transrectal.
US	Ultrasonido.
VR	Realidad Virtual.
VTK	<i>Visualization Toolkit.</i>

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1 Introducción al Problema

**E**l cáncer de próstata es el mayor problema de salud entre los hombres mayores de 50 años [1]. Desde 1980, la incidencia del cáncer de próstata se ha convertido en la segunda causa de muerte más común entre hombres, superada solamente por el cáncer de pulmón [2]. En la mayoría de los casos, el cáncer de próstata crece muy lentamente y persiste durante mucho tiempo sin causar síntomas importantes, pero cuando se expande fuera de la próstata (metástasis), las células cancerosas se encuentran en nodos linfáticos cercanos. Si el cáncer alcanza estos nodos, significa que las células cancerosas pueden haberse expandido hacia otros órganos del cuerpo como los huesos, la vejiga o el recto [3]. Como el conocimiento sobre esta enfermedad ha avanzado, la demanda por mejorar los tratamientos alternativos se ha incrementado. Existen muchas opciones para el tratamiento de cáncer de próstata, que van desde la radioterapia [4, 5] hasta la extirpación de la glándula [6]. La criocirugía ha emergido como una opción de tratamiento que busca minimizar las alternativas invasivas como la radioterapia. Este es un procedimiento que permite a los médicos precisar y destruir el tejido canceroso en la próstata sin dañar el tejido favorable alrededor. El monitoreo y el control del procedimiento es actualmente alcanzado por el uso del ultrasonido (US) intra-operatorio y el monitoreo de la temperatura [7].

Aunque se ha observado un marcado incremento en la utilización de la criocirugía, el

número actual de cirujanos capaces de realizar el procedimiento de forma segura y eficaz es muy reducido. Los cirujanos de próstata que han realizado procedimientos de criocirugía pueden ser entrenados usando herramientas basadas en realidad virtual (VR). Todas estas herramientas se basan en un modelo anatómico realista que pueden ser construidos con técnicas multimodales sobre imágenes. En esos modelos, la segmentación es la tarea preliminar primaria, sin importar la modalidad de imagen que se seleccione [2].

La modalidad de imagenología médica usada por excelencia para el tratamiento y diagnóstico de las enfermedades de la próstata es el ultrasonido transrectal (TRUS) [8]. En la Figura 1.1 se muestra una típica imagen de ultrasonido y su forma de adquisición. Es un procedimiento que utiliza ondas sonoras para crear una imagen de la próstata útil para la detección de patologías. Las ondas de sonido se dirigen a la próstata a partir de una sonda insertada en el recto. La mayor desventaja es que el operador debe realizar una integración mental de algunas imágenes 2D para generar la anatomía o patología 3D, lo cual hace a este proceso de generación de imágenes lento, no reproducible en tipo real y lo más importante sujeto a la experiencia del operador [9].

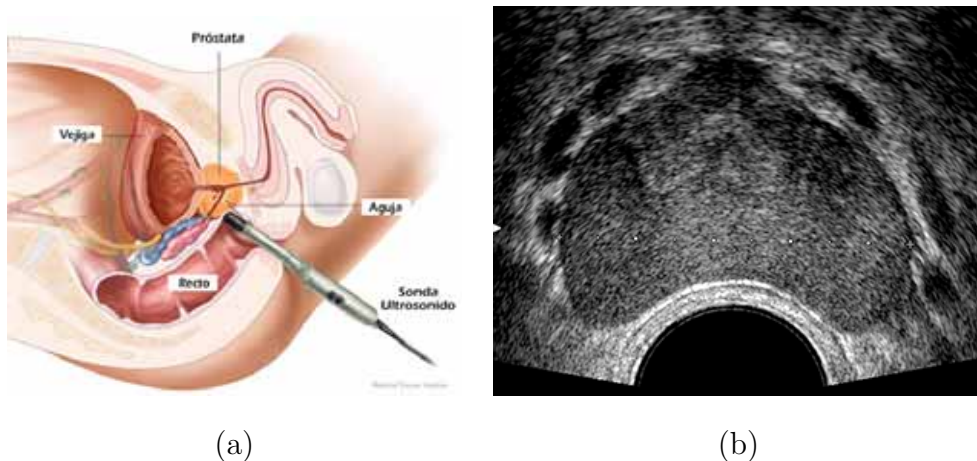


Figura 1.1: Ultrasonido transrectal. (a) Adquisición de imágenes de TRUS. (b) Imagen de ultrasonido.

Para la realización de tratamientos como la criocirugía, es necesario conocer la definición exacta de la forma de la próstata. Esto ha motivado el desarrollo de algoritmos de de-

tección automática de contornos que permitan discriminar la forma correspondiente a la próstata frente a otras estructuras anatómicas presentes en imágenes de TRUS [10].

La representación 3D de la próstata en un ambiente computacional amigable, es una herramienta útil para profundizar en el conocimiento acerca de la estructura y morfología de la glándula, lo cual permite mejorar la capacidad visual y diagnóstica de los cirujanos en los procedimientos de criocirugía usando VR, y en otros procedimientos donde la forma tridimensional ayude a mejorar la visualización.

## 1.2 Descripción del Trabajo

En el presente trabajo se propone el desarrollo de un esquema para la segmentación de la forma tridimensional de la próstata a partir de secuencias de imágenes de ultrasonido bidimensional adquiridas mediante técnicas de TRUS. El enfoque propuesto se fundamenta en el diseño y desarrollo de un modelo paramétrico deformable el cual considera características anatómicas de la próstata, acoplado con un modelo de contorno activo en 2D. El modelo de deformación propuesto presenta dimensionalidad 4D (3D + tiempo), donde el instante inicial corresponde al modelo geométrico asociado a una supercuádrica, el cual es iterativamente deformado utilizando el enfoque de deformación volumétrica de deformación de forma libre (FFD) [11], hasta hacer corresponder la superficie que define a la supercuádrica con la forma tridimensional de la próstata.

### 1.2.1 Hipótesis

La forma tridimensional de la próstata puede ser expresada mediante la combinación de un modelo geométrico 3D y un modelo volumétrico de deformación de forma libre, donde los parámetros de deformación son funciones de las intensidades asociadas a las imágenes de ultrasonido transrectal.

---

## 1.2.2 Objetivos

### Objetivo General

Desarrollar un modelo paramétrico deformable para la segmentación 3D de la próstata en imágenes de ultrasonido transrectal

### Objetivos Específicos

- Estudiar el estado del arte acerca de los modelos paramétricos deformables.
- Estudiar los fundamentos de la técnica de deformación de forma libre (FFD).
- Analizar las deformaciones de la próstata.
- Desarrollar un modelo de deformación 2D de próstata a partir de imágenes 2D en TRUS.
- Desarrollar un modelo paramétrico deformable en 3D a partir del modelo de deformación 2D y la técnica de FFD.
- Segmentar la forma 3D de la próstata con ayuda del modelo paramétrico deformable.
- Validar el modelo desarrollado.

## 1.2.3 Sumario

El uso de modelos deformables, ayuda a realizar una estimación de la forma volumétrica de la próstata a partir de imágenes adquiridas mediante TRUS. La utilización de un modelo de contorno activo (mejor conocido como *snake*), para las imágenes 2D y un modelo de deformación de forma libre para la representación en 3D, permite generar un modelo cuyos parámetros de deformación son obtenidos mediante pruebas experimentales y mediante los resultados comparados con trabajos reportados en la literatura.

En el Capítulo 2 se describe tanto la anatomía de la próstata como sus diferentes patologías. Se realiza una revisión de la técnica de imagenología utilizada y una descripción general de las técnicas de segmentación que han sido reportados para obtener la forma prostática.

---



En el Capítulo 3 se describen los modelos deformables usados para realizar el proceso de segmentación tridimensional.

En el Capítulo 4 se describe la metodología para la estimación de la forma prostática. El enfoque utilizado se basa principalmente en cuatro etapas:

1. Establecimiento de la aproximación inicial: En esta etapa se describe la manera en que ha sido establecida la aproximación inicial del modelo. Se definen dos formas de establecer esta aproximación. La primera mediante la reconstrucción de una supercuádrica, que se construye considerando las dimensiones de la próstata. La segunda se construye a partir de una forma trazada por el usuario en la primera y en la última imagen de la base de datos (DB).
2. Pre-procesamiento de las imágenes: La segunda etapa de la metodología propuesta corresponde a la atenuación de ruido en las imágenes que constituyen la base de datos de TRUS. Se muestran los diferentes filtros utilizados y su forma de aplicación. Se realiza una comparación entre las imágenes originales y las imágenes una vez realizada la etapa de pre-procesamiento.
3. Proceso de segmentación: En esta etapa se describe el acoplamiento entre el modelo de contorno activo 2D y el modelo de deformación de forma libre, utilizados para la segmentación de la próstata.
4. Validación: En esta etapa se describen los algoritmos que se utilizan para calcular el error del modelo, al comparar los resultados obtenidos con el enfoque propuesto con respecto a los contornos trazados manualmente por un experto.

El Capítulo 5 se realiza la descripción desde el punto de vista computacional de la aplicación desarrollada. Se muestra un bosquejo de los lenguajes de programación seleccionados, sus ventajas y las diferentes clases y objetos usados para la programación del modelo.

En el Capítulo 6 se muestran los resultados arrojados por las pruebas preliminares en cada una de las etapas propuestas en la metodología. Se describen los parámetros utilizados en el modelo, y la metodología usada para su ajuste. También se muestra la validación del modelo.

---

## 1.3 Contribuciones

Se ha desarrollado un modelo paramétrico deformable que puede ser ejecutado en un ambiente multiplataforma, que permite la segmentación 3D de la próstata en imágenes de TRUS. La aplicación del modelo propuesto, permite observar el proceso de deformación de manera iterativa y reconstruye tridimensionalmente la forma prostática sin importar las imperfecciones de las imágenes TRUS. La aplicación también permite visualizar en todos los ángulos la glándula prostática, lo que es de gran ayuda a expertos, y puede mostrar de manera inmediata, las diferentes patologías en cuanto a las variaciones de tamaño que se pueden presentar.

El modelo ha sido aplicado a tres bases de datos de imágenes TRUS obteniendo una segmentación cuyo error es aceptable. El error de área calculado tiene una similitud del 93% entre la segmentación obtenida con el modelo deformable y el contorno trazado manualmente para la primera base de datos, una similitud del 91% para la segunda base de datos y una similitud del 89% para la tercera base de datos.

Adicionalmente han sido segmentadas las imágenes anatómicas de la base datos del humano visual, en los *slices* correspondientes a la glándula prostática. Se ha podido observar, que el modelo puede ser aplicado a otro tipo de modalidades imagenológicas produciendo resultados similares a los obtenidos en imágenes TRUS.

---

# Capítulo 2

## Imagenología de la Próstata

### 2.1 Introducción

**L**os descubrimientos de fenómenos físicos tales como rayos X, ultrasonido, radiactividad, y resonancia magnética, y el desarrollo de instrumentos que permiten la generación de imágenes médicas utilizando los principios físicos de tales fenómenos, han proporcionado algunas de las herramientas de diagnóstico más eficaces en medicina [12]. Esto permite la exploración de la estructura, función y patología del cuerpo humano con una diversidad de sistemas de imágenes, así como también la planificación de tratamientos y cirugías por parte de los especialistas [13]. Los sistemas imagenológicos tienen la capacidad de generar conjuntos de datos en dos, tres o más dimensiones, los cuales representan información detallada para aplicaciones tanto clínicas como de investigación [14]. El objetivo final de los estudios por imágenes es el de realizar una interpretación cuantitativa o cualitativa de los datos [15], para ello es necesario cumplir con un conjunto de etapas tales como mejoramiento o realce de la calidad de los datos [16], identificación de las estructuras anatómicas de interés con ayuda de técnicas de segmentación [17, 18], extracción de la información esencial para el diagnóstico o cuantificación [19, 20], visualización [21], y por último compresión, almacenamiento y transmisión [22].

Los avances tecnológicos en imagenología han mejorado considerablemente la calidad del cuidado médico de los pacientes y sus diferentes modalidades han permitido a los especialistas incrementar la exactitud en sus diagnósticos, pudiendo así dar tratamientos

precisos [23]. La imagenología médica bidimensional (2D) y tridimensional (3D) han sido desarrolladas para proporcionar información relevante de un objeto o un sistema de objetos, contenidos en imágenes de las estructuras internas de humanos y animales, obtenidas a partir de múltiples modalidades imagenológicas como ultrasonido, tomografía por emisión nuclear, tomografía computarizada, resonancia magnética y radiología [24].

Entre las técnicas ampliamente usadas para la adquisición de imágenes en la rutina clínica se encuentra el ultrasonido (US), por ser una modalidad de imagenología médica económica, que no incorpora radiación ionizante, posee resolución espacial moderada y es de uso intervencional [25]. En el caso de visualización y detección de patologías de la próstata, es usado el ultrasonido transrectal (TRUS) como modalidad médica por excelencia [8]. La reconstrucción y visualización de imágenes 3D a partir de datos de TRUS, han constituido tópicos de interés para un gran grupo de investigadores, inspirados básicamente en que una vista tridimensional da mayor información acerca de la morfología de una estructura anatómica, que la proyección bidimensional de tal estructura obtenida mediante ultrasonido 2D [25]

En este capítulo se describen las técnicas de imagenología comúnmente usadas en la detección de patologías de la próstata, así como la fuente de datos utilizada para la elaboración del modelo propuesto. De igual forma, se da un bosquejo general de las técnicas de segmentación usadas en imágenes de TRUS, y algunos trabajos que han sido desarrollados para la detección automática de la glándula prostática.

## 2.2 La Próstata

### 2.2.1 Definición y características

La próstata es la glándula sexual del hombre encargada de producir el semen. Es del tamaño de una nuez y se encuentra debajo de la vejiga, rodeando a la uretra. En la Figura 2.1, cortesía del Centro Médico de la Universidad de California, se muestra la ubicación y forma de la próstata. El tamaño de la próstata aumenta al avanzar la edad del hombre y a este aumento de tamaño se le conoce como Hiperplasia Benigna de Próstata (BPH) [26].

---

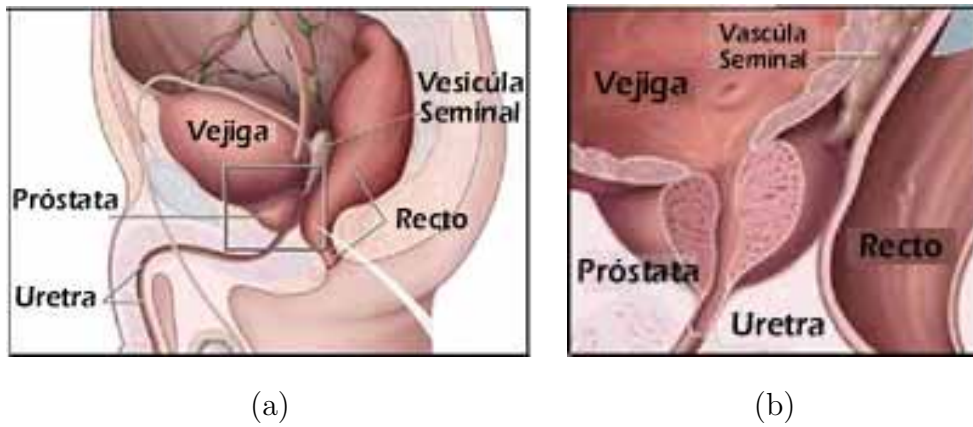


Figura 2.1: Ubicación de la próstata. (a) Vista externa. (b) Vista interna.

La próstata tiene dos períodos de crecimiento. El primero ocurre durante la pubertad temprana, momento en que la glándula dobla su tamaño. Posteriormente, alrededor de los 25 años de edad la próstata comienza a crecer nuevamente. Como consecuencia de este segundo crecimiento y varios años más tarde es que se produce la BPH. Aunque la próstata continua su crecimiento durante casi toda la vida del hombre, el agrandamiento no produce problemas hasta después de los 60-70 años. La BPH raramente produce síntomas antes de los 40 años. Sin embargo, más de la mitad de los hombres a los 60 años y cerca del 90% de los varones entre los 70 y 80 años presentarán problemas al orinar [27].

Por esto, y por otras enfermedades que se producen en la próstata, los médicos recomiendan realizarse chequeos rutinarios para detectar cualquier patología que se pueda presentar en la glándula después de los 40 años de edad [27].

## 2.2.2 Enfermedades de la próstata

Existen varias enfermedades relacionadas con la próstata que afectan a los hombres, sobre todo en edades avanzadas. Las más sencillas van desde una prostatitis (infección generalmente causada por bacterias, habitual en hombres menores de 40 años) [28], hasta el cáncer.

Entre las enfermedades más comunes y que se pueden detectar usando TRUS, se encuentran:

- La hiperplasia prostática benigna o BPH [26]: aumento de tamaño de la próstata,

que puede causar goteo después de orinar o la necesidad de orinar con frecuencia, especialmente por la noche.

- El cancer de próstata [3]: Es un tumor maligno, en el cual se desarrollan las células indiferenciadas (malignas) dentro de la próstata, generalmente en la región posterior cerca del recto. En etapa avanzada se puede localizar fuera de ella, como en huesos y ganglios linfáticos.

## 2.3 Imagenología Médica

Diversas modalidades imagenológicas han sido empleadas para la visualización, manipulación y análisis de la forma prostática, con la finalidad de detectar cualquier variación que indique la presencia de alguna de las enfermedades descritas en la sección anterior. A continuación se describen algunas de ellas.

### 2.3.1 Resonancia magnética

La resonancia magnética (MRI) puede generar imágenes del cuerpo humano, no sólo en el plano transversal o axial, sino también en dos restantes planos ortogonales (sagital y coronal), sin utilización de radiación ionizante [29].

La próstata también puede ser visualizada y analizada mediante resonancia magnética de pelvis, ya que adquiere imágenes con alta resolución espacial y temporal que se traducen en una gran definición de las estructuras pelvianas. Las imágenes ponderadas en T1<sup>1</sup> brindan gran contraste entre órganos internos de la pelvis y la grasa circundante, permitiendo visualizar la anatomía pelviana, determinar el grado de invasión de la grasa por tumores y detectar adenopatías. En tanto las secuencias ponderadas en T2<sup>2</sup> permiten representar la morfología de los órganos internos en la búsqueda de anomalías del desarrollo y son esenciales para delimitar y etapificar los tumores que aún no se han diseminado mas allá del órgano de origen. La Figura 2.2 muestra una imagen de resonancia magnética pélvica, en donde se visualiza la próstata.

---

<sup>1</sup>Parámetro de MRI para el tiempo de relajación sobre el eje longitudinal.

<sup>2</sup>Parámetro de MRI para el tiempo de relajación sobre el plano transversal.

---

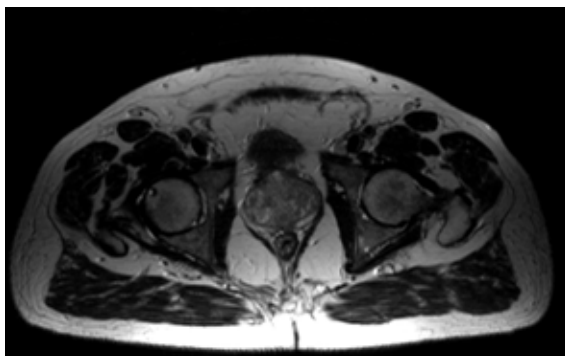


Figura 2.2: Imagen de la próstata obtenida a través de MRI de pelvis.

Algunas de las indicaciones de resonancia magnética en patología pelviana son: estati-ficación de neoplasias pélvicas (cervix, endometrio, vagina, vejiga, próstata, uretra, recto, linfáticos, etc), evaluación de condiciones benignas del miometrio (leiomiomas y adenomio-sis), patología inflamatoria pelviana (endometriosis), estudio dinámico del piso pelviano (cistocele, enterocele), patología del embarazo (placenta acreta, malformaciones fetales), evaluación de anomalías del desarrollo del conducto de Muller (útero didelfo, bicorne y agenesias), valoración de la pelvis post-quirúrgica y post-tratamiento con radioterapia y evaluacion post (TMI) terapias mínimamente invasivas de la próstata (ablacin) y útero (postembolizacin) entre otras. La Figura 2.3 muestra una imagen de la próstata obtenida a través de MRI.

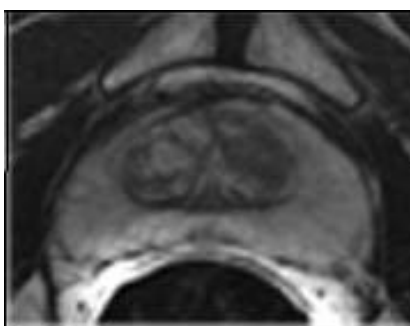


Figura 2.3: Imagen de la próstata obtenida a través de MRI.

### 2.3.2 Ultrasonido transrectal

Las imágenes de ultrasonido se han usado para diagnosticar enfermedades desde hace muchos años. Estas se forman de la iteración entre las ondas acústicas y los tejidos

---

humanos [8]. Las ondas sonoras se reflejan, se absorben y se refractan en la interfaz de los tejidos, produciendo una imagen captada por el aparato.

La glándula prostática es mejor visualizada por medio de ultrasonido transrectal (TRUS) [30]. Convenientemente hay pocos planos de interferencia cuando la glándula se acerca a través de la pared rectal. Particularmente, no hay intervención de los lazos intestinales. La sonda usada para realizar TRUS, varía dependiendo de los fabricantes. En la Figura 2.4 se muestra un ejemplo de la misma.



Figura 2.4: Imagen de la sonda utilizada en el ultrasonido transrectal.

El papel del TRUS es confirmar entre otras cosas, el diagnóstico clínico de la enfermedad inflamatoria prostática [31], debido a que tener una visualización tridimensional de la glándula, mejora la determinación de patologías. En la Figura 2.5 se muestra un ejemplo de cómo el ultrasonido transrectal captura eficazmente la próstata.

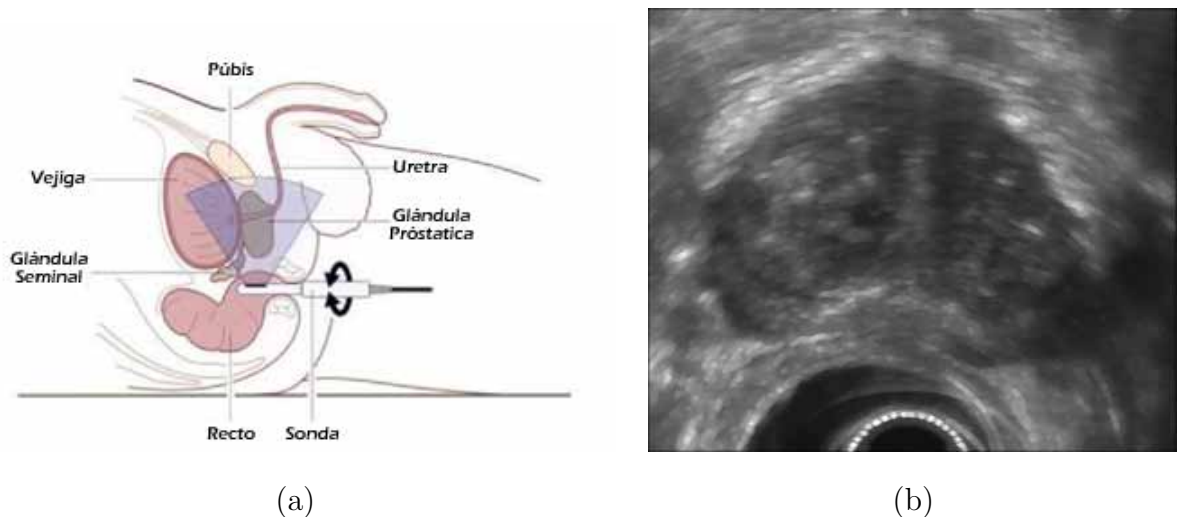


Figura 2.5: Ultrasonido transrectal. (a) Exploración de la glándula por medio de la sonda TRUS. (b) Imagen de ultrasonido.



### 2.3.3 Elección de la modalidad imagenológica

En este trabajo se ha seleccionado como modalidad imagenológica del estudio de la próstata el ultrasonido transrectal, por las ventajas reportadas en la literatura. Manyak *et. al* [32] han reportado que la próstata puede visualizarse por vía abdominal o transrectal, pero se prefiere esta última porque proporciona una visión más clara de la glándula. Reporta también que en la actualidad el TRUS es la modalidad de estudio de imagen más frecuente en el cáncer de próstata y se utiliza casi de forma universal durante la estaficación inicial para ayudar a la biopsia de próstata transrectal. También es útil para la evaluación de la anatomía global, evaluación de colocación de semillas de braquiterapia y como guía para las técnicas de criocirugía.

### 2.3.4 Fuente de datos

Tres bases de datos de imágenes de TRUS han sido proporcionadas por el Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Los Andes (GIBULA), Facultad de Ingeniería, Mérida, Venezuela. Las dos primeras corresponden a estudios de ultrasonido realizados a segmentos de la glándula prostática, una de las bases de datos está compuesta de 27 imágenes de 398 x 334 píxeles y la otra compuesta por 98 imágenes de 398 x 334 píxeles. Ambas bases de datos son cuantificadas a 8 bits/píxel.

La tercera base de datos corresponde a un estudio de ultrasonido transrectal completo de la próstata, donde se visualiza toda la glándula. Esta compuesta por 65 imágenes de 640 x 410 píxeles, cuantificadas a 8 bits y con una resolución espacial de 1 mm<sup>3</sup>/volxel.

Se realizaron pruebas del modelo sobre imágenes del Humano Visual (VH) [33], al extraer las imágenes correspondientes a los *slices* que muestran la glándula prostática compuesta por 35 imágenes (desde el *slice* 886 hasta el 921) de 64 x 64 píxeles de 1 mm<sup>3</sup>/volxel. Las imágenes son representadas usando una cuantificación de 8 bits/píxel.

### 2.3.5 El humano visual

El humano visual es una extensa base de datos de imágenes digitalizadas del cuerpo humano de un hombre y una mujer realizada por *U.S National Library of Medicine* con

---

la finalidad de ser usada en educación y en investigación. La data que se proporciona es una extensa biblioteca de imágenes que se encuentra en formato RAW (formato de archivo digital de imágenes, que sólo guarda información de los píxeles). Todas las imágenes de los *slices* correspondientes a la glándula prostática han sido tratadas y recortadas de la misma manera, con la finalidad de eliminar otros órganos presentes en ellas y evitar diferencias considerables que pudiesen entorpecer el funcionamiento del modelo. En la Figuras 2.6, 2.7 y 2.8 se muestra una imagen del humano visual y un *slice* donde se muestra la próstata.

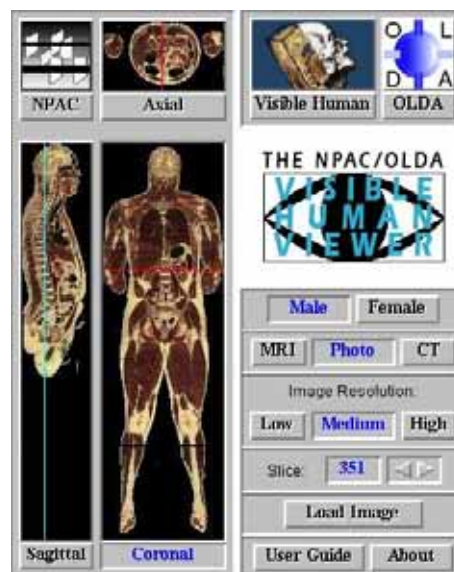


Figura 2.6: Aplicación principal de extracción de imágenes del humano visual.

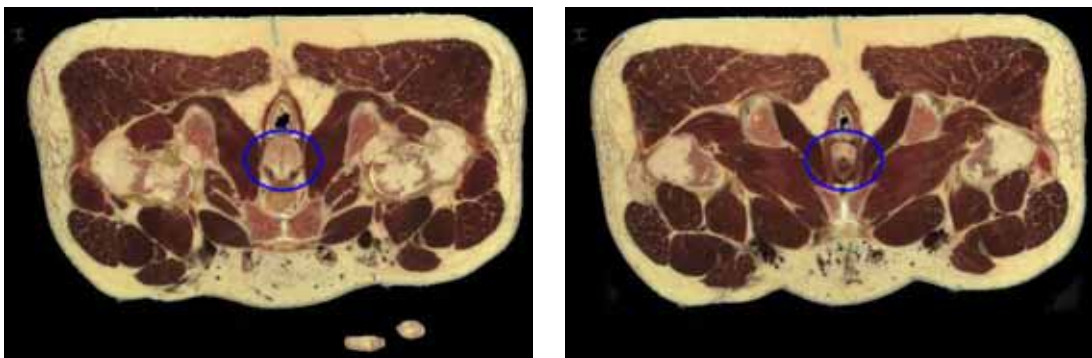


Figura 2.7: *Slices* del humano visual.

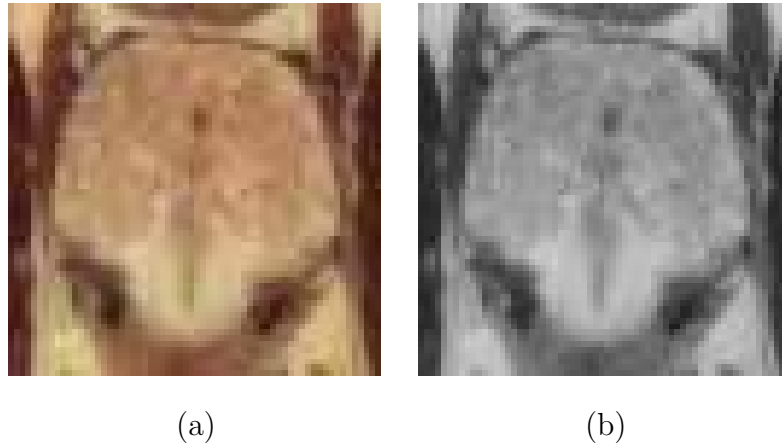


Figura 2.8: *Slice* próstata. (a) Imagen a color. (b) Imagen cuantificada a 8 bits/píxel.

## 2.4 Segmentación

### 2.4.1 Antecedentes

Recientemente se han realizado significativos aportes en cuanto a segmentación de la glándula prostática. La mayoría se basa en segmentación 2D. Heimann *et al.* [34], comparan dos modelos de gradientes con histogramas de enfoque local basado en regiones para detectar la próstata en imágenes TRUS 3D. El esquema del modelo de forma estadística (SSM) es utilizado, lo que les proporciona los mejores resultados en la detección de la superficie óptima. Realizan la comparación de los modelos, obteniendo resultados prometedores en esta desafiante modalidad imagenológica. Medina *et al.* [10], desarrollan un modelo de apariencia activa (AAM) 2D para la segmentación de la próstata en imágenes de ultrasonido, donde muestran el uso del AAM como la base de un robusto algoritmo de segmentación que combina información asociada a los contornos y texturas para conocer la variabilidad de la forma de la próstata en imágenes de TRUS. Los resultados son prometedores, la exactitud del contorno localizado se encuentra por encima del 96% con respecto al contorno trazado manualmente por expertos. Abolmaesumi y Sirouspour [17], utilizan un método para la segmentación de la próstata en imágenes de US que se apoya en un modelo múltiple de interacción (IMM) que funciona como estimador probabilístico de los datos de la imagen después de ser procesados por un filtro Strick para extraer el contorno de la próstata. El filtro Strick se usa para reducir el ruido y para realzar el contraste de la imagen. Para demostrar la validez del algoritmo, éste es probado con una

---

serie de imágenes US de la próstata y comparado con una estimación manual realizada de manera interactiva con el ratón. Los resultados muestran un excelente funcionamiento al extraer los contornos, ya que los resultados son similares a los realizados manualmente. Hussein *et al.* [35], realizan una estimación automática del contorno de la cápsula de la próstata para un modelo de reconstrucción 3D usando formas y características histográficas. Indican que en imágenes de US, la cápsula interior de la próstata tiende a ser irreconocible. Estas regiones donde desaparece la cápsula, pueden ser reconstruidas arbitrariamente dibujando una línea de continuación del contorno basada en la forma natural de la glándula de la próstata. La reconstrucción es planteada como un modelo matemático para decidir cual es la parte de la cápsula que falta. Dicho modelo, en conjunción con la transformada generalizada de *Hough* (GHT), determina automáticamente la línea del contorno de la cápsula. Shen *et al.* [36], realizan la investigación sobre segmentación de los contornos de la próstata de imágenes de ultrasonido utilizando un modelo de forma estadístico, para la segmentación automática de la próstata en imágenes TRUS. Proponen dos innovaciones. Primero, emplear un filtro Gabor para representar las características de la imagen alrededor del borde de la próstata de forma multiescala y multiorientación. Este filtro sirve para guiar el proceso de deformación. Segundo, realizan un modelo robusto de mínimo local, con diferentes estrategias de deformación. Los resultados experimentales son promisorios, y prueban que los contornos de próstata encontrados en las imágenes son aproximados con los contornos trazados de manera manual. Robb [21], desarrolla un modelo de visualización 3D y análisis del cáncer de próstata, sobre imágenes 3D pre-adquiridas de resonancia magnética (MRI), y de tomografía axial computarizada (CT). Logra demostrar la eficacia de la visualización 3D en la detección del cáncer de próstata, debido a que se permite analizar de mejor forma las patologías de la glándula.

### 2.4.2 Técnicas de segmentación

Un paso esencial en el análisis de imágenes es la segmentación. La segmentación subdivide una imagen en sus partes constituyentes u objetos. La segmentación se detiene cuando los objetos de interés de una imagen hayan sido aislados. Por lo general, la segmentación es una de las tareas más difíciles del procesamiento de imágenes, ya que esta etapa deter-

---

mina el eventual éxito o fracaso del análisis. De hecho, la segmentación rara vez llega a alcanzar una solución satisfactoria de un 100 % [37]. Implantar un algoritmo robusto de segmentación es importante para aumentar la probabilidad de éxito en la solución.

Los algoritmos de segmentación de imágenes en escala de grises, como en el caso del presente trabajo, generalmente se basan en una de las dos propiedades básicas de los valores del nivel de gris: discontinuidad y similitud [37]. En la primera categoría, el método consiste en dividir una imagen basándose en los cambios bruscos de nivel de gris. Las principales áreas de interés de esta categoría son la detección de puntos aislados y la detección de líneas y bordes de una imagen. El concepto de segmentación de imagen basado en discontinuidad o similitud de los valores del nivel de gris de sus píxeles es aplicable tanto a imágenes estáticas como a las dinámicas (variantes en el tiempo).

Existen diferentes técnicas de segmentación reportadas en la literatura, entre las que se encuentran [38]:

- Umbralización.
- Crecimiento de Regiones.
- Clasificadores.
- Agrupamiento.
- Campos Aleatorios de Markov.
- Redes Neuronales Artificiales.
- Guiados por plantillas.
- **Modelos Deformables.**
- Otros Métodos.

En el presente trabajo, se toma en cuenta la intensidad de los valores del nivel de gris de los píxeles de las imágenes, para realizar una segmentación mediante modelos deformables de la glándula prostática.

---

## Modelos Deformables

Los modelos deformables fueron propuestos hace aproximadamente 20 años en una investigación de Demetri Terzopoulos y sus colaboradores como un modelo basado en analogías físicas de objetos no rígidos para ser usado en visión por computadora y en computación gráfica. Terzopoulos, Andrew Witkin y Michael Kass desarrollaron una técnica para reconstruir modelos deformables tridimensionales de objetos a partir de imágenes y para estimar el movimiento a través del seguimiento de objetos en secuencias de imágenes. Un caso especial de su formalismo general basado en analogías físicas, los contornos deformables en dos dimensiones, conocidos como *snakes*, fueron los primeros en ganar popularidad en el análisis de imágenes médicas. Las tecnologías de imagenología médica no invasivas continuaron su rápido desarrollo mientras los modelos deformables se hacían más importantes para el análisis de imágenes médicas, en parte porque la no rigidez es una característica fundamental de los tejidos suaves en el cuerpo humano y en otras estructuras biológicas.

Los modelos deformables son una poderosa técnica basada en analogías físicas para representar, reconstruir, reconocer y manipular curvas, superficies y sólidos no rígidos a partir de sus imágenes y secuencias de imágenes. Las características básicas de los modelos deformables son:

- A diferencia de los modelos geométricos puros, los modelos deformables responden a fuerzas simuladas análogas de la misma forma en la que los objetos responden a las fuerzas en el mundo físico. La manipulación interactiva o automática de los modelos deformables con fuerzas es por lo tanto, muy natural e intuitivo.
  - La data de imágenes puede ser transformada en fuerzas externas que actúan en los modelos deformables. De igual modo, restricciones de forma tales como continuidad y simetría actúan como fuerzas internas. Bajo la influencia de las fuerzas internas y externas, los modelos evolucionan para conformar la estructura de interés.
  - Los modelos deformables son fundamentalmente dinámicos; así que ellos unifican el análisis de forma y movimiento. Esto los hace atractivos para el estudio de objetos naturales en movimiento.
-

---

Los modelos deformables ofrecen una alternativa atractiva para abordar problemas de segmentación en imágenes médicas, ya que estos modelos son capaces de representar las formas complejas y la amplia variedad de formas de las estructuras anatómicas. Los modelos deformables no tienen muchas de las limitaciones de las técnicas tradicionales de procesamiento de imágenes a bajo nivel, proporcionando representaciones compactas y analíticas de la forma del objeto, incorporando conocimiento anatómico y capacidades interactivas.

En el presente trabajo los modelos deformables son utilizados para evolucionar curvas y superficies útiles para discriminar frente a otras estructuras anatómicas la forma tridimensional de la glándula prostática en imágenes de ultrasonido transrectal.

---

# Capítulo 3

## Modelos Deformables

### 3.1 Introducción

Los modelos deformables están basados en motivaciones físicas, utilizados para delinear bordes de regiones usando curvas o superficies paramétricas que se deforman bajo la influencia de fuerzas externas e internas. Para delinear el borde de un objeto en la imagen, se debe colocar una curva o superficie cerca del borde deseado y luego permitirle evolucionar con la finalidad de lograr un proceso de deformación. Las fuerzas internas se calculan en el interior de la curva o superficie para mantenerla suave a lo largo de la deformación. Las fuerzas externas son frecuentemente derivadas de la imagen para llevar la curva o superficie hacia la característica de interés deseada [39]. Los modelos deformables han demostrado ser muy eficaces en la segmentación y correspondencia en imágenes, lo que los ha hecho muy populares [40].

En este capítulo se realiza una descripción de los dos modelos deformables que se han utilizado para realizar la segmentación de la forma tridimensional de la próstata. Se usaron dos modelos deformables: el modelo de contorno activo (*snake*) como modelo deformable bidimensional, y un modelo de deformación de forma libre (FFD) como modelo de deformación para la segmentación tridimensional.



## 3.2 Formulación del Modelo de Contorno Activo

Los modelos geométricos de contornos activos están basados en la evolución de curvas o superficies por flujos geométricos, teoría que ha influido poderosamente en la comunidad de procesamiento de imágenes. En dichos modelos, la curva o superficie se deforma de acuerdo a parámetros geométricos intrínsecos y de la adaptación a los contornos de la imagen.

El modelo de contorno activo más utilizado se conoce popularmente como *snake* [39]. Los *snakes* son modelos deformables útiles en muchas tareas sobre análisis de imágenes. Generalmente se utilizan para aproximar la forma del contorno de un objeto presente en la imagen [40].

Geoméricamente un *snake* es un contorno paramétrico  $G$  que es localizado en el plano de imagen  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ . Este contorno es representado por una curva continua expresada como  $\mathbf{v}(s) = (\mathbf{x}(s), \mathbf{y}(s))^\top$ , donde  $\mathbf{x}$  y  $\mathbf{y}$  son vectores de coordenadas,  $s \in [0, 1]$  en el dominio paramétrico y  $\top$  denota traspuesta [39]. Esta representación permite de acuerdo a [39] establecer como funcional de energía del modelo a (3.1).

$$\mathbf{E}_{\text{snake}} = \mathbf{E}_{\text{int}} + \mathbf{E}_{\text{ext}} = \mathbf{E}_{\text{int}} + \mathbf{E}_{\text{imagen}} + \mathbf{E}_{\text{restriccion}} \quad (3.1)$$

donde la  $\mathbf{E}_{\text{int}}$  se refiere a la fuerza de suavizamiento del modelo de deformación que se relaciona con la curvatura local del contorno y está basado en el modelo propuesto por Kass *et al.* [39]. La energía interna está representada por una combinación lineal entre las características de suavidad y curvatura del contorno. El término de esta energía es expresado usando un esquema de diferencia finita [41]. La ecuación 3.2 muestra la energía interna descrita.

$$\mathbf{E}_{\text{int}} = \int_s \alpha(s) \left| \frac{\partial \mathbf{v}}{\partial s} \right|^2 + \beta(s) \left| \frac{\partial^2 \mathbf{v}}{\partial s^2} \right|^2 ds \quad (3.2)$$

donde  $\alpha$  es el parámetro de control que hace que el *snake* actúe como una membrana,  $\beta$  es el parámetro de control que hace que el *snake* actúe como una placa delgada. Ajustar estos parámetros es un proceso muy importante en el modelo de deformación.

La energía de imagen está definida por una combinación lineal de las magnitudes de los gradientes de las imágenes obtenidas en una etapa de pre-procesamiento. El enfoque

basado en la combinación lineal es considerado de los resultados obtenidos en el trabajo reportado por Valdes–Cristerna *et. al.* [42].

$$\mathbf{E}_{\text{image}} : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\mathbf{E}_{\text{image}} = -\gamma \frac{1}{3} (\|\nabla \mathbf{I}_1\| + \|\nabla \mathbf{I}_2\| + \|\nabla \mathbf{I}_3\|) \quad (3.3)$$

$$\mathbf{E}_{\text{image}} = -\gamma \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \|\nabla \mathbf{I}_i\|$$

donde  $\mathbf{I}_i$  con  $i = \{1, 2, 3\}$  son imágenes obtenidas en la etapa de pre–procesamiento. La energía de restricción viene dada por el valor de las magnitudes de los gradientes obtenidos en una imagen pre–procesada multiplicado por un peso del termino de restricción  $\delta$ .

$$\mathbf{E}_{\text{restriccion}} = -\kappa \|\nabla \mathbf{I}_4\| \quad (3.4)$$

El contorno óptimo es obtenido con la ayuda de la energía normalizada del modelo. Este es un proceso iterativo cuyo resultado viene dado por la ecuación 3.5. Para mejorar los puntos del contorno, los mismos son la entrada de un algoritmo de  $\beta$ -*spline* con la finalidad de  $x$ -espaciar los mismos.

$$\mathbf{v}^{(t+1)} = \mathbf{v}^t + \delta \frac{\nabla \mathbf{E}_{\text{snake}}}{\|\nabla \mathbf{E}_{\text{snake}}\|} \quad (3.5)$$

Las imágenes  $\mathbf{I}_1$ ,  $\mathbf{I}_2$ ,  $\mathbf{I}_3$  y  $\mathbf{I}_4$ , depende del problema a resolver [42]. En el caso del presente trabajo, se ha utilizado  $\mathbf{I}_1$  como una imagen filtrada por un filtro Gauss,  $\mathbf{I}_2$  como una imagen obtenida por un operador morfológico *white top-hat*,  $\mathbf{I}_3$  como una imagen obtenida por un operador morfológico *black top-hat*, y finalmente  $\mathbf{I}_4$  como una imagen de similaridad. El proceso de obtención de estas imágenes es descrito en el capítulo 4.

### 3.2.1 $\beta$ -*splines*

Un  $\beta$ -*spline* uniforme, está definido por  $n$  ( $n \geq 3$ ) puntos de control  $Q_i$  que son transformados a unos puntos  $L_i$  definidos por [43]:

$$L_i = (Q_{i-1} + 4Q_i + Q_{i+1})/4 \quad (3.6)$$

Entre dos puntos  $L_i$  y  $L_{i+1}$  una curva  $b_i(t)$  es definida, donde el parámetro  $t \in [0 \ 1]$ :

$$b_i(t) = [\mathbf{x}(t), \mathbf{y}(t)]^\top = \left(-\frac{1}{6}Q_{i-1} + \frac{1}{2}Q_i - \frac{1}{2}Q_{i+1} + \frac{1}{6}Q_{i+2}\right)t^3 + \left(\frac{1}{2}Q_{i-1} - Q_i + \frac{1}{2}Q_{i+1}\right)t^2 + \left(-\frac{1}{2}Q_{i-1} + \frac{1}{2}Q_{i+1}\right)t + \frac{1}{6}Q_{i-1} + \frac{2}{3}Q_i + \frac{1}{6}Q_{i+1} \quad (3.7)$$

donde  $\top$  indica trasposición.

Se puede reescribir 3.7 de la siguiente forma:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= a_0 + a_1t + a_2t^2 + a_3t^3 \\ \mathbf{y}(t) &= b_0 + b_1t + b_2t^2 + b_3t^3 \end{aligned} \quad (3.8)$$

con

$$\begin{aligned} (a_0, b_0)^\top &= (Q_{i-1} + 4Q_i + Q_{i+1})/6 \\ (a_1, b_1)^\top &= (Q_{i+1} - Q_{i-1})/2 \\ (a_2, b_2)^\top &= (Q_{i+1} - 2Q_i + Q_{i-1})/2 \\ (a_3, b_3)^\top &= (Q_{i+2} - 3Q_{i+1} + 3Q_i - Q_{i-1})/6 \end{aligned} \quad (3.9)$$

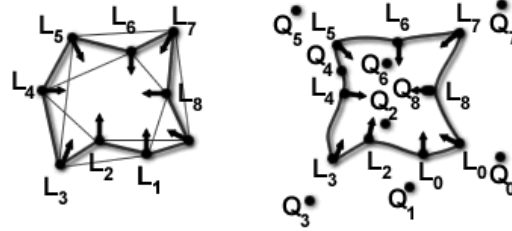
Con estas ecuaciones, se puede programar el  $\beta$ -spline usando la primera derivada de  $\mathbf{x}(t)$  y  $\mathbf{y}(t)$ :

$$\mathbf{n} = \frac{1}{\sqrt{a_i^2 + b_i^2}} \begin{pmatrix} -b_i \\ a_i \end{pmatrix}, m = 2(a_1b_2 - a_2b_1)(a_1^2 + b_1^2)^{\frac{3}{4}} \quad (3.10)$$

Los puntos  $Q_i$  son calculados para generar la curva  $\beta$ -spline donde los puntos estan igualmente espaciados. En la Figura 3.1 se muestra una representación de la curva  $\beta$ -spline mostrada por Lingrand *et. al.* [43]

### 3.3 Formulación del Modelo de Deformación de Forma Libre

La deformación de forma libre (FFD) es un método general para la deformación de modelos geométricos de objetos mediante el ajuste de puntos de control. Sederberg y Parry

Figura 3.1: Aplicación de  $\beta$ -spline.

[11], son los primeros en introducir la FFD para la deformación de modelos geométricos de sólidos. El método se fundamenta en alojar un objeto en una región del espacio o volumen de deformación, tal que cada punto del objeto presente una parametrización única en el espacio 3D, que define su posición en la región. La región de deformación es un paralelepípedo al cual se le asocia un sistema coordenado local. El origen ( $\mathbf{X}_0$ ) está localizado en uno de sus vértices y los ejes ( $\mathbf{U}$ ,  $\mathbf{V}$ ,  $\mathbf{W}$ ) están localizados en las tres aristas que interceptan a  $\mathbf{X}_0$ , como se muestra en la Figura 3.2.

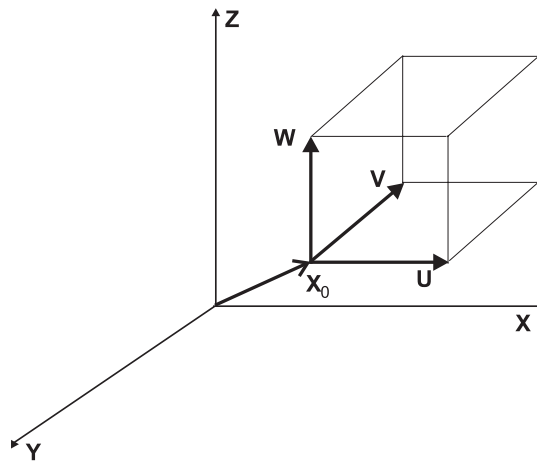


Figura 3.2: Sistema coordenado local.

Un punto  $\mathbf{X}$  en el sistema coordenado local se expresa como:  $\mathbf{X} = \mathbf{X}_0 + u\mathbf{U} + v\mathbf{V} + w\mathbf{W}$ , donde  $(u, v, w)$  de acuerdo al álgebra lineal están dados por 3.11.

$$u = \frac{\mathbf{V} \times \mathbf{W}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0)}{\mathbf{V} \times \mathbf{W} \cdot \mathbf{U}}, v = \frac{\mathbf{U} \times \mathbf{W}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0)}{\mathbf{U} \times \mathbf{W} \cdot \mathbf{V}}, w = \frac{\mathbf{U} \times \mathbf{V}(\mathbf{X} - \mathbf{X}_0)}{\mathbf{U} \times \mathbf{V} \cdot \mathbf{W}}. \quad (3.11)$$

La región de deformación de coordenadas  $(u, v, w)$ , es mallada de tal forma que se establecen  $l + 1$  planos perpendiculares a la dirección del vector unitario  $\mathbf{U}$ ,  $m + 1$  planos perpendiculares a la dirección del vector unitario  $\mathbf{V}$ , y  $n + 1$  planos perpendiculares a la dirección del vector unitario  $\mathbf{W}$ , formando una malla o rejilla de puntos de control en el espacio 3D denotada por  $\mathbf{P}_{ijk} = [p_i \ p_j \ p_k]$  y definidos por:

$$\mathbf{P}_{ijk} = \mathbf{X}_0 + \frac{i}{l}\mathbf{U} + \frac{j}{m}\mathbf{V} + \frac{k}{n}\mathbf{W} . \quad (3.12)$$

La rejilla es posteriormente alterada al asignarle propiedades de deformación elástica, causando un ajuste de la posición de los puntos del objeto, con respecto a su parametrización inicial. Tal ajuste en la posición de los puntos del objeto, está definido por una función de deformación que se encarga de establecer la correspondencia de los puntos del objeto inicial y de los puntos del objeto deformado. La función de deformación está definida por el producto tensorial de funciones polinomiales de Bernstein. La posición deformada  $\mathbf{X}_{\text{fd}}$  en el espacio Cartesiano de un punto arbitrario  $\mathbf{X}$  del objeto a deformar es determinada al evaluar el polinomio de Bernstein:

$$\mathbf{X}_d = \sum_{i=0}^l \sum_{j=0}^m \sum_{k=0}^n (C_l^i C_m^j C_n^k (1-u)^{l-i} u^i (1-v)^{m-j} v^j (1-w)^{n-k} w^k \mathbf{P}_{ijk}) , \quad (3.13)$$

donde  $(u, v, w)$  representan las coordenadas del punto  $\mathbf{X}$  de acuerdo a la ecuación 3.11 y  $\mathbf{P}_{ijk} = [p_i \ p_j \ p_k]$  viene dado según la ecuación 3.12.

En la literatura se han presentado algunas extensiones a la formulación inicial de la FFD, con el objeto de reducir el tiempo de calculo asociado. Coquillard [44] reemplaza los polinomios de *Berstein* por  $\beta$ -*splines* cúbicos para definir la función de deformación. Griessmair *et al.* [45] proponen el uso de un algoritmo generalizado *De Casteljau* para calcular el modelo deformado por un FFD, y Lamousin *et al.* que utilizan NURBS ( $\beta$ -*splines* racionales no uniformes) como función de deformación [46].

En el presente trabajo se utiliza la definición inicial de las FFDs [11], debido a que los polinomios de Bernstein y las regiones de deformación con forma de paralelepipedos disminuyen la complejidad computacional de las FFDs, y adicionalmente, porque han sido utilizado con éxito en la representación de datos médicos 3D [47].

De forma general todos los métodos de FFD siguen los siguientes cuatro pasos:

1. Definir un volumen paramétrico que incluya una región paramétrica y una rejilla.
2. Alojarse el objeto en el espacio paramétrico.
3. Modificar la forma del volumen mediante la edición de los puntos de control de la rejilla.
4. Deformar el objeto incluido en la región de deformación.

La Figura 3.3 muestra el principio de aplicación de la técnica de deformación de forma libre descrito por los pasos antes señalados.

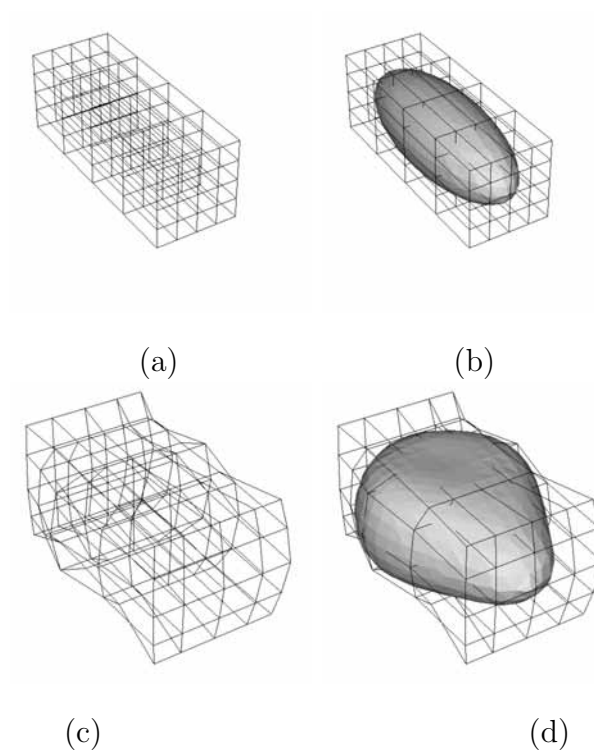


Figura 3.3: Aplicación de la técnica de FFD a una supercuádrica. a) Rejilla inicial. b) Objeto original alojado en la rejilla de puntos de control inicial. c) Rejilla deformada. d) Objeto deformado resultante alojado en la rejilla deformada.

## Capítulo 4

# Metodología para la Estimación de la Forma Prostática

### 4.1 Introducción

**E**n este capítulo se describe la metodología utilizada para el desarrollo del modelo de deformación usado en el proceso de segmentación tridimensional de la próstata. Esta metodología consta de cuatro fases fundamentales. En la primera fase, se describe la etapa de pre-procesamiento de las imágenes de TRUS. Se describen los filtros utilizados, el establecimiento de algunos parámetros de los mismos y sus resultados.

La segunda fase se refiere al establecimiento de la aproximación inicial de donde parte el modelo de deformación. Se explica cómo se determina esta aproximación y los pasos que se siguieron para generarla. Es importante destacar que esta aproximación inicial es un requisito en los modelos deformables [39]. La tercera etapa muestra el proceso de segmentación, donde se describe el acoplamiento entre los modelos de deformación utilizados. Se describen algunos parámetros utilizados y algunos resultados preliminares.

La última fase corresponde a la validación del modelo. Se describen los algoritmos que han sido utilizados para calcular el error del modelo, con respecto a la segmentación realizada manualmente por expertos.

## 4.2 Pre-Procesamiento de las Imágenes

### 4.2.1 Filtro de difusión anisotrópica

Las imágenes TRUS son normalmente difíciles de analizar porque poseen una baja relación señal-ruido (S/N). La etapa de pre-procesamiento comienza con la aplicación de un filtro de difusión anisotrópica. Los métodos de difusión anisotrópica son aplicados para atenuar el ruido (o información no deseada), al mismo tiempo que se preservan características específicas en las imágenes, como los bordes [48]. En algunos casos la difusión anisotrópica se puede utilizar como herramienta para obtener descripciones en multiresolución de imágenes [49]. El método se basa en la transformación de la imagen en una función de sus derivadas, en un espacio dimensional más alto. La función de alta dimensionalidad representa la solución de la ecuación de difusión de calor (4.1).

$$\frac{dI(x, y; t)}{dt} = \nabla \cdot C(x, y) \nabla I(x, y; t) \quad (4.1)$$

donde  $I(x, y; t)$  es la imagen original,  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ ,  $t$  denota el tiempo, y  $C$  representa la conductancia.

El procedimiento del filtro de difusión se programó considerando constante la conductancia  $C$ . Muchos valores de conductancia han sido aplicados a la ecuación 4.1 para dar solución a la ecuación de calor. Un valor de 1.25 se ha seleccionado empíricamente. *Insight ToolKit* (ITK) [50] (ver sección 5.2.2) se ha usado para programar el filtro de difusión anisotrópica.

Los resultados de la aplicación de este procedimiento sobre las imágenes TRUS se muestran en la Figura 4.1. Puede ser observado que el fondo es más homogéneo mientras que se realiza la información asociada a la glándula. La Figura 4.2, muestra un ejemplo de la aplicación del filtro de difusión anisotrópica a una imagen TRUS de otra base de datos. En la Figura 4.3 se muestra el perfil de la región seleccionada, después de haber realizado el filtro de difusión. Todas las imágenes de la base de datos son realizadas con el filtro de difusión anisotrópica, para posteriormente pasar a la siguiente etapa del pre-procesamiento.



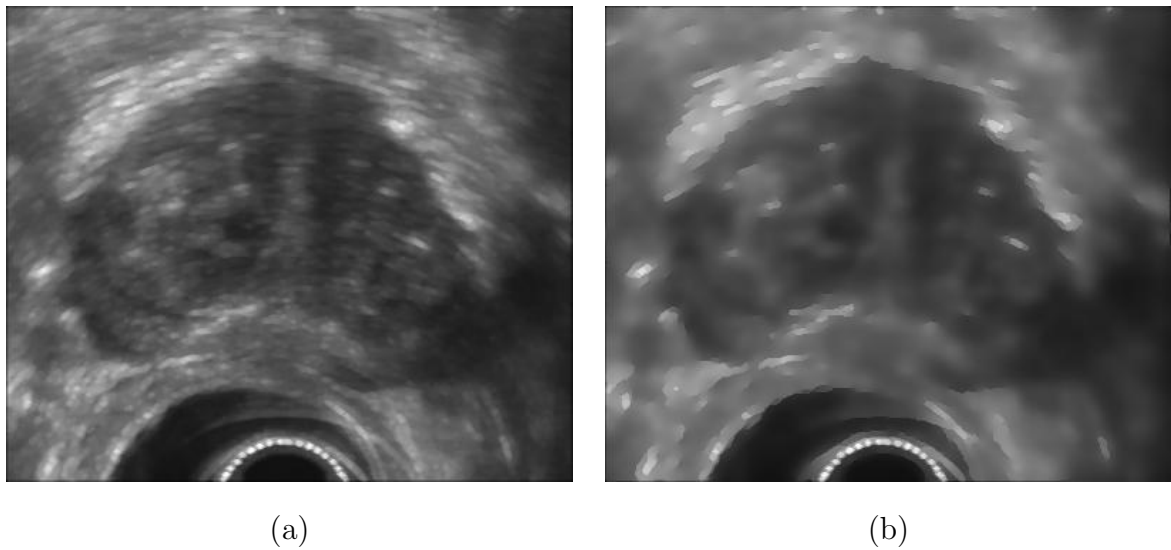


Figura 4.1: Filtro de difusión anisotrópica. (a) Imagen original. (b) Imagen filtrada.

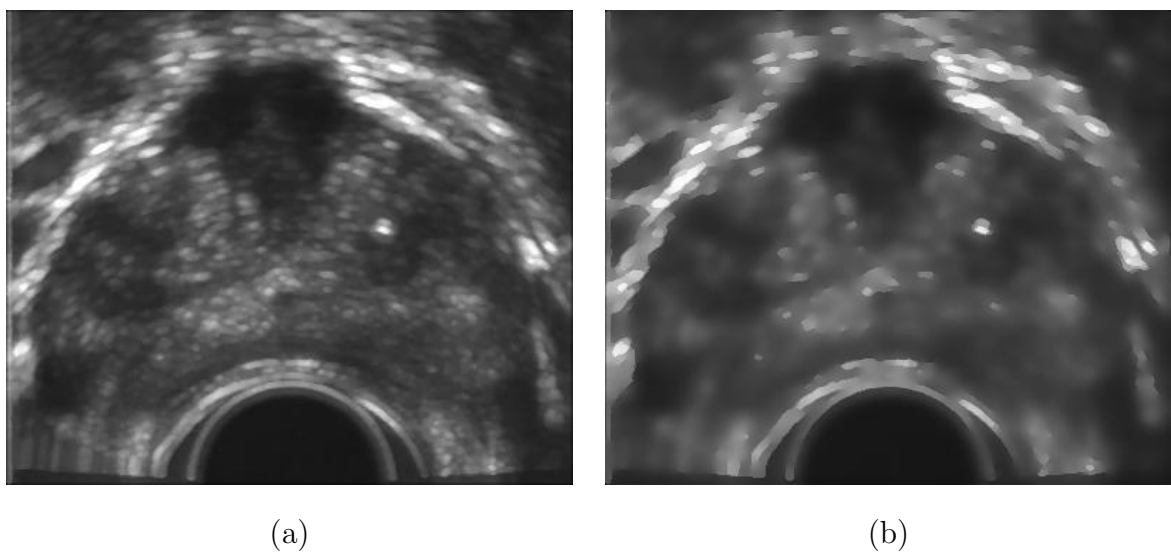


Figura 4.2: Filtro de difusión anisotrópica en otra base de datos TRUS. (a) Imagen original. (b) Imagen filtrada.

### 4.2.2 Filtros suavizadores

Se proponen cuatro diferentes técnicas para realzar las discontinuidades locales en los bordes de la glándula prostática en las imágenes TRUS que han sido procesadas con el filtro de difusión anisotrópica. Estas técnicas están basadas en cuatro filtros suavizadores: 1) filtro Gaussiano [51], 2) operadores morfológicos [52], 3) filtro promediador [37], y 4) filtro de similaridad [53].

---

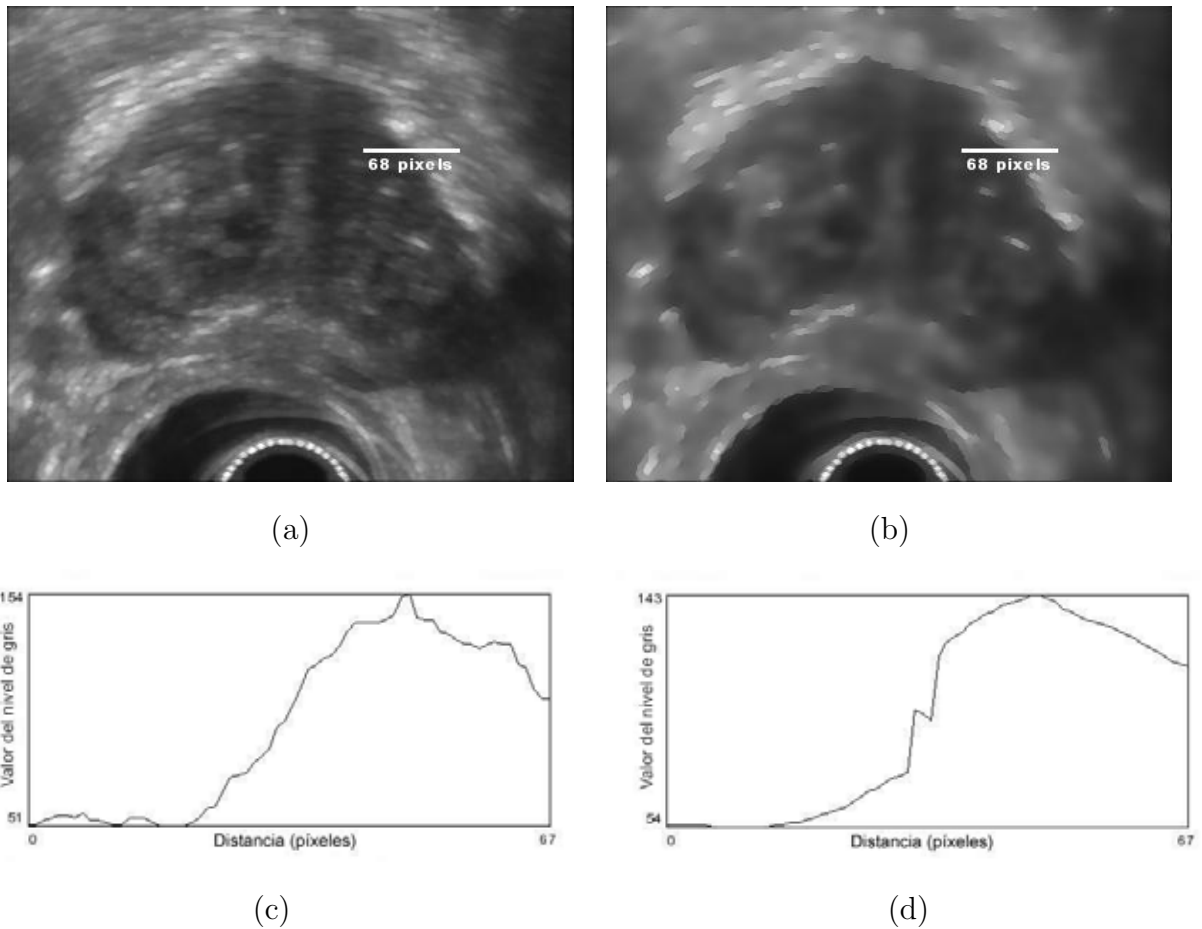


Figura 4.3: Filtro de difusión anisotrópica. (a) Imagen original con marca de análisis. (b) Imagen filtrada con marca de análisis. (c) Perfil de imagen original. (d) Perfil de imagen filtrada.

### Filtro Gaussiano

El filtro Gaussiano es un método estándar de difusión isotrópica normalmente utilizado para definir bordes entre un objeto y el fondo de la imagen. Este método isotrópico permite cambios en la posición de los bordes presentes en la imagen [54]. El filtro Gaussiano, es una técnica frecuentemente usada para suavizar imágenes.

Cada una de las imágenes obtenidas luego de aplicar el filtro de difusión es suavizada con un filtro Gaussiano. Cada valor de pixel en la imagen de salida ( $\mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ ) es obtenido de la convolución de la imagen de difusión anisotrópica ( $\mathbf{I}_{\text{diff}}$ ) con una ventana que representa la distribución Gaussiana 2D (4.2).

$$K(i, j) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right)^{n/2} e^{-\frac{|i+j|^2}{2\sigma^2}}; 0 \leq i, j \leq n, \quad (4.2)$$

donde el tamaño de la ventana es de 7 x 7 y  $\sigma$  es colocada como la desviación estandar de la imagen de difusión anisotrópica. El proceso de suavizamiento se muestra en la Figura 4.4. En la Figura 4.5 se muestra graficamente que el suavizamiento es mejorado después que el filtro gaussiano es aplicado a la imagen  $\mathbf{I}_{\text{diff}}$ .

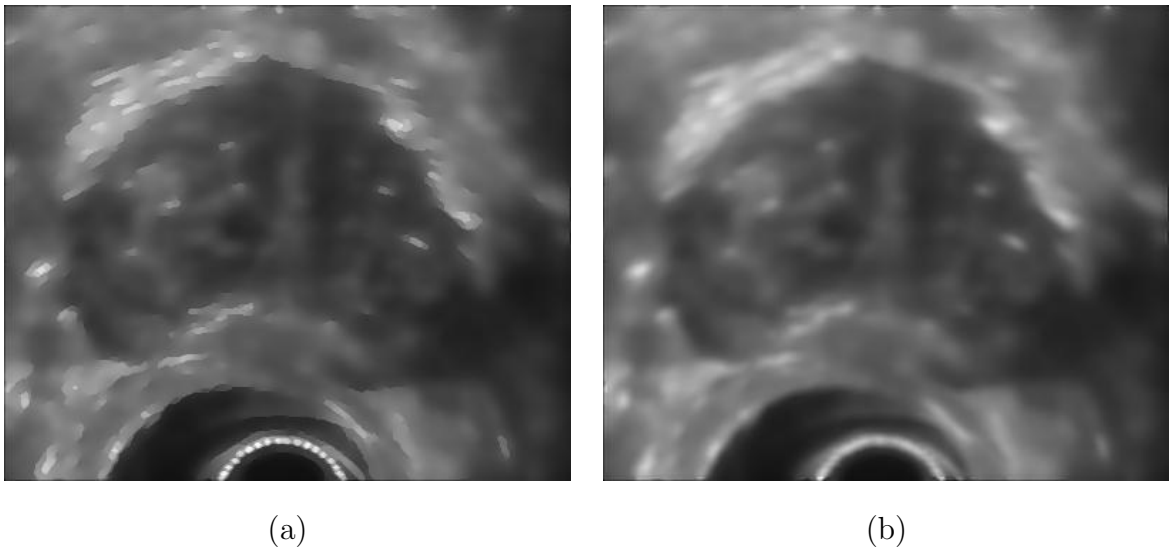


Figura 4.4: Filtro Gaussiano. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen suavizada.

### Filtro Morfológico

En esta etapa se usa un operador morfológico *top-hat*. Este operador es usado como una técnica de filtrado no lineal. Estos filtros preservan la información de los contornos de las imágenes, y al mismo tiempo atenúan el ruido. Para este trabajo se ha considerado el operador *white top-hat* y su dual *black top-hat*.

El operador *white top-hat* está definido como la diferencia entre la imagen de difusión anisotrópica y el *opening* ( $\circ$ ) de la imagen de difusión anisotrópica. La imagen obtenida es denominada  $\mathbf{I}_{\text{wth}}$ .

El operador *black top-hat* está definido como la sustracción de la imagen de difusión anisotrópica, del *closing* ( $\bullet$ ) de la imagen de difusión anisotrópica. La imagen obtenida es denominada  $\mathbf{I}_{\text{bth}}$ .

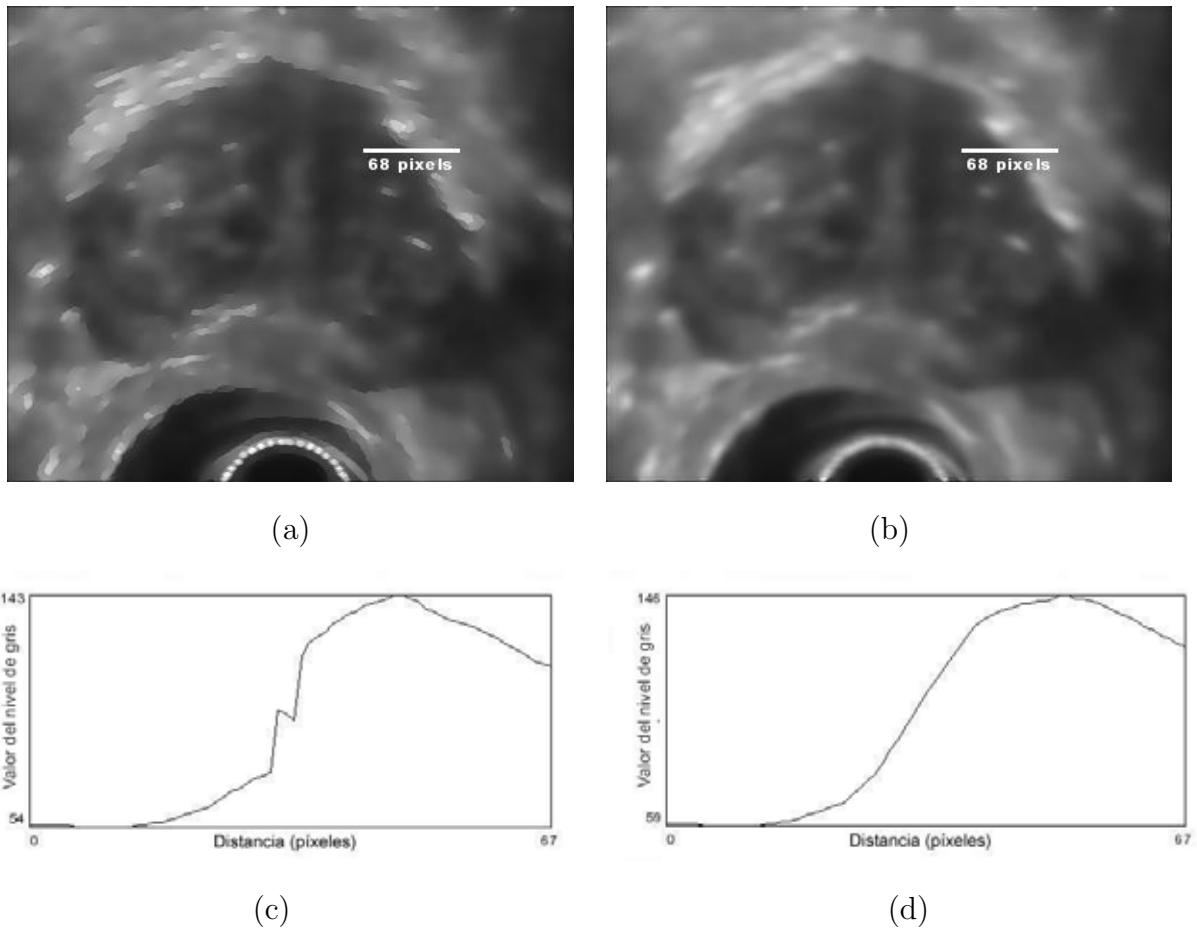


Figura 4.5: Filtro Gaussiano. (a) Imagen de difusión. (b) Imagen suavizada. (c) Perfil de imagen de difusión. (d) Perfil de imagen suavizada.

Un elemento estructurante elipsoidal ( $D$ ) es usado para determinar el efecto de los operadores *opening* y *closing* sobre la imagen de entrada, que en este caso corresponde con la imagen de difusión anisotrópica ( $\mathbf{I}_{\text{diff}}$ ). El tamaño de  $D$  para la obtención del  $\mathbf{I}_{\text{bth}}$  es una elipse de radio mayor igual a 8 y radio menor igual a 4, y el tamaño de  $D$  para la obtención de  $\mathbf{I}_{\text{wth}}$  es una elipse de radio mayor igual a 4 y radio menor igual a 2. Las imágenes  $\mathbf{I}_{\text{wth}}$  y  $\mathbf{I}_{\text{bth}}$  son calculadas de acuerdo a las ecuaciones 4.3 y 4.4.

$$\mathbf{I}_{\text{wth}} = \mathbf{I}_{\text{diff}} - (\mathbf{I}_{\text{diff}} \circ D) \quad (4.3)$$

$$\mathbf{I}_{\text{bth}} = (\mathbf{I}_{\text{diff}} \bullet D) - \mathbf{I}_{\text{diff}} \quad (4.4)$$

El *opening* y el *closing* son operadores morfológicos que se derivan de operaciones básicas sobre imágenes como la erosión ( $\ominus$ ) y la dilatación ( $\oplus$ ) [55].

El operador *opening* se utiliza para suavizar los contornos y eliminar pequeñas islas de píxeles y picos en la imagen. Se basa fundamentalmente en aplicar un operador de dilatación a una imagen que se le ha aplicado previamente un operador de erosión. Su expresión se muestra en la ecuación 4.5.

$$\textit{opening} = (I \ominus D) \oplus D \quad (4.5)$$

El operador *closing* se usa principalmente para rellenar pequeños huecos en la imagen. Se basa fundamentalmente en aplicar un operador de erosión a una imagen que se le ha aplicado previamente un operador de dilatación. Su expresión se muestra en la ecuación 4.6

$$\textit{closing} = (I \oplus D) \ominus D \quad (4.6)$$

Para comprender mejor como erosionar o dilatar una imagen se da una descripción a continuación. El filtro para erosionar una imagen (erosión  $\ominus$ ) aumenta la intensidad total de la imagen de salida, adelgazando líneas y sustituyendo los valores más oscuros por los más claros. Su expresión viene dada por (4.7).

$$I \ominus D = \{x \in X \mid x + b \in I, \forall b \in D\} \quad (4.7)$$

El filtro para dilatar una imagen (dilatación  $\oplus$ ) disminuye la intensidad total de la imagen, engruesando sus líneas y sustituyendo los colores más claros por los colores más oscuros en la imagen. Su expresión viene dada por (4.8).

$$I \oplus D = \{x = a + b \mid x + b \in I \wedge b \in D\} \quad (4.8)$$

La Figura 4.6 muestra un ejemplo de erosión y dilatación de una imagen. Finalmente las imágenes  $I_{\text{bth}}$  y  $I_{\text{wth}}$  se muestran en las Figuras 4.7.b y 4.7.c respectivamente. La relación de las intensidades en puntos sobre el contorno de la próstata en la imagen se ven en las Figuras 4.8 y 4.9.

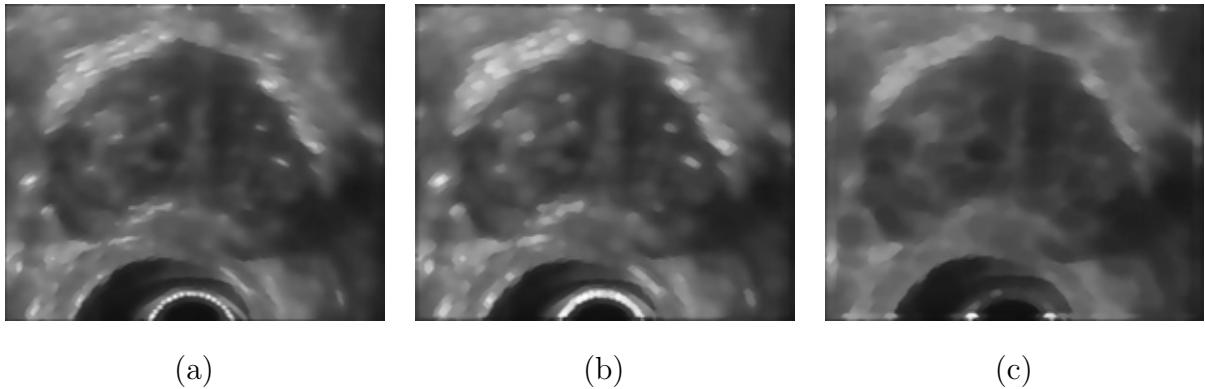


Figura 4.6: Operaciones morfológicas básicas. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen erosionada. (c) Imagen dilatada.

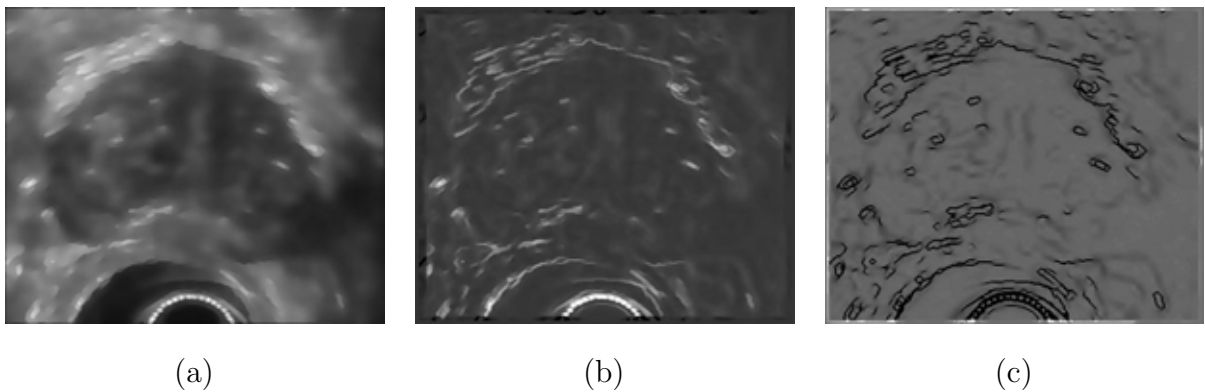


Figura 4.7: Filtros morfológicos. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen *white top-hat*. (c) Imagen *black top-hat*.

### Filtro Promediador

Según la definición de este filtro, si el valor de un pixel en la imagen de entrada (en este caso  $\mathbf{I}_{\text{diff}}$ ), es mayor que el promedio de sus vecinos más un cierto valor de umbral denominado  $\varepsilon$ , entonces el valor del pixel en la imagen de salida ( $\mathbf{I}_{\text{average}}$ ) es cambiado por el valor del promedio, en caso de que sea menor el valor del pixel en la imagen de salida es igual al valor que tenía en la imagen de entrada.

En este trabajo, el valor del umbral  $\varepsilon$  se ha colocado como la desviación estandar de la imagen de difusión anisotrópica. En la Figura 4.10 se muestra el resultado del filtro promediador y la relación de las intensidades en puntos sobre el contorno de la próstata en la imagen.

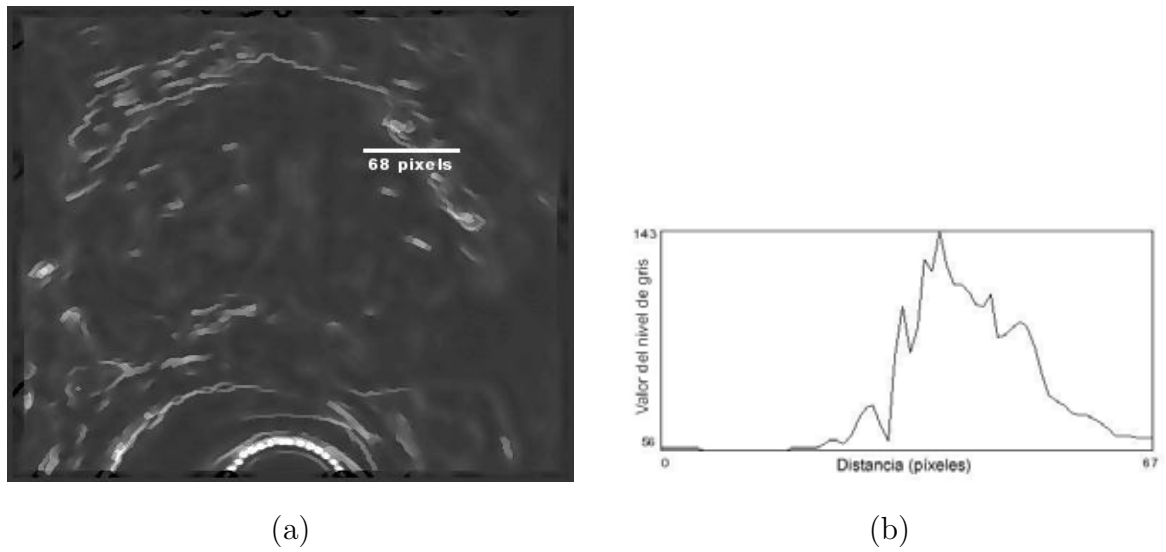


Figura 4.8: Análisis de perfil *white top-hat*. (a) Imagen *white top-hat*. (b) Perfil de la imagen.

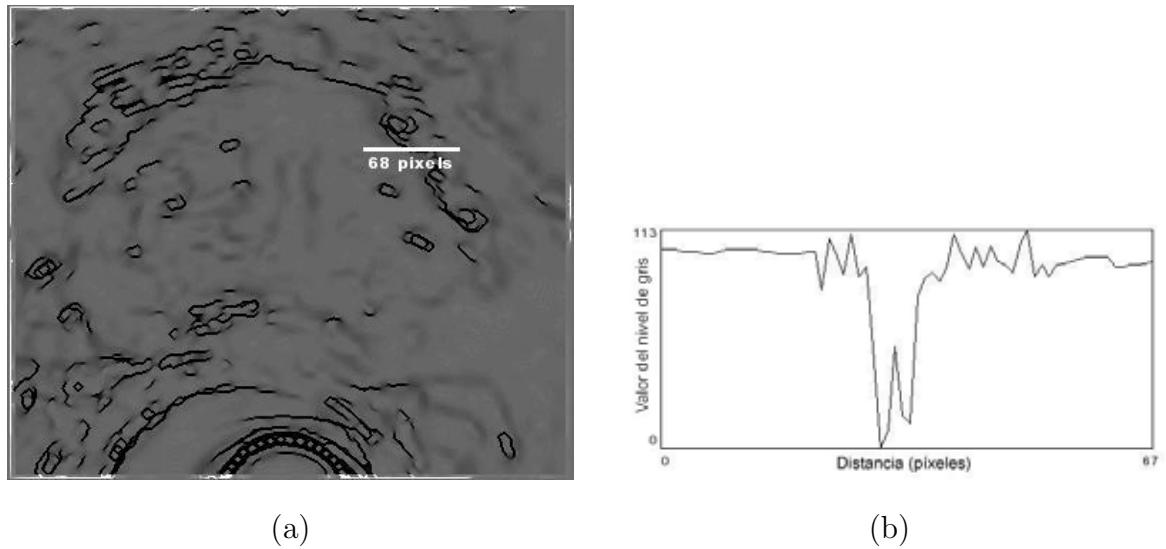


Figura 4.9: Análisis de perfil *black top-hat*. (a) Imagen *black top-hat*. (b) Perfil de la imagen.

### Filtro de Similitud

El filtro de similitud cuantifica la diferencia entre el valor de los niveles de gris en la imagen de entrada ( $I_{\text{diff}}$ ) y en la imagen suavizada ( $I_{\text{average}}$ ) basado en un criterio de similitud [53]. La Figura 4.11 muestra este proceso. El filtro de similitud es construido usando el procedimiento propuesto en [56]:

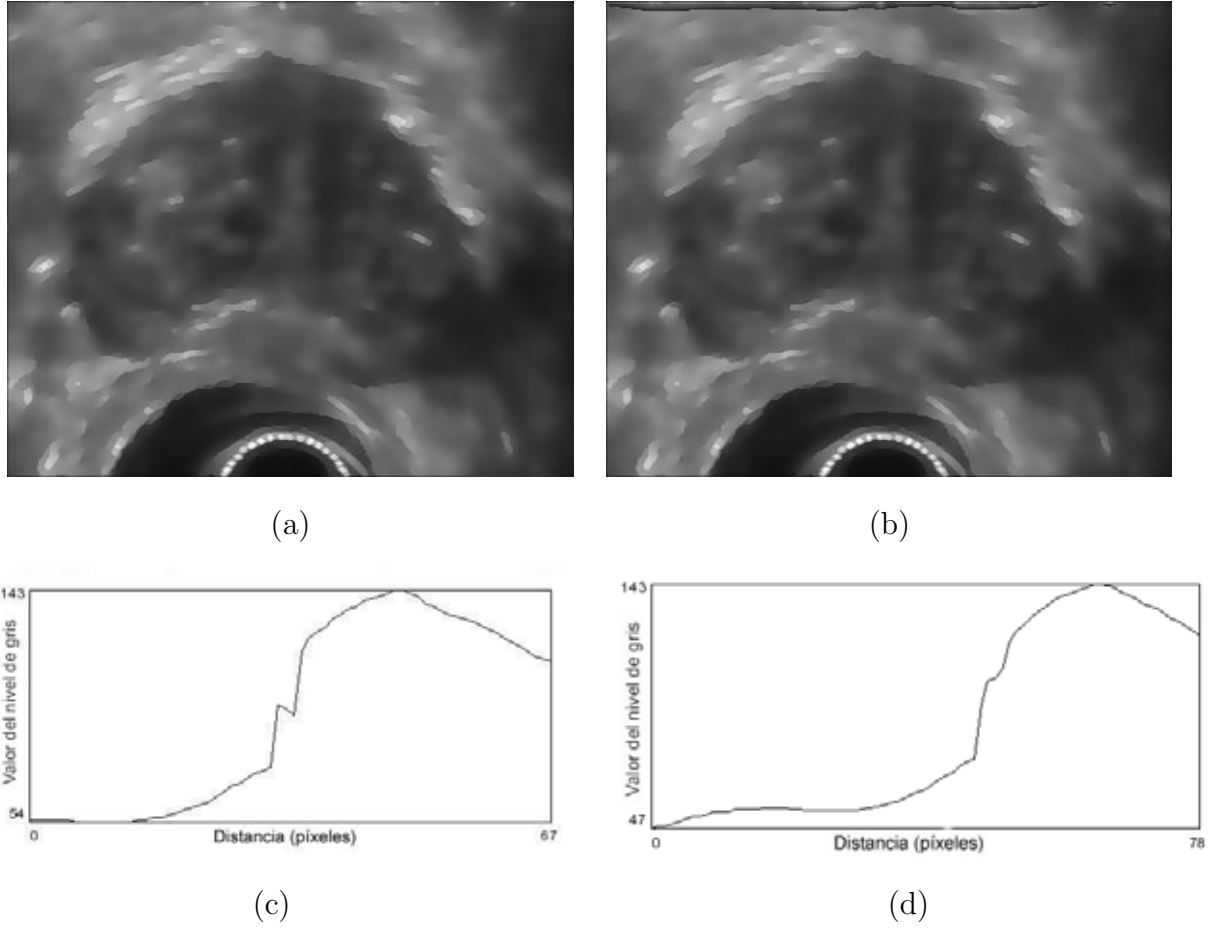


Figura 4.10: Filtro promediador. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen suavizada. (c) Perfil de imagen de difusión anisotrópica. (d) Perfil de imagen suavizada.

- Para cada  $p_{\mathbf{I}_{\text{diff}}}(i, j) \in \mathbf{I}_{\text{diff}}$  y cada  $p_{\mathbf{I}_{\text{average}}}(i, j) \in \mathbf{I}_{\text{average}}$  se obtiene un vector característico  $\mathbf{pv}_{\mathbf{I}_{\text{diff}}} = [I_1, a]$  y  $\mathbf{pv}_{\mathbf{I}_{\text{average}}} = [I_2, b]$ . Donde  $I_1$  y  $I_2$  denota las intensidades relacionadas con el pixel  $(i, j)$  y,  $a$  y  $b$  son las intensidades promedio en una vecindad  $l \times l$  alrededor del pixel  $(i, j)$ .
- La salida del filtro, en este caso, los píxeles de la imagen de similaridad ( $\mathbf{I}_{\text{sim}}$ ) se obtiene de acuerdo a la ecuación 4.9.

$$p_{\mathbf{I}_{\text{sim}}}(i, j) = w_1(I_1 - I_2)^2 + w_2(I_1 - b)^2 + w_3(I_2 - a)^2 \quad (4.9)$$

donde  $w_1$ ,  $w_2$  y  $w_3$  se han colocado con valor igual a uno.

El análisis de nivel de gris en una parte de la imagen de similaridad se muestra en la Figura 4.12. Nótese el cambio brusco de nivel de gris en el borde de la glándula próstata.



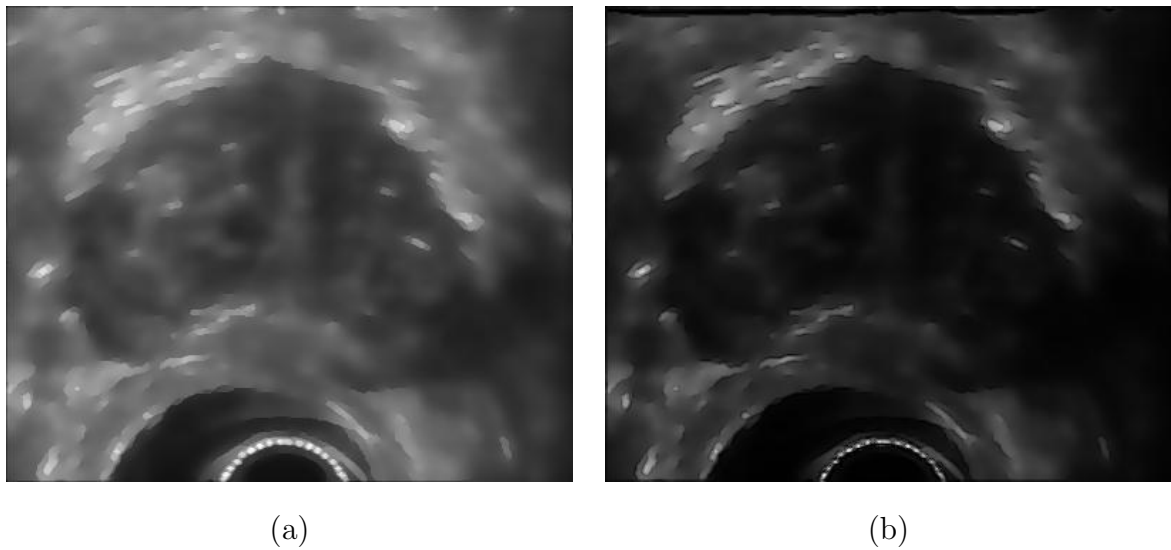


Figura 4.11: Filtro de similaridad. (a) Imagen de difusión anisotrópica. (b) Imagen suavizada.

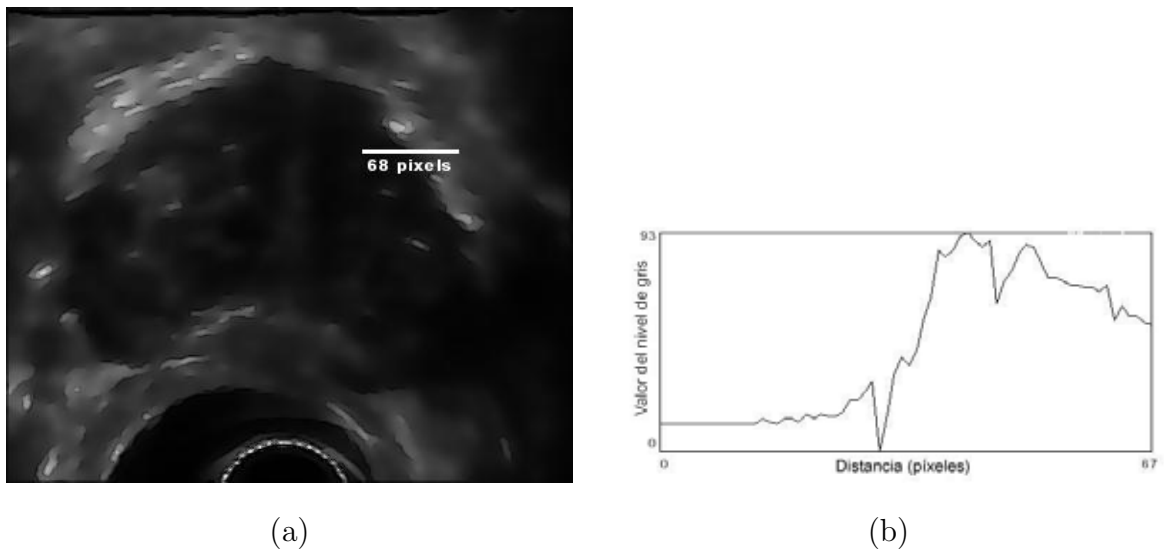


Figura 4.12: Análisis de intensidades en la imagen de similaridad. (a) Imagen suavizada. (b) Gráfica de perfil de la imagen.

### 4.2.3 Cálculo de gradientes

Finalmente, al culminar la etapa de pre-procesamiento se obtienen cuatro imágenes, por cada una de las imágenes de la base de datos TRUS, que son entrada al proceso de segmentación. Estas cuatro imágenes son: la imagen obtenida del filtro gaussiano ( $\mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ ), la imagen obtenida del operador morfológico *black top-hat* ( $\mathbf{I}_{\text{bth}}$ ), la imagen obtenida del

operador morfológico *white top-hat* ( $\mathbf{I}_{\text{wth}}$ ), y la imagen obtenida del filtro de similitud ( $\mathbf{I}_{\text{sim}}$ ).

Los gradientes de cada una de estas imágenes son calculados. Se obtiene entonces el gradiente en  $x$  ( $\nabla_x$ ) y el gradiente en  $y$  ( $\nabla_y$ ) de cada una. El cálculo del gradiente en dirección  $x$  y en dirección  $y$  se realiza utilizando una máscara de gradiente óptimo de tamaño  $5 \times 5$  ( $\nabla_{5 \times 5}$ ) desarrollada por Ando [[57], p. 258]. El objetivo es utilizar gradientes de banda ancha con buena resolución espacial y localización. Estos gradientes han sido construidos usando el criterio de consistencia propuesto en [57]. Los resultados de estos gradientes, con su respectivo modulo ( $\|\nabla\|$ ) se pueden observar en las Figuras 4.13, 4.14, 4.15 y 4.16.

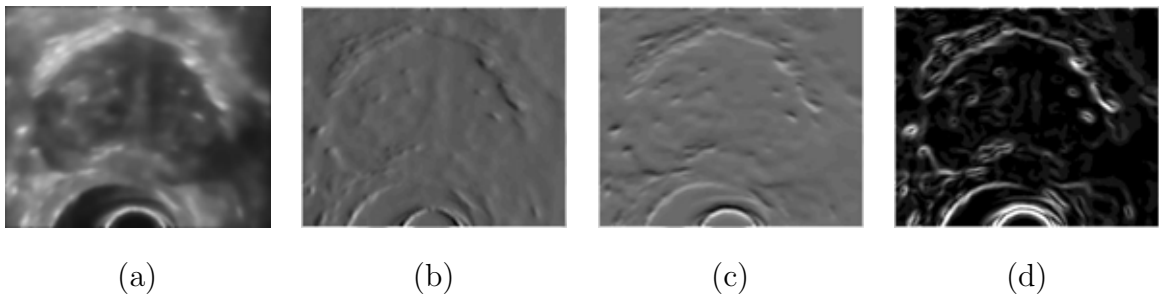


Figura 4.13: Gradientes de  $\mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (a)  $\mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (b)  $\nabla_x \mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (c)  $\nabla_y \mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ . (d)  $\|\nabla \mathbf{I}_{\text{Gauss}}\|$ .

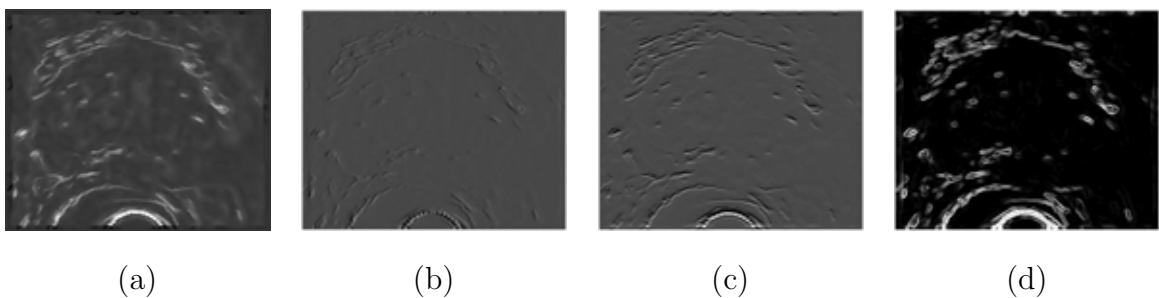


Figura 4.14: Gradientes de  $\mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (a)  $\mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (b)  $\nabla_x \mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (c)  $\nabla_y \mathbf{I}_{\text{wth}}$ . (d)  $\|\nabla \mathbf{I}_{\text{wth}}\|$ .

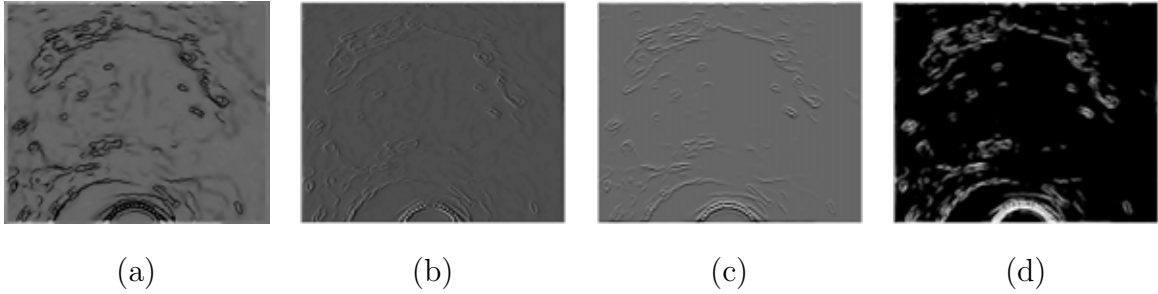


Figura 4.15: Gradientes de  $\mathbf{I}_{bth}$ . (a)  $\mathbf{I}_{bth}$ . (b)  $\nabla_x \mathbf{I}_{bth}$ . (c)  $\nabla_y \mathbf{I}_{bth}$ . (d)  $\|\nabla \mathbf{I}_{bth}\|$ .

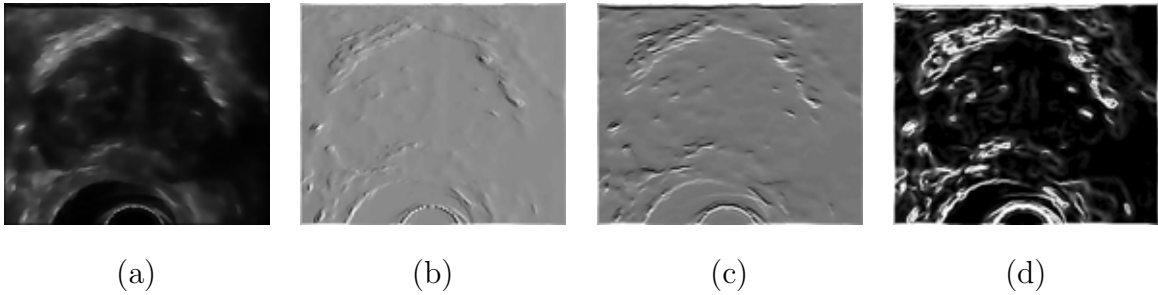


Figura 4.16: Gradientes de  $\mathbf{I}_{sim}$ . (a)  $\mathbf{I}_{sim}$ . (b)  $\nabla_x \mathbf{I}_{sim}$ . (c)  $\nabla_y \mathbf{I}_{sim}$ . (d)  $\|\nabla \mathbf{I}_{sim}\|$ .

### 4.3 Establecimiento de la Aproximación Inicial del Modelo

El modelo propuesto se basa en deformar una superficie 3D con la ayuda de una FFD y un modelo de contorno activo. Para hacer este proceso de deformación se debe partir de una forma inicial.

Se realizan pruebas con dos diferentes aproximaciones iniciales. La primera con una supercuadrática que es posteriormente deformada hasta obtener el contorno de la próstata con el modelo propuesto. La segunda con una aproximación generada por el experto. Por comodidad, en adelante la aproximación por supercuadrática será denominada Tipo 1, y la aproximación generado por el experto será denominada Tipo 2.

### 4.3.1 Aproximación inicial supercuádrica (Tipo 1)

Para esta aproximación inicial, se genera un cilindro de base elipsoidal. Se ha realizado una aplicación para la generación de esta estructura, donde el experto selecciona cuatro puntos que definen al eje mayor y menor de la elipse. Esta selección se realiza sólo en la primera imagen de la base de datos. La elipse generada es posteriormente deformada por un  $\beta$ -*spline* con la finalidad de evitar que la mitad inferior de la elipse pase sobre glándula prostática. La Figura 4.17 ilustra graficamente este proceso. En la Figura 4.17.a se pueden observar los puntos de ajuste en la mitad inferior de la elipse.

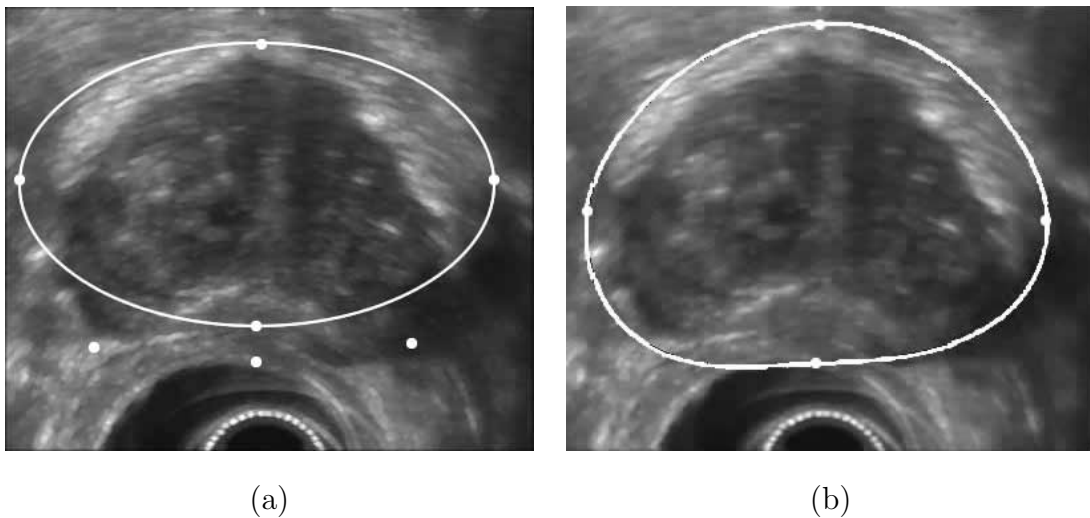


Figura 4.17: Aproximación inicial Tipo 1. (a) Elipse original. (b) Elipse deformada como aproximación inicial.

En la Figura 4.18 se muestra la selección de los puntos de la elipse y su deformación. El cilindro es creado automáticamente tomando las áreas generadas a partir de los contornos de cada una de las imágenes que conforman la base de datos (ver Figura 4.19.a). La Figura 4.19.b muestra esta aproximación inicial.

### 4.3.2 Aproximación generada por el experto (Tipo 2)

Adicionalmente el modelo es probado con una aproximación inicial generada por un experto. La metodología utilizada para generar esta aproximación se basa en dibujar un contorno cercano a la próstata, en la primera y en la última imagen de la base de datos.

---

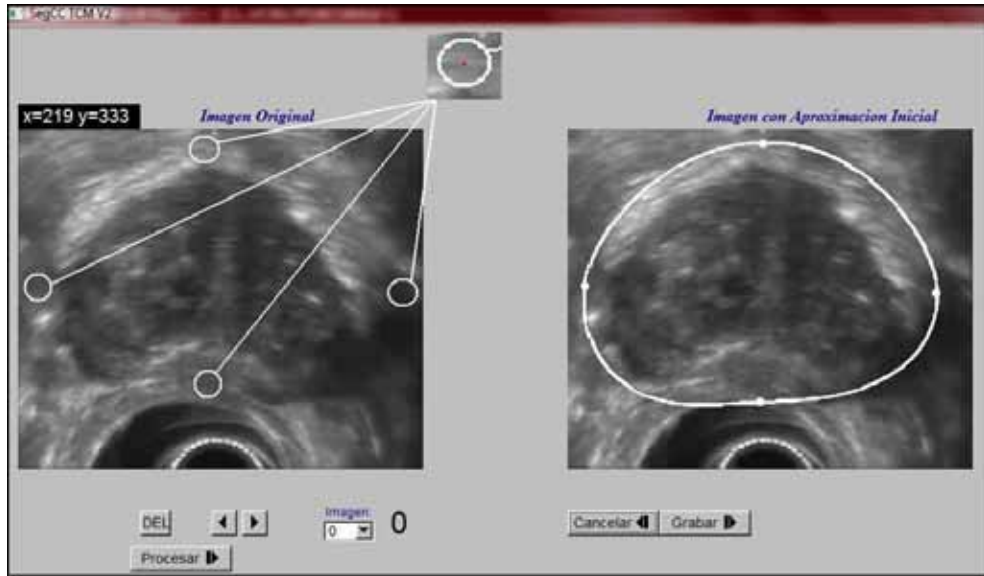
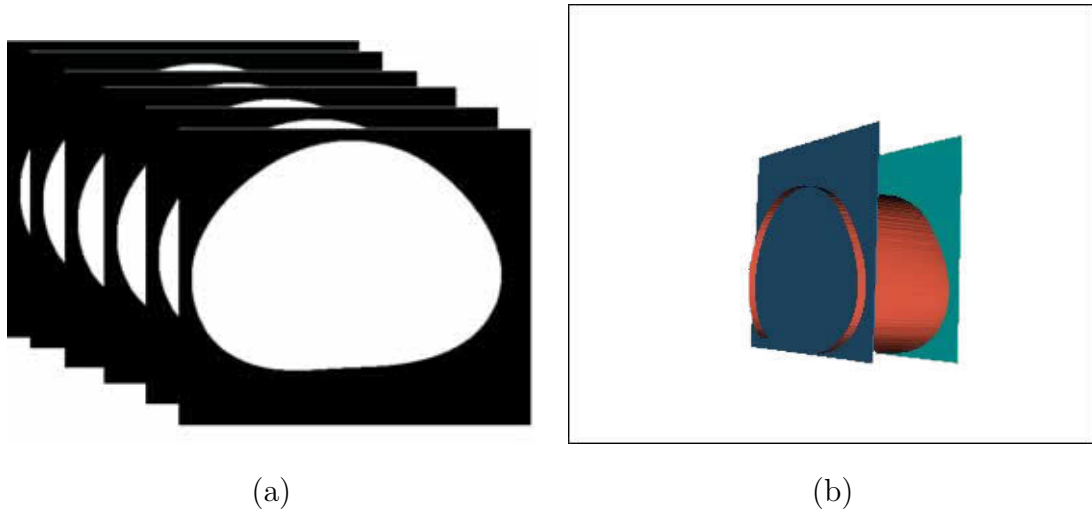


Figura 4.18: Establecimiento de aproximación inicial Tipo 1.



(a)

(b)

Figura 4.19: Aproximación inicial Tipo 1. (a) 2D para los contornos. (b) Superficie reconstruida.

Esta información es usada para generar una imagen binaria para cada contorno, reconstruida volumétricamente por un algoritmo de *marching cubes* [58] (ver sección 5.2.1). De igual manera, se crea un archivo (ver Figura 4.22) donde se colocan los puntos generados por este algoritmo. Estos puntos son tomados posteriormente como la aproximación inicial del modelo. En las Figuras 4.20 y 4.21 se muestra la forma como se obtiene esta aproximación.

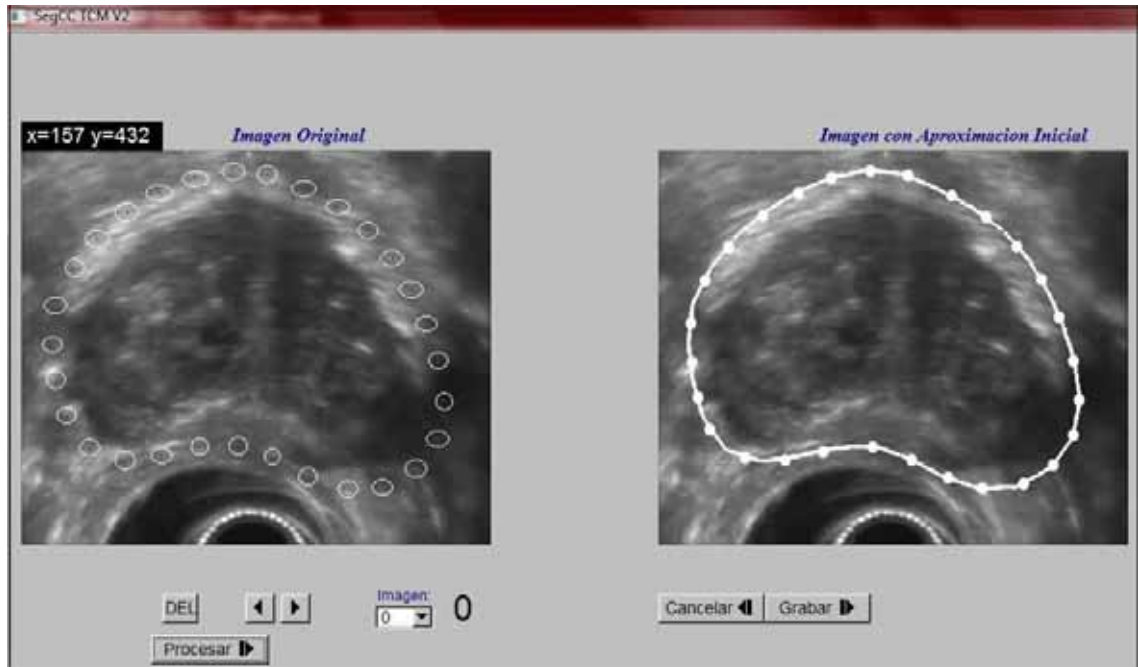


Figura 4.20: Establecimiento de aproximación inicial Tipo 2.

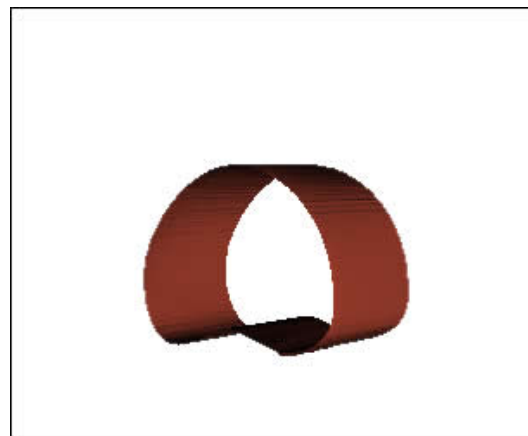


Figura 4.21: Reconstrucción de aproximación inicial Tipo 2.



### Establecimiento del modelo

En la sección 3.2 se ha propuesto la formulación del modelo de contorno activo o *snake*. La energía de la forma anatómica del contorno  $G$  es modelado entonces por la ecuación 3.1.

Esta función representa la energía del contorno  $G$  que incluye la energía interna ( $\mathbf{E}_{\text{int}}$ ), la energía de imagen ( $\mathbf{E}_{\text{image}}$ ) y la energía de restricción ( $\mathbf{E}_{\text{restriccion}}$ ). El contorno óptimo corresponde a la minimización de esta función de energía.

La fuerza de suavidad del modelo de deformación propuesto, viene dado por la energía interna. La formulación de la energía interna utilizada es la propuesta en el capítulo 3 ecuación 3.2, la cual está relacionada con la curvatura del contorno local.

El termino de energía de imagen  $\mathbf{E}_{\text{image}}$  (3.3), en la función de energía (3.1), está definida como la combinación lineal de las magnitudes de los gradientes de las imágenes realizadas obtenidas en el pre-procesamiento. En este trabajo se establecen  $\mathbf{I}_1 = \mathbf{I}_{\text{Gauss}}$ ,  $\mathbf{I}_2 = \mathbf{I}_{\text{wth}}$  y  $\mathbf{I}_3 = \mathbf{I}_{\text{bth}}$ .  $\nabla$  es representado como el operador de óptimo gradiente [57].

El modelo deformable 2D, incorpora también un término de regularización  $\mathbf{E}_{\text{restriccion}}$  (3.4) con la finalidad de atraer el modelo deformable hacia la glándula prostática. Este termino de restricción  $\mathbf{E}_{\text{restriccion}}$  permite reorientar el campo de dirección asociado con el término de energía de la imagen. Se establece  $\mathbf{I}_4 = \mathbf{I}_{\text{sim}}$ .

### Evolución del modelo

En los modelos de contorno activo, el funcional de energía ( $\mathbf{E}_{\text{snake}}$ ) produce las fuerzas que deforman el modelo. El modelo de energía de la forma prostática ( $\mathbf{E}_{\text{snake}}$ ) es minimizado usando un proceso de optimización iterativo basado en un algoritmo de descenso de gradiente.

El objetivo de este proceso iterativo de optimización es expresar la forma actual del contorno basado en el conocimiento de la energía correspondiente al contorno anterior. La ecuación de optimización esta dada por la ecuación 3.5.



### 4.4.2 Modelo de deformación tridimensional

El modelo de forma tridimensional propuesto está construido usando la técnica de deformación de forma libre (FFD). La definición y características de las FFDs, han sido explicadas en el capítulo 3. En esta sección se describen los pasos para el establecimiento y evolución del modelo tridimensional, para la segmentación de la glándula prostática.

#### Establecimiento del Modelo

Se necesitaron cuatro pasos para el establecimiento del modelo de deformación de forma libre.

1. La superficie inicial de la próstata es colocada en la región de deformación, donde cada punto es mapeado en un sistema de coordenadas local, usando la ecuación 3.11.
2. La generación de la región deformable, que es una rejilla de puntos de control de tamaño 11 x 11 x 11 (1331 puntos de control).
3. Los nuevos puntos en la superficie después de la deformación usando la ecuación 3.13.

La Figura 4.23 muestra la rejilla con los puntos de control del modelo. La Figura 4.24 muestra la aproximación inicial Tipo 1 en superficie y contornos, y la Figura 4.25 muestra la aproximación inicial Tipo 2 en superficie y contornos, ambas colocadas dentro de la región deformable.

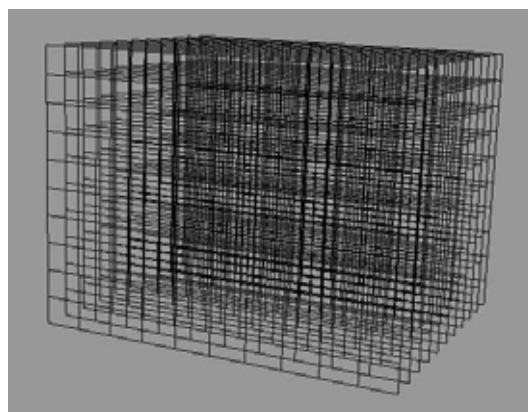


Figura 4.23: Rejilla de deformación.

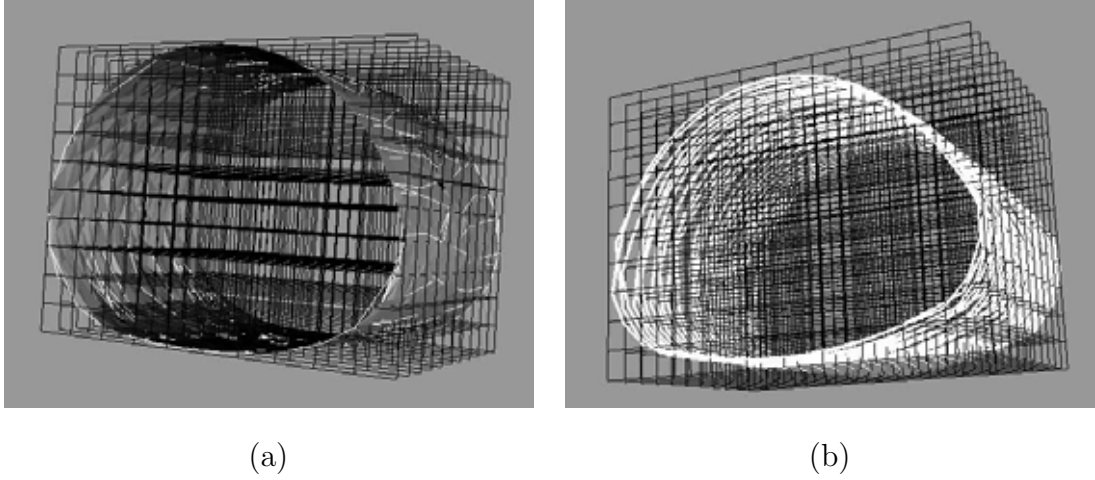


Figura 4.24: Aproximación inicial Tipo 1 en rejilla de deformación. (a) Superficie inicial. (b) Contornos iniciales.

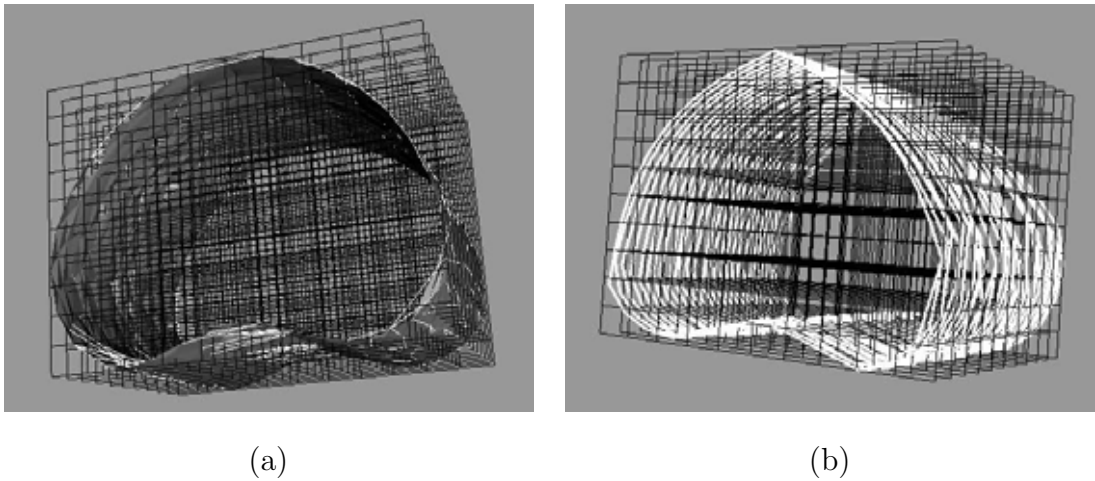


Figura 4.25: Aproximación inicial Tipo 2 en rejilla de deformación. (a) Superficie inicial. (b) Contornos iniciales.

### Evolución del modelo

Cada punto 3D en la rejilla de deformación en un instante de tiempo  $t_r$  ( $\mathbf{P}_{ijk}^r$ ), es modificado para obtener el siguiente punto  $t_{r+1}$  ( $\mathbf{P}_{ijk}^{r+1}$ ), de acuerdo a la siguiente relación:

$$\mathbf{P}_{ijk}^{r+1} = \mathbf{P}_{ijk}^r + \mathbf{d}_{ijk}^r \quad (4.10)$$

donde  $\mathbf{d}_{ijk}^r = [d_i \ d_j \ d_k]$  que es el vector de deformación que permite el desplazamiento de los puntos de control en la rejilla entre dos tiempos consecutivos.

### 4.4.3 Validación del modelo

En el proceso de validación se usan dos metodologías propuestas en la literatura. En ambas metodologías, los resultados obtenidos del proceso de segmentación del modelo propuesto, y una segmentación manual realizada por un experto son comparados.

La primera metodología es la propuesta por Chalana and Kim [59]. Este método está orientado a disminuir la variabilidad que se introduce cuando un contorno es trazado manualmente por un experto. Esta métrica es denominada error de posición ( $E_P$ ). Se requiere el cálculo de una media de contorno real, que representa el promedio del conjunto de imágenes segmentadas por el experto. Esta métrica está basada en una media de distancia absoluta (MAD) que es usada para determinar el error entre los contornos automáticamente extraídos con respecto a los contornos trazados por el experto y la media de contorno real.

Dados dos conjuntos de puntos de contornos  $\mathbf{a} = \{a_1, \dots, a_n\}$  y  $\mathbf{b} = \{b_1, \dots, b_n\}$ . Cada  $a_i$  y  $b_i$  representan la coordenada  $(x, y)$  del contorno de puntos. La distancia de punto más cercano (DCP) sobre el contorno  $\mathbf{b}$  para los puntos  $a_i$  está expresada de acuerdo a la ecuación 4.11.

$$d(a_i, \mathbf{b}) = \min_{1 < j < n} (\text{distancia}(b_j - a_i)) \quad (4.11)$$

donde el operador *distancia* denota la norma Euclidiana.

La distancia de puntos cercanos es calculada para todos los puntos de los contornos en  $\mathbf{a}$  y  $\mathbf{b}$ . El error en posición es expresado como la media de la distancia absoluta entre ambos contornos usando la ecuación 4.12.

$$E_p(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{1}{2} \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(a_i, \mathbf{b}) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(\mathbf{a}, b_i) \right\} \quad (4.12)$$

La segunda metodología incorporada en el trabajo es la propuesta por Suzuki *et al.* [60], para evaluar el desempeño del método. La metodología de evaluación propuesta por Suzuki está basada en el cálculo de dos métricas que representan el error de contorno ( $E_C$ ) y el error de área ( $E_A$ ). Las ecuaciones 4.13 y 4.14, muestran las expresiones del error de contorno y el error de área:

$$E_C = \frac{\sum_{x,y \in R_E} [a_P(x,y) \oplus a_D(x,y)]}{\sum_{x,y \in R_E} a_D(x,y)} \quad (4.13)$$

$$E_A = \frac{|\sum_{x,y \in R_E} [a_D(x,y) - a_P(x,y)]|}{\sum_{x,y \in R_E} a_D(x,y)} \quad (4.14)$$

donde  $a_D(x,y) = 1$  si  $(x,y) \in R_D$ , y  $a_P(x,y) = 1$  si  $(x,y) \in R_P$ . En los casos contrarios, se toma el valor cero.

$R_E$  es la región correspondiente a la imagen TRUS,  $R_D$  es la región encerrada por el contorno trazado por el experto y,  $R_P$  es la región encerrada por el contorno obtenido por el modelo de segmentación. El operador  $\oplus$ , es un OR exclusivo.

#### 4.4.4 Parámetros Finales Usados en el Modelo

##### Parámetros del modelo de deformación bidimensional

Los parámetros del modelo bidimensional se han establecido mediante pruebas empíricas realizadas con una imagen sintética. En la Tabla 4.1 se muestran los parámetros considerados en el modelo. La imagen sintética utilizada se muestra en la Figura 4.26. El parámetro  $\delta$  es fijado a 0.5 por el tamaño de paso de la ecuación 3.5.

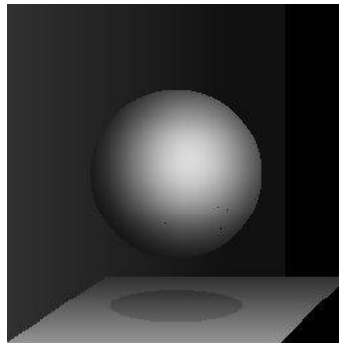


Figura 4.26: Imagen sintética utilizada para la selección de parámetros.

El modelo de deformación 2D (modelo de contorno activo) es aplicado para segmentar la imagen sintética usando un contorno inicial localizado cerca del objeto (pelota). El objetivo es cuantificar la energía del modelo. Se asume que los valores de los parámetros que generan un estado de energía mínimo, constituyen los valores óptimos establecidos.

Tabla 4.1: Parámetros en el modelo de deformación bidimensional.

Nombre del Parámetro	Descripción del Parámetro
$\alpha$	Parámetro de elasticidad de energía interna del modelo ACM. (ver ecuación 3.2)
$\beta$	Parámetro de rigidez de energía interna del modelo ACM. (ver ecuación 3.2)
$\gamma$	Parámetro de ecuación de energía de imagen. (ver ecuación 3.3)
$\kappa$	Parámetro de ecuación de energía de restricción. (ver ecuación 3.4)
$\delta$	Parámetro de tamaño de paso del gradiente descendiente (ver ecuación 3.5)

Este supuesto es válido ya que el contorno inicial está muy cerca del objeto. El anexo A, muestra las pruebas de segmentación realizadas para el establecimiento de los valores de los parámetros.

Una vez realizadas las pruebas con la imagen sintética, se seleccionan los valores de los parámetros del modelo bidimensional que se muestran en la Tabla 4.2

Tabla 4.2: Valores de los parámetros del modelo de deformación bidimensional

Nombre del Parámetro	Valor seleccionado
$\alpha$	0.5
$\beta$	0.085
$\gamma$	1.0
$\kappa$	0.5
$\delta$	0.5

### Parámetros de modelo de deformación tridimensional

En el modelo de deformación tridimensional, el parámetro a establecer es el tamaño de la rejilla de deformación. Este tamaño es establecido de acuerdo a la cantidad de puntos en el modelo de contorno activo que se asocia a cada plano de control en la rejilla 3D. La metodología usada para establecer el tamaño de la rejilla es la siguiente: el proceso de segmentación completo es aplicado variando el tamaño de la rejilla. El tamaño es variado entre  $7 \times 7 \times 7$  y  $15 \times 15 \times 15$ . Para cada tamaño de la rejilla, el contorno resultante es comparado con el contorno correspondiente trazado manualmente por un experto. El tamaño de rejilla más pequeño que minimiza los errores de la superficie segmentada automáticamente y la segmentada manualmente es finalmente el parámetro seleccionado. El tamaño seleccionado es  $11 \times 11 \times 11$ .

A continuación se muestran los resultados obtenidos con las rejillas de deformación

desde el tamaño 7 x 7 x 7 hasta 15 x 15 x 15. La Tabla 4.3 muestra los resultados de las métricas de errores aplicadas al proceso de segmentación que han sido obtenidos con las rejillas de deformación. En la Figura 4.27 se muestra una gráfica del comportamiento de los errores en cada una de las rejillas probadas.

Tabla 4.3: Errores obtenidos para las rejillas de deformación.

Rejilla	Metrica	Media	Desviación Estandar	Valor Mayor	Valor Menor
7x7x7	$E_P$	9.62mm	1.76mm	11.65mm	4.97mm
	$E_C$	12.41%	2.43%	16.01%	7.63%
	$E_A$	8.48%	2.65%	14.16%	3.99%
9x9x9	$E_P$	7.83mm	2.55mm	12.50mm	3.07mm
	$E_C$	10.88%	3.01%	16.46%	5.21%
	$E_A$	6.69%	2.92%	13.99%	1.63%
11x11x11	$E_P$	4.30mm	2.79mm	9.55mm	0.75mm
	$E_C$	8.64%	1.70%	14.68%	5.52%
	$E_A$	5.92%	2.33%	9.92%	2.63%
13x13x13	$E_P$	4.55mm	2.58mm	9.60mm	1.01mm
	$E_C$	8.56%	2.61%	12.91%	2.70%
	$E_A$	5.11%	3.39%	11.03%	0.19%
15x15x15	$E_P$	5.59mm	3.07mm	11.29mm	0.58mm
	$E_C$	8.59%	2.53%	12.06%	3.78%
	$E_A$	4.45%	2.48%	9.73%	0.33%

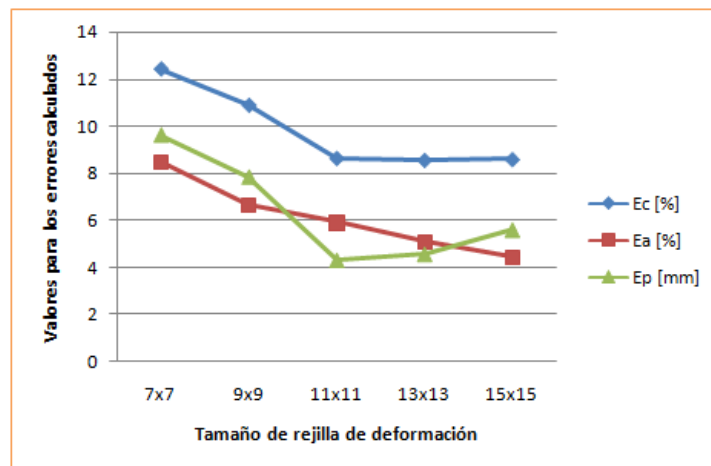


Figura 4.27: Gráfica de comportamiento de los errores obtenidos en la rejillas probadas.

#### 4.4.5 Acoplamiento *snake*–FFD

La segmentación tridimensional propuesta, se basa en el acoplamiento entre el modelo de contorno activo 2D, y el modelo paramétrico deformable en 3D basado en FFD. El acoplamiento requiere la siguientes etapas (como ejemplo, observe la rejilla mostrada en la Figura 4.28):

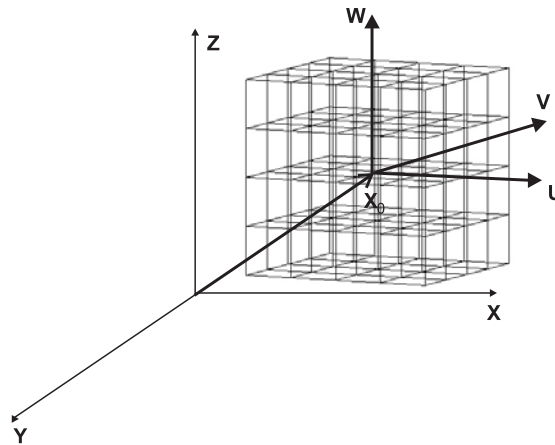


Figura 4.28: Rejilla de puntos de control.

1. Hacer corresponder once imágenes en la base de datos TRUS (imágenes de control) con los once planos perpendiculares en dirección  $\mathbf{U}$  (planos de control). La primera imagen en la base de datos TRUS se hace corresponder con el primer plano, y la última imagen en la base de datos, se hace corresponder con el último plano en la región de deformación. En la Figura 4.29 se muestra la correspondencia de las imágenes con una rejilla de deformación (la rejilla tomada como ejemplo es de tamaño  $7 \times 7 \times 7$  para efectos de visualización).
2. Se introduce la superficie inicial en la rejilla de deformación en la dirección  $\mathbf{U}$ , la intersección de los once planos de control con la superficie generada en la aproximación inicial establece los contornos iniciales de la próstata en las imágenes de control.

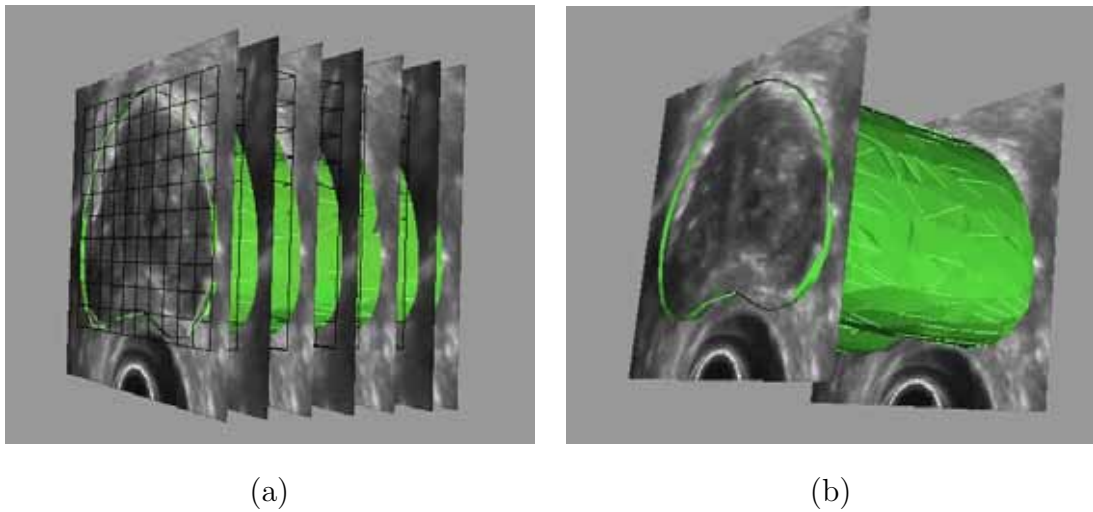


Figura 4.29: Imágenes de control en rejilla de deformación. (a) Imágenes en rejilla. (b) Primera y última imagen en superficie a deformar.

3. El contorno inicial en la imagen de control es deformado mediante el cálculo de la energía del *snake* para obtener un nuevo contorno en el siguiente instante de tiempo. Este procedimiento se realiza sólo en los contornos correspondientes a las imágenes de control.
4. Se genera un archivo, con los puntos de los contornos de las imágenes TRUS, donde los puntos de las imágenes de control son los optimizados con el algoritmo *snake*, y los puntos de las otras imágenes son los generados en la aproximación inicial.
5. El archivo es cargado por el algoritmo FFD.
6. Para realizar el algoritmo FFD se deben seleccionar los puntos de control de la rejilla que se van a mover. Para calcularlos se realiza una búsqueda de los puntos de la rejilla más cercanos al contorno optimizado de la imagen de control. Sólo los puntos más cercanos son movidos. En la Figura 4.30, se muestran los puntos de control seleccionados para la deformación. Se puede observar la rejilla de deformación (color negro), la aproximación inicial (contorno blanco), y el contorno obtenido después de realizar tres iteraciones en el algoritmo *snake* (contorno negro). Al realizar pruebas con el modelo *snake* se ha determinado que 3 iteraciones permiten al contorno experimentar una deformación suficientemente acorde para guiar el modelo FFD que



es el encargado de realizar el ajuste de la superficie a segmentar. Los puntos de control seleccionados se muestran en la Figura 4.30 en cuadros de color gris.

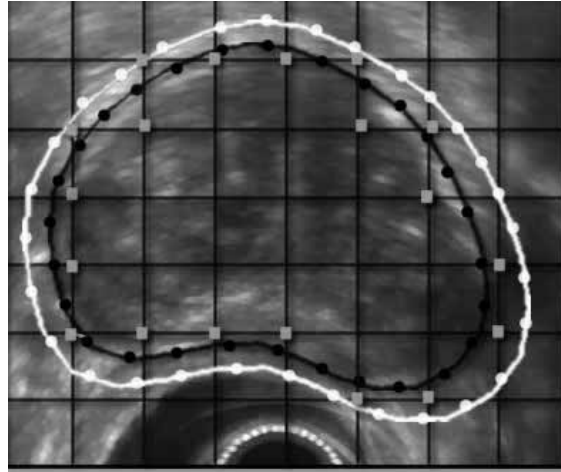


Figura 4.30: Rejilla de deformación con contorno inicial y deformado. Se señala en gris los puntos de control seleccionados.

7. Una vez seleccionados los puntos de la rejilla a mover, es necesario determinar cuánto y hacia qué dirección se van a desplazar. Esta información es determinada a partir del contorno activo optimizado. La distancia entre un punto de la aproximación inicial y del contorno deformado establece la función de deformación del modelo tridimensional. De acuerdo al criterio establecido en el ítem anterior, existe la posibilidad de que más de un punto del *snake* seleccione a un mismo punto de control en la FFD. Para asegurarse de que exista un único punto del contorno asociado a un único punto de control en la FFD, se calcula la distancia entre el punto de control en la rejilla y los puntos del contorno activo que lo hayan seleccionado. El ejemplo mostrado en la Figura 4.31 ilustra el procedimiento para escoger el punto del contorno asociado a un punto de control. En esta figura el punto  $\mathbf{P}$  es escogido por los puntos  $H_{i-1}^1$ ,  $H_i^1$  y  $H_{i+1}^1$  del contorno deformado. Las distancias  $m_{i-1}$ ,  $m_i$  y  $m_{i+1}$  son calculadas. Se selecciona entonces el punto sobre el contorno que tenga la distancia euclidiana menor con respecto al punto de control. En este caso se selecciona el punto del contorno  $H_i^1$ .

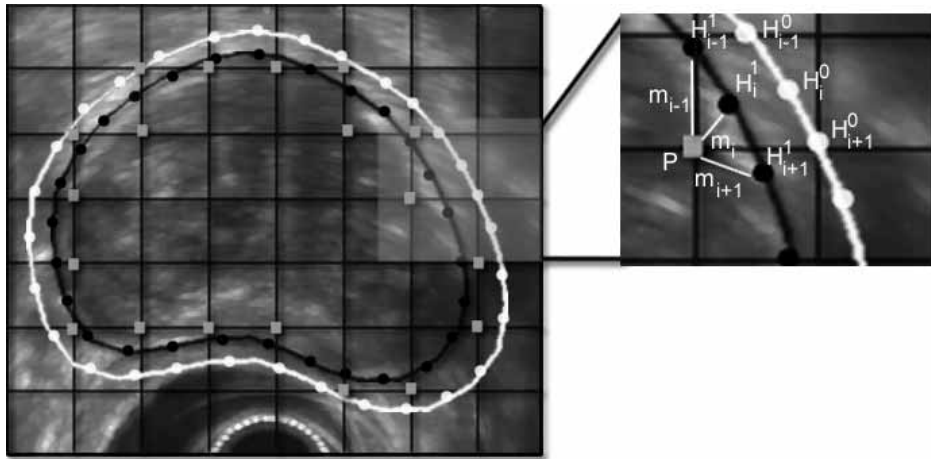


Figura 4.31: Punto de control tomado como ejemplo en el proceso de deformación.

El vector de deformación  $\mathbf{d}_{ijk}^r = [d_i \ d_j \ d_k]$  para la FFD se determina de acuerdo al siguiente procedimiento: Sea  $H^{r-1}$  un punto del contorno en el instante de tiempo  $t_{r-1}$  y  $H^r$  el mismo punto del contorno en el instante de tiempo  $t_r$ . Se calcula la distancia euclidiana entre el punto  $H^{r-1}$  y  $H^r$ , esto quiere decir, que se toma el punto del contorno anterior y el mismo punto en el contorno actual, para determinar cual es la distancia entre ellos. Si es la primera vez que se realiza el algoritmo, entonces  $H^{r-1}$  es el punto del contorno dado por la aproximación inicial, y el punto  $H^r$  es el punto generado por el *snake* después de tres iteraciones. La distancia calculada entre el punto anterior y el actual, es el desplazamiento que se le aplicará al punto de control de la rejilla. El desplazamiento y la dirección en que se va a mover el punto de control, depende de la distancia entre el punto del contorno seleccionado en el tiempo actual ( $H_i^1$ ) y el mismo punto del contorno en el tiempo anterior ( $H_i^0$ ). Entonces esta distancia  $\mathbf{d}_{ijk}^r$  es el desplazamiento y la dirección del punto de control. (ver Figura 4.32).

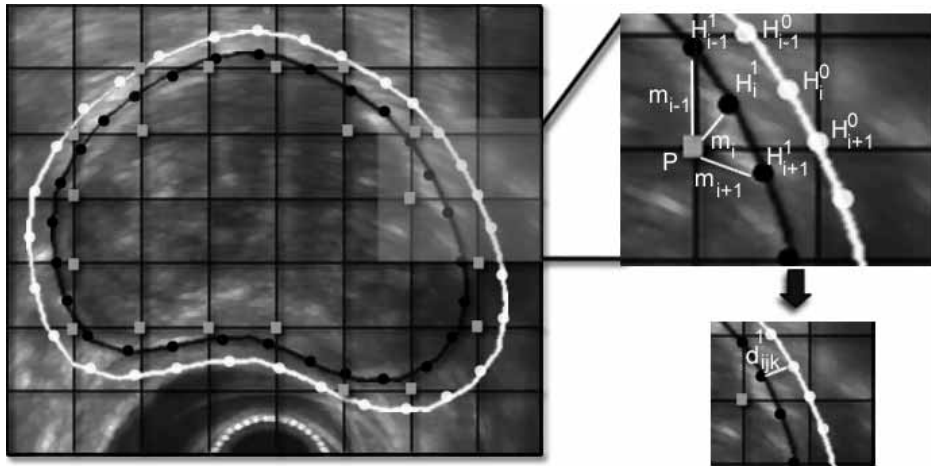


Figura 4.32: Cálculo del desplazamiento y dirección del punto de control de la rejilla.

El punto de control de la rejilla de deformación es desplazado de acuerdo al vector  $\mathbf{d}_{ijk}^r$ , para impulsar la deformación de la superficie. En la Figura 4.33 se ilustra este desplazamiento. El proceso explicado, es aplicado a todos los puntos de control de la rejilla que son seleccionados.

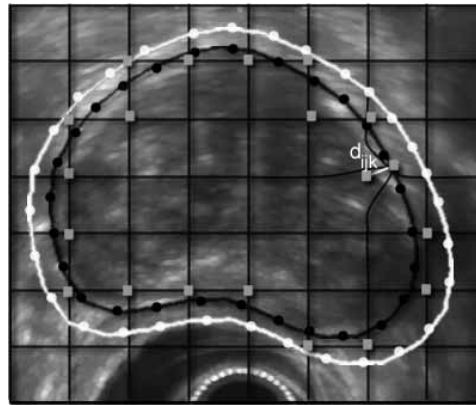


Figura 4.33: Deformación de la rejilla por movimiento de punto de control.

8. La posición de los puntos de toda la superficie se deforma por la función de deformación descrita en la ecuación 3.13, que se encarga de establecer la correspondencia entre los puntos del objeto, y los puntos de control deformados. En la Figura 4.34 se muestra la superficie y la rejilla deformadas.

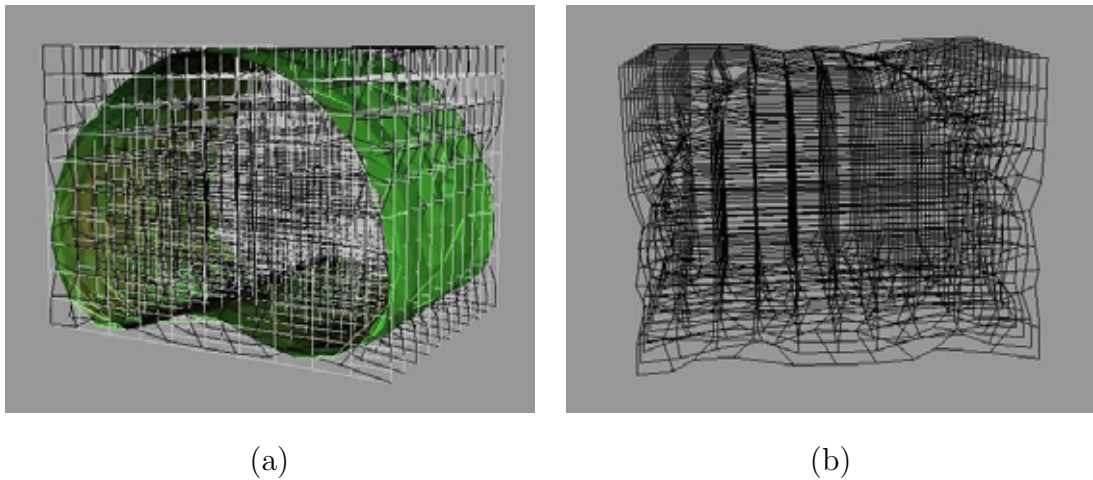


Figura 4.34: Proceso de deformación. (a) Deformación de superficie. (b) Deformación de rejilla.

9. El FFD produce entonces, un nuevo archivo, con la información de todos los contornos deformados. Este archivo es nuevamente tomado por el algoritmo de *snake*, quien mejora de nuevo los contornos sólo para las once imágenes de control
10. El proceso se repite hasta obtener la segmentación deseada, cuando la energía total es minimizada.

La Figura 4.35 ilustra el proceso realizado para la aplicación del método en la segmentación de la glándula prostática.

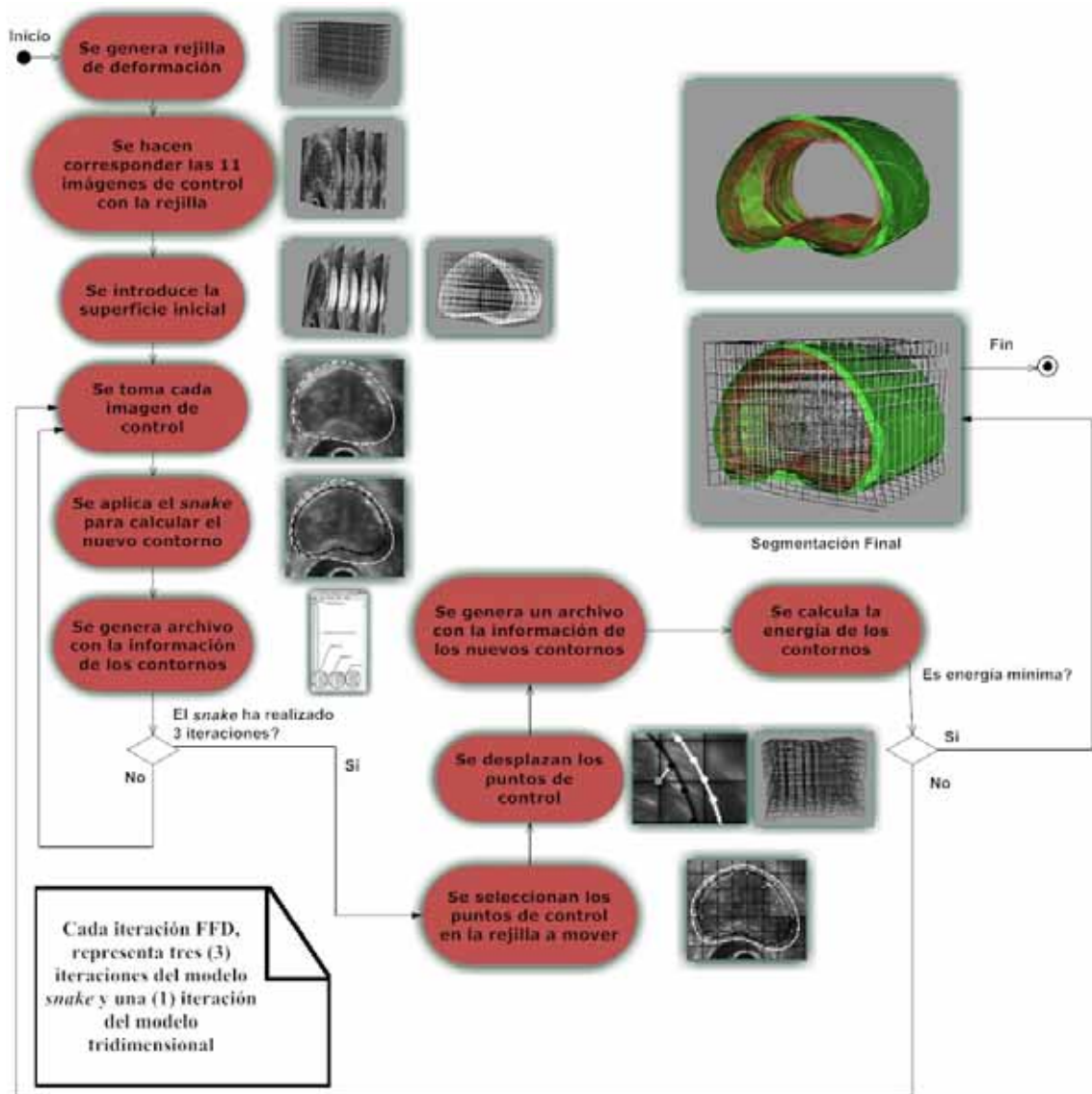


Figura 4.35: Proceso de aplicación del modelo deformable a la segmentación de la próstata.

# Capítulo 5

## Entorno de Software

### 5.1 Introducción

**E**n este capítulo se describe el desarrollo y programación del modelo propuesto desde el punto de vista computacional. El lenguaje de programación usado, la forma de visualización, la elaboración de la interfaz de usuario, y la planificación de clases y objetos, son explicados. La aplicación para la segmentación 3D de la póstata, permite entre otras cosas: 1) seleccionar la base de datos TRUS a utilizar, 2) realizar el pre-procesamiento de estas imágenes, usando los filtros programados, 3) desarrollar el modelo deformable bidimensional, 4) desarrollar el modelo deformable tridimensional, 5) mostrar resultados de la segmentación, 6) indicar el error de la segmentación. Adicionalmente, se ha desarrollado un módulo para la segmentación manual de la glándula prostática por parte del experto. Este módulo facilita el proceso de segmentación manual. Se describen las clases diseñadas y las relaciones de funcionalidad entre ellas y las clases de las herramientas utilizadas en la programación de la aplicación.

### 5.2 Lenguajes de Programación

Se desarrolló una aplicación para el modelo propuesto, que fue diseñada para ser ejecutada en ambientes multiplataforma. Una aplicación que pueda ser fácilmente utilizada tanto en plataforma Windows, como la plataforma LINUX, proporciona ventajas al usuario, como

ejecutar la aplicación sin restricciones en cuanto a sistema operativo se refiere. Para lograr este objetivo, se necesita un lenguaje como C++. Adicionalmente se necesita una herramienta de visualización que permita el trabajo multiplataforma. Se selecciona *Visualization ToolKit* (VTK) [61] cuyo núcleo está realizado en C++ y contiene una serie de algoritmos complejos de visualización 3D. Para el diseño de la interfaz de usuario, se selecciona la herramienta *Fast Light Toolkit* (FLTK) [62], por ser multiplataforma y poseer soporte para aplicaciones que usan *OpenGL*.

La aplicación se desarrolla mediante una metodología de programación orientada a objetos (OOP), donde se crean clases propias para el desarrollo del modelo, clases de VTK para la visualización, clases FLTK para la interfaz de usuario, y clases de ITK [50] para la programación de filtros especializados.

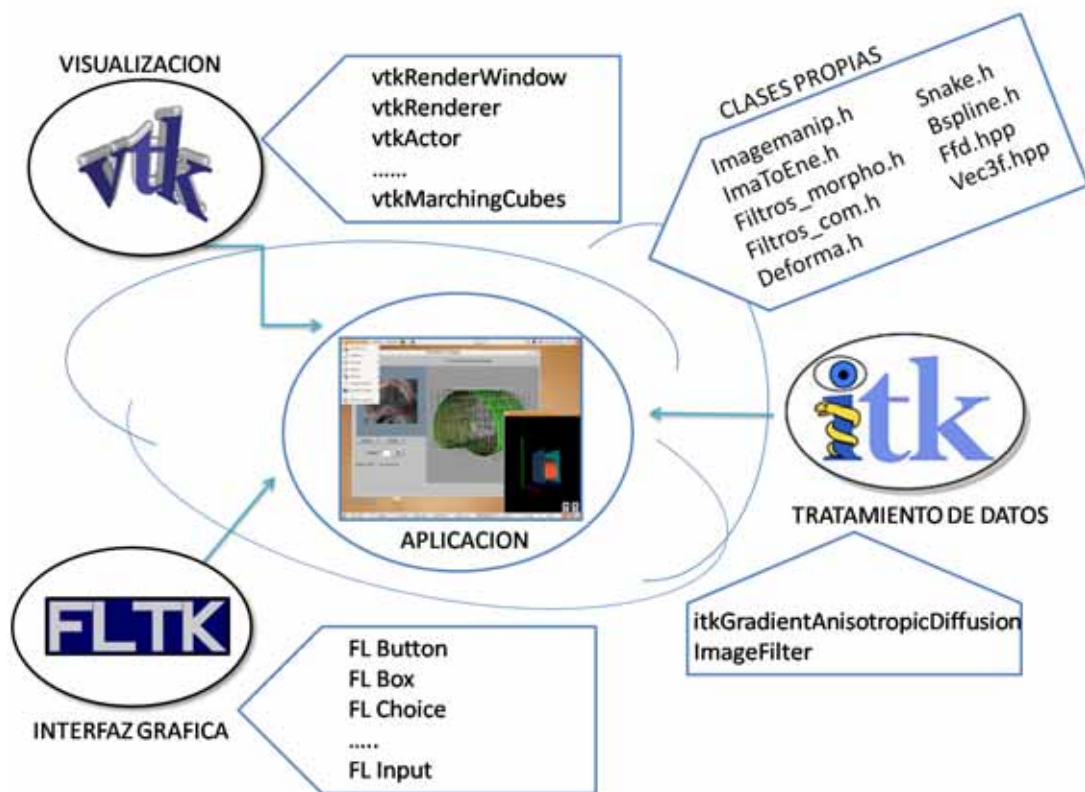


Figura 5.1: Herramientas utilizadas para el desarrollo de la aplicación.

### 5.2.1 *Visualization ToolKit*

*Visualization ToolKit* (VTK) [61] es una herramienta de código abierto, una biblioteca disponible para sistemas computacionales gráficos 3D, procesamiento de imágenes y visualización usado por muchos investigadores y desarrolladores alrededor del mundo [61]. VTK está compuesto por una biblioteca de clases C++. Se programó una aplicación utilizando clases VTK referentes a visualización 3D. La Tabla 5.1 muestra las clases usadas, con su respectivo significado.

Tabla 5.1: Clases de la biblioteca VTK.

Clase	Descripción
vtkSphereSource	Visualización de esferas.
vtkRenderer	Permite el renderizado de la imagen.
vtkRenderWindow	Ventana donde se realiza el renderizado.
vtkPolyDataMapper	Agrupar un conjunto de puntos sobre contornos.
vtkProperty	Permite asignar atributos a cada objeto.
vtkActor	Clase mediante la cual se asignan objetos a la ventana.
vtkPoints	Representación 3D de puntos.
vtkPolyData	Permite unir puntos mediante líneas.
vtkDataSetMapper	Permite asignar la data al renderizado.
vtkCamera	Posiciona la cámara para dar efectos de luminosidad y ángulos de percepción.
vtkCellArray	Permite la conexión de varios puntos.
vtkSurfaceReconstructionFilter	Permite la visualización de una superficie.
vtkContourFilter	Permite realizar el filtrado de los contornos.
vtkConeSource	Para la visualización de conos.
vtkFLRenderWindowInteractor	Permite la interacción entre VTK y FLTK.
vtkReverseSense	Para suavizar la superficie.
vtkMarchingCubes	Para la reconstrucción 3D de superficies.

### *Marching Cubes*

Este algoritmo ha sido desarrollado por Lorensen and Cline [63], y es un procedimiento gráfico para extraer un polígono para una superficie de tres dimensiones. Tiene este nombre porque toma ocho localizaciones vecinas a la vez para formar un cubo imaginario, generando los polígonos necesarios para reconstruir la superficie. Para la herramienta desarrollada en este trabajo, el algoritmo de *marching cubes* es programado con la subrutina *vtkMarchingCube* de VTK. La Figura 5.2 muestra un ejemplo de la reconstrucción de una superficie utilizando el algoritmo *marching cubes*.





Figura 5.2: Reconstrucción de aproximación inicial Tipo 2 mediante el algoritmo *marching cubes*.

### 5.2.2 *Insight ToolKit*

*Insight Toolkit* (ITK) [50] es una herramienta de código abierto y multiplataforma desarrollada en C++ que posee algoritmos para el registro (establecimiento de correspondencias entre data) y segmentación de imágenes. En el desarrollo del modelo propuesto, ITK es utilizado para el algoritmo de filtrado de difusión anisotrópica. Es importante destacar, que todos los demás filtros y procesos mostrados en este trabajo, han sido desarrollados en C++. La Tabla 5.2 muestra las clases usadas de ITK.

Tabla 5.2: Clases de la biblioteca ITK.

Clase	Descripción
itkGradientAnisotropicDifussionImageFilter	Filtro de Difusión Anisotrópica
itkImage	Imagen pasada al filtro de difusión
itkCastImageFilter	Realizar la conversión entre tipo de imágenes
itkImageFileReader	Leer la imagen filtrada
itkImageFileWriter	Escribir la imagen filtrada

### 5.2.3 *Fast Light Toolkit*

*Fast Light Toolkit* (FLTK) [62] es una herramienta multiplataforma escrita en C++ que contiene bibliotecas y clases para la creación de interfaz gráfica de usuario (GUI), que soporta *OpenGL* e incluye un ambiente de desarrollo visual llamado *fluid* que genera código

fuelle en C++. Para el desarrollo de la aplicación se utilizan clases FLTK que permiten crear ventanas, botones, etiquetas, etc., a objeto de hacer interactiva la aplicación. La Tabla 5.3 muestra las clases usadas.

Tabla 5.3: Clases de la biblioteca FLTK.

Fl_Tabs	Fl_Group	Fl_Scroll
fl_draw	Fl_Box	Fl_Button
Fl_Round_Button	Fl_Input	Fl_Choice
Fl_Filename	Fl_Slider	Fl_Value_Slider
Fl_Progress	Fl_File_Chooser	

## 5.3 Diagramación de Clases

El desarrollo de la aplicación se basa en programación orientada a objetos (OOP), mediante clases y sus respectivos objetos. Han sido desarrolladas once (11) clases, que soportan el modelo de deformación. A continuación se da una descripción general de cada una de las clases.

1. **Clase `imagenanip`:** Esta clase se encarga del proceso de entrada y salida (*in/out*) entre los datos en disco y la aplicación. Posee métodos para leer y escribir data tipo raw con resolución de 8 bits/pixel, por lo que su tipo de dato fundamental es *unsigned char*.
2. **Clase `Principal`:** La clase que contiene la función principal (*main*), y que se encarga de interactuar con las demás clases para el funcionamiento de la aplicación. Se relaciona directamente con las clases de VTK, ITK y FLTK para la visualización e interfaz gráfica.
3. **Clase `filtros_morpho`:** Esta clase contiene las funciones principales para realizar los filtros morfológicos usados.
4. **Clase `filtros_com`:** Contiene las funciones para realizar el filtro Gaussiano, el filtro promediador y el filtro de similaridad. Además existen funciones para reescalamiento de los píxeles en las imágenes. Los píxeles se deben reescalar cuando el resultado de

las operaciones realizadas sobre ellos producen números que no corresponden a una imagen de resolución de 8 bits/pixel.

5. **Clase *snake***: Es la clase que se encarga de manejar la información del modelo deformable bidimensional. Esta directamente relacionada con la clase *bspline*.
6. **Clase *Bspline***: Contiene las funciones para aplicar el algoritmo de  $\beta$ -*spline* utilizado para espaciar los puntos generados por el modelo de deformación bidimensional.
7. **Clase *deforma***: Contiene las funciones que se encargan de manejar la información del modelo tridimensional. Esta directamente relacionada con las clases *FFD* y *Vec3F*.
8. **Clase *FFD***: Es la clase que contiene los polinomios de Bernstein para el modelo de deformación.
9. **Clase *Vec3f***: Clase para el manejo de vectores en forma rápida.
10. **Clase *Errores***: Clase que posee funciones para calcular los tres tipos de errores con los que se valida el método propuesto.
11. **Clase *ImaToEne***: Se encarga de realizar los llamados a los filtros usados, así como establecer los parámetros requeridos.

En la Figura 5.3 se muestran las funciones de las clases descritas de forma general. Por visualización, sólo se muestran los nombres de las funciones, sin sus respectivos parámetros. Las relaciones entre las clases creadas y entre las clases usadas de VTK, FLTK e ITK se muestran en la Figura 5.4.

## 5.4 Diagramación de procesos

Se describe la forma en que se han realizado los principales procesos programados en la aplicación, y que desarrollan el modelo de deformación propuesto. Se muestra una visión general de: 1) la forma como se realiza el filtro de difusión anisotrópica (ver Figura 5.5), 2)

---

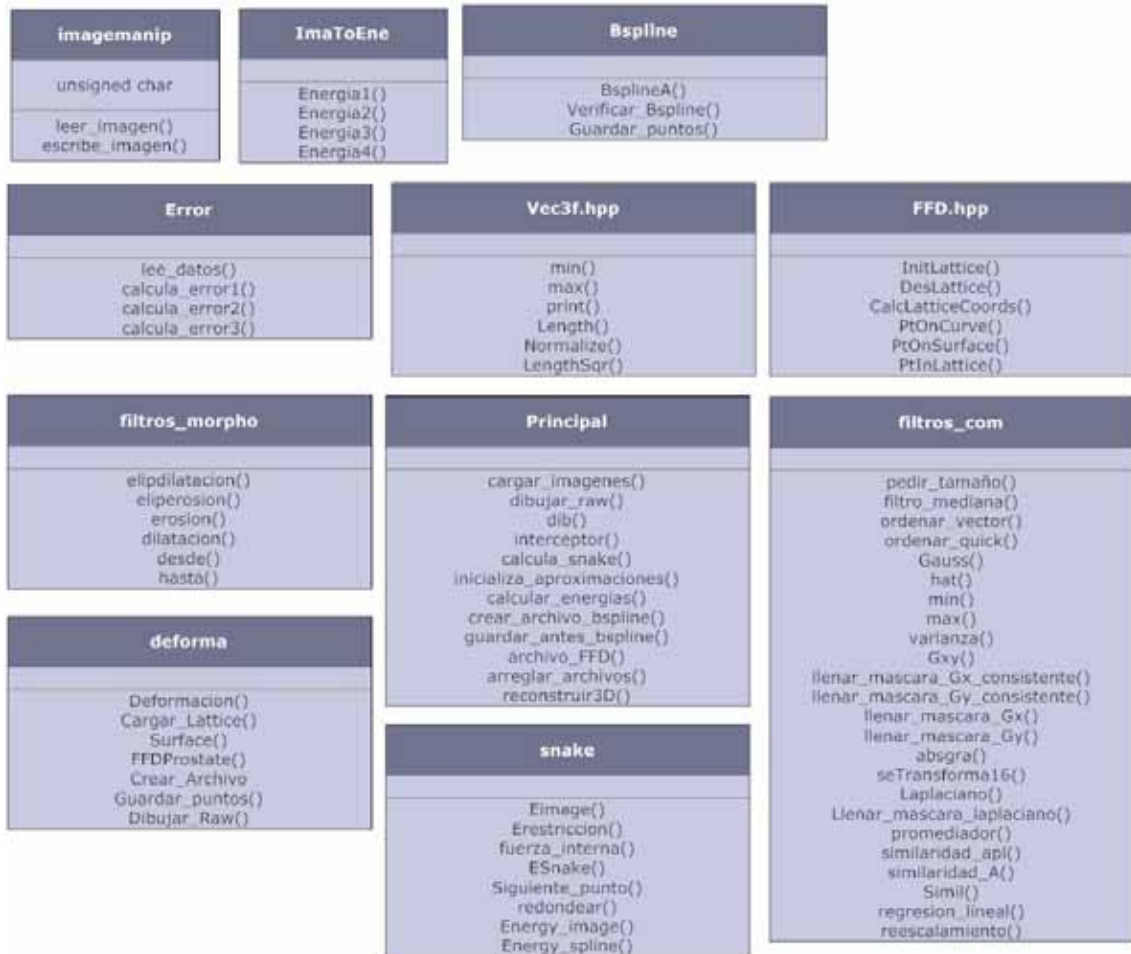


Figura 5.3: Clases elaboradas para el modelo.

el proceso para la aplicación del filtro Gaussiano (ver Figura 5.6), 3) el proceso realizado para aplicar el filtro *white top-hat* (ver Figura 5.7), 4) el proceso realizado para aplicar el filtro *black top-hat* (ver Figura 5.8), 5) la forma en que se desarrolla el filtro de similitud (ver Figura 5.9), 6) el diseño del modelo de deformación bidimensional o *snake* (ver Figura 5.10), y 7) el diseño del modelo de deformación tridimensional o FFD (ver Figura 5.11).

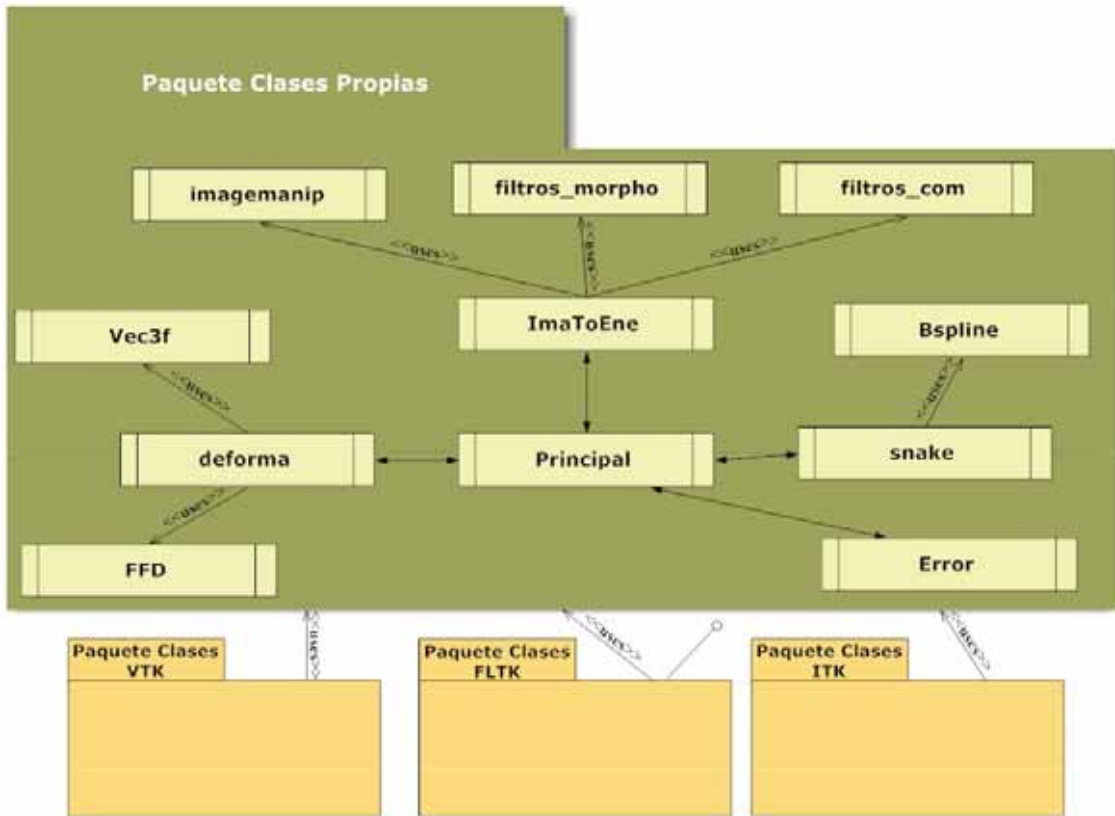


Figura 5.4: Relación entre clases desarrolladas y clases VTK, ITK y FLTK.

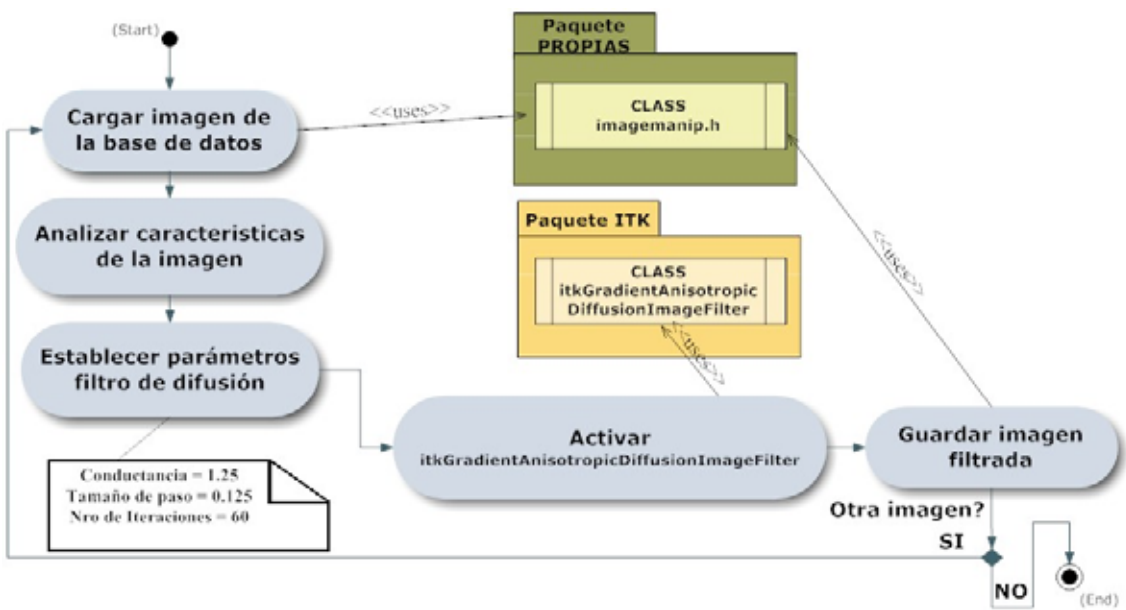


Figura 5.5: Proceso realizado en la aplicación del filtro de difusión anisotrópica.

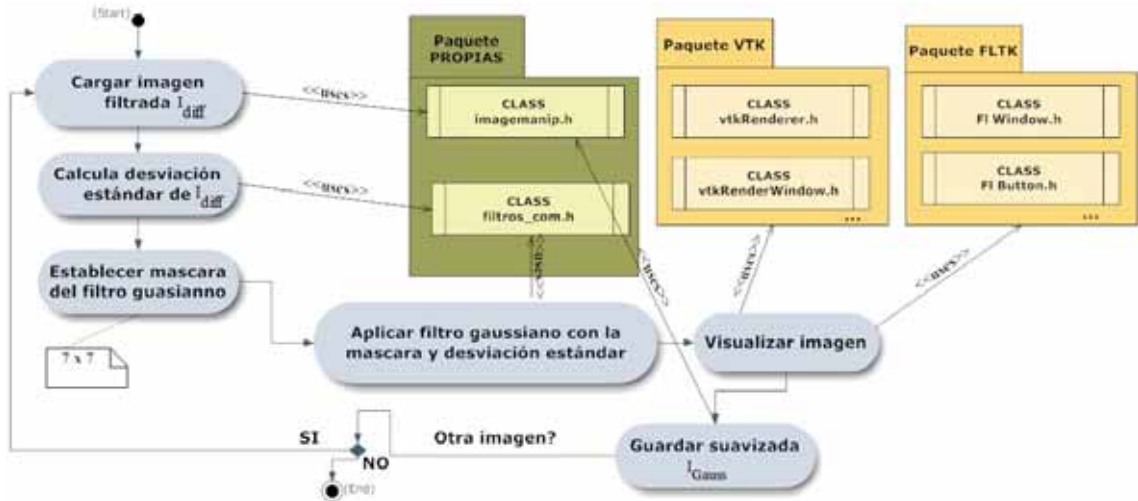


Figura 5.6: Proceso realizado en la aplicación del filtro Gaussiano.

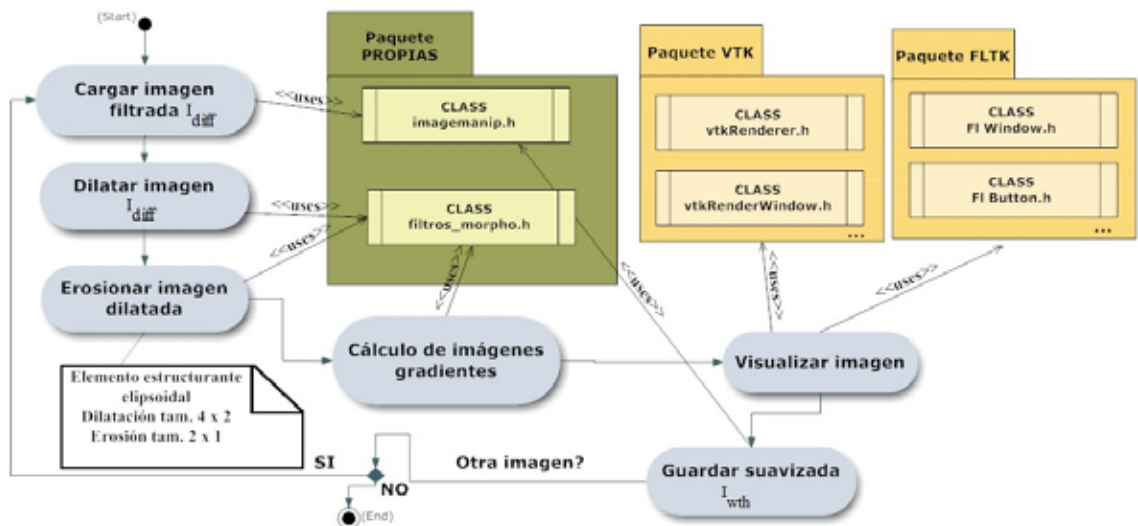


Figura 5.7: Proceso realizado en la aplicación del filtro *white top-hat*.

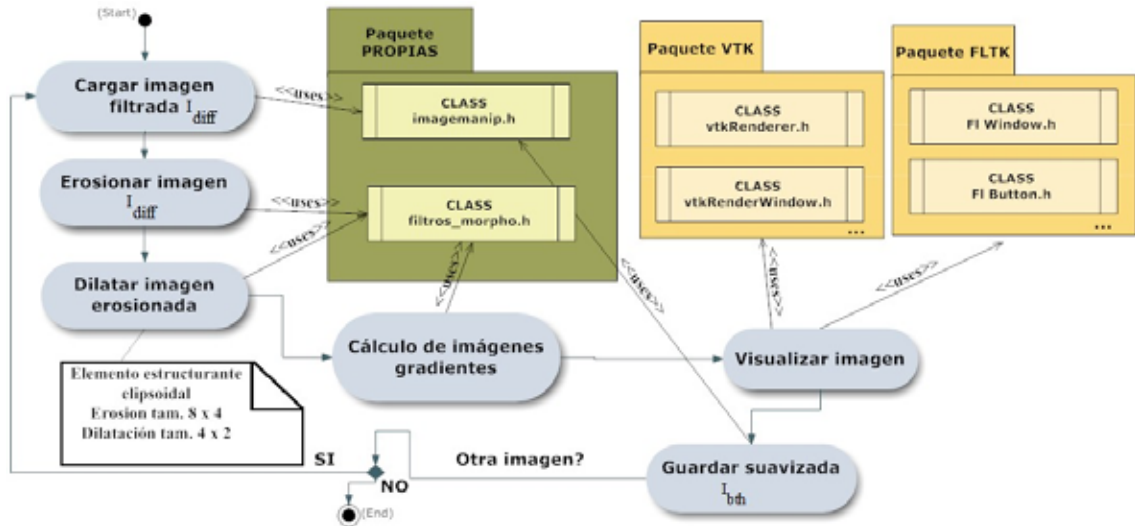


Figura 5.8: Proceso realizado en la aplicación del filtro *black top-hat*.

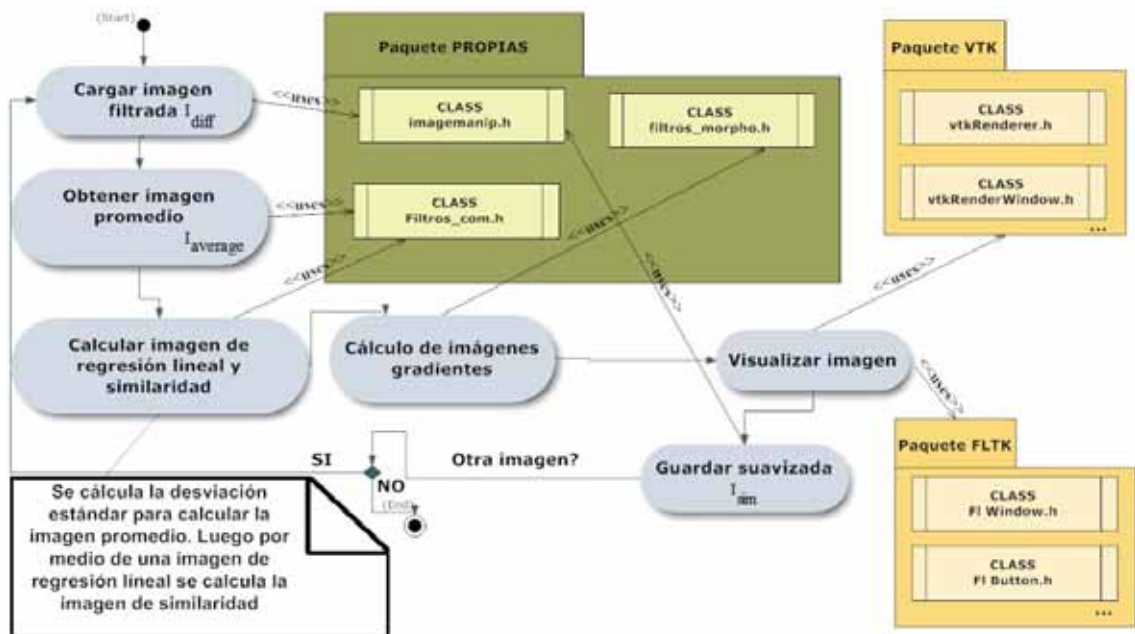


Figura 5.9: Proceso realizado en la aplicación del filtro de similitud.

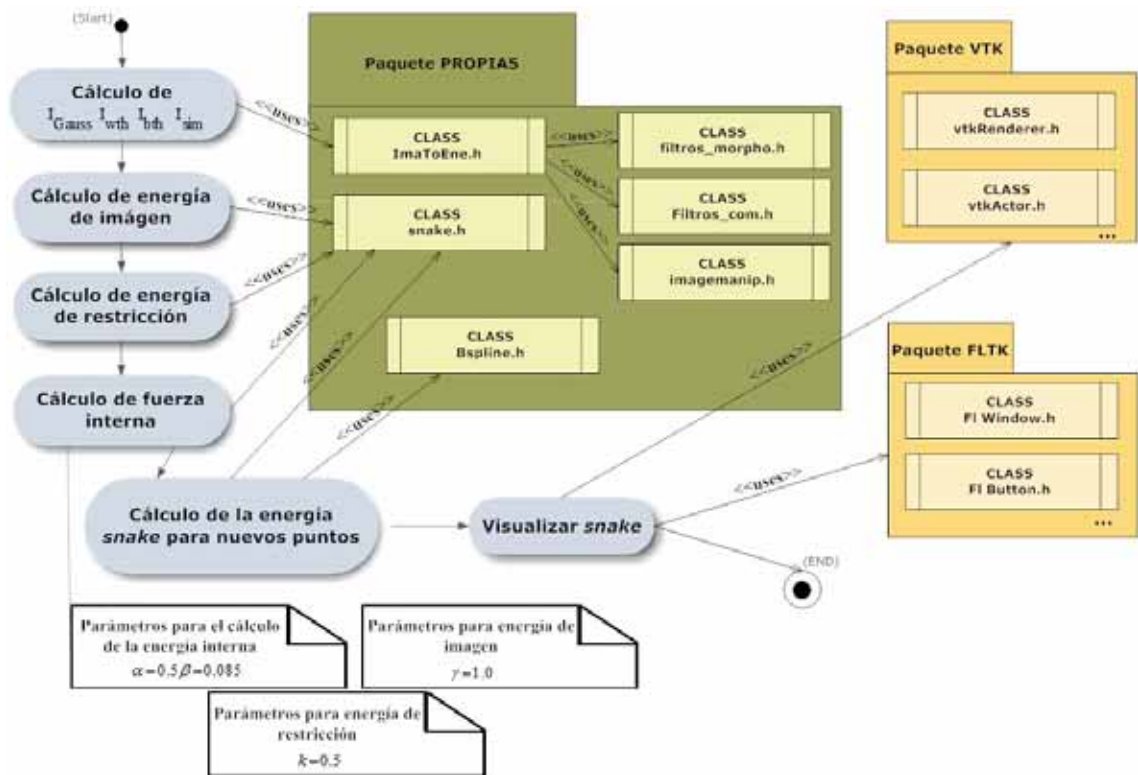


Figura 5.10: Proceso realizado por el modelo de deformación bidimensional.

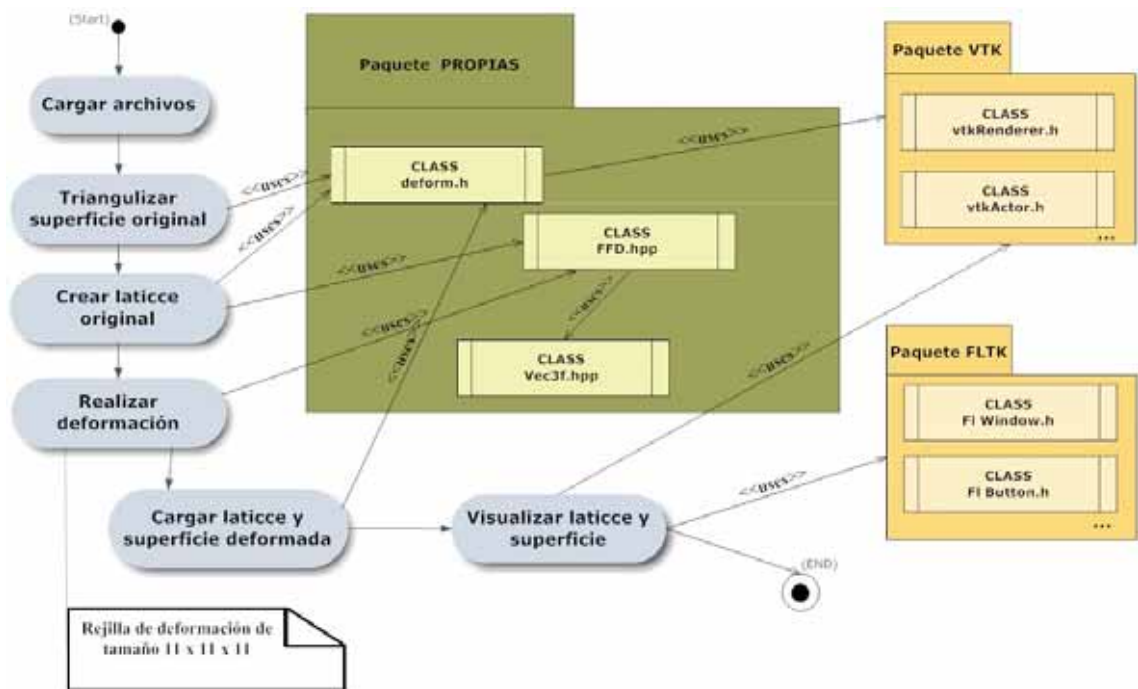


Figura 5.11: Proceso realizado por el modelo de deformación tridimensional.



## 5.5 Interfaz Gráfica del Modelo Deformable

La interfaz gráfica utilizada es creada con la ayuda de FLTK y la visualización tridimensional con VTK. Se han elaborado dos aplicaciones fundamentales: 1) la aplicación para el acoplamiento del modelo bidimensional y tridimensional, y 2) la aplicación que permite al experto segmentar manualmente la base de datos TRUS.

### GUI para acoplamiento *snake*-FFD

Se ha realizado una interfaz amigable donde se permite seleccionar la base de datos TRUS a usar. Se muestra la evolución del modelo de deformación usado, y la segmentación tridimensional de la glándula prostática. En la Figura 5.12 se muestra una de las pantallas usadas.

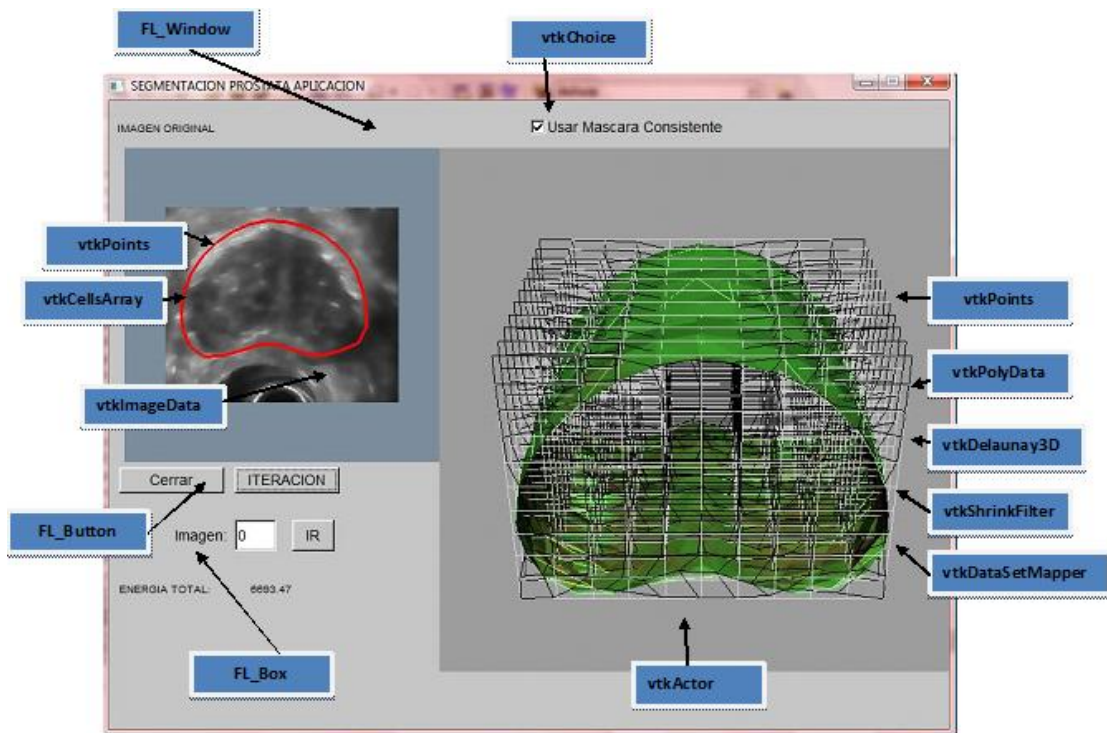


Figura 5.12: Interfaz gráfica de acoplamiento *snake*-FFD.

### GUI para segmentación manual de la próstata

En la etapa de validación del modelo se requieren los contornos trazados manualmente por un experto. Para facilitar este proceso, se ha creado una interfaz gráfica que permite al experto realizar el proceso de segmentación manual. La Figura 5.13 muestra una de las pantallas de este proceso. En la parte izquierda de la pantalla el experto marca los puntos que considere pertenecen al contorno, haciendo click al ratón. En la parte derecha se muestra la segmentación final. La aplicación le da la posibilidad al experto de corregir cualquier error cometido durante el proceso de segmentación.

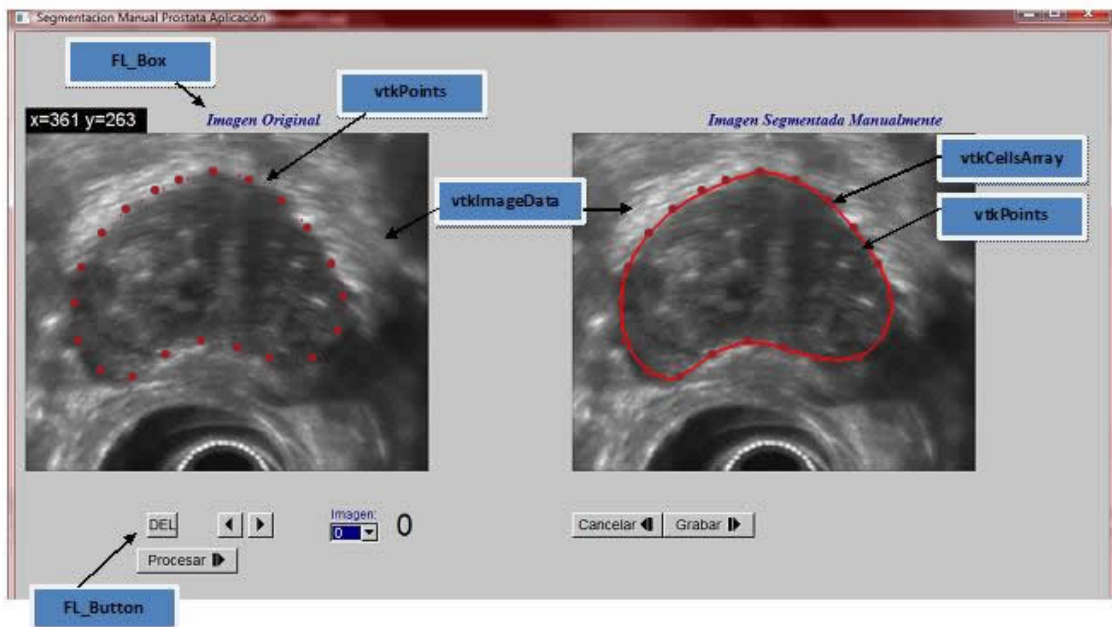


Figura 5.13: Interfaz gráfica de aplicación para segmentación manual.

# Capítulo 6

## Resultados

### 6.1 Introducción

**C**omo resultado del modelo de deformación propuesto, se obtiene una herramienta computacional que realiza un modelo deformable para la segmentación 3D de la glándula prostática en imágenes de TRUS. La herramienta ha sido probada en diferentes sistemas operativos como Microsoft Windows Vista y Linux Ubuntu. En las Figuras 6.1 y 6.2 se muestra la ejecución de la aplicación en estos dos sistemas operativos. El comportamiento del software puede variar dependiendo del establecimiento de parámetros como el tamaño de la rejilla de deformación, que puede influir en los tiempos de ejecución y uso de memoria. Sin embargo, después de las pruebas realizadas, se determina un tamaño óptimo de rejilla. Adicionalmente, se describe el comportamiento del modelo en cuanto a la cuantificación del error con respecto a los contornos trazados manualmente por expertos. En este capítulo se muestra: 1) los errores con respecto a data real segmentada manualmente. 2) los resultados para las bases de datos probadas, 3) los resultados con la base de datos del humano visual.

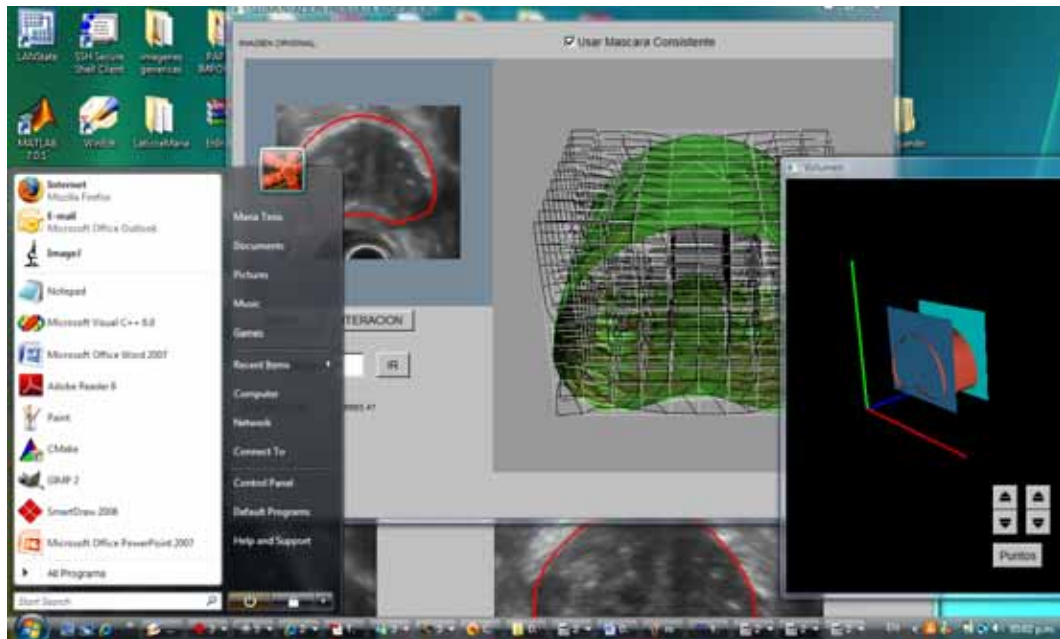


Figura 6.1: Software ejecutado en Microsoft Windows Vista.

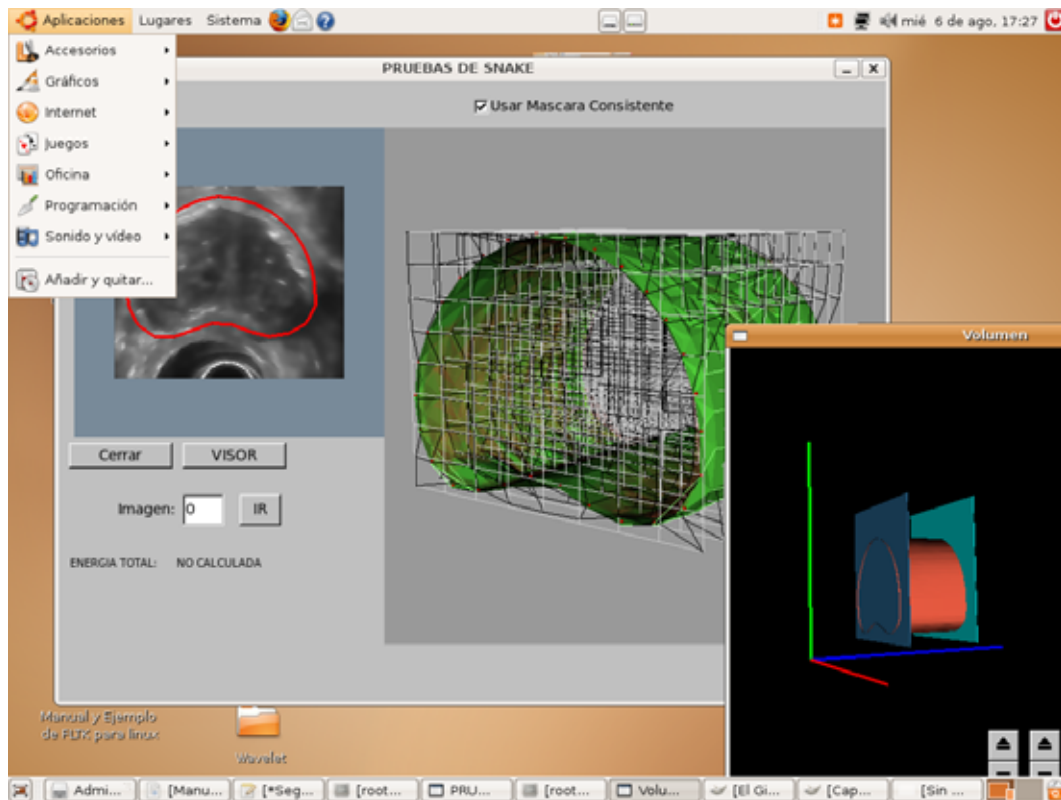


Figura 6.2: Software ejecutado en Linux Ubuntu.

## 6.2 Validación del Modelo

### 6.2.1 Validación con imágenes TRUS

Dos bases de datos TRUS han sido segmentadas con el modelo de deformación propuesto. Los resultados obtenidos en ambas son satisfactorios. A continuación se muestra el proceso de segmentación, los resultados de las métricas que miden los errores y el comportamiento de la energía del proceso de deformación para cada una de las bases de datos estudiadas.

#### Base de datos 1

La primera base de datos segmentada consta de 27 imágenes TRUS correspondientes al estudio de un segmento de la glándula prostática. Los parámetros del modelo bidimensional y tridimensional utilizados son los descritos en la sección 4.4.4. La segmentación de esta base de datos es realizada utilizando las aproximaciones iniciales Tipo 1 y Tipo 2 (ver sección 4.3).

A continuación se presentan los resultados con el uso de la aproximación inicial Tipo 1. La Figura 6.3 muestra el contorno y la superficie inicial para la segmentación.

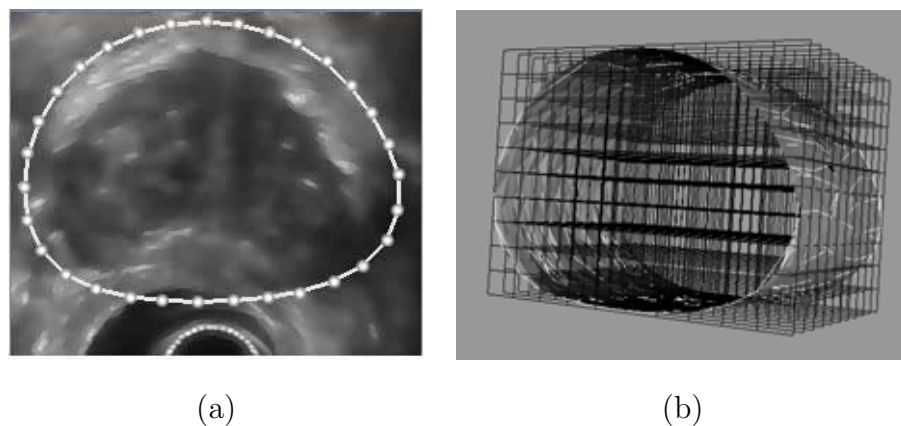


Figura 6.3: Aproximación inicial Tipo 1 para segmentación de la base de datos 1. (a) Contorno inicial. (b) Superficie inicial.

La Figura 6.4 muestra el resultado de la segmentación en un contorno de una imagen de la base de datos TRUS, con respecto al contorno de la aproximación inicial. La Figura 6.5 muestra algunos contornos sobre imágenes seleccionadas. En la Figura 6.6 se muestran

los contornos obtenidos con el modelo propuesto (color negro) con respecto a los contornos trazados manualmente por un experto (color rojo).

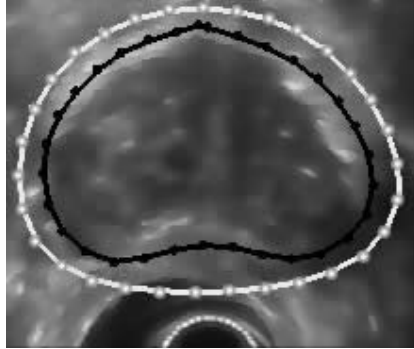


Figura 6.4: Contorno final obtenido con aproximación inicial Tipo 1.

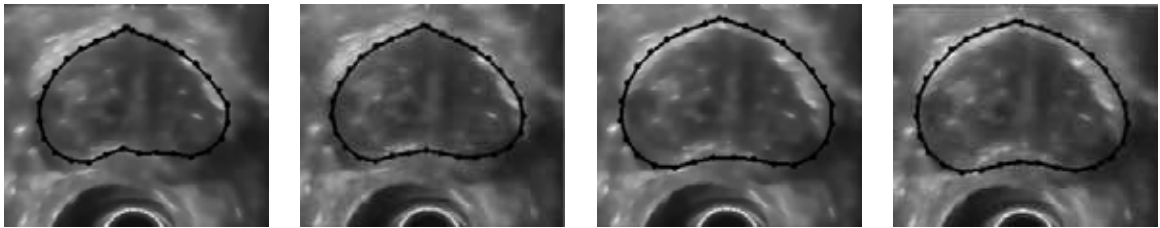


Figura 6.5: Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos TRUS con aproximación inicial Tipo 1.

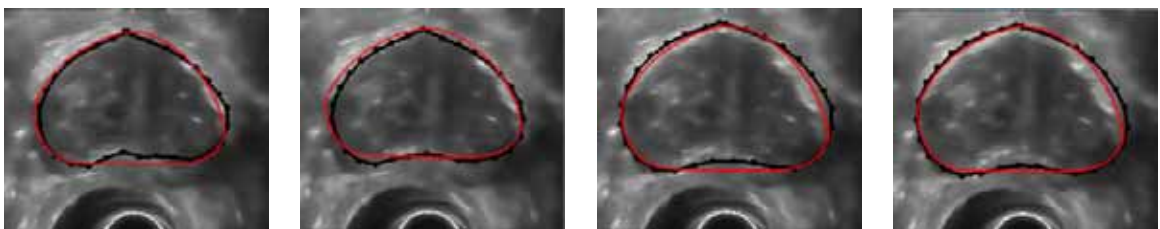


Figura 6.6: Contornos finales para algunas imágenes con aproximación inicial Tipo 1 y segmentación manual.

La Figura 6.7, muestra la superficie final obtenida del segmento de próstata, partiendo de una aproximación inicial Tipo 1.

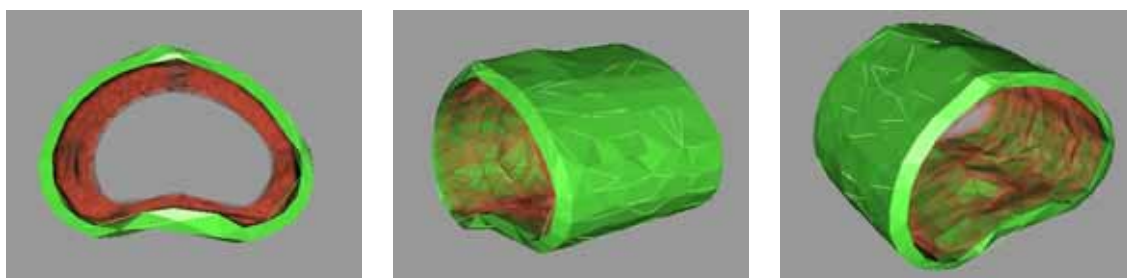


Figura 6.7: Superficie final segmentada para la base de datos TRUS con aproximación inicial Tipo 1.

Las métricas de los errores calculados con respecto a la segmentación trazada de forma manual se muestran en la Tabla 6.1.

Tabla 6.1: Resultados de las métricas de errores para la base de datos 1 con aproximación inicial Tipo 1.

Valor	$E_P$	$E_C$	$E_A$
Promedio	5.21mm	11.10%	7.96%
Desviación estandar	3.57mm	2.23%	3.17%
Máximo	11.89mm	19.25%	12.16%
Mínimo	0.93mm	6.96%	3.60%

La Figura 6.8 muestra la gráfica de flujo de la energía del modelo. Se puede observar que después de 7 iteraciones de la FFD, la energía no varía en una cantidad considerable, por lo que se ha minimizado. En la Figura 6.9 se observa la comparación entre las métricas de los errores obtenidos para la segmentación con aproximación inicial Tipo 1.

La segmentación de la glándula prostática para la base de datos 1, utilizando una aproximación inicial Tipo 1, sólo ha necesitado 7 iteraciones de FFD para lograr un resultado satisfactorio. El área de los contornos segmentados tiene una similitud del 92% con respecto a los contornos reales de la próstata y el promedio de la distancia entre los puntos del contorno obtenido y el contorno real generado por un experto es de  $5.21 \pm 3.57$  píxeles (*media  $\pm$  desviación estandar*), con un valor máximo de 11.89 píxeles y un mínimo de 0.93 píxeles.

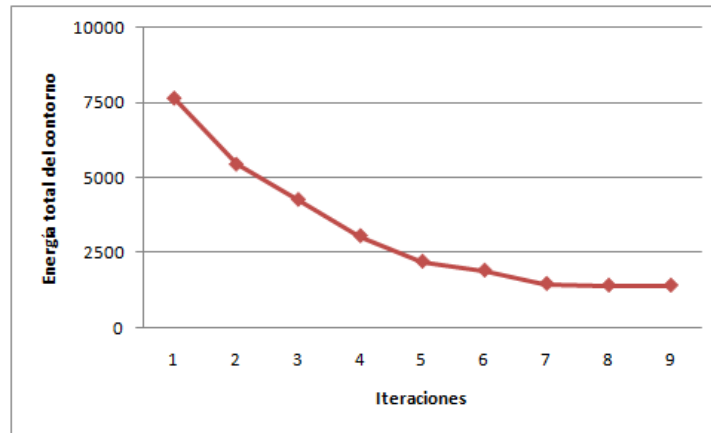


Figura 6.8: Gráfica de comportamiento de la energía para la segmentación con aproximación inicial Tipo 1.

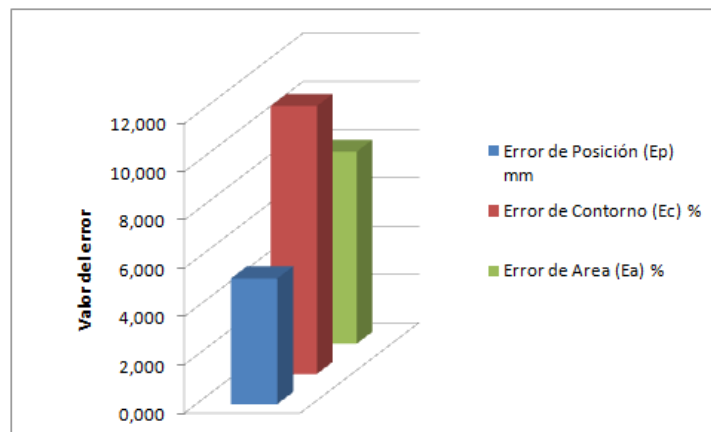


Figura 6.9: Gráfica de las métricas de error para la segmentación con aproximación Tipo 1.

Esta base de datos también es segmentada con una aproximación inicial Tipo 2. En la Figura 6.10 se muestra la aproximación inicial en un cotorno tomado como ejemplo y en superficie.

Se han necesitado sólo cinco iteraciones del algoritmo FFD para llegar a la segmentación final. La superficie segmentada se muestra en la Figura 6.11.a y uno de los contornos segmentados se muestra en la Figura 6.11.b.



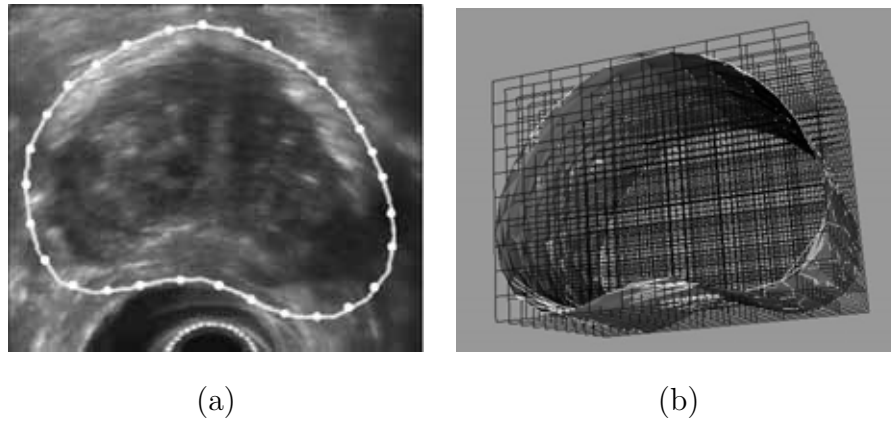


Figura 6.10: Aproximación inicial Tipo 2 para segmentación de la base de datos 1. (a) Imagen. (b) Superficie.

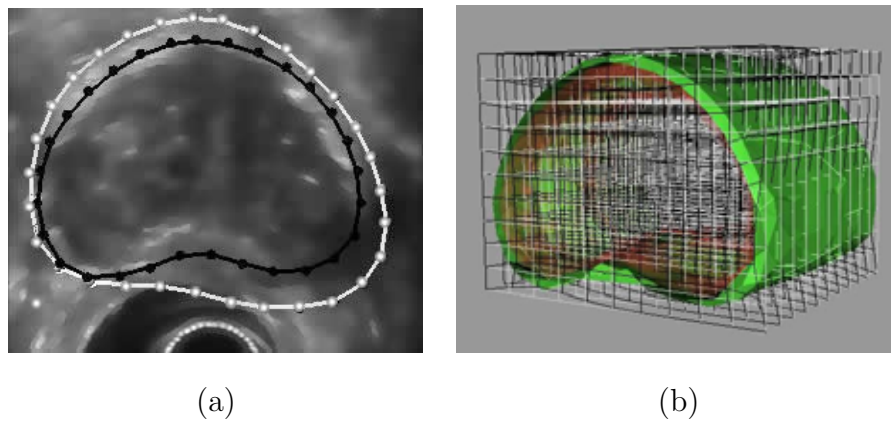


Figura 6.11: Segmentación final de la base de datos 1. (a) Contornos finales. (b) Superficie final.

Se han seleccionado cuatro contornos de las 27 imágenes que conforman la base de datos para ilustrar la segmentación final presentada (ver Figura 6.12). En la Figura 6.13 se muestran los contornos obtenidos con el modelo propuesto (color negro) con respecto a los contornos trazados manualmente por un experto (color rojo). En la Figura 6.14 se muestra la superficie final segmentada.

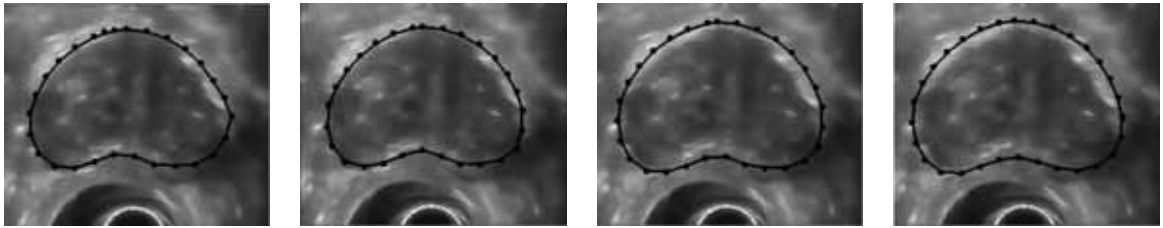


Figura 6.12: Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos TRUS.

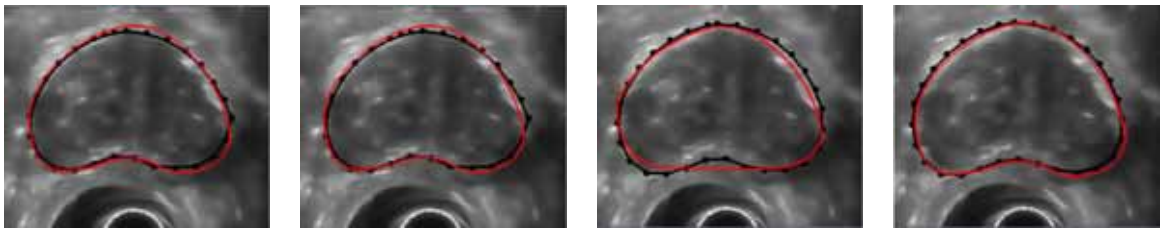


Figura 6.13: Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos TRUS y segmentación manual.

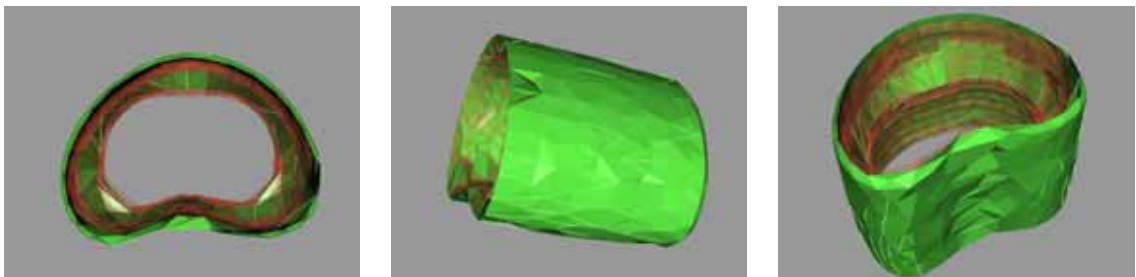


Figura 6.14: Superficie final segmentada para la base de datos TRUS.

En la Figura 6.15 se muestra el comportamiento de la energía de los contornos en cada una de las iteraciones realizadas. Se puede observar que después de cinco iteraciones del FFD, la energía no presenta gran variación, por lo que se ha llegado a su minimización.

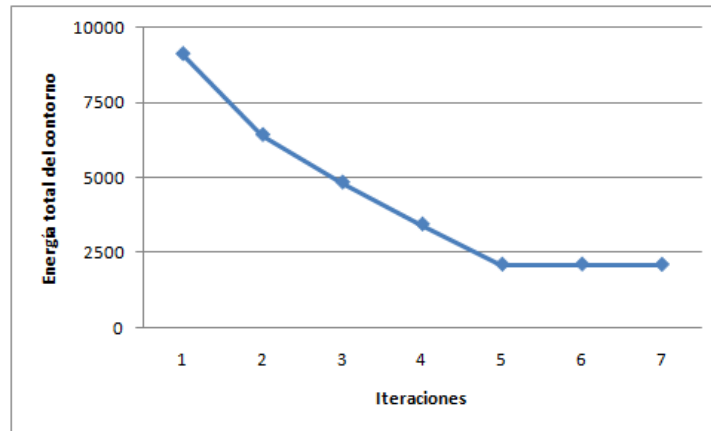


Figura 6.15: Gráfica de comportamiento la energía total del contorno después de 7 iteraciones.

La Tabla 6.2 muestra los errores  $E_P$ ,  $E_C$  y  $E_A$  al comparar los contornos obtenidos por el modelo propuesto con respecto a los contornos trazados por el experto en las 11 imágenes de control. La Tabla 6.3 muestra el promedio, valor máximo y valor mínimo para los errores en las imágenes de control. La Tabla 6.4 muestra el resultado de la evaluación de los errores para las otras imágenes. La Tabla 6.5 muestra los resultados del promedio, valor máximo y valor mínimo para las otras imágenes.

Tabla 6.2: Resultados de métricas de los errores para las imágenes de control en la base de datos 1.

Imagen de Control	$E_P$	$E_C$	$E_A$
0	1.64mm	10.44%	8.66%
2	1.14mm	12.31%	8.27%
5	1.07mm	6.75%	3.66%
7	1.70mm	8.07%	1.63%
10	3.53mm	5.92%	2.76%
12	3.25mm	10.40%	5.36%
15	4.48mm	9.83%	4.66%
17	0.75mm	8.53%	4.70%
20	3.07mm	8.86%	3.49%
22	5.32mm	5.59%	5.06%
26	4.45mm	5.21%	2.42%

Tabla 6.3: Promedios y valores para los resultados de las imágenes de control en la base de datos 1.

Valor	$E_P$	$E_C$	$E_A$
Promedio	2.76mm	8.35%	4.61%
Desviación estandar	1.59mm	2.30%	2.23%
Máximo	5.32mm	12.31%	8.66%
Mínimo	0.75mm	5.28%	1.63%

Tabla 6.4: Resultados de métricas de los errores para las imágenes no control en la base de datos 1.

Imagen	$E_P$	$E_C$	$E_A$
1	3.79mm	13.84%	9.28%
3	3.23mm	16.46%	9.21%
4	1.63mm	10.10%	8.08%
6	3.13mm	12.22%	7.90%
8	2.54mm	13.31%	8.42%
9	8.53mm	9.51%	4.35%
11	2.88mm	9.95%	8.79%
13	3.08mm	10.50%	6.35%
14	3.29mm	15.18%	5.81%
16	5.48mm	12.74%	7.62%
18	5.90mm	15.34%	9.17%
19	8.06mm	12.93%	9.35%
21	9.55mm	14.13%	6.18%
23	4.24mm	11.20%	4.01%
24	7.42mm	11.53%	11.02%
25	8.86mm	13.06%	13.99%

Tabla 6.5: Promedios y valores para los resultados de las imágenes no control en la base de datos 1.

Valor	$E_P$	$E_C$	$E_A$
Promedio	5.10mm	12.62%	8.10%
Desviación estandar	2.60mm	1.93%	2.85%
Máximo	9.55mm	15.34%	13.99%
Mínimo	2.54mm	9.51%	4.01%

Las gráficas de la Figura 6.16 muestran que los errores calculados son menores en las imágenes de control. Las imágenes de control tienen mejor ajuste al contorno prostático porque a ellas se les aplica el algoritmo de contorno activo y el modelo de deformación de

forma libre, mientras que el ajuste en las otras imágenes es realizado únicamente por la FFD.

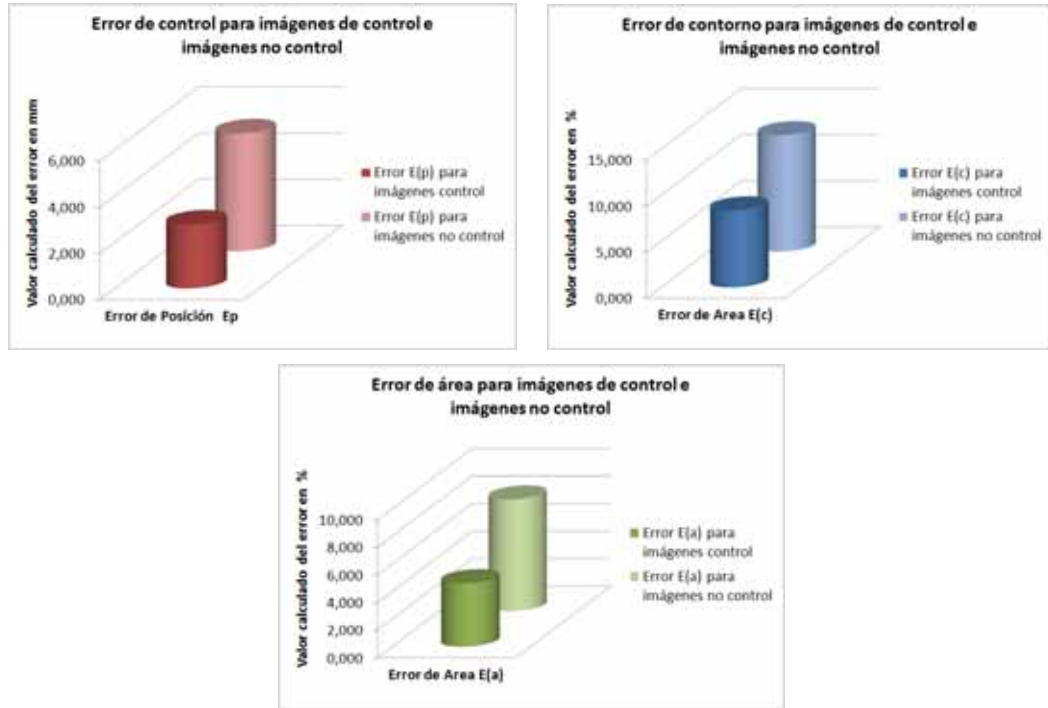


Figura 6.16: Gráfica de las métricas de errores calculados para la base de datos 1.

En conclusión, la segmentación de la glándula prostática para la base de datos 1, utilizando una aproximación inicial Tipo 2, necesita 5 iteraciones de la FFD para lograr un resultado satisfactorio. El área de los contornos segmentados tiene una similitud del 93% con respecto a los contornos reales de la próstata, y el promedio de la distancia entre los puntos del contorno obtenido y el contorno real generado por un experto es de  $4.30 \pm 2.79$  píxeles (*media  $\pm$  desviación estandar*), con un valor máximo de 9.55 píxeles y un mínimo de 0.75 píxeles.

Los resultados entre la segmentación obtenida con una aproximación inicial Tipo 1 y una aproximación inicial Tipo 2, poseen pocas diferencias. Sin embargo, se puede observar que la distancia entre los contornos obtenidos y los contornos reales, son menores con una aproximación inicial Tipo 2. En ambos casos los resultados obtenidos mostraron una similitud superior al 90%, lo que supone que el modelo propuesto demuestra que la hipótesis planteada en este trabajo es cierta.

## Base de datos 2

La segunda base de datos segmentada consta de 95 imágenes TRUS. En la Figura 6.17 se muestran cuatro de las imágenes de esta base de datos.

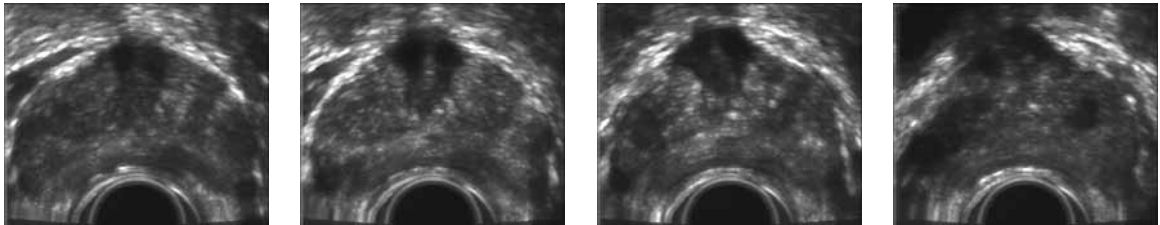


Figura 6.17: Imágenes TRUS de la base de datos 2.

El modelo propuesto es aplicado para la segmentación tridimensional de la glándula. Se necesitan 4 iteraciones de la FFD para alcanzar a una superficie óptima. La Figura 6.18.a muestra un contorno obtenido después del proceso de deformación. El contorno blanco es la aproximación inicial y el contorno negro el resultado. En la Figura 6.18.b se observa la superficie final segmentada.

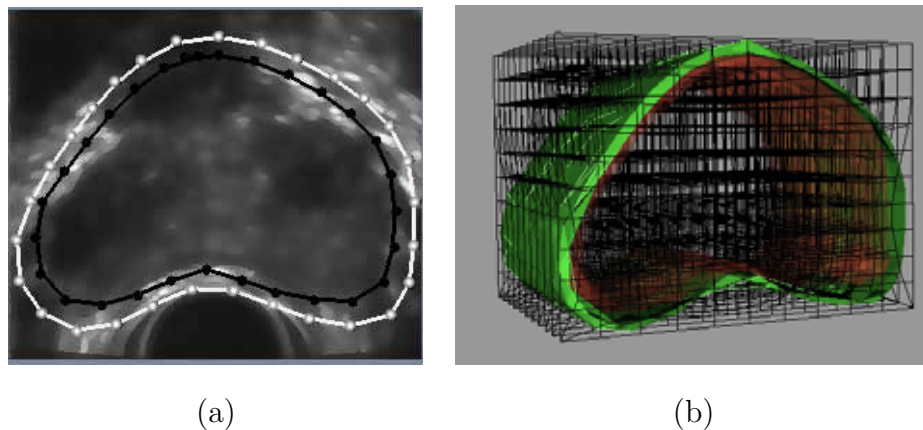


Figura 6.18: Segmentación final de la base de datos 2. (a) Contorno final. (b) Superficie final.

En la Figura 6.19 se muestran los contornos finales obtenidos después de la aplicación del modelo, en cuatro imágenes seleccionadas. En la Figura 6.20 se muestran los contornos obtenidos con el modelo propuesto (color negro) con respecto a los contornos trazados manualmente por un experto (color rojo). La Figura 6.21 ilustra la superficie segmentada final.

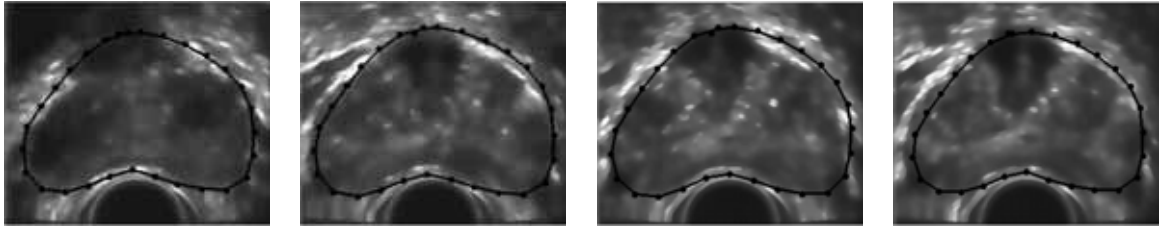


Figura 6.19: Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos 2.

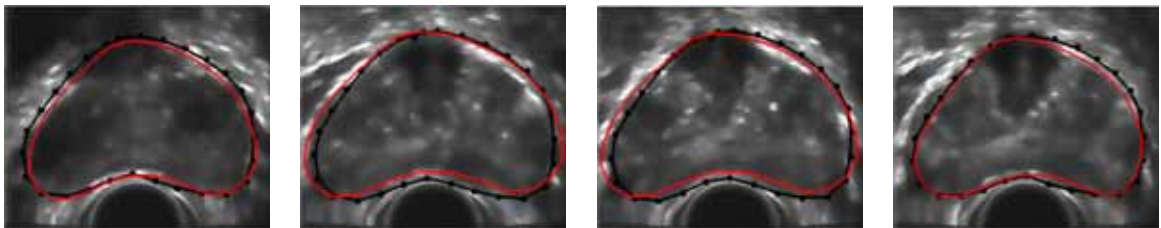


Figura 6.20: Contornos finales para algunas imágenes de la base de datos 2 y segmentación manual.

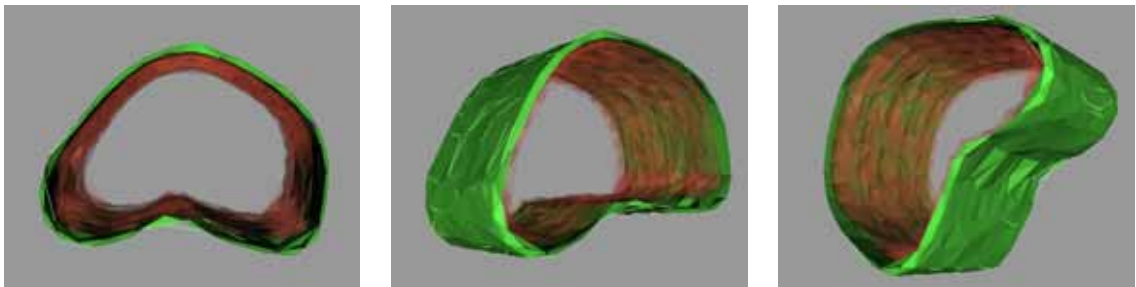


Figura 6.21: Superficie final segmentada para la base de datos 2.

La gráfica en la Figura 6.22 muestra el comportamiento de la energía calculada. Se puede observar que después de 4 iteraciones de la FFD la energía no tiene cambios significativos.

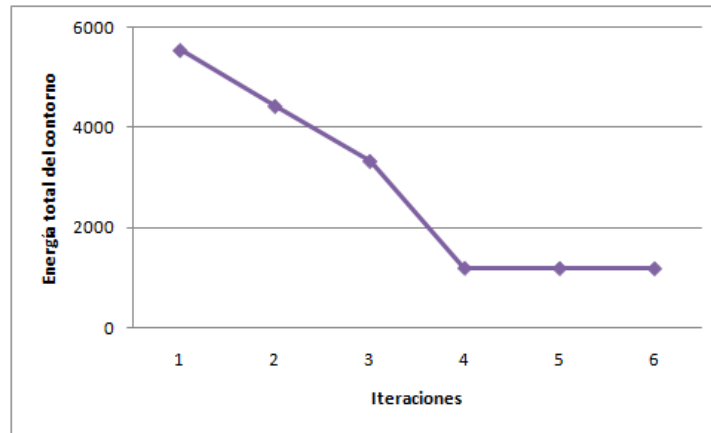


Figura 6.22: Gráfica de comportamiento de la energía para la segmentación de la base de datos 2.

Las métricas de los errores calculados con respecto a la segmentación trazada de forma manual, para la base de datos 2, se muestran en la Tabla 6.6.

Tabla 6.6: Resultados de las métricas de errores para la base de datos 2.

Valor	$E_P$	$E_C$	$E_A$
Promedio	4.82mm	12.52%	8.11%
Desviación estandar	2.90mm	3.57%	3.48%
Máximo	11.24mm	19.59%	16.99%
Mínimo	0.89mm	6.11%	1.97%

En conclusión, la segmentación de la glándula prostática para la base de datos 2, utiliza 4 iteraciones para lograr un resultado satisfactorio. El área de los contornos segmentados tiene una similitud del 91% con respecto a los contornos reales de la próstata, y el promedio de la distancia entre los puntos del contorno obtenido y el contorno real generado por un experto es de  $4.82 \pm 2.90$  píxeles (*media  $\pm$  desviación estandar*), con un valor máximo de 11.24 píxeles y un mínimo de 0.89 píxeles.

### Base de datos 3

La tercera base de datos segmentada consta de 64 imágenes TRUS y corresponde a un estudio de ultrasonido completo de la glándula prostática donde se puede visualizar incluso su ápex. En la Figura 6.23 se muestran tres de las imágenes de esta base de datos.



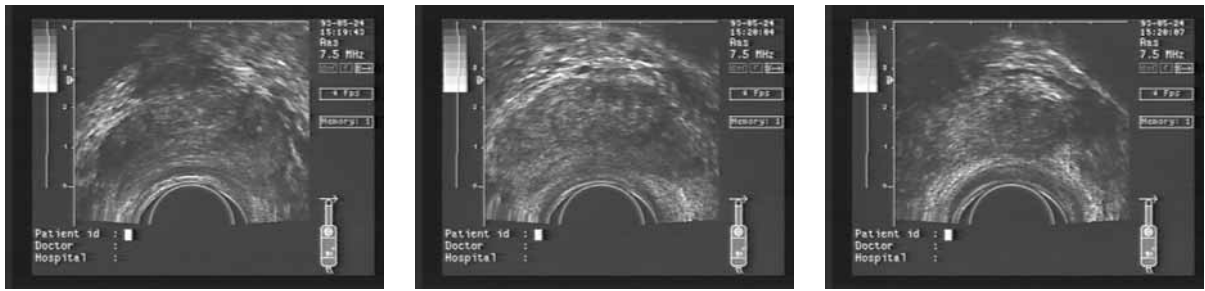


Figura 6.23: Imágenes TRUS de la base de datos 3.

En la Figura 6.24 se muestran tres contornos finales obtenidos después de la aplicación del modelo, en tres imágenes seleccionadas.

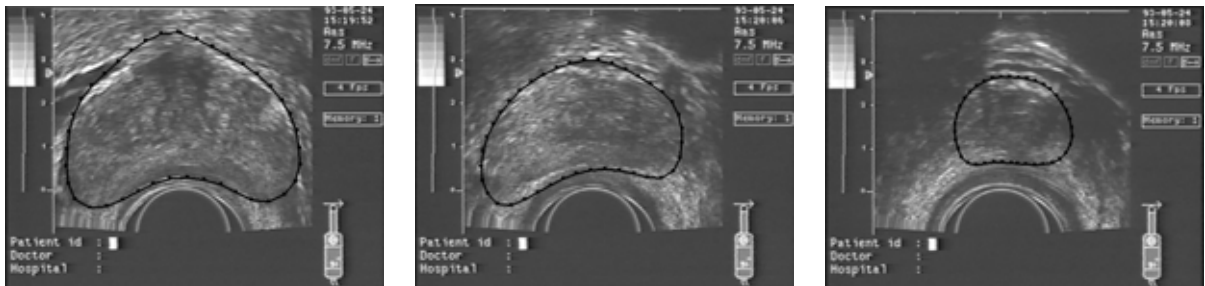


Figura 6.24: Segmentación final en imágenes TRUS de la base de datos 3.

Adicionalmente, se ha reconstruido la forma tridimensional de la glándula prostática obtenida en el proceso de segmentación manual realizado por un experto. En las Figuras 6.25 y 6.26 se pueden observar las comparaciones entre la segmentación tridimensional de la glándula obtenida con el modelo propuesto (color rojo), y la reconstrucción tridimensional de la próstata obtenida de la segmentación manual realizada por el experto (color verde).

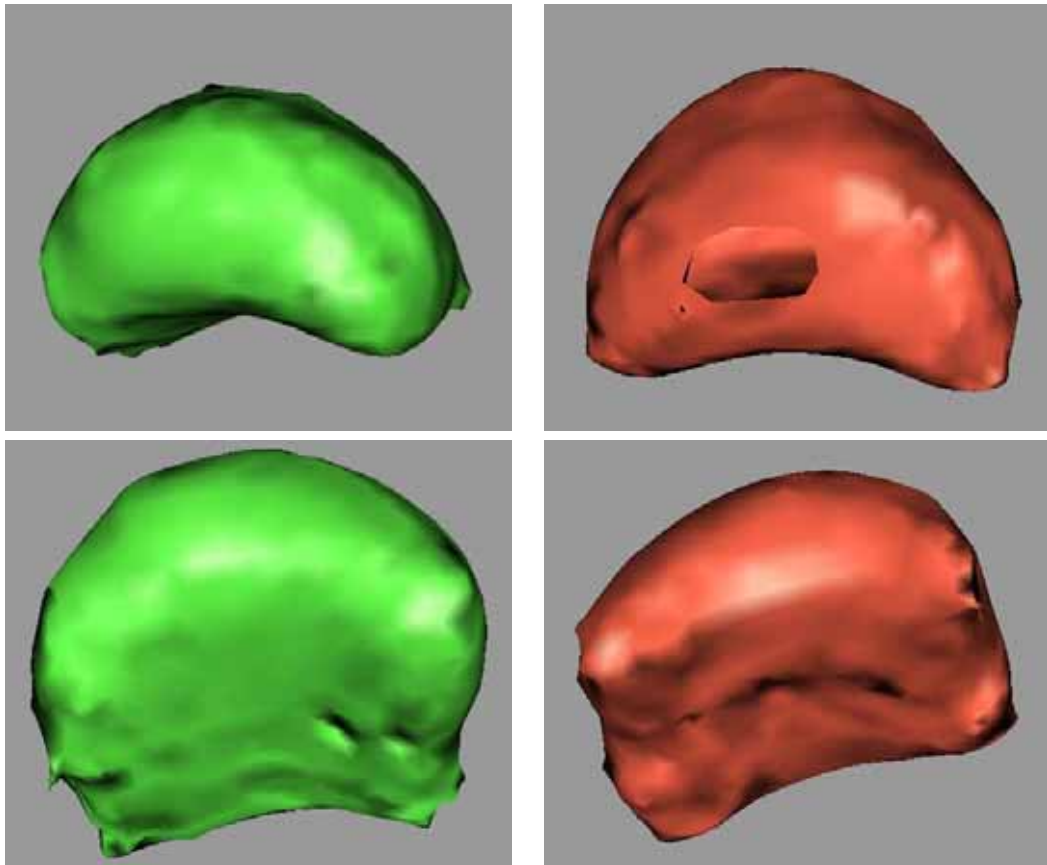


Figura 6.25: Vistas de comparación entre segmentación manual y automática en la base de datos 3.

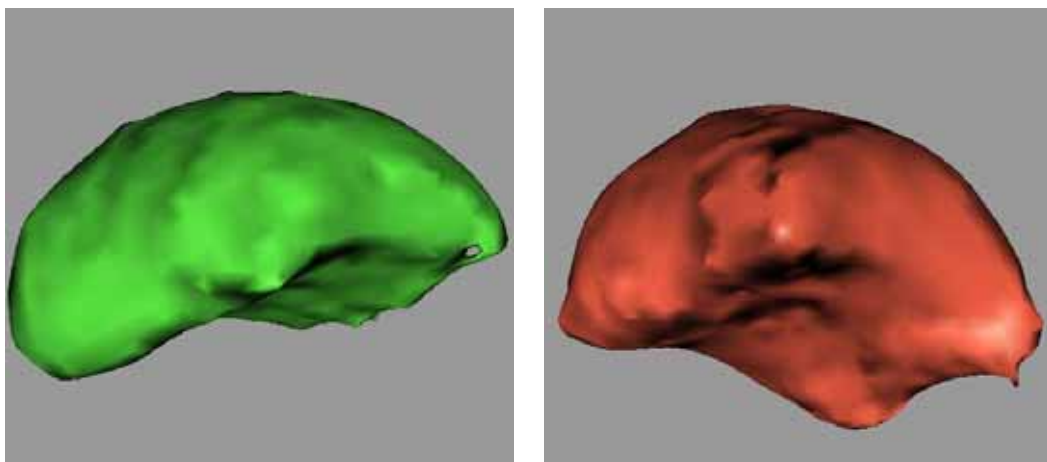


Figura 6.26: Vistas segmentación manual y automática en la base de datos 3.

La métricas de los errores calculados con respecto a la segmentación trazada de forma manual, para la base de datos 3, se muestran en la Tabla 6.7.

---

Tabla 6.7: Resultados de las métricas de errores para la base de datos 3.

Valor	$E_P$	$E_C$	$E_A$
Promedio	6.41mm	10.05%	7.70%
Desviación estandar	1.71mm	5.25%	5.72%
Máximo	10.94mm	29.47%	22.61%
Mínimo	2.91mm	3.02%	0.08%

En conclusión, la segmentación de la glándula prostática para la base de datos 3, utiliza 5 iteraciones para lograr un resultado satisfactorio. El área de los contornos segmentados tiene una similitud del 89% con respecto a los contornos reales de la próstata, y el promedio de la distancia entre los puntos del contorno obtenido y el contorno real generado por un experto es de  $6.41 \pm 1.71$  píxeles (*media  $\pm$  desviación estandar*).

## 6.2.2 Aplicación a imágenes anatómicas del Humano Visual

Adicionalmente, el modelo propuesto es aplicado a las imágenes anatómicas del humano visual (ver sección 2.3.5). Aunque los parámetros del modelo son ajustados para trabajar con información de imágenes del ultrasonido transrectal, la aplicación sobre este otro tipo de imágenes demuestra la factibilidad de la utilización del mismo en otras modalidades de imagenología de próstata.

La aproximación inicial utilizada para este modelo es la reconstrucción de un cilindro de base elipsoidal muy similar a la establecida en la aproximación inicial Tipo 1 (ver sección 4.3.1). Se necesita dibujar una elipse sobre la primera imagen, otra sobre la imagen central de la base de datos, y otra sobre la última imagen. La razón en las imágenes anatómicas del humano visual, existe apex, es decir, la imagen prostática comienza viendose pequeña (apex), llega a su máxima amplitud, y comienza a hacerse pequeña de nuevo (apex). A partir de estas tres imágenes se reconstruye una aproximación inicial para el modelo de deformación. La Figura 6.27, ilustra este proceso.

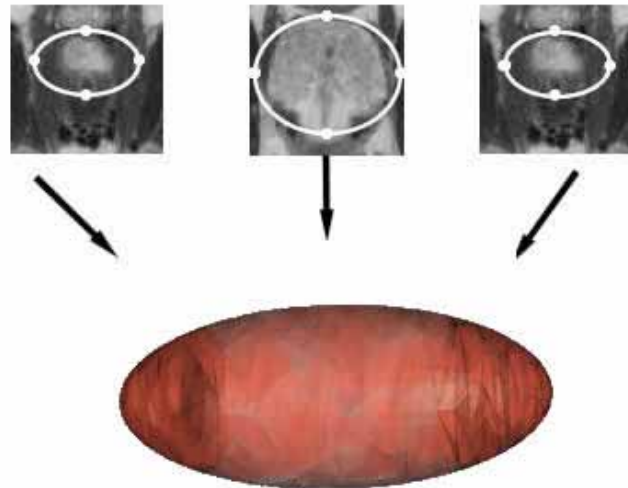


Figura 6.27: Establecimiento de la aproximación inicial para las imágenes del humano visual.

En la Figura 6.28 se muestra un conjunto de imágenes que comprenden a las imágenes con el contorno deformado obtenido.

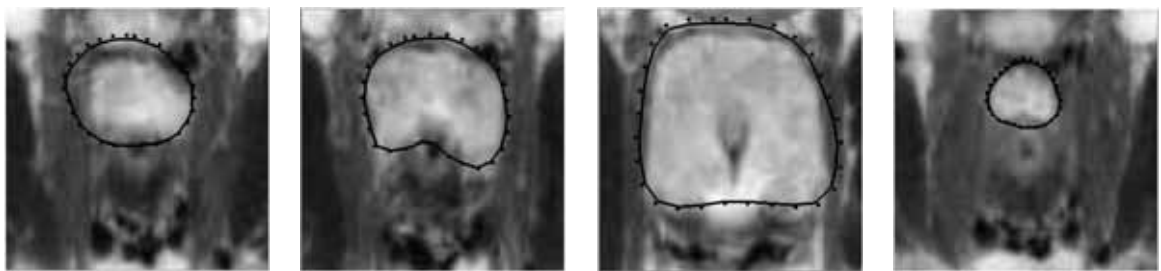


Figura 6.28: Contornos finales para la segmentación del humano visual.

En la Figura 6.29 se muestra la superficie final segmentada para la base de datos del humano visual.

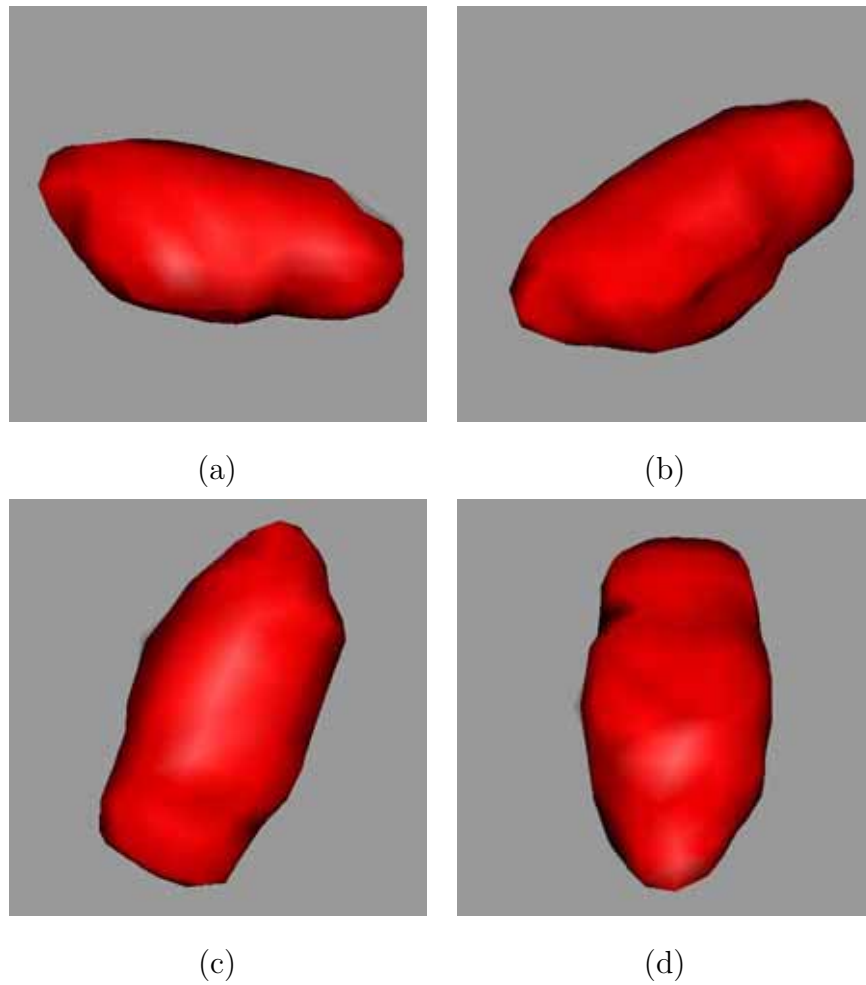


Figura 6.29: Superficie final para la segmentación del humano visual. (a) Vista 1. (b) Vista 2. (c) Vista 3. (d) Vista 4.

Las mismas métricas usadas para validar las dos bases de datos TRUS son usadas en la segmentación del humano visual. En la Tabla 6.8 se muestran estos resultados. En la Figura 6.30 se muestran los contornos obtenidos con el modelo propuesto (color negro) con respecto a los contornos trazados manualmente por un experto (color rojo).

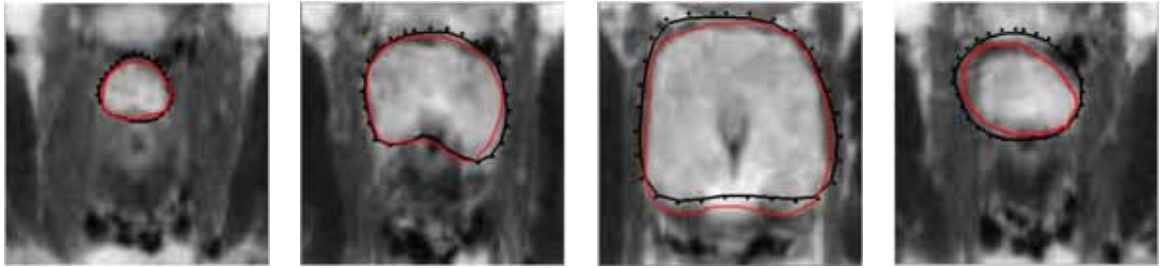


Figura 6.30: Contornos finales para la segmentación del humano visual con segmentación manual.

Tabla 6.8: Resultados de las métricas de errores para la segmentación del humano visual.

Valor	$E_P$	$E_C$	$E_A$
Promedio	2.3mm	10.41%	9.72%
Desviación estandar	0.86mm	3.06%	2.73%
Máximo	4.99mm	15.70%	13.39%
Mínimo	0.92mm	2.89%	1.44%

Los resultados de los errores de contorno y de área, se pueden mejorar ajustando los parámetros de deformación, y procesando imágenes anatómicas de mayor resolución, ya que al ser imágenes pequeñas (64 x 64), la probabilidad de aumento del error de contorno y de área es mayor.

### 6.3 Visualización de la Glándula Prostática 3D con Planos de Ejes de Coordenadas

Una vez aplicado el modelo de deformación para obtener la segmentación tridimensional de la glándula prostática en imágenes TRUS, se reconstruye la superficie sobre los planos axial, sagital y coronal. La Figura 6.31 muestra los tres planos intersectados. Las Figuras 6.32 y 6.33 ilustra la reconstrucción 3D de la próstata obtenida del proceso de segmentación sobre estos planos.

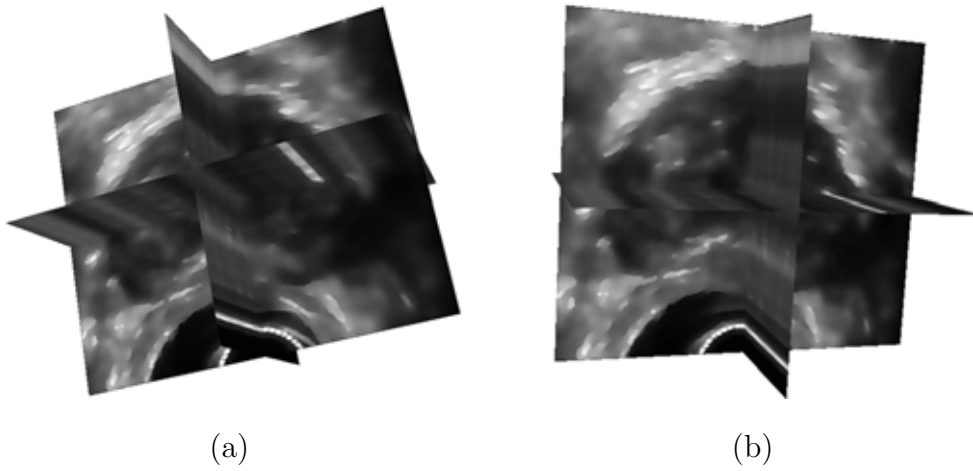


Figura 6.31: Planos de ejes de coordenadas tridimensionales. (a) Vista 1. (b) Vista 2.

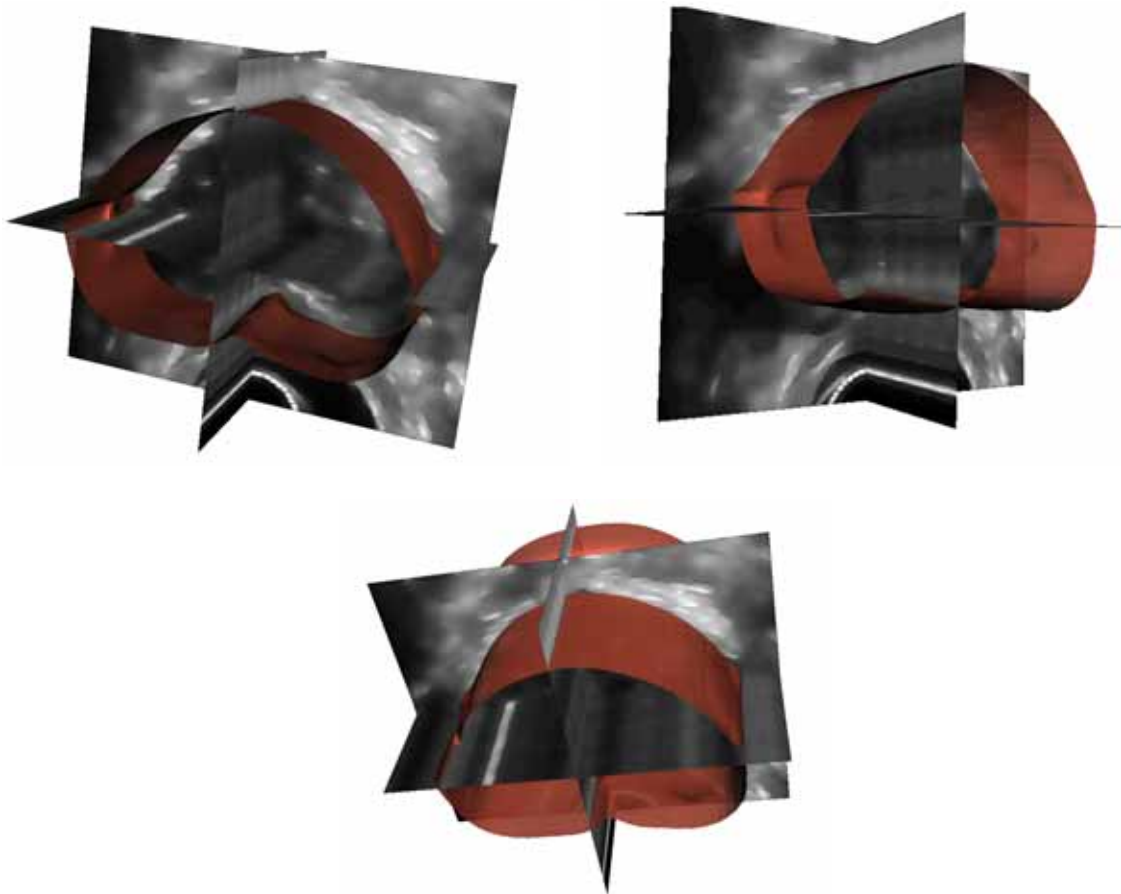


Figura 6.32: Próstata 3D sobre planos de ejes de coordenadas.

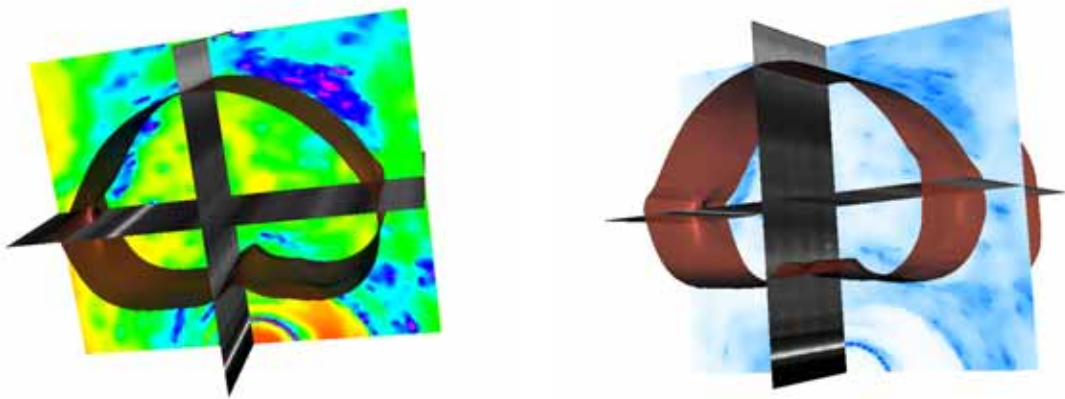


Figura 6.33: Próstata 3D.



# Capítulo 7

## Conclusiones y Perspectivas

El trabajo realizado ha permitido desarrollar una herramienta computacional multiplataforma para la segmentación tridimensional de la glándula prostática en imágenes de ultrasonido transrectal (TRUS). La segmentación está basada en el desarrollo de un modelo paramétrico deformable utilizando la técnica de deformación de forma libre, y un modelo de contorno activo bidimensional. El acoplamiento de ambos modelos proporciona un mecanismo para la evolución de la deformación permitiendo la segmentación tridimensional.

El proceso de segmentación considera varias etapas, que van desde el pre-procesamiento de las imágenes TRUS, el desarrollo de los modelos deformables para la segmentación, la obtención de resultados y la validación del modelo.

En la etapa de pre-procesamiento se han desarrollado cinco tipos de filtros para lograr la atenuación de ruidos y el realce de las imágenes TRUS. Un filtro de difusión anisotrópica, un filtro Gaussiano, un filtro *white top-hat*, un filtro *black top-hat* y un filtro de similaridad fueron programados con el objeto de mejorar la calidad de las imágenes en las diferentes bases de datos utilizadas.

En la etapa de segmentación, un acoplamiento entre dos modelos deformables es planteado como solución a la segmentación tridimensional de la glándula prostática. La idea ha sido desarrollar un modelo que permita ajustar el proceso de segmentación sobre un conjunto reducido de imágenes de control y que sirva de guía al proceso de deformación de la superficie 3D. El resultado de este proceso es una superficie tridimensional que repre-

senta la superficie de la próstata en las imágenes TRUS. Los resultados son prometedores, y han sido validados con métricas reportadas en la literatura. El área de los contornos de la superficie obtenida tiene una similitud superior al 90% con respecto a la segmentación manual trazada por un experto.

Los parámetros para ajustar el modelo de contorno deformable en las imágenes de control y el modelo de deformación de forma libre, son obtenidos de dos maneras distintas. Para los parámetros del modelo de contorno deformable, se han realizado pruebas empíricas con data sintética para encontrar los parámetros que minimizan la energía del modelo. Para el modelo de deformación de forma libre, el parámetro del tamaño de la rejilla de deformación es determinado al hacer pruebas con tamaños que variaron desde 7 x 7 x 7 hasta 15 x 15 x 15. El tamaño de la rejilla de deformación que logra minimizar las métricas de los errores utilizadas para la validación del modelo, es seleccionado. Los resultados obtenidos, muestran una segmentación de la glándula prostática favorable, dando una visualización tridimensional de la próstata que aporta mayor información sobre la glándula que las imágenes bidimensionales TRUS.

El modelo es usado adicionalmente para la segmentación en imágenes anatómicas obtenidas de la base de datos pública del Humano Visual. Los resultados muestran que el error está por debajo de los 3 mm de diferencia entre el contorno automático y el contorno trazado por el experto. Esta prueba demuestra la factibilidad de que el modelo sea utilizado en otras modalidades de imagenología, sin considerar el ajuste de parámetros.

Como recomendación para trabajos futuros, se plantea el uso de multiprogramación con el empleo de programación multihebras para agilizar los tiempos de respuesta del modelo. Se propone utilizar el modelo en otros tipos de modalidades de imagenología médicas, para lograr tener un conjunto de parámetros a establecer en el modelo en cada una de ellas. También se recomienda solicitar evaluación de especialistas en urología para reportar sugerencias en el uso de la herramienta y su aplicación en el campo de la medicina.

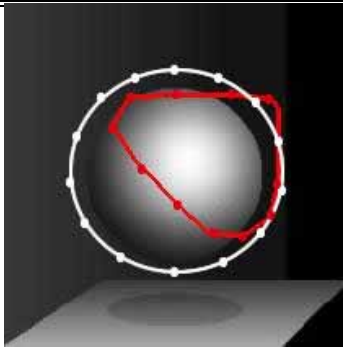
---

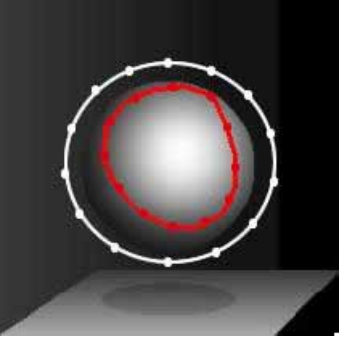
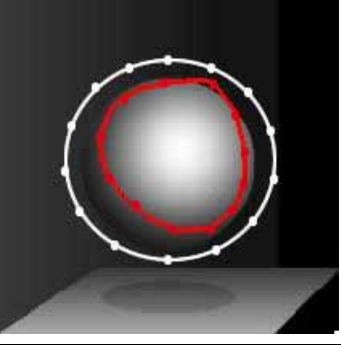
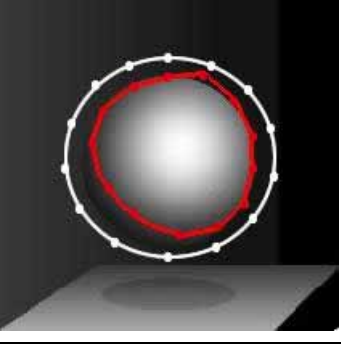
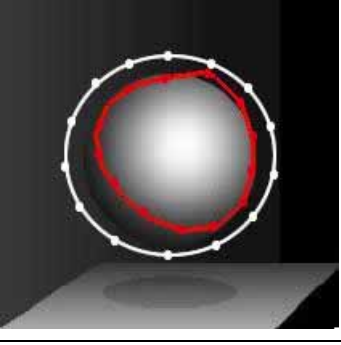
# Anexo A

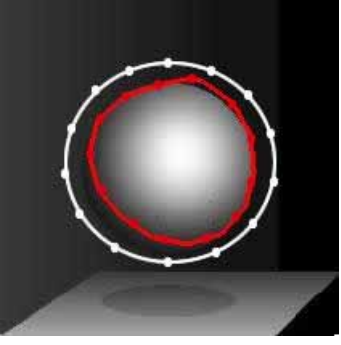
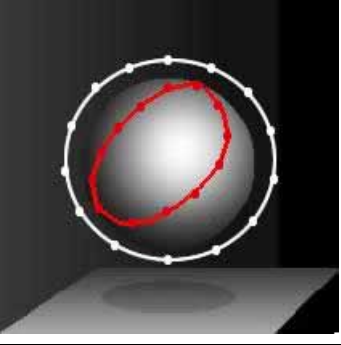
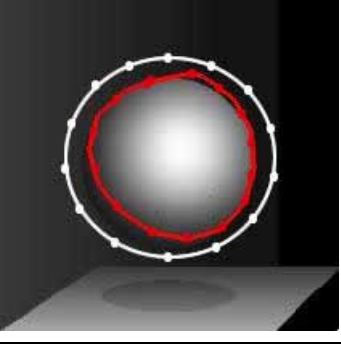
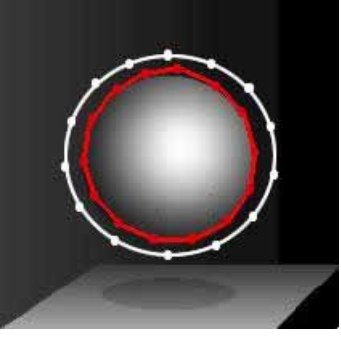
## Establecimiento de Parámetros del Modelo de Contorno Activo

La Tabla A.1 muestra las pruebas utilizadas para el establecimiento de los parámetros del modelo de contorno activo bidimensional, utilizado como parte del proceso de segmentación de la próstata (sección 4.4.4). En cada figura se puede observar el contorno inicial (color blanco) y el contorno final obtenido (color rojo).

Tabla A.1: Parámetros establecidos en el modelo de deformación tridimensional mostrados en la Tabla 4.2

Nro	Imagen Sintética y Snake	Parámetros considerados	Minimización Energía
1	 A 3D visualization of a sphere with a white snake contour and a red snake contour. The white contour is a circle of points around the sphere, and the red contour is a closed curve that follows the shape of the sphere's surface.	$\alpha=1.0$ $\beta=0.5$ $\gamma=0.5$ $\kappa=5.0$	Valor minimización: 2387

Nro	Imagen Sintética y Snake	Parámetros considerados	Minimización Energía
2		$\alpha=1.0$ $\beta=0.1$ $\gamma=0.5$ $\kappa=2.0$	Valor minimización: 1900
3		$\alpha=1.0$ $\beta=0.1$ $\gamma=0.5$ $\kappa=1.0$	Valor minimización: 1200
4		$\alpha=1.0$ $\beta=0.1$ $\gamma=1.0$ $\kappa=1.0$	Valor minimización: 1500
5		$\alpha=0.7$ $\beta=0.1$ $\gamma=1.0$ $\kappa=1.0$	Valor minimización: 1700

Nro	Imagen Sintética y Snake	Parámetros considerados	Minimización Energía
6		$\alpha=0.5$ $\beta=0.05$ $\gamma=1.0$ $\kappa=1.0$	Valor minimización: 1500
7		$\alpha=1.0$ $\beta=1.0$ $\gamma=2.0$ $\kappa=0.5$	Valor minimización: 1850
8		$\alpha=0.5$ $\beta=0.050$ $\gamma=1.0$ $\kappa=0.5$	Valor minimización: 1650
9		$\alpha=0.5$ $\beta=0.085$ $\gamma=1.0$ $\kappa=0.5$	Valor minimización: 1900

# Bibliografía

- [1] J. Corrigan y J. W. Jacobson, “Prostate cancer progress report,” en *National Cancer Institute Tech Report*, New York, USA, 2004.
- [2] P. Windyga, G. Onik, y R. Medina, “Virtual trainer for prostate cryosurgery,” en *IASTED Conference in Modeling System*, San Diego, CA, USA, 2003, pp. 229–233.
- [3] R. Kirby y M. Brawer, *Prostate Cancer*. USA: Health Press, 2004.
- [4] L. Pavel, *The dosimetric effect of organ movement in prostate radiotherapy: new models for hollow organs*. Aachen: Shaker Verlag, 2002.
- [5] W. Schlegel, T. Bortfeld, y A. Grosu, *New Technologies in Radiation Oncology*. New York: Springer Verlag Berlin Heidelberg, 2005.
- [6] R. Eichenauer, C. Doehn, G. Droege, R. Brinkmann, M. Salamon, y D. Jocham, “New application system for the holmium laser resection of the prostate,” in *SPIE*, 1999, pp. 165–175.
- [7] G. Onik, D. Downey, y A. Fenster, “Three-dimensional sonographically monitored cryosurgery in a prostate phantom,” *Journal of Ultrasound Medicine*, no. 15, pp. 267–270, 1996.
- [8] A. Fenster y D. Downey, “Three-dimensional ultrasound imaging,” en *SPIE Medical Physics*, San Diego, CA, USA, 1999, pp. 2–11.
- [9] J. Hajnal, D. Hill, y D. Hawkes, *Medical Image Registration*. USA: CRC Press LLC, 2001.
- [10] R. Medina, A. Bravo, P. Windyga, J. Toro, P. Yan, y G. Onik, “A 2–D active appearance model for prostate segmentation in ultrasound images,” en *27th IEEE Conference in Medicine and Biology*, Shanghai, China, 2005.
- [11] T. Sederberg y S. Parry, “Free-form deformation of solid geometric models,” *Computer & Graphics*, vol. 20, no. 4, pp. 151–160, Agosto 1986.
- [12] S. Webb, *The Physics of Medical Imaging*. Bristol: Institute of Physics Publishing, 1988.
- [13] N. Ayache, “Medical computer vision, virtual reality and robotics,” *Image and Vision Computing*, vol. 13, no. 4, pp. 295–313, 1995.

- 
- [14] K. M. Hanson, *Medical Imaging 2000: Image Processing*. SPIE 3979, 2000.
- [15] I. Bankman, *Handbook of Medical Imaging: Processing and Analysis*. San Diego: Academic Press, 2000.
- [16] H. Tang, T. Zhuang, y E. X. Wu, “Realizations of fast 2-D/3-D image filtering and enhancement,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 20, no. 2, pp. 132–140, 2001.
- [17] R. Abolmaesumi y M. Sirouspour, “Segmentation of prostate contours from ultrasound images,” en *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, vol. 3, no. 17–21, Mayo 2004, pp. 517–520.
- [18] N. R. Pal y S. K. Pal, “A review on image segmentation techniques,” *Pattern Recognition*, vol. 26, no. 9, pp. 1227–1249, 1993.
- [19] R. Palenichka, T. Belikova, y I. Ivasenko, “Robust extraction of diagnostic features of lesions from medical radiographic images,” *6th International Conference on Computer Graphics and Image Processing (GKPO 2000)*, vol. 9, no. 1/2, pp. 473–486, 2000.
- [20] A. Santos, J. Antoranz, M. Desco, M. García, M. Ledesma, y N. Malpica, “Nuevas metodologías de análisis cuantitativo en ecocardiografía,” en *XVIII Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica*, Cartagena, Colombia, Septiembre 2000, pp. 255–257.
- [21] R. Robb, “Three-dimensional visualization and analysis in prostate cancer,” in *Biomedical Engineering and Biomedical Imaging*, Mayo Foundation Clinic, Rochester, Minnesota, USA, 2002.
- [22] M. Rabbani y P. Jones, *Digital Image Compression Techniques*. SPIE-International Society for Optical Engine, February 1991.
- [23] C. Taylor y A. Colchester, *Medical Imaging Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI ’99*, ser. *Lectures Notes in Computer Science* 1679. Heidelberg: Springer-Verlag, 1999.
- [24] M. R. Stytz, G. Frieder, y O. Frieder, “Three-dimensional medical imaging: algorithms and computer systems,” *ACM Computing Surveys*, vol. 23, no. 4, pp. 421–499, 1991.
- [25] T. Nelson, D. Downey, D. Pretorius, y A. Fenster, *Three-Dimensional Ultrasound*. New York: Lippincott Williams and Wilkins, 1999.
- [26] P. Miller, I. Eardley, y S. Kaplan, *Benign Prostatic Hyperplasia: Laser and Heat Therapy*. USA: Martin Dunitz, 2001.
- [27] D. McConnell, P. Scardino, E. Vaughan, y A. Perlmutter, *The Prostate*. Philadelphia, USA: Current Medicine, 1999.
-

- 
- [28] J. Rodríguez y J. Picazo, *Microbiología Médica: Clínica*. España: Elsevier España, 1996.
- [29] G. Passariello y F. Mora, *Imágenes médicas. Adquisición, Análisis, Procesamiento, Interpretación*. Universidad Simón Bolívar, Caracas: Equinoccio, 1995.
- [30] U. Patel y D. Rickards, *Handbook of Transrectal Ultrasound and Biopsy of the Prostate*. USA: Informa Health Care, 2002.
- [31] W. Lees y E. Lyons, *Invasive ultrasound: A Text Atlas*. USA: Informa Health Care, 1995.
- [32] M. Manyak, M. Javitt, P. Kang, W. Kreuger, y E. Storm, “New approaches in the treatment of advanced prostate cancer,” *Urologic clinics of North America*, vol. 33, no. 2, pp. 133–146, 2006.
- [33] U. S. National Library of Medicine. (1989, Jan.) The visible human project. [Online]. Available: <http://www.dhpc.adelaide.edu.au/projects/vishuman2/index.html>
- [34] T. Heimann, M. Baumhauer, T. Simpfendörfer, H.-P. Meinzer, y I. Wolf, “Prostate segmentation from 3D transrectal ultrasound using statistical shape models and various appearance models,” en *SPIE*, 2008, pp. 69 141P–69 141P–8.
- [35] R. Hussein, F. McKenzie, y R. Joshi., “Automating prostate capsule contour estimation for 3D model reconstruction using shape and histological features,” en *Third IEEE Symposium on BioInformatics and BioEngineering (IEEE BIBE 2003)*, Washington , DC, March 2003.
- [36] D. Shen, Y. Zhan, y C. Davatzikos, “Segmentation of prostate boundaries from ultrasound images using statistical shape model,” en *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing*, San Diego, CA, USA, 2004.
- [37] R. Gonzalez y R. Woods, *Digital Image Processing*. New–Jersey: Addison–Wesley Publishing Company, 1992.
- [38] E. Coto, *Métodos de Segmentación en Imágenes Médicas*. Caracas, Venezuela: Universidad Central de Venezuela, 2003.
- [39] M. Kass, A. Witkin, y D. Terzopoulos, “Snakes: Active contour models,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, no. 4, pp. 321–331, 1988.
- [40] T. McInerney y D. Terzopoulos, “Deformable models in medical image analysis: A survey,” *Medical Image Analysis*, vol. 1, no. 2, pp. 91–108, 1996.
- [41] B. Flannery, S. Teukolsky, y W. Vetterling, *Numerical Recipes*. New York: Cambridge University Press, 2007.
- [42] R. Valdes-Cristerna, V. Medina-Banuelos y O. Yanez-Suarez, “Coupling of radial-basis network and active contour model for multispectral brain mri segmentation,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, no. 3, pp. 459–470, 2004.
-



- 
- [43] D. Lingrand y J. Montagnat, “Levelset and bspline deformable model techniques for image segmentation: A pragmatic comparative study,” en *14th Scandinavian Conference Image Analysis, SCIA*, Joensuu, Finland, 2005, pp. 25–34.
- [44] S. Coquillart, “Extended free-form deformation: A sculpturing tool for 3D geometric modeling,” *Computers & Graphics*, vol. 24, no. 4, pp. 187–196, 1990.
- [45] J. Griessmair y W. Purgathofer, “Deformation of solids with trivariate b-splines,” en *Eurographics’89*, North Holland, Hamburg, 1989, pp. 137–148.
- [46] H. Lamousin y W. Waggenspack, “NURBS-based free-form deformations,” *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 14, no. 6, pp. 59–65, Nov. 1994.
- [47] A. Bravo, R. Medina, G. Passariello, y M. Garreau, “Inferring the left ventricle dynamical behavior using a free-form deformations model,” *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 79, no. 6, pp. 1824–1833, 2009.
- [48] C. Cañero y P. Radeva, “Vesselness enhancement diffusion,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 24, no. 16, pp. 3141–3151, 2003.
- [49] A. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, y M. A. Viergever, “Multiscale vessel enhancement filtering,” *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 1496, pp. 130–137, 1998.
- [50] D. Shelton, G. Stetten, L. Alyward, L. Ibañes, A. Cois, y C. Stewart, “Teaching medical image analysis with the Insight Toolkit,” *Medical Image Analysis*, vol. 9, no. 6, pp. 605–611, 2005.
- [51] W. Pratt, *Digital Image Processing*. USA: John Wiley – Sons, 1978.
- [52] A. Hanbury y J. Serra, “Morphological operators on the unit circle,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 10, no. 12, pp. 1842–1850, 2001.
- [53] R. Halarick y L. Shapiro, *Computer and Robot Vision*. USA: Addison–Wesley Publishing Company, 1992.
- [54] H. Meijering, “Image enhancement in digital X-ray angiography,” Ph.D. dissertation, Utrecht University, Netherlands, 2000.
- [55] J. Serra, *Image Analysis and Mathematical Morphology*. London: A Press, 1982.
- [56] A. Bravo, R. Medina, y J. Díaz, “A clustering based approach for automatic image segmentation: An application to biplane ventriculograms,” *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4225, pp. 316–325, 2006.
- [57] S. Ando, “Consistent gradient operators,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.*, vol. 22, no. 3, pp. 252–264, 2000.
- [58] D. Salomon, *Computer Graphics and Geometric Modeling*. New York: Springer Verlag, 1999.
-

- 
- [59] V. Chalana y Y. Kim, “A methodology for evaluation of boundary detection algorithms on medical images,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 5, pp. 642–652, 1997.
- [60] K. Suzuki, I. Horiba, N. Sugie, y M. Nanki, “Extraction of left ventricular contours from left ventriculograms by means of a neural edge detector,” *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 3, pp. 330–339, 2004.
- [61] W. Schroeder, K. Martin, y B. Lorensen, *The Visualization Toolkit, An Object-Oriented Approach to 3D Graphics*. New York: Prentice Hall, 2001.
- [62] B. Spitzak. (2008, Jan.) Fast light toolkit (ftk). [Online]. Available: <http://www.ftk.org/>
- [63] W. E. Lorensen y H. E. Cline, “Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm,” *Computer & Graphics*, vol. 21, no. 4, pp. 163–169, 1987.
-