



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

PROGRAMA DE MAESTRIA Y DOCTORADO EN
INGENIERIA

SEGMENTACIÓN SEMIAUTOMÁTICA PARA LA MEDICIÓN
DEL GROSOR DE CARTÍLAGOS DE RODILLAS

T E S I S

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:

MAESTRO EN INGENIERÍA

INGENIERÍA ELÉCTRICA

P R E S E N T A :

ING. CLAUDINE MELROSE MERÉ

TUTOR:

DR. FERNANDO ARAMBULA COSÍO



CENTRO DE CIENCIAS APLICADAS Y
DESARROLLO TECNOLÓGICO

2012

JURADO ASIGNADO :

Presidente: Dr. Escalante Ramírez Boris

Secretario: Dr. Moctezuma Flores Miguel

Vocal: Dr. Arambula Cosío Fernando

1^{er} Suplente: Dra. Medina Bañuelos Verónica

2^{do} Suplente: Dr. Lira Chávez Jorge

Centro de ciencias aplicadas y desarrollo tecnológico (CCADET),
Ciudad Universitaria.

TUTOR DE TESIS:

Dr. Fernando Arambula Cosío

FIRMA

A mis papás por haberme aconsejado, apoyado y querido incondicionalmente, gracias.

Y a Pfeffer por estar siempre presente.

Agradezco al Dr. Fernando Arambula sus consejos, guía y apoyo a lo largo de esta maestría.

Gracias a la UNAM por haberme dado la oportunidad de ser parte de ella.

Índice

Resumen	5
1. Introducción	6
1.1 Antecedentes: Osteoartritis	6
1.2 Objetivo de la tesis	9
1.3 Justificación de la tesis	9
1.4 Alcance del trabajo	9
1.5 Segmentación automática de los cartílagos de la rodilla	10
2. <i>ASM</i> para la segmentación de los cartílagos de la rodilla	14
2.1 Modelo Activo de Forma (<i>Active Shape Model</i>)	14
2.1.1 Principios de Construcción de los Modelos Activos de Forma	14
2.1.1.1 Estimación inicial de la forma	16
2.1.1.2 Actualización del modelo estimado	18
2.1.1.3 Modificación de pose	19
2.1.1.4 Modificación de forma	20
2.1.1.5 Actualización de los parámetros de pose y forma	20
2.2 Filtrado de las imágenes de resonancia magnética	21
2.2.1 Umbralización de Otsu	21
2.2.2 Filtro Laplaciano Gaussiano (Log)	23
2.2.3 Clasificador Bayesiano	25
2.3 Desarrollo del sistema semiautomático de segmentación para los cartílagos de la rodilla	28
2.3.1 Entrenamiento	29
2.3.1.1 Método <i>Leave One Out</i>	34
2.3.2 Inicialización	36
3. Resultados del <i>ASM</i> para la segmentación de los cartílagos de la rodilla	41
3.1 Validación con el método <i>leave one out</i>	41
3.1.1 Evaluación de resultados por medio de distancia normal absoluta	41
3.1.2 Evaluación de resultados por medio del índice de similitud <i>Dice</i>	50
4. Conclusiones y trabajo futuro	54
5. Bibliografía	56
6. Apéndice	59

Resumen

En este trabajo se propone un sistema basado en los modelos activos de forma (*Active Shape Model*) para realizar una segmentación automática de los tres cartílagos de la rodilla.

Un modelo activo de forma consta de dos etapas, a la primera se le conoce como fase de entrenamiento, dentro de la cual, se crea un modelo estadístico basado en las formas de interés anotadas sobre una serie de imágenes, seleccionadas únicamente para ser utilizadas dentro del entrenamiento. A partir del conjunto anotado de formas de entrenamiento, se calcula la forma promedio y los modos principales de variación de la forma.

En la segunda etapa se lleva a cabo el ajuste del modelo estadístico de forma sobre una nueva imagen, a través de un método iterativo de búsqueda a lo largo de perfiles perpendiculares al contorno del modelo de forma.

En esta tesis, se llevó a cabo, siguiendo las etapas de construcción descritas anteriormente, un modelo deformable de los tres cartílagos de la rodilla, utilizando imágenes de resonancia magnética. El modelo consta de tres curvas cerradas que se irán adaptando a las imágenes de prueba, hasta lograr una forma lo más apegada posible a los cartílagos de la nueva imagen. Las deformaciones que puede sufrir el modelo estarán restringidas a las formas que fueron almacenadas durante el entrenamiento; esta característica es importante para la segmentación de objetos que no sufren deformaciones severas como es el caso de los cartílagos. En este trabajo logramos anotar automáticamente (con una inicialización manual) el contorno de los tres cartílagos con un error promedio de 5.92 píxeles.

Capítulo 1.

Introducción

1.1 Osteoartritis

La Osteoartritis (OA) es un tipo de artritis que es causada por la pérdida paulatina del cartílago de una o más articulaciones. El cartílago es una sustancia con proteína que sirve de “colchón” entre los huesos de las articulaciones. La osteoartritis es también conocida como artritis degenerativa. Entre los más de 100 diferentes tipos de artritis, la osteoartritis es la más común. En un principio la osteoartritis está relacionada con la edad; con el incremento de la edad, el agua contenida en el cartílago aumenta y la proteína del cartílago se degenera. Las lesiones de origen degenerativas se inician con alteraciones bioquímicas intra-sustancia, siguiendo con fibrilación, fisuras, ulceraciones de espesor total y por último pérdida del cartílago de espesor total. Habitualmente las lesiones degenerativas son de contornos irregulares, y frecuentemente comprometen más de un sector de las superficies articulares con lesiones de espesor variable y dependiendo de la etapa del compromiso se pueden observar alteraciones secundarias de artrosis como osteofitos marginales o quistes. El uso repetitivo de las articulaciones desgastadas a través de los años puede irritar e inflamar el cartílago, causando dolor de articulación e inflamación. La pérdida de este tipo de cartílago causa fricción entre los huesos, provocando dolor y limitación en la movilidad de las articulaciones.

La osteoartritis empeora gradualmente con el tiempo y no existe cura. Debido a que con el paso del tiempo las molestias son cada vez mayores es importante tener un diagnóstico preciso a tiempo para poder aplicar un tratamiento adecuado que alivie el dolor. Se ha comprobado que las imágenes de resonancia magnética (*MRI*) proporcionan una manera más exacta para diagnosticar y monitorear la OA comparada con otros tipos de imágenes [1]. En la Figura 1 se muestra una de las imágenes de resonancia magnética que fueron utilizadas en esta tesis.

Para medir el grosor de los cartílagos es necesario realizar una segmentación precisa [2],[3],[7]. Desafortunadamente, debido al bajo contraste en distintas áreas, particularmente en la zona de las articulaciones, la segmentación del cartílago es difícil de conseguir.



Figura 1. Imagen de resonancia magnética de la rodilla

Por esta razón en este trabajo de tesis se propone un método de segmentación automático basado en los modelos activos de forma (*Active Shape Models, ASM*). Se ha demostrado que propuestas utilizando información sobre la forma en el algoritmo de segmentación, como es el caso de los modelos de forma, pueden producir resultados exactos y robustos específicamente para los cartílagos de la rodilla [1].

El rendimiento de la resonancia magnética en la detección de lesiones condrales dependerá del equipo que se use, siendo ideal para la evaluación de lesiones de cartílagos articulares contar con resonadores de alto campo de 1,5 o 3 Tesla. La sensibilidad de la resonancia

magnética es directamente proporcional a la magnitud en cuanto a superficie condral comprometida y profundidad de la lesión. Por otro lado los cartílagos de mayor grosor como los de la rodilla son más fáciles de evaluar que los cartílagos de aquellas articulaciones más pequeñas.

Los cartílagos se conforman por diferentes capas, cada una de ellas con distintos contenidos de agua y proteína, además de presentar variaciones en la orientación de las fibras de colágeno [4].

Las imágenes de resonancia magnética de los cartílagos, normalmente presentan variaciones en la señal debido a los cambios naturales de las propiedades de los tejidos, así como por los distintos aparatos de resonancia magnética.

La secuencia de resonancia magnética que se utiliza comúnmente para la cuantificación de cartílagos es la de supresión de grasa (FS, *fat suppressed*) T1-ponderado SPGR (*Spoiled Gradient Recall*) [4], [5], [6]. Esta secuencia provee buenos resultado en resolución espacial, relación contraste ruido (CNR, *contrast to noise ratio*) y relación señal ruido (SNR, *signal to noise ratio*). La supresión de grasa, incrementa potencialmente el rango dinámico de la señal de adquisición y remueve los artefactos de desplazamiento químicos. En la modalidad de secuencia FS SPGR los bordes entre hueso y cartílago se encuentran particularmente bien delineados. Sin embargo, el bajo contraste entre cartílagos debido a fluidos internos, por lo general causan una pobre delineación de los defectos del cartílago [4].

En este trabajo de investigación se utilizó una base de datos de 8 casos o volúmenes con un promedio de 9 imágenes utilizables en cada uno. Dichas imágenes fueron obtenidas utilizando la secuencia FS SPGR MR y no contienen ninguna información demográfica. Cada una de las imágenes adquiridas fue segmentada manualmente por un experto.

1.2 Objetivo de la tesis

Proponer un sistema basado en los Modelos Activos de Forma (*ASM*) para la segmentación automática de los tres cartílagos que conforman la rodilla humana, para lo cual se han utilizado imágenes de resonancia magnética, las cuales permiten detectar con precisión las zonas de interés.

1.3 Justificación de la tesis

La enfermedad conocida como osteoartritis se caracteriza por la degeneración paulatina de los cartílagos de la rodilla, provocando, en las personas que la padecen, dolores y falta de movilidad en las articulaciones. La osteoartritis es la forma más común de artritis y es una de las principales causas de discapacidad en el mundo, por lo que es importante desarrollar herramientas que faciliten a los médicos su detección y posibles tratamientos.

1.4 Alcance del Trabajo

Esta tesis aporta un estudio detallado sobre una nueva aplicación de los modelos activos de forma (*ASM*) especialmente en imágenes de resonancia magnética. Fue posible observar ventajas y desventajas que presenta dicho modelo, que serán planteadas a lo largo de esta tesis, con el propósito de utilizar este estudio como base para nuevas aplicaciones en el ámbito de las imágenes médicas.

1.5 Segmentación automática de los cartílagos de rodilla

Los cartílagos de la rodilla son un material delgado y elástico que cubre el extremo del hueso, absorbiendo el impacto y permitiendo que el movimiento sea suave. La degeneración de estos cartílagos caracteriza la enfermedad conocida como Osteoartritis (OA). La OA es la forma más común de artritis y es una de las principales causas de discapacidad. La OA es una enfermedad que se caracteriza por cambios en la estructura y degeneración del tejido del cartílago. Debido a que se trata de una enfermedad muy común, se han realizando una gran cantidad de investigaciones para comprender cómo progresa esta enfermedad, también se ha desarrollado estrategias terapéuticas y tratamientos quirúrgicos. Evaluar estas estrategias y tratamientos en un gran número de pacientes requiere una herramienta no invasiva que pueda realizar medidas acertadas y reproducibles, y que permita la detección de cambios en el tejido del cartílago a través del tiempo. A continuación se presenta un resumen de la recopilación de información que se obtuvo al consultar algunos artículos relacionados con el tema de esta tesis.

Los modelos deformables son una herramienta flexible y altamente confiable en la segmentación de estructuras en imágenes médicas. El principal problema que presentan los modelos deformables, es que son sumamente sensibles a la inicialización y en muchas ocasiones es necesaria una inicialización cercana al objeto que será segmentado para obtener resultados exactos y robustos. Obtener una inicialización automática es problemático para la mayoría de las estructuras del cuerpo. En especial los cartílagos de la rodilla, los cuales son un material delgado y elástico que cubre la parte final del hueso, absorbiendo el impacto y permitiendo el movimiento de la articulación. La degeneración de estos cartílagos caracteriza el desarrollo de la osteoartritis.

Los algoritmos desarrollados hasta el momento para la segmentación de cartílagos son semiautomáticos. Estos algoritmos requieren supervisión por parte de expertos clínicos, por lo que el desarrollo de un algoritmo de segmentación automática es una meta importante.

En [1] se presenta un acercamiento hacia esta meta, que permita proveer de manera automática una buena inicialización para modelos deformables de cartílagos de rótula, utilizando la relación espacial entre el cartílago y el hueso. La filosofía adoptada en este

trabajo, consiste en aplicar de manera acertada el conocimiento *a priori*, de la forma de los cartílagos, la cual puede ser utilizada para obtener una segmentación robusta, exacta y automatizada.

La base de este sistema de segmentación, es la creación de un mapa estadístico de la rodilla basado en los modelos estadísticos de forma (*Statistical Shape Models*) *SSMs*. Esto permite la inclusión tanto de las restricciones de forma en el algoritmo de segmentación, así como la posibilidad de incluir otro tipo de información *a priori*. Entre este tipo de información se encuentran los niveles de gris que se pueden obtener de cada uno de los puntos de referencia o *landmarks* presentes en las imágenes del conjunto de entrenamiento.

En este trabajo se busca optimizar la inicialización automática del modelo utilizando como información previa la relación espacial entre los cartílagos y los huesos de la rodilla. La relación espacial fue asociada por medio del grosor esperado, la desviación estándar y la probabilidad de que el cartílago exista bajo el hueso delineado en los modelos de hueso.

La principal limitante que se presentó en este trabajo es que la segmentación del hueso se necesita obtener por medio del modelo estadístico del hueso. En este artículo se reportaron como resultados una sensibilidad promedio de 0.7115 y una especificidad de 0.9923, calculadas como describen las siguientes ecuaciones:

$$\textit{sensibilidad} = \frac{T_P}{(T_P+F_N)} \quad (1)$$

$$\textit{especificidad} = \frac{T_N}{(T_N+F_P)} \quad (2)$$

Donde T_P : son los verdaderos positivos

T_N : Verdaderos negativos

F_P : Falsos positivos

F_N : Falsos negativos

En [4] se explica de manera más detallada los pasos que se llevaron a cabo para obtener una segmentación automática de todos los cartílagos de la rodilla, utilizando como en el artículo anterior, imágenes de resonancia magnética. Este trabajo incluye la segmentación de los huesos utilizando un modelo activo de forma (*ASM*) tridimensional, la extracción de la interfaz hueso-cartílago esperada (*Interface Bone-Cartilage, BCI*) y la segmentación del cartílago en el *BCI* utilizando un modelo deformable que utiliza localización, estimación del tejido específico del paciente y un modelo de variación de grosor. En este artículo se hace particular énfasis en la importancia que tienen las imágenes de resonancia magnética, ya que en ellas es más fácil detectar cambios estructurales en el tejido cartilaginoso. Como mencionamos, una buena inicialización del *ASM* es necesaria para tener un ajuste exacto. En [14], se reportaron mejoras significativas en la inicialización, realizando una segmentación previa del hueso, utilizando para tales fines la detección de bordes.

Debido a que la segmentación directa del cartílago es difícil, diversos enfoques han sido presentados, donde primero se segmenta el hueso y luego se utiliza esta segmentación como base para la segmentación y análisis del cartílago [16], [17],[18]. La segmentación del hueso no es un procedimiento trivial, ya que el tejido adiposo, el fondo y los tendones tienen básicamente la misma intensidad y esto dificulta la delineación de contornos.

En [4] se presenta un esquema de modelado diseñado para segmentar todos los huesos y cartílagos de la rodilla. Este enfoque posee tres etapas, la primera consiste en una clasificación de tejidos basada en el trabajo de Folkesson [15], la segunda, en un algoritmo semiautomático modificado de reconocimiento de fronteras y por último un registro no rígido. La clasificación del tejido, basado en el trabajo de Folkesson [15], es utilizada para segmentar cada uno de los cartílagos individualmente. La diferencia con el trabajo de Folkesson es que en este caso se incluye un vector de soporte para el entrenamiento y clasificación, y en lugar de utilizar la posición absoluta del cartílago se utiliza la distancia euclidiana. Como se mencionó anteriormente, en imágenes de resonancia magnética los huesos tienen una apariencia similar al fondo, a los tendones y al tejido graso, con muy poco contraste entre tejidos. Sin embargo, la separación entre hueso y cartílago está muy bien definida, aun más, considerando que la distribución de intensidad de los píxeles en las

imágenes de resonancia magnética que pertenecen al hueso puede ser modelada por una distribución gaussiana. Para manejar contornos faltantes u objetos escasamente delineados, el uso de modelos activos de forma han obtenido muy buenos resultados. Por esta razón, para llevar a cabo la segmentación del hueso, se utilizó un modelo activo de forma, incluyendo como información previa, la probabilidad de tener tejido cartilaginoso y su grosor. Esto fue utilizado para estimar la localización de la interfaz hueso cartílago deseada.

En la validación de la segmentación utilizando este enfoque se obtuvo una sensibilidad promedio de 0.8473 y una especificidad promedio de 0.9992.

Capítulo 2.

ASM para la segmentación de los cartílagos de la rodilla

En este capítulo se presenta una breve introducción sobre los Modelos Activos de Forma (*Active Shape Models, ASM's*), ya que debido a su capacidad de deformación, es una herramienta ideal para llevar a cabo segmentaciones tales como la que se describe en este trabajo. En este mismo capítulo se reporta con detalle el desarrollo y modificaciones que se que se llevaron a cabo para obtener un *ASM* para la segmentación de los cartílagos de la rodilla. Reportamos el filtrado de las imágenes de resonancia magnética que fueron utilizadas a lo largo de la investigación, así como la selección de parámetros utilizados para la inicialización y entrenamiento del *ASM*. Por último se describe como nuestro *ASM* se ajusta a una imagen de prueba.

2.1 Modelo Activo de Forma

La técnica basada en el uso de un modelo de distribución de puntos (*PDM* por sus siglas en inglés) y la deformación iterativa, o actualización del modelo con respecto a un dato de entrada, se le conoce como Modelos Activos de Forma (*ASM* por sus siglas en inglés) y fue descrita originalmente por Cootes et al. [8].

2.1.1 Principios de construcción de los Modelos Activos de Forma

De acuerdo con el artículo de Cootes et al.[8], el primer paso para la construcción de un *ASM* es la anotación de puntos de referencia sobre el contorno del objeto de interés en varias imágenes, formando lo que se conoce como conjunto de entrenamiento. En la Figura 2 se muestran los puntos de referencia que fueron anotados sobre una de las imágenes de resonancia magnética que fueron utilizadas en esta tesis.

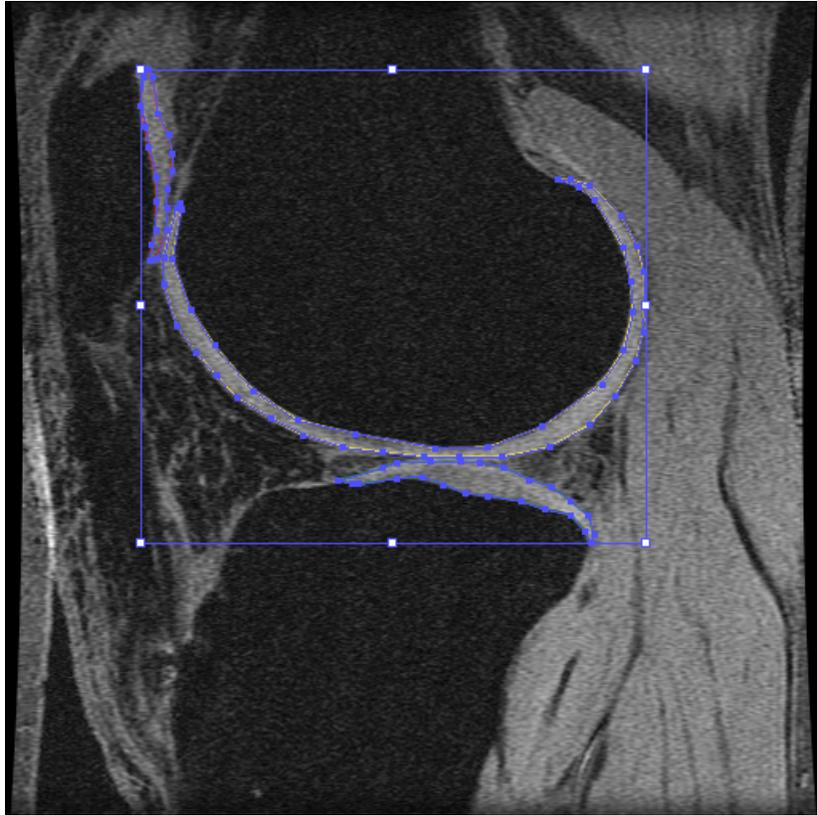


Figura 2. Puntos de referencia anotados en una imagen de resonancia magnética de la rodilla

El segundo paso consiste en la alineación de los contornos anotados y una vez realizado esto, es posible modelar estas formas por medio de la suma ponderada de la media de la forma, con los t primeros componentes principales del conjunto de entrenamiento. A este modelo se le conoce como *Point Distribution Model (PDM)*, el *PDM* puede utilizarse para generar nuevas formas modificando el vector de pesos bajo ciertos límites para así obtener formas semejantes a las que se tienen en el conjunto de entrenamiento.

Como mencionamos, el estimado inicial de la forma o instancia de un objeto es la suma de la forma promedio obtenida del entrenamiento y una suma ponderada de los componentes principales, la forma resultante debe ser trasladada, rotada y escalada para ajustarse a una nueva imagen. Ahora bien, dada una estimación inicial se busca que ésta encaje con la imagen, para esto es necesario realizar una búsqueda a lo largo de perfiles perpendiculares al contorno para estimar la posición óptima de cada punto, obteniendo una nueva posición.

Posteriormente es necesario realizar un ajuste de pose (escalamiento, rotación y traslación) y de los parámetros de forma (los pesos de los componentes principales), de modo que nuestro estimado se acerque lo más posible a la nueva posición, pero satisfaciendo los límites de la forma aceptable. Es necesario actualizar la pose y los parámetros de forma iterativamente hasta que no se perciba un cambio significativo en la forma y pose. La forma aceptada deberá estar en el dominio de los valores límite del vector de pesos.

En la ecuación 3 \bar{X} es la forma promedio, P es la matriz de los primeros t componentes principales, y b es el vector de pesos.

$$X = \bar{X} + bP \quad (3)$$

La ecuación 3 corresponde al Modelo de Distribución de Puntos (*PDM*). El *PDM* puede ser utilizado para generar nuevas formas de los tres cartílagos de la rodilla por medio de la modificación de b dentro de los siguientes límites:

$$-3\sqrt{\lambda_i} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda_i} \quad (4)$$

Estos límites son importantes porque evitan que la deformación del modelo sea demasiada y se pierda la forma típica del objeto de interés [8], [9].

2.1.1.1 Estimación inicial de la forma

La suma de la forma promedio y de los componentes principales tiene la posibilidad de ser trasladada, rotada y escalada. Esto quiere decir, que se puede expresar la estimación inicial x_i de una forma, como la versión escalada, rotada y trasladada de la forma referencia x_l :

$$x_i = M(s_i, \theta_i)[x_l] + t_i \quad (5)$$

Donde

$$M(s, \theta) = s \begin{bmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (6)$$

y

$$t_i = [t_{xi} \ t_{yi} \ t_{xi} \ t_{yi} \ \cdots \ t_{xi} \ t_{yi}]^T \quad (7)$$

La matriz $M(s, \theta)$ escala la forma en función de s y la rota en función de θ , mientras que el vector t_i la traslada en las direcciones x y y .

La forma x_l puede ser expresada como $x_l = \bar{x} + dx_l$ donde $dx_l = Pb_l$. Así que la estimación inicial puede ser expresada de la siguiente forma: $x_i = M(s_i, \theta_i)[\bar{x} + dx_l] + t_i$ [8].

Un importante parámetro que tiene que ser considerado es la posición del centro del modelo en el marco de la imagen:

$$(X_c, Y_c) \quad (8)$$

Las deformaciones locales son transformadas en ajustes de los parámetros de pose, escala y forma del modelo de distribución de puntos. Estas modificaciones son repetidas hasta que el modelo se ajuste lo mejor posible a la imagen de prueba y no se presenten cambios significativos en la deformación.

2.1.1.2 Actualización del Modelo Estimado

Una vez que se tiene la estimación inicial, se procede a ajustarla con respecto a la imagen de prueba. Este procedimiento consiste en examinar los alrededores de cada uno de los puntos de interés de x_i y su desplazamiento a una nueva posición expresada por $x_i + dx_i$. Las modificaciones que se le realizan al *PDM* para que se ajuste al contorno de un objeto específico están basadas en un método de búsqueda local a lo largo de una línea que pasa sobre el punto de interés y es perpendicular al contorno formado por el punto de interés y sus vecinos (Figura 3).

Por cada punto del *PDM* se encuentra una posición a lo largo del perfil de búsqueda, que minimiza la distancia de Mahalanobis (Ecuación 9) entre un segmento del perfil de búsqueda y el perfil promedio de niveles de gris (μ) de cada uno de los puntos del *PDM*.

$$D_M = \sqrt{((x - \mu)^T \Sigma^{-1} (x - \mu))} \quad (9)$$

donde x : es un vector con los puntos del *PDM*

μ : es la media del perfil de niveles de gris

y Σ : es la matriz de covarianza

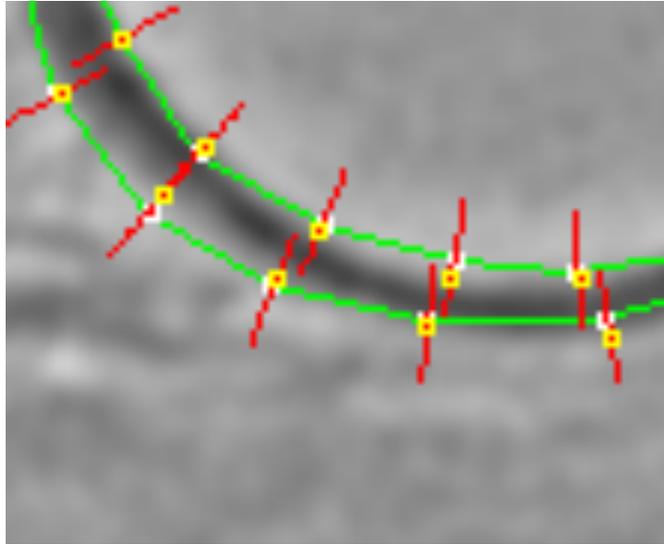


Figura 3. Ajuste o actualización del modelo estimado

En la Figura 3, se muestra un pedazo de una de las imágenes procesadas en esta tesis, donde es posible observar, en rojo, las líneas normales con respecto a cada punto de referencia del contorno del modelo.

2.1.1.3 Modificaciones de Pose

Es necesario modificar los parámetros de pose (escala, rotación y traslación), así como los parámetros de forma (los pesos de los componentes principales) para poder mover la estimación inicial x_i lo más cerca posible de $x_i + dx_i$, pero sin olvidar las restricciones de forma impuestas para producir formas aceptables. Para hacer esto, es necesario encontrar los incrementos en la escala $(1 + ds)$, rotación $(d\theta)$ y traslación (dt_x, dt_y) , requeridos para mover x_i lo más cerca posible de $x_i + dx_i$ [9].

2.1.1.4 Modificaciones de Forma

Una vez que se tiene $1 + ds$, $d\theta$ y dt , es necesario calcular los ajustes en dx (incrementos en el vector de forma), en el sistema de coordenadas locales de la ventana, requeridos para mover los puntos en dx combinado con el efecto de los nuevos parámetros de escala, rotación y traslación. El modelo sólo puede deformarse con los modos típicos del conjunto de entrenamiento representados por las componentes principales.

2.1.1.5 Actualización de los Parámetros de Pose y Forma

Una vez que han sido actualizados los parámetros de pose y forma de la estimación inicial, se obtiene una nueva estimación x_i , y se procede de la misma forma como se obtuvo la nueva estimación y así sucesivamente hasta que no se perciba ningún cambio significativo en la forma. A continuación se muestra como se actualizan cada uno de los parámetros en un esquema iterativo,

$$t_{xi} \rightarrow t_{xi} + w_t dt_x \quad (10)$$

$$t_{yi} \rightarrow t_{yi} + w_t dt_y \quad (11)$$

$$s_i \rightarrow s_i(1 + w_s ds) \quad (12)$$

$$\theta_i \rightarrow (\theta_i + w_\theta d\theta) \quad (13)$$

$$b \rightarrow b + W_b db' \quad (14)$$

Donde w_t , w_s , y w_θ son escalares. W_b es una matriz diagonal de pesos uno para cada modo. Cada peso puede ser proporcional a la desviación estándar del parámetro correspondiente de forma en el conjunto de entrenamiento. Es importante asegurarse que la forma resultante (actualizada) este dentro de la forma permitida, lo cual se logra limitando los valores de b (Ecuación 4).

2.2 Filtrado de las imágenes de resonancia magnética

Uno de los principales problemas que se tienen en este tipo de segmentación, como se mencionó anteriormente, es la falta de contraste que presentan las imágenes de resonancia magnética, sobre todo en aquellas zonas donde los cartílagos se encuentran prácticamente unidos. Debido a esta problemática fue necesario hacer diversas pruebas de filtrado para obtener imágenes más nítidas y con mejores perfiles de gris.

2.2.1 Umbralización de Otsu

La primera prueba que se llevó a cabo fue la umbralización por medio del método de Otsu, donde por medio de la generación de una imagen binaria se busca separar entre los objetos de interés y el fondo. El problema de la umbralización reside en la determinación del valor del umbral óptimo, el método de Otsu proporciona dicho valor bajo el criterio de la máxima varianza entre el fondo de la imagen y el objeto que se desea segmentar [10]. Por lo tanto es necesario calcular la varianza entre todas las posibles divisiones y se obtiene el umbral óptimo al encontrar la máxima varianza entre clases.

Como se puede apreciar en la Figura 4, únicamente se definieron dos clases, por lo que la imagen resultante presenta únicamente dos niveles de gris (0 y 1).

Umbralizacion por medio del Metodo de Otsu



Figura 4. Imagen “case0314” umbralizada por medio del método de Otsu

Como se muestra en la Figura 4, este método resalta el principal problema que tiene este tipo de imagen, es decir, en las zonas de contacto no existe separación alguna entre las estructuras, dificultando considerablemente la segmentación.

2.2.2 Filtro Laplaciano Gaussiano (Log)

Es un operador utilizado para la detección de bordes, el cual aprovecha el suavizado obtenido por el filtro gaussiano y la característica de cruce por cero del operador laplaciano.

La detección de bordes se obtiene al identificar los cruces por cero en la segunda derivada que corresponde a un pico o un valle en la primera derivada.

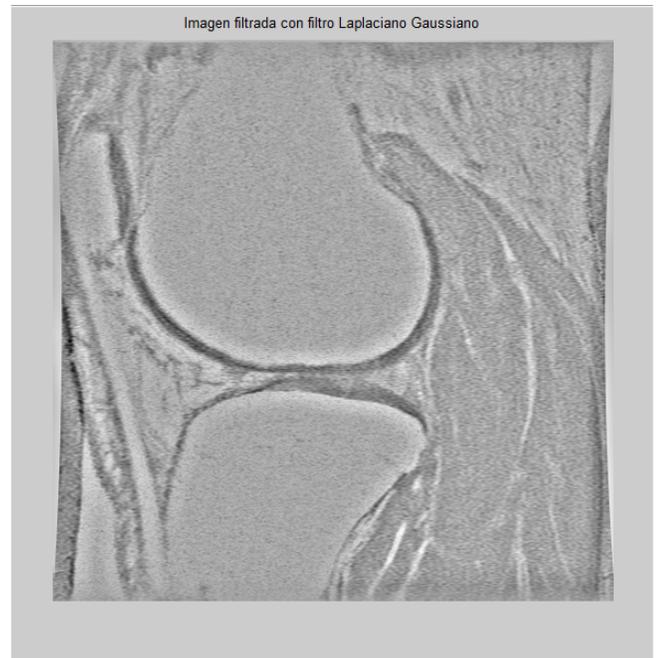
En esta tesis, todas las imágenes que se utilizaron fueron previamente procesadas con un filtro laplaciano gaussiano normalizado (Ecuación 15).

$$\nabla^2 G(x, y) = \left[\frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (15)$$

Se llevaron a cabo varias pruebas con diversos valores de sigma (desviación estándar), con la finalidad de encontrar una desviación estándar adecuada para el filtrado de este tipo de imágenes, obteniendo los mejores resultados con una sigma de 0.3. En la Figura 5 se puede apreciar el efecto que produce procesar estas imágenes con el filtro laplaciano de gaussiano descrito.



a)



b)

Figura 5. Imagen antes (a) y después (b) de filtro laplaciano de gaussiana

El objetivo del filtrado es resaltar aún más las curvas de los cartílagos en las imágenes de resonancia magnética para que la estimación inicial encuentre con mayor facilidad los contornos o bordes que presentan los tres cartílagos de la rodilla.

2.2.3 Clasificador Bayesiano

Se abordó también la posibilidad de incluir un clasificador Bayesiano que permita en un futuro automatizar la inicialización. El teorema de Bayes se basa en funciones equiprobables y ventanas de entrenamiento. Considerando la regla de Bayes:

$$P(w_i|X) = \frac{P(X|w_i)P(w_i)}{P(X)} \quad (16)$$

Siendo X la imagen original y w_i las clases, con $i= 1,2,\dots,5$ donde

$P(w_i|X)$ representa la probabilidad *a posteriori*

$P(X|w_i)$ es la probabilidad condicional de X dado w_i

$P(w_i)$ es la probabilidad a priori de la clase w_i

$P(X)$ es la probabilidad total de X

No es necesario calcular $P(X)$ en la regla de Bayes, ya que por ser término común se puede eliminar del procedimiento.

En primer lugar, lo que se hizo fue definir ventanas para obtener las 5 clases. Siendo la clase 5 la de mayor importancia. Posteriormente se obtuvieron las medias de cada una de las clases. Las ventanas que se definieron fueron de 10 x 10 píxeles.

La segunda parte consiste en la presegmentación, la cual se lleva a cabo utilizando la aproximación de Bayes:

$$P(w_i|X) \approx P(X|w_i)P(w_i) \quad (17)$$

Y considerando como equiprobables las probabilidades de ocurrencia de las clases $P(w_i)$.

Para obtener las probabilidades condicionales del numerador de la regla de Bayes mediante las siguientes funciones (Figura 6):

Términos de probabilidad condicional $P(X|w_i)$:

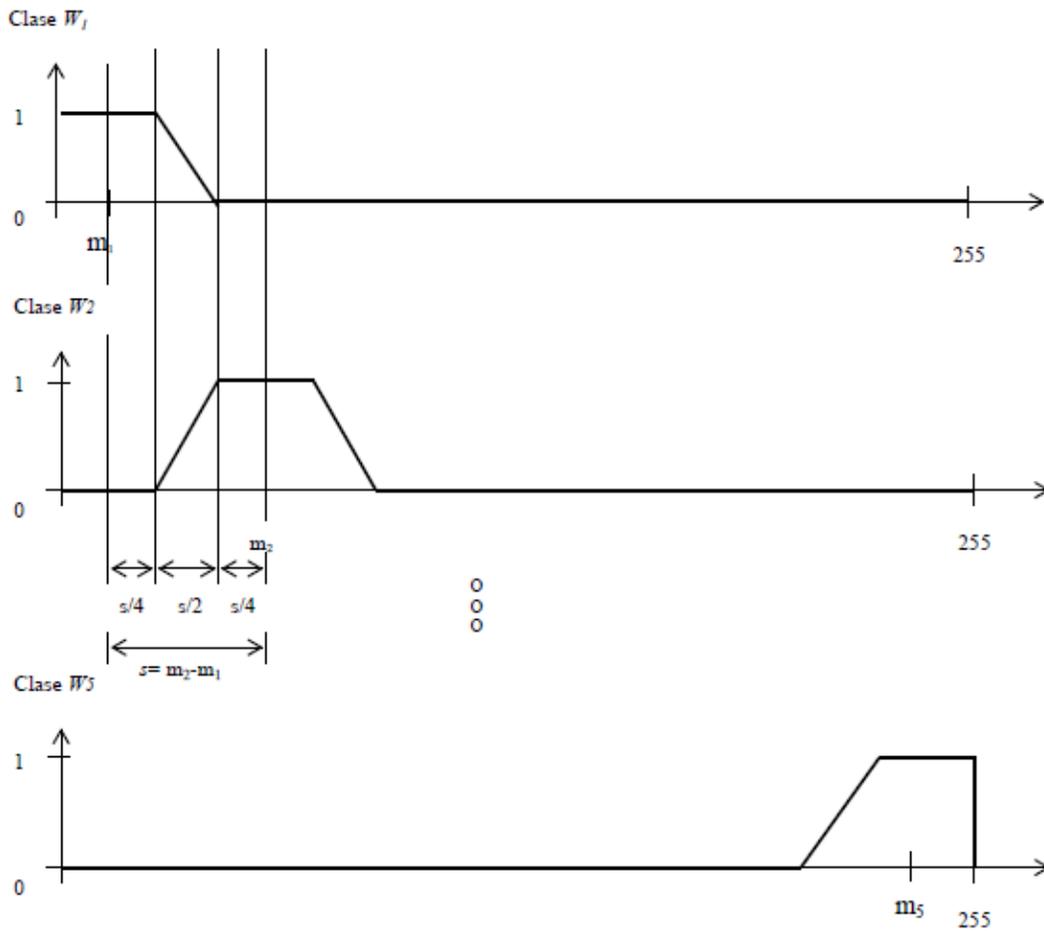


Figura 6. Términos de la probabilidad condicional

Estas funciones indican la probabilidad condicional de que un pixel dado pertenezca a la clase w_i . Se analizó pixel por pixel de la imagen original, segmentando de acuerdo a los valores máximos de probabilidad a posteriori: $\arg \max\{P(w_i|X)\}$.

Por último utilizando el resultado de la presegmentación, se actualizaron las probabilidades de ocurrencia de las clases $P(w_i)$. Y se repitieron los puntos mencionados en la segunda parte. Finalmente se repitió este proceso de segmentación cuatro veces, donde se pudo observar que las probabilidades de ocurrencia de cada clase se fueron modificando hasta permanecer iguales.

En la Figura 7 se ilustra el resultado que se obtuvo al segmentar una de las imágenes de resonancia magnética utilizando el clasificador Bayesiano anteriormente descrito.



Figura 7. Imagen Original (a) y resultado obtenido después de realizar cuatro iteraciones con el clasificador Bayesiano con 5 clases (b)

Es importante mencionar que incluso al obtener la imagen pre segmentada el resultado es muy parecido a la imagen segmentada después de la cuarta iteración, es decir cuando las probabilidades de ocurrencia de las clases permanece constante. Esto se debe en gran parte a que las probabilidades de ocurrencia de las clases son muy parecidas.

2.3 Desarrollo del sistema semiautomático de segmentación para los cartílagos de la rodilla

Para el desarrollo de esta tesis se utilizaron como base de datos imágenes de resonancia magnética de ocho distintos pacientes sin mayor información demográfica de cada uno de ellos. Por lo tanto se contó con ocho volúmenes distintos conformados por 64 imágenes, sin embargo, fue necesario realizar un proceso de selección para descartar aquellas imágenes en las que no era posible identificar alguno de los cartílagos. Después de este proceso de selección, se obtuvieron siete volúmenes utilizables con un total de 61 imágenes.

El *ASM* que se desarrolló en este trabajo está conformado por las tres curvas de los cartílagos de la rodilla. El primer paso en la elaboración del modelo activo de forma, fue establecer los puntos de referencia o *landmarks*, que conformarán el contorno de la estructura a segmentar. En el caso de los tres cartílagos de la rodilla, los puntos de referencia identificables en todas las imágenes son los extremos de cada curva cerrada, como se muestra en la Figura 8. Los otros puntos del modelo se anotaron a intervalos regulares sobre cada curva.

Para facilitar la anotación de los puntos de referencia en el contorno de cada una de las imágenes a procesar, se utilizó el editor de vectores gráfico *Illustrator (Adobe Inc, USA)*, que permite establecer, de manera sencilla, cada uno de los puntos de referencia en el contorno de la primera imagen que se procese, con la ventaja que dicho conjunto de puntos puede reutilizarse y adaptarse a todos los otros contornos de las imágenes que se utilizarán, haciendo el proceso de anotación más rápido y eficiente ya que el número de puntos de referencia se mantiene inalterado.

2.3.1 Entrenamiento

El siguiente paso en la construcción del *ASM*, es establecer el conjunto de entrenamiento, el cual consiste en elegir un conjunto significativo de imágenes cuyos contornos anotados serán utilizados para entrenar nuestro modelo. Cada imagen fue anotada con un total de 87 puntos de referencia o *landmarks*. El número de puntos de referencia dependerá de la complejidad de las curvas a segmentar, en este caso con 87 puntos de referencia nos permite abarcar incluso las curvaturas más amplias de los cartílagos.

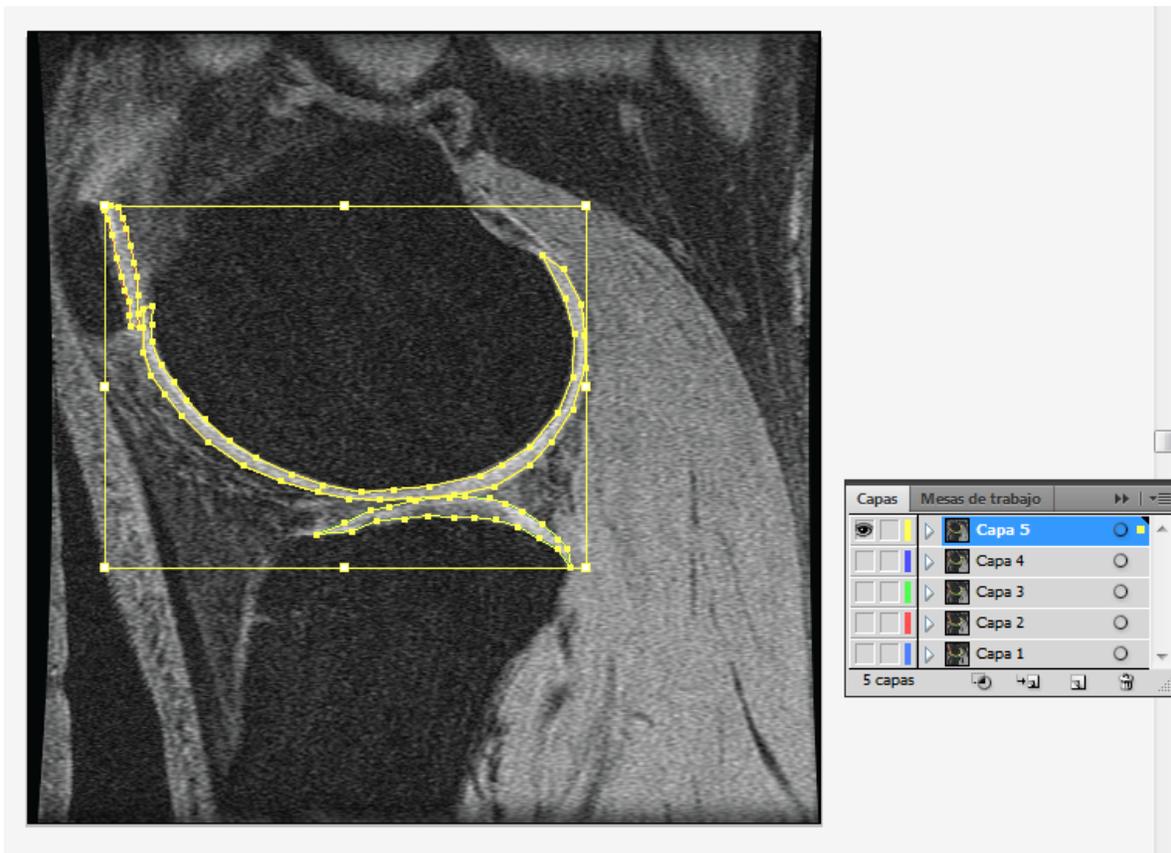


Figura 8. Anotación de los 87 puntos de referencia de las imágenes de entrenamiento

En la Figura 8, se muestra una de las imágenes del volumen 5 que fueron anotadas utilizando el editor de vectores gráfico *Illustrator*, las tres curvas conforman lo que se llama agrupación de objetos. El contorno del cartílago de la rótula está conformado por 19 puntos de referencia, el contorno del fémur tiene 44 puntos de referencia y el de la tibia, 24 puntos. Como se puede observar en la imagen anterior, de lado derecho se muestran diferentes capas, cada una de ellas corresponde a una imagen del volumen que está siendo anotado. En este caso, el volumen 5, sólo contiene 5 imágenes utilizables.

Cuando ya han sido anotadas todas las imágenes que conforman el conjunto de entrenamiento, se obtienen las coordenadas de cada uno de los puntos de referencia de todos los contornos de entrenamiento, se alinean y se calcula la forma promedio normalizada así como una matriz con los t primeros componentes principales, los cuales representan todas las formas posibles que se encontraron en el conjunto de entrenamiento.

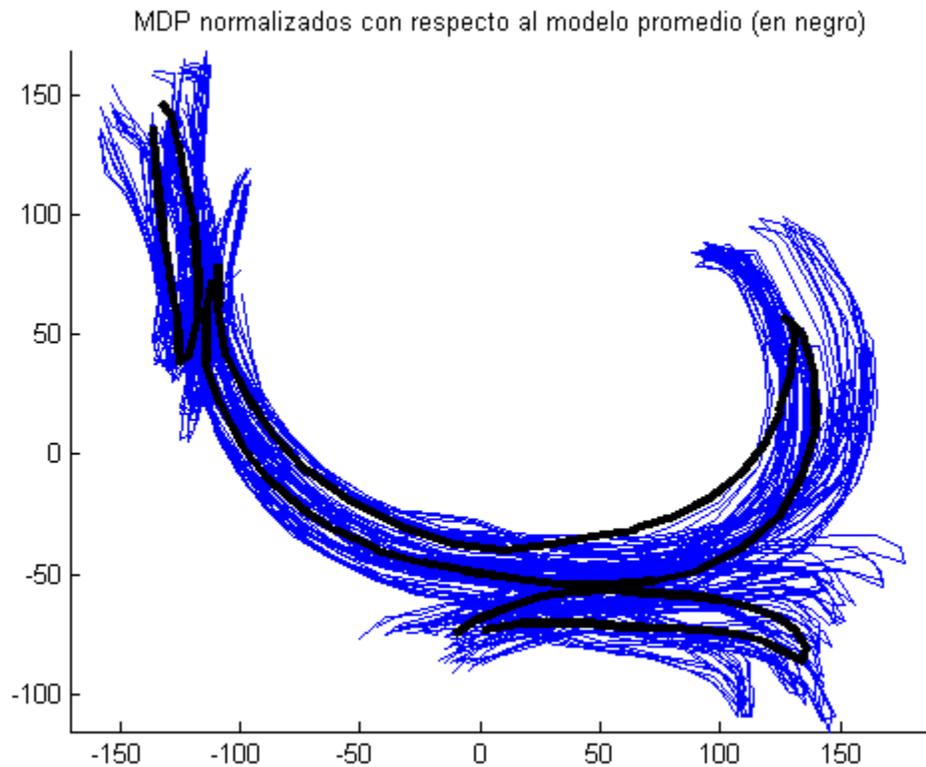


Figura 9. Contornos alineados de entrenamiento y modelo promedio

La Figura 9 muestra los ejemplos de entrenamiento alineados de 4 volúmenes de entrenamiento (41 imágenes), así como el modelo promedio (en negro). Como se puede observar en la imagen, las curvas de los tres cartílagos de las imágenes de entrenamiento (en azul) son bastante similares en cuanto a la forma, pero presentan un alargamiento muy variado.

Para esta tesis se calcularon los 10 primeros componentes principales ya que se consideró que con ellos se abarcaban todos los modos posibles de variación de forma de las tres curvas correspondientes a los cartílagos de la rodilla.

El código que se realizó para esta tesis permite al usuario calcular un número mayor o menor a 10 componentes principales, con la finalidad de hacerlo más eficiente, sin embargo, para obtener un buen resultado con un porcentaje de varianza de 99% son suficientes los 10 primeros componentes principales.

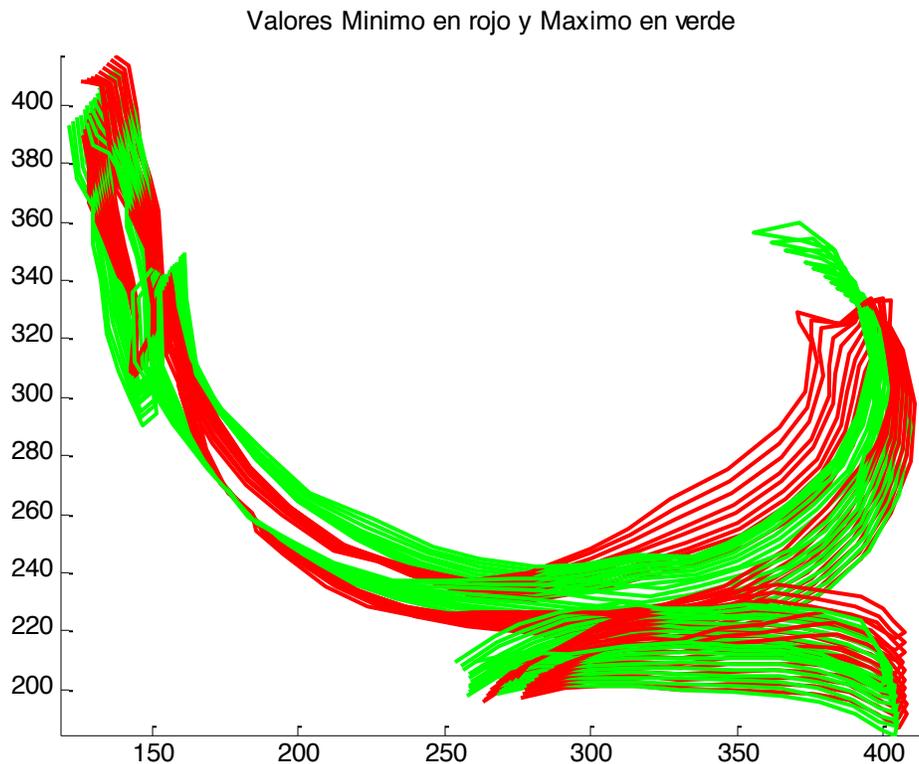


Figura 10. Modos de variación del *PDM* con valores máximos (verde) y mínimos (rojo)

En la Figura 10 se muestran los 10 modos de variación del *PDM* de los cartílagos de la rodilla.

El número de componentes principales se utiliza dentro del Modelo de Distribución de Puntos (*PDM*) cuya función es generar nuevas formas, utilizando la forma promedio obtenida durante el entrenamiento y un vector de pesos cuyo objetivo es limitar las deformaciones que sufra el modelo, ya que una de las principales características de los modelos activos de forma es que sólo pueden generar formas semejantes a las que se encuentran en el conjunto de entrenamiento. Estos límites fueron establecidos tomando como base la Ecuación 4.

Dentro del entrenamiento es necesario llevar a cabo una recolección de los perfiles de gris de cada una de las imágenes que se están siendo utilizadas para el entrenamiento. Para obtenerlos es necesario establecer los límites en píxeles sobre los que se hará la recolección de perfiles. En este caso se establecieron límites superior e inferior de 10 píxeles, es decir un total de 21 píxeles considerando el que se encuentra en el punto de referencia, estos límites fueron elegidos observando el grosor que predomina entre los cartílagos de las imágenes que se poseen.

Posteriormente se realizó una subrutina que calcula el ángulo normal de cada uno de los puntos que conforman el modelo de distribución de puntos, llamada *ASMcalculaAnguloNormal_v04*. Dentro de ésta subrutina, es necesario llamar a la función *ASMangulo_v01* la cual realiza el cálculo de la línea que se forma entre dos puntos coordenados, así como la función *ASManguloNormal_v01* la cual obtiene el ángulo normal a partir de dos puntos extraídos.

Los perfiles de gris obtenidos son almacenados en una matriz, la cual será utilizada posteriormente para el ajuste iterativo del modelo.

En la Figura 11 a modo de ejemplo se muestran los perfiles de gris que se obtuvieron de una de las imágenes que conforman el conjunto de entrenamiento, una vez que han sido filtradas con el filtro laplaciano de gaussiana.



Figura 11. Perfiles de gris de una de las imágenes LoG que conforman el conjunto de entrenamiento

Las imágenes utilizadas en esta tesis, están agrupadas por volumen o paciente, por lo que en este código es posible elegir con cuantos pacientes se desea realizar el entrenamiento. Sin embargo, los resultados descritos en este trabajo se obtuvieron utilizando el método de validación cruzada *leave one out* con los 7 volúmenes disponibles.

2.3.1.1 Metodo Leave One Out

El método *leave one out* es una variante de la validación cruzada, la cual es un método estadístico utilizado para evaluar y comparar algoritmos, dividiendo los datos de muestra en dos conjuntos, uno es utilizado para entrenar un modelo y el otro sirve para validar el modelo.

La validación cruzada tiene básicamente dos objetivos, el primero, estimar el desempeño de un algoritmo de aprendizaje con respecto a los datos que se poseen tanto para el entrenamiento como para la validación, y el segundo, comparar el desempeño de dos o más algoritmos y establecer cuál de ellos es mejor para el tipo de datos que se tienen ó comparar el desempeño de dos o más variantes de un modelo parametrizado.

La validación cruzada *leave one out*, consiste en separar los datos de forma que en cada iteración se tenga una sola muestra para los datos de prueba y el resto de los datos son utilizados en el entrenamiento. Este tipo de validación cruzada es recomendable cuando no se tienen muchos datos ya que permite entrenar con el mayor número de ejemplos posible [19].

El desempeño de cada algoritmo de aprendizaje en cada segmento puede ser obtenido utilizando algunas métricas de desempeño predeterminadas como son la precisión [20].

En el caso del *leave one out* se realizan tantas iteraciones como muestras tenga el conjunto de datos. Es decir que para una de las iteraciones se lleva a cabo un cálculo de error. El resultado final se obtiene realizando la media aritmética de los valores de errores obtenidos.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i \quad (18)$$

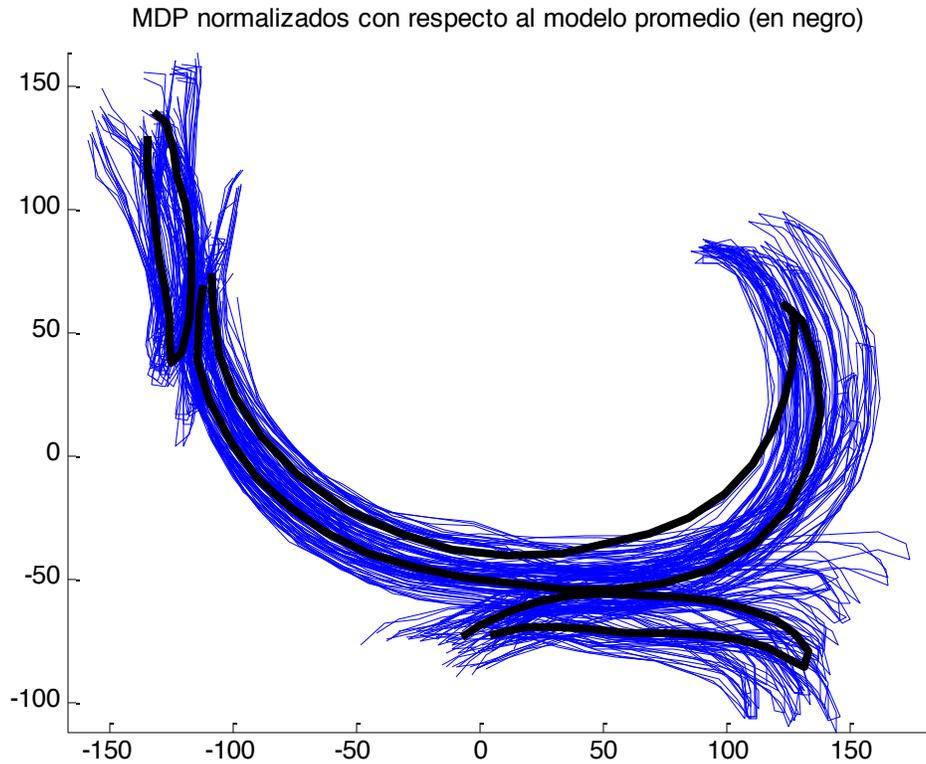


Figura 12. Estimación inicial del modelo utilizando el método *leave one out*

En la Figura 12 se muestra la forma promedio del PDM de los cartílagos de la rodilla, entrenado con 6 volúmenes. Los contornos de todas las imágenes que fueron utilizadas para el entrenamiento están representados en color azul y en color negro la estimación inicial del modelo.

Una vez que se ha realizado esto se obtiene la matriz de covarianza del modelo promedio así como el cálculo de los eigenvalores e eigenvectores, utilizando las funciones disponibles en *matlab*. En el siguiente capítulo se reporta la validación de nuestro ASM para segmentación de cartílagos, utilizando *leave one out* para generar un PDM con seis volúmenes y validar en el volumen restante de MRI.

2.3.2 Inicialización

La forma estimada inicial se define como la suma de la forma promedio obtenida durante el entrenamiento y una suma ponderada de los componentes principales, donde esta suma tiene la posibilidad de ser trasladada, escalada y rotada. Es decir, la estimación inicial de una forma puede expresarse como la versión escalada, rotada y trasladada de la forma de referencia.

Dentro de la estimación inicial se encuentra la matriz M (Ecuación 6), la cual es la responsable de escalar la forma en s y rotarla en θ , mientras que el vector t_i es el encargado de trasladarla en las direcciones x y y [8], [12]. En la primera fase de construcción del *ASM* los valores de s y θ se mantuvieron constantes, en 1 y 0 respectivamente. Otro parámetro que fue establecido de antemano, fue la posición inicial que tendría el modelo inicial o estimación inicial, el cual fue calculado obteniendo el centroide de las imágenes de resonancia magnética que se utilizaron a lo largo de la tesis. Los valores obtenidos fueron los siguientes:

Origen en x : 232.7011 y Origen en y : 266.1297

Sin embargo, después de realizar una serie de pruebas se concluyó que era necesaria una inicialización más precisa. Debido a esto, se diseñó una pequeña interfaz gráfica que permite al usuario modificar la escala (s), la posición inicial (t_x, t_y) y el ángulo (θ) del modelo estimado. En las siguientes figuras (Figuras 13, 14 y 15) se ilustra el funcionamiento de la interfaz gráfica descrita anteriormente.

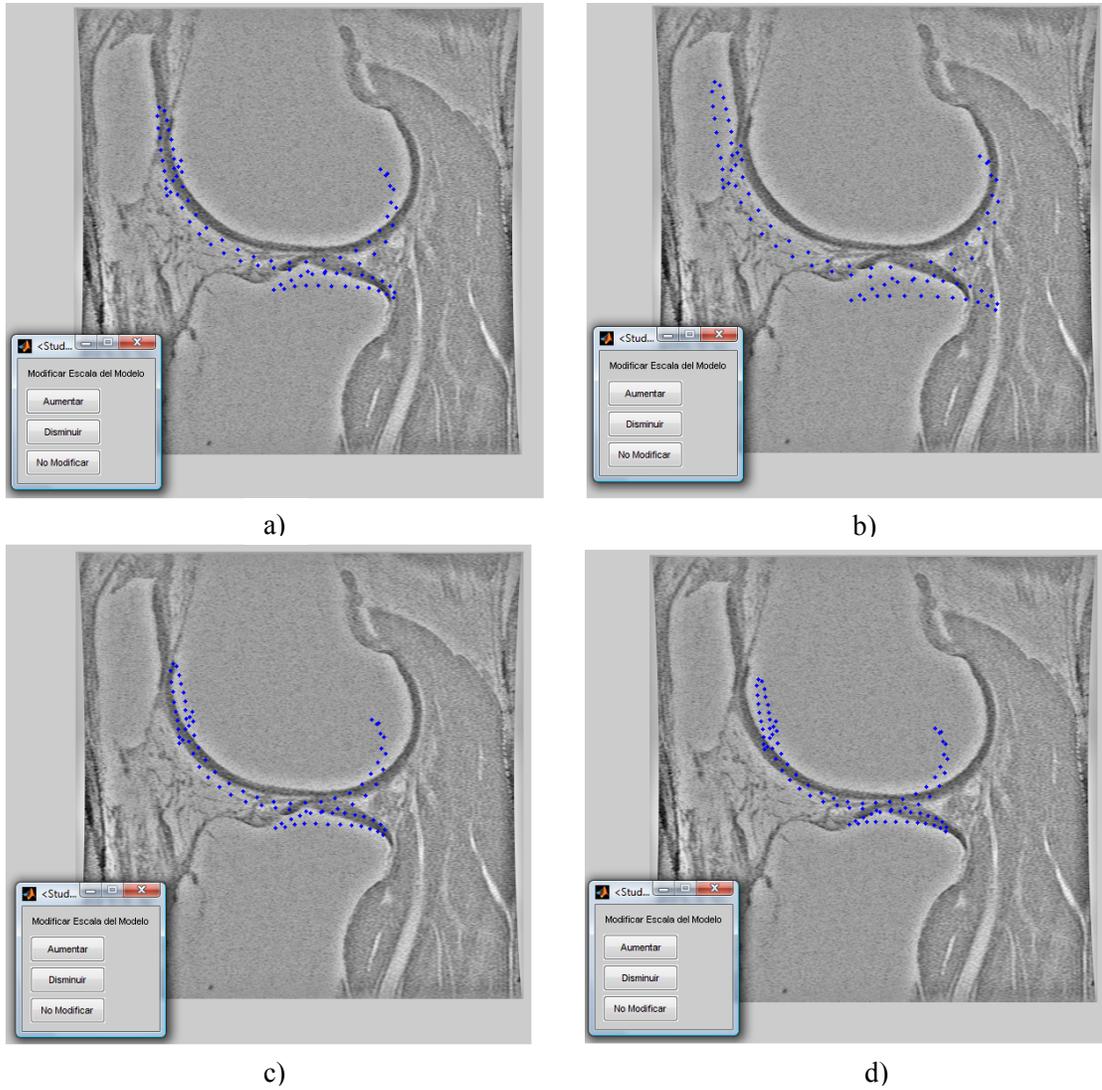


Figura 13. Interfaz gráfica que permite modificar la escala del modelo: a) escala inicial, b) aumento de escala, c) disminución de escala y d) mínima escala

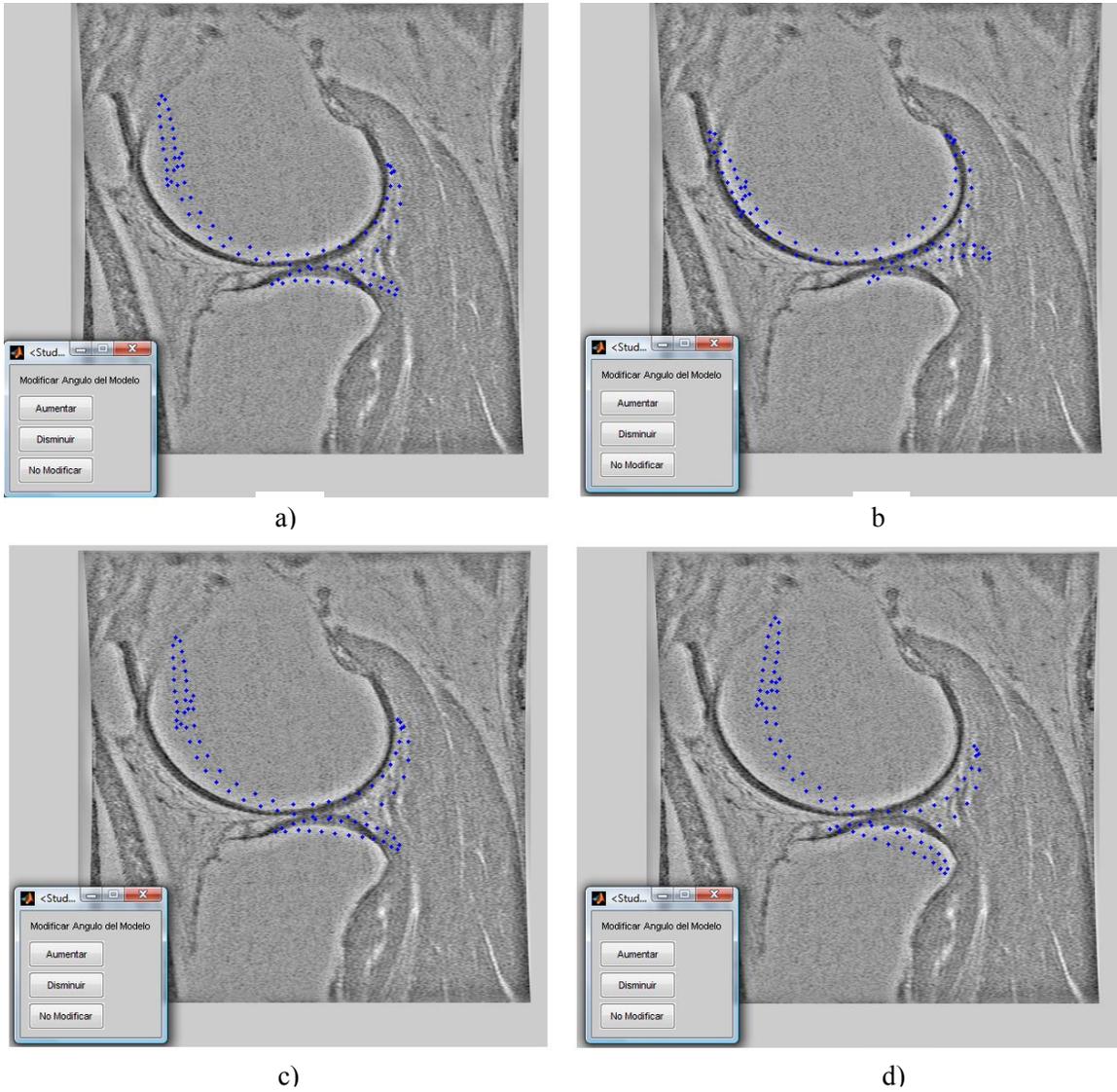


Figura 14. Interfaz gráfica que permite modificar el ángulo del modelo: a) ángulo inicial, b) aumento de ángulo, c) disminución de ángulo y d) ángulo mínimo

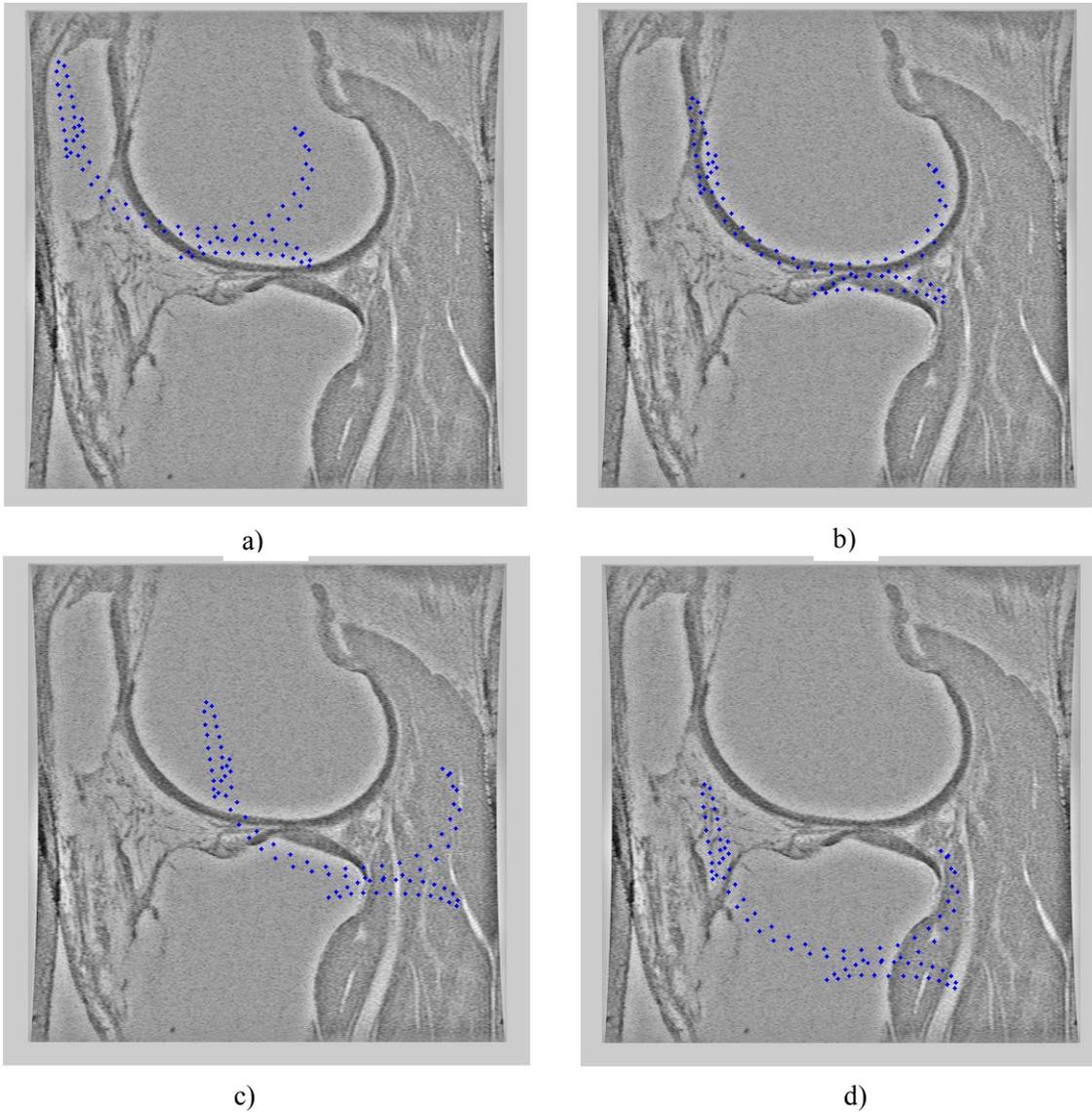


Figura 15. Interfaz gráfica que permite modificar la posición inicial del modelo: a),b),c) y d) cuatro distintas posiciones

Cuando ya han sido determinados los parámetros iniciales de escala, traslación y rotación, se inicia el ciclo de ajuste del modelo activo de forma. La rutina encargada de ajustar el modelo de distribución de puntos a una imagen de prueba arroja una matriz de dos columnas $[dx \ dy]$ que representan los desplazamientos normales de cada punto del contorno del modelo de distribución de puntos, necesarios para acercarse al contorno de la imagen de prueba. Esta rutina se basa en los valores estadísticos obtenidos del conjunto de perfiles de gris recolectados en el entrenamiento. Una vez que se tiene el valor de

desplazamiento y por lo tanto el modelo objetivo, se calcula la rotación y traslación necesaria, reduciendo el error entre el modelo objetivo y el modelo actual, obteniendo las modificaciones que deberán sufrir todos los parámetros de pose y forma. Estas modificaciones deben de tomar en cuenta los límites establecidos por el vector b , el cual evita formas no aceptables. Finalmente se calcula la nueva forma del modelo y se actualizan todos los parámetros de pose.

Capítulo 3.

Resultados del ASM para la segmentación de los cartílagos de la rodilla

3.1 Validación con el método leave one out

Para aprovechar al máximo nuestros volúmenes de resonancia magnética disponibles se aplicó el método de validación cruzada *leave one out* descrito anteriormente.

Las pruebas se realizaron estableciendo una sola inicialización por volumen o paciente. Es decir, se tomó una imagen por volumen, dicha imagen se procuró que fuera de aquellas ubicadas en la parte media del conjunto, y con ella se llevaron a cabo varias pruebas para establecer cuales parámetros de inicialización arrojaban mejores resultados. Una vez establecidos los parámetros de inicialización ideales para ese volumen, se utilizaron para procesar todas las imágenes correspondientes a ese paciente. De esta forma, el usuario únicamente debe de realizar un solo ajuste del modelo inicial por paciente.

3.1.1 Evaluación de resultados por medio de distancia normal absoluta

A continuación se muestran una serie de tablas que describen los resultados obtenidos al procesar cada uno de los volúmenes, con una sola inicialización por volumen, utilizando *leave one out*.

El número de iteraciones adecuado para ajustar el ASM a cada imagen se determinó experimentalmente en un valor de 100. En vista de que no se observó mejora en el ajuste del ASM para un mayor número de iteraciones.

Como métrica de error en nuestra validación utilizamos la distancia normal absoluta entre algunos puntos sobre las curvas del ASM y el punto correspondiente (en el que cruza la

normal) sobre las curvas anotadas por el experto. La información obtenida durante los experimentos se encuentra separada en cartílagos, en otras palabras, cada tabla muestra el error promedio obtenido en cada una de las imágenes de un mismo paciente, en cada uno de los tres cartílagos. Las tablas completas por cartílago de cada paciente se encuentran reportadas en el Apéndice A. En dichas tablas el valor en la columna de máximo corresponde al error máximo registrado en ese cartílago de esa determinada imagen.

A continuación se presentan una serie de tablas (1 a 6) que muestran en resumen los resultados que se obtuvieron con cada uno de los pacientes. Desafortunadamente, de los 7 volúmenes que se tienen, no fue posible medir el error promedio obtenido en el paciente 4, ya que la anotación del experto no es correcta.

En las siguientes tablas se reporta el promedio de error obtenido por cartílago en cada una de las imágenes que conforman un volumen o paciente, así como el promedio total de error por cartílago en cada paciente. En color azul claro se encuentran los resultados obtenidos en la imagen que fue utilizada para inicializar el modelo y en amarillo la imagen que obtuvo el menor error promedio en ese paciente.

Paciente 1	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0144	30.3	50	3.1	12	3.3	12	10.26
case0145	5.3	13	7.8	70	7.0	22	6.96
case0146	4.2	16	10.1	72	6.2	23	7.52
case0147	3.7	14	10.9	86	6.0	21	7.74
case0148	5.7	22	7.4	65	2.3	7	5.61
case0149	6.3	20	10.7	95	3.5	11	7.70
case0150	7.8	24	11.2	92	2.2	8	7.96
case0151	8.7	40	12.3	93	3.3	16	9.00
case0152	6.2	20	10.2	79	4.0	15	7.52
Promedio Total	8.69		9.29		4.20		7.81

Tabla 1. Errores (en pixeles) obtenidos de los tres cartílagos de la rodilla del Paciente 1

En lo que respecta al paciente 1, como se puede observar en la Tabla 1, los resultados no fueron buenos, esto se debe principalmente a que este volumen es un caso difícil, ya que los cartílagos presentan variaciones de tamaño muy marcadas, que impiden que el modelo se adapte a ellas. Los cartílagos que obtuvieron en promedio peores resultados son la rótula y el fémur. En el caso de la rótula, la falta de precisión se debe principalmente a que el modelo no logra ubicar el cartílago, ya que éste, se encuentra demasiado alejado de la posición inicial. El problema con el cartílago del fémur, se debe a que en las imágenes, de este paciente en particular, éste cartílago es muy corto, en otras palabras, no tiene la forma alargada presente en todas las otras imágenes de los demás pacientes.

Paciente 2	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0244	4.7	31	6.2	37	3.8	12	5.17
case0245	4.5	29	5.3	32	3.7	10	4.65
case0246	5.0	31	4.6	30	5.2	15	4.87
case0247	4.0	27	3.7	18	5.5	20	4.26
case0248	2.7	20	4.0	22	6.5	22	4.30
case0249	10.3	27	1.8	10	12.2	53	6.74
case0250	17.5	49	5.0	37	14.0	64	10.61
case0251	6.5	21	2.8	8	11.2	48	5.61
case0252	9.3	29	4.6	20	13.2	60	8.09
Promedio Total	7.17		4.15		8.35		6.03

Tabla 2. Errores (en pixeles) obtenidos de los tres cartílagos de la rodilla del Paciente 2

En comparación con el paciente 1, el segundo volumen presenta mejores resultados, en especial en lo que respecta al cartílago del fémur y la rótula, sin embargo el error promedio en la tibia es mayor que en caso del paciente 1. En términos generales con este volumen se obtuvieron buenos resultados aunque el modelo no logró alargarse lo suficiente para cubrir toda la superficie de los cartílagos. En este caso, como se puede apreciar en la Tabla 2, la imagen que obtuvo el menor error promedio fue la nombrada “case0247” que fue la utilizada para inicializar el modelo en este volumen en particular.

Paciente 3	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0314	9.0	26	3.7	14	7.3	20	6.04
case0315	9.2	23	7.9	52	9.3	40	8.61
case0316	11.8	34	2.7	19	4.8	32	5.65
case0317	11.5	36	3.7	32	6.2	32	6.39
case0318	6.8	24	7.4	43	5.2	20	6.65
case0319	7.3	21	9.5	45	8.2	30	8.57
case0320	10.2	36	8.5	44	6.8	30	8.52
case0321	7.0	19	10.1	50	4.2	15	7.74
case0322	8.0	26	9.6	48	6.2	20	8.30
Promedio Total	8.98		7.02		6.5		7.39

Tabla 3. Errores (en pixeles) obtenidos de los tres cartílagos de la rodilla del Paciente 3

Los resultados registrados en el paciente 3, reflejan el problema que se tiene con el alargamiento del modelo; como se puede observar en las tablas correspondientes a este paciente que se encuentran en el Apéndice A, los puntos que presentan mayor error corresponden a los extremos de cada uno de los cartílagos. En este volumen, como se aprecia en la Tabla 3, la imagen de inicialización fue aquella con mejores resultados.

Paciente 5	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0546	6.5	32	2.5	17	4.3	18	4.00
case0547	3.5	17	4.1	34	5.3	26	4.26
case0548	3.3	13	2.2	12	3.8	16	2.91
case0549	3.2	15	1.4	6	3.5	18	2.39
case0550	3.5	7	1.8	10	3.8	10	2.78
Promedio Total	4.00		2.38		4.17		3.27

Tabla 4. Errores (en pixeles) obtenidos de los tres cartílagos de la rodilla del Paciente 5

Para el paciente 5, los resultados que se obtuvieron fueron de los mejores, reduciéndose el promedio total de error por imagen a 2.39 pixeles, como puede observarse en la Tabla 4, este valor se obtiene al promediar los errores registrados en cada uno de los cartílagos de cada imagen dividido entre el total de puntos de muestreo. En este volumen no se cumplió la premisa de que la imagen con menor error sea la de inicialización, sin embargo es la segunda imagen con mejores resultados.

Paciente 6	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0649	11.2	32	2.5	16	3.7	10	5.04
case0650	10.5	32	3.0	18	4.7	16	5.39
case0651	15.7	45	4.2	23	6.3	20	7.74
case0652	12.3	36	3.3	24	5.5	20	6.22
case0653	8.5	30	4.5	28	6.3	28	6.00
case0654	6.5	21	3.5	26	5.5	16	4.78
case0655	12.5	36	4.3	22	6.7	24	7.04
case0656	21.8	47	2.4	20	7.8	25	8.87
Promedio Total	12.38		3.43		5.81		6.39

Tabla 5. Errores (en pixeles) obtenidos de los tres cartílagos de la rodilla del Paciente 6

El volumen 6 fue un caso difícil, los resultados finales (Tabla 5) muestran que hubo fuertes variaciones en especial en el cartílago de la rótula, lo cual se debió, a que en estas imágenes, el cartílago se encuentra desviado hacia abajo, además de sufrir una fuerte reducción de tamaño. Los mejores resultados fueron los del fémur, destacando que en este caso, las variaciones mayores sólo se presentaron en un extremo del cartílago. Una vez más, la imagen de inicialización no registró el mejor promedio de error.

Paciente 8	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0816	3.8	12	2.0	22	1.7	6	3.04
case0817	3.0	16	2.0	16	2.2	8	2.30
case0818	4.2	20	1.9	9	2.7	10	2.70
case0819	3.5	14	1.5	4	3.0	9	2.39
case0820	3.0	14	2.3	7	2.3	6	2.48
case0821	1.5	3	7.6	50	1.5	8	4.43
case0822	4.0	18	2.0	11	1.2	4	2.30
Promedio Total	3.29		2.95		2.07		2.81

Tabla 6. Errores (en pixeles) obtenidos de los tres cartílagos de la rodilla del Paciente 8

Finalmente el paciente 8, fue el volumen con mejores resultados, obteniendo un promedio total de error por imagen de 2.30 pixeles, este valor se registró en dos imágenes del conjunto. Los errores máximos, reportados en la Tabla 6, se redujeron considerablemente, siendo el cartílago de la tibia el de mejor ajuste. La imagen utilizada para la inicialización no obtuvo el menor promedio de error, sin embargo se posiciona dentro de los mejores resultados. En general, para este paciente, el ajuste en cada imagen fue bueno.

Se cree que estos resultados fueron mejores a los de otros volúmenes, debido a que las imágenes correspondientes al paciente 8 tienen una mayor uniformidad entre ellas, es decir, los cartílagos presentan menos deformaciones entre imágenes.

En el Apéndice B se muestran todas las imágenes correspondientes a las tablas 1 a 6. A continuación presentamos el mejor y peor resultado para cada paciente.

En las Figuras 16 a la 21 se muestra el mejor y peor resultado para cada paciente

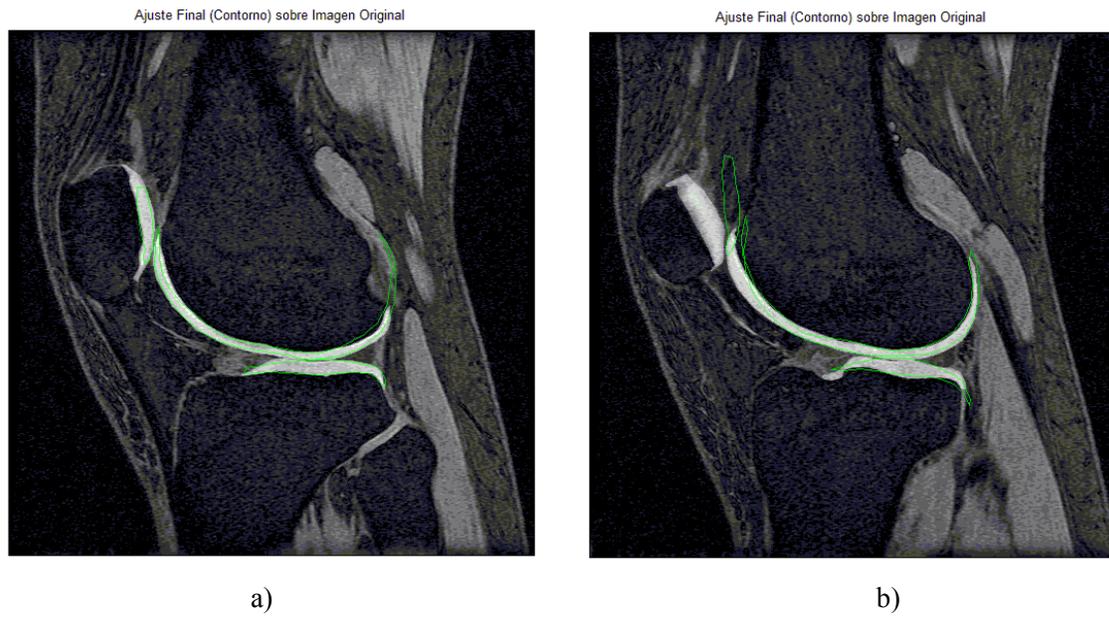


Figura 16. Resultados obtenidos del Paciente 1 en verde con respecto a la anotación del experto en blanco: a) mejor resultado, b) peor resultado

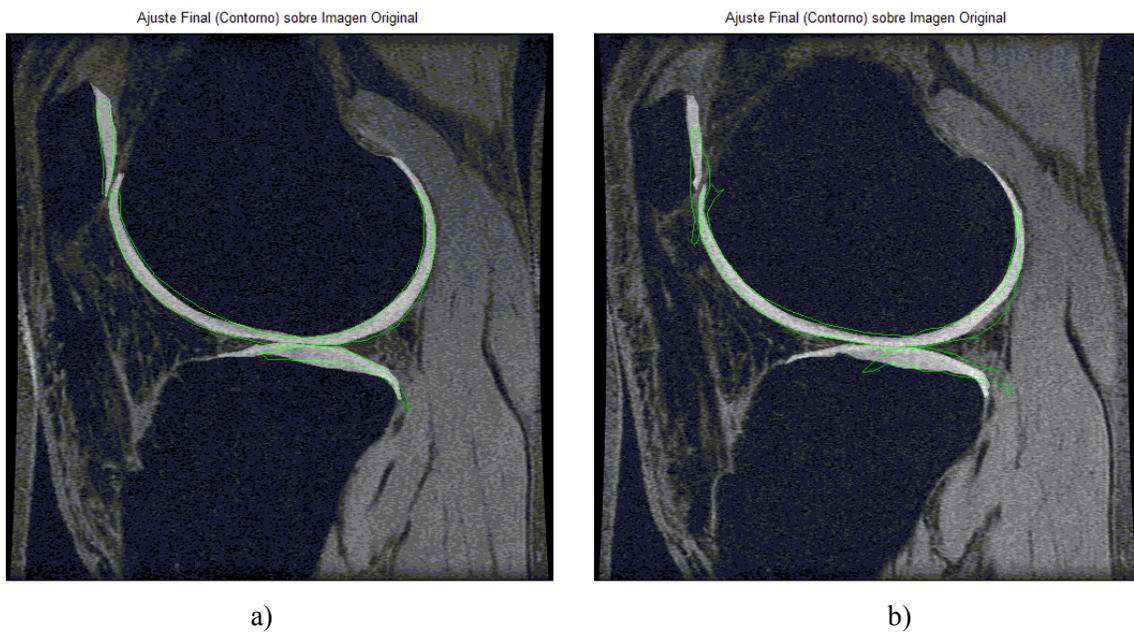
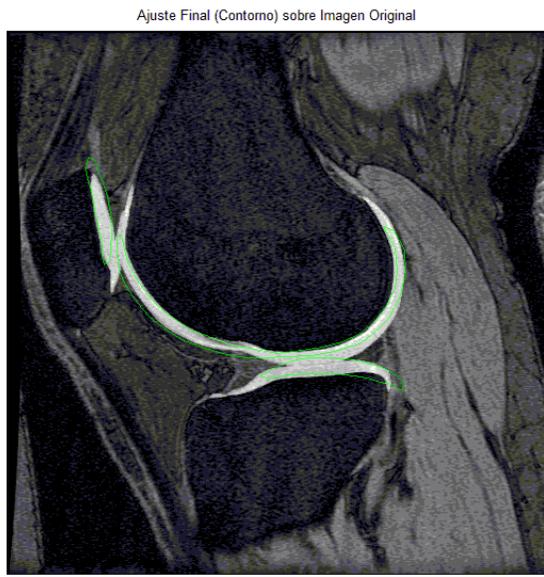
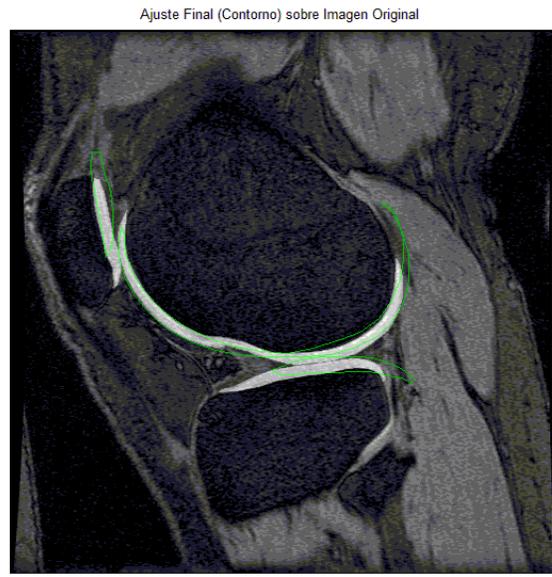


Figura 17. Resultados obtenidos del Paciente 2 en verde con respecto a la anotación del experto en blanco: a) mejor resultado, b) peor resultado

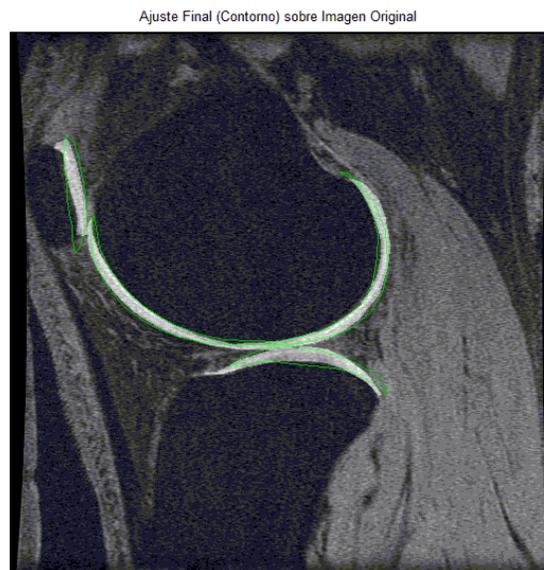


a)

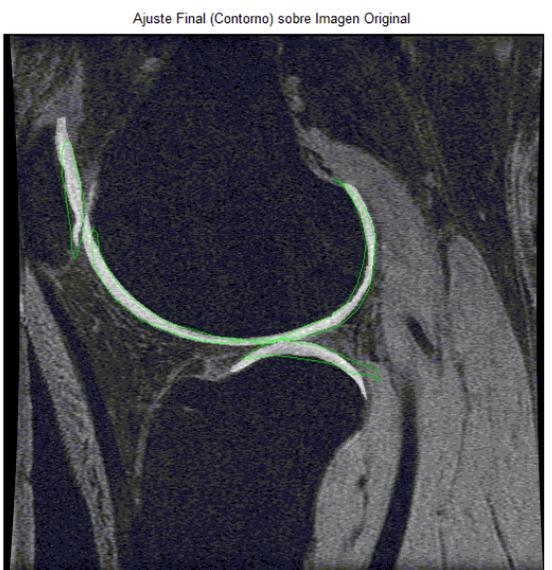


b)

Figura 18. Resultados obtenidos del Paciente 3 en verde con respecto a la anotación del experto en blanco: a) mejor resultado, b) peor resultado



a)



b)

Figura 19. Resultados obtenidos del Paciente 5 en verde con respecto a la anotación del experto en blanco: a) mejor resultado, b) peor resultado

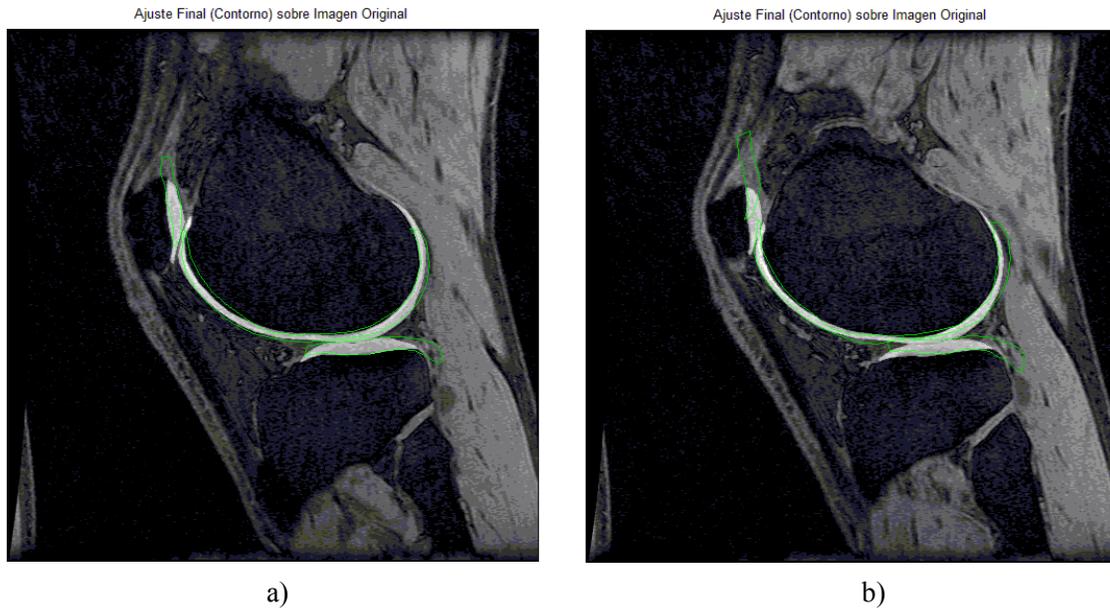


Figura 20. Resultados obtenidos del Paciente 6 en verde con respecto a la anotación del experto en blanco: a) mejor resultado, b) peor resultado

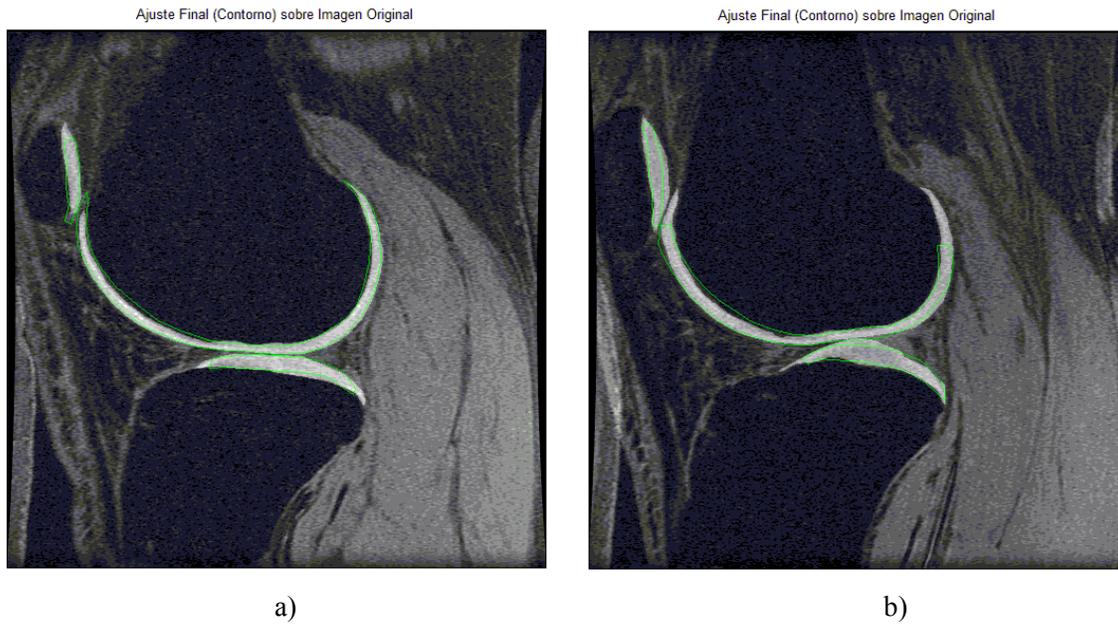


Figura 21. Resultados obtenidos del Paciente 8 en verde con respecto a la anotación del experto en blanco: a) mejor resultado, b) peor resultado

Es posible apreciar en estas imágenes que el cartílago que presenta mayor dificultad en su segmentación es el de la rótula. Una de las principales razones, de este problema, se debe a que este cartílago varía mucho en su posición y aunque al modelo inicial es posible modificarle su pose, en muchas ocasiones, estas modificaciones no logran adaptarse correctamente a los tres cartílagos a la vez, por lo general las curvas del fémur y de la tibia se acoplan mejor.

También se realizaron pruebas inicializando el modelo en cada una de las imágenes de prueba, obteniendo, como se esperaba, relativamente mejores resultados que con una sola inicialización por volumen. Es importante mencionar que se requiere cierto entrenamiento para familiarizarse con la pose inicial ideal para cada imagen, en otras palabras, es necesario realizar varias inicializaciones para obtener el mejor resultado.

3.1.2 Evaluación de resultados por medio del índice de similitud Dice

El índice de Dice, también conocido como coeficiente de Dice, es una medida de similitud entre conjuntos. En esta tesis, se utilizó como medida global de las diferencias existentes entre el contorno obtenido con nuestro *ASM* y los contornos del experto. La forma en que se calculó este coeficiente fue la siguiente:

$$Dice = \frac{2(A \cap B)}{|A| + |B|} \quad (19)$$

Para obtener el índice de Dice, se obtuvo el área de la intersección entre los dos contornos, dividido entre la suma de las áreas de cada contorno. Esto permite obtener un valor que indique que tan similares son ambos contornos, entre más cercano sea este valor a 1, la similitud entre contornos es mayor. En las siguientes tablas se presenta el coeficiente de Dice obtenido en las 47 imágenes procesadas.

Paciente 1	Índice de Dice
case0144	0.5647
case0145	0.7092
case0146	0.7095
case0147	0.7326
case0148	0.788
case0149	0.732
case0150	0.7337
case0151	0.689
case0152	0.6788
Promedio	0.7042

Tabla 7. Índice de Dice obtenido del Paciente 1

Paciente 2	Índice de Dice
case0244	0.7823
case0245	0.7787
case0246	0.7852
case0247	0.795
case0248	0.8027
case0249	0.7593
case0250	0.6922
case0251	0.7553
case0252	0.7502
Promedio	0.7668

Tabla 8. Índice de Dice obtenido del Paciente 2

Paciente 3	Índice de Dice
case0314	0.6914
case0315	0.675
case0316	0.7094
case0317	0.6966
case0318	0.6806
case0319	0.6897
case0320	0.726
case0321	0.7154
case0322	0.693
Promedio	0.6975

Tabla 9. Índice de Dice obtenido del Paciente 3

Paciente 5	Índice de Dice
case0546	0.767
case0547	0.7403
case0548	0.7711
case0549	0.7695
case0550	0.7811
Promedio	0.7658

Tabla 10. Índice de Dice obtenido del Paciente 5

Paciente 6	Índice de Dice
case0649	0.7394
case0650	0.7464
case0651	0.707
case0652	0.7258
case0653	0.7093
case0654	0.7243
case0655	0.578
case0656	0.6038
Promedio	0.6918

Tabla 11. Índice de Dice obtenido del Paciente 6

Paciente 8	Índice de Dice
case0816	0.8037
case0817	0.8404
case0818	0.8279
case0819	0.8054
case0820	0.7818
case0821	0.8022
case0822	0.7703
Promedio	0.8045

Tabla 12. Índice de Dice obtenido del Paciente 8

En amarillo se muestra el coeficiente de Dice promedio de cada paciente, al igual que en los resultados obtenido con la distancia normal absoluta, el Paciente 8 es aquél que obtuvo mejores resultados con un valor promedio de 0.8045, el cual corresponde aproximadamente a un 80% de similitud con el contorno del experto. Con los Pacientes 2 y 5 se obtuvieron índices de Dice muy similares, 0.7668 y 0.7658 respectivamente. El volumen que registro el peor resultado fue el Paciente 6 con un coeficiente de 0.6918. Debido a que esta medida es global, los resultados no todos corresponden a los obtenidos con la distancia normal absoluta, ya que en ésta se utilizaron sólo determinados puntos de referencia.

Capítulo 4.

Conclusiones y trabajo futuro

En esta tesis se presentó un método de segmentación que permitiera extraer los contornos de los tres cartílagos de la rodilla en imágenes de resonancia magnética. La importancia de este trabajo, recae en lo común que suele ser la enfermedad conocida como osteoartritis en el mundo entero, trayendo consecuencias tan graves como son el dolor y la falta de movilidad en la rodilla. La osteoartritis consiste básicamente en el adelgazamiento de los cartílagos localizados entre los huesos, provocando que estos últimos rocen entre sí, provocando fuertes dolores. Esta tesis, busca facilitar y agilizar el trabajo de los médicos en el diagnóstico de esta enfermedad.

Uno de los principales problemas que se tuvo en esta tesis fueron las imágenes, ya que fue necesario realizar varias pruebas de filtrado para obtener imágenes más nítidas y que permitieran distinguir mejor los cartílagos. En general, las imágenes de resonancia magnética, a primera vista, presentan un buen contraste, sin embargo, al procesarla se hizo evidente que sin un filtrado previo no sería posible obtener una segmentación adecuada.

El haber incluido una interfaz gráfica que permita al usuario ubicar el modelo inicial en una posición más adecuada, proporciona ventajas significativas, ya que, como en el caso de los cartílagos de la rodilla, las variaciones en la posición de cada una de las curvas en las imágenes, suelen ser bastante pronunciadas. Con la experiencia obtenida a lo largo del desarrollo de esta tesis, se concluyó que con un conjunto mayor de imágenes se tendría un modelo mejor entrenado, que permita ajustarse con mayor precisión a las formas de éstos cartílagos.

Como se puede observar en las tablas de resultados incluidas en el capítulo 4, la curva que presenta mayor problema en acoplarse con el cartílago es la de la rótula, esto se debe, a que las líneas normales a cada punto de referencia, pocas veces apuntan en la dirección del crecimiento del cartílago, es por eso, que no solo para el caso de la rótula, sino también en los otros dos cartílagos, el mayor porcentaje de error se encuentra justamente en los puntos extremos de las curvas de los cartílagos.

Este es uno de los principales problemas que se detectó al desarrollar este modelo deformable, por lo que se concluyó, que en este tipo de segmentación, es necesario incluir en el *ASM* elementos que permitan un ajuste más preciso del modelo con respecto a las formas de los cartílagos. Debido a esto, se propone como trabajo futuro, agregar a este modelo activo de forma una búsqueda simplex para mejorar la segmentación en los bordes. La búsqueda simplex, ayuda a aumentar el rango de poses del modelo inicial, dando por resultado, una segmentación de bordes más precisa sin necesidad de un entrenamiento adicional [11].

Bibliografía

- [1] J. Fripp, S. Crozier, S. Warfield y S. Ourselin, “*Automatic Initialisation of 3D Deformable Models for Cartilage Segmentation*”, Proceedings of the Digital Imaging Computing: Techniques and Applications, IEEE Computer Society, pp. 1-6, 2005.
- [2] Z. A. Cohen, D.M. McCarthy, S.D. Kwak, P. Legrand, F. Forgarasi, E.J. Ciaccio y G. A. Ateshian, “*Knee cartilage topology, thickness and contact areas from MRI: invitro calibration and in-vivo measurements*”, Osteoarthritis and Cartilage, vol 7, no. 1, pp. 95-109, 1999.
- [3] T.G. Williams, C.J. Taylor, A. Gao y J.C. Waterton, “*Corresponding articular cartilage thickness measurements in the knee joint by modeling the underlying bone*”, Medical Image Computing - CAI’03, volume 2879, pp. 480-487, 2003.
- [4] J. Fripp, S. Crozier, S. Warfield y S. Ourselin, “*Automatic Segmentation and Quantitative Analysis of the Articular Cartilages from Magnetic Resonance Images of the Knee*”, IEEE Transaction in medical Imaging, pp. 1-9, 2009.
- [5] T. Stammberger, F. Eckstein, K. Englmeier y M. Reiser, “*Determination of 3D cartilage thickness data form MR imaging: Computational method and reproducibility in the living*”, Magnetic Resonance in Medicine, vol. 41, no. 3, pp. 529-536, 1999.
- [6] F. Eckstein, F. Cicuttini, J. Waterton y C. Peterfy, “*Magnetic resonance imaging (MRI) of cartilage in knee osteoarthritis (OA): morphological assessment*”, Osteoarthritis and Cartilage, vol.14, pp. 46-75, 2006.
- [7] A. E. Wluka, A. Stuckey, J. Snaddon y F. Cicuttini, “*The determinants of change in tibial cartilage volume in osteoarthritic knees*, Arthritis and Rheumatism, pp. 2065-2072, 2002.
- [8] T. Cootes, C. Taylor, D. Cooper, J. Graham, “*Active Shape Models – Their Training and Application*”, Computer Vision and Image Understanding, pp. 49-57, 1995.

- [9] R. Abu-Gharbieh, G. Hamarneh y T. Gustavsson, “*Active Shape Models-Part II: Image Search and Classification*”, Proceedings of the Swedish Symposium on Image Analysis, SSAB, pp. 1-4, 1998.
- [10] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, “*Digital Image Processing*”, tercera edición, Pearson Prentice Hall, pp. 689-785, 2008.
- [11] F. Arambula Cosío, J.A. Márquez Flores, M.A. Padilla Castañeda, “*Use of simplex search in active shape models for improved boundary segmentation*”, Pattern Recognition Letters, pp. 806-817, 2010.
- [12] T.F. Cootes y C.J. Taylor, “*Statistical Models of Appearance of Computer Vision*”, Imaging Science and Biomedical Engineering, pp. 102-108, 2004.
- [13] N. Otsu, “*A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms*”, IEEE Transactions on Systems, Man, and, Cybernetics, vol 9, no. 1, pp. 62-66, 1979.
- [14] J. Jarameko, R. Cheng, R. Lambert, A. Habib y J. Ronsky, “*Reliability of an efficient MRI-based method for estimation of knee cartilage volume using surface registration*”, Osteoarthritis and Cartilage, vol. 14, no. 9, pp. 914-922, 2006.
- [15] J. Folkesson, E. B. Dam, O. F. Olsen, P. C. Petterson y C. Christiansen, “*Segmenting articular cartilage automatically using a voxel classification approach*”, IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 26, no1, pp 106-115, 2007.
- [16] T. Kapur, P. Beardsley, S. Gibson, W. Grimson y W. M. Wells, “*Model-based segmentation of clinical knee MRI*”, Proceedings IEEE International Workshop on Model-Based 3D Image Analysis (in conjunction with ICCV), pp. 97-106, 1998.
- [17] J. G. Tamez-Pena, M. Barbu-McInnis y S. Totterman, “*Knee cartilage extraction and bone-cartilage interface analysis form 3D MRI data sets*”, SPIE: Medical Imaging, vol. 5370, pp. 1774-1784, 2004.
- [18] K. Li, S. Millington, X. Wu, D. Z. Chen y M. Sonka, “*Simultaneous segmentation of multiple closed surfaces using optimal graph searching*”, Information Processing In Medical Imaging, vol. 3565, pp. 406-417, 2005.

[19] R. Gutierrez-Osuna, "*Intelligent Sensor Systems*", Wright State University, pp 1-12.

[20] P. Refaeilzadeh, L. Tang, H. Liu, "*Cross-Validation*", Arizona State University, pp 1-6.

Apéndice A. Tablas de resultados

Paciente 1	Rótula								
No.Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0144	50	38	10	16	26	42	50	182	30.3
case0145	13	1	0	8	0	10	13	32	5.3
case0146	16	2	0	5	0	2	16	25	4.2
case0147	7	0	0	14	1	0	14	22	3.7
case0148	22	0	0	12	0	0	22	34	5.7
case0149	20	2	0	16	0	0	20	38	6.3
case0150	24	3	0	19	0	1	24	47	7.8
case0151	7	0	5	40	0	0	40	52	8.7
case0152	14	1	2	20	0	0	20	37	6.2
Promedio Total								8.69	

Tabla 13. Errores registrados en el cartilago de la rótula del Paciente 1

Paciente 1	Fémur													
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	Máximo	Suma	Promedio
case0144	11	3	0	1	0	1	0	1	0	5	12	12	34	3.1
case0145	5	2	0	0	1	70	5	1	1	0	1	70	86	7.8
case0146	16	1	1	1	0	72	13	0	1	0	6	72	111	10.1
case0147	19	2	1	1	1	86	4	1	3	0	2	86	120	10.9
case0148	5	2	1	0	0	65	5	1	2	0	0	65	81	7.4
case0149	3	1	2	0	10	95	2	2	0	0	3	95	118	10.7
case0150	1	1	2	0	13	92	10	2	0	0	2	92	123	11.2
case0151	2	0	1	0	21	93	15	2	0	1	0	93	135	12.3
case0152	1	0	0	2	10	79	15	3	0	2	0	79	112	10.2
Promedio Total													9.29	

Tabla 14. Errores registrados en el cartilago del fémur del Paciente 1

Paciente 1	Tibia								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0144	3	5	0	12	0	0	12	20	3.3
case0145	22	1	0	15	0	4	22	42	7.0
case0146	23	2	0	10	1	1	23	37	6.2
case0147	21	2	0	11	1	1	21	36	6.0
case0148	7	4	1	1	0	1	7	14	2.3
case0149	8	0	0	11	1	1	11	21	3.5
case0150	3	0	1	8	0	1	8	13	2.2
case0151	2	1	1	16	0	0	16	20	3.3
case0152	6	0	2	15	1	0	15	24	4.0
Promedio Total								4.20	

Tabla 15. Errores registrados en el cartilago de la tibia del Paciente 1

Paciente 1	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0144	30.3	50	3.1	12	3.3	12	10.26
case0145	5.3	13	7.8	70	7.0	22	6.96
case0146	4.2	16	10.1	72	6.2	23	7.52
case0147	3.7	14	10.9	86	6.0	21	7.74
case0148	5.7	22	7.4	65	2.3	7	5.61
case0149	6.3	20	10.7	95	3.5	11	7.70
case0150	7.8	24	11.2	92	2.2	8	7.96
case0151	8.7	40	12.3	93	3.3	16	9.00
case0152	6.2	20	10.2	79	4.0	15	7.52
Promedio Total	8.69		9.29		4.20		7.81

Tabla 16. Error Promedio del Paciente 1

Paciente 2	Rótula								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0244	26	0	0	0	2	0	31	28	4.7
case0245	25	0	2	0	0	0	29	27	4.5
case0246	29	0	0	0	1	0	31	30	5.0
case0247	20	0	0	2	2	0	27	24	4.0
case0248	14	0	0	1	1	0	20	16	2.7
case0249	24	1	7	26	4	0	27	62	10.3
case0250	28	4	11	49	12	1	49	105	17.5
case0251	12	2	3	21	1	0	21	39	6.5
case0252	8	4	8	29	6	1	29	56	9.3
Promedio Total								7.17	

Tabla 17. Errores registrados en el cartilago de la rótula del Paciente 2

Paciente 2	Fémur													
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	Máximo	Suma	Promedio
case0244	20	2	3	4	2	37	0	0	0	0	0	37	68	6.2
case0245	15	1	3	3	0	32	2	1	0	1	0	32	58	5.3
case0246	16	1	1	0	0	30	1	0	2	0	0	30	51	4.6
case0247	13	2	3	2	1	18	0	2	0	0	0	18	41	3.7
case0248	14	0	0	2	0	22	0	2	3	0	1	22	44	4.0
case0249	5	0	1	1	1	10	1	0	1	0	0	10	20	1.8
case0250	10	0	1	1	2	37	0	4	0	0	0	37	55	5.0
case0251	8	0	0	1	0	6	0	2	4	1	1	8	23	2.8
case0252	26	0	1	0	0	20	0	0	1	2	1	20	51	4.6
Promedio Total													4.15	

Tabla 18. Errores registrados en el cartilago del fémur del Paciente 2

Paciente 2	Tibia								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0244	6	2	1	12	2	0	12	23	3.8
case0245	10	1	0	8	3	0	10	22	3.7
case0246	15	4	1	4	4	3	15	31	5.2
case0247	20	0	0	11	2	0	20	33	5.5
case0248	22	3	0	10	0	4	22	39	6.5
case0249	53	1	2	10	1	6	53	73	12.2
case0250	64	0	2	17	1	0	64	84	14.0
case0251	48	0	0	16	1	2	48	67	11.2
case0252	60	1	0	16	1	1	60	79	13.2
Promedio Total								8.35	

Tabla 19. Errores registrados en el cartilago de la tibia del Paciente 2

Paciente 2	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0244	4.7	31	6.2	37	3.8	12	5.17
case0245	4.5	29	5.3	32	3.7	10	4.65
case0246	5.0	31	4.6	30	5.2	15	4.87
case0247	4.0	27	3.7	18	5.5	20	4.26
case0248	2.7	20	4.0	22	6.5	22	4.30
case0249	10.3	27	1.8	10	12.2	53	6.74
case0250	17.5	49	5.0	37	14.0	64	10.61
case0251	6.5	21	2.8	8	11.2	48	5.61
case0252	9.3	29	4.6	20	13.2	60	8.09
Promedio Total	7.17		4.15		8.35		6.03

Tabla 20. Error Promedio del Paciente 2

Paciente 3	Rótula									
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio	
case0314	24	2	0	26	2	0	26	54	9.0	
case0315	23	4	0	26	1	1	23	55	9.2	
case0316	24	6	3	34	2	2	34	71	11.8	
case0317	36	6	3	24	0	0	36	69	11.5	
case0318	12	2	3	24	0	0	24	41	6.8	
case0319	21	2	2	18	1	0	21	44	7.3	
case0320	16	1	7	36	1	0	36	61	10.2	
case0321	19	3	1	18	1	0	19	42	7.0	
case0322	26	4	0	18	0	0	26	48	8.0	
Promedio Total								8.98		

Tabla 21. Errores registrados en el cartilago de la rótula del Paciente 3

Paciente 3	Fémur													
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	Máximo	Suma	Promedio
case0314	14	0	2	1	0	14	0	3	7	0	0	14	41	3.7
case0315	12	0	5	1	4	52	8	1	3	0	1	52	87	7.9
case0316	6	1	0	0	0	16	2	2	3	0	0	19	30	2.7
case0317	12	0	0	1	0	22	0	3	3	0	0	32	41	3.7
case0318	43	2	2	0	0	24	0	5	3	2	0	43	81	7.4
case0319	45	0	2	2	0	42	4	5	1	1	2	45	104	9.5
case0320	35	1	1	0	0	44	4	5	2	1	1	44	94	8.5
case0321	43	0	4	1	0	50	4	4	3	1	1	50	111	10.1
case0322	43	0	0	0	0	48	4	6	2	3	0	48	106	9.6
Promedio Total													7.02	

Tabla 22. Errores registrados en el cartilago del fémur del Paciente 3

Paciente 3	Tibia								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0314	20	2	0	20	2	0	20	44	7.3
case0315	28	3	1	23	1	0	40	56	9.3
case0316	26	0	1	1	0	1	32	29	4.8
case0317	20	0	0	14	3	0	32	37	6.2
case0318	20	1	0	8	1	1	20	31	5.2
case0319	30	1	0	15	2	1	30	49	8.2
case0320	30	2	0	8	0	1	30	41	6.8
case0321	15	0	1	6	0	3	15	25	4.2
case0322	20	2	1	10	0	4	20	37	6.2
Promedio Total								6.46	

Tabla 23. Errores registrados en el cartílago de la tibia del Paciente 3

Paciente 3	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0314	9.0	26	3.7	14	7.3	20	6.04
case0315	9.2	23	7.9	52	9.3	40	8.61
case0316	11.8	34	2.7	19	4.8	32	5.65
case0317	11.5	36	3.7	32	6.2	32	6.39
case0318	6.8	24	7.4	43	5.2	20	6.65
case0319	7.3	21	9.5	45	8.2	30	8.57
case0320	10.2	36	8.5	44	6.8	30	8.52
case0321	7.0	19	10.1	50	4.2	15	7.74
case0322	8.0	26	9.6	48	6.2	20	8.30
Promedio Total	8.98		7.02		6.5		7.39

Tabla 24. Error Promedio del Paciente 3

Paciente 5	Rótula								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0546	26	0	2	10	1	0	32	39	6.5
case0547	13	0	0	8	0	0	17	21	3.5
case0548	4	0	0	13	3	0	13	20	3.3
case0549	0	1	0	15	3	0	15	19	3.2
case0550	7	0	1	9	3	1	7	21	3.5
Promedio Total								4.00	

Tabla 25. Errores registrados en el cartilago de la rótula del Paciente 5

Paciente 5	Fémur													
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	Máximo	Suma	Promedio
case0546	4	1	0	3	1	17	0	1	0	0	0	17	27	2.5
case0547	34	0	1	0	0	4	0	0	0	1	5	34	45	4.1
case0548	4	0	1	1	0	10	0	2	4	1	1	12	24	2.2
case0549	2	0	0	0	2	6	1	3	1	0	0	6	15	1.4
case0550	10	0	0	1	0	5	0	1	3	0	0	10	20	1.8
Promedio Total													2.38	

Tabla 26. Errores registrados en el cartilago del fémur del Paciente 5

Paciente 5	Tibia								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0546	9	1	0	14	1	1	18	26	4.3
case0547	14	0	1	16	0	1	26	32	5.3
case0548	16	0	2	5	0	0	16	23	3.8
case0549	16	1	1	3	0	0	18	21	3.5
case0550	10	1	1	8	0	3	10	23	3.8
Promedio Total								4.17	

Tabla 27. Errores registrados en el cartilago de la tibia del Paciente 5

Paciente 5	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0546	6.5	32	2.5	17	4.3	18	4.00
case0547	3.5	17	4.1	34	5.3	26	4.26
case0548	3.3	13	2.2	12	3.8	16	2.91
case0549	3.2	15	1.4	6	3.5	18	2.39
case0550	3.5	7	1.8	10	3.8	10	2.78
Promedio Total	4.00		2.38		4.17		3.27

Tabla 28. Error Promedio del Paciente 5

Paciente 6	Rótula								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0649	32	5	5	24	0	1	32	67	11.2
case0650	32	6	4	21	0	0	32	63	10.5
case0651	45	15	3	30	0	1	45	94	15.7
case0652	36	9	3	22	1	3	36	74	12.3
case0653	30	6	0	10	2	3	30	51	8.5
case0654	21	2	0	13	1	2	21	39	6.5
case0655	18	14	2	36	0	5	36	75	12.5
case0656	47	36	4	28	0	16	47	131	21.8
Promedio Total								12.38	

Tabla 29. Errores registrados en el cartílago de la rótula del Paciente 6

Paciente 6	Fémur														
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	Máximo	Suma	Promedio	
case0649	4	1	0	0	0	16	1	1	0	1	3	16	27	2.5	
case0650	5	3	2	1	1	18	1	0	0	0	2	18	33	3.0	
case0651	12	2	3	2	1	23	0	0	3	0	0	23	46	4.2	
case0652	8	2	2	2	1	20	0	1	0	0	0	24	36	3.3	
case0653	6	2	2	2	2	30	3	0	1	0	1	28	49	4.5	
case0654	8	1	1	0	0	21	4	0	1	1	1	26	38	3.5	
case0655	17	0	3	3	0	15	4	0	4	1	0	22	47	4.3	
case0656	4	1	2	1	0	8	5	0	3	2	0	20	26	2.4	
Promedio Total													3.43		

Tabla 30. Errores registrados en el cartilago del fémur del Paciente 6

Paciente 6	Tibia									
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio	
case0649	8	0	2	10	2	0	10	22	3.7	
case0650	9	1	2	16	0	0	16	28	4.7	
case0651	16	1	1	20	0	0	20	38	6.3	
case0652	10	0	2	20	0	1	20	33	5.5	
case0653	5	0	4	28	1	0	28	38	6.3	
case0654	14	0	3	16	0	0	16	33	5.5	
case0655	10	0	5	24	0	1	24	40	6.7	
case0656	15	0	4	25	1	2	25	47	7.8	
Promedio Total								5.81		

Tabla 31. Errores registrados en el cartilago de la tibia del Paciente 6

Paciente 6	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0649	11.2	32	2.5	16	3.7	10	5.04
case0650	10.5	32	3.0	18	4.7	16	5.39
case0651	15.7	45	4.2	23	6.3	20	7.74
case0652	12.3	36	3.3	24	5.5	20	6.22
case0653	8.5	30	4.5	28	6.3	28	6.00
case0654	6.5	21	3.5	26	5.5	16	4.78
case0655	12.5	36	4.3	22	6.7	24	7.04
case0656	21.8	47	2.4	20	7.8	25	8.87
Promedio Total	12.38		3.43		5.81		6.39

Tabla 32. Error Promedio del Paciente 6

Paciente 8	Rótula								Suma	Promedio
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo			
case0816	6	0	5	12	0	0	12	23	3.8	
case0817	12	0	0	5	1	0	16	18	3.0	
case0818	17	0	1	5	0	2	20	25	4.2	
case0819	14	0	0	4	0	3	14	21	3.5	
case0820	14	1	0	2	0	1	14	18	3.0	
case0821	3	2	0	2	0	2	3	9	1.5	
case0822	18	5	1	0	0	0	18	24	4.0	
Promedio Total								3.29		

Tabla 33. Errores registrados en el cartílago de la rótula del Paciente 8

Paciente 8	Fémur													
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	Máximo	Suma	Promedio
case0816	22	1	0	2	0	10	0	0	0	0	2	22	37	3.4
case0817	16	0	1	1	1	2	0	0	0	0	1	16	22	2.0
case0818	9	0	4	2	2	3	0	0	0	1	0	9	21	1.9
case0819	4	1	1	2	1	4	1	1	0	1	0	4	16	1.5
case0820	7	1	1	4	0	7	1	1	1	2	0	7	25	2.3
case0821	26	1	1	1	1	50	1	0	0	0	3	50	84	7.6
case0822	11	0	1	4	0	2	0	1	0	2	1	11	22	2.0
Promedio Total													2.95	

Tabla 34. Errores registrados en el cartilago del fémur del Paciente 8

Paciente 8	Tibia								
No. Imagen	P1	P2	P3	P4	P5	P6	Máximo	Suma	Promedio
case0816	1	1	0	6	2	0	6	10	1.7
case0817	1	1	0	8	3	0	8	13	2.2
case0818	4	1	0	10	1	0	10	16	2.7
case0819	6	1	0	9	2	0	9	18	3.0
case0820	6	0	0	6	2	0	6	14	2.3
case0821	8	0	0	0	0	1	8	9	1.5
case0822	4	0	1	2	0	0	4	7	1.2
Promedio Total								2.07	

Tabla 35. Errores registrados en el cartilago de la tibia del Paciente 8

Paciente 8	Rótula		Fémur		Tibia		Error Promedio de los 3 cartílagos
No. Imagen	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	Promedio	Máximo	
case0816	3.8	12	2.0	22	1.7	6	3.04
case0817	3.0	16	2.0	16	2.2	8	2.30
case0818	4.2	20	1.9	9	2.7	10	2.70
case0819	3.5	14	1.5	4	3.0	9	2.39
case0820	3.0	14	2.3	7	2.3	6	2.48
case0821	1.5	3	7.6	50	1.5	8	4.43
case0822	4.0	18	2.0	11	1.2	4	2.30
Promedio Total	3.29		2.95		2.07		2.81

Tabla 36. Error Promedio del Paciente 8

Apéndice B. Imágenes de resultados

Paciente 1

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

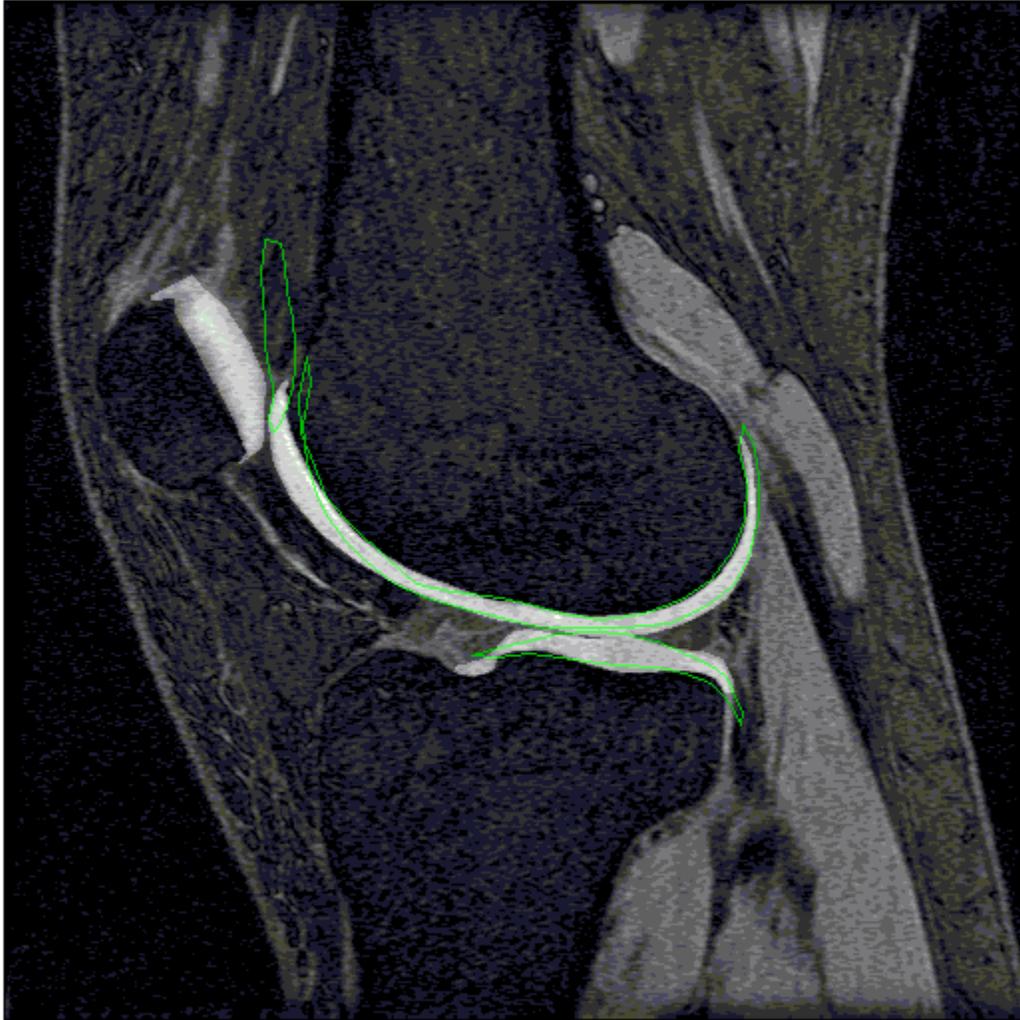


Figura 4. Imagen 0144

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

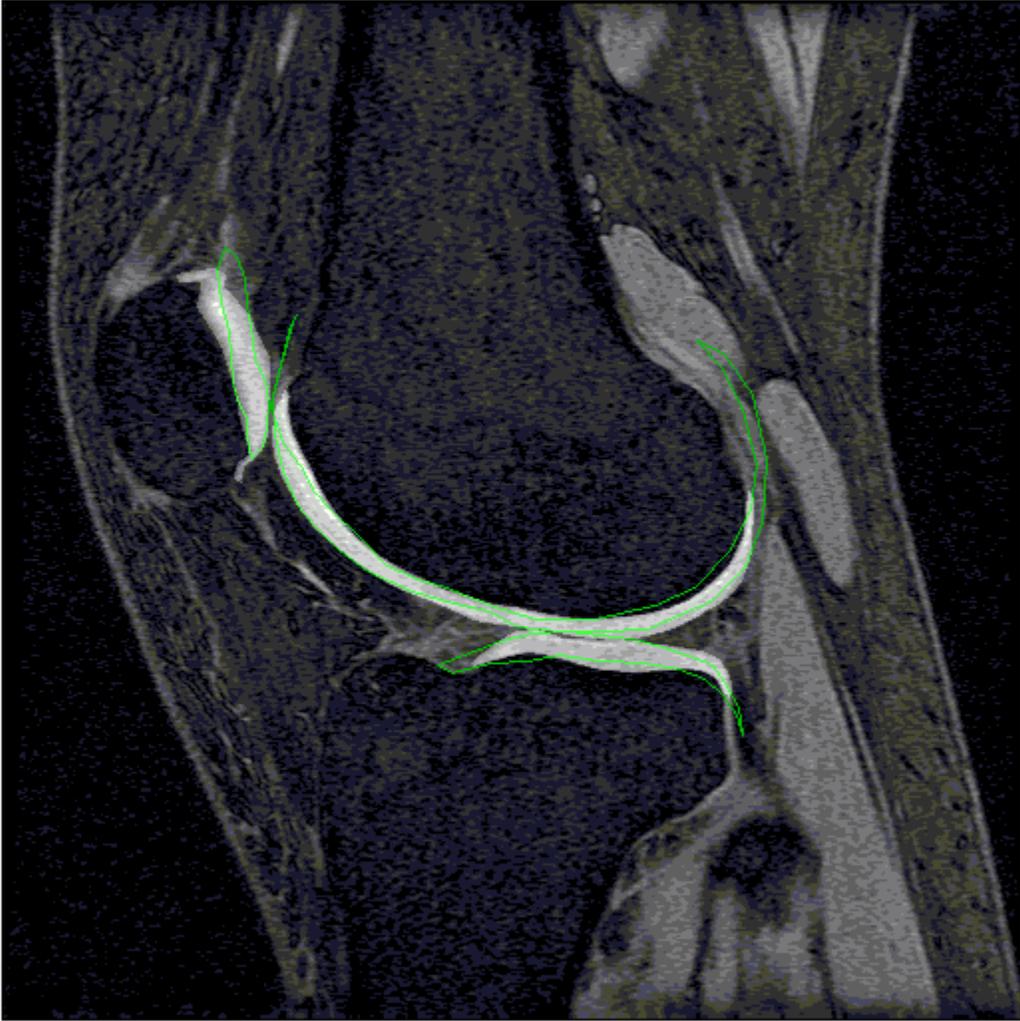


Figura 5. Imagen 0145

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

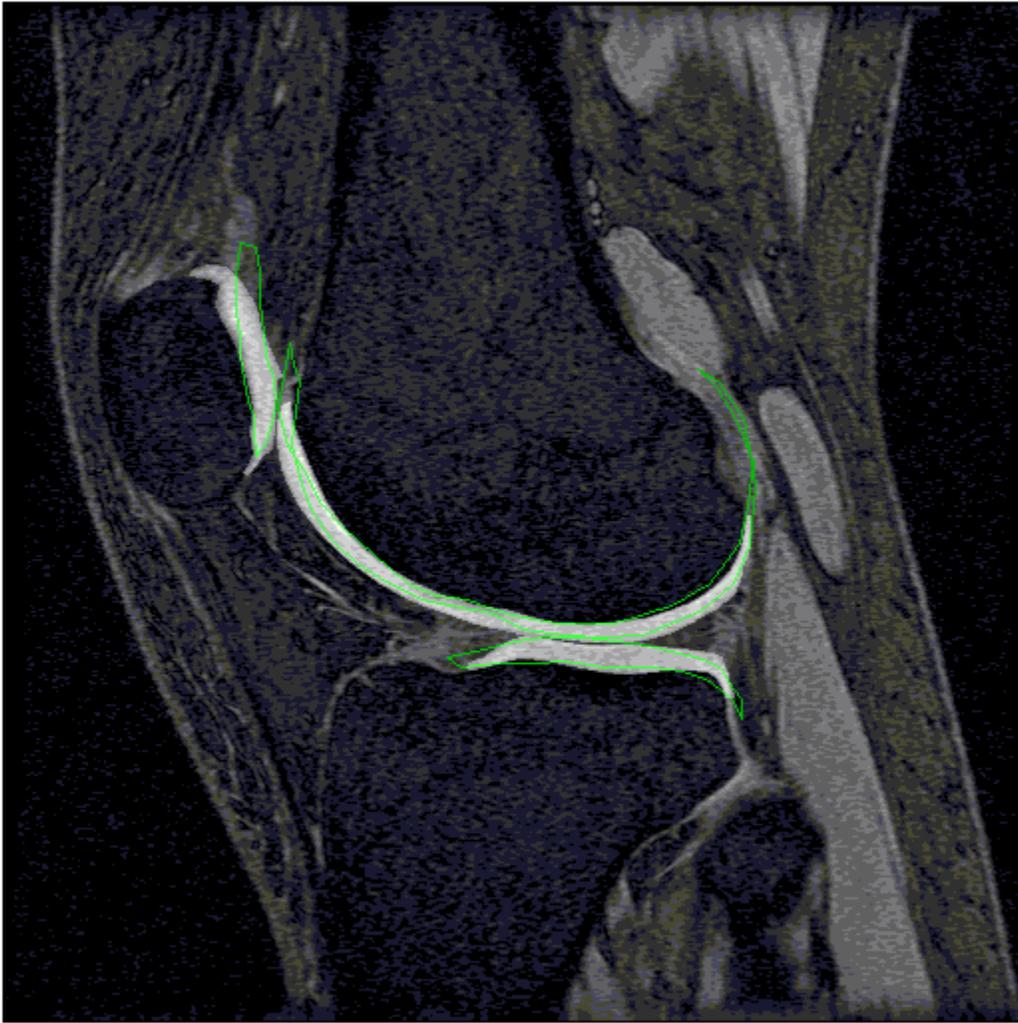


Figura 6. Imagen 0146

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

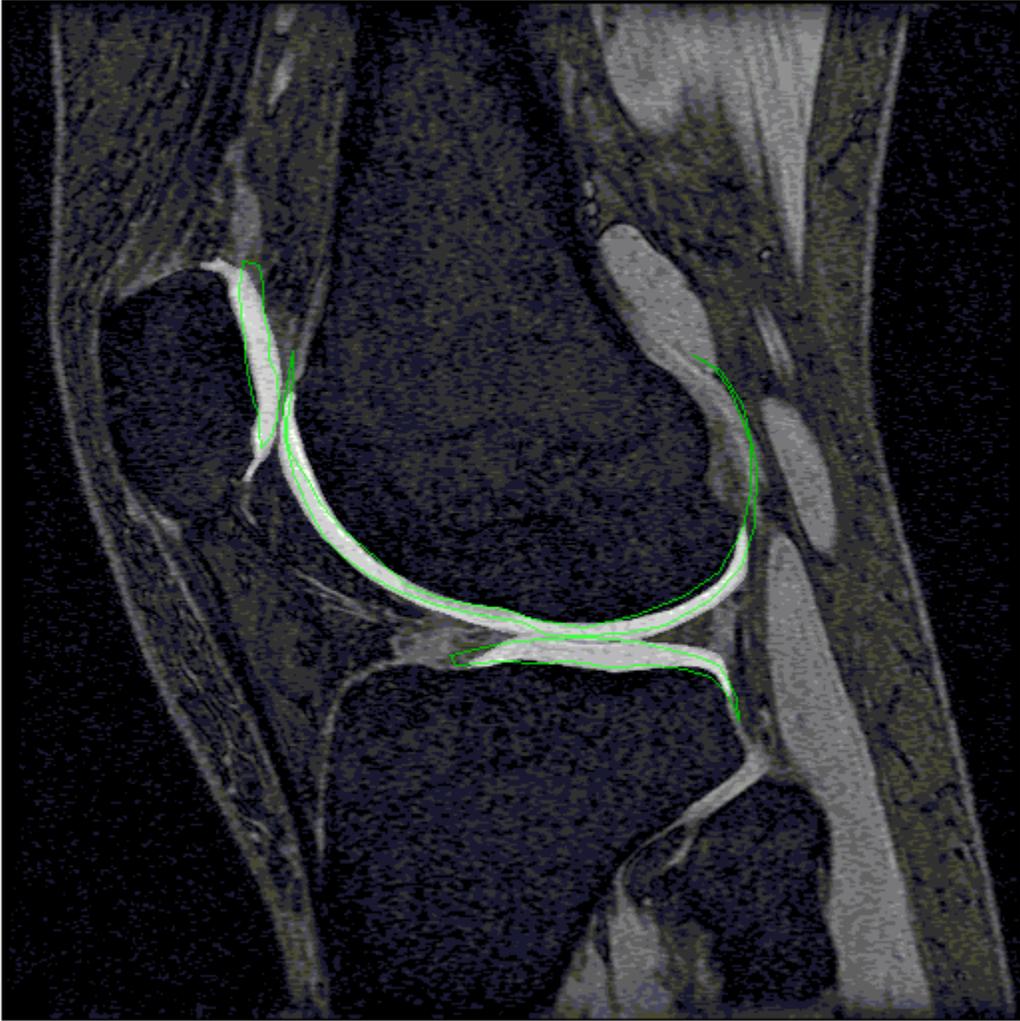


Figura 7. Imagen 0147

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

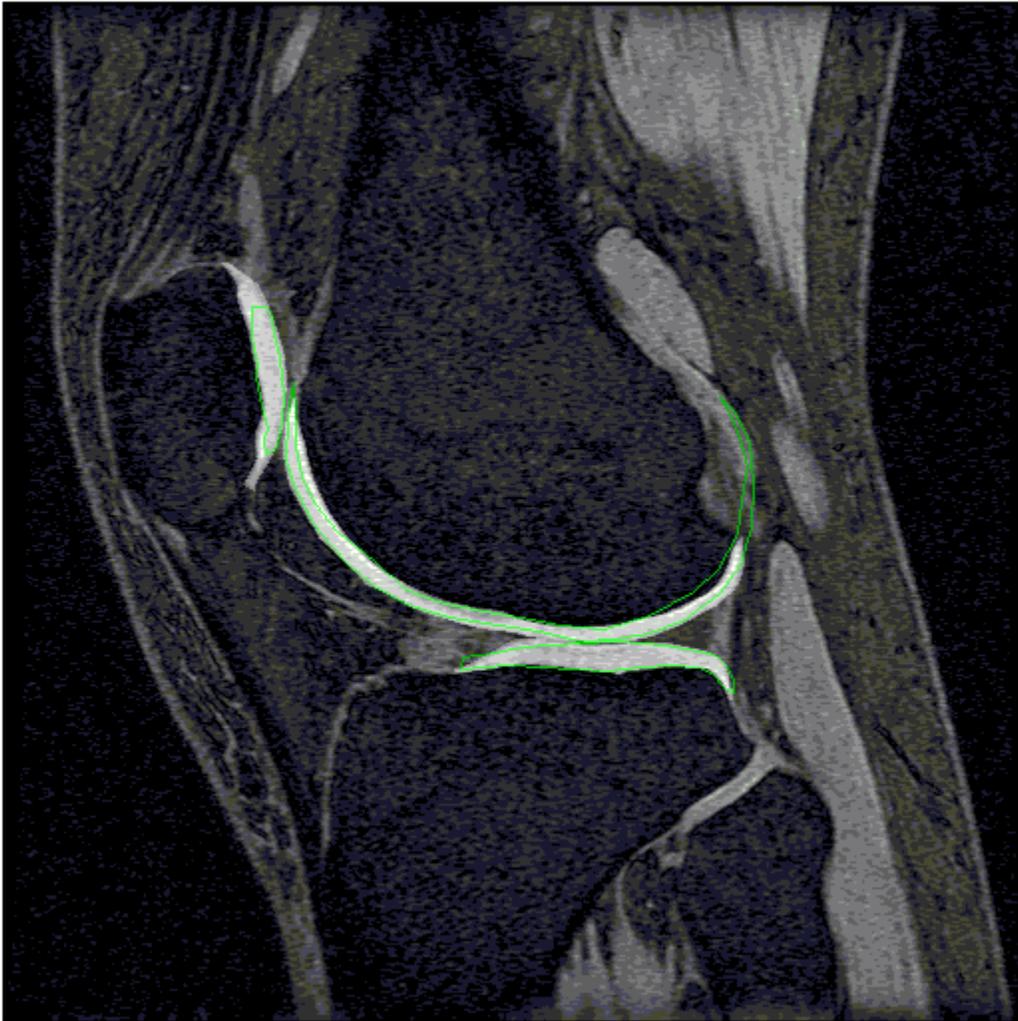


Figura 8. Imagen 0148

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

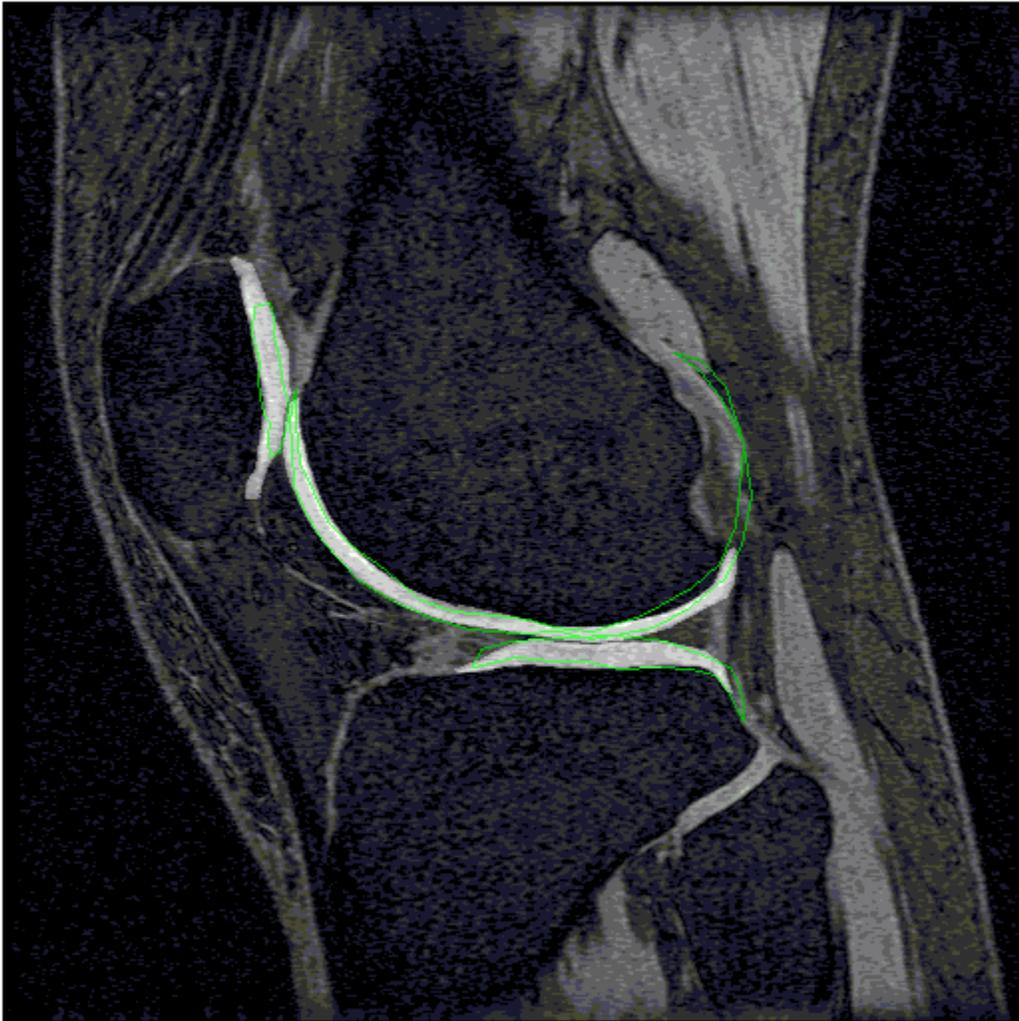


Figura 9. Imagen 0149

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

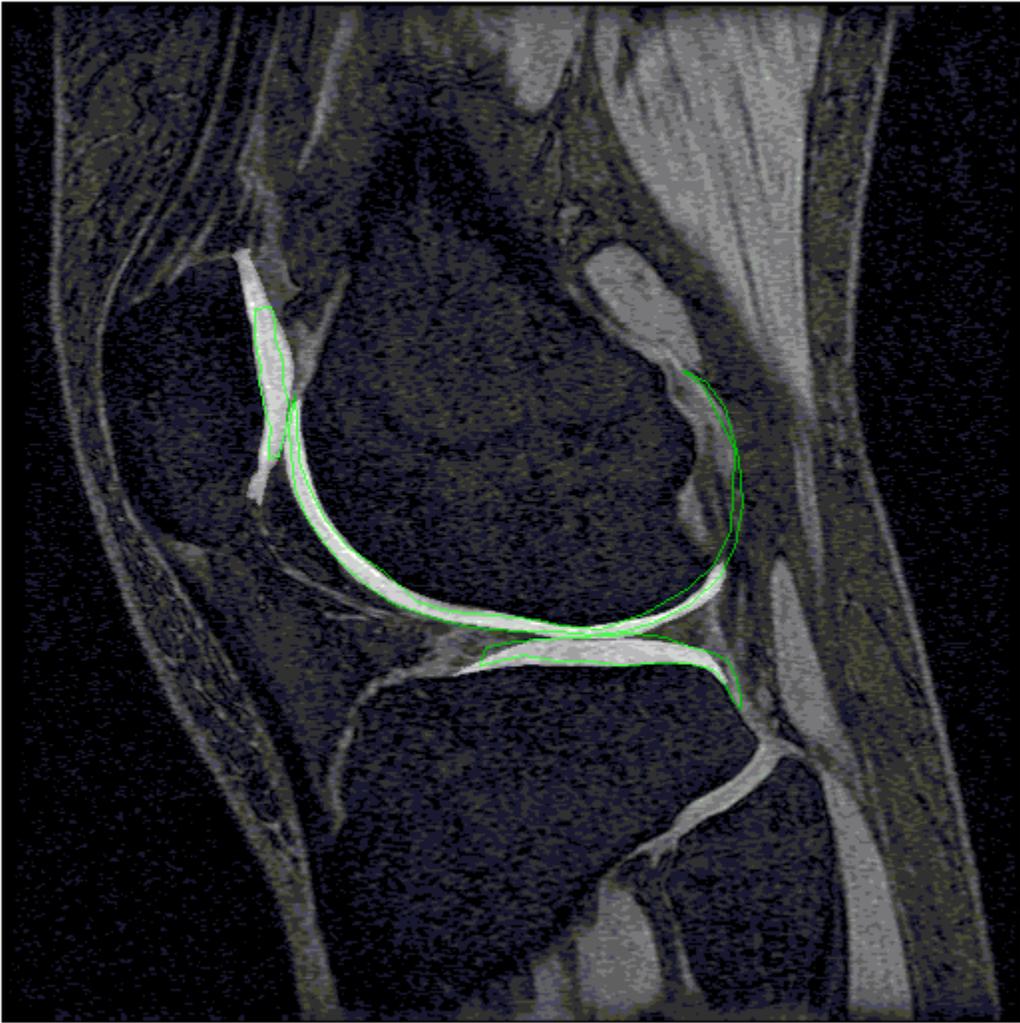


Figura 10. Imagen 0150

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

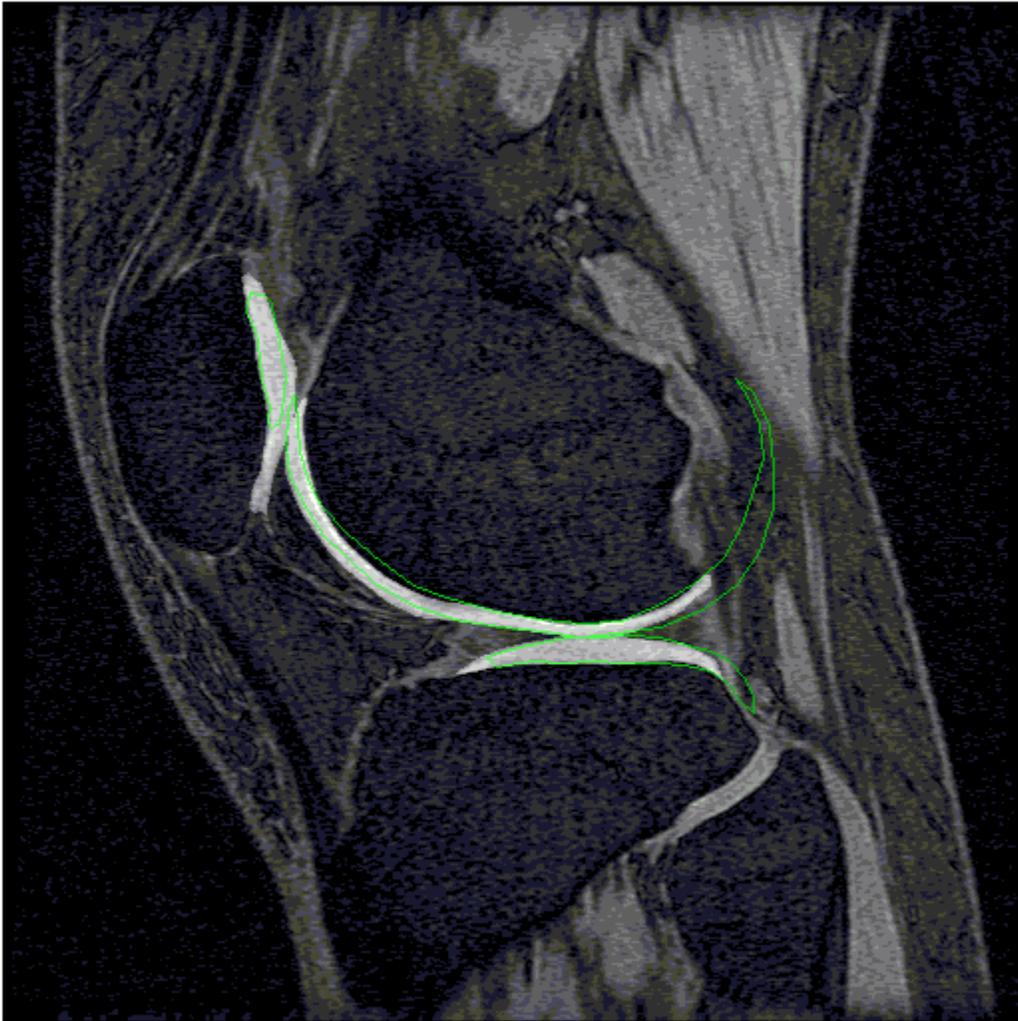


Figura 11. Imagen 0151

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

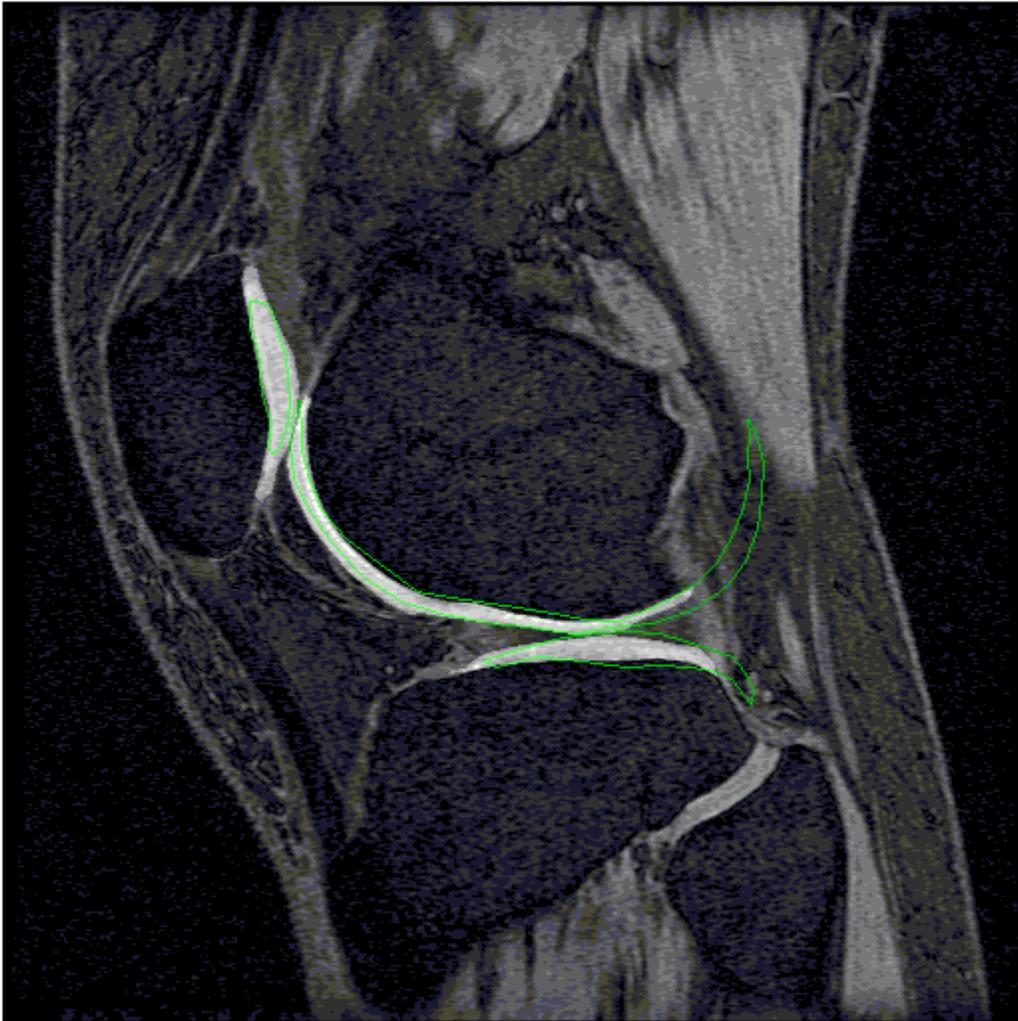


Figura 12. Imagen 0152

Paciente 2

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

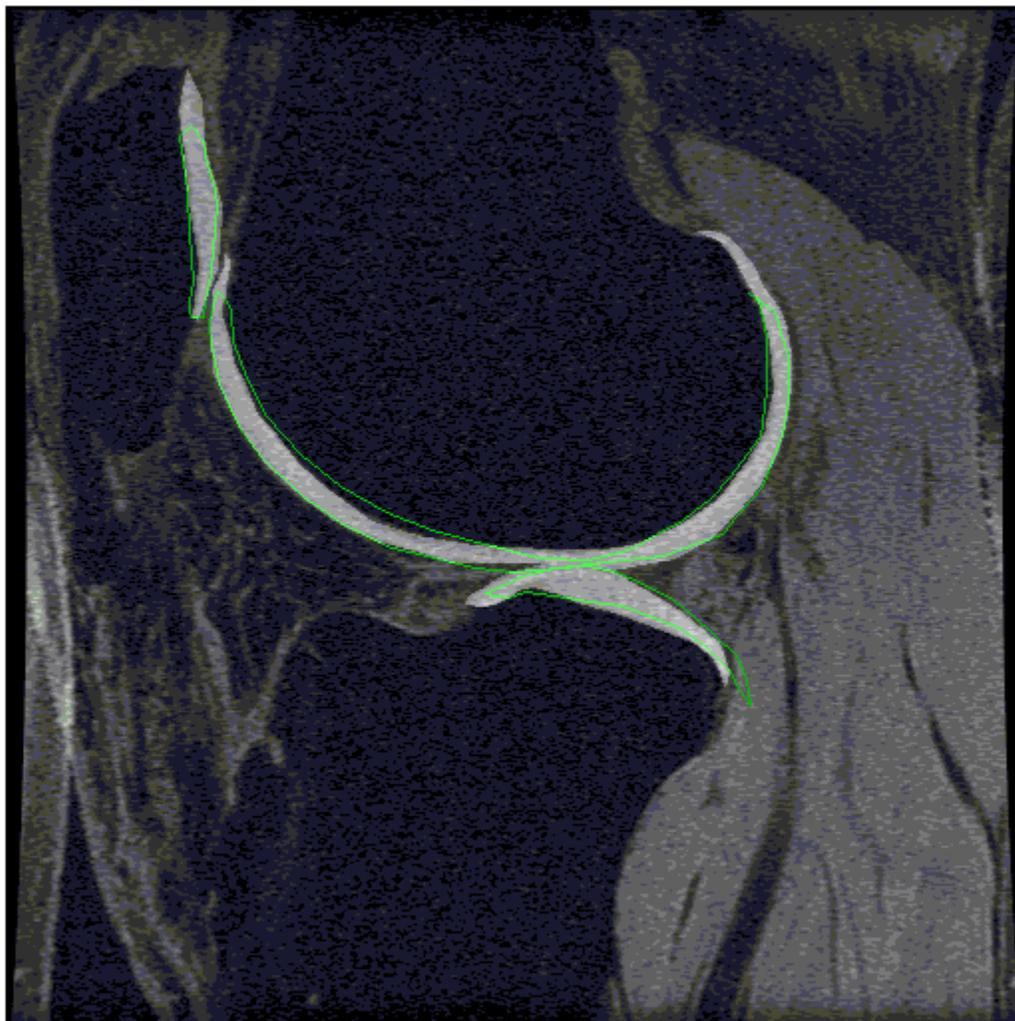


Figura 13. Imagen 0244

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

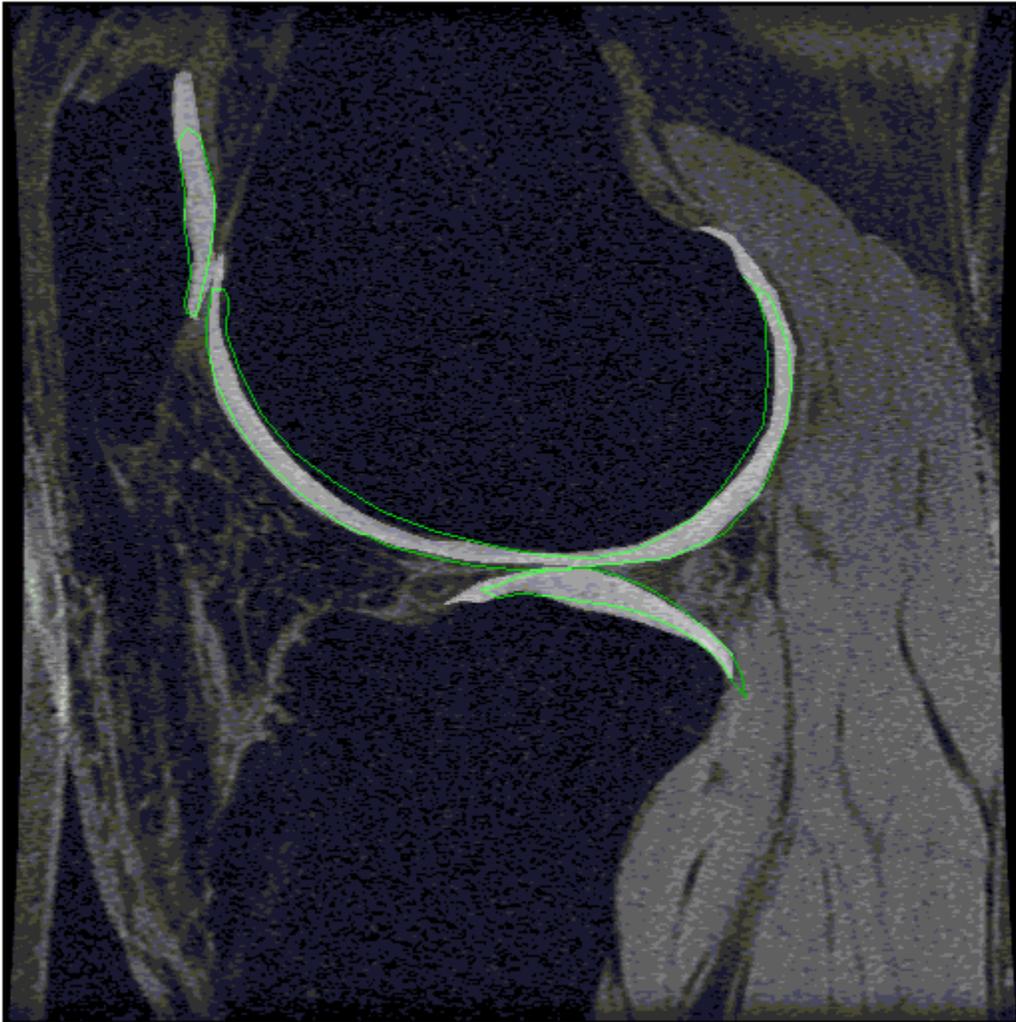


Figura 14. Imagen 0245

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

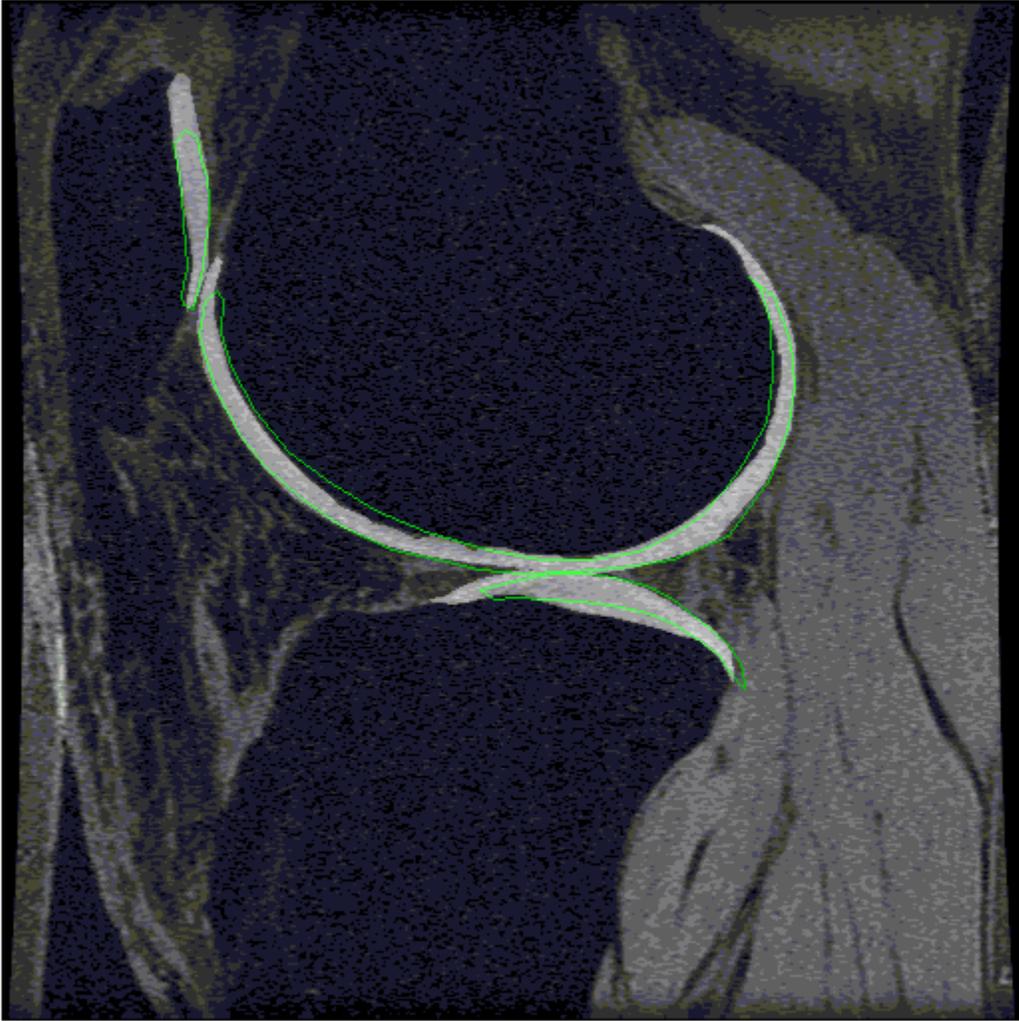


Figura 15. Imagen 0246

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

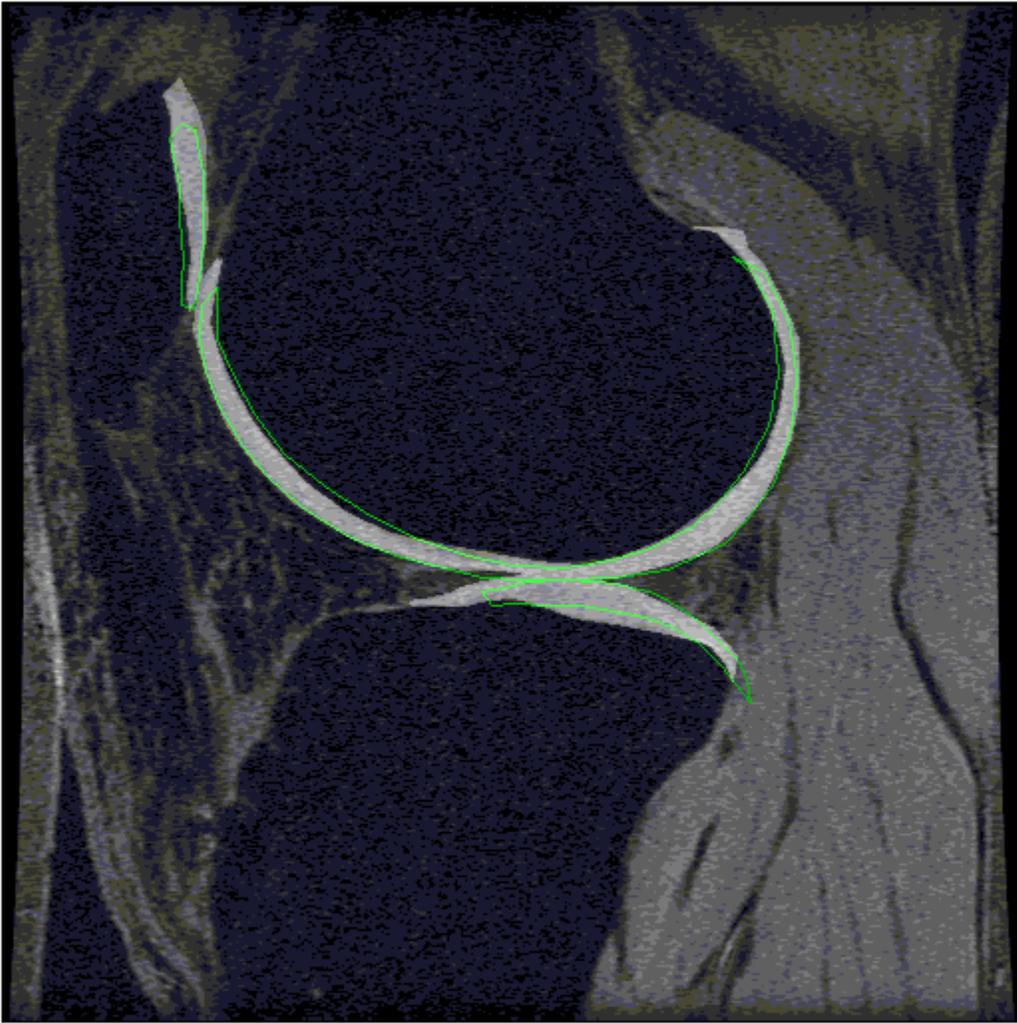


Figura 16. Imagen 0247

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

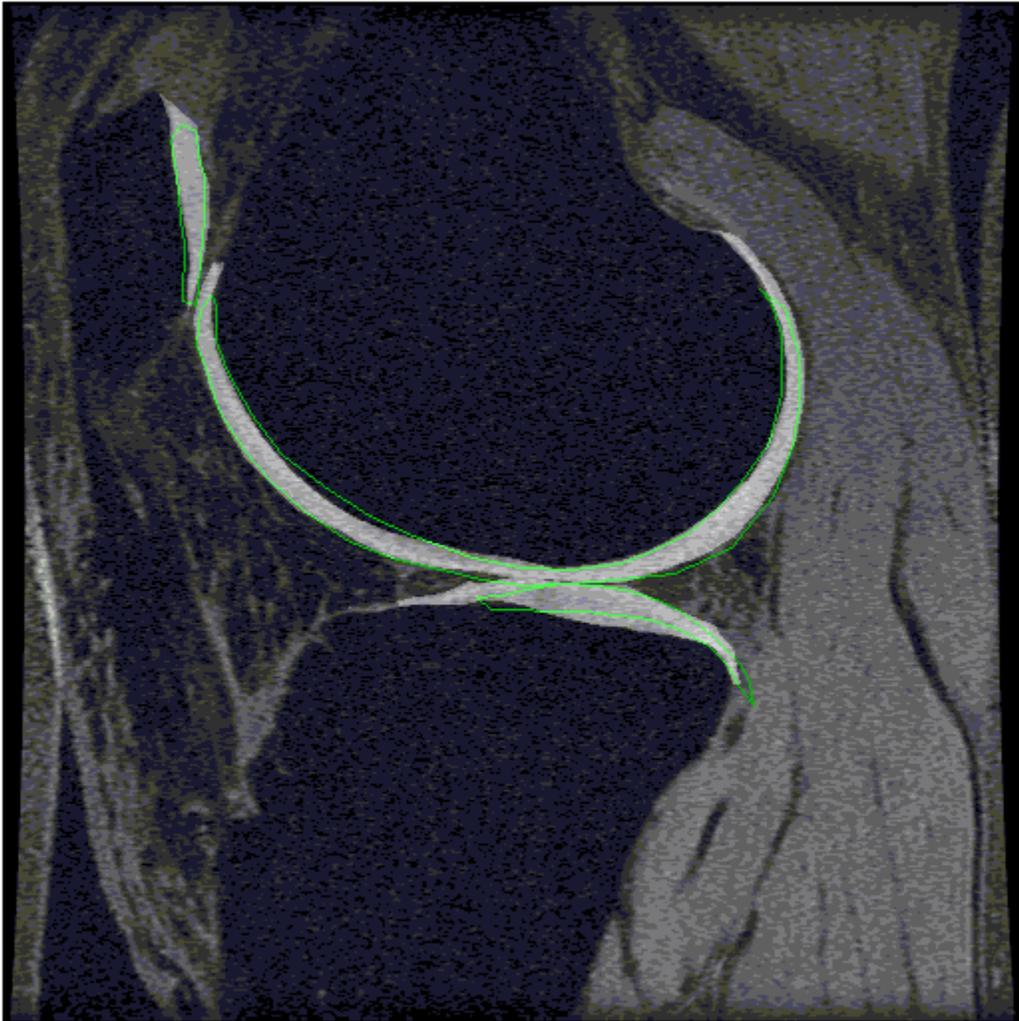


Figura 17. Imagen 0248

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

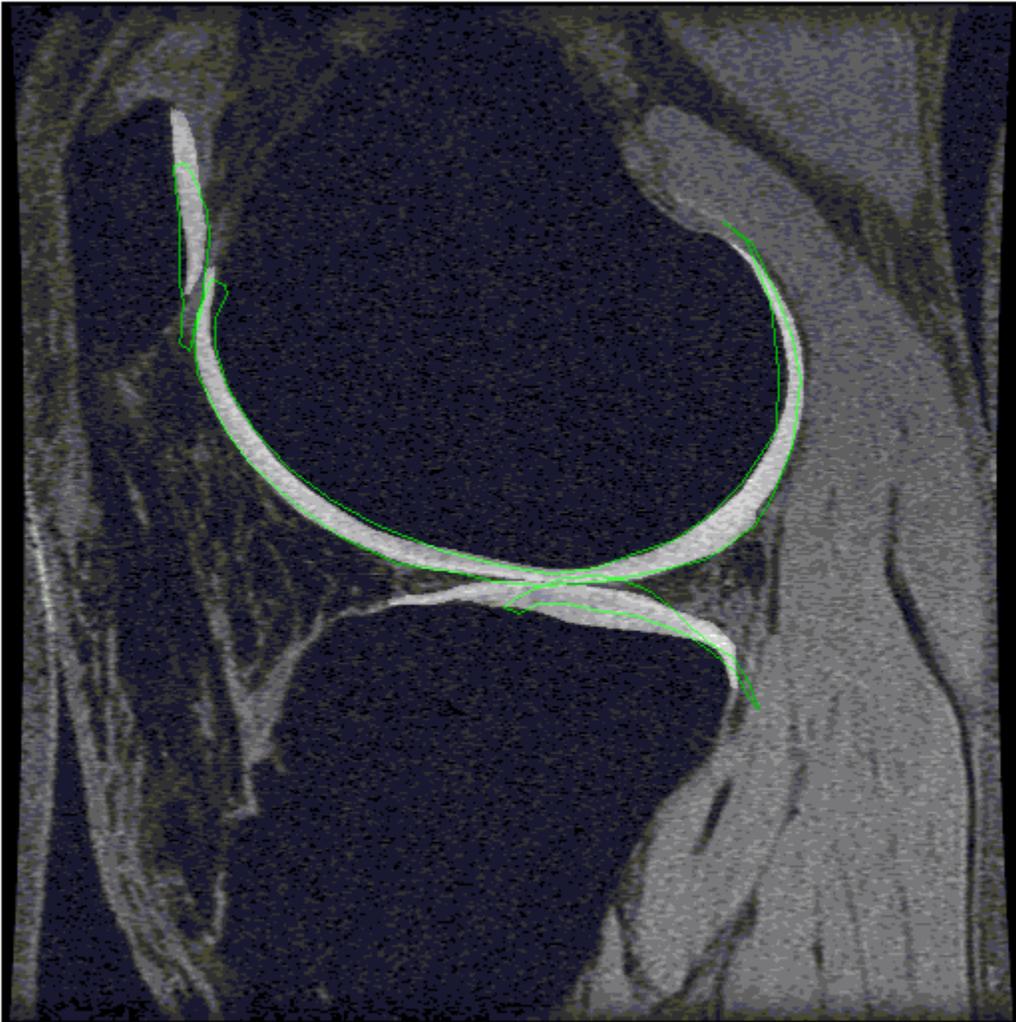


Figura 18. Imagen 0249

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

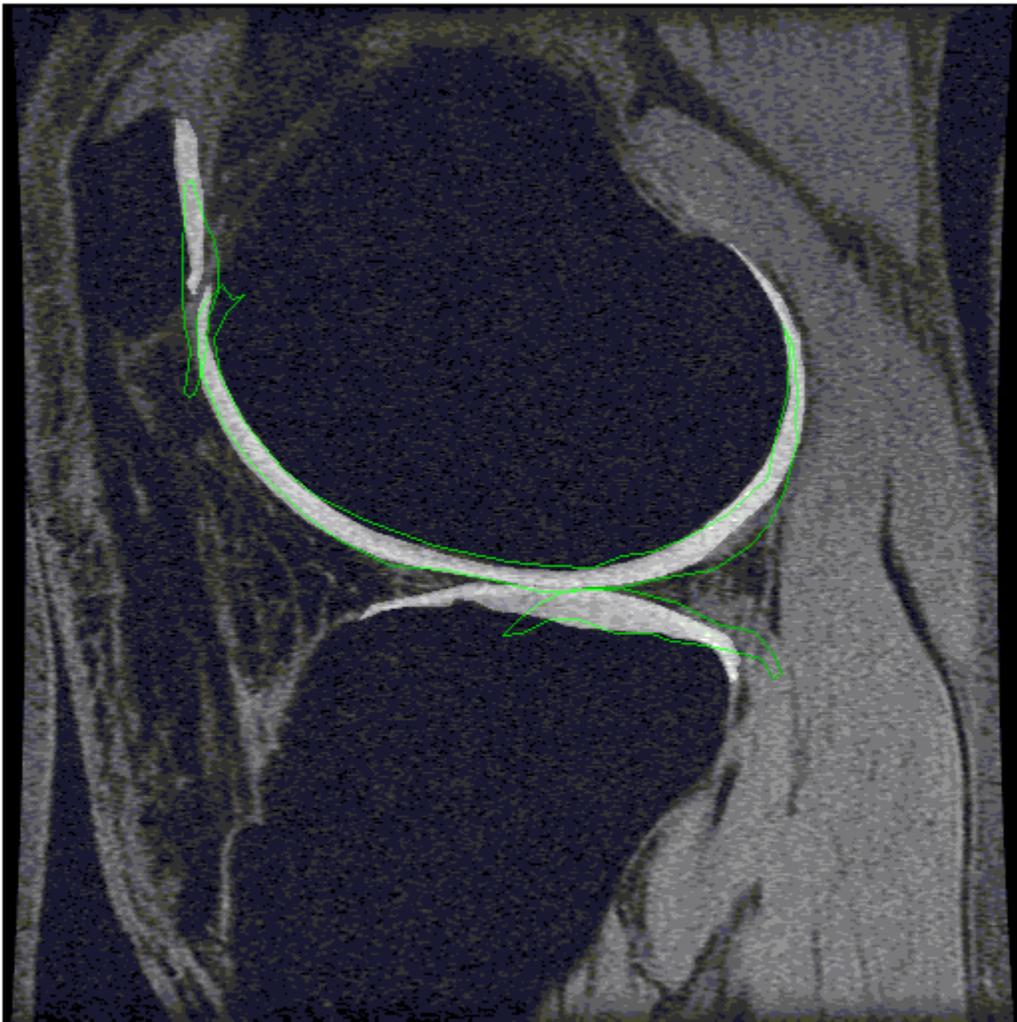


Figura 19. Imagen 0250

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

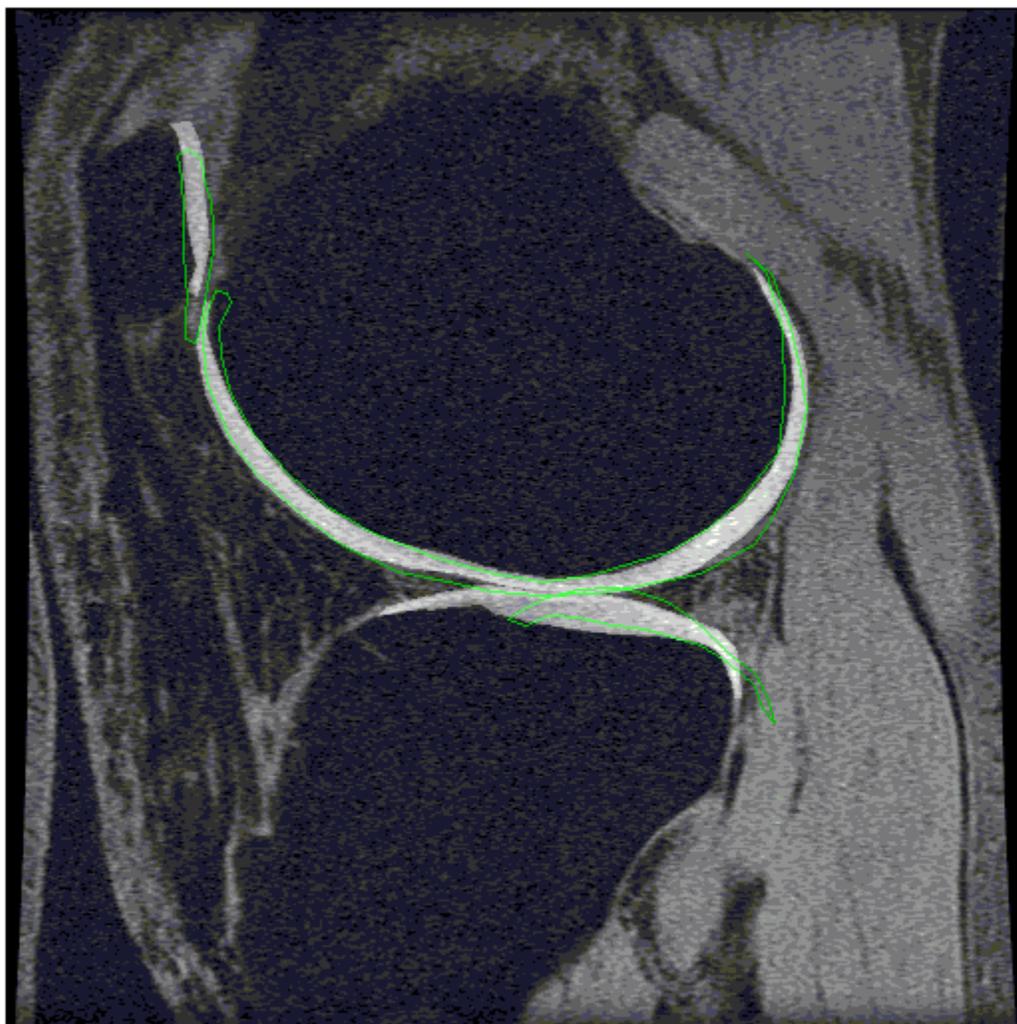


Figura 20. Imagen 0251

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

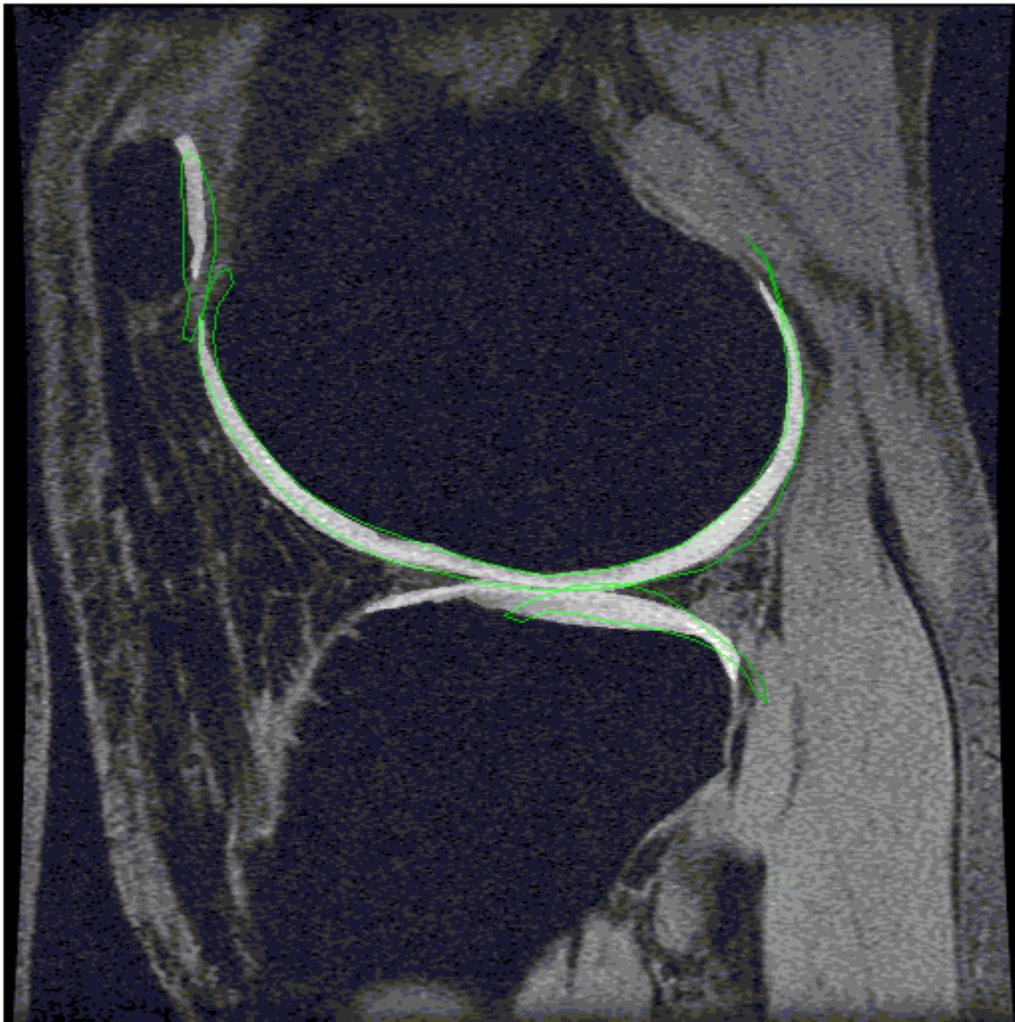


Figura 21. Imagen 0252

Paciente 3

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

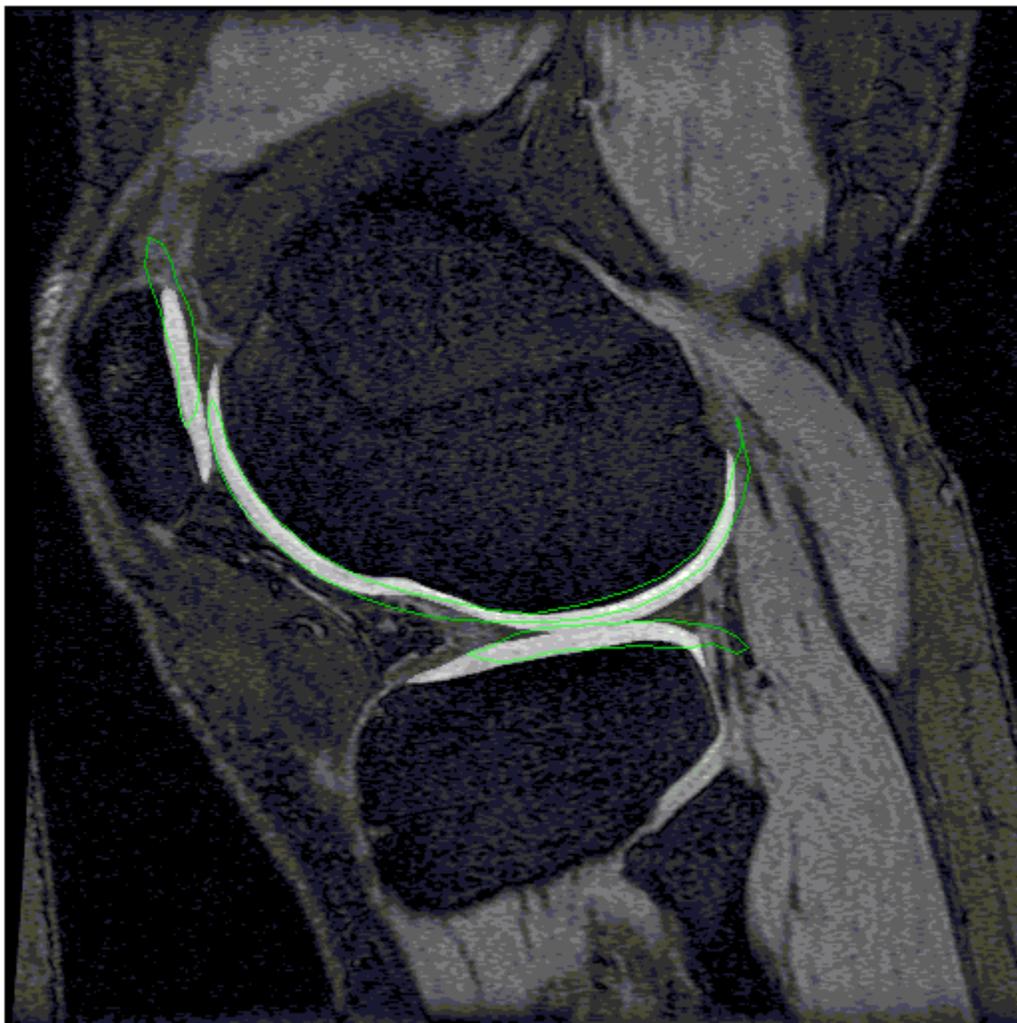


Figura 22. Imagen 0314

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

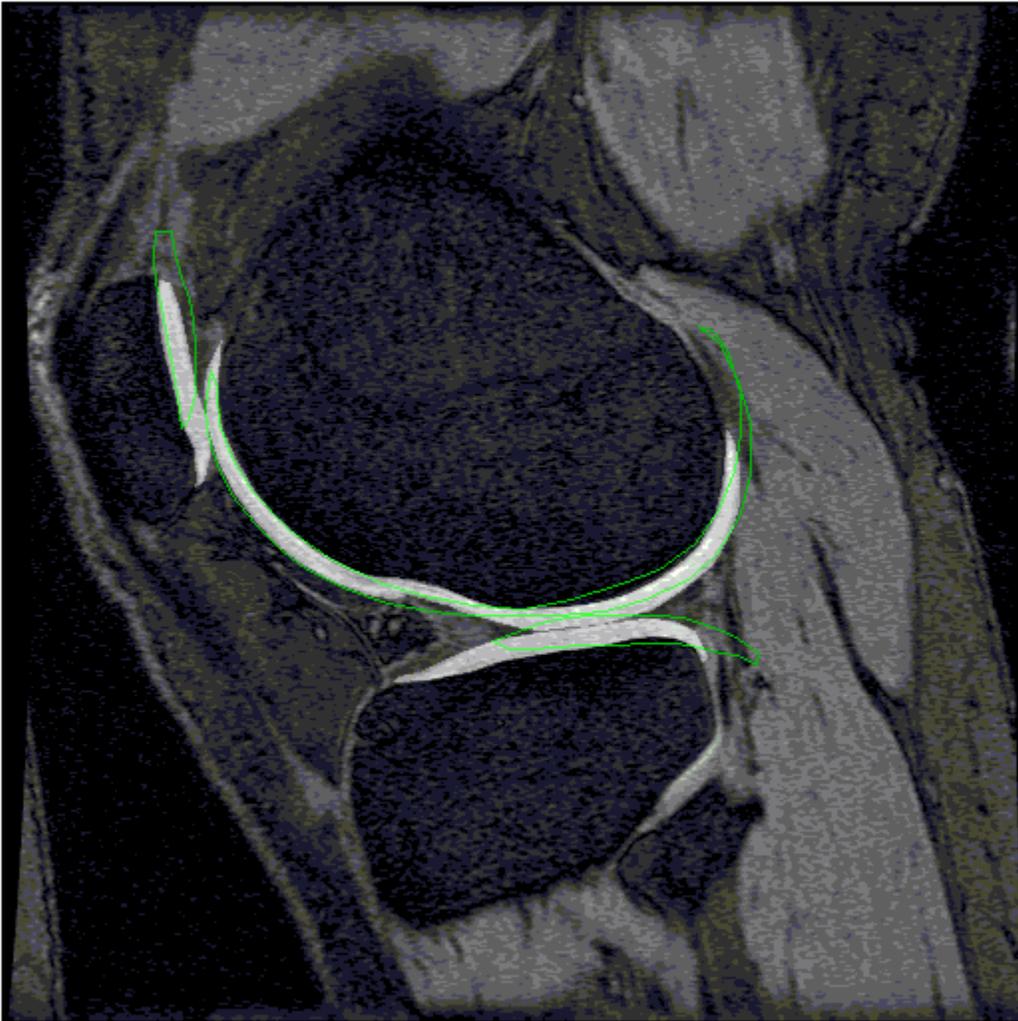


Figura 23. Imagen 0315

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

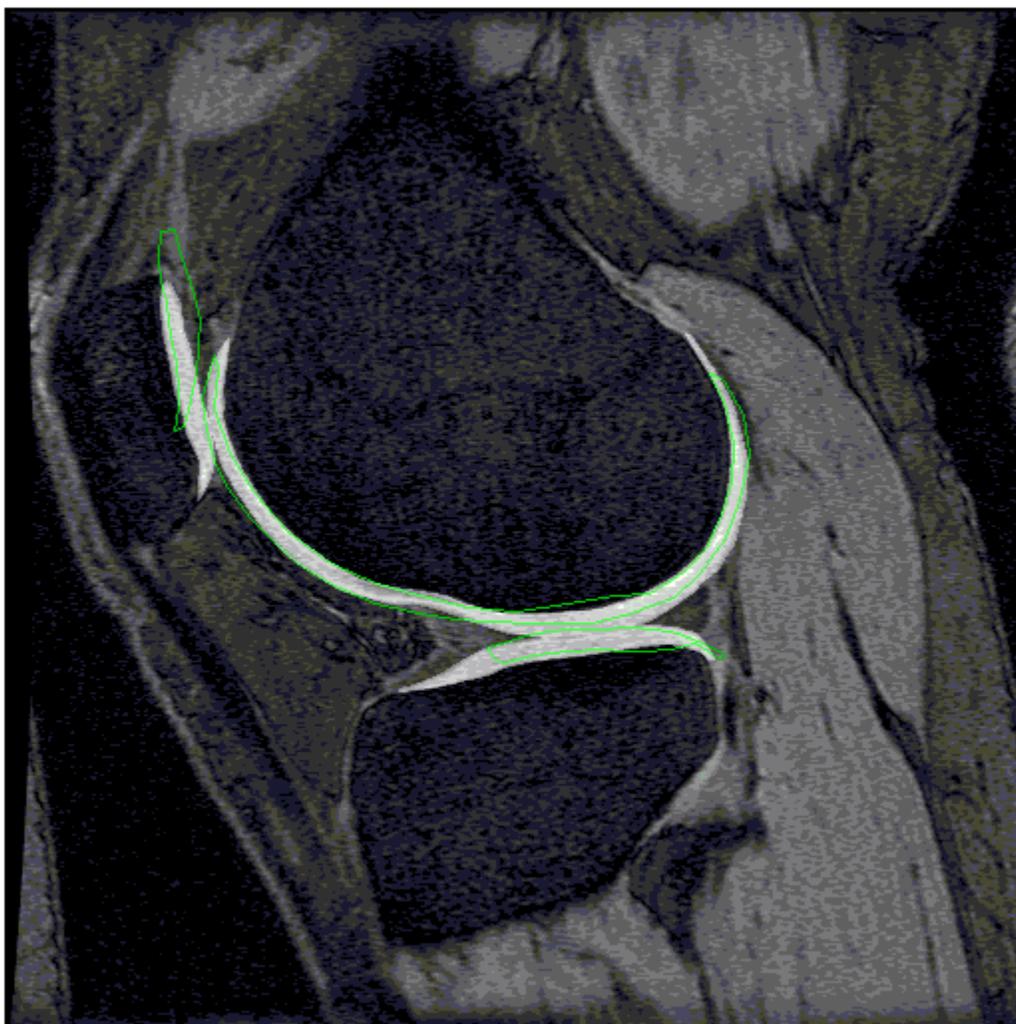


Figura 24. Imagen 0316

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

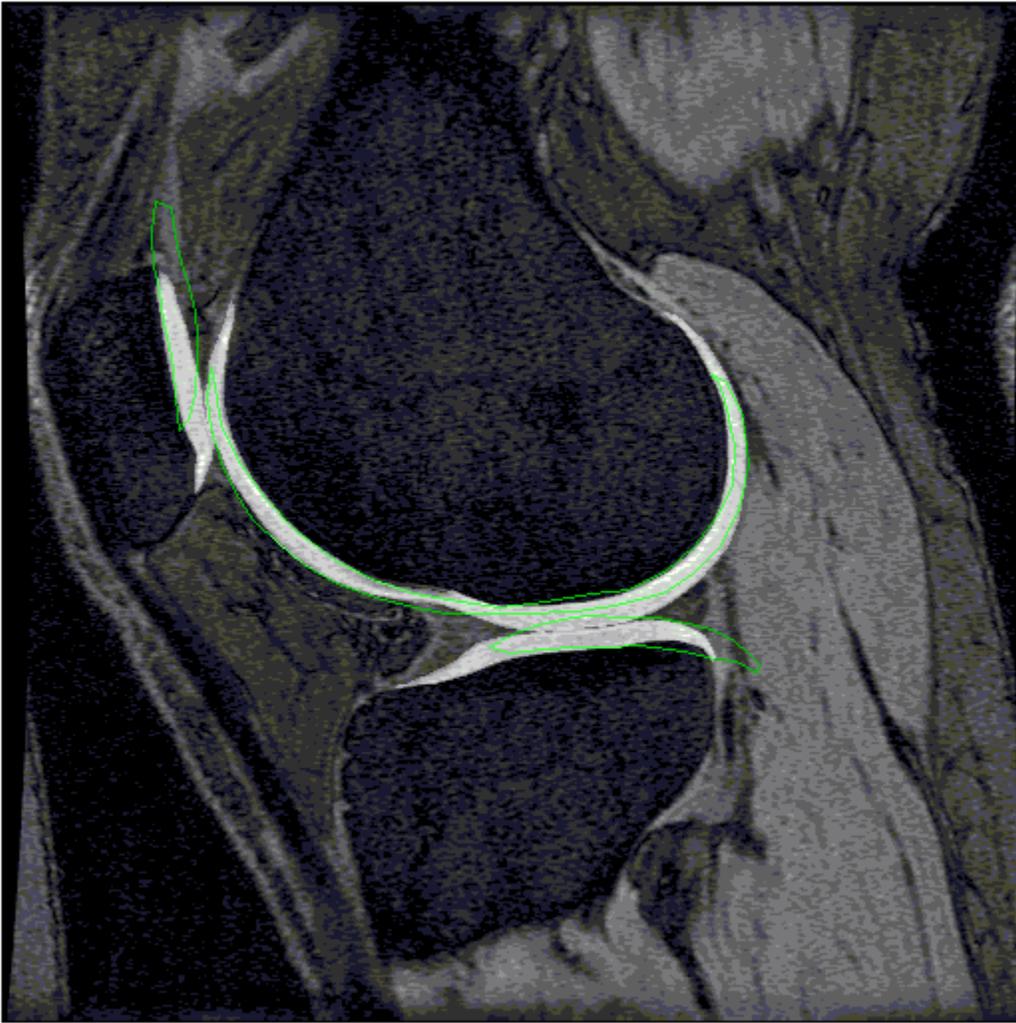


Figura 25. Imagen 0317

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

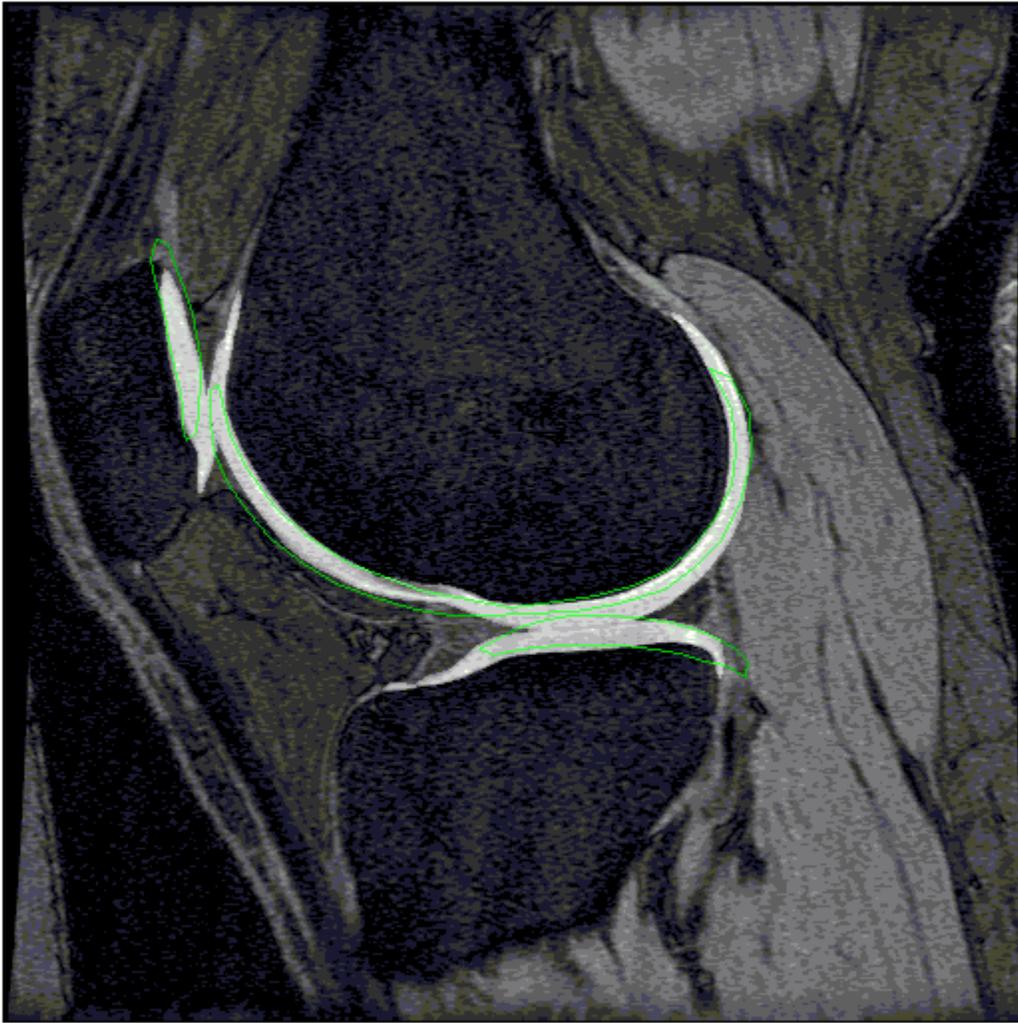


Figura 26. Imagen 0318

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

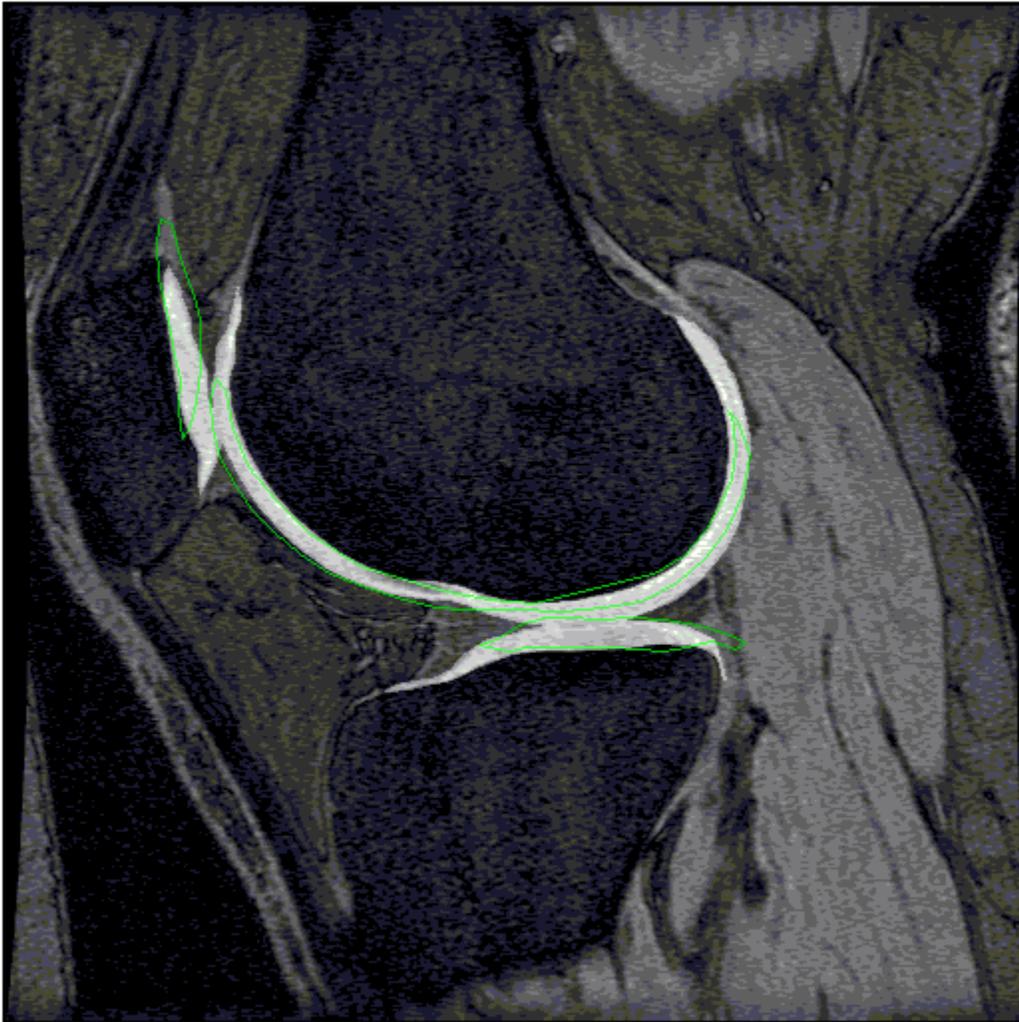


Figura 27. Imagen 0319

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

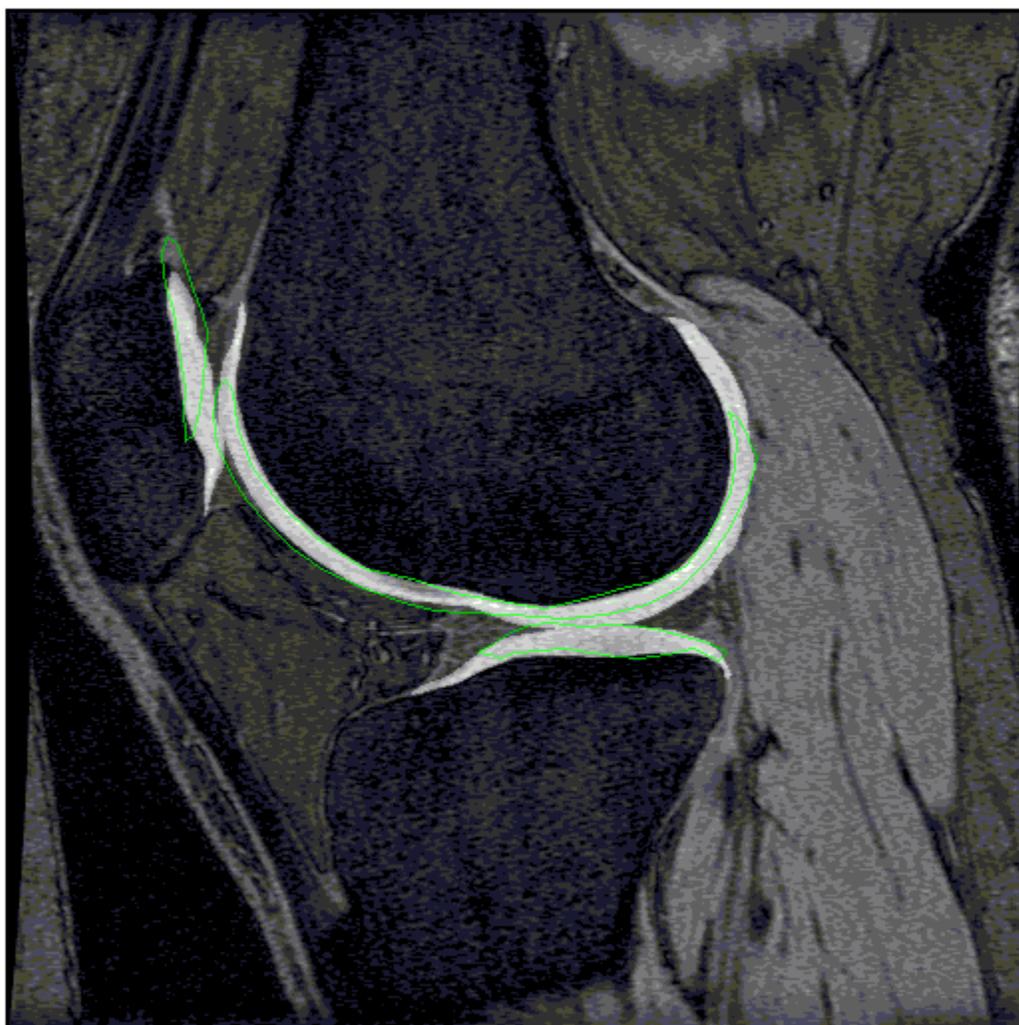


Figura 28. Imagen 0320

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

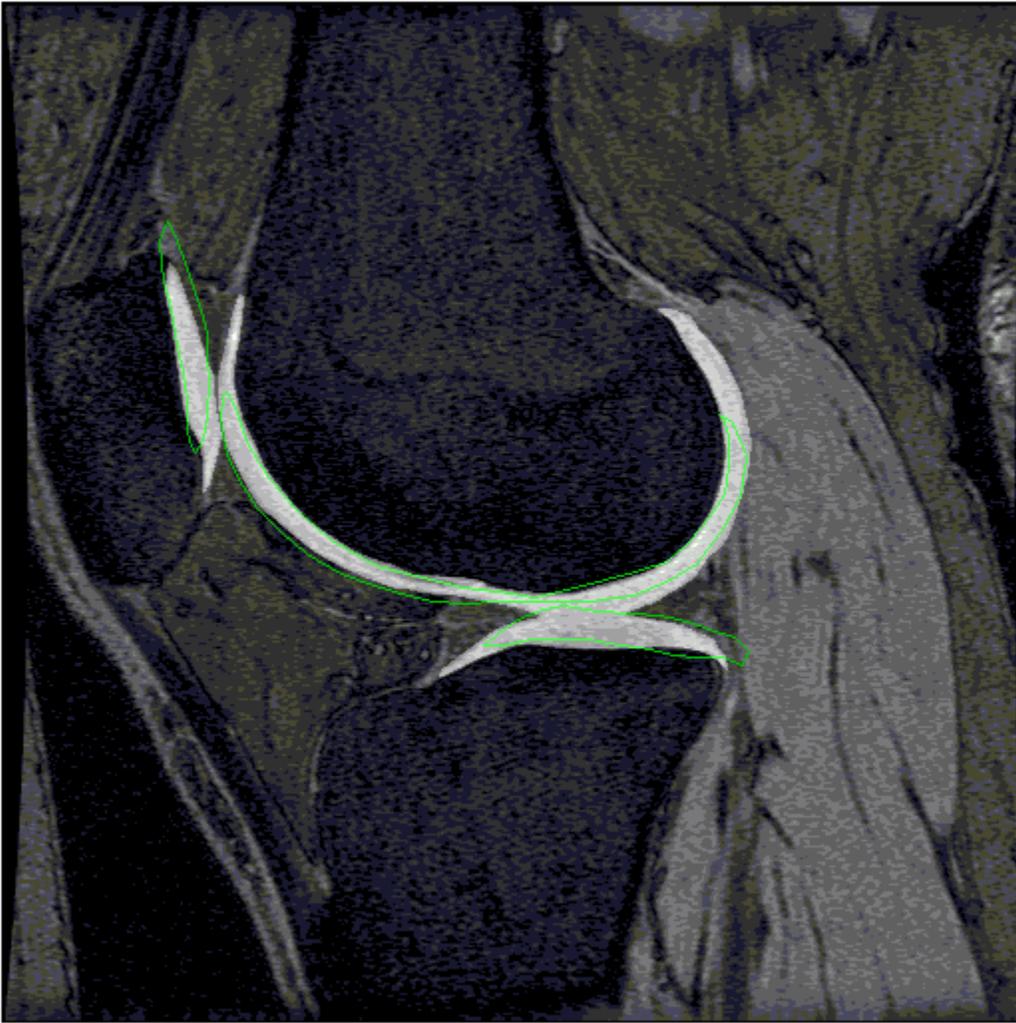


Figura 29. Imagen 0321

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original



Figura 30. Imagen 0322

Paciente 5

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

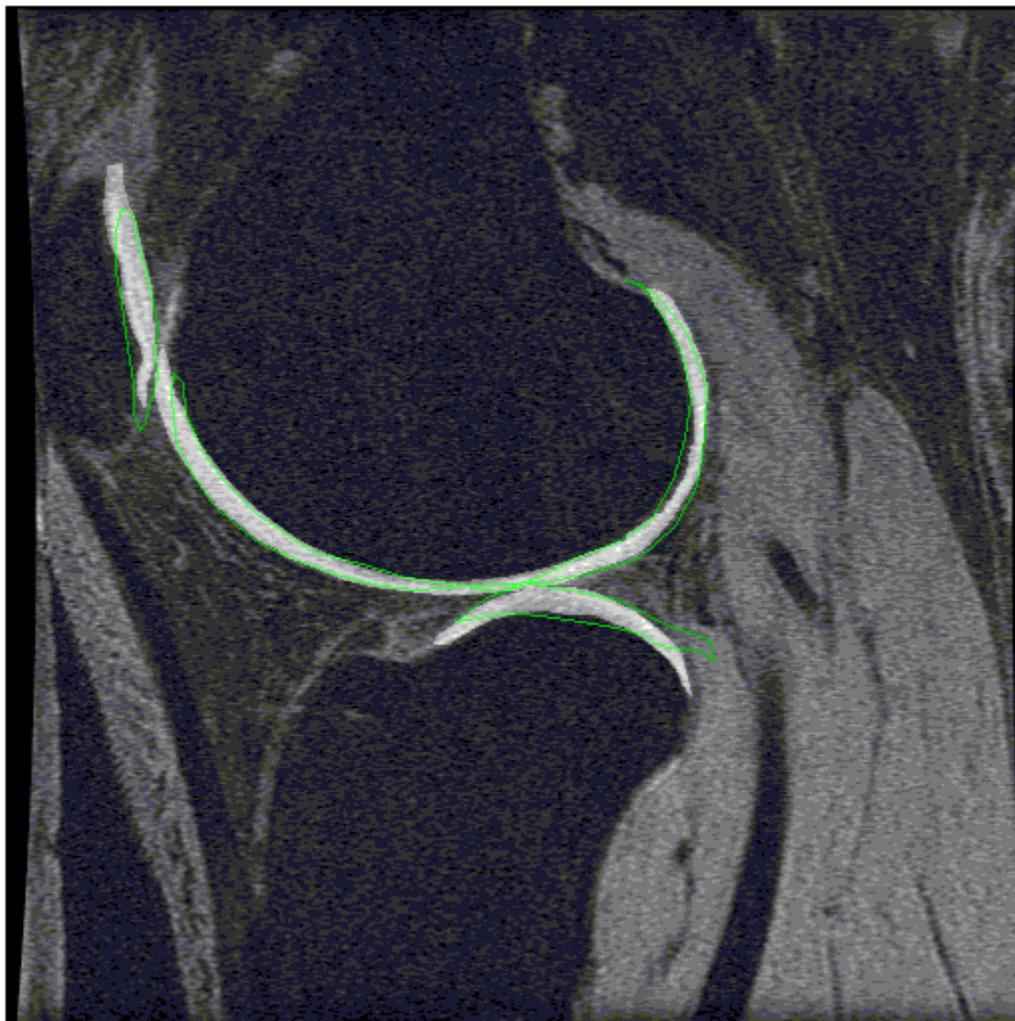


Figura 31. Imagen 0546

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

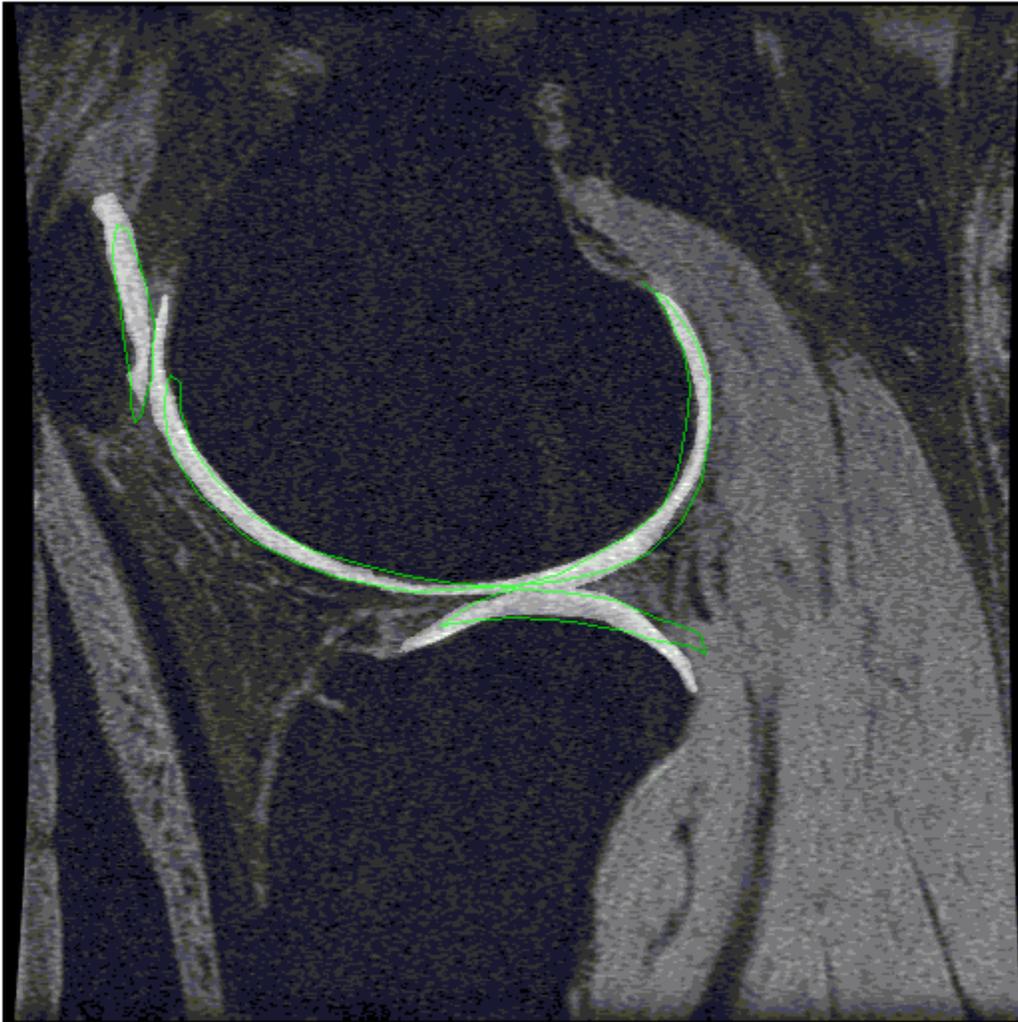


Figura 32. Imagen 0547

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

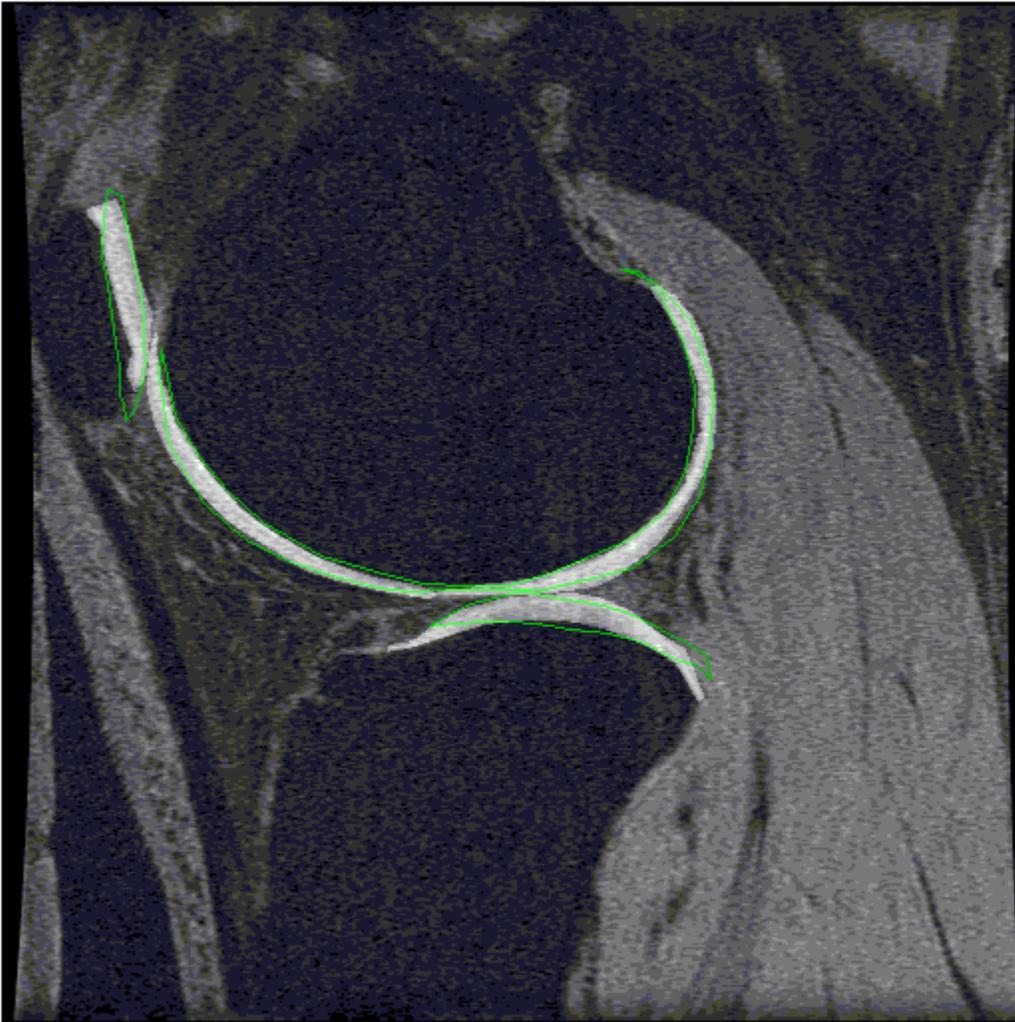


Figura 33. Imagen 0548

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

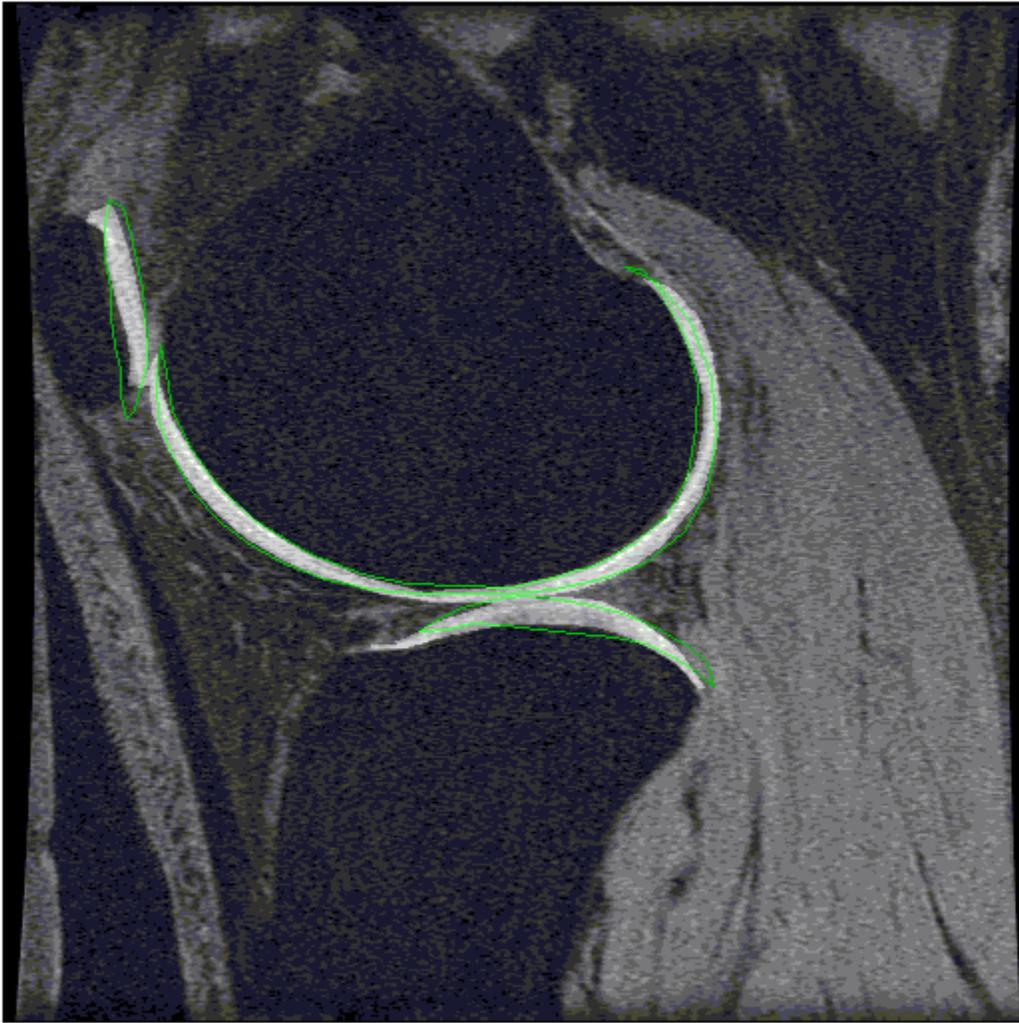


Figura 34. Imagen 0549

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

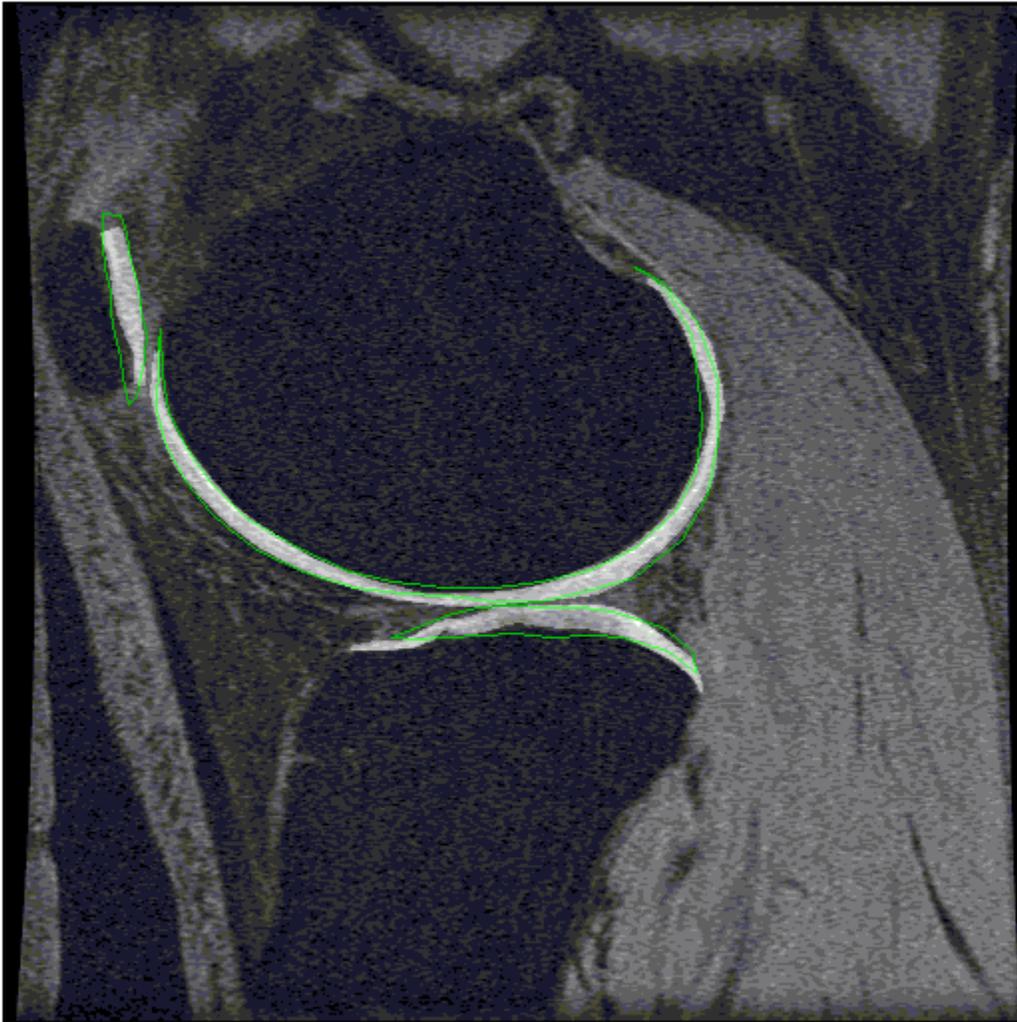


Figura 35. Imagen 0550

Paciente 6

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

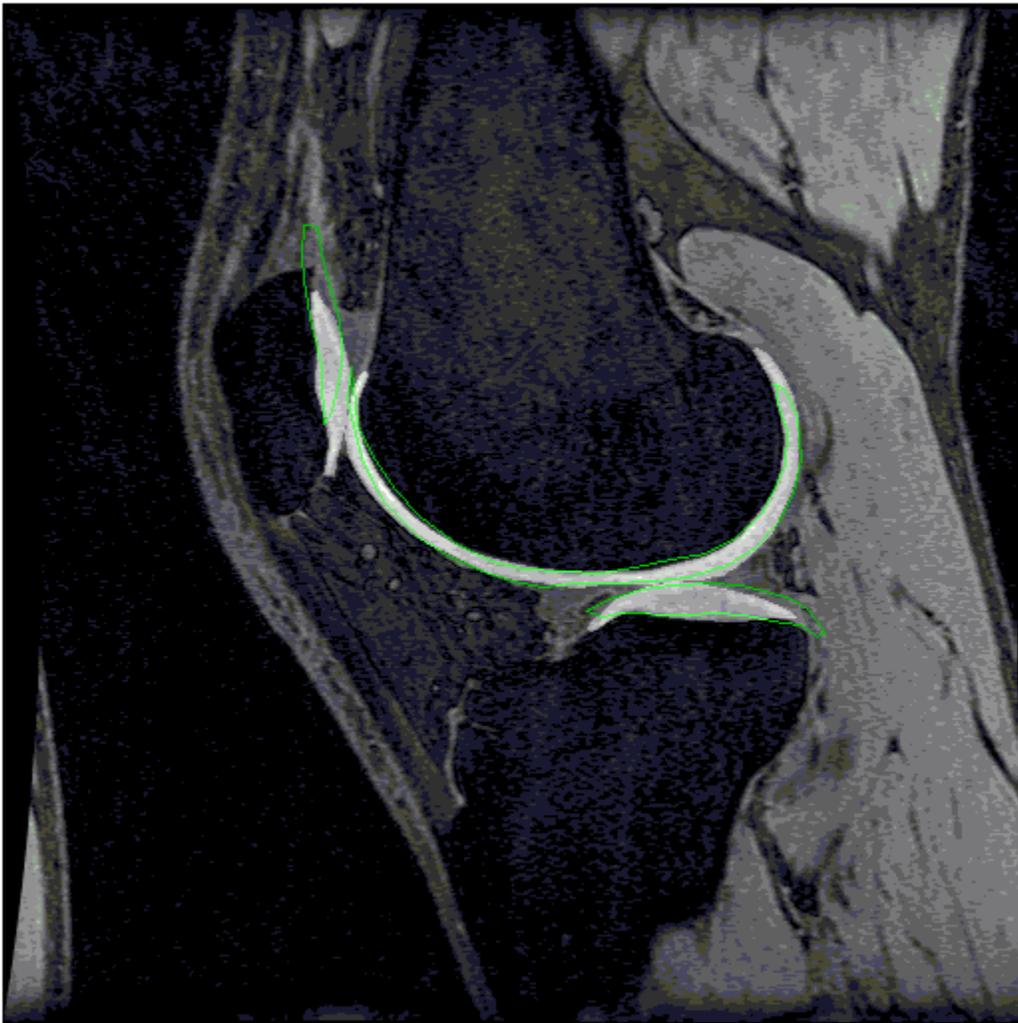


Figura 36. Imagen 0649

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

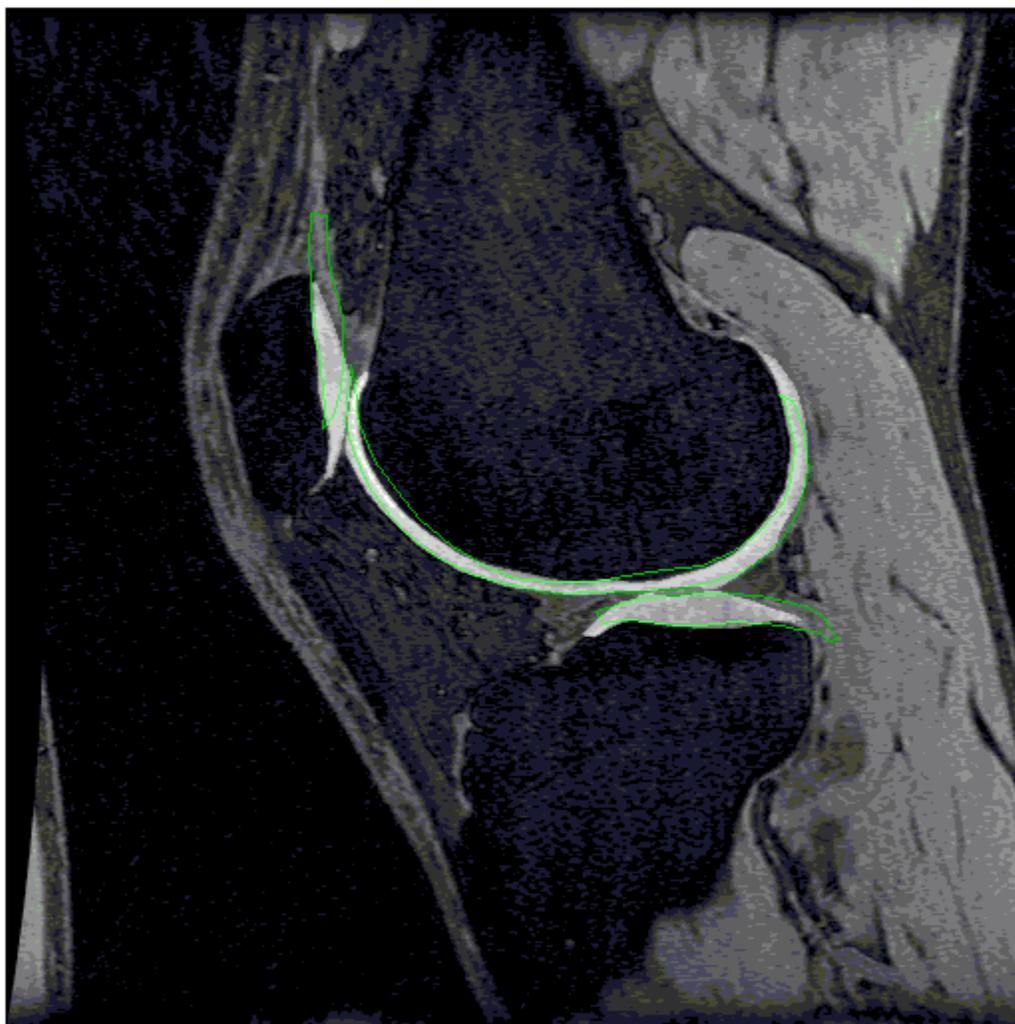


Figura 37. Imagen 0650

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

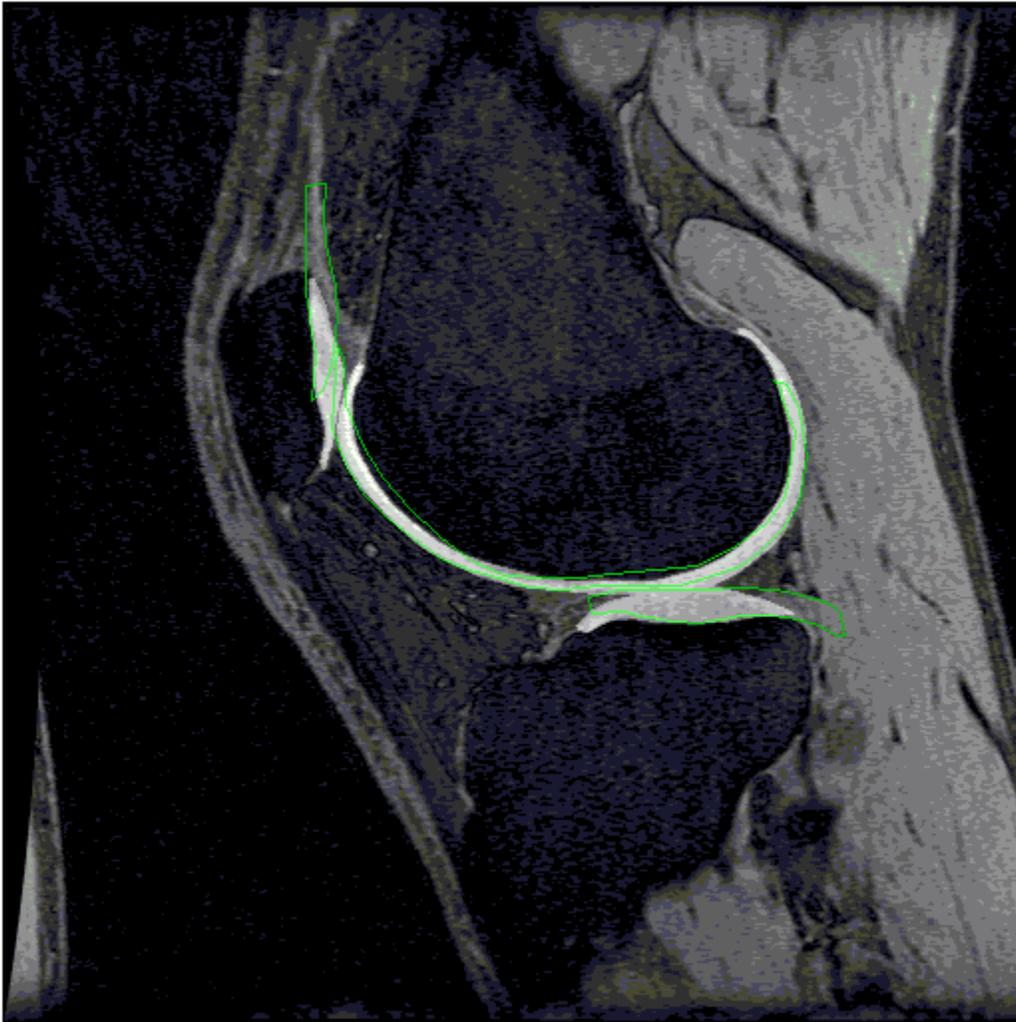


Figura 38. Imagen 0651

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

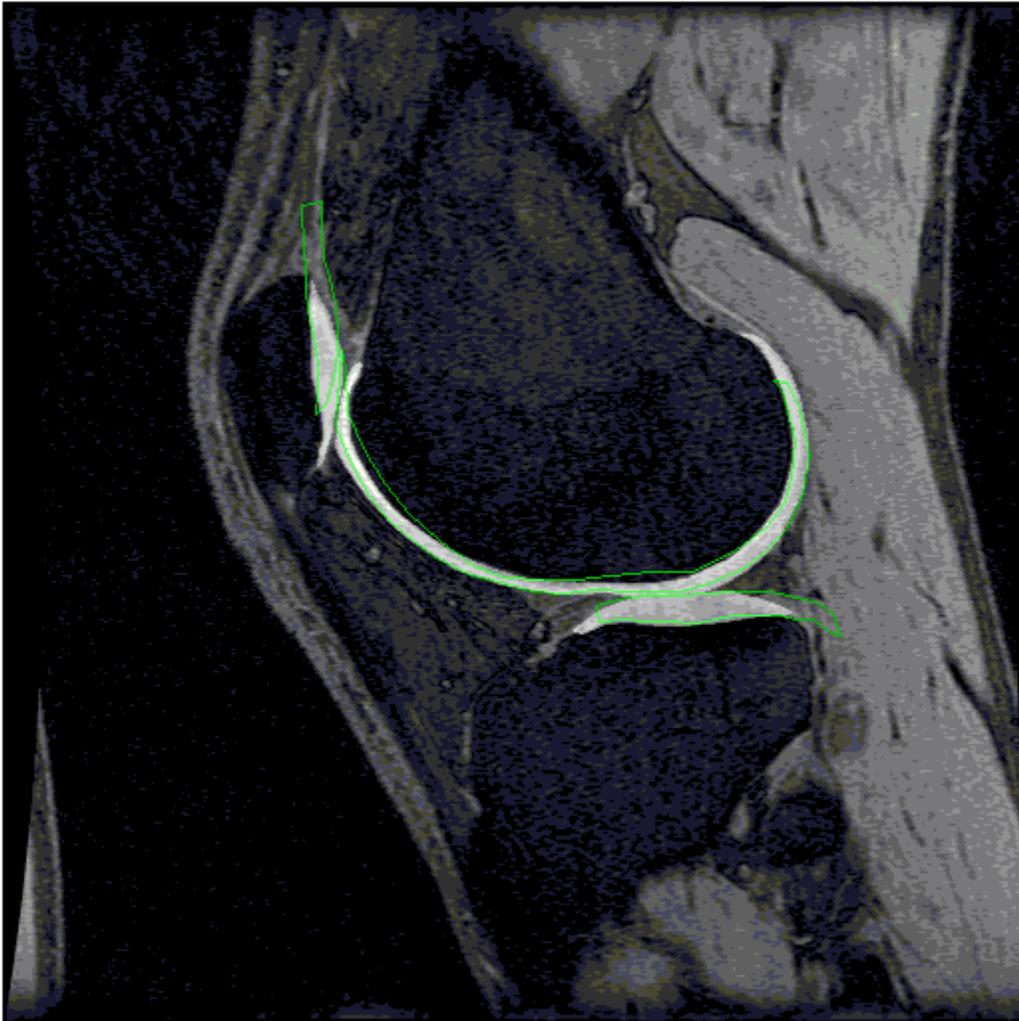


Figura 39. Imagen 0652

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

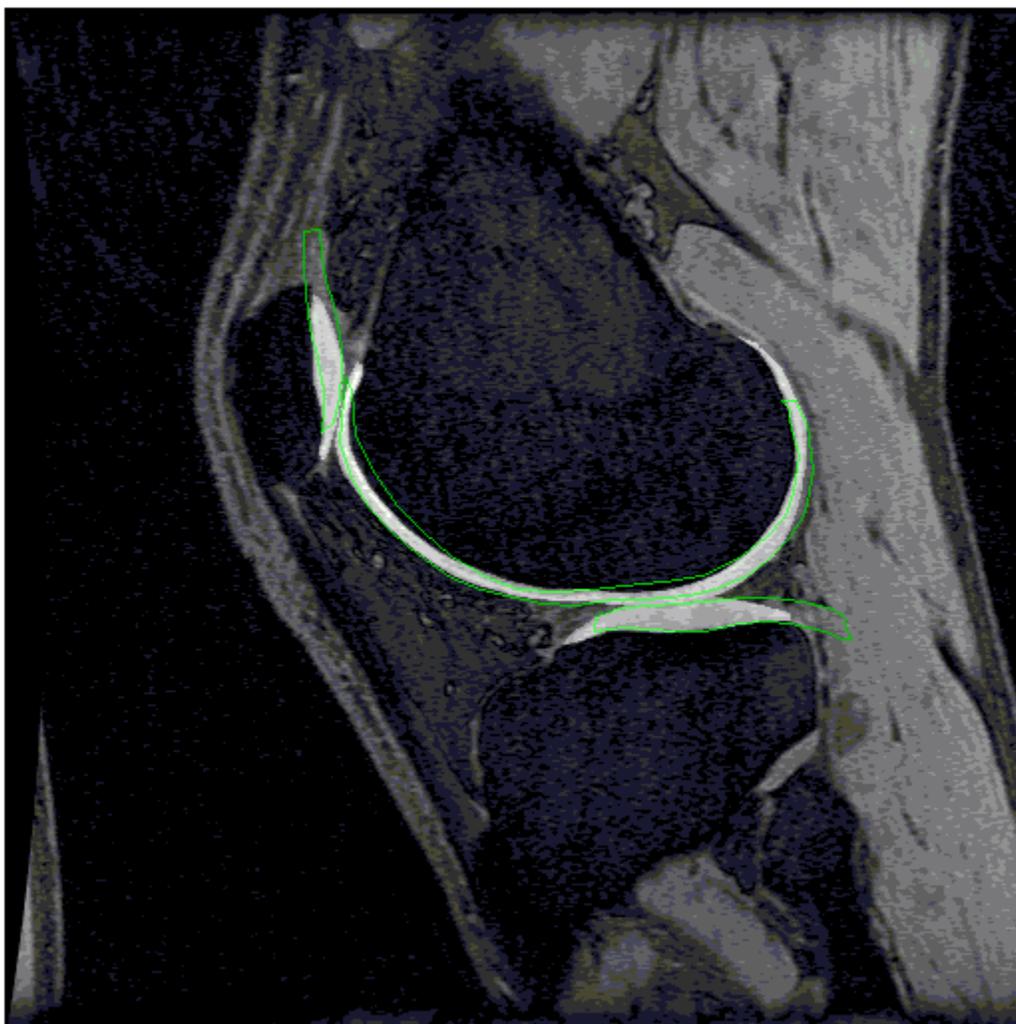


Figura 40. Imagen 0653

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

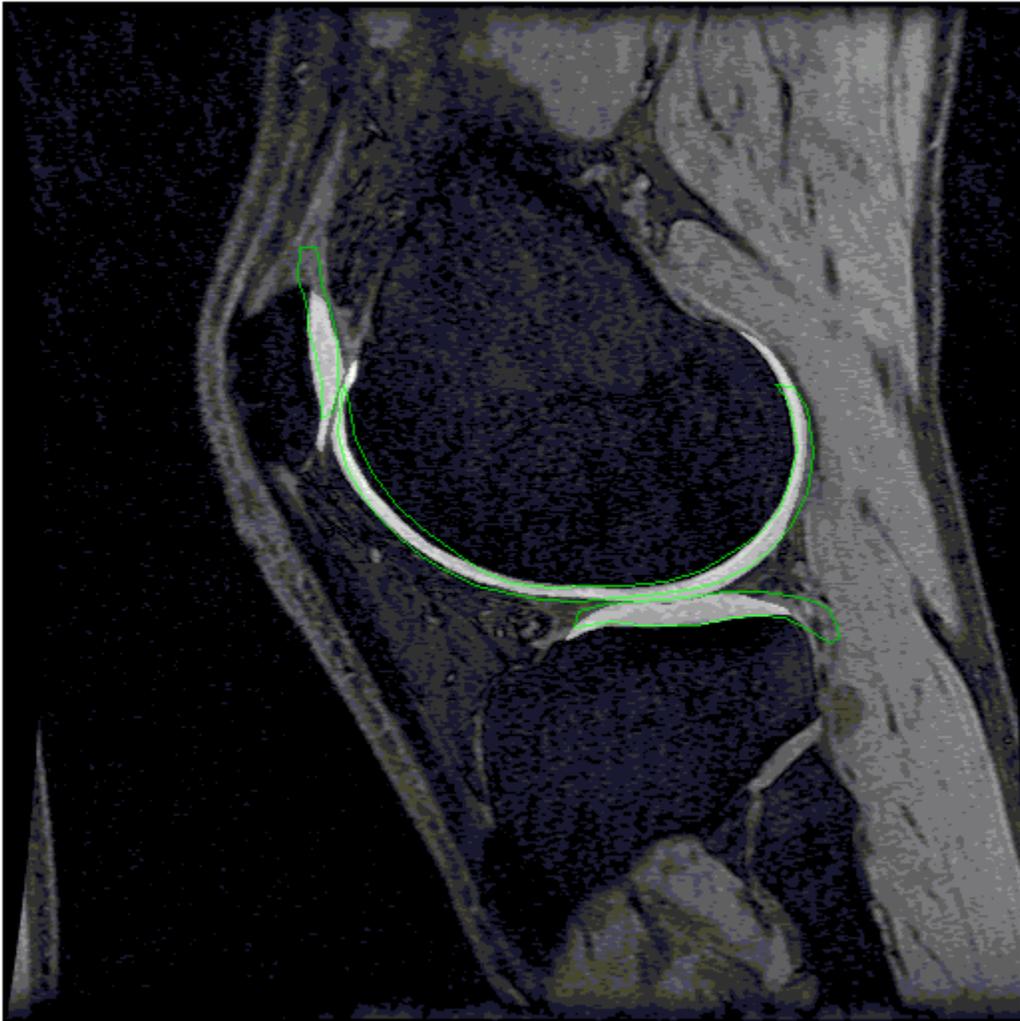


Figura 41. Imagen 0654

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

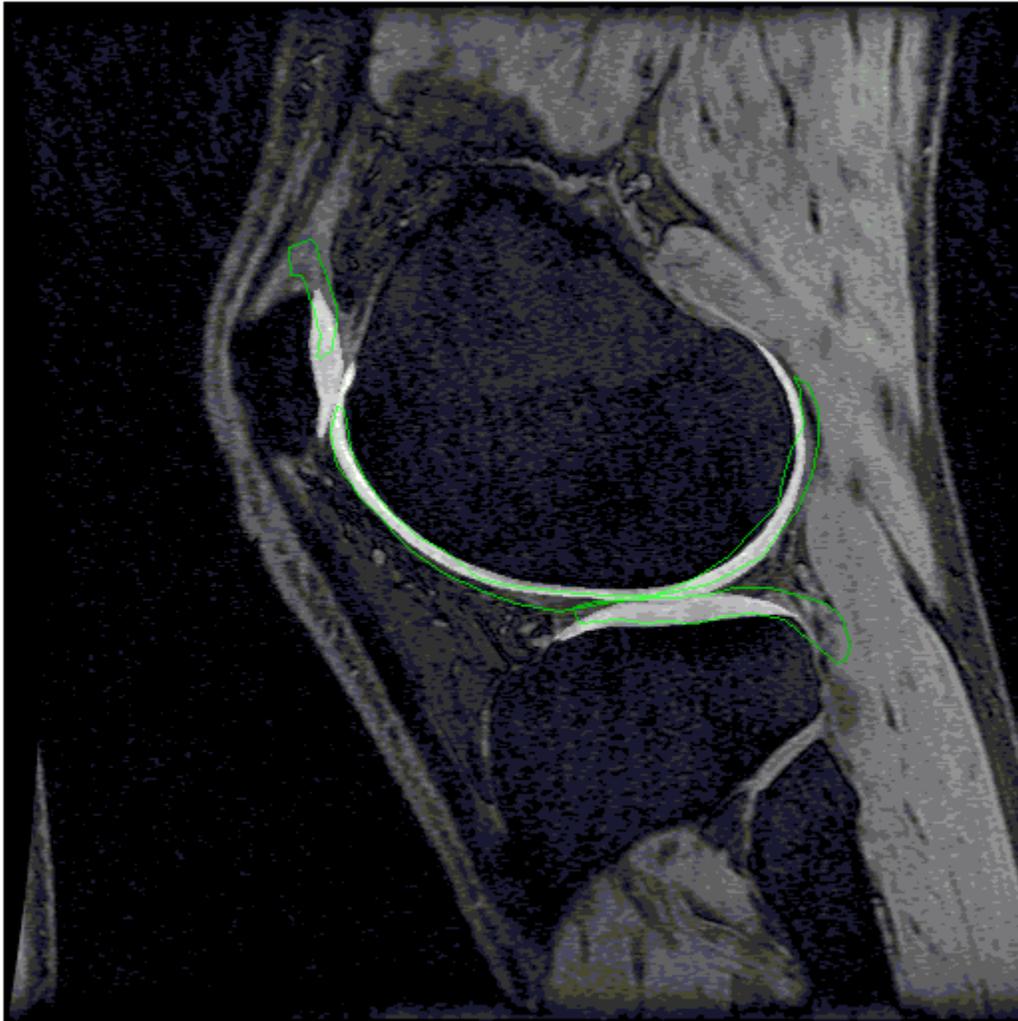


Figura 42. Imagen 0655

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

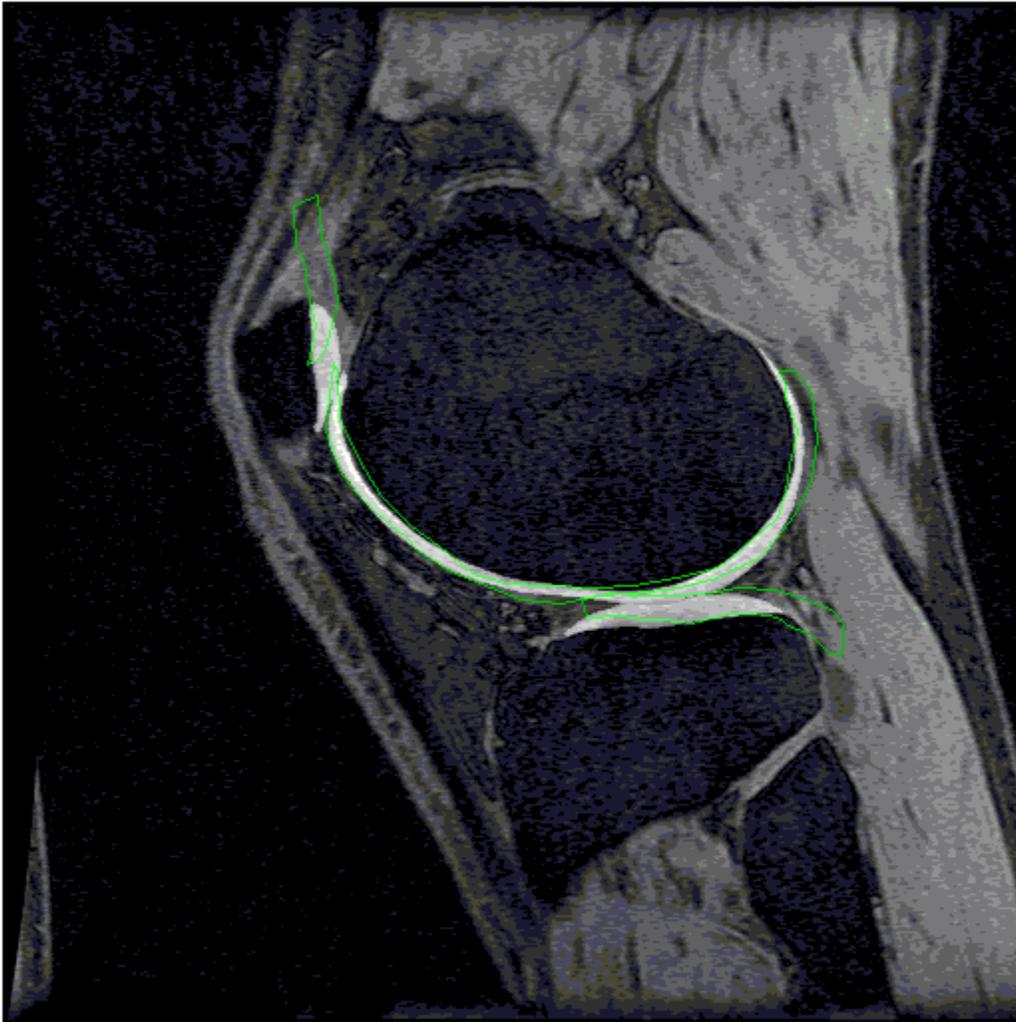


Figura 43. Imagen 0656

Paciente 8

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

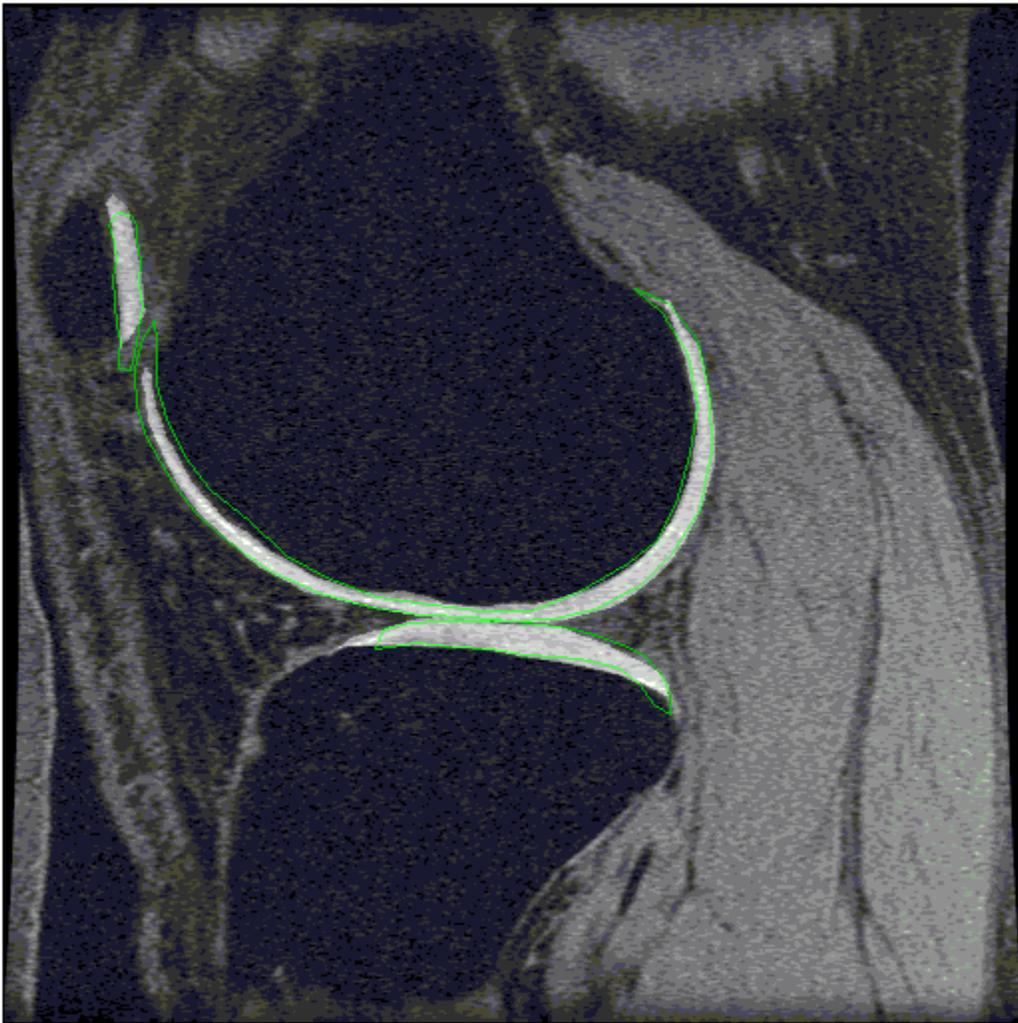


Figura 44. Imagen 0816

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

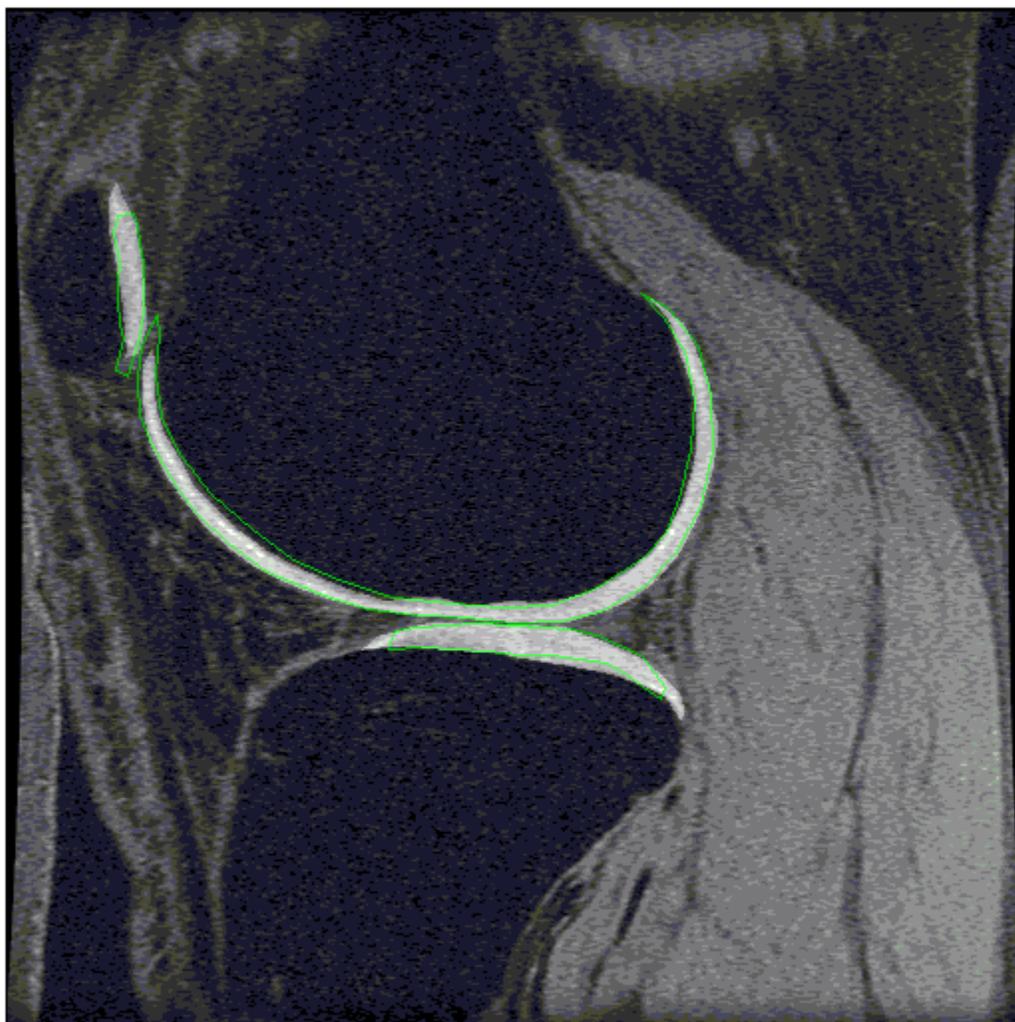


Figura 45. Imagen 0817

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

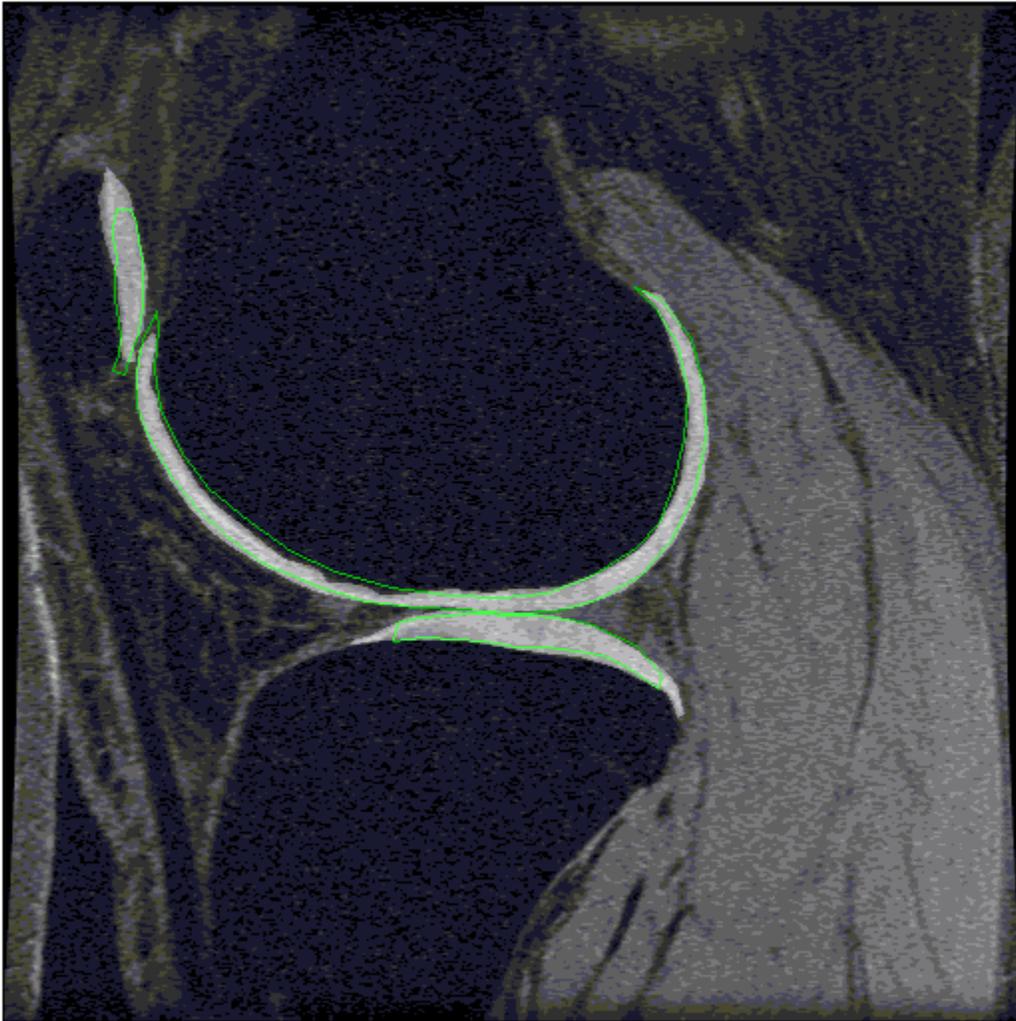


Figura 46. Imagen 0818

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

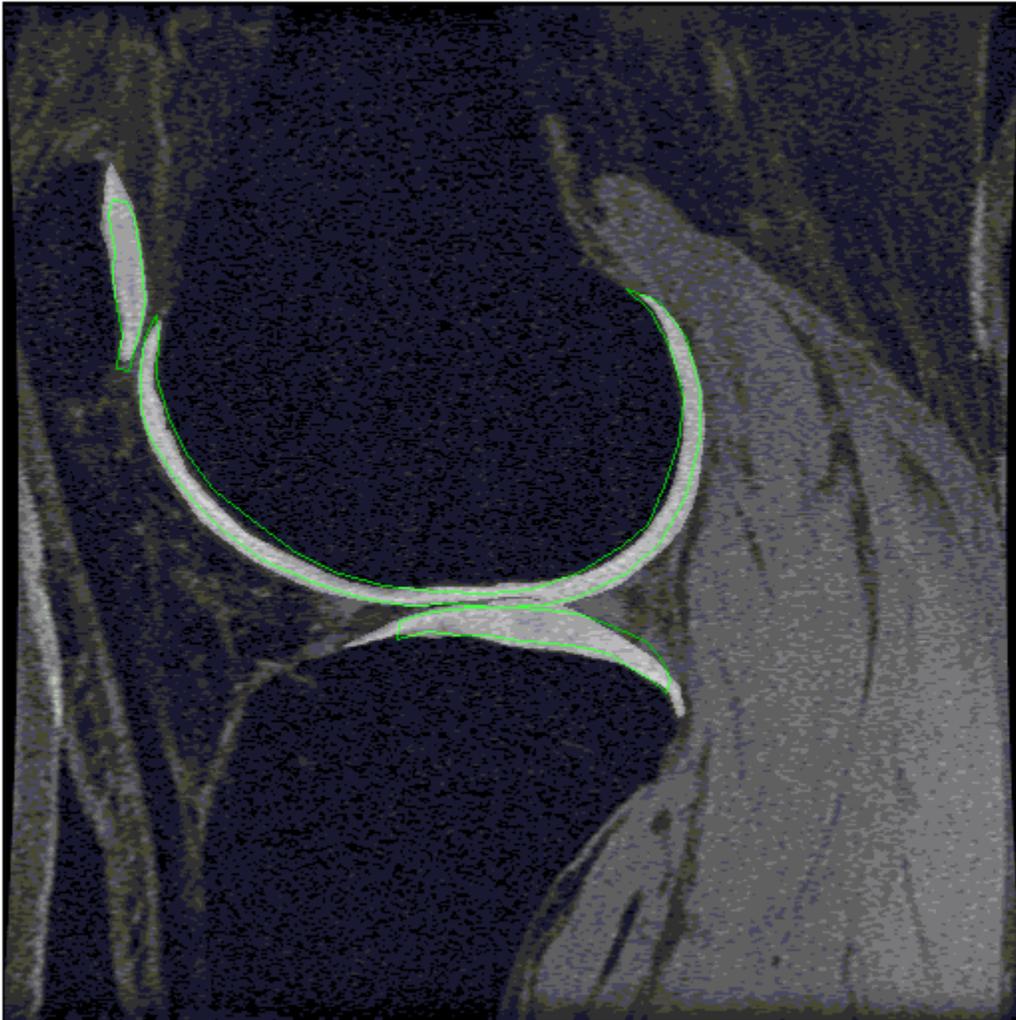


Figura 47. Imagen 0819

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

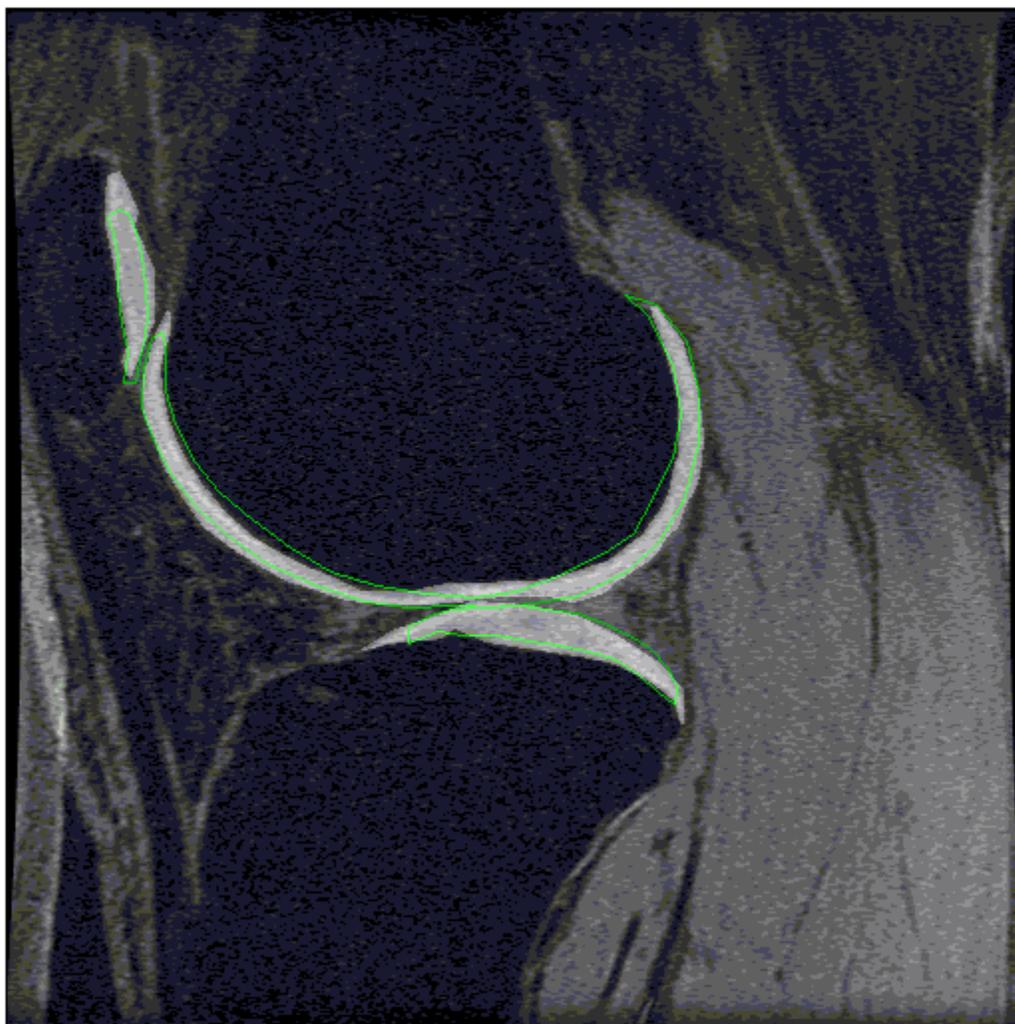


Figura 48. Imagen 0820

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

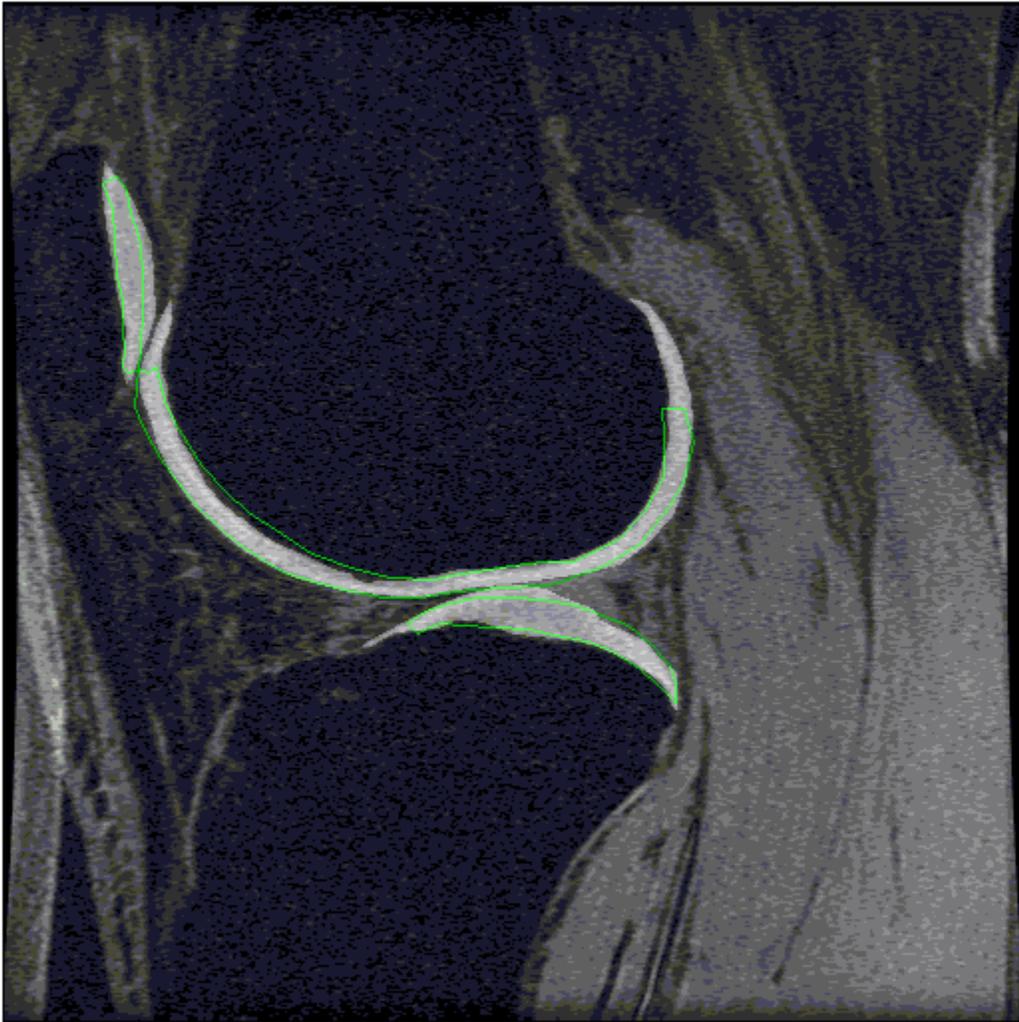


Figura 49. Imagen 0821

Ajuste Final (Contorno) sobre Imagen Original

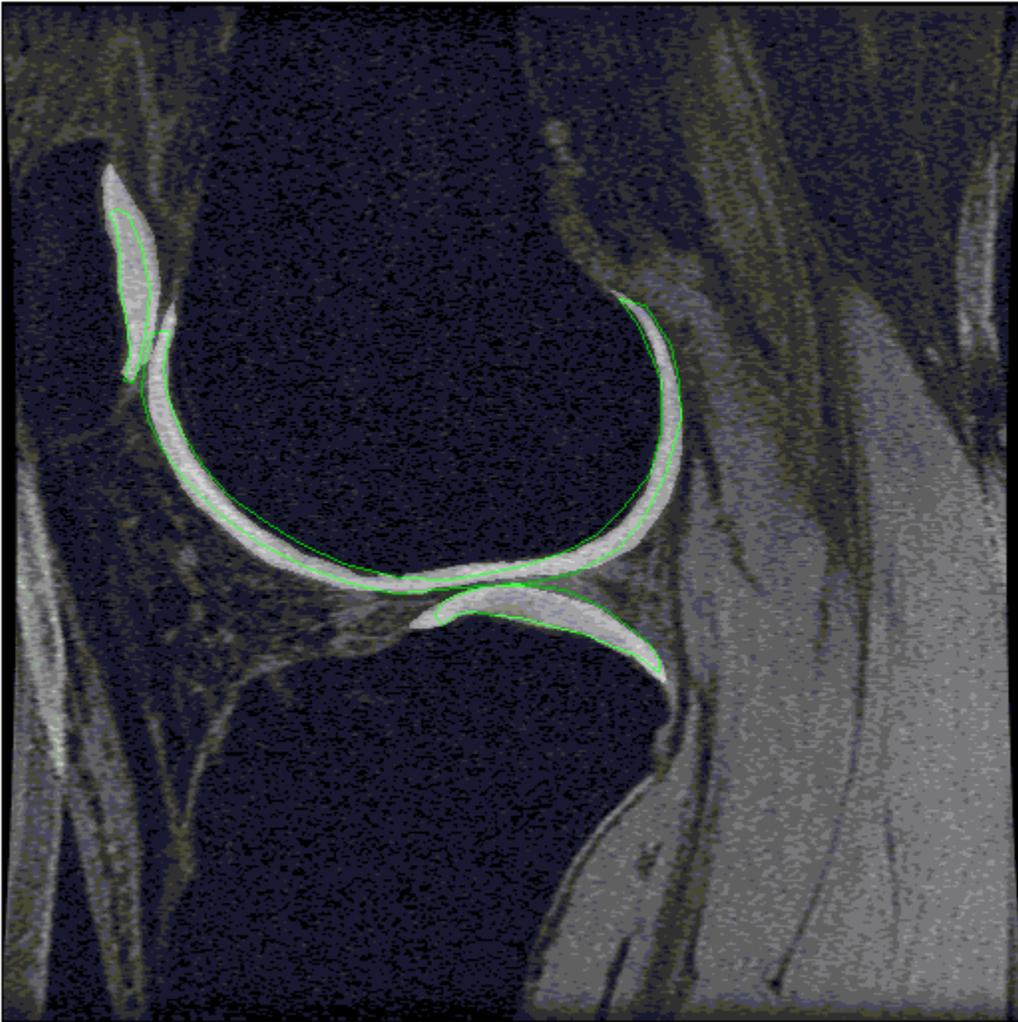


Figura 50. Imagen 0822