



Universidad
Carlos III de Madrid

Aplicación y Tratamiento Digital de Señales

Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones

Escuela Politécnica Superior

PROYECTO DE FIN DE CARRERA

ESTIMACIÓN AUTOMÁTICA DE LA EDAD ÓSEA MEDIANTE PROCESADO Y SEGMENTACIÓN DE RADIOGRAFÍAS

Autor: DANIEL ABAD CAMARERO

Tutor: JOSÉ MIGUEL LEIVA MURILLO

Leganés, octubre de 2011

Título: Estimación automática de la edad ósea mediante procesado y segmentación de radiografías.

Autor: Daniel Abad Camarero.

Director: José Miguel Leiva Murillo

EL TRIBUNAL

Presidente: Matilde Pilar Sánchez - Fernández

Vocal: Julio Villena Román

Secretario: David Luengo García

Realizado el acto de defensa y lectura del Proyecto Fin de Carrera el día 6 de octubre de 2011 en Leganés, en la Escuela Politécnica Superior de la Universidad Carlos III de Madrid, acuerda otorgarle la CALIFICACIÓN de

PRESIDENTE

SECRETARIO

VOCAL

Agradecimientos

Me gustaría agradecer, en primer lugar a mis padres, hermano y resto de familia por su comprensión e interés permanente durante estos años de estudio universitario. Sin su apoyo incondicional no hubiese sido posible estar escribiendo estas líneas en este preciso momento.

Al Profesor Dr. José Miguel Leiva Murillo la dedicación y el esfuerzo que ha demostrado estos meses, así como sus consejos a lo largo de la investigación.

También a todos los profesores de la universidad, especialmente al departamento de teoría de la señal y comunicaciones al cual pertenece este proyecto, por los valores formativos y enseñanza que nos han inculcado.

Por último, a mis amigos y compañeros de la universidad; sin ellos la vida universitaria, las cañas de los viernes y el desahogo en malos momentos no hubiese sido lo mismo.

A todos ellos,

GRACIAS.

Resumen

A través del presente proyecto se pretende desarrollar un nuevo método estimatorio de la edad en un ser humano partiendo de una radiografía, utilizando diversas técnicas de segmentado de huesos junto el cálculo de distancias y su relación con la edad mediante un regresor lineal. Con independencia de los progresos ya alcanzados en este sentido, el concepto de un método automático supondrá un avance médico, por ejemplo en la medicina forense o en pediatría, sólo para citar algunos ejemplos.

Los actuales métodos sobre segmentación de imágenes disponibles actualmente, y en particular el más común de ellos, se explican a lo largo de este estudio. La idea principal de este nuevo método se basa en el hecho de que el hueso está en continuo crecimiento hasta el final de la adolescencia, tendiendo a unirse en torno a los demás y provocando una reducción de la distancia entre ellos. Principalmente la aplicación de estas técnicas de segmentación para separar los huesos del resto de la imagen, será suficiente para etiquetar cada región, permitiendo obtener la distancia entre ellos, así como una estimación fidedigna de la edad.

Sin embargo, este nuevo método presentado requerirá un proceso largo y difícil debido, ante todo, a la falta de información al respecto. Han sido exploradas diferentes metodologías: el primer enfoque se basa en los bordes que delimitan cada uno de los huesos, mientras que el segundo propone una hipótesis fundamentada en una mezcla de modelos que segmente las diferentes regiones, como por ejemplo una distribución de Gauss.

Precisamente, la estimación de la edad está directamente relacionada en la segmentación y la medida de las diferentes distancias entre todos los huesos. Para lograr el resultado óptimo, el método debe ser completamente automático y funcional en todos sus términos.

Además del estudio de viabilidad de estas técnicas, las principales conclusiones son las ventajas y desventajas de cada procedimiento, y también la comparación en términos eficaces y de precisión entre los diferentes métodos.

Con el fin de obtener dicha información con facilidad, se desarrollará un algoritmo completo basado principalmente en la distancia entre los píxeles de la imagen, y será desarrollada una aplicación intuitiva compuesta por una sencilla interfaz gráfica, la cuál ofrece una forma interactiva y directa de trabajar con la imagen.

Abstract

The objective of this project is to develop a new method to estimate the age of a human being from a simple radiograph using some bone estimation techniques and a minimum distance criteria. Despite the great progress that has been previously achieved in this regard, the whole concept and theory behind the automatic method could suppose a medical breakthrough, as for example in Forensics or Pediatrics, just to name a few.

The current methods available with the same purpose and the most common in particular, are explained through along this study. The main idea of this new method is based on the fact that as the bone grows by it tends to join around other ones what results in a reduction of the distance between them. In a few words, the application of some segmentation techniques, basically to tell the bones apart from the rest of the image, will be enough to label each one, let to calculate the distance between them and allows obtaining age estimation therefore.

However, this new method will be a hard and long-term process due to the lack of information about it. Different methodologies have been explored: the first approach is based on the edges which delimit each bone, while the second one proposes an hypothesis based on a mixing-model to segmentate the different regions, as for example a Gaussian distribution.

Precisely, the age estimation is directly related on this segmentation and the measure of the different distances between all the bones. To achieve the optimal result, the method must be fully automatic and functional at all their terms.

In addition to the feasibility study of these techniques, the main conclusions include the advantages and weaknesses of each procedure, and some comparatives about the efficiency between the different methods as well.

In order to obtain such information easily, it becomes useful to develop a complete algorithm based mainly on the distance between certain pixels of the image, and also developing an intuitive application with a simple graphic user interface which offers an interactive and direct way to work with the rendered image.

Contenido

1.- Introducción	19
1.1 Un punto de partida	19
1.2 Problemática y justificación	20
1.2.1 Necesidad de automatización	21
1.2.2 El problema de segmentación	21
1.3 Objetivos	21
1.4 Estructura de la memoria	22
2.- Estado del arte	25
2.1 Fisiología de la mano	25
2.1.1 Formación de imágenes radiológicas	27
2.2 Determinación de la edad ósea	27
2.2.1 Método de Greulich – Pyle	28
2.3 Método de Tanner – Withehouse	29
3.- Técnicas de segmentación	31
3.1 Pre procesado de radiografías	31
3.1.1 Conversión entre tipos de imágenes	32
3.1.2 Margen dinámico	33
3.1.3 Filtrado	35

3.2 Segmentación de radiografías	36
3.2.1 Técnicas de umbral	37
3.2.2 Detección de bordes	39
3.2.3 Detección de regiones	40
3.2.3.1 Agrupamiento a partir de centros	40
3.2.3.2 Mezcla de distribuciones gaussianas	42
3.2.3.3 Crecimiento de regiones	44
3.3 Operaciones morfológicas	45
3.3.1 Filtro de cerrado	45
3.3.2 Filtro de apertura	46
3.3.3 Relleno de contornos	47
3.4 Procesado completo	48
4.- Experimentos y Resultados	53
4.1 Selección de imágenes	53
4.2 Relación entre distancia y edad	55
4.2.1 Toma manual de experimentos	56
4.2.2 Automatización de la medición	56
4.3 Ajuste mediante regresión lineal	57
4.3.1 Experimentos tomados manualmente	58
4.3.1 Experimentos tomados de forma automática	63
4.4 Generalización del algoritmo completo	66
4.5 Método de Tanner – Whitehouse	67
4.6 Comparativa de ambos métodos	69
5.- Descripción de la aplicación	71

6.- Conclusiones y trabajo futuro	75
6.1 Conclusiones	75
6.2 Líneas de trabajo futuro	76
7.- Diagramas de Gantt y presupuesto	79
7.1 División de fases	79
7.2 Diagrama de Gantt	80
7.2.1 Planificación inicial	80
7.2.2 Planificación real	80
7.3 Costes del proyecto	81
Glosario	85
Referencias	87
Apéndice	91

Índice de figuras

Figura 2.1: Regiones de clasificación de una mano.....	25
Figura 2.2: Anatomía dorsal de la mano.....	26
Figura 2.3: Anatomía ventral de la mano.....	27
Figura 2.4: Método de Greulich y Pyle.....	29
Figura 2.5: Método de Tanner – Whitehouse.....	30
Figura 3.1: Matriz correspondiente a una imagen en formato jpg	32
Figura 3.2: Matriz de elementos de coma flotante.....	33
Figura 3.3: Resultado del método imadjust	34
Figura 3.4: Compresión del margen dinámico.....	34
Figura 3.5: Filtro no lineal de media.....	35
Figura 3.6: Elementos óseos de la mano.....	36
Figura 3.7: Transformación del histograma.....	37
Figura 3.8: Resultado de transformar el histograma.....	38
Figura 3.9: Método de Otsu.....	38
Figura 3.10: Aplicación del filtro detector de bordes.....	39
Figura 3.11: Segmentación a partir de centros.....	41
Figura 3.12: Distribución gaussianas esféricas de los niveles de gris a partir de la media.....	42
Figura 3.13: Conjunto de pixeles a segmentar aplicando el método de k centros.....	42
Figura 3.14: Ajuste de un conjunto de datos con una mezcla de tres distribuciones gaussianas.....	43
Figura 3.15: Conjunto de pixeles a segmentar aplicando el método GMM.....	43
Figura 3.16: Segmentación a partir de distribuciones gaussianas.....	43
Figura 3.17: Segmentación a partir de crecimiento de regiones.....	44
Figura 3.18: Resultado de aplicar un filtro de cerrado.....	46
Figura 3.19: Resultado de aplicar un filtro de apertura.....	46
Figura 3.20: Resultado del procesado morfológico (cierre de contornos).....	47
Figura 3.21: Rellenado de contornos utilizando procesado morfológico.....	48
Figura 3.22: Algoritmo de pre procesado.....	49
Figura 3.23: Algoritmo completo de segmentación.....	49
Figura 3.24: Resultado del proceso de segmentación.....	51
Figura 4.1: Evolución según edad (un año VS. Quince años).....	55

Figura 4.2: Algoritmo manual del cálculo de la distancia.....	56
Figura 4.3: Algoritmo manual del cálculo de la distancia.....	57
Figura 4.4: Representación de una medida por cada radiografía.....	59
Figura 4.5: Aplicación de regresión lineal para una medida.....	60
Figura 4.6: Plano obtenido al aplicar regresión múltiple.....	61
Figura 4.7: Toma de tres medidas manualmente.....	62
Figura 4.8: Aplicación de regresión múltiple para tres medidas tomadas de forma manual.....	62
Figura 4.9: Aplicación de regresión lineal para una medida tomada de forma automática.....	64
Figura 4.10: Aplicación de regresión lineal para dos medidas tomadas de forma automática.....	65
Figura 4.11: Algoritmo automático de medición de distancias.....	67
Figura 4.12: Método de Tanner – Whitehouse.....	68
Figura 4.13: Método de regresión automatizado.....	70
Figura 5.1: Algoritmo completo.....	71
Figura 5.2: Interfaz de la aplicación.....	72
Figura 5.3: Carga de una imagen en la aplicación.....	72
Figura 5.4: Funcionamiento del proceso de segmentación en la aplicación....	73
Figura 5.5: Segmentación completa en la aplicación.....	74
Figura 5.6: Reseteo de la aplicación.....	74
Figura 7.1: Diagrama de Gantt inicial.....	80
Figura 7.2: Diagrama de Gantt final.....	81

Índice de tablas

Tabla 4.1: Relación de imágenes utilizadas.....	54
Tabla 4.2: Medidas de una única distancia para una de las imágenes.....	59
Tabla 4.3: Error cuadrático de una única distancia para cada una de las imágenes.....	60
Tabla 4.4: Medida de las tres distancias principales para todas las imágenes.	61
Tabla 4.5: Error cuadrático de las tres distancias principales para todas las imágenes.....	63
Tabla 4.6: Medida de la distancia de forma automática.....	63
Tabla 4.7: Error cuadrático de una única distancia obtenida de forma automática para cada una de las imágenes.....	64
Tabla 4.8: Distancias obtenidas de forma automática para cada una de las imágenes.....	65
Tabla 4.9: Error cuadrático de dos distancias obtenidas de forma automática para cada una de las imágenes.....	66
Tabla 4.10: Edad según el método de Tanner – Whitehouse.....	68
Tabla 4.11: Error cuadrático medio para el método de Tanner - Whitehouse.	69
Tabla 4.12: Comparativa del ECM.....	69
Tabla 7.1: Desglose de horas según fases.....	81

Introducción

En este capítulo se desarrolla una visión general de la investigación, guiada por la motivación existente al embarcarse en un proyecto de estas características, así como el detalle de los objetivos principales.

El estudio comienza con el recorrido por las diferentes técnicas de procesado y segmentación de imágenes y el análisis de los distintos métodos para ajustar adecuadamente los resultados a la solución del problema que se presenta.

1.1 Un punto de partida

Los continuos avances tecnológicos en el sector de las tecnologías de la información han transformado la sociedad, así como la vida diaria de una manera que era difícil de imaginar hace tan solo unos años.

La imagen médica ha revolucionado el diagnóstico de muchas enfermedades, especialmente a partir del descubrimiento de los rayos X que permiten penetrar objetos opacos y mostrar la estructura interna [Sizonenko; 1972].

Tanto el estudio de la edad ósea, como su especial utilidad en la anatomía infantil, son consideradas útiles y poderosas herramientas en varias ramas de la medicina. Actualmente, una de sus aplicaciones más notables es la aproximación en el cálculo de la madurez del sistema esquelético.

Las técnicas de pre procesado aplicadas sobre una radiografía preparan la imagen para llevar a cabo la segmentación de las mismas, desembocando en la comparación de algunos indicadores de la aludida con un atlas radiológico [Acheson; 1954].

Uno de los métodos más antiguos surge en torno al año 1950, postulado por Greulich y Pyle [Greulich y Pyle; 1959]; de carácter aproximado y totalmente dependiente del grado de compromiso en la observación del investigador. El segundo de ellos, surgido unos veinte años después postulado por Tanner y Whitehouse [Tanner, Whitehouse, Healy y Goldstein; 1972] [Tanner, Whitehouse, Cameron, Marshall, Healy y Goldstein; 1972], se basa en un algoritmo totalmente matemático que se detalla en puntos posteriores [capítulo 2.3].

A pesar de una fundamentación científica y matemática de esos métodos, los resultados obtenidos a partir de su utilización también son aproximados, puesto que es necesario delimitar un conjunto de estadios de maduración y elegir entre ellos.

Tenida en cuenta la importancia médica que representa la posibilidad de determinar la edad a partir de una radiografía en múltiples aplicaciones, es de relevante interés el estudio de un posible método de carácter real y no basado en aproximaciones dependientes del observador.

Este nuevo método se basará en la distancia entre píxeles y en la información recopilada de [Dennis, May y Eisenberg; 2005] [Hernández; 2000] [Oestreich; 1997] [Sobradillo; 2000].

La memoria aborda la necesidad de un método automático ya que los mencionados con anterioridad requieren de un procesamiento manual. En el [capítulo 2] se describe el estado del arte en segmentación ósea que se completa con una revisión de las técnicas de viabilidad [capítulo 3] aplicadas a esa misma segmentación de la manera más precisa y automática posible utilizando Matlab [MathWorks; 2011].

En capítulos posteriores se presentan los métodos probables de toma de experimentos en cuanto a la obtención de la distancia [capítulo 4], así como el algoritmo final [capítulo 5]. Para finalizar, se desarrollan las conclusiones más importantes incluyendo una comparativa con los otros métodos existentes, comprobando así la veracidad del mismo [capítulo 6].

La investigación de un método alternativo y de carácter menos aproximado que otros ya existentes debido a la automatización que se pretende introducir, se realizara con una radiografía de la mano izquierda y arrojará, sin duda, conclusiones interesantes a este respecto.

1.2 Problemática y justificación

Los huesos de un niño, por ejemplo los de los dedos de la mano y la muñeca, tienen "zonas de crecimiento" en ambos extremos, que reciben el nombre de cartílagos de crecimiento. Estas zonas están conformadas por células especiales responsables del crecimiento longitudinal de los huesos. Los cartílagos de crecimiento se diferencian fácilmente en una radiografía porque son más blandos y contienen menos minerales, por lo que se ven más oscuros que el resto de los huesos de la imagen.

A medida que las personas crecen, los cartílagos modifican su aspecto y se vuelven cada vez más delgados hasta desaparecer, cambiando su aspecto según la edad. Considerando este desarrollo progresivo de los cartílagos, es posible determinar cuál de las imágenes radiográficas del atlas se parece más a la radiografía con los huesos del niño [Varela; 1954].

De cara al proceso que se pretende implementar, aparece una variable determinante en una radiografía: la distancia entre huesos. Mientras que una persona de edad temprana tiene los cartílagos y algunos huesos del metacarpo en plena formación; sobre una persona de

mayor edad se observa un desarrollo causante de la aproximación de los huesos, implicando la reducción de la distancia entre los mismos.

1.2.1 Necesidad de automatización

Conseguir un avance importante sobre los métodos actuales es difícil; el método de Tanner – Whitehouse, utilizado actualmente en medicina funciona ya con una precisión muy aceptable.

Es en este punto cuando aparece el concepto de diseñar una técnica a partir de la cual se obtengan unos resultados razonables y que pueda ser utilizada por cualquier persona, al margen de sus conocimientos de calibración del equipo.

La decisión de automatizar y cómo hacerlo se basa en un estudio profundo de las necesidades reales existentes. Es decir, en este caso concreto se pretende diseñar un método intuitivo y fácil de utilizar, sin que exista la necesidad de modificar parámetros del algoritmo en su uso.

1.2.2 El problema de segmentación

Aunque la mayor parte de la enjundia que caracteriza al proceso se encuentra en la parte de mecanizado, existe dificultad a la hora de segmentar debido a los inconvenientes con los que nos encontramos [[capítulo 3.2](#)].

El proceso de segmentación será largo y difícil. Cada radiografía está formada por tres regiones claves: fondo, mano y huesos; sin embargo, es usual que los píxeles formantes de cada una de ellas no siempre estén comprendidos en un rango fácilmente identificable, sino que haya alguno de ellos difícil de etiquetar. Este hecho, unido al ruido que puede aparecer en una imagen de este tipo, aunque sea mínimo, hace que sea muy costoso aplicar un algoritmo automático de forma inmediata y que, probablemente, sea necesario aplicar una combinación de varias técnicas.

Es posible que para cumplir las pretensiones expuestas con anterioridad se necesite de la aplicación de técnicas más complicadas, ya el reto es conseguir el requerimiento de la mínima técnicas de supervisión manual.

1.3 Objetivos

El análisis de la maduración ósea, actualmente en continuo auge de desarrollo, esta muy presente en la medicina radiológica y especialmente pediátrica. Existen varios métodos utilizados por los radiólogos para determinar la edad ósea, que presentan el inconveniente de que, o son muy subjetivos, o su complejidad es elevada. Por ello, es interesante poder llevar a cabo el diagnóstico de una forma más sencilla que no requiera de trato manual.

Estimar la edad ósea a partir de la utilización de técnicas de tratamiento digital de imágenes y métodos estadísticos de minimización de errores, permite la extracción de numerosas características de interés general, como por ejemplo la distancia entre todos los huesos, que realmente es el punto interesante dentro de los objetivos que se planean.

Entre los métodos empleados por los radiólogos para determinar la edad ósea, destacan el de Greulich - Pyle y el de Tanner - Whitehouse. El primero de ellos se basa en la comparación de las radiografías de la mano con un atlas, mientras que el segundo asigna unas puntuaciones a cada uno de los huesos de la mano en función de varios estadios de evolución.

A pesar de que ambos se basan en la estructura esquelética de la mano para determinar la maduración ósea, el primero resulta más sencillo pero menos objetivo que el segundo, razón suficiente para establecer la comparativa con este último.

Respecto a la planificación del nuevo método, la obtención de la distancia no es inmediata; siendo necesario que la imagen de partida tenga todos los objetos debidamente segmentados y etiquetados.

El primer paso, es la aplicación de un pre procesado a cada una de las radiografías acorde a la técnica de segmentación que se desee utilizar después. Una vez la imagen haya sido debidamente pre procesada y segmentada [capítulo 1.2.2], se medirá la distancia [capítulo 4.2.2] y se comparará con alguno de los métodos que se utilizan hoy en día.

El análisis de la edad ósea que se obtiene de la aplicación de los algoritmos pertinentes [capítulo 2.3] [capítulo 4.4] es posible relacionarlo con la edad cronológica en la mayoría de los supuestos, aunque siempre puede haber alguna excepción si existe un problema en el desarrollo en cuyo caso la edad cronológica no corresponde con la edad ósea. Se comprobará también que no hay ningún problema en este sentido, tomando en todos los casos ambos conceptos el mismo valor.

1.4 Estructura de la memoria

La redacción del proyecto se estructura en cuatro partes bien diferenciadas que a su vez están conformadas por ocho puntos. La información que se detalla se muestra en orden cronológico de aplicación y de forma progresiva, de tal forma que en un punto concreto pueden aparecer ideas desarrolladas en el punto siguiente.

La primera parte describe una pequeña introducción y el estado del arte [capítulo 1] [capítulo 2], donde se detalla la anatomía de la mano y los métodos que permiten determinar la edad ósea en la actualidad.

A continuación se muestra un estudio sobre la viabilidad de las técnicas de segmentación que se han utilizado durante el proyecto [capítulo 3], tanto orientadas a regiones como a bordes, y combinadas con otras aplicaciones sobre imágenes.

El siguiente punto comprende el detalle de todos los experimentos que se han llevado a cabo y los resultados obtenidos de los mismos [capítulo 4], además de algunas conclusiones

básicas y comparativas entre los métodos analizados. Asimismo, se ha elaborado una aplicación [capítulo 5] a partir de la cual se puede obtener la edad ósea al ejecutarla sobre una radiografía de entrada.

En los últimos puntos, pero no por ello menos importantes, se recogen todas las conclusiones y trabajos futuros [capítulo 6] que admite la investigación, así como los diagramas de Gantt y el presupuesto [capítulo 7].

Estado del arte

En este capítulo se introducen algunos conceptos referidos a la estructura anatómica de la mano, así como algunos de los métodos actuales conocidos en determinación ósea; estos servirán como guía a la hora de definir las pautas de la investigación.

2.1 Fisiología de la mano

La mano es una herramienta fundamental en la vida y evolución del hombre, debido a su gran movilidad, fuerza y destreza, que la llevan a realizar tanto trabajos de gran fineza como de carga. Su formación anatómica tiene una complejidad elevada, debido a la cantidad de pequeños huesos que la conforman, unidos por ligamentos y músculos, en los cuales desembocan la fuerza y movimientos de todo el brazo.

La mano se compone de un total de veintisiete huesos que se distribuyen en tres zonas: el carpo; el metacarpo y las falanges distales, según su posición de interior a exterior [Tortora; 1999].

El carpo está formado por dos hileras de cuatro huesos cada una. La fila superior se denomina ante braquial y los huesos que la forman son el escafoides, el semilunar, el piramidal y el pisiforme. La hilera inferior se denomina carpiana y esta formada por el trapecio, el trapecoide, el hueso grande y el hueso ganchoso. Todos los huesos del carpo tienen estructura de huesos cortos, es decir, ninguna dimensión predomina sobre las otras. No están situados todos ellos en un mismo plano, sino que forman una superficie en forma de canal abierto en sentido distal, formando lo que se conoce como túnel carpiano.

El metacarpo está constituido por cinco huesos, conocidos como metacarpianos que parten divergentes desde el carpo. Todos ellos tienen morfología de huesos largos, que se componen de dos epífisis y una diáfisis. Las epífisis son los extremos de los huesos, formados



figura 2.1: Regiones de clasificación de una mano.

por tejido óseo esponjoso, mientras que la diáfisis es la parte central del hueso, formada por tejido óseo compacto. La unión entre diáfisis y epífisis se denomina metáfisis o línea de crecimiento, y es la zona en la que el hueso crece longitudinalmente.

Las falanges son los huesos que forman los dedos. El pulgar esta formado únicamente por dos falanges, mientras que el resto de los dedos tienen tres; existiendo un total de catorce falanges que se denominan proximal, media y distal, consideradas desde el metacarpo hasta el extremo de los dedos. Al igual que los metacarpianos, las falanges son huesos largos, estructurados en epífisis, diáfisis y metáfisis.

La muñeca comprende el extremo distal del radio, la articulación radio - escafoidea - semilunar, los ocho huesos del carpo (escafoides, semilunar, piramidal y pisciforme en la fila proximal; trapecio, trapezoide, hueso grande y ganchoso en la fila distal, y el ligamento triangular que se encuentra entre la apófisis estiloides cubital y el borde cubital del radio).

La articulación radio carpiana está formada por la articulación de la hilera proximal del carpo con la superficie articular distal del radio y el complejo fibrocartilaginoso triangular, además de una prominencia interfacetaria denominada cresta fibrocartilaginosa sagital identifica la separación entre las fosas semilunar y escafoides sobre el extremo distal del radio.

El desarrollo de los huesos de la región de la mano y muñeca se lleva a cabo a la vez que otras regiones del cuerpo humano y, dado que es relativamente fácil obtener radiografías dorsales (parte anterior de la mano), a lo que suma la fácil observación de las mismas, se utilizará la extremidad izquierda para todo el proceso de investigación.



Figura 2.2: Anatomía dorsal de la mano.



Figura 2.3: Anatomía ventral de la mano.

2.1.1 Formación de imágenes radiológicas

Una radiografía permite obtener imágenes bidimensionales de las estructuras internas de un individuo. Esto se consigue haciendo que un haz de radiación, procedente de un tubo de rayos X, atraviese la región anatómica de interés e impresione sobre una placa radiográfica. El haz emitido por el tubo tiene una distribución uniforme antes de incidir sobre el paciente. Donde las estructuras tridimensionales se proyectan en el plano bidimensional de la placa al incidir en ella el haz atenuado, se obtienen las imágenes de proyección [Potchen, Koehler y Davis; 1979].

La imagen radiológica es de carácter negativo y se oscurece a medida que crece la intensidad del haz recibido, de forma que las estructuras menos densas se traducen en zonas muy oscuras y las estructuras más complejas dan lugar a zonas claras. La calidad de la imagen se refleja en que se puedan visualizar objetos de pequeño tamaño, detalles finos y bordes nítidos dado que los huesos son opacos a los rayos X.

Por otra parte, es posible distinguir estructuras diferentes a partir de un contraste suficiente. Estos dos factores están relacionados entre sí y dependen en parte de la energía del haz de rayos X así como del ruido de la imagen.

Aunque en la actualidad, el sistema clásico de placas radiográficas esta siendo sustituido por sistemas digitales, la principal ventaja de la radiografía convencional es que se obtienen imágenes de buena calidad con un coste bajo [Griffiths y Sarno; 1982].

2.2 Determinación de la edad ósea

En radiología pediátrica se utiliza con frecuencia el grado de maduración anatómica para el diagnóstico de trastornos relacionados con el crecimiento. La edad ósea es una manera de describir el grado de desarrollo de los huesos de una persona de temprana edad. Durante el

crecimiento desde la vida fetal a la infancia, la pubertad y finalmente como un adulto joven, los huesos del esqueleto cambian progresiva y continuamente de tamaño y forma.

Al nacer, sólo las metáfisis de los huesos largos (fémur, tibia, fíbula, radio, cubital y falanges) están presentes en el esqueleto y son los que crecen principalmente por el alargamiento de una epífisis en el borde de los mismos. A medida que se avanza el desarrollo, las epífisis se calcifican y aparecen en los rayos X, así como los huesos del carpo y del tarso de las manos, separados en la radiografía por una capa de cartílago donde el crecimiento se está produciendo en mayor medida. Ante el aumento de los niveles de esteroides sexuales durante la pubertad, la maduración acelerada de masa ósea y el hueso comienza a acercarse a la forma y tamaño que tendrá en la edad adulta. Las partes restantes del cartílago epifisario se hacen más delgadas y, al desaparecer, se dice que las epífisis están "cerradas" dando por finalizado el crecimiento.

La discrepancia entre edad cronológica y edad ósea de un paciente puede ser un síntoma de problemas endocrinológicos y del crecimiento, por ejemplo enfermedades como el hipertiroidismo, diabetes o artritis reumática conllevan una diferencia entre ambas edades.

Además de la importancia que tiene este hecho en medicina, a la hora de monitorizar el avance del esqueleto, cabe mencionar su aplicación en el análisis forense, por ejemplo, en la determinación de la mayoría de edad de una persona o de un cadáver.

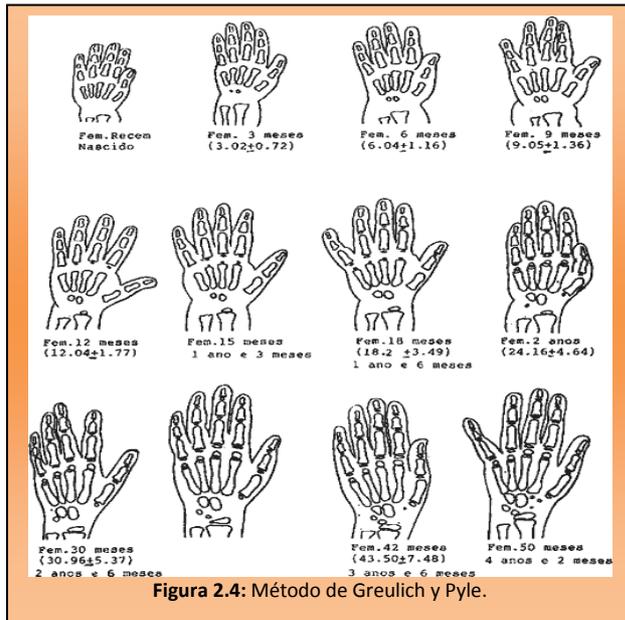
En la actualidad, existen múltiples métodos para realizar una estimación adecuada, basados tanto en ecografías como en radiografías. Aunque las técnicas utilizadas más frecuentemente se centran en la mano y la muñeca, existen otros métodos se centran en otras zonas anatómicas como el codo, la rodilla o el tobillo y el pie, donde también es relativamente sencillo analizar este supuesto. Como se ha indicado anteriormente, los métodos utilizados con mayor frecuencia a la hora de determinar manualmente la madurez esquelética son el de Tanner - Whitehouse (TW2) y el de Greulich - Pyle (G&P) [Tanner, Whitehouse, Healy y Goldstein; 1972] [Tanner, Whitehouse, Cameron, Marshall, Healy y Goldstein; 1972] [Greulich y Pyle; 1959].

Son también dignos de mención otros métodos que se basan en simplificaciones de los anteriores, como el de Fishman [Fishman; 1981]; aunque en la presente investigación se considerarán únicamente los que han tenido una mayor importancia a lo largo de la historia.

2.2.1 Método de Greulich - Pyle

El método de Greulich - Pyle consiste en comparar las radiografías con un atlas en el que se recogen imágenes patrón de manos en distintos estados de maduración ósea [Greulich y Pyle; 1959]. El proceso busca la imagen del atlas más parecida y se asigna a la primera el grado de maduración de la segunda.

Dicho atlas fue publicado en el año 1950 por los pediatras franceses W.W. Greulich y S.I. Pyle que dedicaron gran parte de su carrera al estudio del desarrollo del esqueleto humano, especialmente a la zona de la mano y de la muñeca.



Los autores destacaron la necesidad de crear un método que fuese capaz de sostener una información más precisa sobre el desarrollo del individuo; no sólo datos tales como altura, peso y edad cronológica, sino la fundamentación sobre los posibles estadios de maduración de la anatomía humana ya que, según Greulich, el esqueleto refleja el estado funcional y el desarrollo del sistema reproductor y proporciona una medida más útil del nivel de madurez que puede ser utilizada para este propósito [figura 2.4].

Es un método sencillo, pero presenta el inconveniente de que introduce una gran cantidad de error ya que se basa únicamente en una comparación que depende del grado de observación del analizador, sin ningún tipo de garantía a la hora de extraer posibles conclusiones.

2.3 Método de Tanner - Whitehouse

El método de Tanner - Whitehouse estudia por separado algunos de los huesos de la mano asignando a cada uno de ellos una puntuación en función de su grado de desarrollo; y calculando la edad ósea a partir de la puntuación total de los huesos considerados. La correspondencia entre puntuación y edad se encuentra recogida según grupos de población [Tanner, Whitehouse, Healy y Goldstein; 1972] [Tanner, Whitehouse, Cameron, Marshall, Healy y Goldstein; 1972].

Este método se fundamenta en la técnica propuesta por [Acheson; 1954] elaborada a partir de los hallazgos de los centros individuales mostrados en radiografías y que ocurren en un orden regular, definitivo e irreversible; formando así las bases de los métodos de puntuación. Los métodos numéricos ofrecen la ventaja respecto a los morfológicos de una mayor exactitud, con lo que reducen gran parte de la subjetividad del observador cuando utiliza el atlas. Los atlas utilizan como unidad de medida la edad cronológica, suponiendo que la maduración ósea tiene un ritmo propio que se acelera en determinadas edades, como en la pubertad, no siendo igual durante todos los años de la maduración [Varela; 1954].

El principal de los métodos numéricos es el de Tanner y Whitehouse, que en 1962 es publicado como método el TW1, en el que cada hueso de la mano y muñeca se clasifican en uno de los nuevos estadios posibles para asignar una puntuación matemática. El método TW2 presentado en 1972 es una versión revisada, en el que se otorgó una puntuación para cada centro de osificación del carpo, epífisis distales del cubito y radio y de los dedos uno, tres y

cinco (falanges y metacarpianos), suponiendo un total de veinte huesos, que se valoran según una escala de ocho etapas que vas desde la B a la I; si el hueso no está presente se valora como A [figura 2.5].

Las puntuaciones o estadios se asignan por comparación del hueso en estudio con las ilustraciones, diagramas o descripciones que se recogen en el método y se calcula la puntuación para cada hueso, basándose en su presencia, forma y tamaño y la suma total se expresa como edad ósea.

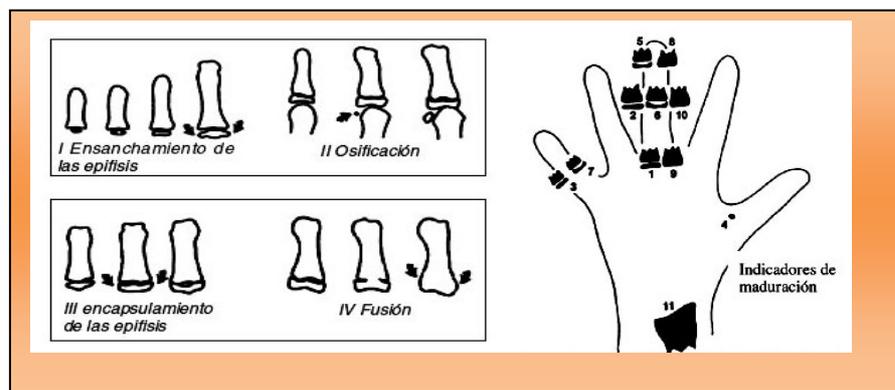


Figura 2.5: Método de Tanner – Whitehouse.

El único inconveniente que se ha detectado, es que el sistema clasifica cada hueso de los veinte seleccionados comparando con otras ilustraciones, lo que conlleva a un posible error, en cualquier caso, mucho menor que el de otros métodos.

A pesar de que este algoritmo es uno de los más eficientes en relación a los resultados, se presenta una necesidad de automatización ya que es imprescindible clasificar los huesos que intervienen en el algoritmo en cada una de las etapas posibles.

Técnicas de Segmentación

La segmentación se puede definir como “la extracción de interés de una imagen arbitraria” [Duda y Hart; 1973], aunque también podemos considerar el procedimiento como la identificación de cada una de las regiones a partir de un patrón de características comunes definidas de antemano [Amit; 2002] [Bergasa; 2007] [Lim; 1990] [Adams y Bishof; 1994].

La segmentación de radiografías es un campo muy conocido del procesado digital de imagen. Aplicada sobre imágenes con multitud de elementos, resulta inevitable el pensar acerca de las características intrínsecas de las mismas con el fin de seleccionar e implementar el algoritmo óptimo con el que estudiar la morfología celular. Mediante el proceso, será posible etiquetar y clasificar las distintas regiones de una imagen ordinaria, pudiendo modificar cada una de ellas por separado, a partir de un conjunto de características comunes [Duda y Hart; 1973]. Los estudios radiológicos son capaces de analizar una imagen y reconocer las distintas partes del cuerpo quedándose con las que susciten algún tipo de interés.

En este capítulo, se realizará un estudio de viabilidad de las diferentes técnicas conocidas de segmentación y procesado y su aplicación sobre una radiografía. Para ello se llevará a cabo una revisión detallada de los resultados obtenidos así como de los inconvenientes asociados a cada una de ellas. Esta fase se basa únicamente en la utilización del programa Matlab [MathWorks; 2011], una herramienta de simulación matemática que permite realizar multitud de transformaciones sobre una matriz numérica, entre ellas tratamiento digital de imágenes que incluyen procesado y segmentación.

3.1 Pre procesado de radiografías

En el momento en el que se decide segmentar una imagen es necesario preparar la misma para no perder ni un ápice de información. Es un hecho que una radiografía convencional puede tener información que no nos interesa tal como ruido o elementos

desechables en el fondo o, lo que es más importante, la información relevante debe estar completamente delimitada permitiendo una posible extracción con un filtro determinado.

Aquellas técnicas de complejidad variable que son utilizadas para preparar y adaptar las imágenes antes de llevar a cabo el segmentado de la imagen principal, reciben el nombre de métodos de pre procesamiento. Generalmente es más sencilla la aplicación de una técnica de extracción de características ya que su uso mejora el resultado final y reduce el coste computacional y el tiempo de ejecución del algoritmo principal.

Cuanto más compleja es una imagen más difícil resulta desarrollar algoritmos precisos que permitan llevar a cabo el etiquetado de forma adecuada.

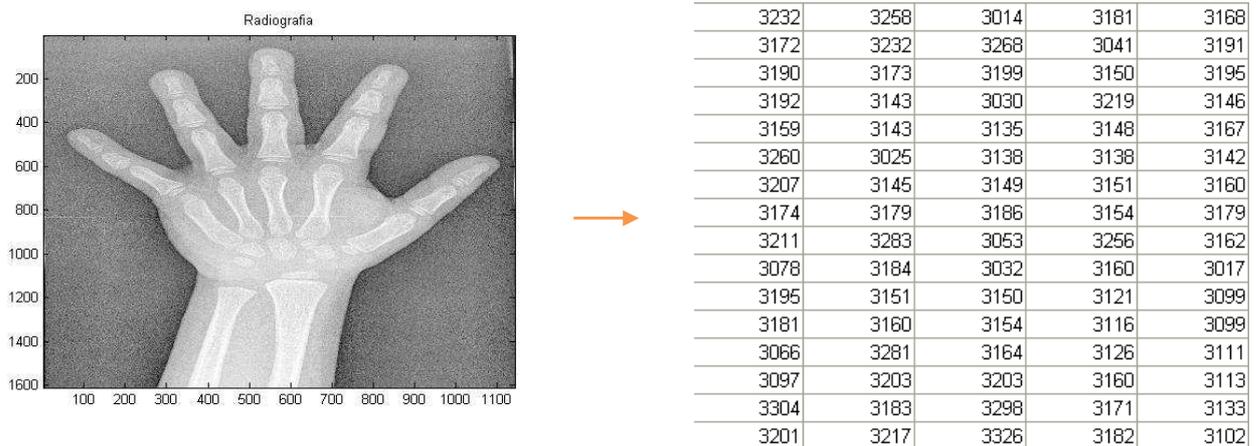


Figura 3.1: Matriz correspondiente a una imagen en formato jpg.

Como se ha comentado en [capítulo 1], en la radiografía anterior existen tres regiones claramente identificadas: fondo, mano y huesos. Los píxeles más oscuros de alguna de las regiones tienen una mayor intensidad de gris que los más claros de otras regiones, lo que hace muy difícil la segmentación inmediata no pudiéndose aplicar únicamente un modelo determinado basado en una distribución determinada; sino que es necesaria la combinación de varias técnicas.

De cualquier forma, se han logrado importantes avances en esta área y, previamente a la segmentación, se aplicarán técnicas de pre procesamiento que se detallan a lo largo de este capítulo con el objeto de establecer una extracción óptima de las características de las posibles regiones a la hora de identificar las mismas, tales como mejora del contraste, eliminación de ruido,... etc. [Davis; 1975].

3.1.1 Conversión entre tipos de imágenes

Una imagen digital es una matriz de M por N elementos (o $M \times N \times 3$ si se trata de una imagen en color) y puede estar codificada en formatos tales como **dicom** (imagen médica que incluye cabeceras de información), **jpg**, **bmp**... etc., y que se interpreta en Matlab como un conjunto de números englobados en una matriz.

Según el valor y la intensidad de gris que toman los pixeles que componen la imagen, los elementos de la matriz se clasifican entre alguno de los siguientes tipos de imagen:

- **double**: números con coma flotante que permiten precisión doble (8 bytes por elemento)
- **uint8**: Enteros de 8 bits en el rango de [0,255] (1 byte por elemento)
- **uint16**: Enteros de 16 bits en el rango de [0, 65535] (2 bytes por elemento)
- **uint32**: Enteros de 32 bits en el rango de [0, 4294967295] (4 bytes por elemento)
- **int8**: Enteros de 8 bits en el rango de [-128, 127] (1 byte por elemento)

Una radiografía genérica esta formada por colores pertenecientes a la escala de grises y no se precisa separación en componentes de color; es preferible que la imagen ocupe el menor espacio posible efectuando las operaciones en memoria más rápidamente.

Se convertirá la imagen a una matriz de elementos de coma flotante para facilitar la conversión a formato uint8, donde cada elemento se codifica con un solo bit y permite una mayor eficiencia a la hora de aplicar los diferentes filtrados. Este proceso no introduce cambios a simple vista en la imagen, si bien permite trabajar en un conjunto de valores normalizado a partir de un valor máximo (donde el doscientos cincuenta y cinco representa el blanco y el valor cero representa el negro).

12.6770	11.7276	12.3774	12.3268	12.1128
12.5759	12.7160	11.8327	12.4163	12.3346
12.3463	12.4475	12.2568	12.4319	12.6887
12.2296	11.7899	12.5253	12.2412	11.9300
12.2296	12.1984	12.2490	12.3230	12.3074
11.7704	12.2101	12.2101	12.2257	12.2918
12.2374	12.2529	12.2607	12.2957	12.3658
12.3696	12.3969	12.2724	12.3696	12.2724
12.7743	11.8794	12.6693	12.3035	12.0584
12.3891	11.7977	12.2957	11.7393	12.2296
12.2607	12.2568	12.1440	12.0584	12.4747
12.2957	12.2724	12.1245	12.0584	12.0895
12.7665	12.3113	12.1634	12.1051	12.0700
12.4630	12.4630	12.2957	12.1128	12.2101
12.3852	12.8327	12.3385	12.1907	12.2296
12.5175	12.9416	12.3813	12.0700	11.5058

Figura 3.2: Matriz de elementos de coma flotante.

3.1.2 Margen dinámico

Generalmente es fácil utilizar imágenes en las que no es trivial la extracción de todas las características requeridas con el simple uso de un filtrado. Podemos encontrarnos ante un conjunto de pixeles demasiado claros u oscuros donde sea prácticamente imposible encontrar un único umbral óptimo.

Las técnicas punto a punto sobre el dominio espacial operan directamente sobre los píxeles de la imagen, $f(x, y)$; utilizando directamente una función de transformación T que culminan en una imagen de salida procesada, $g(x, y)$.

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

Aplicando esta función al conjunto numérico imagen, se mejora sustancialmente el contraste aumentando el rango de los parámetros de entrada de la etapa posterior, permitiendo así una mayor calibración a la hora de delimitar contornos o regiones. Esta es una de las técnicas más utilizadas, ya que no se define únicamente en función de exceso o defecto de claridad de la imagen sino que analiza el rango de crecimiento más pronunciado a lo largo de todos los pixeles, es la función 'imadjust' que transforma los valores de identidad de la imagen de partida a nuevos valores en la imagen procesada, en función del valor del parámetro gamma [figura 3.3].

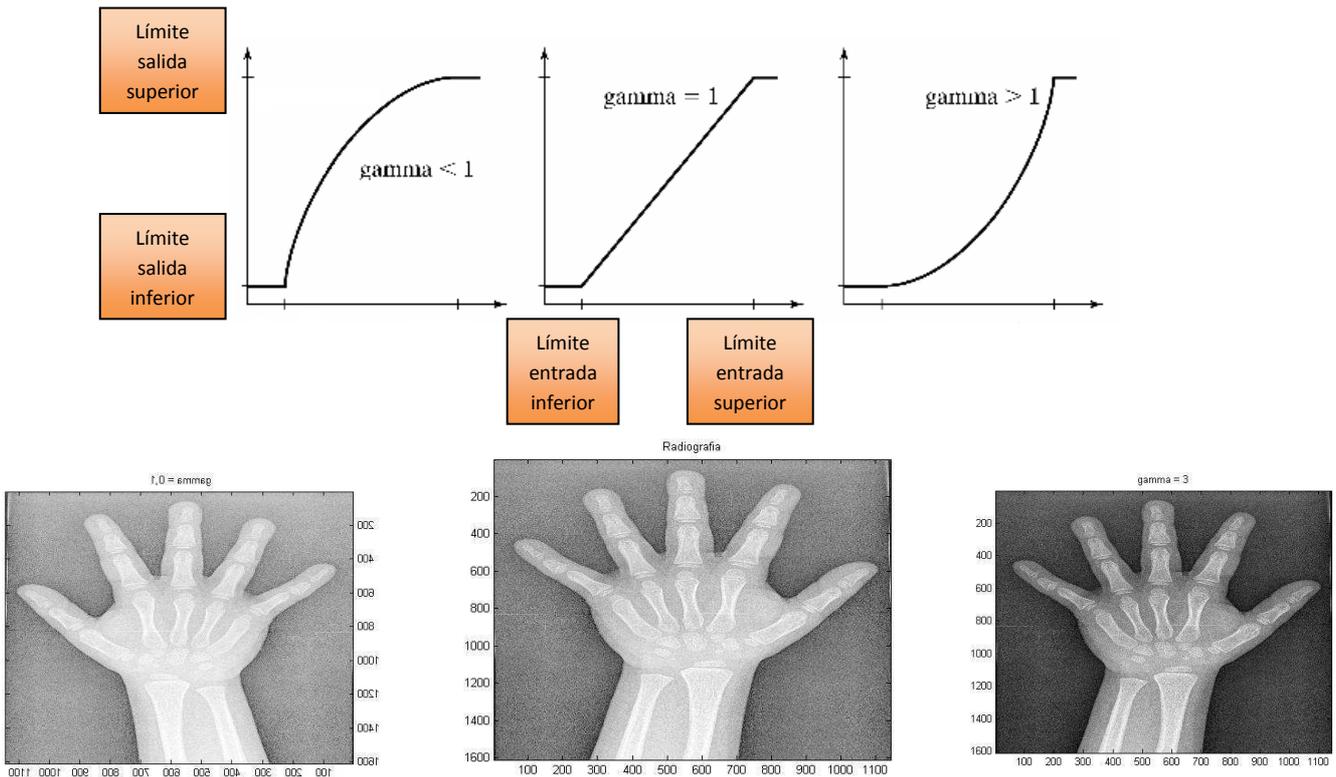


Figura 3.3: Resultado del método imadjust.

Otra opción es aplicar directamente una expresión matemática como transformación [figura 3.4]. Por ejemplo, la función logaritmo permite observar bajos niveles de gris con un mayor margen dinámico (más claridad), mientras que la función antítesis es la exponencial, que se utiliza para ampliar el margen dinámico en imágenes con valores de grises muy altos (prácticamente blancos).

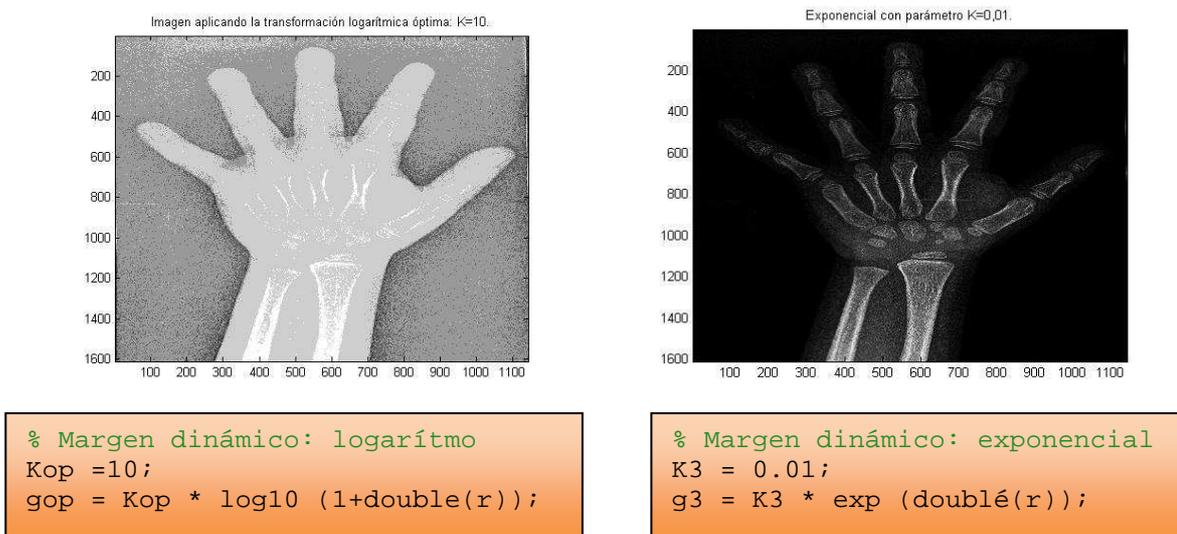


Figura 3.4: Compresión del margen dinámico.

3.1.3 Filtrado

El filtrado es una técnica que consiste en modificar matemáticamente la matriz original a través de diferentes aplicaciones de filtros con la finalidad de obtener una imagen de la que sea posible extraer datos con mayor sencillez.

Consiste en aplicar una serie de operaciones algorítmicas que representan un filtro en particular; aplicados a los píxeles que constituyen la imagen digital, es posible eliminar ruido, mejorar su calidad gráfica, resaltar información de contornos o modificar su escala de colores o grises... etc.

Dependiendo de la aplicación o tratamiento que se le quiera realizar a la imagen, existen multitud de tipos y técnicas de filtrado: de media, de mediana, de corte, morfológicos...etc.

En este caso particular, se ha elegido la aplicación de un filtrado no lineal de mediana [figura 3.5], que tiene la ventaja de que el valor final del píxel es un valor real presente en la imagen y no un promedio, de este modo se reduce el efecto borroso que tienen las imágenes que han sufrido un filtro de media. El algoritmo selecciona el valor intermedio del conjunto y, en el caso de una imagen de grises, se desechan los píxeles con valores extremos (ruido de sal y pimienta).

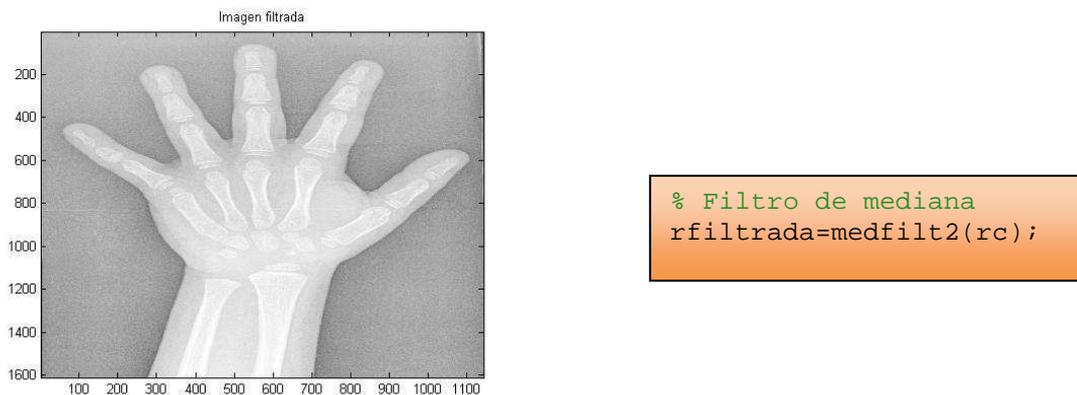


Figura 3.5: Filtro no lineal de media.

El inconveniente principal es que resulta más complejo de calcular ya que hay que ordenar los diferentes valores que aparecen en los píxeles incluidos en la ventana y determinar cual es el valor central.



Las radiografías que se utilizarán tienen unos niveles de contraste muy buenos por lo que no será necesario aplicar modificaciones en la intensidad de gris. En el algoritmo final se utilizarán los filtros de mediana y una técnica especial de pre procesamiento morfológico en escala de grises definida más adelante denominada filtro de apertura [capítulo 3.3].

3.2 Segmentación de radiografías

Las imágenes de una mano presentan tres zonas bien diferenciadas: el fondo, la zona correspondiente al músculo y los huesos; el algoritmo de segmentación debe ser capaz de separar las tres zonas [capítulo 1.2.2] [figura 3.6]. En la [figura 3.6] siguiente se muestra una simplificación de lo que queremos obtener: los huesos de un tamaño mayor y de fácil aislamiento (color naranja) y los cartílagos o huesos determinantes a la hora del análisis (color morado).

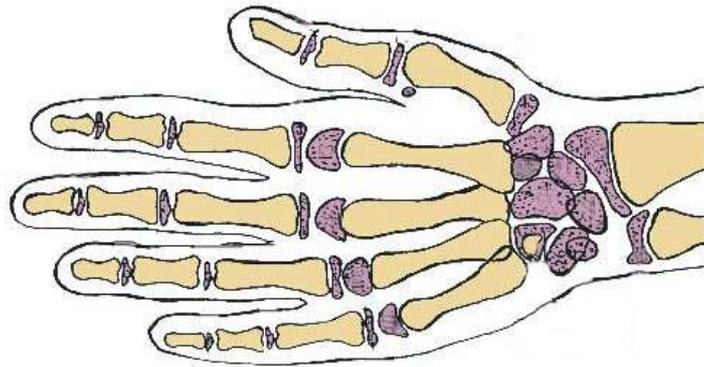


Figura 3.6: Elementos óseos de la mano.

Generalmente, los algoritmos de segmentación pueden dividirse en dos grandes grupos, dependiendo de si consideramos los contornos y bordes, o bien, las regiones formantes de la imagen en función de propiedad matemáticas descriptivas como pueden ser la media, la varianza o la función típica [Bergasa, 2007]. También puede ser considerada una técnica de segmentación intermedia, que mediante supervisión (es necesario definir ciertas 'semillas' de entrada) aunque no es un método ideal del punto de vista de un observador que únicamente entiende el resultado final pero no el procesado, como puede ser un especialista traumatólogo.

Mientras que el primer conjunto se basa en las discontinuidades de la imagen, el segundo se basa en la similitud entre píxeles [Gonzales y Woods; 2002]. Se probaron varias técnicas de segmentación concluyendo en un estudio de la viabilidad que determine cual de todos los métodos probados nos devuelve un mejor resultado.

El otro gran grupo corresponde a los algoritmos basados en regiones, que particionan la imagen en regiones de propiedades y rasgos similares de acuerdo a unos criterios definidos a priori [Adams y Bishof; 1994]. Pertenecen a este grupo los algoritmos de agrupamiento y distribuciones gaussianas.

Parece más eficiente la segmentación por bordes [capítulo 3.2.2] puesto que los contornos aparecen bien diferenciados mientras que los niveles de intensidad de gris de cada una de las regiones no son homogéneos. Este tipo de *algoritmo* asume que los límites dentro de una imagen son abruptos y lo suficientemente diferentes unos de otros y del fondo, permitiendo aplicar una detección de bordes basada en discontinuidades locales de

intensidad. A partir de derivadas de primer y segundo orden como aproximaciones matemáticas para representar estos cambios abruptos que desean ser hallados.

En los últimos años, se ha trabajado mucho en la automatización de la segmentación de imágenes radiográficas [Amit; 2002] con la aparición de algunas técnicas que permiten obtener resultados sorprendentes [González y Woods; 2002]. Sin embargo, no existe una propiamente automática sino que la mayoría de ellas requieren de colaboración manual.

3.2.1 Técnicas de umbral

La umbralización es una de las técnicas más sencillas y, tal vez por ello, más utilizada en la segmentación de imágenes. Consiste en la determinación de unos umbrales que delimitan el rango de intensidades que caracterizan y discriminan los distintos objetos de la imagen. Su aplicación manual suele ser una herramienta fundamental en la segmentación de imágenes, si bien es preferible usar técnicas automáticas que reduzcan la variabilidad introducida por el usuario.

Aunque existen multitud de técnicas de este tipo, como las que consideran la información a priori de los grupos de píxeles o de los contornos naturales, las técnicas más conocidas están basadas en el histograma (función de densidad de probabilidad de los brillos de la imagen) de la imagen o en el método de Otsu.

El histograma de una imagen es un gráfico que ofrece una descripción global de la apariencia de la imagen. En el eje de abscisas se representa el rango de valores de píxeles de la imagen y en el eje de ordenadas los valores que toman esos píxeles.

Debido a la luminosidad de una radiografía se hace difícil que un solo umbral sea el óptimo para todas las zonas de la imagen, por ello se seleccionarán los píxeles que tienen un valor superior a un umbral determinado a partir de la visualización del histograma [figura 3.7].

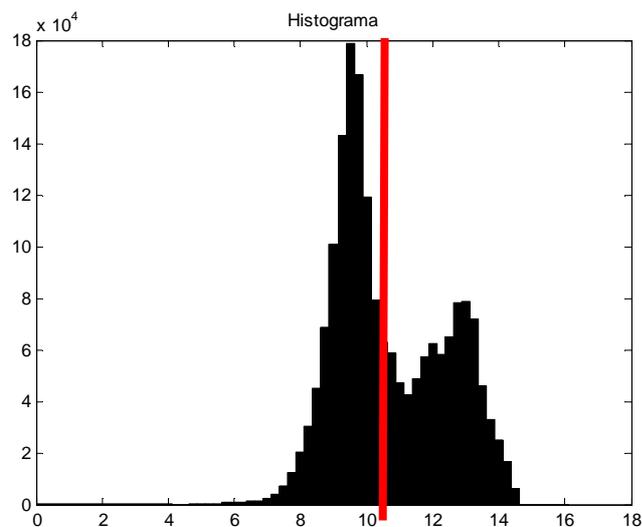
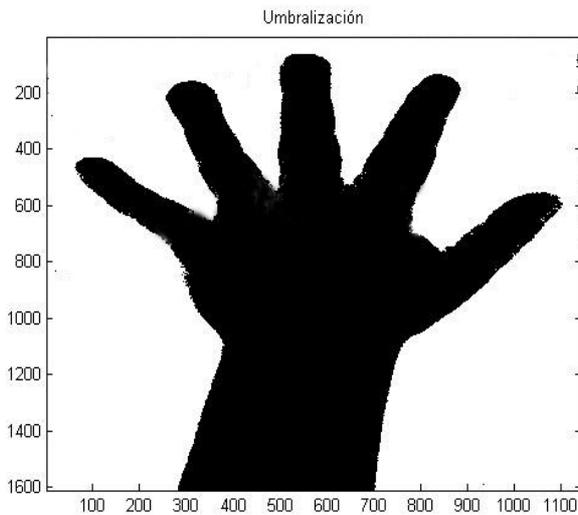


Figura 3.7: Transformación del histograma.

La idea al tomar el valor marcado en rojo como umbral [figura 3.7] es delimitar la silueta para que sea posible utilizarla como una máscara a la vez que se eliminan píxeles ruidosos del fondo de la imagen. Esto es posible, debido a que la información de los píxeles oscuros está básicamente contenida entre los valores de intensidad comprendidos en el rango que va desde el valor seis hasta el diez [González y Woods; 2002] [Parker; 1997].

En la visualización del resultado tomando un umbral cercano a diez [figura 3.8], se aprecia perfectamente la silueta, permitiendo aplicar una segmentación intermedia donde ya no tenemos tres regiones, sino dos únicas, mano y hueso, puesto que el fondo ha desaparecido.



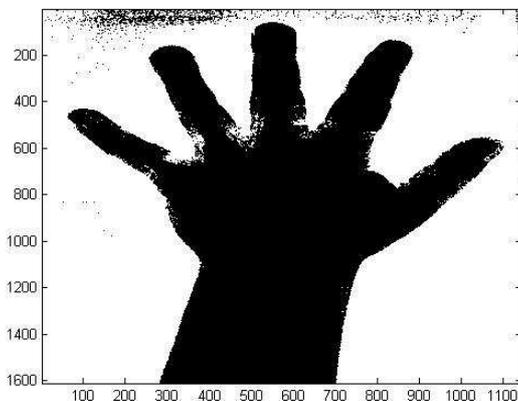
```
% Histograma
figure
colormap(gray);
hist (rfiltrada(:),[0:255]);

% Observando el histograma (valor máximo
es 15.5); decidimos 10,4 como el valor
óptimo (valor más bajo) para quedarnos
con la silueta de la mano.

% Pasamos a 1, es decir a blanco
rumbal=(rfiltrada<10.4);
figure;
colormap(gray);
imagesc(rumbal);
title('Umbralización');
```

Figura 3.8: Resultado de transformar el histograma.

El proceso anterior es equivalente al método de Otsu [figura 3.9], consistente en recorrer iterativamente todos los valores de umbral y calcular una posible medida de la dispersión de los niveles de píxeles de cada lado del umbral de forma automática, es decir, los píxeles que o bien caen en el primer plano o en el segundo. El objetivo es encontrar el valor de umbral, donde la suma de los diferenciales de primer y segundo plano se encuentra en su mínimo reduciendo la varianza intraclase de los píxeles en blanco y negro.



```
% Método graythresh
colormap(gray);
umbral = graythresh(rfiltrada);
rumbal = im2bw(rfiltrada,umbral);
```

Figura 3.9: Método de Otsu

3.2.5 Detección de bordes

La detección de bordes enfatiza los contornos que rodean a un objeto en una imagen, buscando las etapas de interés; que viene a ser la separación completa de los huesos del músculo y/o fondo. Esta técnica se consigue a través de la aplicación de distintos tipos de filtros, según lo que se desee obtener.

La aplicación de los mismos sobre una imagen binarizada previamente [capítulo 3.2.1] generan una imagen de fondo negro donde aparecen los bordes de los objetos que se han conseguido detectar de color blanco en función de las características de la imagen, del tipo de procesado aplicado y del tipo de filtro detector.

Con cualquiera de los filtrados existentes se puede conseguir un resultado válido, sin embargo, el filtro idóneo y el que se utilizará en el presente estudio será el filtrado de tipo Canny [Gonzales y Woods; 2002].

Se ha elegido utilizar este tipo de detección dada su fundamentación científica en la primera derivada, que toma el valor cero donde no varía la intensidad, y un valor constante en las regiones donde existe transición a partir del cálculo de la magnitud y orientación del gradiente para cada pixel, combinado con el adelgazamiento del ancho de borde obtenido hasta la obtención de un borde de pixel. Posteriormente se aplica una función de histéresis para eliminar posibles contornos falsos, obteniendo el resultado final [figura 3.10].

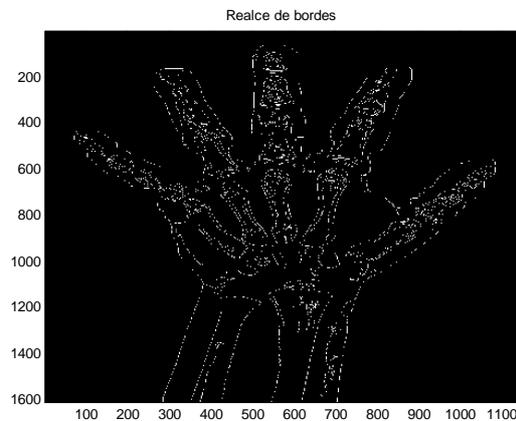


Figura 3.10: Aplicación del filtro detector de bordes.

La aplicación de este algoritmo tiene como ventaja principal su gran adaptabilidad para poderse aplicar a todos los casos con un patrón común. Será posible detectar los bordes de todas las radiografías que tengan el mismo formato de entrada, en este caso un formato de imagen médica **dicom** [Dennis, May y Eisenberg; 2005] y una intensidad similar en los niveles de gris en los pixeles que componen la imagen.

Este punto es especialmente importante a la hora de construir un algoritmo que se implementará en la aplicación, no siendo necesario entrenar nuevamente el dispositivo cada uno de las veces que se lance la misma a la hora de determinar los parámetros, sino únicamente en el caso de que la radiografía no cumpla con el formato especificado.

3.2.3 Detección de regiones

El proceso de detección de regiones se encarga de encontrar grupos cuyos píxeles sean similares entre sí y, a la vez diferentes a los elementos de los otros grupos. Esta técnica se basa en agrupamiento a partir de centros, seleccionados a partir de condiciones estadísticas similares utilizando distribuciones gaussianas.

3.2.1 Agrupamiento a partir de centros

Se trata de utilizar una familia de métodos no supervisados que realizan el agrupamiento de los datos en base a la propia estructura de los mismos, utilizando un proceso iterativo que trata de cumplir unos criterios de homogeneidad intraclase, donde no existe conocimiento previo acerca de la conformación del clúster.

La finalidad es determinar las agrupaciones intrínsecas de un conjunto de datos sin etiquetar. Para ello se utilizan criterios de homogeneidad que suelen basarse en el uso de distancias (generalmente la euclídea).

El algoritmo de k medidas [Nixon y Aguado; 2002] es una técnica iterativa que se utiliza para dividir una imagen en K clústeres según las medidas representativas que toma cada una de las clases y que pueden ser seleccionados manualmente, aleatoriamente o en función de alguna característica concreta.

Este algoritmo garantiza la convergencia, pero puede devolver una solución que no sea óptima y, de hecho, normalmente es el resultado que se obtiene. La calidad de la solución depende de la inicialización, así como del valor de K.

La aplicación del modelo requiere que los atributos del objeto correspondan a los elementos de un espacio vectorial. El objetivo es intentar alcanzar al mínima varianza total entre clústeres o de la función de error cuadrático.

El primer paso es definir los centros para cada una de las agrupaciones que se generarán y posicionarán cuidadosamente ya que diferentes inicializaciones pueden llevar a diferentes resultados. La mejor opción suele ser colocarlos lo más alejados posibles unos de otros.

La siguiente fase es clasificar todos los datos en la clase del centro más cercano de acuerdo a la distancia elegida. A continuación se recalculan las medias de cada agrupación y se vuelven a clasificar los datos. Este proceso se itera hasta que las medias de las clases no cambian o lo hacen por debajo de un determinado umbral. Este algoritmo minimiza determinadas funciones de coste, entre las que destaca el error cuadrático medio:

$$E_{min} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^k \|\text{dato}_i^j - \text{centroide}_j\|^2$$

A la hora de llevar a cabo el proceso, será tomada una simplificación escogiendo un número determinado de centros, k , delimitados a partir de funciones estadísticas que permitan agrupar cada uno de ellos en función del análisis de la media, desviación típica u otras variables semejantes de cada uno de los píxeles. El número de centros a considerar es aleatorio, desembocando en cada una de las regiones; a mayor número de centros, más acotada estará cada una de ellas. En nuestro caso particular, se quieren detectar tres zonas determinadas (fondo, carne y hueso) por lo que serán tomados cuatro centros acotando en mayor medida las regiones y dejando uno de ellos para los píxeles generados a partir de un posible error en la precisión matemática.

Una vez identificados cada uno de los centros, es posible asignar a cada píxel de la imagen el clúster que minimiza la varianza entre el mismo y el centro del clúster a través de varias iteraciones, consiguiendo la convergencia [figura 3.12].

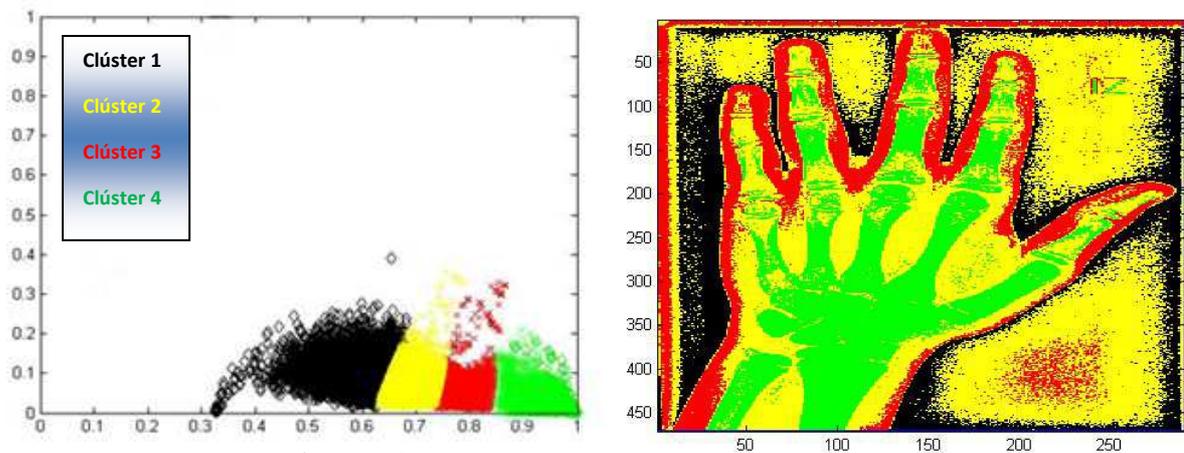


Figura 3.11: Segmentación a partir de centros.

El espacio vectorial en el que se lleva a cabo la asignación de centros se ha hecho en el espacio bidimensional constituido por la media y la desviación típica en una ventana de tres por tres, considerando la posibilidad de que existan algunos píxeles pertenecientes a un mismo rango respecto a su media y sin embargo la desviación típica sea muy diferente entre ellos.

Analizando el resultado y, a pesar de que la mayoría de píxeles que corresponden a zona de hueso (coloreados en verde) se han identificado correctamente, se observa que la desviación típica no se está teniendo en cuenta a la hora de decidir y prácticamente se ha desechado ya que todas las regiones tienen su delimitación en el ámbito horizontal (correspondiente a la media).

La explicación de este punto es que el método de agrupamiento utilizado funciona a partir de distribuciones gaussianas esféricas, o lo que es lo mismo, que la matriz de covarianzas es la identidad y las curvas de nivel son circulares [figura 3.12]. Las mezclas de gaussianas son más flexibles porque permiten que distintos grupos estén distribuidos con matrices de covarianzas distintas.

Solo es posible identificar claramente las regiones en un supuesto como el representado en [figura 3.13], que no es habitual encontrarlo en un caso real.

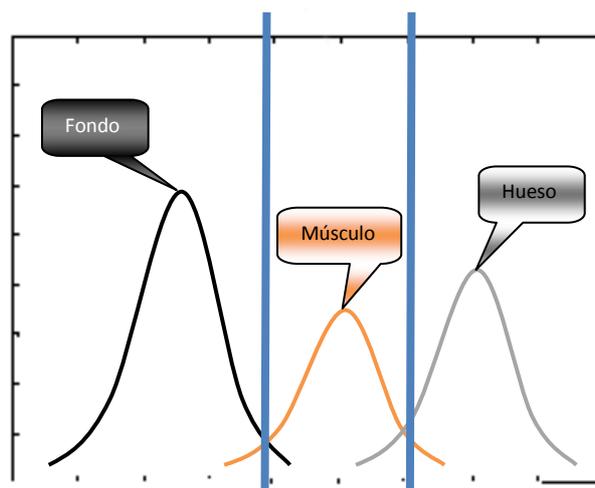


Figura 3.12: Distribución gaussianas esféricas de los niveles de gris a partir de la media.

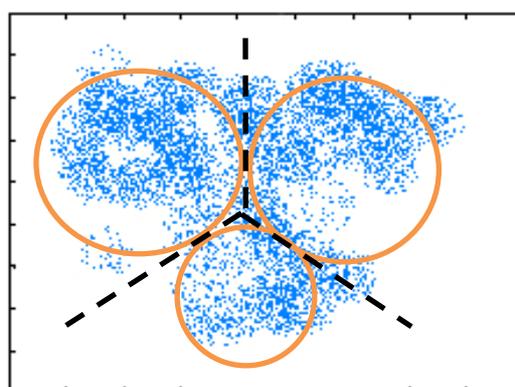


Figura 3.13: Conjunto de píxeles a segmentar aplicando el método de k centros.

3.2.2 Mezcla de distribuciones gaussianas

El modelo de mezcla de gaussianas, se basa en una fundamentación parecida a la del caso anterior, pero utilizando una técnica de mayor complejidad. Como hemos comentado, en la técnica anterior no se ha tenido en cuenta una de las variables a la hora de seleccionar los centros; las regiones se dividen en función del eje x (media del pixel) sin que sea relevante el valor del eje y (desviación típica) tal como se representa en [figura 3.11] [figura 3.12].

Para calcular los parámetros de las distribuciones se usará un clasificador de máxima verosimilitud a partir del algoritmo esperanza – maximización [Snedecor y Cochran; 1989] [Wells; Grimson, Kikins y Jolesz; 1996] que se basa en el modelado de las posibles agrupaciones con la ayuda de una distribución gaussiana sin que sea necesaria la circularidad de la misma [figura 3.14] [figura 3.15].

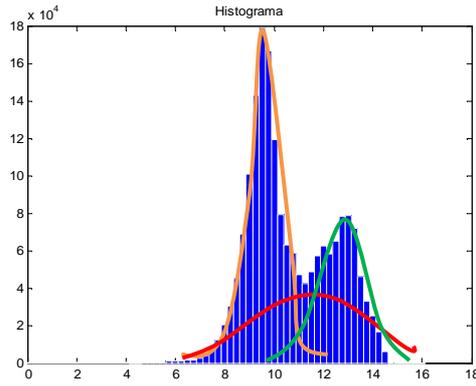


Figura 3.14: Ajuste de un conjunto de datos con una mezcla de tres distribuciones gaussianas.

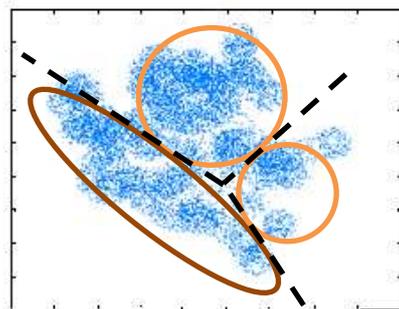


Figura 3.15: Conjunto de píxeles a segmentar aplicando el método GMM.

Sea un conjunto \mathbf{x} de N datos (mono o multispectrales) y sus correspondientes probabilidades de pertenencia a cada clase que llamaremos \mathbf{y} ; la distribución de probabilidad de los datos se describe mediante $\mathbf{f}(\mathbf{x}|\mathbf{f})$, en la que \mathbf{f} son sus parámetros estadísticos.

El algoritmo comienza con la asignación unos valores iniciales a los parámetros y calculando las probabilidades condicionales a posteriori a partir de los parámetros iniciales usando para ello la regla de Bayes. Cuantas más regiones se analicen, mayor es el grado de delimitación de la información. La [figura 3.16] muestra las tres regiones que se distribuyen según una gaussiana y corresponden al fondo, mano y huesos así como una serie de clústeres que acotan las zonas de la imagen.

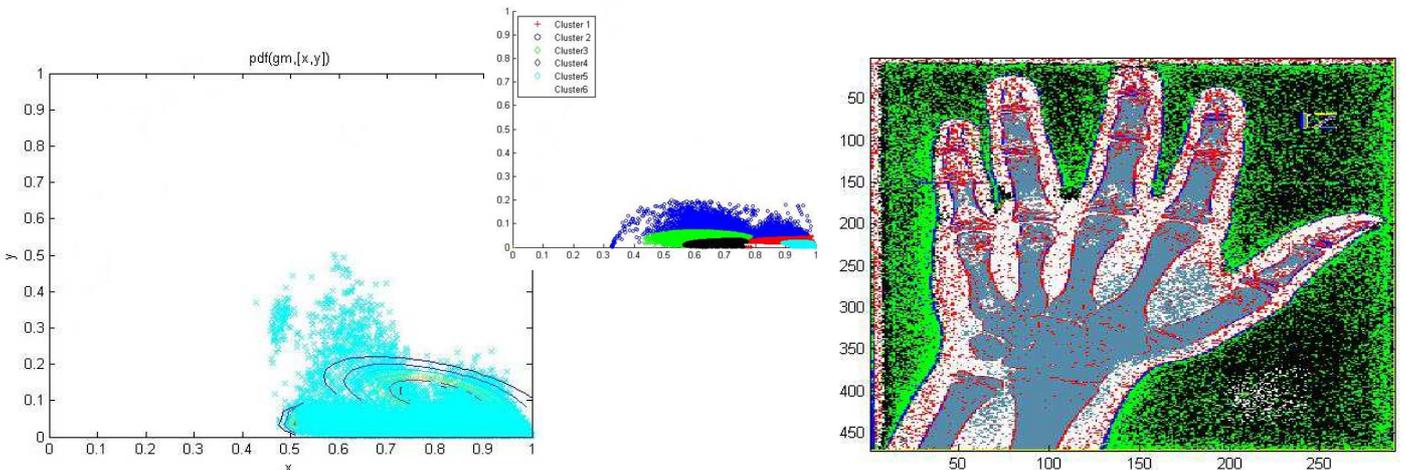


Figura 3.16: Segmentación a partir de distribuciones gaussianas.

La delimitación es ahora mucho más precisa ya que la zona coloreada en cian representa prácticamente los píxeles deseados, aunque la técnica óptima de las analizadas hasta el momento es, como se ha previsto en la introducción de este mismo capítulo, la segmentación a partir de bordes.

3.2.3 Crecimiento de regiones

El crecimiento de regiones es un algoritmo basado en colas jerárquicas, donde se introducen los diferentes píxeles previamente a su asignación a una determinada región siguiendo un criterio fijado de antemano, que puede dividirse en dos etapas: fases de inicialización y evolución.

Esta técnica consiste en la selección de un punto semilla en la imagen original, de ahí que se trate de un método supervisado, alrededor del cual se van añadiendo nuevos píxeles que cumplen un determinado factor común tal como estar en contacto geométrico con otros píxeles ya clasificados o tener un rango de intensidad determinado [figura 3.12]. Las regiones crecen iterativamente mediante la comparación de todos los píxeles vecinos no asignados a ninguna región.

Suele emplearse para la selección de regiones homogéneas en las imágenes, tales como placas de esclerosis múltiple o tumores de bajo grado [Adams y Bishof; 1994] [Xiahan, Yla-Jaaski, Huttunen, Vehkomaki, Sipild y Katila; 1992].

La aplicación de esta técnica en el caso que se nos presenta no es óptima puesto que el funcionamiento del método depende únicamente de cada uno de los objetos que serán segmentados a partir de la señalización de las semillas, siendo muy difícil establecer un margen de intensidad común para todos los casos.

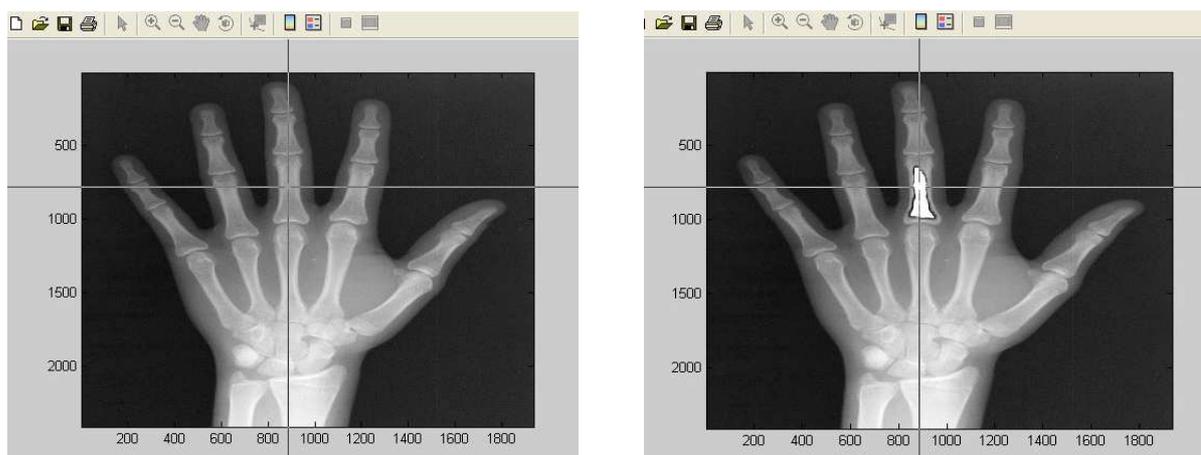


Figura 3.17: Segmentación a partir de crecimiento de regiones.

Sin embargo, es un método que dota al algoritmo de una gran precisión y que se utilizará más adelante para rellenar regiones a partir de un punto con el objetivo de medir la distancia entre dos regiones etiquetadas independientemente [capítulo 4].

3.3 Operaciones morfológicas

La mayoría de las técnicas detalladas en [capítulo 3.2] son altamente eficientes por si mismas, pero no lo bastante como para que los métodos de umbralización y segmentación sean suficientes para seleccionar correctamente un objeto de la escena, siendo habitual su utilización en conjunto con otras técnicas que aportan información adicional. Entre estas destacan la morfología matemática y los sistemas de reglas aplicadas sobre los objetos binarizados resultantes.

El procesado morfológico permite transformar la forma y/o estructura de los objetos de una imagen. Se trata de una técnica para el análisis y tratamiento de las estructuras geométricas, basada en la teoría de conjuntos, topología y funciones aleatorias. Aplicando este conjunto de algoritmos es posible convertir el resultado obtenido anteriormente en un conjunto de objetos fácilmente etiquetables.

Existen dos tipos fundamentales de procesado morfológico: filtro de cerrado que se basa en la adición de píxeles para rellenar contornos incompletos y el filtro de apertura o eliminación progresiva de píxeles ruidosos.

3.3.1 Filtro de cerrado

Examinando la composición geométrica de una imagen y usando como sonda un patrón de ajuste denominado elemento estructurante (estructura morfológica creada a partir de la función **strel**), se recorre progresivamente cada uno de los píxeles añadiendo o eliminando su contenido según se trate de un cerrado o de una apertura [González y Woods; 2002].

El efecto producido por un filtro de cerrado [figura 3.15] se traduce en alisar los contornos y rellenar grietas llegando incluso a conectar objetos vecinos, a la par que algunos píxeles sueltos son eliminados. Aplicando esta técnica es posible juntar todos los píxeles que corresponden al borde de los huesos y eliminar píxeles correspondientes a la silueta o ruido.

$$\text{Cierre}(A) = A \cdot B = A * B = (A \oplus B) \ominus B$$

Este procesado se aplicará un número determinado de veces con distintos elementos estructurantes: horizontales, verticales, diagonales para varios ángulos y con diferentes formas para conseguir un cerrado completo de todos los contornos.

El algoritmo que sigue este tipo de filtrado basado en la de una dilatación (aumento de píxeles) y posterior erosión, se visualiza en [figura 3.18].

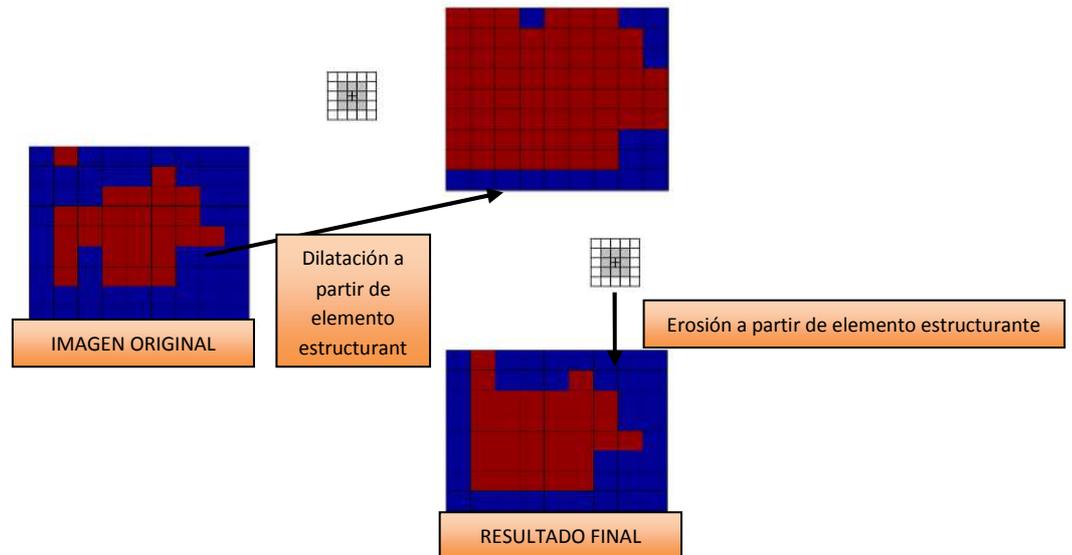


Figura 3.18: Resultado de aplicar un filtro de cerrado.

3.3.2 Filtro de apertura

El proceso contrario o filtro de apertura [figura 3.16] es el resultado de aplicar iterativamente dilataciones y erosiones provocando la eliminación del detalle específico en la imagen menor que el elemento estructurante, sin la distorsión geométrica global de características no suprimidas.

La 'apertura' sobre una imagen suaviza los contornos, rompe istmos y elimina pequeñas islas, picos y cabos.

$$(B \otimes K) \oplus K$$

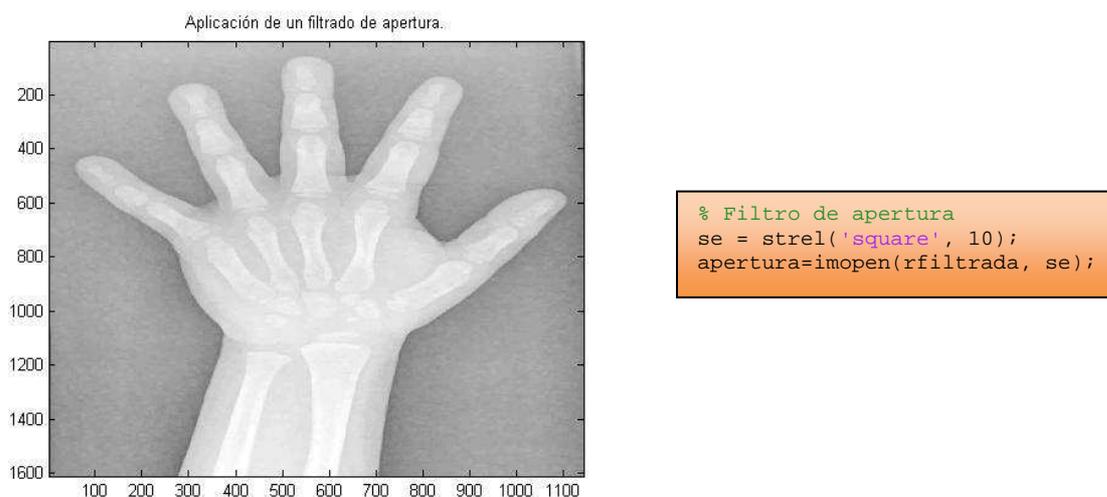


Figura 3.19: Resultado de aplicar un filtro de apertura.

3.3.3 Relleno de contornos

Sin embargo, la técnica más importante de este grupo es la que se encarga del cerrado de regiones que es posible utilizar en Matlab a través del comando **imfill**. Esta técnica permite rellenar contornos de una imagen binaria a partir de iteraciones automáticas de un filtro de dilatación.

La dilatación se basa en aumentar el nivel de los valores de los píxeles en el entorno de los objetos presentes en la imagen. Para calcular la misma, se superpone el pixel central del elemento estructural a cada pixel de la imagen de entrada, entonces el pixel de la imagen de entrada se altera en función de los valores de los píxeles del entorno.

A medida que se recorre progresivamente la imagen, todos los píxeles que quedan encerrados dentro de un contorno totalmente cerrado se van rellenando obteniendo las regiones completamente identificadas.

Con una aceptable detección de bordes y la utilización de una técnica de cerrado será posible identificar y etiquetar cada una de las regiones de manera independiente permitiendo establecer características entre ambas, como lo es la distancia.

En las imágenes siguientes se puede observar el resultado de aplicar varias veces un filtro de cerrado sobre una detección de bordes [figura 3.17], así como el resultado de aplicar relleno de contornos al resultado obtenido [figura 3.18].

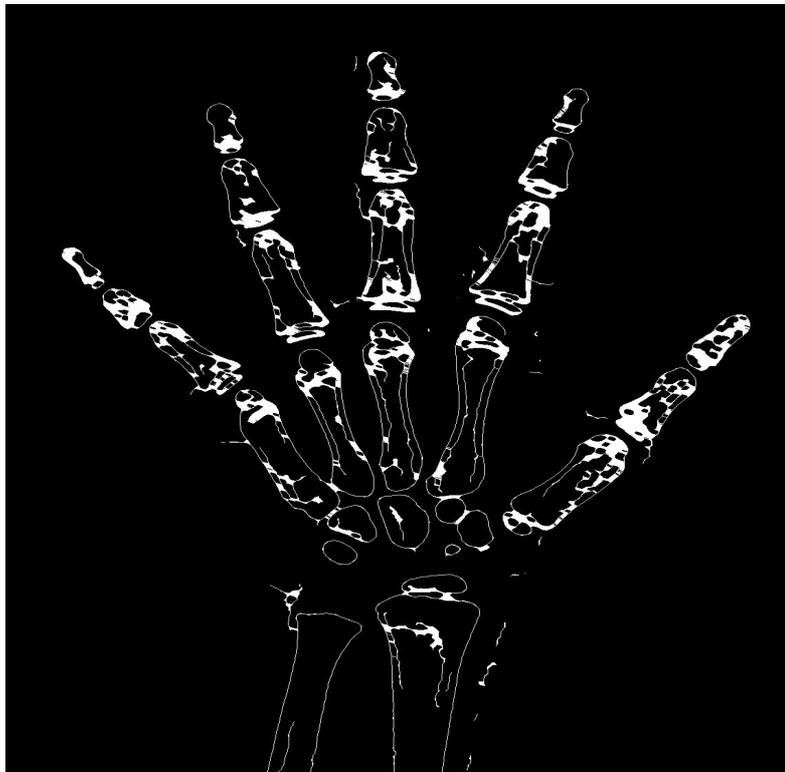


Figura 3.20: Resultado del procesamiento morfológico (cierre de contornos).

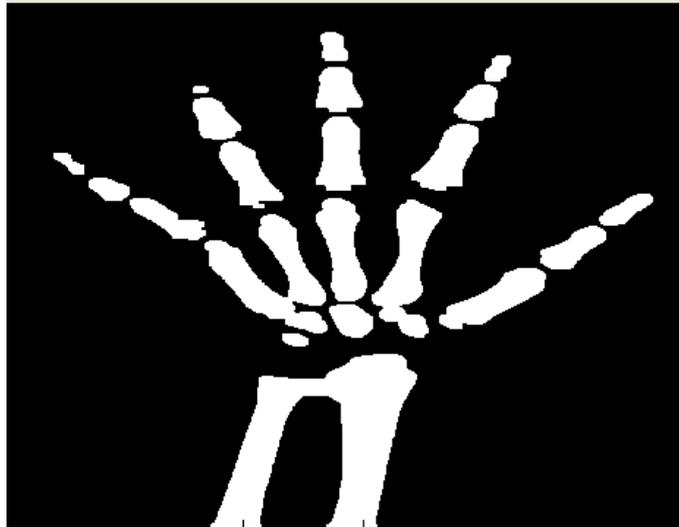


Figura 3.21: Rellenado de contornos utilizando procesado morfológico.

3.4 Procesado completo

Analizada la viabilidad de cada una de las técnicas de cara a la segmentación que se quiere realizar; en la implementación del algoritmo completo se utilizará la aplicación conjunta de detección de bordes y procesado morfológico apoyado en las conclusiones extraídas en [capítulo 3.2.5] donde se ha visto que existen tres regiones perfectamente diferenciadas (hueso, mano y fondo) y es relativamente sencillo obtener todos los contornos con una baja probabilidad de error.

La finalidad principal del proyecto es la implementación de un sistema de segmentación automático de los huesos de la mano a partir de la cual se desarrollará la investigación del nuevo método [capítulo 1.3].

En general, un sistema de detección de regiones basado en bordes, se basa en la siguiente secuencia de etapas:

- Carga y conversión de la imagen a formato de coma flotante.
- Pre procesado con la ayuda de diferentes filtros con el objetivo de eliminar pixeles de ruido.
- Detección de bordes.
- Procesado morfológico y relleno de contornos.

En los siguientes esquemas se puede ver el efecto de las diferentes técnicas de pre procesado que se han aplicado para resaltar las características de cara a una mejor segmentación [figura 3.22] y el diagrama de fases del algoritmo de segmentación completo [figura 3.23].

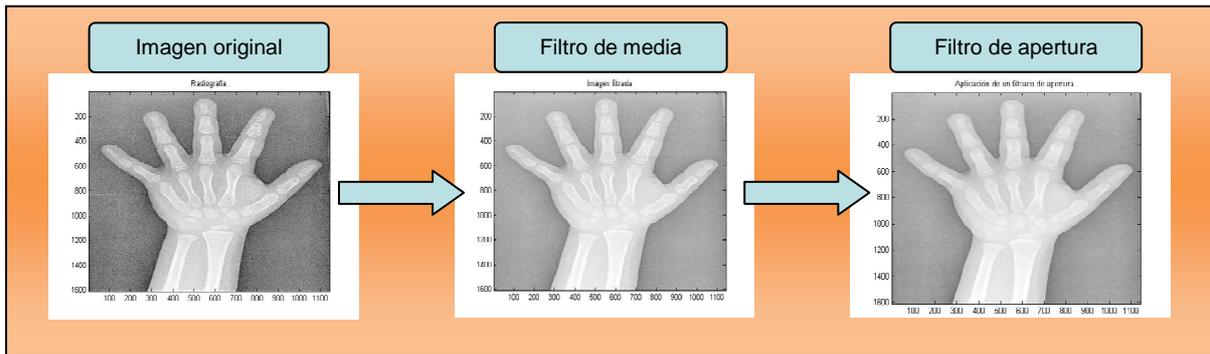


Figura 3.22: Algoritmo de pre procesado.

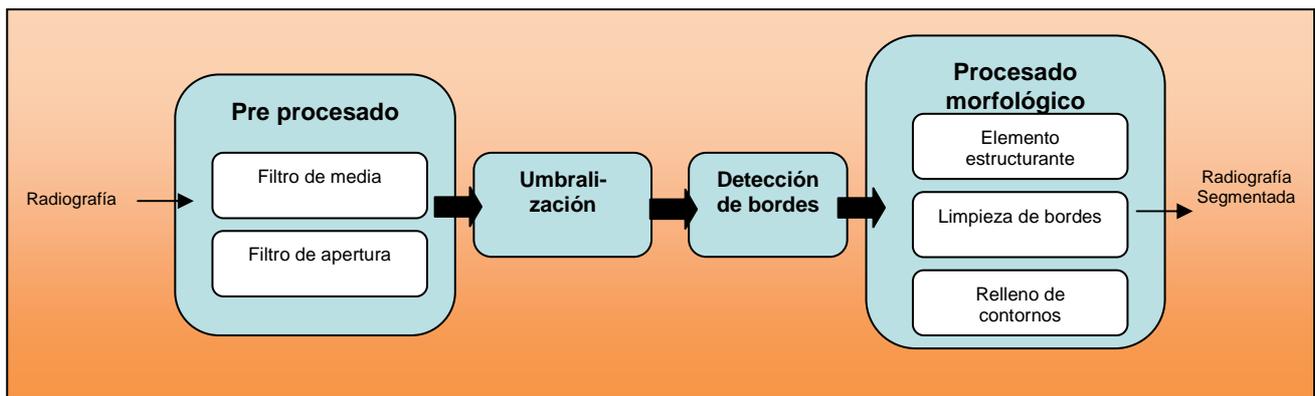


Figura 3.23: Algoritmo completo de segmentación.

El primer paso necesario es la aplicación de un pre procesado previo al algoritmo de segmentación consiguiendo un resalte de las características y detalles necesarios para la segmentación, además de la eliminación de píxeles de ruido.

Se han aplicado algunos tipos de filtrado como el de mediana [figura 3.5] para eliminar interferencias de ruido y el de apertura [figura 3.6] sobre la imagen en escala de grises que permitan realizar las operaciones requeridas. Asimismo, existen multitud de operaciones que se pueden realizar con Matlab tales como compresión del margen dinámico y otros semejantes [capítulo 3.1] [Conzáles y Woods; 2002] pero que en este caso no se han considerado necesarios porque no ayudan a una mejora en el histograma a la hora de aplicar la segmentación.

La técnica de umbralización a partir del análisis del histograma [figura 3.7] convierte la imagen en función del umbral requerido, operación relacionada unívocamente con la segmentación de bordes a partir de un filtro detector de cualquier tipo [capítulo 3.2]. Para aplicar este tipo de filtrado es necesario disponer de una imagen binarizada (todos los píxeles deben ser blancos o negros), y esto se consigue, entre otros posibles métodos, a través de una umbralización basada en el histograma.

La binarización que se presenta es intuitiva, clara y válida para todos los casos estudiados; se ha realizado de manera manual convirtiendo los píxeles con una intensidad menor al umbral en negros y el resto en blancos [capítulo 3.1]. Aplicando el filtro detector de

bordes sobre esta imagen se obtienen los contornos sobre los que se aplicará el procesado morfológico y un cerrado de contornos.

Una vez realizadas esta serie de técnicas combinadas adecuadamente, es posible etiquetar cada hueso por separado y medir la distancia entre ellos como se explica en [capítulo 4].

En el diagrama de la página siguiente, se muestra detalladamente el conjunto de operaciones realizadas sobre la imagen así como el resultado obtenido en cada uno de los pasos.

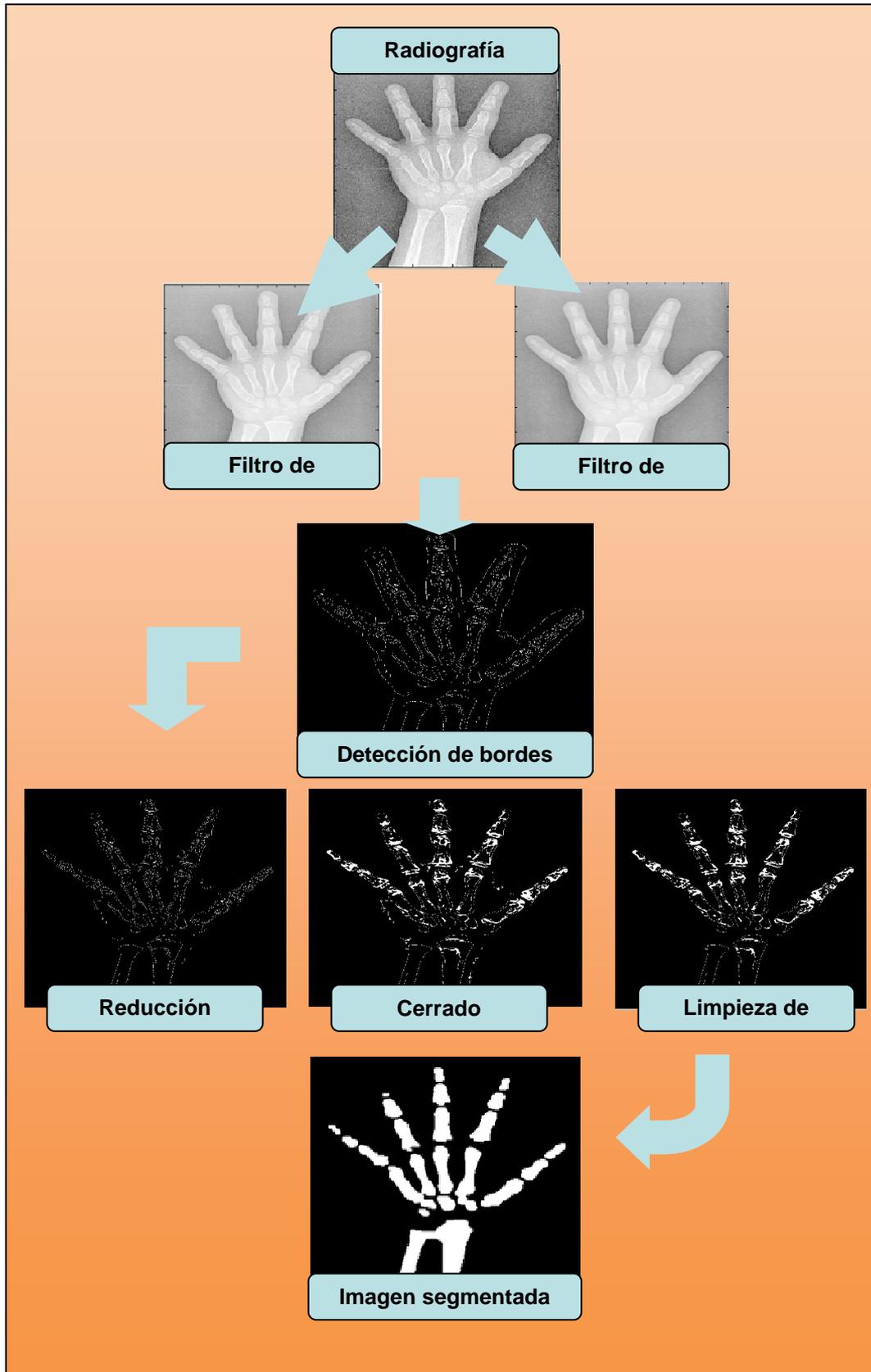


Figura 3.24: Resultado del proceso de segmentación.

Experimentos y Resultados

En este capítulo se presenta el último paso de nuestro algoritmo de estimación que determinará la edad. La elección de las diferentes regiones a partir de sus características básicas hará que sean adecuadas a la hora de determinar un patrón de edades. Finalizaremos con la implementación de una regresión que, apoyándose en los resultados obtenidos anteriormente, ajustará correctamente un modelo lineal a partir de todas las medidas efectuadas.

Paralelamente se ejecutará el análisis del método de Tanner - Whitehouse [capítulo 2] llevado a cabo para las mismas radiografías y siendo posible comparar los datos obtenidos tanto en una dirección como en la otra.

El objetivo final es verificar la exactitud del nuevo método postulado en la presente investigación a través de una comparación con la técnica mencionada anteriormente en términos del mínimo error cuadrático medio; paralelamente se comprobará que la edad estimada corresponde con el valor real de la misma.

4.1 Selección de imágenes

La morfología anatómica ha experimentado un desarrollo constante en la edad adulta; sin embargo, el desarrollo de los huesos aumenta de manera exponencial durante la pubertad haciendo difícil desarrollar una técnica óptima; al fin y al cabo, puede cambiar la estructura carpal completamente en un corto período de tiempo [Sizonenko; 1972] [Varela; 1954]. El estudio se centrará en un rango que va desde el nacimiento hasta la mayoría de edad ya que la determinación de la edad ósea conlleva una mayor simplicidad en una persona joven debido a que la evolución de los huesos es mucho más abrupta facilitando el proceso de detección.

Se emplearán un conjunto de radiografías diferentes para la estimación de la distancia entre los huesos principales, cada una de ellas adecuada a la resolución del problema y, pertenecientes a niños y jóvenes de entre cero y dieciocho años.

Las imágenes han sido obtenidas del Atlas Digital de Datos de la Mano, de la Universidad de California del Sur (University of Southern California); concretamente del laboratorio de procesado informático y de imágenes [Digital Hand Atlas Database System].

En capítulos siguientes se compararán los resultados obtenidos de la aplicación de la técnica que se ha desarrollado con los calculados a partir de la ejecución del método de Tanner – Whitehouse utilizando únicamente radiografías correspondientes a personas de etnia hispana; el método [Tanner, Whitehouse, Healy y Goldstein; 1972] está únicamente particularizado para una radiografía de estas características.

Cada una de las imágenes está etiquetada con la edad ósea y otras características tales como peso o altura. Además, cada una de ellas ha sido normalizada con el mismo tamaño (1500 x 1200 pixeles), garantizando así la fiabilidad en la comparación de los datos de cada una de las mismas.

Nombre Imagen	Etnia	Género	Fecha Exámen	Edad (Años)	Altura (cm)	Peso (kg)	Tronco (cm)
masculino1	HIS	M	2000	0,66	69,50	7,30	43,18
masculino2	HIS	M	2001	1,84	93,00	14,30	53,34
masculino3	HIS	M	2000	2,95	97,8	16,3	57,79
masculino4	HIS	M	2001	3,97	101,6	17	55,88
masculino5	HIS	M	2000	4,47	106,8	18,4	55,88
masculino6	HIS	M	2000	5,89	116,7	25,4	66,04
masculino7	HIS	M	2000	6,39	120,4	24,2	63,5
masculino8	HIS	M	2000	7,73	132,2	39,6	73,66
masculino9	HIS	M	2000	8,22	128	31,4	71,12
masculino10	HIS	M	2000	9,56	135,2	30,1	68,58
masculino11	HIS	M	2000	10,54	139,1	31,6	68,58
masculino12	HIS	M	2002	11,54	144	36	78
masculino13	HIS	M	1996	12,52	153,8	47,3	81,28
masculino14	HIS	M	1995	13,41	147	39,1	80,01
masculino15	HIS	M	1994	14,42	167,6	63,1	87,4
masculino16	HIS	M	1997	15,23	177	62,1	87,63
masculino17	HIS	M	2000	16,59	169,3	79,9	88,27
masculino18	HIS	M	2000	17,88	167,1	74,2	87,63
masculino19	HIS	M	2000	18	167,9	76,7	88,27

Tabla 4.1: Relación de imágenes utilizadas

4.2 Relación entre distancia y edad

La distancia euclídea es la distancia ordinaria, que se mediría con una regla, entre dos puntos de un espacio vectorial a partir del teorema de Pitágoras.

Ayudados por la observación de las radiografías anteriores, la teoría sobre la correlación estadística entre la edad de la persona a la que corresponde la radiografía analizada y su edad es totalmente directa. A medida que se desarrollan los huesos, estos tienden a crecer hasta que se unen a las zonas de cartílago, llegando incluso a desarrollar nuevos huesos que no tiene un recién nacido y que aparecen durante la maduración [Acheson; 1954] [Hernández; 2000].

Mientras que una persona de edad joven no tiene su anatomía completamente formada, a medida que pasan los años, estos se van desarrollando hasta tomar la forma anatómica de una persona adulta [figura 4.1].

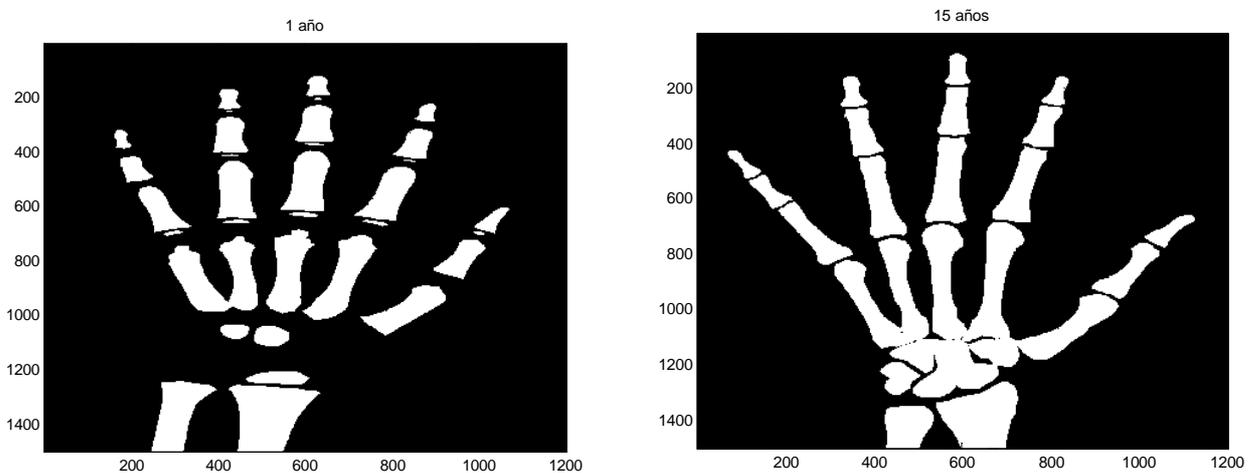


Figura 4.1: Evolución según edad (un año VS. Quince años).

Definidos los criterios referentes a segmentación, obtención de la distancia y etiquetado de todas las radiografías que vamos a utilizar, se entrenará el decisor utilizando técnicas de regresión.

Implementar este decisor se traduce en obtener una tabla que relacione la mínima distancia entre uno o varios huesos y las diferentes edades; este proceso culminará en el cálculo de los coeficientes de la ecuación lineal válidos para determinar la edad, haciendo posible una comparación y permitiendo extraer las conclusiones oportunas de cara a la validez del método.

La toma de cada una de las distancias en los casos a estudiar se hará manualmente a partir de la selección de los extremos de los huesos deseados como inicio y fin o mediante un proceso automático que se ha generado a partir de una técnica de crecimiento de regiones y diferencia entre coordenadas de los píxeles que contienen información.

A continuación se explica cada uno de estos métodos que culminan en el algoritmo utilizado [capítulo 4.4].

4.2.1 Toma manual de experimentos

Matlab permite seleccionar dos puntos manualmente y calcular la distancia entre ellos de manera automática [figura 4.2]. Aprovechando esta circunstancia, se realizará la operación entre las falanges distal y media.

Para facilitar la toma de medidas, es posible seleccionar un área de interés a medir [figura 4.2], consiguiendo una mayor precisión a la hora de seleccionar los extremos, optimizando los resultados obtenidos de cara a una futura técnica de regresión.

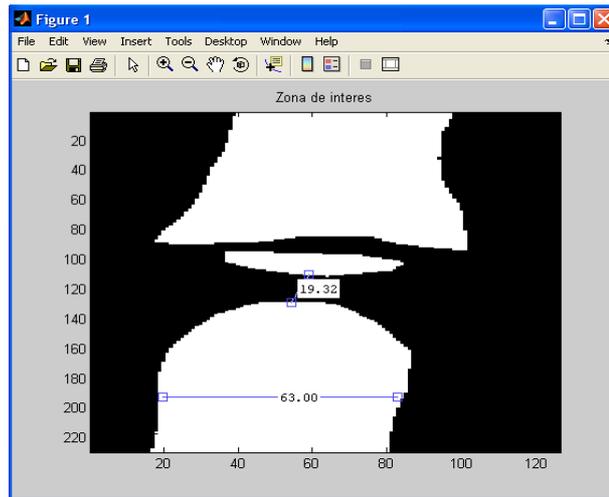


Figura 4.2: Algoritmo manual del cálculo de la distancia.

Es posible tanto realizar el proceso una sola vez, obteniendo un vector de una única componente; o realizar las mediciones que se consideren oportunas, reduciendo así el error de precisión [capítulo 4.3], pero aumentando la complejidad de utilización.

Todas las distancias se medirán entre los dos huesos o entre el hueso y el cartílago en caso de que este sea visible como es el caso de [figura 4.2]. Esta consideración se debe a que, en el peor de los casos el cartílago no es visible porque esta anexado al hueso correspondiente, y por tanto la distancia que se está considerando es la hueso – cartílago.

4.2.1 Automatización de la medición

Uno de los intereses de cualquier investigación de este calibre, es que el desarrollo a seguir sea lo más automático posible. Un diseño intuitivo y una interfaz simple harán que la valoración final por parte del usuario sea totalmente positiva, además del considerable descenso del error de precisión que lleva un método de este tipo.

La técnica de crecimiento de regiones [Adams y Bishof; 1994] [Xiahan, Yla-Jaaski, Huttunen, Vehkomaki, Sipild y Katila; 1992] [figura 3.12] permite, a partir de la selección de un punto, obtener adecuadamente segmentada y etiquetada toda la región a la que pertenece dicho pixel [capítulo 3].

El desarrollo efectuado en Matlab permite seleccionar dos puntos, en principio cada uno referente a dos huesos distintos, y alrededor de los cuales empieza a crecer la región correspondiente. Además, la imagen resultante se compone de varias regiones (fondo, primer y segundo hueso) que aparecen etiquetadas en diferentes colores facilitando la aplicación de otras acciones sobre las mismas [figura 4.3].

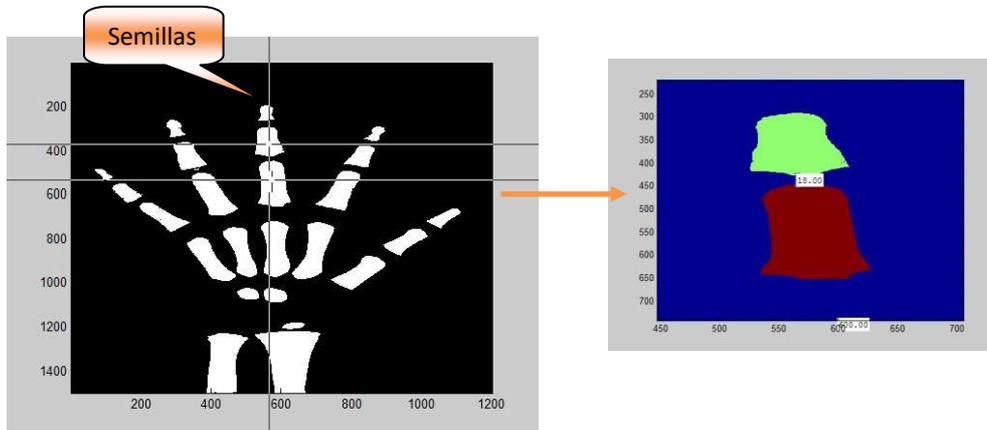


Figura 4.3: Algoritmo manual del cálculo de la distancia.

Una vez se tienen las regiones segmentadas, queda calcular la distancia entre todos los píxeles y el valor medio será la distancia euclídea.

4.3 Ajuste mediante regresión lineal

Las medidas visualizadas durante la ejecución del apartado anterior, generan una idea aproximada del método que se quiere implementar utilizando la fórmula matemática que relaciona ambas variables.

Una regresión de este tipo, ajusta mediante una expresión lineal las variables independientes (en este caso las medidas) con la dependiente (edad) [Extevarria; 1999], generando un modelo estadístico de mínimo error que puede ser expresado como:

$$Edad = x * medida1 + y * medida2 + \dots + z * medidaN$$

donde los coeficientes **medida1**, **medida2** y **medida3** son los términos constantes asociados a las variables independientes y que definen la relación dependiente. Dichos coeficientes son calculados a partir de los experimentos conocidos en la siguiente fórmula:

$$coeficiente = (X_s^T * X_s)^{-1} * X_s^T * [edad]$$

X_s representa la matriz extendida que contiene todas las medidas tomadas y **edad** el vector de las variables dependientes [Kleinbaum y Kupper; 1997].

Será necesario utilizar la matriz de test **X** extendida para que el resultado obtenido tenga una componente ordenada en el origen, mejorando el estimador obtenido; en caso contrario la función **regress** que se ha utilizado fuerza que este pase por el origen de coordenadas.

El error introducido es inversamente proporcional al número de medidas que se introducen en el sistema de ajuste; cuantos más datos de entrenamiento se tengan disponibles, menor será el mismo [Seber, 1977]. El principal inconveniente de este punto es el aumento de la complejidad en el caso de requerir un gran número de datos.

Se genera un conflicto entre la precisión versus la rapidez y facilidad de ejecución; será posible tanto tomar una única medida, asumiendo el posible error de precisión en la selección de los puntos de entrada, como las que se estimen oportunas de cara a una mayor fiabilidad.

El estudio se fundamenta en diferentes técnicas de toma de experimentos para cada radiografía, aplicando sobre los mismos una técnica de regresión lineal o múltiple, que permitirá calcular el error [Dennis, May y Eisenberg; 2005].

Una de las formas más utilizadas [Snedecor y Cochran; 1989] para comprobar la veracidad de un método es el cálculo del error cuadrático medio. Dicho error se define sobre un estimador $\langle e \rangle$ cualquiera, de parámetro desconocido e , como el valor esperado del cuadrado de la diferencia entre $\langle e \rangle$ y e [Extevarria; 1999]. En nuestro caso es especialmente útil, al fin y al cabo, se pretende comparar dos estimadores (edad para una sola medida o un conjunto determinado de ellas) con los valores de entrenamiento correspondientes a la edad real. La fórmula para el cálculo del mismo es:

$$Error = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \langle x \rangle)^2}{n}}$$

donde x representa cada uno de los valores, $\langle x \rangle$ el valor estimado y n el número de elementos considerados.

4.3.1 Experimentos tomados manualmente

La introducción de un método automático requiere la comprobación de que los resultados obtenidos serán iguales o más precisos que en el caso de ser tomados manualmente; la idea esencial es reducir el error que se comente en la medida de la edad utilizando el método de Tanner – Whitehouse [capítulo 2.3].

Para ello, se han considerado dos supuestos, uno más sencillo de cara al usuario cuyo objetivo es medir una sola distancia y aplicar la técnica de regresión, y otro que conlleva la toma de tres medidas diferentes que se utilizaras como datos de aprendizaje para el método.

El primero de los casos tendrá un error mucho más grande que el segundo, ya que no existen iteraciones del mismo experimento dificultando la determinación el error; el segundo

sin embargo utiliza tres iteraciones para la misma radiografía siendo el resultado del método mucho más preciso.

En [tabla 4.2] se muestran las medidas tomadas para el primero de los supuestos detallado anteriormente.

	Edad	Medida manual
masculino1	0,66	25,65
masculino2	1,84	19,71
masculino3	2,95	18,21
masculino4	3,97	18,16
masculino5	4,47	16,86
masculino6	5,89	9,84
masculino7	6,39	11,39
masculino8	7,73	11,85
masculino9	8,22	11,36
masculino10	9,56	13,05
masculino11	10,54	12,54
masculino12	11,54	11,15
masculino13	12,52	7,9
masculino14	13,41	6,31
masculino15	14,42	7,88
masculino16	15,23	6,96
masculino17	16,59	5,92
masculino18	17,88	4,74
masculino19	18	3,29

Tabla 4.2: Medidas de una única distancia para una de las imágenes.

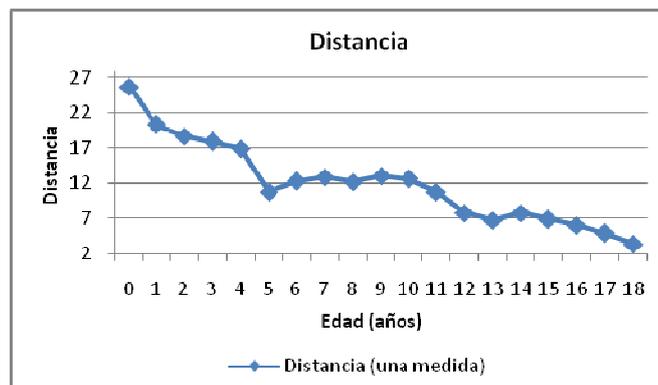


Figura 4.4: Representación de una medida por cada radiografía.

Las distancias siguen una tendencia lineal por lo que es relativamente sencillo aplicar un modelo de ajuste que permita obtener automáticamente la relación distancia - edad a partir de una ecuación sencilla, sin necesidad de recurrir a modelos de curvas.

Los coeficientes obtenidos en Matlab para construir la recta que ajusta todas las medidas son [-0,8667 19,7713], cuyo resultado se verá [figura 4.5].

$$edad = -0,87 * distancia1 + 19,77$$

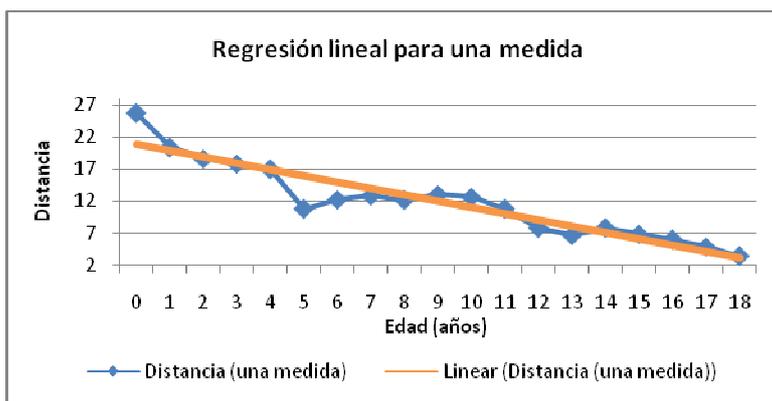


Figura 4.5: Aplicación de regresión lineal para una medida.

Los resultados obtenidos en términos del error cuadrático medio al estimar la edad a partir de este método se muestran en la [tabla 4.2].

	Edad	Resultados RL	$(x-\langle x \rangle)^2$	ECM
masculino1	0,66	-2,5455	10,28	2,05
masculino2	1,84	2,6223	0,61	
masculino3	2,95	3,9273	0,96	
masculino4	3,97	3,9708	0,00	
masculino5	4,47	5,1018	0,40	
masculino6	5,89	11,2092	28,29	
masculino7	6,39	9,8607	12,05	
masculino8	7,73	9,4605	2,99	
masculino9	8,22	9,8868	2,78	
masculino10	9,56	8,4165	1,31	
masculino11	10,54	8,8602	2,82	
masculino12	11,54	10,0695	2,16	
masculino13	12,52	12,897	0,14	
masculino14	13,41	14,2803	0,76	
masculino15	14,42	12,9144	2,27	
masculino16	15,23	13,7148	2,30	
masculino17	16,59	14,6196	3,88	
masculino18	17,88	15,6462	4,99	
masculino19	18	16,9077	1,19	
			n	19

Tabla 4.3: Error cuadrático de una única distancia para cada una de las imágenes.

El uso de un mayor número de medidas a la hora de entrenar el método conlleva a una reducción del error; aunque en este caso la representación de la superficie lineal no es intuitiva excepto ante el supuesto de utilización de dos únicas variables [figura 4.6].

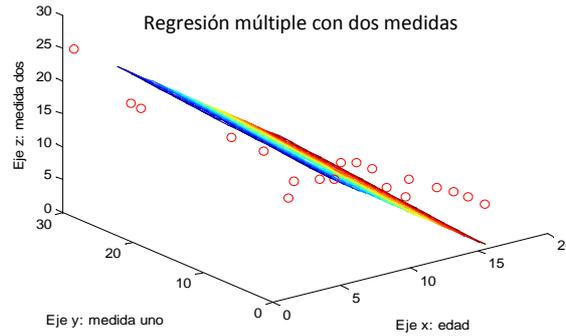


Figura 4.6: Plano obtenido al aplicar regresión múltiple.

Aunque la representación de la superficie en el caso de utilizar un mayor número de experimentos es difícil, el coste computacional del proceso es similar independientemente de que se tomen un mayor o menor número de variables, por ello se utilizarán tres medidas. Los resultados que derivan de la toma de las mismas (entre las falanges distales y medias del primer, tercer y quinto dedo) se muestran en [tabla 4.3] y en [figura 4.5].

	Edad	Medidas		
		Quinta falange	Tercera falange	Primera falange
masculino1	0,66	28,39	25,65	49,25
masculino2	1,84	22,24	19,71	48,39
masculino3	2,95	22,74	18,21	45,52
masculino4	3,97	11,67	18,16	27,14
masculino5	4,47	9,15	16,86	26,72
masculino6	5,89	7,51	9,84	18,6
masculino7	6,39	8,77	11,39	11,66
masculino8	7,73	7,04	11,85	14,69
masculino9	8,22	6,94	11,36	19,64
masculino10	9,56	7,87	13,05	18,49
masculino11	10,54	7,66	12,54	12,17
masculino12	11,54	7,36	11,15	9,31
masculino13	12,52	7,18	7,9	9,09
masculino14	13,41	6,45	6,31	11,38
masculino15	14,42	7,86	7,88	8,57
masculino16	15,23	5,86	6,96	4,86
masculino17	16,59	5,43	5,92	1,86
masculino18	17,88	5,3	4,74	1,47
masculino19	18	4,96	3,29	4,72

Tabla 4.4: Medida de las tres distancias principales para todas las imágenes.

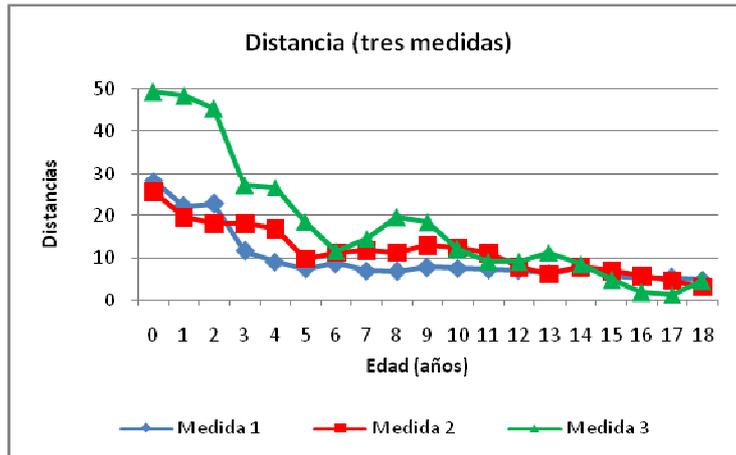


Figura 4.7: Toma de tres medidas manualmente.

Los tres coeficientes asociados a cada una de las variables **medida1**, **medida2**, **medida3** y ordenada en el origen son [0.5479; -0.6279; -0.3139; 17,2164]. El estimador obtenido es creciente para la primera de las variables ya que el coeficiente de la misma es positivo, aunque el resultado final muestra un estimador de valores lógicos decrecientes [figura 4.8].

$$edad = 0,55 * medida1 - 0,63 * medida2 - 0,31 * medida3 + 17,22$$

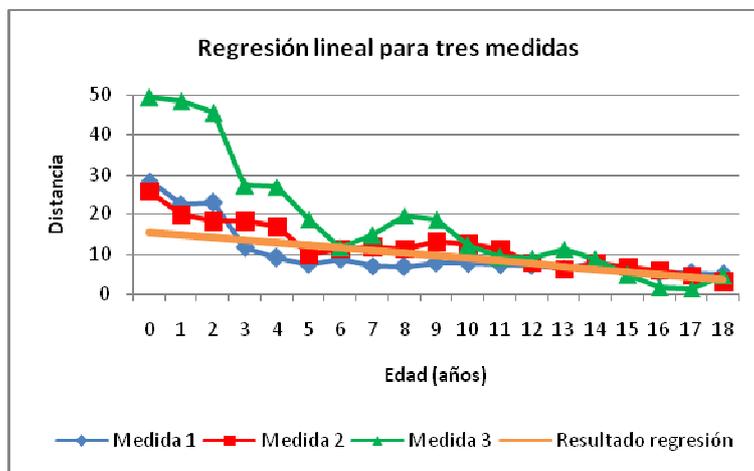


Figura 4.8: Aplicación de regresión múltiple para tres medidas tomadas de forma manual.

En [tabla 4.5] se muestra el error cuadrático medio. Se puede comprobar que efectivamente el error se reduce de 2,05 a 1,65 debido al mayor número de experimentos considerados.

En el caso de que finalmente se considerase la toma manual de experimentos como la óptima, será imposible obtener un buen estimador basado en un único experimento, a no ser que se tomen un número de medidas muy elevado.

	Edad	Resultados RL	$(x-\bar{x})^2$	ECM
masculino1	0,66	1,4075	0,56	1,65
masculino2	1,84	2,0338	0,04	
masculino3	2,95	4,1435	1,42	
masculino4	3,97	3,7843	0,03	
masculino5	4,47	3,3475	1,26	
masculino6	5,89	9,3853	12,22	
masculino7	6,39	11,2532	23,65	
masculino8	7,73	9,0726	1,80	
masculino9	8,22	7,7918	0,18	
masculino10	9,56	7,5951	3,86	
masculino11	10,54	9,7601	0,61	
masculino12	11,54	11,3574	0,03	
masculino13	12,52	13,3741	0,73	
masculino14	13,41	13,2644	0,02	
masculino15	14,42	13,9219	0,25	
masculino16	15,23	14,5516	0,46	
masculino17	16,59	15,9003	0,48	
masculino18	17,88	16,6931	1,41	
masculino19	18	16,4121	2,52	
			n	19

Tabla 4.5: Error cuadrático de las tres distancias principales para todas las imágenes.

4.3.2 Experimentos tomados de forma automática

En este apartado se utilizará el método automático para la medición de distancias [capítulo 4.4] cuyos resultados, que se muestran en [tabla 4.6], deberán ser aún mejores que los obtenidos en [capítulo 4.3.1].

Al igual que para la toma manual, se realizarán dos supuestos; el primero de ellos tomando una única medida y el segundo utilizando varias. En [tabla 4.6] se muestran los resultados obtenidos para una sola toma.

	Edad	Medida automatizada
masculino1	0,66	23,32
masculino2	1,84	20,46
masculino3	2,95	18,96
masculino4	3,97	17,11
masculino5	4,47	16,00
masculino6	5,89	10,82
masculino7	6,39	12,83
masculino8	7,73	12,01
masculino9	8,22	11,64
masculino10	9,56	11,07
masculino11	10,54	10,51
masculino12	11,54	9,76
masculino13	12,52	7,03
masculino14	13,41	5,97
masculino15	14,42	5,36
masculino16	15,23	4,72
masculino17	16,59	3,88
masculino18	17,88	3,11
masculino19	18	2,02

Tabla 4.6: Medida de la distancia de forma automática.

Los coeficientes de regresión en este caso tienen un valor de [-0,8173 18,4345]; se trata de valor parecido al obtenido en la técnica manual y de ajuste similar [figura 4.9], aunque más adelante se verá que el error cuadrático medio es mucho menor ya que, en este caso, el estimador difiere mucho menos respecto del dato real. La ecuación para la estimación de la edad ósea en este caso será:

$$edad = -0,82 * distancia1 + 18,44$$

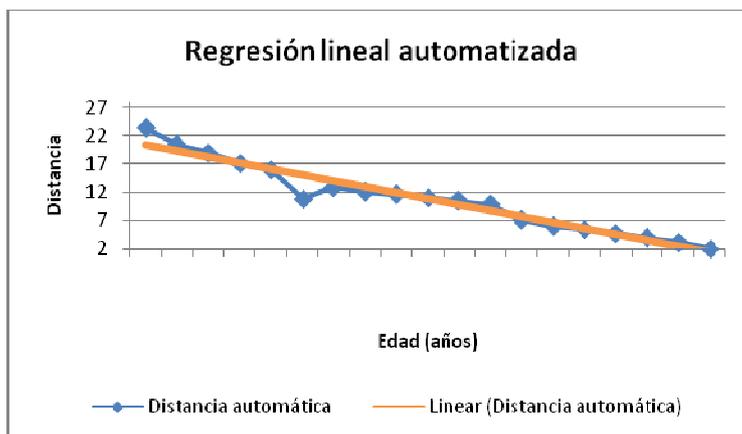


Figura 4.9: Aplicación de regresión lineal para una medida tomada de forma automática.

Y el error cuadrático medio para este caso se detalla en [tabla 4.7].

	Edad	Resultados RL	$(x-\langle x \rangle)^2$	ECM
masculino1	0,66	-0,624936	1,65	1,25
masculino2	1,84	1,712542	0,02	
masculino3	2,95	2,938492	0,00	
masculino4	3,97	4,450497	0,23	
masculino5	4,47	5,3577	0,79	
masculino6	5,89	9,591314	13,70	
masculino7	6,39	7,948541	2,43	
masculino8	7,73	8,618727	0,79	
masculino9	8,22	8,921128	0,49	
masculino10	9,56	9,386989	0,03	
masculino11	10,54	9,844677	0,48	
masculino12	11,54	10,457652	1,17	
masculino13	12,52	12,688881	0,03	
masculino14	13,41	13,555219	0,02	
masculino15	14,42	14,053772	0,13	
masculino16	15,23	14,576844	0,43	
masculino17	16,59	15,263376	1,76	
masculino18	17,88	15,892697	3,95	
masculino19	18	16,783554	1,48	
			n	19

Tabla 4.7: Error cuadrático de una única distancia obtenida de forma automática para cada una de las imágenes.

A la vista de los resultados, es mucho más eficiente la utilización del método automático ya que el error cuadrático medio es considerablemente menor [tabla 4.5] [tabla 4.7], además de presentar una mayor sencillez a la hora de la ejecución del mismo.

Sin embargo es muy probable que con una sola medida no se consiga el menor error cuadrático medio, por lo que se utilizarán dos observaciones que, al igual que en el caso anterior, harán posible esta reducción.

Concretamente, se seguirá utilizando la distancia entre la falange proximal y media del tercer dedo, así como la existente entre esta última y la falange distal; los resultados se muestran en [tabla 4.8].

	Edad	Medida automatizada 1	Medida automatizada 2
masculino1	0,66	23,32	26,77
masculino2	1,84	20,46	25,16
masculino3	2,95	18,96	23,68
masculino4	3,97	17,11	21,51
masculino5	4,47	16,00	20,13
masculino6	5,89	10,82	15,53
masculino7	6,39	12,83	17,27
masculino8	7,73	12,01	16,02
masculino9	8,22	11,64	15,71
masculino10	9,56	11,07	15,03
masculino11	10,54	10,51	10,34
masculino12	11,54	9,76	10,22
masculino13	12,52	7,03	8,80
masculino14	13,41	5,97	8,21
masculino15	14,42	5,36	6,78
masculino16	15,23	4,72	5,23
masculino17	16,59	3,88	4,46
masculino18	17,88	3,11	2,18
masculino19	18	2,02	1,87

Tabla 4.8: Distancias obtenidas de forma automática para cada una de las imágenes.

Aplicando nuevamente la técnica de ajuste, se obtiene la siguiente regresión [figura 4.10] que genera los resultados e introduce el ECM mostrado en [tabla 4.9].

$$edad = -0,2 * distancia1 - 0,53 * distancia2 + 18,6$$

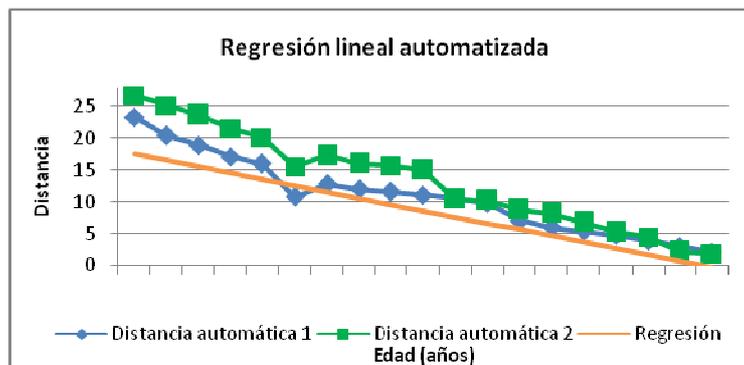


Figura 4.10: Aplicación de regresión lineal para dos medidas tomadas de forma automática.

	Edad	Resultados RL		$(x-\langle x \rangle)^2$	ECM
masculino1	0,66	-0,131458		0,63	0,81
masculino2	1,84	1,286436		0,31	
masculino3	2,95	2,364028		0,34	
masculino4	3,97	3,874146		0,01	
masculino5	4,47	4,821198		0,12	
masculino6	5,89	8,274038		5,68	
masculino7	6,39	6,957842		0,32	
masculino8	7,73	7,778592		0,00	
masculino9	8,22	8,015466		0,04	
masculino10	9,56	8,486738		1,15	
masculino11	10,54	11,062864		0,27	
masculino12	11,54	11,275912		0,07	
masculino13	12,52	12,56798		0,00	
masculino14	13,41	13,089966		0,10	
masculino15	14,42	13,963288		0,21	
masculino16	15,23	14,905658		0,11	
masculino17	16,59	15,478216		1,24	
masculino18	17,88	16,830128		1,10	
masculino19	18	17,211002		0,62	
				n	19

Tabla 4.9: Error cuadrático de dos distancias obtenidas de forma automática para cada una de las imágenes.

4.4 Generalización del algoritmo completo

En el punto anterior se ha comentado la posibilidad de medir cada una de las distancias de manera manual; siguiendo la pesquisa de automatización al máximo grado posible que viene caracterizando a todos los métodos aplicados en el algoritmo, se utilizará la medición automatizada de las mismas, para la que se ha demostrado mayor precisión.

Una vez segmentada la imagen, la aplicación de un crecimiento de regiones [capítulo 3.2.3] [figura 3.12] es capaz de devolver el hueso situado alrededor del punto seleccionado. Únicamente indicando los píxeles de los huesos a analizar, la aplicación devuelve la distancia mínima de manera inmediata entre ellos, a partir de la siguiente secuencia de etapas [figura 4.12]:

- Asignación de semillas pertenecientes a cada uno de los huesos.
- Mediante crecimiento de regiones y etiquetado de las mismas, se obtiene una matriz para cada uno de ellos.
- Aplicando el cálculo de la distancia entre píxeles se genera una matriz MxN que contiene todas las distancias entre las dos matrices.

- El mínimo valor de la matriz de distancias corresponde con la mínima distancia.

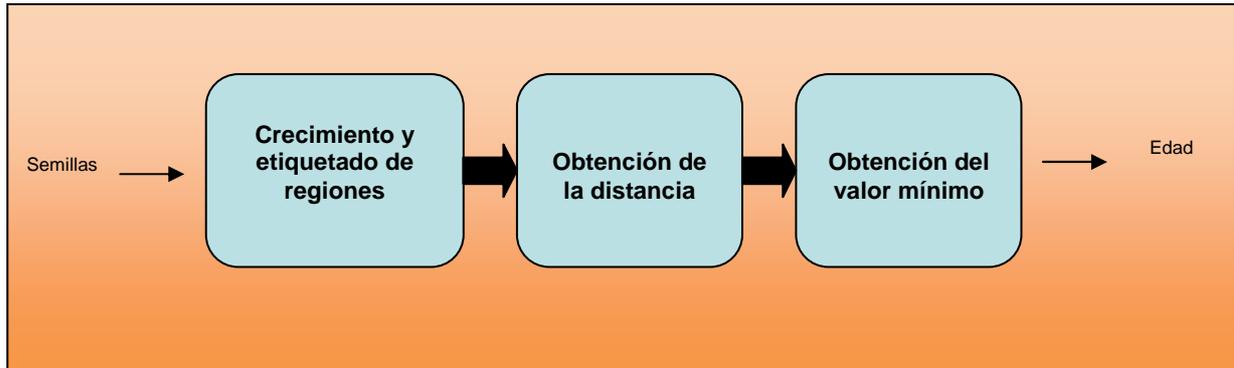


Figura 4.11: Algoritmo automático de medición de distancias.

La matriz se genera a partir del cálculo de la distancia euclídea pixel a pixel entre la matriz correspondiente al primer hueso y la matriz del segundo; siendo la dimensión de la misma $M \times N$ (donde M es igual a la multiplicación de las coordenadas m de cada una de las matrices, y del mismo modo para la componente N).

Dicha matriz contiene las distancias entre todos los pixeles correspondientes a los huesos, siendo el valor mínimo la distancia buscada.

4.5 Resultados Tanner - Whitehouse

El método de Tanner - Whitehouse se basa en una comparación de los elementos fundamentales de la anatomía de la mano con ocho posibles estadios de maduración.

En concreto se comparan el radio; cubito; primer, tercer y quinto metacarpo; falanges proximal, media y distal del pulgar, tercer y quinto dedo; capitato; ganchoso; piramidal; semilunar; escafoides; trapecio; trapezoidal [Tanner, Whitehouse, Cameron y Marshall; 1998] [capítulo 2].

El proceso se lleva cabo a partir de una aplicación web desarrollada por Academic Direct [AcademicDirect] que permite seleccionar la evolución de cada uno de los veinte huesos entre un conjunto posibilidades referentes al grado de desarrollo, cuyos resultados se muestran en la página contigua.

En este punto se calculará el error cuadrático medio generado por este método y se comparará con los obtenidos en [capítulo 4.3.1] [capítulo 4.3.2] ratificando, de esta manera, si se ha conseguido generar un método automático más eficiente que los estudiados.

	Edad Real	Edad TW2
masculino1	0,66	2,80
masculino2	1,84	3,70
masculino3	2,95	3,00
masculino4	3,97	4,60
masculino5	4,47	5,40
masculino6	5,89	6,10
masculino7	6,39	7,60
masculino8	7,73	8,80
masculino9	8,22	9,20
masculino10	9,56	10,10
masculino11	10,54	11,30
masculino12	11,54	12,80
masculino13	12,52	14,10
masculino14	13,41	14,90
masculino15	14,42	16,00
masculino16	15,23	16,80
masculino17	16,59	17,70
masculino18	17,88	17,90
masculino19	18	18,00

Tabla 4.10: Edad según el método de Tanner – Whitehouse.

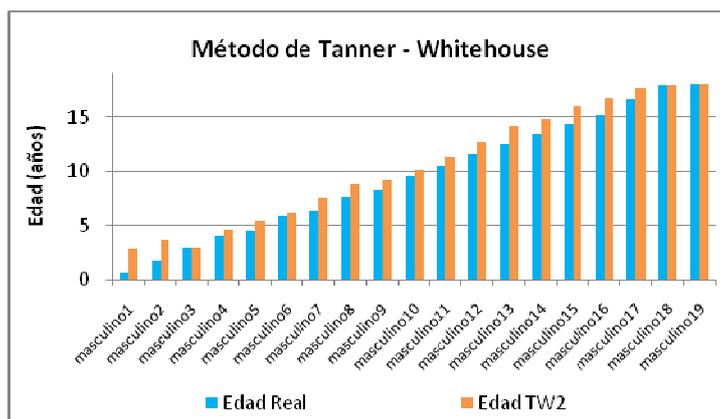


Figura 4.12: Método de Tanner – Whitehouse.

El método de TW2 sirve para estimar la edad introduciendo un factor de error muy pequeño y que se lleva utilizando prácticamente desde su definición ya que se ha demostrado en múltiples ocasiones que es el más preciso [Oestreich; 1997].

Conseguir que el error de nuestro método sea similar o inferior a este, será una conclusión final inmejorable para el proyecto.

Se muestra a continuación el error cuadrático medio introducido directamente por los resultados obtenidos; dichos resultados ya son directamente la edad por lo que no es necesario realizar ningún tipo de ajuste matemático en los datos experimentales [tabla 4.11].

	Edad	Resultados TW2		$(x-\langle x \rangle)^2$	ECM
masculino1	0,66	2,9		58,89	1,43
masculino2	1,84	3,7		47,25	
masculino3	2,95	3		57,36	
masculino4	3,97	4,6		35,68	
masculino5	4,47	5,4		26,77	
masculino6	5,89	6,1		20,01	
masculino7	6,39	7,6		8,84	
masculino8	7,73	8,8		3,15	
masculino9	8,22	9,2		1,89	
masculino10	9,56	10,1		0,22	
masculino11	10,54	11,3		0,53	
masculino12	11,54	12,8		4,96	
masculino13	12,52	14,1		12,43	
masculino14	13,41	14,9		18,72	
masculino15	14,42	16		29,44	
masculino16	15,23	16,8		38,77	
masculino17	16,59	17,7		50,78	
masculino18	17,88	17,9		53,67	
masculino19	18	18		55,15	
				$\langle x \rangle$	10,573684
				n	19

Tabla 4.11: Error cuadrático medio para el método de Tanner - Whitehouse.

4.6 Comparativa entre ambos métodos

La conclusión más relevante se fundamenta en la comparación del método postulado y desarrollado con el ya mencionado de Tanner – Whitehouse. El proceso se realizará con la variante de nuestro método en la que existe un menor error (método automático).

Los ECM de cada uno de los mismos se detallan en [tabla 4.11].

	Método manual		Tanner - Whitehouse	Método automático	
	Una distancia	Tres distancias		Una distancia	Dos distancias
ECM	2,05	1,65	1,43	1,25	0,81

Tabla 4.12: Comparativa del ECM.

El error introducido cometido por el método que se ha desarrollado en la investigación es muy pequeño y la edad estimada es prácticamente real [figura 4.12]. Si bien con una sola medida sería suficiente, puede observarse que la reducción en términos del ECM si aplicamos el método para dos observaciones es un hecho a considerar.

No solo se cumple el propósito deseado, introducir un factor de error similar al de Tanner - Whitehouse, si no que además es el menor de entre todos los casos que se han analizado.

Asimismo, el método manual comete un gran error de precisión y queda descartado al ser un estimador peor que el utilizado hoy en día.

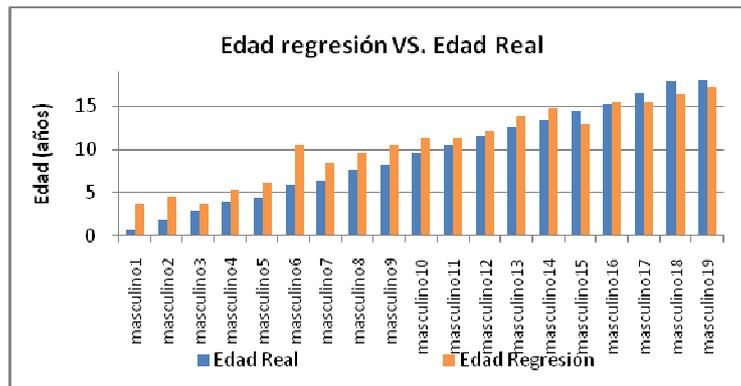


Figura 4.13: Método de regresión automatizado.

Con esta última información se puede dar por finalizada la investigación, habiendo conseguido estimar la edad ósea de manera automática así como la reducción del error presente en métodos anteriores.

Descripción de la aplicación

A lo largo de todos los capítulos anteriores se ha comentado una introducción de cara a la fisiología de la mano centrada en la determinación de la edad ósea [capítulo 2] y demostrado varias técnicas de procesado, segmentación y procesado morfológico.

La viabilidad de estas técnicas aplicadas al reto que se plantea se recoge en [capítulo 3] al aplicar una combinación de procesado, detección de bordes y procesado morfológico. Conseguida la segmentación completa de los huesos, se han aplicado diferentes métodos de obtención de la distancia entre píxeles para implementar una regresión, como se ve en el esquema del algoritmo completo [figura 5.1].

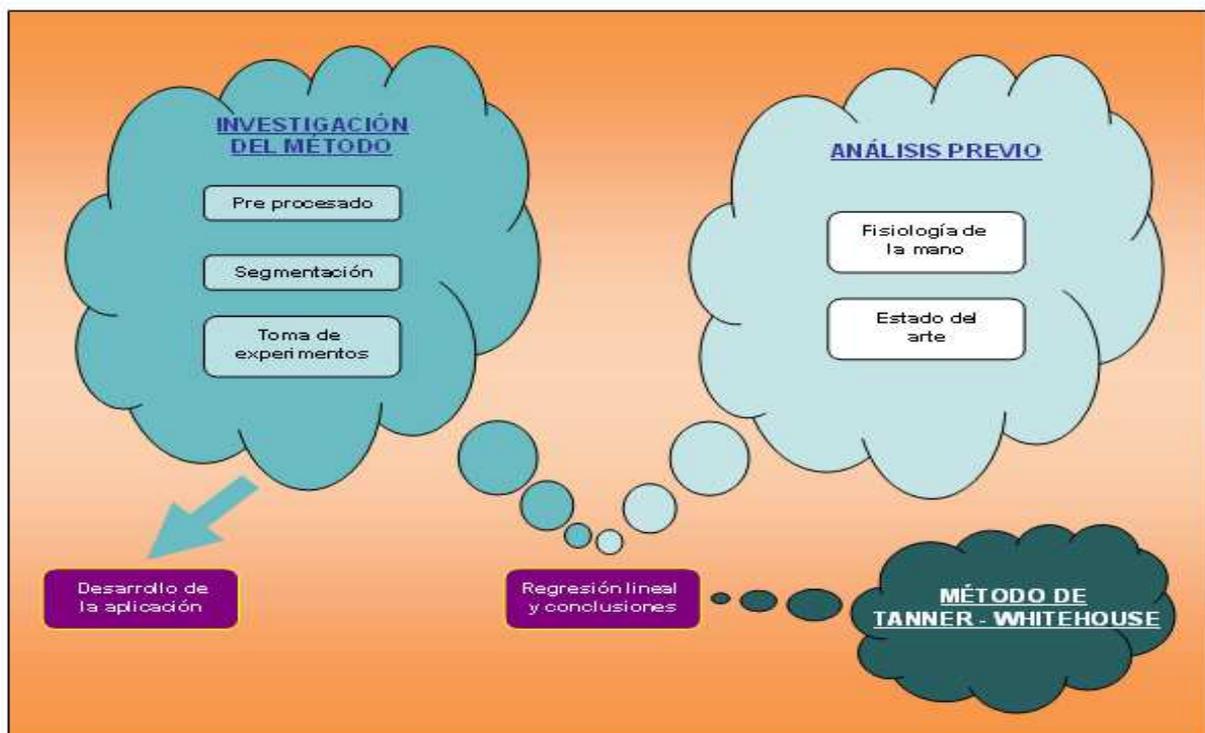


Figura 5.1: Algoritmo completo.

Como colofón a este análisis, se ha desarrollado una sencilla aplicación cuyo código puede verse al final del presente documento [apéndice] que permite ejecutar de forma rápida y fácil este conjunto de técnicas sobre la imagen deseada.

- Apertura de la aplicación e instrucciones de uso:

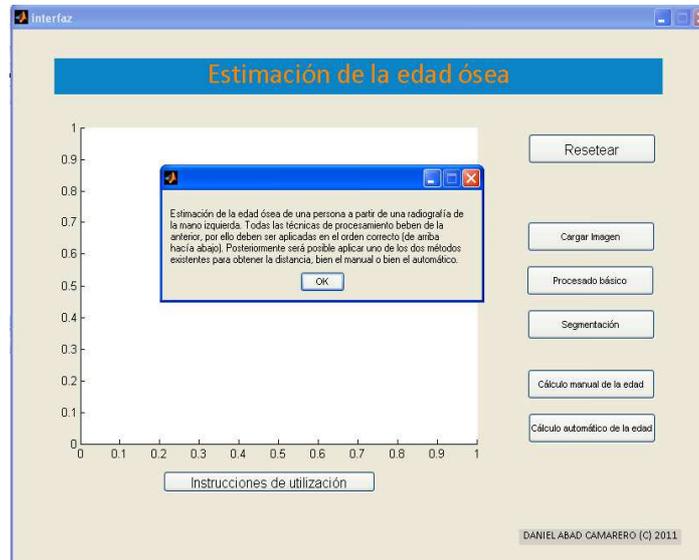


Figura 5.2: Interfaz de la aplicación.

- Cargar imagen:

Permite cargar la imagen deseada sobre la que se obtendrá la edad.

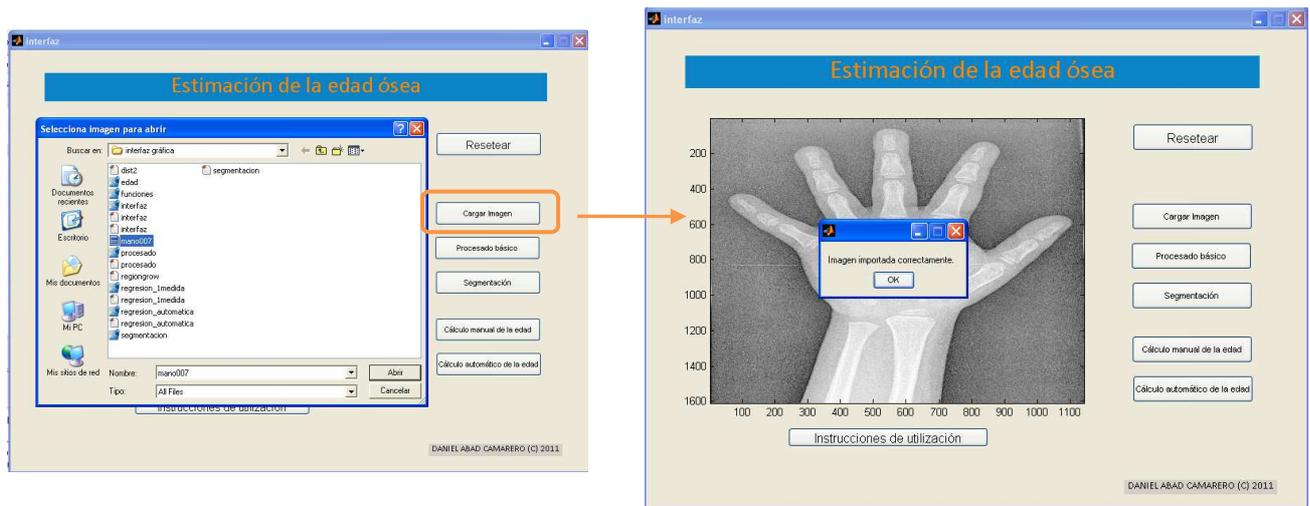
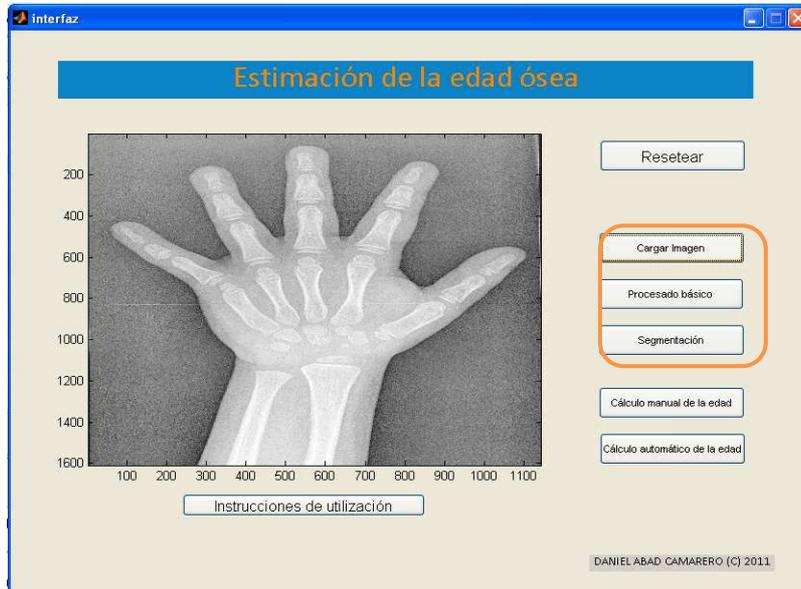


Figura 5.3: Carga de una imagen en la aplicación.

- Ejecución de las diferentes opciones del programa de cara a la segmentación:

Una vez esta cargada la imagen en la aplicación es posible tanto, aplicar únicamente el pre procesado como aplicar las dos técnicas de manera conjunta para extraer las características necesarias. Únicamente hay que pinchar en el botón correspondiente.



Y cuyo resultado se muestra a continuación:



Figura 5.4: Funcionamiento del proceso de segmentación en la aplicación.

- Obtención de la distancia

Una vez la imagen ha sido segmentado (en caso contrario será aplicada por el método para obtener la distancia) se puede obtener la distancia de manera sencilla:

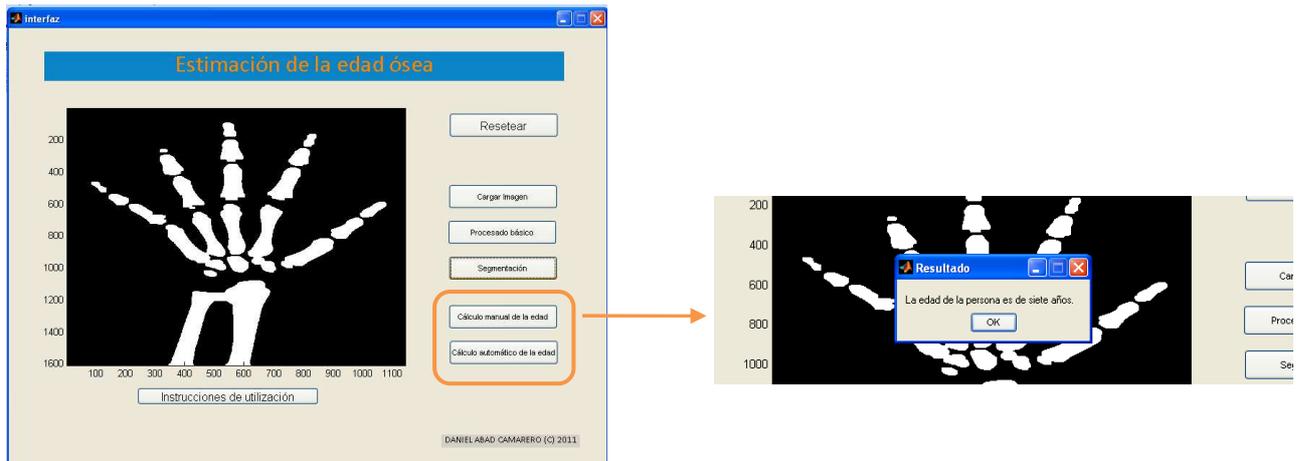


Figura 5.5: Segmentación completa en la aplicación.

- Reinicio de la aplicación:

Para terminar, la aplicación también dispone de una opción de reseteo ideal para eliminar todos los datos cargados y empezar el proceso desde el principio.

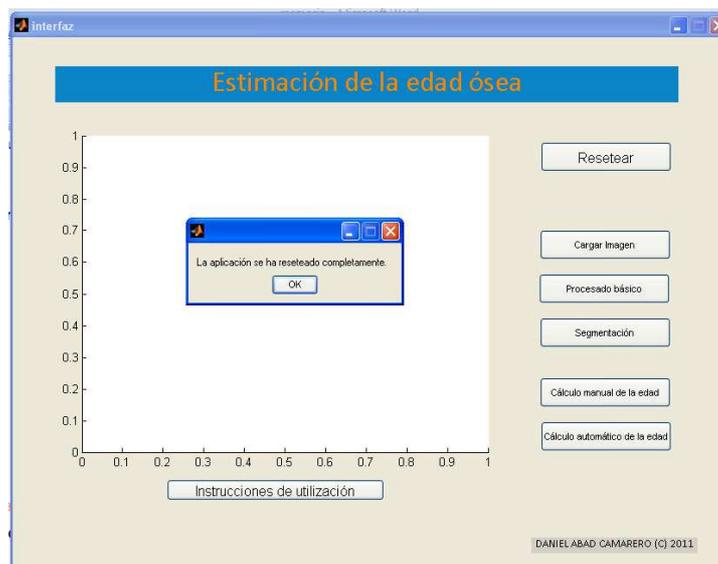


Figura 5.6: Reseteo de la aplicación.

Para construir esta aplicación se ha utilizado una interfaz gráfica GUI de Matlab [Fernández; 2007], donde se pueden implementar botones como objetos que permiten encarcelar la información del método.

Conclusiones y trabajo futuro

Como finalización del trabajo, se hará un repaso por las principales conclusiones que se han podido extraer durante el mismo y, lo que es más importante, de sus aplicaciones en un futuro más o menos cercano.

6.1 Conclusiones

A lo largo de este proyecto se ha presentado un nuevo método basado en el entrenamiento de un decisor para determinar la edad, procedimiento que se ha comparado con otro ya existente que cuenta con algunas complicaciones como la necesidad de automatización, para las que se ha tratado de buscar una solución determinada.

El primero de estos métodos se ha expuesto íntegramente en el proyecto, aún cuando del mismo no existe abundante información al respecto [capítulo 3] [capítulo 4.1] [capítulo 4.2] [capítulo 4.3] [capítulo 5]. Su objetivo principal ha sido estimar la edad ósea a partir de una radiografía de la forma menos supervisada posible.

La idea surge desde el análisis de varias radiografías, momento en que se observa que, al aumentar progresivamente el crecimiento, la anatomía tiene a juntarse y ocupar más espacio, disminuyendo la distancia entre los huesos.

A priori, la idea es sencilla: se trata de segmentar completamente todos los huesos y medir la distancia entre ellos. Sin embargo, la primera de las dificultades a las que ha sido necesario hacer frente es la necesidad de postular un método preciso a la par que simple para el usuario.

Destaca la importancia de los puntos que ya se han comentado en la introducción, tales como la necesidad de automatización y el problema de segmentación, que efectivamente se ha comprobado que están presentes y se solventan victoriosamente.

El segundo de estos métodos, se corresponde con el que se ha venido utilizando durante estos últimos años detallado en [capítulo 5]. Únicamente se ha analizado la misma información que en el caso anterior al objeto de ser posible una comparación acertada.

El método de Tanner – Whitehouse es el más eficiente de todos los que existen en la actualidad, por lo que es punto de referencia a la hora de establecer una comparación. Aunque en principio nuestro método pueda parecer ineficiente, no solo se ha demostrado que es totalmente válido, dado que el error introducido respecto a la edad real no supera el 5% en el computo de todos los casos y es tan solo de un 1,8% a la hora de determinar edades comprendidas entre los cinco y los dieciocho años, sino que en la mayoría de los casos llega a ser más preciso que el anteriormente citado donde el error medio es de un 30% (10% si no se considera a los recién nacidos).

Si bien es cierto que ambos métodos son muy imprecisos para calcular edades muy bajas (entre cero y dos años), para el resto de los casos se comportan como estimadores fiables, introduciendo un error aceptable en el resultado final.

Por último, surge la idea de regresión como método más robusto en términos de funcionamiento que el de Tanner – Whitehouse. Destacar también la reducción de costes que conlleva la aplicación de este método respecto a otros, ya que no requiere de ningún material ni elemento externo.

6.2 Futuras líneas de desarrollo

A pesar de que resultados del método son concluyentes y se ha desarrollado una aplicación muy simple que permite su ejecución inmediata, hay algunos aspectos que pueden ser mejorados, especialmente en el campo de la automatización. En alguno de los casos es posible conseguir que esa misma aplicación sea totalmente autónoma y válida para todos los tipos de imágenes.

Aunque el código se ha comportado de forma robusta durante los experimentos analizados, uno de los trabajos futuros dignos de mencionar es el correcto funcionamiento del método para todas las imágenes. La necesidad de automatización del método para otra clase de radiografías será de gran interés, ya que el algoritmo está diseñado para una aplicación médica y las radiografías que se han utilizado están codificadas en formato **dicom** o médico y **jpg**. De cara a un uso doméstico, es relativamente sencillo calibrar el dispositivo permitiendo la lectura de otro tipo de imágenes y modificando algunos parámetros de los diferentes filtrados y umbralización acordes a la nueva imagen.

Asimismo, y aunque el proceso de toma de distancias es efectuado de manera bastante simple y organizada, no estará de más que desaparezca la necesidad de seleccionar cada uno de los huesos sobre los que se quiere realizar la medida.

Si se consiguiese que, por defecto, la aplicación fuese capaz de extraer las distancias entre todos los huesos, se reduciría considerablemente la complejidad de cara al usuario, ya

que no existirá la necesidad de introducir ningún tipo de parámetro, a la par que el error generado por el propio método será mucho menor.

En cuanto a la obtención de los coeficientes del método de Tanner – Whitehouse, también es una buena opción el intento de automatización. En la investigación se han obtenido a partir de una aplicación web que se basa, a grosso modo, en la observación, dependiendo claramente de la visión del ejecutor.

Aunque este último punto requiere una complejidad elevada, al menos con los medios actuales, es un planteamiento que induce a reflexionar puesto que, si se consigue el mínimo error, el método será uno de los más eficientes que existen. Tengamos en cuenta que ya se está utilizando considerando el error actual y se supone de los mejores.

Pueden utilizarse, además, técnicas de regresión no lineal en el ajuste de los resultados reduciendo en error cuadrático introducido; las medidas tienden al ajuste de una curva de manera más precisa que utilizando un método lineal.

Por último, y en un concepto más general, mejorar la aplicación incluyendo una interfaz gráfica más potente y dotando al algoritmo de un mayor número de opciones, será un buen trabajo futuro. El problema radica en que, el aumento en el número y complejidad de las operaciones que se pueden realizar, necesariamente es inversamente proporcional a la sencillez computacional y de manejo para el usuario.

Diagramas de Gantt y presupuesto

En este capítulo se presenta la división en fases y sub fases para todas las tareas, así como los costes globales del proyecto imputables a gastos de personal y a las aplicaciones informáticas utilizadas.

7.1 División de fases

La planificación se compone de cuatro fases que han sido desarrolladas durante cuarenta y tres semanas a una media de trabajo de tres horas diarias.

INICIO	4 de octubre de 2010	FIN	31 de octubre de 2010
---------------	----------------------	------------	-----------------------

Plan de trabajo: Incluye desarrollo del mismo y estudio tecnológico.

INICIO	01 de noviembre de 2010	FIN	27 de marzo de 2011
---------------	-------------------------	------------	---------------------

Análisis y diseño: Incluye la parte de pre procesado y estudio de viabilidad de las diferentes técnicas de segmentación analizadas así como la selección de imágenes a utilizar.

INICIO	28 de marzo de 2011	FIN	10 de julio de 2011
---------------	---------------------	------------	---------------------

Implementación y experimentos: Desarrollo de la aplicación y toma de medidas.

NOTA: Estos dos últimos períodos comprende los meses de exámenes del primer y segundo cuatrimestre respectivamente, en cuyas semanas no se computa ningún avance sobre el proyecto.

INICIO	11 de julio de 2011	FIN	28 de septiembre de 2011
---------------	---------------------	------------	--------------------------

Escritura de la memoria y conclusiones finales: Comprende el cálculo del error introducido por cada una de la técnicas, así como la extracción de las conclusiones y plasmado de las mismas en la memoria.

7.2 Diagrama de Gantt

Capítulo 7. Diagramas de Gantt y presupuesto

El diagrama de Gantt es una herramienta gráfica que muestra todas las fases en las que se ha dividido el proyecto en su planificación, así como la dependencia y evolución entre ellas.

A partir de la imagen obtenida, es posible conocer de manera sencilla cuanto ha representado cada una de las tareas en cuanto a trabajo y complejidad requeridos, así como fechas de inicio y fin.

7.2.1 Planificación inicial

La planificación inicial versa desde la fecha de inicio del proyecto (4 de octubre de 2010) hasta la fecha de finalización estimada en el día 9 de mayo de 2011.

A continuación se pueden ver todas las tareas que se planificaron inicialmente así como la dependencia entre ellas en el diagrama de Gantt correspondiente [figura 7.1].

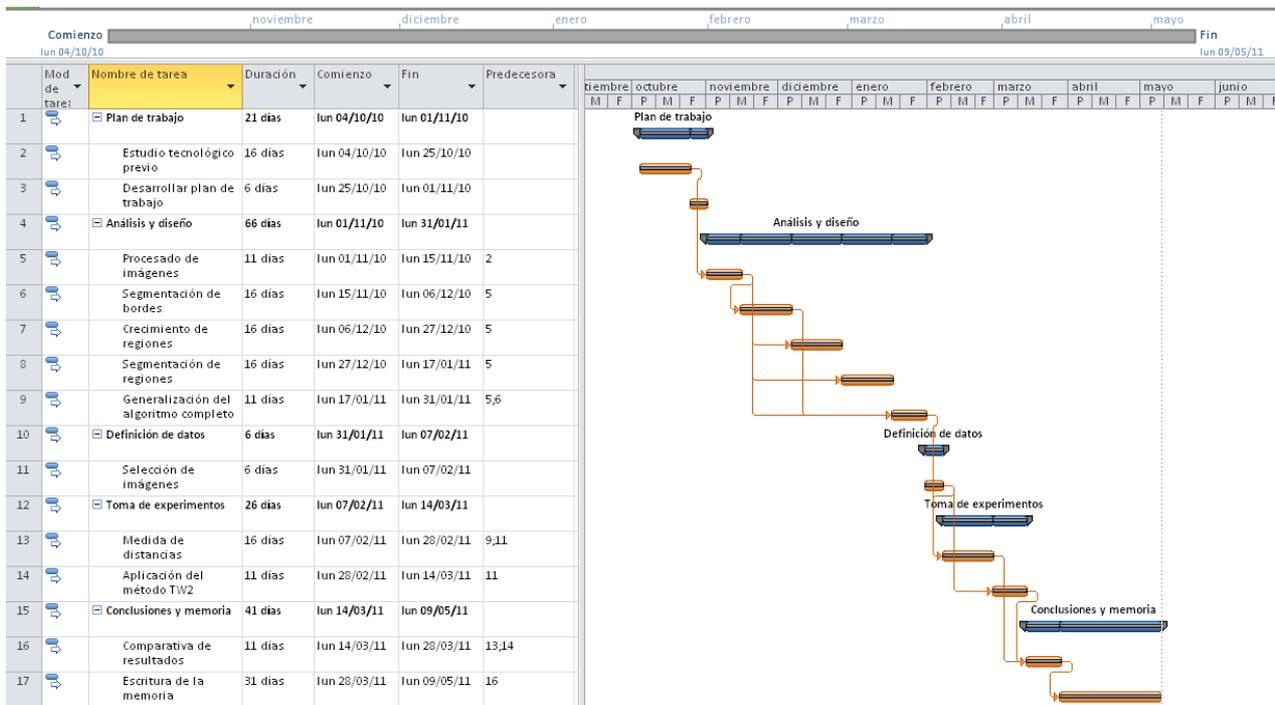


Figura 7.1: Diagrama de Gantt inicial.

7.2.2 Planificación real

La planificación se diseñó de tal manera que el proyecto estuviese acabado antes del verano, pero ha sido imposible. Debido a varios factores como los meses de exámenes en los que se hace más lento el avance, así como la necesidad de incluir nuevas tareas, especialmente en el ámbito de la automatización, han hecho que la finalización del proyecto se haya alargado hasta la última semana de septiembre.

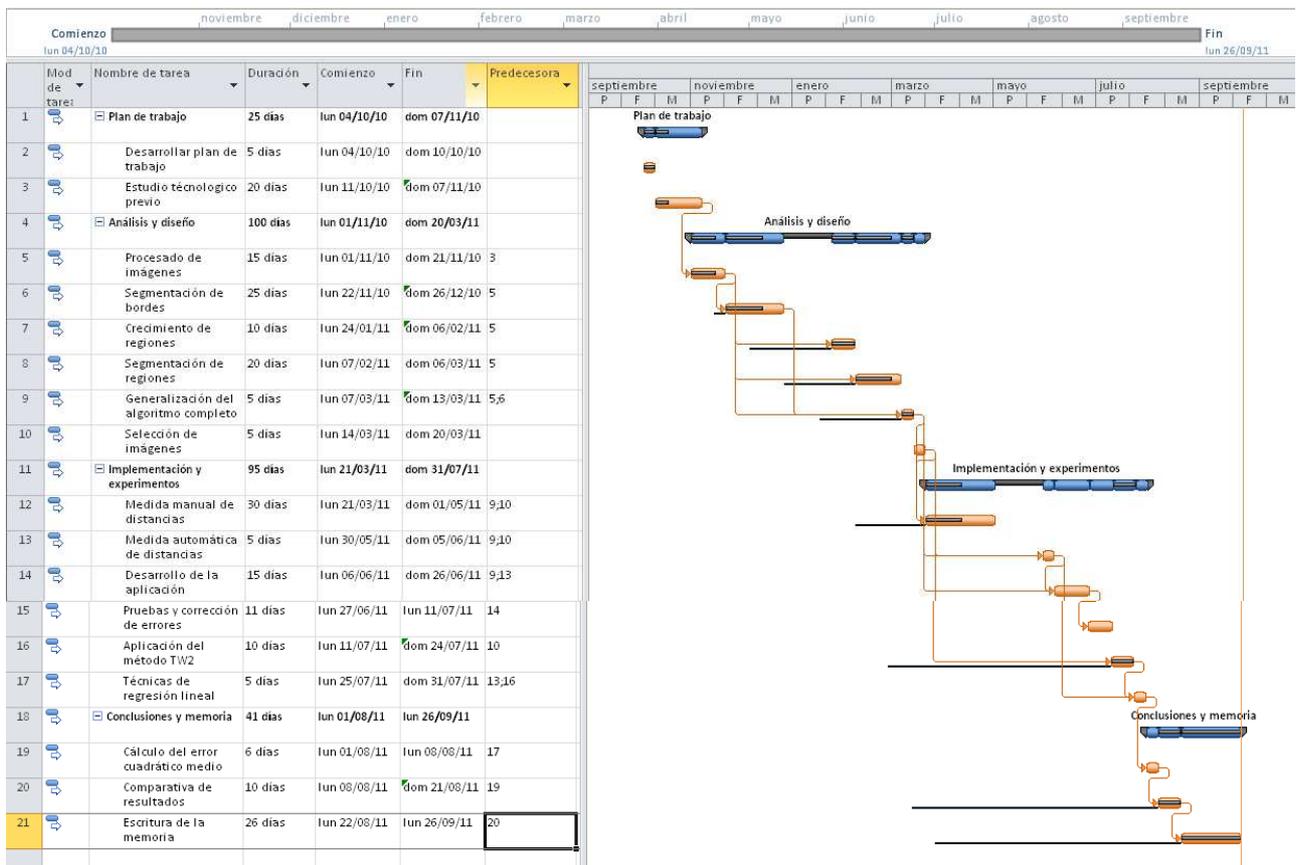


Figura 7.2: Diagrama de Gantt final.

Las líneas que aparecen en color negro representan el retraso de una tarea determinada y los espacios temporales sin ninguna tarea corresponden con los períodos de exámenes [figura 7.2].

7.3 Costes del proyecto

El coste global del proyecto asciende a 38.820 Euros que se divide en costes de personal, de equipos y otros costes directos. El número de horas que el personal ha trabajado en el mismo asciende a un total de 638 horas entre el ingeniero proyectista y el supervisor; el detalle según fase del proyecto se muestra en [tabla 7.1].

	Número de horas
Plan de trabajo	85
Análisis y diseño	215
Implementación y experimentos	113
Conclusiones y memoria	225

Tabla 7.1: Desglose de horas según fases.

El resto de costes provienen del equipo y licencias de los programas utilizados así como de los desplazamientos hasta el lugar de trabajo y la documentación utilizada.



UNIVERSIDAD CARLOS III DE MADRID

Escuela Politécnica Superior

.- Presupuesto total del Proyecto (valores en Euros):

33.470 Euros

.- Desglose presupuestario (costes directos)

PERSONAL

Apellidos y nombre	Categoría	Dedicación (horas)*	Coste hora *	Coste imputable
Abad Camarero, Daniel	Ingeniero Senior **	603	40,00	24.120,00
Leiva Murillo, José	Ingeniero Junior **	35	60,00	2.100,00
Total				26.220,00

* El coste de la hora se establece a 60€ / hora para un ingeniero junior y 40€ / hora para el ingeniero proyectista.

** Ingeniero junior corresponde con el trabajo del tutor e ingeniero junior se refiere al ingeniero proyectista.

EQUIPOS

Descripción	Coste (Euro)	% Uso dedicado	Coste imputable
Equipo de procesado	1.850,00	100	1.850,00
Licencia de Matlab	6.000,00	70	4.200,00
Licencia de M. Project	1.300,00	50	650,00
Total			6.700,00

El uso de las licencias de Matlab y M. Project se ha compartido con otros proyectos.

OTROS COSTES DIRECTOS DEL PROYECTO ***

Descripción	Empresa	Costes imputable
Desplazamientos	Universidad	550,00
Total		550,00

*** Este capítulo de gastos incluye todos los gastos no contemplados anteriormente

- Resumen de costes

	Costes Totales
Personal	26.220
Equipos	6.700
Otros costes	550
Total	33.470

El ingeniero proyectista;

Fdo. Daniel Abad Camarero

Glosario

GP: Método de Greulich – Pyle.

TW: Método de Tanner - Whitehouse.

TW1: Primera versión del método de Tanner - Whitehouse.

TW2: Segunda versión del método de Tanner - Whitehouse.

GMM: Modelo de mezcla de gaussianas.

ECM: Error cuadrático medio.

Referencias

[Academic Direct]

http://vl.academicdirect.ro/medical_informatics/bone_age/v1.0/

[Acheson; 1954] R. M. Acheson. "A method of assessing skeletal maturity from radiographs. A report from the Oxford child health survey". *J. Anat*, 1954.

[Adams y Bishof; 1994] R. Adams y L. Bishof. "Seeded Region Growing". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994.

[Amit; 2002] Y. Amit. "2D Object Detection and Recognition: Models, Algorithms and Networks". *Universidad de Chicago*, 2002.

[Bergasa; 2007] Luis Miguel bergasa. "Modelos flexibles en visión computacional". *Departamento de Electronica - Universidad de Alcala*, 2007.

[Canny; 1986] J.F. Canny. "A Computational Approach to Edge Detection". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986.

[Davis; 1975] L.S. David. "A survey of edge detection techniques". *Comput. Graphical Image Processing*, 1975.

[Dennis, May y Eisenberg; 2005] Cynthia A. Dennis, Chris R. May y Ronald L. Eisenberg. "Posiciones radiográficas. Manual de bolsillo". *Masson*, 2005.

[Digital Hand Atlas Database System]

<http://www.ipilab.org/BAAweb/>

[Duda y Hart; 1973] R. Duda y P Hart. "Pattern Classification and Scene Analysis". *Ed. Wiley*, 1973.

[Extevarria; 1999] J. Etxebarria Murgiondo. "Regresión Múltiple". La Muralla (Madrid), 1999.

[Fernández; 2007] Gonzalo Fernández de Córdoba Martos. "Creación de Interfaces Gráficas de Usuario (GUI) con MatLab". 2007.

[Fishman; 1981] L. Fishman. "Radiographic evaluation of skeletal maturation: a clinically oriented method based on hand-wrist films". *Angle Orthod*, 1981.

Referencias

- [González y Woods; 2002] R.C. González y R.E. Woods. "Digital Image Processing". *Prentice Hall (New Jersey)*, 2002.
- [Greulich y Pyle; 1959] W.W. Greulich y S.I. Pyle. "Atlas radiológico de desarrollo del esqueleto de la mano y muñeca". *Stanford University Press*, 1959.
- [Griffiths y Sarno; 1982] H.J. Griffiths y R.C. Sarno. "Radiología Moderna". *Nueva Editorial Interamericana (México – 1ª ed.)*, 1982.
- [Hernández; 2000] M. Hernández. "El Patrón de Crecimiento Humano. Métodos de Evaluación". XXIX Congreso Nacional Ordinario de Pediatría de la Asociación Española de Pediatría, (Tenerife), 2000.
- [Kleinbaum y Kupper; 1997] D.G. Kleinbaum y L.L. Kupper. "Applied Regression Analysis and other Multivariable Methods". Duxbury Press (Massachusetts, 3rd. ed), 1997.
- [Lim; 1990] J. S. Lim. "Two-Dimensional Signal and Image Processing". Prentice Hall (Englewood Cliffs), 1990.
- [Mallat; 1999] S. Mallat. "A Wavelet Tour of Signal Processing". Academic Press (San Diego – 2a ed.), 1999.
- [MatWorks; 2011] Manual de ayuda de la Image Processing Toolbox de MATLAB. *MatWorks*, 2011.
<http://www.mathworks.es/>
- [Nixon y Aguado; 2002] Mark Nixon y Alberto Aguado. "Feature extraction and image processing". *Academic Press (Elsevier)*, 2002.
- [Oestreich; 1997] A. E. Oestreich. "Tanner-Whitehouse versus Greulich-Pyle in Bone Age Determinations". *The Journal of Pediatrics*, 1997.
- [Parker; 1997] J. R. Parker. "Algorithms for Image Processing and Computer Vision". John Wiley & Sons (New York), 1997.
- [Potchen, Koehler y Davis; 1979] E.J. Potchen y P.R. Koehler y D.O. Davis. "Diagnóstico Radiológico". Salvat (Barcelona – 1ª ed.), 1979.
- [Seber; 1977] GAF Seber. "Linear Regression Analysis". *John Wiley & Sons (New York)*, 1977.
- [Sizonenko; 1972] P. C. Sizonenko. "Détermination et interpretation de l'âge osseux". *Rev. Pediatr*, 1972.
- [Snedecor y Cochran; 1989] G.W. Snedecor y W.G. Cochran. "Statistical Methods". *Iowa State University Press (8th ed)*, 1989.
- [Sobradillo; 2000] B. Sobradillo. "Estudio de la Maduración Ósea y Predicción de la Talla Adulta". XXIX Congreso Nacional Ordinario de Pediatría de la Asociación Española de Pediatría (Tenerife), 2000.

[Soille, 1999] P. Soille. *"Morphological image analysis: principles and Applications"*. Springer-Verlag, 1999.

[Tanner, Whitehouse, Healy y Goldstein; 1972] J. M. Tanner, R.H. Whitehouse, J. R. Healy, H. Goldstein. "A revised system for estimating skeletal maturity from hand and wrist radiographs with separate standards for carpals and other bones (TW2 system): standards for skeletal age". *International Children's Centre (París)*, 1972.

[Tanner, Whitehouse, Cameron, Marshall, Healy y Goldstein; 1998] J. M. Tanner, R.H. Whitehouse, W. Cameron, M. Marshall, J.R. Healy y H. Goldstein. "Valoración de la Maduración Esquelética y Predicción de la Talla Adulta (Método TW2)". *Ancora (Barcelona, 2a ed.)*, 1998.

[Tortora; 1999] Gerard J Tortora. "Principios De Anatomía Y Fisiología". *Harcourt Brace*, 1999.

[Varela; 1954] J. Varela. Tratado de Anatomía y Fisiología Humanas. *Editorial Ripollés (Bilbao)*, 1954.

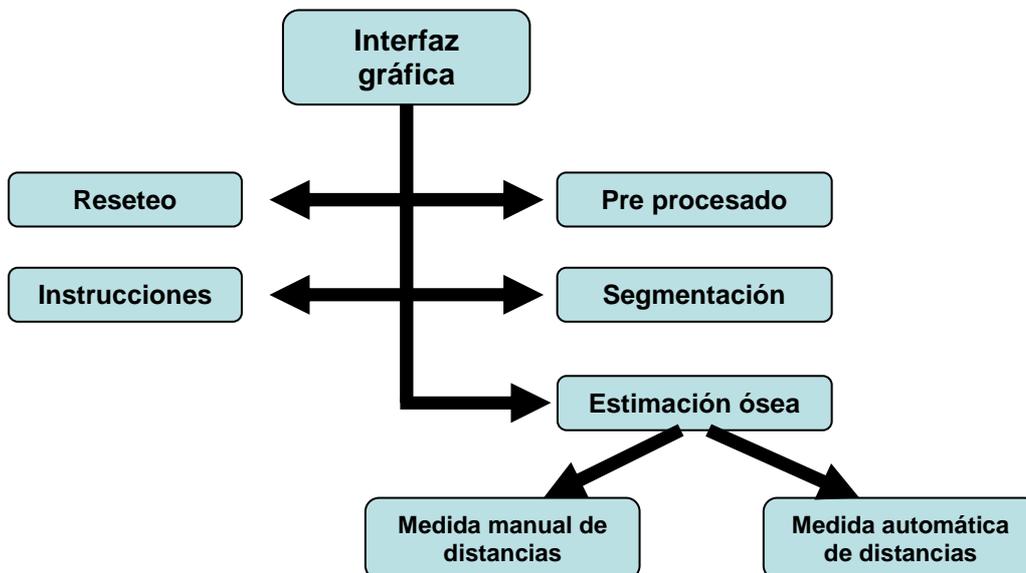
[Wells, Grimsom, Kikins y Jolesz; 1996] Wells III, W. Grimsom, R Kikins y F. Jolesz. "Adaptive segmentation of MRI data". *IEEE Trans. Med.*, 1996.

[Xiaohan, Yla-Jaaski, Huttunen, Vehkomaki, Sipild y Katila; 1992] Y. Xiaohan, J.Yla-Jaaski, O.Huttunen, T.Vehkomaki, O.Sipild, T.Katila. "Image segmentation combining region growing and edge detection". *IAPR International Conference on Pattern Recognition (Netherlands)*, 1992.

Apéndice

Código fuente de la aplicación

El desarrollo de la aplicación se basa en el diagrama de clases que se representa en la figura.



interfaz.m

```
% Author: Daniel Abad Camarero

function varargout = interfaz(varargin)
% INTERFAZ M-file for interfaz.fig
%   INTERFAZ, by itself, creates a new INTERFAZ or raises the
existing
%   singleton*.
%
%   H = INTERFAZ returns the handle to a new INTERFAZ or the handle
to
%   the existing singleton*.
%
%   INTERFAZ('CALLBACK',hObject,eventData,handles,...) calls the
local
```

```

%      function named CALLBACK in INTERFAZ.M with the given input
arguments.
%
%      Last update by Abad Camarero, Daniel at September 2011.
%
%      *See GUI Options on GUIDE's Tools menu. Choose "GUI allows
only one
%      instance to run (singleton)".

% Begin initialization code
gui_Singleton = 1;
gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
                  'gui_Singleton',  gui_Singleton, ...
                  'gui_OpeningFcn', @interfaz_OpeningFcn, ...
                  'gui_OutputFcn',  @interfaz_OutputFcn, ...
                  'gui_LayoutFcn',  [], ...
                  'gui_Callback',   []);
if nargin && ischar(varargin{1})
    gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
end

if nargout
    [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
else
    gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
end
% End initialization code

% Abrir interfaz
function interfaz_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin   command line arguments to interfaz (see VARARGIN)

% Choose default command line output for interfaz
handles.output = hObject;

% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% UIWAIT makes interfaz wait for user response (see UIRESUME)
% uiwait(handles.figure1);

% --- Outputs from this function are returned to the command line.
function varargout = interfaz_OutputFcn(hObject, eventdata, handles)
% varargout  cell array for returning output args (see VARARGOUT);
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)

% Get default command line output from handles structure
varargout{1} = handles.output;

% --- Executes just before GuiBasica is made visible.
function GuiBasica_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
% This function has no output args, see OutputFcn.

```

```
% hObject    handle to figure
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
% varargin   command line arguments to GuiBasica (see VARARGIN)

% Choose default command line output for GuiBasica
handles.output = hObject;
%Add variable to hold images (Agregar variable para almacenar
imágenes)
handles.myImage = [];
% Update handles structure
guidata(hObject, handles);

% Llamada a reseteo.
function pushbutton3_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton3 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
    clc;
    clear all;
    close all;

    try
        interfaz;
        msgbox('La aplicación se ha reseteado completamente.');
```

```
    catch
        msgbox('Error')
    end

% Llamada a cargar imagen.
function pushbutton1_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to CargarImagen (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
    try
        [filename,pathname] = uigetfile('*','Selecciona imagen para
abrir');
```

```

        if isequal(filename,0)
            % No hacer nada.
        else
            handles.myImage = dicomread(fullfile(pathname, filename));
            % mImagen2 = im2uint8(handles.myImage);
            mImagen2 = handles.myImage;

            imagesc(mImagen2, 'Parent', handles.axes1);
            colormap(gray);
        end
        guidata(hObject, handles);
        msgbox('Imagen importada correctamente.');
```

```
    catch
        msgbox('Error');
    end

% Llamada a procesado
function pushbutton5_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton5 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
    try
        guidata(hObject, handles);
```

```

mImage = handles.myImage;

mImagen2=procesado(mImage);

imagesc(mImagen2, 'Parent', handles.axes1);
colormap(gray);
msgbox('El pre-procesado ha sido aplicado satisfactoriamente.');
```

catch

```

    msgbox('Error');
end
```

% Llamada a segmentación

```

function pushbutton6_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton6 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
try
    % Comprobar que se ha hecho el procesado, si no hacerlo ahora.
    guidata(hObject, handles);
    mImage = handles.myImage;

    mImagen2=procesado(mImage);
    mImagen3=segmentacion(mImagen2);

    imagesc(mImagen3, 'Parent', handles.axes1);
    colormap(gray);
    msgbox('La segmentación no ha generado ningún error.');
```

catch

```

    msgbox('Error');
end
```

% Obtener Edad

```

function pushbutton7_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton7 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
try
    % Seleccionar zona de interes
    msgbox('Esta aplicación permite calcular la edad de la persona a
la que corresponde la radiografía segmentada manualmente; se abrirá
una ventana donde se debe seleccionar la zona de interés y los pixeles
entre los que se va a medir la distancia (en cualquier caso entre las
falanges media y distal del tercer dedo).');
```

```

    guidata(hObject, handles);
    mImage = handles.myImage;

    mImagen2=procesado(mImage);
    mImagen3=segmentacion(mImagen2);

    [edad] = regresion_1medida(mImagen3)
    close;

    switch edad;
case 0
    variable = 'cero';
case 1
    variable = 'uno';
```

```
case 2
    variable = 'dos';
case 3
    variable = 'tres';
case 4
    variable = 'cuatro';
case 5
    variable = 'cinco';
case 6
    variable = 'seis';
case 7
    variable = 'siete';
case 8
    variable = 'ocho';
case 9
    variable = 'nueve';
case 10
    variable = 'diez';
case 11
    variable = 'once';
case 12
    variable = 'doce';
case 13
    variable = 'trece';
case 14
    variable = 'catorce';
case 15
    variable = 'quince';
case 16
    variable = 'dieciséis';
case 17
    variable = 'diecisiete';
case 18
    variable = 'dieciocho';
end

msgbox(['La edad de la persona es de ', variable, ' años. '],
'Resultado');

catch
    msgbox('Error');
end

% Instrucciones
function pushbutton9_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton9 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
% handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
    msgbox('Estimación de la edad ósea de una persona a partir de una
radiografía de la mano izquierda. Todas las técnicas de procesamiento
beben de la anterior, por ello deben ser aplicadas en el orden
correcto (de arriba hacía abajo). Posteriormente será posible aplicar
uno de los dos métodos existentes para obtener la distancia, bien el
manual o bien el automático.');
```

```
% --- Executes on button press in pushbutton10.
function pushbutton10_Callback(hObject, eventdata, handles)
% hObject    handle to pushbutton10 (see GCBO)
% eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
```

```

% handles      structure with handles and user data (see GUIDATA)
try
    % Comprobar que se ha hecho el procesado, si no hacerlo ahora.
    msgbox('Esta aplicación permite calcular la edad de la persona a
la que corresponde la radiografía segmentada automáticamente; se
abrirá una ventana donde se deben seleccionar los huesos deseados (en
cualquier caso falanges media y distal del tercer dedo).');

    guidata(hObject, handles);
    mImage = handles.myImage;

    mImagen2=procesado(mImage);
    mImagen3=segmentacion(mImagen2);

    [edad] = regresion_automatica(mImagen3);
    close;

    switch edad;
    case 0
        variable = 'cero';
    case 1
        variable = 'uno';
    case 2
        variable = 'dos';
    case 3
        variable = 'tres';
    case 4
        variable = 'cuatro';
    case 5
        variable = 'cinco';
    case 6
        variable = 'seis';
    case 7
        variable = 'siete';
    case 8
        variable = 'ocho';
    case 9
        variable = 'nueve';
    case 10
        variable = 'diez';
    case 11
        variable = 'once';
    case 12
        variable = 'doce';
    case 13
        variable = 'trece';
    case 14
        variable = 'catorce';
    case 15
        variable = 'quince';
    case 16
        variable = 'dieciséis';
    case 17
        variable = 'diecisiete';
    case 18
        variable = 'dieciocho';
end

msgbox(['La edad de la persona es de ', variable, ' años. '],
'Resultado');

```

```
catch
    msgbox( 'Error' );
end
```

procesado.m

```
function [rfiltrada] = procesado(radiografia_entrada)

% Procesa una imagen con el objetivo de obtener el máximo grado de
% información y características básicas de cara a una futura
% segmentación o etiquetado.
%
% Tras varios meses de estudio se ha decidido utilizar una
conversión a
% double y un filtro de mediana para eliminar ruido. Es posible
% utilizar un filtro de media pero se ha determinado que elimina
% demasiada información
%
% Creado por Daniel Abad Camarero en septiembre de 2011
%

% Convertimos la imagen a una útil para nuestro caso
% Es decir, coma flotante normalizada, valores en el rango [0,1]
rc = (double(radiografia_entrada)./((2^16)-1)).*255;

% Función imadjust
low_in=0.55; high_in=0.66;
low_out=0.1; high_out=0.9;
gamma=0.2;
r_imadjust=imadjust(radiografia_entrada, [], [], gamma);
% figure;
% colormap(gray);
% imagesc(r_imadjust);
% title('gamma = 0,2');

% Corrección del margen dinámico
% Logarítmica
Kop =10;
gop = Kop * log10 (1+rc);
% figure;
% colormap(gray);
% imagesc(uint8(gop))
% title('Imagen aplicando la transformación logarítmica óptima:
K=10.');
```

```
% Exponencial
K3 = 0.01;
g3 = K3 * exp (rc);
% figure
% colormap(gray)
% imagesc(g3)
% title('Exponencial con parámetro K=0,01.');
```

```
% Filtro de media (a partir de máscara)
% Para una máscara de 3X3
a = ones(3);
% Multiplicamos por 1/9 para normalizar los elementos de la
ventana
b = a*1/9;
y = filter2(b,radiografia_entrada);
% figure
% colormap(gray);
% imagesc(y);
```

```
% title('Imagen filtrada con un filtro de media');
% % Filtramos la señal con un filtro de mediana
rfiltrada=medfilt2(rc);
% figure;
% colormap(gray);
% imagesc(rfiltrada);
% title('Imagen filtrada');

% Preprocesado con un filtro de apertura
se = strel('square', 10);
radiografia_procesada=imopen(rfiltrada, se);
% colormap(gray);
% imagesc(radiografia_procesada);
% title('Aplicación de un filtrado de apertura.');
```

end

segmentacion.m

```
function [rsalida] = segmentacion(reentrada)

% Segmenta una imagen previamente procesada a partir de un detector de
% bordes de tipo canny
%
% Creado por Daniel Abad Camarero en septiembre de 2011

reentradac = (double(reentrada)./((2^16)-1)).*255;

% Histograma
% figure
% colormap(gray);
% hist (reentrada(:),[0:255])

% Observando el histograma, y dado que el valor máximo es 10.4;
% probamos
% 11 sería el valor óptimo (valor más bajo) para quedarnos con la
% silueta de
% la mano
% NOTA: ESTE PARÁMETRO ES EL ÚNICO MODIFICAR PARA UNA RADIOGRAFÍA CON
% FORMATO DE ENTRADA DIFERENTE AL ÁCTUAL
rumbbral=(reentrada<10.4);

% Aplico un filtro de cerrado con elemento estructurante para eliminar
% pixeles sobrantes
se = strel('square', 45);
r=imclose(rumbbral, se);

% Invertimos la imagen y multiplicamos utilizando la silueta como
mascara
% figure;
inversion = 1-r;
% A partir de la operación rc*inversion se obtiene la máscara deseada
rmascara = inversion.*reentradac;

% Dado que utilizando procesado morfologico no sale nada, utilizamos
el
% comando edge
% Utilizando sigma como la desviación estándar de la gaussiana y donde
el
% tercer parametro es el desgranado (tresh), que tiene que ser muy
pequeño
% (rango 0-1) para detectar todos los huesos.
rbordes=edge(rmascara, 'canny', [0.01 0.05], 1.5);
% title('Realce de bordes');

% Quitamos la silueta, aplicando la misma mascara más pequeña
se = strel('square', 7);
mascarapequena=imerode(inversion, se);
rmascaral = mascarapequena.*rbordes;
% title('Reducción de la silueta');

% Procesado morfológico progresivo
se = strel('rectangle', [6 1]);
rcerrarhorizontal=imclose(rmascaral, se);
% title('Cierre con elemento estructural --');
se= strel('line', 6, 30);
```

```
rcerrardiagonalinter = imclose(rcerrarhorizontal, se);
% title('Cerrar con elemento diagonal a 30°');

se= strel('line', 6, 45);
rcerrardiagonal = imclose(rcerrardiagonalinter, se);
%title('Cerrar con elemento estructural diagonal a 45°');

se= strel('rectangle', [1 6]);
rcerrarvertical = imclose(rcerrardiagonal, se);
%title('cierre con elemento estructural |');

se= strel('line', 8, 135);
rcerrar135 = imclose(rcerrarvertical, se);
%title('cierre con elemento estructural diagonal a 135°');

se= strel('line', 8, 155);
rcerrar = imclose(rcerrar135, se);
% title('Cerrar a 140°');

% Rellenar
rrellenar = imfill(rcerrar, 'holes');
% title('Cierre');

% Nos quedamos con la parte de abajo y rellenos de nuevo
[x,y]=size(rrellenar);
dimension = round(x/3);
dimension2 = dimension + dimension;

% Guardamos las partes inferior y superior para anexarlas al resultado
final
partela = rrellenar(1:dimension2, 1:y);
partelb = zeros(dimension2, y);
rarriba = cat(1,partela,partelb);
rarriba = rarriba(1:x, 1:y);
parte2a = zeros(dimension, y);
parte2b = zeros(dimension, y);
parte2c = rrellenar(dimension2:x, 1:y);
rabajo = cat(1,parte2a,parte2b,parte2c);
rabajo = rabajo(1:x, 1:y);

% Quitamos la silueta, aplicando la misma mascara más pequeña
se = strel('square', 102);
mascarapequenal=imerode(inversion, se);
rmascara2 = mascarapequenal.*rabajo;
% title('Segunda reducción de la silueta, parte de abajo');

se = strel('rectangle', [50 5]);
rcerrarhorizontal2=imclose(rmascara2, se);
% title('Cierre con elemento estructural --');

se= strel('line', 30, 30);
rcerrardiagonalinter2 = imclose(rcerrarhorizontal2, se);
% title('Cerrar con elemento diagonal a 30°');

se= strel('line', 30, 45);
rcerrardiagonal2 = imclose(rcerrardiagonalinter2, se);
% title('Cerrar con elemento diagonal a 45°');
% Eliminar ruido de la silueta
se= strel('square', 1);
```

```

rquitar = imopen(rcerrardiagonal2, se);
% title('Eliminar ruido de la silueta');

se= strel('rectangle', [5 60]);
rcerrarvertical2 = imclose(rquitar, se);

se= strel('line', 30, 135);
rcerrar2 = imclose(rcerrarvertical2, se);

% Cerrado final
rrellenar2 = imfill(rcerrar2, 'holes');

% Reducción de la silueta, aplicando la misma máscara más pequeña
se = strel('square', 25);
mascarapequena2=imerode(inversion, se);
rarriba2 = mascarapequena2.*rarriba;
% title('Reducción de la silueta en la parte superior');

final = rarriba2+rrellenar2;

% Filtro de apertura para eliminar lo que no nos interesa
se = strel('square', 16);
rsalida=imopen(final, se);
% title('Imagen final');

end

```

Regresión_1medida.m

```
function [edad_redondeada] = regresion_1medida(radiografia_segmentada)

    % Devuelve la edad de la persona a partir de la toma de una medida
    % y de una regresión lineal.
    %
    % Se ha demostrado que se puede obtener un valor mucho más ajustado
    % ante la toma de un mayor número de medidas.
    %
    % Creado por Daniel Abad Camarero en septiembre de 2011
    %

% Seleccionar zona de interes
disp('Seleccione las dos esquinas deseadas para acotar la imagen');
figure;
colormap(gray);
imagesc(radiografia_segmentada);
[x_esquina1, y_esquina1] = ginput(1);
[x_esquina2, y_esquina2] = ginput(1);
radiografia_interes = radiografia_segmentada(y_esquina1:y_esquina2,
x_esquina1:x_esquina2);

imagesc(radiografia_interes);
title('Zona de interes');
disp('Pinche en el punto de inicio para medir la distancia');
[x_punto1, y_punto1]= ginput(1);
disp('Pinche en el punto final');
[x_punto2, y_punto2]=ginput(1);
x=[x_punto1 x_punto2];
y=[y_punto1 y_punto2];

h=imdistline(imdistline, x, y);
modulo = ((x_punto1-x_punto2)^2) + ((y_punto1-y_punto2)^2);
distancia = sqrt(modulo);

edad = 0.44*distancia;
edad_redondeada = round(edad);

end
```

Regresión_automática.m

```
function [edad_redondeo]=regresion_automatica(radiografia_segmentada)

    % Devuelve la edad de la persona a partir de la toma de una medida
    % y de una regresión lineal de forma automática.
    %
    % Creado por Daniel Abad Camarero en septiembre de 2011

figure;
colormap(gray);
imagesc(radiografia_segmentada);

% Seleccionar huesos
disp('Seleccione los dos huesos entre los que desea medir la
distancia');
[sizex sizey] = size(radiografia_segmentada);
[x_esquina1, y_esquina1] = ginput(1);
[x_esquina2, y_esquina2] = ginput(1);
x1 = round(x_esquina1);
y1 = round(y_esquina1);
s1 = zeros(sizex,sizey);
s1(y1, x1) = 1;
umbral = 0.5;
[rcrecimiento1, numero_regiones1, semillas1, pixeles_umbral1] =
regiongrow(radiografia_segmentada, s1, umbral);
x2 = round(x_esquina2);
y2 = round(y_esquina2);
s2 = zeros(sizex,sizey);
s2(y2, x2) = 1;
[rcrecimiento2, numero_regiones2, semillas2, pixeles_umbral2] =
regiongrow(radiografia_segmentada, s2, umbral);
rcrecimiento = rcrecimiento1 + rcrecimiento2;
% figure;
% imagesc(rcrecimiento);

% Etiquetado de regiones
[rcrecimiento_etiquetado, n_regiones] = bwlabel(rcrecimiento, 8);
% figure;
% imagesc(rcrecimiento_etiquetado);

% Cálculo de la matriz de distancias
distancias = dist2(rcrecimiento1, rcrecimiento2);
vector_distancias = distancias(:);
distancias_no_nulas = find(vector_distancias>0);
distancia = sqrt(min(distancias_no_nulas));

edad = 0.48*distancia;
edad_redondeo = round(edad);

end
```

Regiongrow.m

```
function [g, NR, SI, TI] = regiongrow(f, S, T)
%REGIONGROW Perform segmentation by region growing.
% [G, NR, SI, TI] = REGIONGROW(F, SR, T). S can be an array (the
% same size as F) with a 1 at the coordinates of every seed point
% and 0s elsewhere. S can also be a single seed value. Similarly,
% T can be an array (the same size as F) containing a threshold
% value for each pixel in F. T can also be a scalar, in which
% case it becomes a global threshold.
%
% On the output, G is the result of region growing, with each
% region labeled by a different integer, NR is the number of
% regions, SI is the final seed image used by the algorithm, and TI
% is the image consisting of the pixels in F that satisfied the
% threshold test.
%
% Copyright 2002-2004 R. C. Gonzalez, R. E. Woods, & S. L. Eddins
% Digital Image Processing Using MATLAB, Prentice-Hall, 2004
% $Revision: 1.4 $ $Date: 2003/10/26 22:35:37 $

f = double(f);
% If S is a scalar, obtain the seed image.
if numel(S) == 1
    SI = f == S;
    S1 = S;
else
    % S is an array. Eliminate duplicate, connected seed locations
    % to reduce the number of loop executions in the following
    % sections of code.
    SI = bwmorph(S, 'shrink', Inf);
    J = find(SI);
    S1 = f(J); % Array of seed values.
end

TI = false(size(f));
for K = 1:length(S1)
    seedvalue = S1(K);
    S = abs(f - seedvalue) <= T;
    TI = TI | S;
end

% Use function imreconstruct with SI as the marker image to
% obtain the regions corresponding to each seed in S. Function
% bwlabel assigns a different integer to each connected region.
[g, NR] = bwlabel(imreconstruct(SI, TI));
```