



Escuela Superior de Ingenieros de Sevilla

Proyecto Fin de Carrera

Titulo del Proyecto	Algoritmos e Interfaz Gráfico para la Detección de Desviaciones y Anomalías de la Parte Dorsal de la Columna Vertebral
Tutor	Rubén Martín Clemente Área de Teoría de la Señal y Comunicaciones
Autor	Joaquín Núñez Rodríguez

Dedicado a:

Rubén, por su bondad, dedicación y comprensión.

*Mis padres, hermano y mis tíos Belén y José Luis,
por su apoyo continuo.*

*Mis amigos de la Carrera, por haber aprendido
tanto de ellos a lo largo de estos años y con el deseo
de que sigamos viéndonos a pesar de que nuestros
futuros profesionales nos alejen.*

*Mis amigos del Colegio, por valorarme tanto y
siempre contar conmigo para todo.*



INDICE

1	INTRODUCCIÓN.....	7
2	CONCEPTOS ANATÓMICOS DE LA COLUMNA VERTEBRAL.....	9
2.1	Introducción.....	9
2.2	Conceptos básicos	11
2.2.1	Fisiología de la columna vertebral	11
2.2.1.1	Estructura ósea	11
2.2.1.2	Biomecánica de la columna.	13
2.2.1.3	Desviaciones de la Columna Vertebral.....	13
2.2.1.3.1	Escoliosis	13
2.2.1.3.1.1	Medida de la Escoliosis.....	14
2.2.1.3.1.2	Tratamiento	17
2.2.1.3.2	Cifosis	18
2.2.1.3.2.1	Medidas de la Cifosis.....	20
2.2.1.3.2.2	Tratamiento	20
2.2.1.3.3	Lordosis	21
2.2.1.3.3.1	Medidas de la lordosis.....	22
2.2.1.3.3.2	Tratamiento de la lordosis.....	22
2.3	Procedimientos de diagnóstico.....	23
3	SITUACIÓN ACTUAL.....	24
4	TÉCNICAS DE PROCESADO DIGITAL DE IMÁGENES APLICADAS A LA RADIOLOGÍA DIGITAL	25
4.1	La Radiología Digital	25
4.1.1	Transformación Analógico-Digital de la Imagen.....	26



4.1.2	Ventajas de la imagen digital	28
4.2	Técnicas Básicas de Procesado de Imagen	31
4.2.1	Relaciones Básicas entre píxeles	35
4.2.1.1	Medidas de Distancia	35
4.2.1.2	Vecinos de un píxel	37
4.2.2	Técnicas de realce de imagen	38
4.2.2.1	Transformaciones del histograma	38
4.2.2.2	Segmentación	41
4.2.2.2.1	Segmentación basado el histograma (umbralización)	42
4.2.2.2.2	Segmentación basada en regiones	43
4.2.2.2.3	Segmentación basada en los contornos	45
4.2.2.3	Filtrado	45
4.2.3	Reducción de ruido	48
4.2.3.1	Filtrado lineal	48
4.2.3.2	Filtro de mediana	50
4.2.4	Corrección de exposición	51
4.2.5	Operaciones aritméticas y geométricas	52
4.2.6	Detección de Contornos	54
4.2.6.1	Operadores basados en máscaras direccionales	58
4.2.6.2	Operadores basados en la primera derivada	60
4.2.6.3	Aproximaciones discretas del operador gradiente	62
4.2.6.4	Justificación de algunos operadores	69
4.2.6.4.1	Justificación de operador de Prewitt	69
4.2.6.4.2	Justificación del Operador de Sobel	70
4.2.6.5	Implementación	73
4.2.6.6	Influencia del tamaño del operador	74
4.2.6.7	Combinado de suavizado y gradiente. Operador DroG	75
4.2.6.8	Operadores basados en la segunda derivada (Laplaciana)	78
4.2.6.8.1	Implementación de la Laplaciana	79
4.2.6.9	Combinado de Suavizado y Laplaciana. Operador LOG	82
4.2.6.10	Detector de Bordes de Canny	85



4.2.6.11	Detector de Shen Castan	87
4.2.7	Estimadores comunes de la imagen	88
4.2.7.1	Estimadores de forma	88
4.2.7.2	Estimadores de textura	96
4.2.7.2.1	Dimensión Fractal	97
4.2.7.2.2	Vector Dispersion	98
4.2.7.2.3	Curvatura de la Superficie	99
4.2.7.2.4	Estadísticos de Longitud de Cadena (Run-Length Statistics).....	102
4.2.7.2.5	Matriz de Concurrencia	103
5	ANÁLISIS DE LA IMAGEN	107
6	OBTENCIÓN DE CURVAS	120
7	INTERFAZ GRÁFICO	125
7.1	Base de Datos	125
7.2	Adquisición de Imágenes.....	126
7.3	Visualización de las Imágenes.....	127
7.4	Visualización de los Resultados.....	128
8	MANUAL DEL PROGRAMA.....	131
8.1	Nuevo Paciente.....	131
8.1.1	Cortes	132
8.1.2	Radiografías.....	137
8.2	Acceso a Base de Datos.....	137
9	CONCLUSIONES.....	139



10	LÍNEAS DE DESARROLLO.....	140
11	APÉNDICE	144
11.1	El estándar DICOM	144
11.1.1	El estándar ACR-NEMA 2.0.....	145
11.1.2	El estándar DICOM.....	146
12	BIBLIOGRAFÍA.....	150



1 Introducción

Muchos han sido los avances que se han dado en la medicina pero uno de los más grandes ha sido la obtención de *imágenes médicas*. Una vez obtenidas dichas imágenes, actualmente se está buscando un paso más: obtener de forma automática valores que nos ayuden a diagnosticar *patologías*, con esta misma idea hay desde sistemas que detectan tumores en cualquier zona del cuerpo hasta los que detectan malformaciones en los pies.

Este proyecto ahondando en la idea anterior lo que busca es darnos una herramienta que nos permita tanto *detectar desviaciones de la columna vertebral* concretamente de la parte dorsal (escoliosis, lordosis y cifosis) como una herramienta para estudiar cada vértebra de la columna vertebral para posibles investigaciones en dicho campo facilitando para ello un *interfaz de análisis*.

Todo esto teniendo en cuenta que la tecnología de la información va a influenciar, sin duda, el diagnóstico médico a través del procesado de imágenes y su estructura organizativa, con la ventaja de que las futuras generaciones de médicos van a estar familiarizadas con ordenadores personales, el trabajo en red y las técnicas de procesado de imágenes.

Los nuevos sistemas de detección son compactos en tamaño y adaptables a los equipos de radiología, pueden adquirir imágenes digitales con una alta eficiencia de detección cuántica. La tendencia es que, empleando tiempos de exposición cortos de Rayos X, se obtendrán imágenes de calidad suficiente, que serán interpretadas en monitores de alta resolución, disminuyéndose el uso de películas con la consiguiente reducción de costes.

Parece, en definitiva que en los próximos años nos dirigimos hacia un incremento de la utilización de las imágenes digitales tanto en la radiología como en otros campos de la medicina.

A pesar de todo las perspectivas futuras de la radiología digital son difíciles de predecir, especialmente en tiempos en los que muchos puntos de referencia se están moviendo o desapareciendo. Durante estas últimas dos



décadas, la imagen digital no sólo ha ido ganando terreno a los sistemas convencionales de radiología, sino que ha ido modificando el entorno de trabajo poco a poco, dos aspectos van a tener probablemente un especial protagonismo en esta nueva época que se avecina para la radiología digital: los sistemas de comunicación y los nuevos métodos de obtención de radiología digital directa.



2 Conceptos anatómicos de la columna vertebral

2.1 Introducción.

En los últimos años unos de los más importantes problemas que sufren las personas son los de espalda, ya sea tanto como consecuencia de un accidente como de los malos hábitos adquiridos.

La espalda posibilita el movimiento del cuerpo y su sostenimiento. Para ello está dotada de un sistema músculo-esquelético muy potente, logrando el cuidado y protección de la médula espinal, de la cuál salen todas las raíces nerviosas necesarias para todas nuestras actividades anatómicas.

No hay que olvidar que el peso de nuestro cuerpo es soportado por la columna vertebral y los músculos de la espalda, dando como resultado en el hombre la bipedestación. De ahí la importancia del aparato muscular y óseo en la espalda, a diferencia de los animales en que el peso del cuerpo se reparte entre cuatro apoyos (cuatro patas) y en los cuales las lesiones y enfermedades de su espalda son mucho menos importantes.

Otro punto a destacar, dada la bipedestación, consiste en que la espalda, junto con las extremidades inferiores, confieren a nuestro cuerpo el sentido de equilibrio, manteniendo el centro de gravedad estable necesario tanto para estar de pie como en la marcha. La línea del centro de gravedad cae a través de las principales articulaciones vertebrales que soportan el peso: dorsal I (D1), dorsal XII (D12) y lumbar V (L5).

Gracias a la composición articulada de la columna vertebral podemos realizar movimientos de flexión, extensión, rotación y flexión lateral. Todos ellos con las limitaciones que determina la anatomía articular.

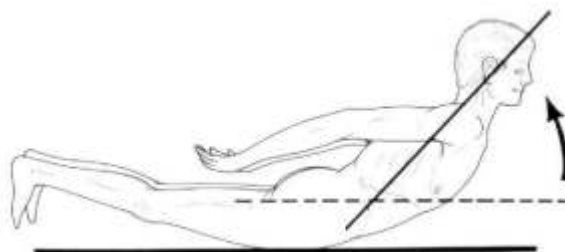


Figura 1. Movimiento de extensión

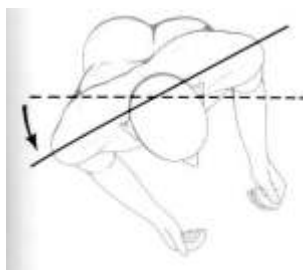


Figura 2. Movimiento de rotación

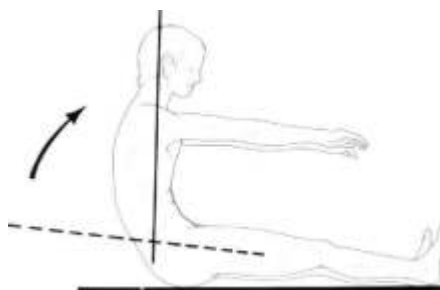


Figura 3. Movimiento de flexión

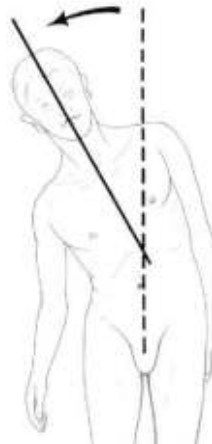


Figura 4. Movimiento de flexión lateral

Todo ello ha influido a la hora de realizar continuos avances en el estudio de las posibles alteraciones de la columna vertebral tanto desde el punto de vista de la prevención como del estudio continuo del tratamiento.

Obedeciendo a esta necesidad de establecer diagnósticos precisos, y teniendo en cuenta que en la actualidad han aparecido instrumentos que nos permiten obtener imágenes digitales de la columna vertebral (Rx, MRI, TAC), el siguiente paso lógico es el de crear sistemas capaces de procesar dichas imágenes, convirtiéndose así en herramientas más eficientes y precisas que las usadas actualmente para evaluar dichas alteraciones.

2.2 Conceptos básicos

2.2.1 Fisiología de la columna vertebral

2.2.1.1 Estructura ósea

En el ser humano la columna vertebral está constituida por 33 vértebras, que son, según su número y localización:

- 7 *cervicales* (la 1ª llamada Atlas(C1) y la 2ª Axis(C2))



- 12 *dorsales* o *torácicas*

- 5 *lumbares*

- 5 *sacras* (sin articulación entre ellas pues están fundidas y componen el hueso llamado Sacro)

- 4 *coccígeas* (sin articulación entre ellas pues están fundidas y componen el hueso llamado cóccix - tampoco existe articulación entre el sacro y el cóccix; según teorías evolutivas sería la reminiscencia del rabo o cola correspondiente a otras especies animales)

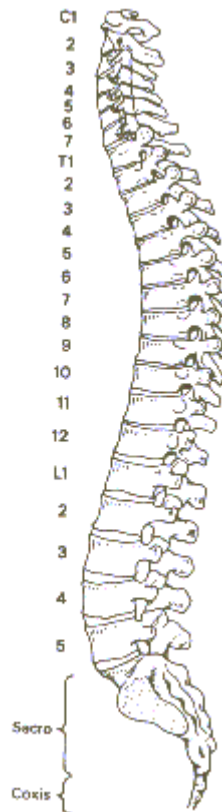


Figura 5.-Esquema Columna Vertebral

Esta distribución siempre es así, salvo en las anomalías denominadas lumbarización y sacralización.

Si observamos la columna vista de perfil, obtendremos la siguientes curvaturas anatómicas:



- LORDOSIS CERVICAL: curvatura cóncava hacia atrás
- CIFOSIS DORSAL: curvatura convexa hacia atrás
- LORDOSIS LUMBAR: curvatura cóncava hacia atrás

Estas tres curvas son vistas desde el lateral, si lo viéramos frontalmente no caracterizaríamos de igual forma a la curva de la columna vertebral. Dependiendo de que se produzca una mayor o menor curvatura de éstas, diremos que tenemos lordosis, cifosis, mientras que para la detección de la escoliosis tenemos que ver otra perspectiva de la columna.

Nuestro estudio ira encaminado a la zona dorsal.

2.2.1.2 Biomecánica de la columna.

Las vértebras de la columna se relacionan entre sí determinando una serie de puntos de referencia, ejes, ángulos, planos arcos o bóvedas etc. Lo más notorio de la columna vertebral es la disposición que toman las vértebras formando una solución mecánica arquitectónica de gran eficacia para sostener el peso del cuerpo, tanto en posición estática como en marcha.

2.2.1.3 Desviaciones de la Columna Vertebral

2.2.1.3.1 Escoliosis

El término se refiere a la desviación lateral de la columna vertebral. La palabra viene del griego "Skoliosis", que significa joroba. Esta desviación está acompañada de rotación de los cuerpos vertebrales, por lo que se dice que la escoliosis es una deformidad tridimensional. Parece existir un factor hereditario importante, hasta un 20% de los hijos de pacientes con la enfermedad la sufren. De cada 5 hembras sólo 1 varón sufre la enfermedad.



Figura 6. Escoliosis



Existen varios tipos de clasificaciones, así dependiendo del momento en la vida en el que aparecen se clasifica en;

- ✓ *Congénita*, de nacimiento
- ✓ *Infantil*, en la época infantil.
- ✓ *Idiopática* del adolescente.
- ✓ *Escoliosis Neuromuscular*.

Existe también escoliosis asociada a enfermedades como la *Neurofibromatosis*, *Síndrome de Marfan*, *Dwarfismo*, Infecciones, Trastornos metabólicos.

A pesar de todo esto también hay otra clasificación dependiendo de la flexibilidad de la curva:

- ✓ *Escoliosis No "Estructurada"*, es una curva flexible, es decir, puede corregirse si el paciente está decúbito o si se elimina la causa subyacente: una extremidad más corta, deformidades de la cadera o espasmo de las masas musculares.
- ✓ *Escoliosis "Estructurada"*, es una deformidad rígida de la columna vertebral. Existen deformidades de los discos, vértebras y costillas.

Para la detección de la escoliosis es necesaria una proyección frontal de la parte dorsal de la columna vertebral, en el caso de curvas rígidas también es necesaria una proyección lateral y una proyección forzada hacia cada uno de los lados para ver la variación de la columna.

2.2.1.3.1.1 Medida de la Escoliosis

Para evaluar los distintos tipos de escoliosis deben introducirse ciertos términos y medidas. Las medidas de la severidad de la curva escoliótica tienen una aplicación práctica no sólo en la selección de pacientes para el tratamiento quirúrgico, sino también para monitorizar los resultados en la terapia correctiva. Dos métodos ampliamente aceptados para la medida de la curva son el de *Lippman-Cobb* y el de *Risser-Ferguson*. Las medidas obtenidas por estos métodos, sin embargo no son comparables. Los valores suministrados por el



método de *Lippman-Cobb*, el cuál determina el ángulo de curvatura solamente por los extremos de la curva escoliótica, que depende solamente de la inclinación de las vértebras de los extremos, son normalmente mayores que los que da el método de *Risser-Ferguson*, Esto también se aplica al porcentaje de corrección determinado por los métodos; el porcentaje de corrección más favorable se obtiene por el método de *Lippman-Cobb*. El último método, que ha sido adoptado y estandarizado por la *Scoliosis Research Society*, clasifica la severidad de la curvatura escoliótica en siete grupos.

Grupo	Ángulo de Curvatura
I	<20°
II	21°-30°
III	31°-50°
IV	51°-75°
V	76°-100°
VI	101-125°
VII	>125°

Otra técnica para medir el grado de escoliosis, introducida por *Greenspan* y colaboradores (*Orthopedic Radiology, 3rd Ed Adam Greenspan, Lippincott Williams & Wilkins*), utiliza un *índice escoliótico*, diseñado para dar una representación más comprensible y fiable a la curva escoliótica. Esta técnica mide la desviación de cada vértebra afectada desde la línea espinal vertical determinada por los puntos en el centro de la vértebra inmediatamente por encima de la vértebra del extremo superior de la curva y el centro de la vértebra inmediatamente por debajo de la vértebra del extremo inferior. La característica más valorable es que minimiza la influencia de la



sobrecorrección de las vértebras de los extremos en el ángulo medio, una crítica frecuente de la técnica de *Lippman-Cobb*. Además, segmentos cortos o curvaturas mínimas, frecuentemente difíciles de medir, son más fáciles de hacerlo con esta técnica.

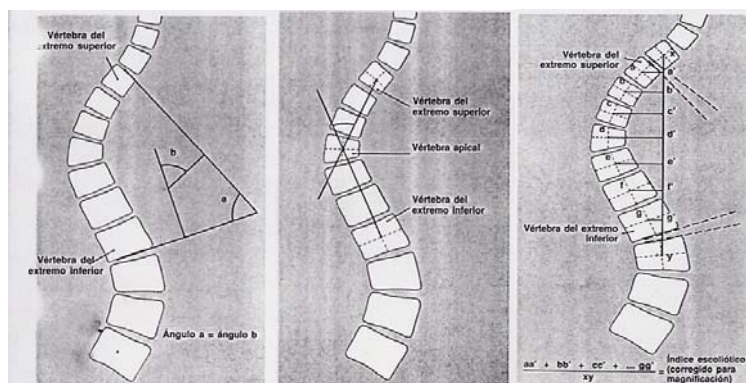


Figura 7. Ángulo de Cobb, Ángulo de Risser Ferguson e índice de Cobb o escoliótico respectivamente.

Además de medir la curvatura escoliótica, la evaluación radiológica de la escoliosis también requiere la determinación de otros factores. La medida del grado de rotación de la vértebra del segmento implicado puede obtenerse por dos métodos actualmente en uso. La técnica de *Cobb* para graduar la rotación utiliza la posición de las apófisis espinosas como punto de referencia. En la radiografía anteroposterior normal de columna las apófisis espinosas aparecen en el centro del cuerpo vertebral si no hay rotación. Cuando el grado de rotación aumenta, la apófisis espinosa migra hacia la convexidad de la curva. El *método de Moe*, también basado en las medidas obtenidas en la proyección anteroposterior de la placa de columna, usa la simetría de los pedículos como punto de referencia, con la migración de los pedículos hacia la convexidad de la curva para determinar el grado de rotación vertebral.

El factor final en la evaluación de la escoliosis es la determinación de la madurez esquelética. Esto es importante tanto para el pronóstico como para el tratamiento de la escoliosis, particularmente la del tipo idiopática, ya que existe un potencial para una progresión significativa del grado de curvatura hasta que la madurez esquelética no se ha alcanzado. La edad esquelética puede



determinarse por comparación de una radiografía de la mano del paciente con las convencionales para las distintas edades disponibles en los atlas radiológicos. También puede valorarse por la observación radiológica de la oscilación de las apófisis en el anillo vertebral o como frecuentemente se hace, por la osificación de las apófisis ilíacas.



Figura 8.- Madurez de las vértebras

2.2.1.3.1.2 Tratamiento

En casos leves el tratamiento indicado será rehabilitación y observación. En casos moderados se emplean corsé como el *Milwaukee*, *Boston* o *Charleston*. En casos severos el tratamiento es quirúrgico, con artrodesis con o sin instrumentación.

Parece ser que la utilidad del corsé está en detener el aumento de la deformidad y no corregir la deformidad ya existente. El empleo de aparatos más pequeños como el *Boston* hace que el paciente cumpla con el tratamiento. Hasta en un 80% de los paciente no hay progresión de la enfermedad. Otro de las opciones es el tratamiento quirúrgico pero no se suele emplear debido a complicaciones como lesión medular, infección temprana o tardía, tromboembolismo pulmonar y pseudoartrosis.



2.2.1.3.2 Cifosis

Consiste en la presencia de una curvatura hacia delante en las vértebras de la parte superior de la espalda semejante a una joroba.

La Sociedad de Investigación de la Escoliosis (Scoliosis Research Society) define la cifosis como una curvatura de la columna de 45 grados o mayor que se puede apreciar en una placa de rayos X. La columna vertebral normal presenta una curvatura de 20 a 45 grados en la parte superior de la espalda.



Figura 9. Cifosis

La cifosis es una deformación de la columna vertebral y no debe confundirse con una mala postura.

La cifosis puede ser congénita (presente al nacer) o se puede deber a condiciones adquiridas, entre ellas, las siguientes:

- ✓ Problemas del metabolismo.
- ✓ Condiciones neuromusculares.
- ✓ Osteogénesis imperfecta, también llamada "enfermedad de los huesos quebradizos" - una condición que se caracteriza por la fractura de los huesos al aplicarles una fuerza mínima.



- ✓ Espina bífida.
- ✓ Enfermedad de *Scheuermann* - una condición que provoca la curvatura hacia adelante de las vértebras de la parte superior de la espalda. No se conoce la causa de esta enfermedad y se observa con mayor frecuencia en los hombres.

La cifosis afecta más a las mujeres que a los hombres.

A continuación, se enumeran los síntomas más frecuentes de la cifosis. Sin embargo, cada individuo puede experimentar los síntomas de una forma diferente. Los síntomas pueden incluir:

- ✓ Diferencia en la altura de los hombros.
- ✓ La cabeza está inclinada hacia delante en relación con el resto del cuerpo.
- ✓ Diferencia en la altura o la posición de la escápula (omóplato).
- ✓ Cuando se inclina hacia delante, la altura de la parte superior de la espalda es más alta de lo normal.
- ✓ Tensión de los músculos de la parte posterior del muslo.

Por lo general, la cifosis no se asocia con el dolor de espalda, el dolor de piernas ni cambios en los hábitos de evacuación intestinal y de la vejiga. Una persona que experimenta estos síntomas necesita una evaluación más exhaustiva por parte de su médico.

Los síntomas de la cifosis pueden parecerse a los de otras condiciones o deformidades de la columna, o pueden ser el resultado de una lesión o infección.

Para diagnosticarlo el médico se basa en una historia médica, un examen físico y pruebas de diagnóstico completos para diagnosticar la cifosis. Si el paciente es un niño, el médico obtendrá una historia clínica completa del embarazo y parto de su hijo y le preguntará si algún otro miembro de la familia tiene cifosis. También preguntará sobre ciertos acontecimientos importantes del desarrollo, dado que algunos tipos de cifosis están relacionados con otros



trastornos neuromusculares. Los retrasos del desarrollo pueden exigir una evaluación médica más exhaustiva.

2.2.1.3.2.1 Medidas de la Cifosis

Para la cifosis se pueden emplear las mismas técnicas que en la escoliosis, teniendo en cuenta que la proyección a estudiar es otra.

2.2.1.3.2.2 Tratamiento

El tratamiento específico de la cifosis será determinado por su médico basándose en lo siguiente:

- ✓ Su edad, su estado general de salud y su historia médica.
- ✓ Qué tan avanzada está la condición.
- ✓ Su tolerancia a determinados medicamentos, procedimientos o terapias.
- ✓ Sus expectativas para la trayectoria de la enfermedad.
- ✓ Su opinión o preferencia.

El objetivo del tratamiento es detener la evolución de la curva y prevenir deformidades. De acuerdo con la Sociedad para la Investigación de la Escoliosis (Scoliosis Research Society), el tratamiento puede incluir:

- ✓ Observación y exámenes repetidos. La observación y los exámenes repetidos de las curvas que miden menos de 60 grados en una placa de rayos X. La progresión de la curva depende del crecimiento esquelético, o madurez alcanzada por el esqueleto del paciente. La progresión de la curva se demora o se detiene después de que el paciente llega a la pubertad.
- ✓ Aparatos ortopédicos Los aparatos ortopédicos se usan cuando la curva mide entre 60 y 80 grados en la placa de rayos X y el crecimiento esquelético continúa. El médico decide el tipo de aparato ortopédico y el tiempo que se debe utilizar.



✓ Cirugía, quizás se deba recurrir a la cirugía cuando la curva mide 80 grados o más en la placa de rayos X y el aparato ortopédico no logra retrasar la progresión de la curva.

2.2.1.3.3 Lordosis

Una columna vertebral normal observada desde atrás se ve derecha. Sin embargo, una columna vertebral afectada por lordosis presenta cierta curvatura en las vértebras (los huesos que conforman la columna) de la parte inferior de la espalda, semejante a un "dorso concavo".



Figura 10. Lordosis

Todavía se desconocen las causas de la lordosis. Sin embargo, este trastorno puede asociarse con la mala postura, un problema congénito (que se presenta desde el nacimiento) en las vértebras, problemas neuromusculares, una cirugía de columna vertebral o un problema en las caderas.

Cada paciente puede experimentar los síntomas de una forma diferente. La característica clínica principal de este trastorno es la prominencia de las nalgas. Los síntomas variarán si la lordosis se presenta junto con otros defectos como por ejemplo, la distrofia muscular, la displasia del desarrollo de la cadera u otros trastornos neuromusculares.

Por lo general, la lordosis no está asociada con el dolor de espalda, el dolor de piernas ni cambios en los hábitos de evacuación intestinal y de la



vejiga. El paciente que presenta estos síntomas requiere una evaluación más exhaustiva por parte de su médico.

Los síntomas de la lordosis pueden parecerse a los de otros trastornos o deformidades de la columna, o pueden presentarse como consecuencia de una lesión o de una infección.

El médico se basa en una historia médica, un examen físico y pruebas de diagnóstico completos para diagnosticar la lordosis. El médico también solicitará los antecedentes prenatales y de nacimiento completos y averiguará si algún otro miembro de la familia sufre este trastorno.

2.2.1.3.3.1 Medidas de la lordosis

Se puede medir el área de la planta de la columna vertebral.

2.2.1.3.3.2 Tratamiento de la lordosis

El tratamiento específico para la lordosis será determinado por el médico basándose en lo siguiente:

- ✓ La edad del paciente, su estado general de salud y sus antecedentes médicos
- ✓ La gravedad del trastorno
- ✓ La tolerancia del paciente a determinados medicamentos, procedimientos o terapias
- ✓ Las expectativas para la evolución del trastorno
- ✓ Su opinión o preferencia

El objetivo del tratamiento es detener la evolución de la curva y prevenir deformidades. El tratamiento de la lordosis dependerá de la causa del trastorno. Si la lordosis está relacionada con la mala postura, la indicación de ejercicios sencillos será suficiente para corregirla. Sin embargo, la lordosis que se produce como consecuencia de un problema de la cadera puede tratarse como parte de ese problema.



El tratamiento de la lordosis es diferente para cada paciente y depende de su edad, el grado de curvatura y el tiempo restante de desarrollo de su estructura ósea.

2.3 Procedimientos de diagnóstico

✓ *Rayos X* -. Este examen sirve para medir y evaluar la curvatura. Mediante el uso de una placa de rayos X de la columna vertebral completa, el médico o el radiólogo puede medir el ángulo de la curvatura de la columna. A menudo, la decisión sobre el tratamiento se basa en esta medición.

✓ *Escáner con radionúclidos de los huesos* - método nuclear de creación de imágenes que utiliza una cantidad mínima de material radioactivo que se inyecta en la corriente sanguínea del paciente para que sea detectado por un escáner. Este examen muestra el flujo sanguíneo hacia el hueso y la actividad celular dentro de él.

✓ *Imágenes por resonancia magnética*, procedimiento de diagnóstico que utiliza una combinación de imanes grandes, radiofrecuencias y una computadora para producir imágenes detalladas de los órganos y estructuras dentro del cuerpo. Este examen sirve para descartar cualquier anomalía relacionada con la médula espinal y los nervios.

✓ *Tomografía computarizada* (También llamada escáner CT o CAT.) , procedimiento de diagnóstico por imagen que utiliza una combinación de rayos X y tecnología computarizada para obtener imágenes de cortes transversales (a menudo llamadas "rebanadas") del cuerpo, tanto horizontales como verticales. Una tomografía computarizada muestra imágenes detalladas de cualquier parte del cuerpo, incluyendo los huesos, los músculos, la grasa y los órganos. La tomografía computarizada muestra más detalles que los rayos X regulares.

La detección temprana de estas desviaciones es fundamental para un tratamiento exitoso. Los exámenes de rutina de pediatras o médicos de familia, e incluso los de algunos programas escolares, incluyen la detección de señales indicadoras de estos casos.

3 Situación Actual

Para la detección de este tipo de desviaciones de la columna vertebral no hay ningún tipo de sistema automático que lo realice, actualmente se emplean dos métodos:

- ✓ El médico se encarga con las manos ir detectando cada una de las vértebras para posteriormente ir tomando los ángulos.
- ✓ A través de una radiografía, una regla, escuadra y cartabón se realizan las mediciones pertinentes.

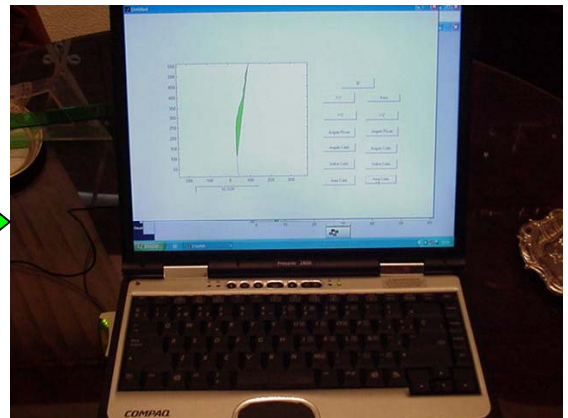
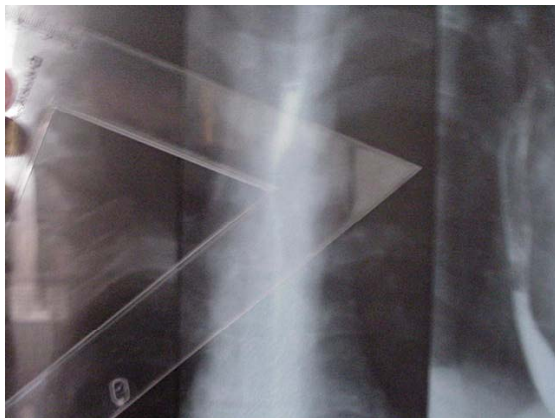


Figura 11. Evolución de la Situación Actual



4 Técnicas de Procesado Digital de Imágenes aplicadas a la Radiología Digital

4.1 La Radiología Digital

La radiología analógica consiste en la obtención de una imagen en soporte fotográfico empleando un haz de *rayos X* que ha de atravesar la zona anatómica de interés. La energía e intensidad del haz deben modificarse en función de las características de la región anatómica para obtener la mejor imagen diagnóstica con la mínima cantidad de radiación posible. Igualmente las películas deben diseñarse con características diversas en función del estudio a realizar. Desde que hace más de un siglo se descubrieran los rayos X ha habido muchas mejoras técnicas, pero tal vez una de las más importantes innovaciones de los últimos 25 años la constituye la digitalización de imágenes, consiste en la transformación de la información visual (analógica) en numérica (digital).

Actualmente existen modalidades de imagen, tales como la *Resonancia Magnética* (RM), la *Tomografía Computerizada* (TC) o la *Angiografía Digital*, cuya obtención esta basada en la adquisición de datos para formar una matriz digital. Otras técnicas se han modificado de forma que los datos se manipulan de forma digital. Tal es el caso de la ecografía o la tomografía de emisión de fotones.

La idea de un departamento de radiología completamente digital tiene cada vez más futuro y cada vez más los hospitales interesados en la posibilidad de incorporar tecnología digital a todas las imágenes diagnósticas. El principal obstáculo lo plantea la radiografía clásica (empleando pantalla y película) pues el volumen de utilización actual es considerable. Existen diversos sistemas para adquirir radiografías directamente en formato digital, de hecho se han diseñado equipos de radiografía digital específicamente para radiografías de tórax o de sistema musculoesquelético, y en la actualidad están siendo implantados y evaluados en comparación con los sistemas clásicos. La inversión puede sustituir estos últimos es importante, de ahí la implantación de los sistemas de radiografía digital sea más lenta de lo que se esperaba a principios de los ochenta. Sólo demostrando que la imagen digital directa



ofrece ventajas importantes respecto a la radiografía convencional de pantalla y película se podrá justificar el cambio a un Departamento de Radiología completamente digital.

4.1.1 Transformación Analógico-Digital de la Imagen

Cualquier proceso de visión, sea natural o artificial, necesita realizar la adquisición de una imagen para proceder a su análisis. En el caso de las imágenes radiológicas se trata de obtener una reproducción lo más cercana posible a las estructuras internas del cuerpo humano. En ellas hay una serie de intensidades de gris que oscilan desde el blanco al negro que dependen de la atenuación de los *rayos X* por las estructuras de la zona anatómica objeto de estudio, cuyos límites se encuentran en las interfaces de las estructuras con diferentes coeficientes de atenuación. En definitiva, existe una gama de blancos, negros y grises distribuidos de forma continua en un plano (el de la placa radiográfica). A este tipo de imagen se le llama analógica.

La transformación analógica-digital consiste en descomponer la imagen inicial en una matriz de elementos o estructuras, a cada una de las cuales le corresponde un punto o zona de la imagen original.

Estos elementos que constituyen la matriz se denominan *píxeles* (picture elements) y el sistema *convertidor analógico-digital* le adjudicará un valor numérico o dígito correspondiente a un nivel de gris determinado en función del de la imagen analógica. La información numérica de la imagen digital podrá almacenarse y/o modificarse mediante funciones matemáticas más o menos complicadas. Tras una reconversión digital analógica, esa imagen podrá ser visualizada de nuevo para su estudio. El proceso requiere adjudicar un número determinado de muestras espaciales (*píxeles*) y un número de niveles de gris para cada punto.

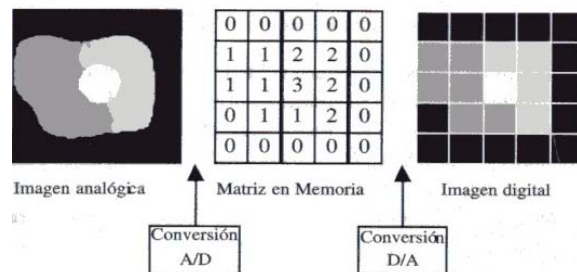


Figura 12. Conversión Analógica Digital

La resolución espacial vendrá determinada por el número de píxeles (tamaño de la matriz). Cuanto mayor sea éste menos aparente será su naturaleza discreta y la imagen tendrá un aspecto más similar al real. Son matrices típicas 512x512 (*Tomografía Axial Computarizada y Resonancia Magnética*), 1024x1024 (*Angiografía*) o entre 2000 y 4000 píxeles para la radiografía digital.

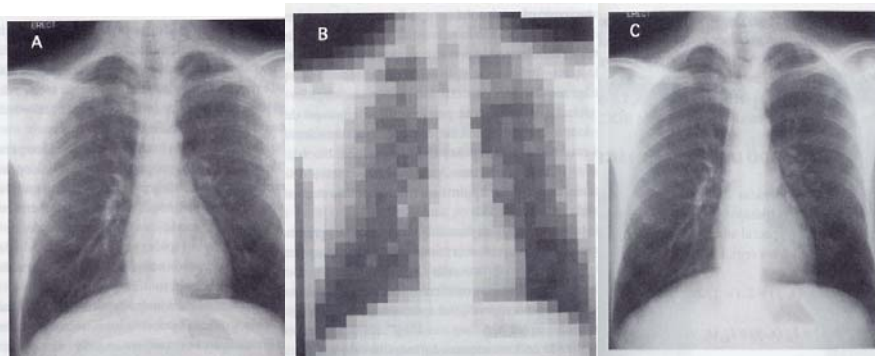


Figura 13. –Radiografía digital de Tórax. (A) Imagen con 32 niveles de gris por píxel y (B) imagen con una matriz de 32 por 32 píxeles . (C):Imagen con una resolución espacial y de contraste adecuada: 2439*2000*256 niveles de gris.

El número de niveles de gris define las tonalidades que se pueden observar. Cuando éste es muy pequeño aparecen falsos contornos y se alejan la reproducción digital de la imagen original. En el caso extremo, con sólo dos niveles de gris la imagen aparecería solo con dos tonos, blanco y negro, confundiéndose numerosas estructuras que se harían imposibles de diferenciar. La mayoría de los sistemas digitales poseen al menos 8 bits de



memoria, que es la profundidad del convertidor analógico-digital, por lo que el rango de intensidades de gris suele ir de 0 hasta $2^8-1=255$, correspondiendo el 0 al negro y el 255 al blanco. Otros sistemas como la radiografía o la mamografía digital utilizan 10 o 12 bits, lo que confiere a las imágenes hasta 1024 o 4096 niveles de gris respectivamente.

4.1.2 Ventajas de la imagen digital

Una vez transcrita a un código numérico la imagen puede transmitirse directamente a un ordenador, donde las correspondientes datos se procesan para obtener un nuevo conjunto de valores digitales y dar lugar a una nueva imagen retocada de la original.

La contribución de la digitalización de imágenes al Radiodiagnóstico puede sintetizarse en estos puntos:

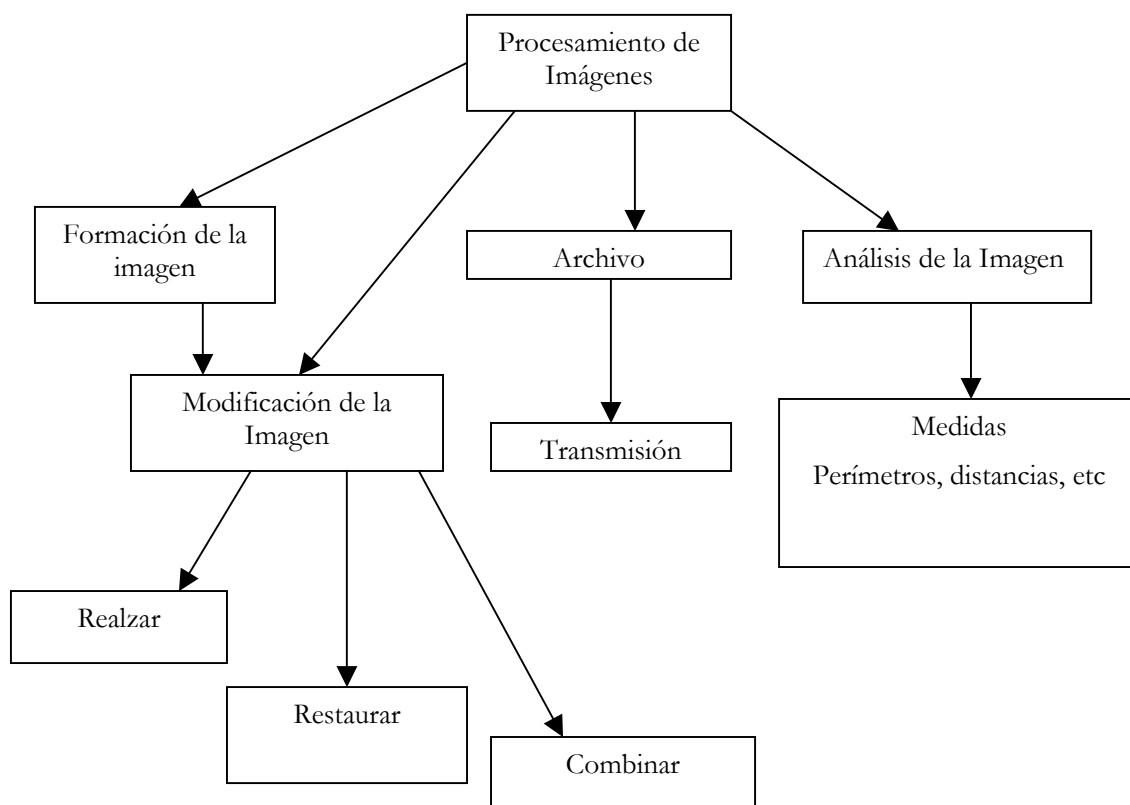


Figura 14. Contribución del tratamiento de imágenes digitales al radiodiagnóstico.



- ✓ Puede intervenir directamente en el proceso de *formación de la imagen*. En este caso, no se digitaliza una imagen analógica sino que se procesa el efecto físico directamente, es decir, la incidencia de las radiaciones sobre algún sistema de detección, tras atravesar el organismo. El ejemplo más característico lo constituye la Tomografía Computerizada.
- ✓ El procesamiento puede contribuir a la *modificación* de imágenes ya existentes. En unos casos puede mejorar una imagen de calidad diagnóstica aceptable o, en otros, restaurar una imagen de mala calidad. Otra posibilidad la constituye la combinación de varias imágenes.
- ✓ Las imágenes digitalizadas pueden *almacenarse y/o transmitirse* a distancia, lo cual puede suponer una serie de ventajas si se dispone de la infraestructura adecuada.
- ✓ El análisis de la imagen digitalizada, permite realizar *mediciones* de distancias, perímetros, áreas, desplazamientos, etc.
- ✓ En un nivel más elaborado de análisis, se encuentran las *técnicas de diagnóstico asistido por ordenador*, como el reconocimiento de formas y patrones, la detección automática de estructuras, la interpretación de la imagen y la extracción de información de las imágenes para el autoaprendizaje del programa(sistemas expertos).

Si analizamos la situación actual, la imagen es un componente esencial del sistema sanitario. Un análisis más profundo permite detectar problemas que afectan a la calidad de la asistencia sanitaria:

- ✓ *El tiempo*, a veces excesivo, requerido para disponer de las películas e informarla. A pesar de que se realizan esfuerzos organizativos para informar las imágenes a tiempo, los retrasos pueden afectar la calidad del proceso diagnósticos.



- ✓ La adecuación técnica de las imágenes a los requisitos diagnósticos, pues aunque se hacen esfuerzos por mejorar las *calidad* de éstas, existiendo numerosas radiografías con técnica defectuosa, sobre todo en urgencias y equipos portátiles.
- ✓ La *accesibilidad* a las imágenes por el radiólogo o el médico que solicita el estudio.
- ✓ La *disponibilidad* de búsqueda y *comparación* de imágenes. Todavía se pierden películas o, con más frecuencia, no están disponibles cuando un médico las necesita en un momento.
- ✓ La *transmisión* de películas a otros centros y el *espacio físico* que ocupan los archivos son problemas inherentes al formato físico de las películas que dificultan la disponibilidad del imágenes para controles de calidad, gestión de riesgos o auditorías médicas.

De esta forma, la gestión inadecuada de películas radiográficas afecta a la asistencia que se ofrece al paciente, a la duración de la estancia hospitalaria y otras situaciones resultantes del retraso en el acceso a películas o informes.

Desde el punto de vista de la gestión de imágenes, la radiología digital aporta una serie de posibilidades que contribuyen a disminuir o evitar los problemas detectados:

- ✓ *El almacenamiento de imágenes en soportes magnético y/u ópticos*, lo que supone un ahorro significativo en economía de escala. Al mismo tiempo este sistema de almacenamiento conlleva una importante reducción de espacio físico (en las salas de archivo). Facilita y agiliza la búsqueda de imágenes y permite el reciclaje de los materiales.
- ✓ La *gestión de imágenes digitales* permite la implantación de sistemas de información más potentes, en los que se puede realizar un tratamiento informático de todos los datos clínicos y de identificación del paciente, incluyendo las imágenes radiológicas. La utilización de herramientas de búsqueda en sistemas de información aplicadas a historias clínicas permite la realización de estudios clínicos y epidemiológicos, sobre un patología determinada o un



colectivo de pacientes con características comunes. La recuperación de imágenes permite además realizar comparaciones de casos conocidos ante diagnósticos de sospecha.

- ✓ Las imágenes junto con la información (datos del paciente, fecha de exploración) pueden *transmitirse a distancia*, si se dispone de la infraestructura adecuada, de forma más rápida y económica. Por ejemplo, en un entorno hospitalario se pueden utilizar una red de área local de alta capacidad, con velocidad de transmisión entre centros diferentes se utilizarían líneas de teléfono RDSI (red digital de servicios integrados) o tipo *Frame Relay*, con velocidad de transmisión alta.
- ✓ La *reducción del tiempo de acceso a las imágenes* en el caso de pacientes en servicios de urgencia, así como la posibilidad de consulta por diversos especialistas constituye un importante ahorro de tiempo en la toma de decisiones. Fuera del ámbito de urgencias sería posible el envío de imágenes radiográficas entre los diferentes servicios de forma casi instantánea, lo cual reduciría el tiempo de espera para otra serie de decisiones no menos importantes (pruebas adicionales, informes de alta, etc.) reduciendo la dependencia del transporte personal de películas e informes.

4.2 Técnicas Básicas de Procesado de Imagen

En todo procesado de imagen lo que buscamos es producir otra imagen de mayor calidad que simplifique y facilite etapas posteriores. El objetivo, por tanto, no es extraer información de la imagen sino actuar convenientemente sobre los niveles de gris de ella para compensar defectos de iluminación (poco contraste, no-uniformidad, etc) así como eliminar ruido y defectos espurios. Además de todo esto también se incluyen en el procesado de imagen operaciones como compresión y descompresión de imágenes, restauración, etc.

A la hora del tratamiento de imágenes hay dos enfoques posibles:



- ✓ Mediante operaciones en el dominio de la frecuencia.
- ✓ Considerando la imagen digital como una matriz de muestras discretas, realizando operaciones aritméticas sobre los elementos de esta matriz. Ésta es la técnica que emplearemos.

El proceso diagnóstico en radiología se basa en numerosas ocasiones en la detección de objetos de naturaleza simple sobre un fondo más o menos complejo y la descripción de las características de los objetos detectados. En la correlación de estas últimas con otros datos clínicos y pruebas diagnósticas se basa el diagnóstico diferencial. Se trata de procesos subjetivos, en los que influyen la dificultad de percepción de la imagen y de sus características, las condiciones de visualización, la experiencia del radiólogo, e incluso la concentración que pueda tener en el momento de la observación.

La detección de un objeto simple sobre un fondo uniforme por un observador humano viene limitada por el ruido de la imagen y, en situaciones de muy bajo contraste, por la capacidad de discriminar los objetos visualmente. Además, en el caso de imágenes radiológicas, la complejidad del fondo y las estructuras anatómicas dificultan esta tarea.

Uno de los potenciales errores humanos en radiodiagnóstico es la omisión de percepción de objetos, lo que disminuye la precisión diagnóstica del radiólogo. Por ejemplo, la omisión inadvertida de anomalías contribuye de forma importante a los falsos negativos. En aquellas situaciones en las que el radiólogo debe distinguir imágenes muy sutiles y el número de exploraciones a evaluar es elevado, se pueden cometer errores de percepción a causa de la fatiga o pérdida de concentración. Estas circunstancias entre otras contribuye a que la capacidad diagnóstica del radiólogo ante una misma imagen pueda ser diferente en un momento o en otro, es lo que se conoce como la inconsistencia diagnóstica.

En los últimos 15 años se han venido desarrollando proyectos de diagnóstico asistido por ordenador para la detección automática de lesiones y



la caracterización de patrones normales y anormales con el objetivo de mejorar la precisión diagnóstica y la consistencia diagnóstica de los radiólogos.

Una vez que la imagen radiológica está en formato digital, los ordenadores pueden procesar la imagen para mejorar la percepción del observador (visión humana) o realizar funciones de análisis de imagen (visión artificial) de forma diferente a los observadores humanos, complementándolos.

Actualmente, se utilizan técnicas básicas de procesamiento de imágenes para mejorar su presentación e interpretación. Algunas de estas técnicas son implementadas de forma rutinaria en los sistemas de obtención de imagen radiológica digital. La Tomografía Computerizada y la Resonancia Magnética se basan en la utilización de algoritmos de reconstrucción de imágenes a partir de las proyecciones unidimensionales; actualmente las Tomografías Computerizadas helicoidales obtienen imágenes 3D a partir de las imágenes reconstruidas visualizándolas con la ayuda de programas de presentación de gráficos por ordenador similares a los empleados en diseño industrial y juegos de ordenador. En la Radiología Digital se emplean de forma automática técnicas de mejora de contraste (expansión del histograma) y de reducción de ruido. Los digitalizadores de radiografías incorporan técnicas que ayudan a la visualización y manipulación de las imágenes (ampliación, reflexión, giros), y los sistemas de gestión y transmisión de imágenes médicas emplean algoritmos de compresión de datos específicos para imágenes (transformadas “*wavelets*”).

Los sistemas de diagnóstico asistido por ordenador analizan, utilizando algoritmos más o menos complejos, la imagen original, con el propósito de detectar objetos de interés y/o caracterizarlos cuantitativamente. Se debe tener las propiedades intrínsecas de la imagen y el proceso mental del diagnóstico en el cerebro radiólogo. El resultado proporcionado por el ordenador se utiliza como un segundo observador o una segunda opinión previa a la decisión final del radiólogo.

Los proyectos de diagnóstico asistido por ordenador que actualmente se están desarrollando, tienen los siguientes objetivos:



- ✓ Mejorar el *rendimiento del observador*, conociendo previamente el tamaño o la localización hipotética del objeto. Se trata de métodos que dirigen la atención del radiólogo a regiones sospechosas o de interés intentando resolver problemas de omisión de hallazgos.
- ✓ Aportar una *segunda opinión* sobre el grado de correlación de las características de una imagen con un diagnóstico determinado.
- ✓ Realizar *comparaciones* detalladas entre varias imágenes con el objeto de aportar información en una misma exploración (por ejemplo, con y sin contraste) o en varias exploraciones diferidas de un mismo paciente.
- ✓ Proporcionar sistemas de *autoevaluación* y *reciclaje* para radiólogos con diversos grados de experiencia y de aprendizaje para residente en periodo de formación.

Desde un punto de vista amplio, el diagnóstico asistido por ordenador o CAD, de "Computer-aided diagnosis" puede significar cualquier sistema en el que se utilice un ordenador para procesar información y contribuir a mejorar el proceso diagnóstico (clínico, electrográfico, anatomopatológico, etc.) realizado con técnicas tradicionales. En un ejemplo algo extremo, la terminología "Computer-aided diagnosis" se utiliza en aplicaciones en desarrollo para los soldados de infantería, cuyas constantes vitales estarían monitorizados durante el combate y serían analizados en su ordenador, mediante algoritmos de ayuda de decisión médica. Pero nuestra apreciación es que la gran mayoría de los proyectos CAD desarrollados en los últimos 15 años tienen relación con la imagen radiológica, especialmente el campo de la radiografía de tórax y la mamografía. Otras parcelas de la radiología donde se están desarrollando sistemas CAD son la radiología vascular, la radiología ósea, radiología digestiva, ecografía y las aplicaciones 3D.

La posibilidad del CAD están abiertas a la imaginación de los grupos de investigación. Son tantas como necesidades plantea la práctica radiológica y especialmente útiles cuando la precisión diagnóstica es inferior a lo deseable o cuando el diagnóstico se basa en apreciaciones y mediciones con cierto grado



de subjetividad. Existe igualmente un notable interés en integrar sistemas CAD en el funcionamiento rutinario de los PACS.

El procesamiento digital de imágenes consiste en la utilización de algoritmos, habitualmente con la ayuda de un ordenador, para la modificación de los valores de los píxeles de una imagen digital. Los objetivos que se persiguen son:

La mejora de la imagen desde el punto de vista subjetivo. Cuando se finaliza es mejorar la interpretación del observador humano, el procesamiento de imágenes se puede realizar para, por ejemplo aumentar la visibilidad de una lesión o una región de interés (ROI). Una vez procesada, la imagen puede presentarse en un monitor (soft-copy) o imprimirse en una película (hard-copy)

La interpretación automática de las imágenes con un ordenador. Las técnicas básicas de procesamiento suelen formar parte de los sistemas de diagnóstico asistido por ordenador, incluyéndose en la cadena de operaciones que se realiza sobre la imagen.

4.2.1 Relaciones Básicas entre píxeles

4.2.1.1 Medidas de Distancia

Se dice que D es una función de distancia si verifica:

$$D(p_1, p_2) \geq 0, \quad D(p_1, p_2) = 0 \text{ si } p_1 = p_2$$

$$D(p_1, p_2) = D(p_2, p_1)$$

$$D(p_1, p_3) \leq D(p_1, p_2) + D(p_2, p_3)$$

donde p_1, p_2 y p_3 son tres píxeles de coordenadas $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ y (x_3, y_3) respectivamente.

La distancia *euclídea* entre p_1, p_2 se define como:

$$D(p_1, p_2) = \left[(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 \right]^{1/2}$$



El lugar geométrico de los píxeles cuya distancia euclídea a “p1” es menor o igual que un valor dado r es un círculo de radio r centrado sobre “p1”.

Además de la función de distancia euclídea suelen utilizarse también otras métricas, más adecuadas al formato discreto de las imágenes digitales, entre las que se encuentran la distancia Dr, denominada rectangular o *Manhattan*, definida como:

$$Dr(p1, p2) = |x1 - x2| + |y1 - y2|$$

y la distancia Dt denominada de *Tchebichev*, y definida como:

$$Dt(p1, p2) = \max[|x1 - x2|, |y1 - y2|]$$

El lugar geométrico de los píxeles a distancia Dr y Dt de “p1” menores que un valor dado r son un rombo y un cuadrado, respectivamente, centrados sobre el píxel “p1”.

2	2 2 2 2 2
2 1 2	2 1 1 1 2
2 1 0 1 2	2 1 0 1 2
2 1 2	2 1 1 1 2
2	2 2 2 2 2
Dr	Dt

Figura 15. Representación de la Distancia Rectangular y Distancia Tchebichev



4.2.1.2 Vecinos de un píxel

Se define el conjunto de los 4-vecinos de un píxel dado " p ", denotado por $N_4(p)$, como el conjunto formado por los píxeles de arriba, abajo, a la derecha y a la izquierda de " p ", es decir, por aquellos píxeles " q " que verifican $D_r(p,q)=1$.

Se define el conjunto de los vecinos diagonales de " p " denotado por $N_d(p)$, como el conjunto formado por los píxeles situados en las diagonales de " p " y a distancia D_t igual a uno .

Finalmente, se define el conjunto de 8-vecinos de " p ", denotado por $N_8(p)$, como el conjunto formado por aquellos píxeles " q " que verifican $D_t(p,q)=1$.

	X	
X	P	X
	X	

X		X
	P	
X		X

X	X	X
X	P	X
X	X	X

Figura 16. Diferentes conjuntos de vecinos del píxel " p ".



4.2.2 Técnicas de realce de imagen.

4.2.2.1 Transformaciones del histograma

Esta técnica está basada en la modificación del *contraste* en orden a diferenciar un objeto de la imagen. El contraste viene determinado por la diferencia en *densidades ópticas* o *niveles de gris* entre dos puntos determinados de la imagen. Para detectar o visualizar adecuadamente un objeto es necesario que tenga un contraste adecuado con su entorno. En ocasiones, la interpretación adecuada de una imagen se ve limitada por un contraste bajo, debido a pequeñas diferencias de absorción entre objetos distintos, condiciones de exposición, ruido, etc. El procesamiento de imágenes permite la modificación del contraste para adecuarlo a las necesidades o preferencias del observador.

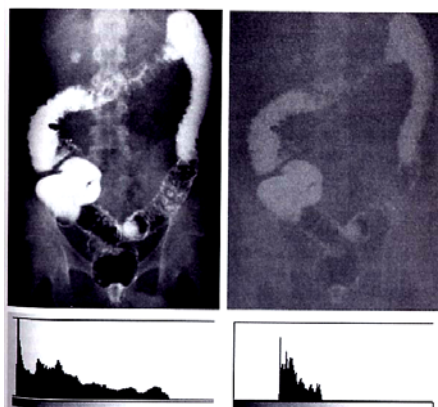


Figura 17 Ejemplo de enema opaco. En la izquierda la imagen está bien contrastada mientras que en la derecha no. En la parte izquierda se presentan los histogramas correspondientes. El eje de abscisas se ha sustituido por una barra que indica los niveles de gris del blanco al negro

En la figura anterior se presentan dos imágenes idénticas con distinto contraste. La imagen con poco contraste presenta un histograma contraído porque utiliza un número reducido de niveles de gris respecto al rango total, mientras que la imagen de la izquierda (bien contrastada) utiliza un número muy superior de niveles de gris.



Las técnicas de modificación de contraste transforman el histograma para utilizar un rango de niveles de gris más amplio. En la figura 18 se presenta el efecto de la expansión del histograma en una zona de la imagen. La expansión del histograma puede realizarse a toda la imagen (realce global de contraste) o a una zona (realce local). La técnica de realce local tiene la ventaja que es más sencilla de realizar, ya que no es necesario seleccionar la zona de interés aunque su tiempo de procesado es mayor. La principal desventaja del realce global de contraste reside en que mientras se realiza el contraste en un rango de niveles de gris, los valores superiores o inferiores a dicho rango pasan a ser blanco y negro, sin ningún detalle visible. El efecto que se obtiene con el realce global es similar al obtenido en TAC al seleccionar una ventana determinada.

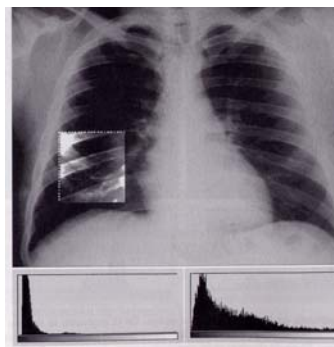


Figura 18. –Radiografía de Tórax en la que se ha realizado una modificación del contraste (expansión del histograma) en la zona incluida en el recuadro

La expansión del histograma puede realizarse de forma lineal o no lineal. Entre las funciones no lineales empleadas se encuentran la exponencial (corrección gamma) y la ecualización de histograma.

Esta última técnica utiliza una función no lineal que se calcula a partir del histograma, con el fin de obtener una imagen cuyo histograma sea lo más uniforme posible. La ventaja principal de la ecualización de histograma es que se automatiza la modificación del contraste. Sus principales inconvenientes son la introducción de artefactos y en ocasiones la disminución del contraste.

Esta técnica puede aplicarse también de forma global o local, en cuyo caso se conoce con el nombre de ecualización adaptativa, que se ha utilizado



para la presentación de las imágenes TAC y RM. En la figura siguiente se aplica una ecualización de histograma diferente para las zonas claras y oscuras de la imagen, permitiendo su visualización simultánea.

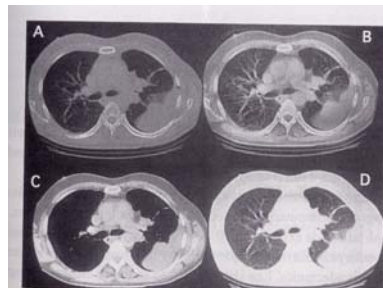


Figura 19. –Ejemplo de corte de Tórax (A) junto a la misma imagen tras ecualización adaptativa del histograma(B). Abajo se presenta la imagen original tras aplicar la ventana para visualizar el mediastino (C) o parénquima pulmonar (D)

En mamografía, para realzar selectivamente la región periférica de la mama, de forma que el centro de ésta y la zona cercana a la piel se presenten simultáneamente y sin pérdida de contraste, se utiliza la técnica denominada realce periférico. Se utiliza una transformación no lineal, en la que la curva se describe los niveles de gris en función de la distancia de la piel se corrige con la función inversa y los valores de la curva de realce se añaden a los píxeles correspondientes.

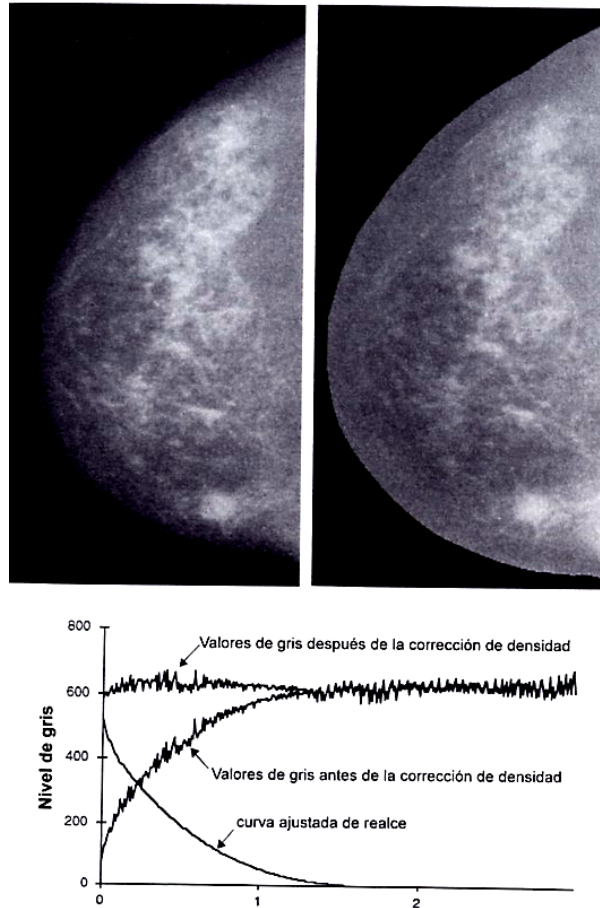


Figura 20.- Gráfica de la curva de realce periférico, cuyos efectos se muestran en el ejemplo de arriba, antes (izda) y después(dcha) del procesado.

Una vez que esta bien contrastada la imagen se puede pasar a diferenciar las distintas zonas o regiones de la misma con el objeto de calcular los estimadores a cada una de las regiones por separado. A este proceso se le llama segmentación.

4.2.2.2 Segmentación

Distinguimos varios tipos:



4.2.2.2.1 Segmentación basado el histograma (umbralización)

Es una técnica de segmentación que sólo es útil para aquellas imágenes donde los objetos que queramos detectar tengan unos niveles de intensidad razonablemente *homogéneos*, distintos entre sí y distintos de los del fondo.

La técnica consiste (para imágenes en niveles de gris) en que para detectar una determinada región de la imagen se establece unos umbrales de intensidad de los *píxeles* de esa región. A partir de ellos, los *píxeles* cuyo valor de intensidad esté dentro del rango especificado pertenecerán a la región. Estos umbrales se determinarán analizando el histograma de la imagen, que para que se pueda aplicar este método debe presentar picos diferenciados que se corresponderán con el conjunto de *píxeles* de cada uno de los objetos y del fondo.

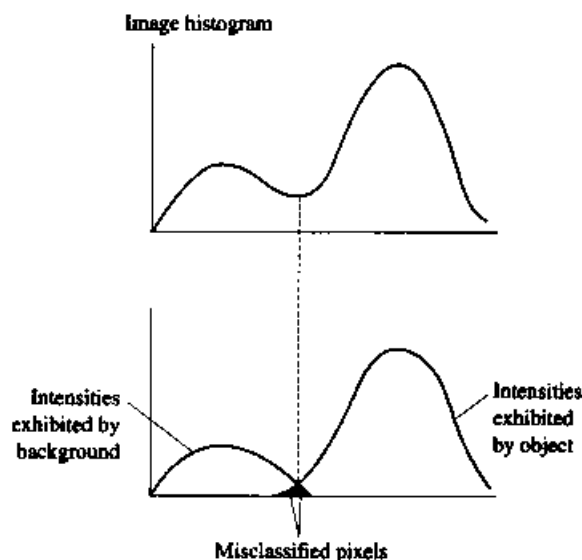
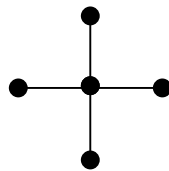


Figura 21. Distinción entre los píxeles del fondo y de los objetos.

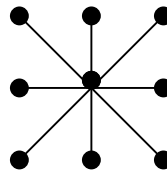


4.2.2.2.2 Segmentación basada en regiones

Usamos el concepto de conectividad. Un píxel pertenece a una región de la imagen si podemos encontrar otro *píxel* conectado a él. La conectividad puede ser de tipo 4 o de tipo 8.



Conectividad de tipo 4



Conectividad de tipo 8

Figura 22. Tipo de Conectividades

Por tanto partiendo de la imagen en forma binaria, se trata de detectar en primer lugar un píxel en negro, por tanto perteneciente a una región, asignarle un determinado nivel de gris que identifique a esa región, para posteriormente buscar todos los vecinos según conectividad 4 ó 8 y asignarle el mismo nivel de gris. En el momento que no podamos encontrar ningún vecino significa que habremos identificado por completo esa región, y habrá que comenzar de nuevo el proceso, teniendo en cuenta que debemos cambiar el nivel de gris que asignemos a la próxima región detectada. El resultado de esto es que tendremos una imagen en la que distintos niveles de gris identificarán a las distintas regiones de la imagen.

En el caso de que en la imagen bajo estudio observemos que existen regiones distintas que aparecen unidas por algunos píxeles procedentes de ruido, se aconseja realizar una operación de *opening* previa al proceso antes descrito con objeto de diferenciar mejor las regiones. Esta operación consiste en la unión de dos transformaciones morfológicas como son la *erosión* y la *dilatación*.

En el proceso de dilatación sirve para unir objetos inconexos

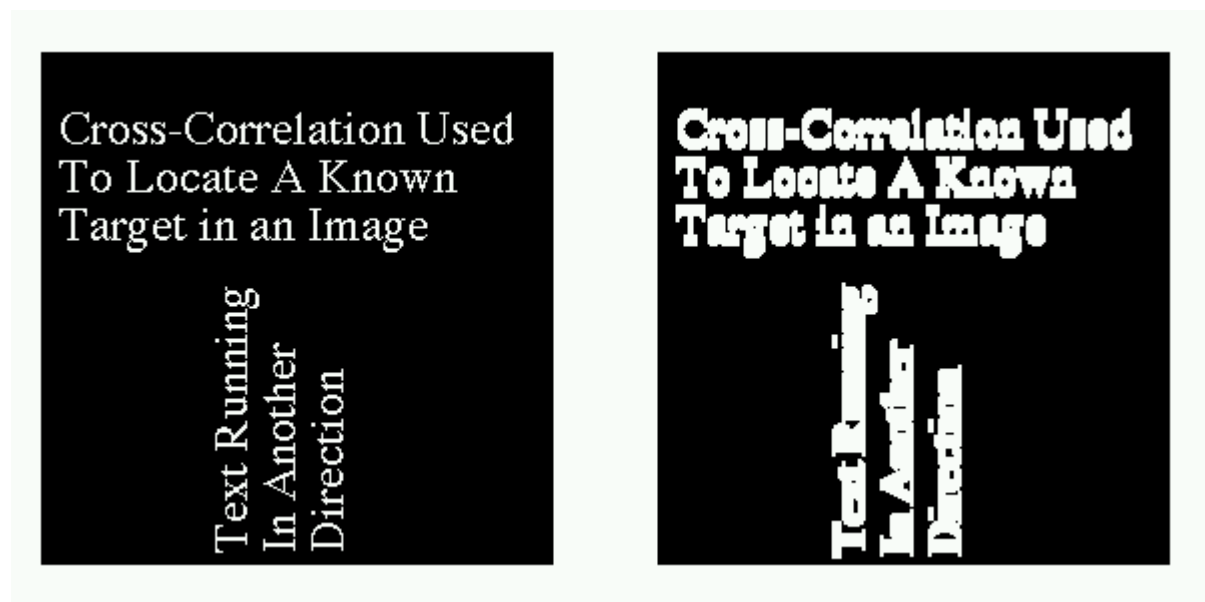


Figura 23. Imagen Original e imagen Dilatada.

La erosión sirve para adelgazar los objetos.

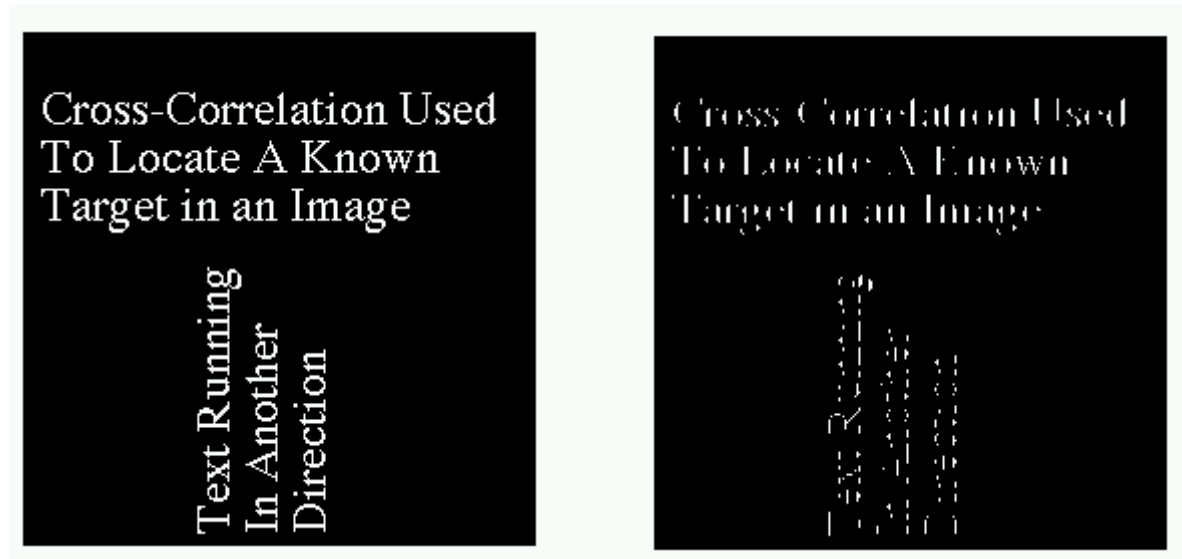


Figura 24. Imagen Original e imagen Erosionada.

Como se ve las líneas son mas delgadas.

El proceso de *opening* empieza con una dilatación con la idea de unir los objetos inconexos para después realizar una erosión con la idea de adelgazar los objetos dilatados.



4.2.2.2.3 **Segmentación basada en los contornos**

Consiste en detectar contornos cerrados en una imagen, de tal manera que todo los *píxeles* que estén encerrados en uno de estos contornos pertenecen a una región determinada. El primer paso será por tanto la detección de los contornos de la región

El principal problema de esta técnica es que los procedimientos habituales de detección de contornos no dan como resultado fronteras perfectamente cerradas en la mayoría de la imágenes, con lo cual habría que implementar algoritmos destinados a unir los bordes para formar fronteras cerradas, como por ejemplo aquel que comenzando por un determinado píxel de la frontera va incorporando a la misma a aquellos vecinos que cumplan que:

$$|G[f(x, y)] - G[f(x', y')]| < T$$

$$|\alpha(x, y) - \alpha(x', y')| < A$$

Siendo $|G[f(x, y)]|$ el módulo del gradiente de la imagen en el punto (x, y) y siendo $|\alpha(x, y)|$ el ángulo del vector gradiente en dicho punto

4.2.2.3 **Filtrado**

En la técnica presentada anteriormente, el valor de nivel de gris en cada píxel de la imagen procesada dependía únicamente del valor de gris de un solo píxel en la imagen previa (en las operaciones aritméticas y de contraste se trata de un píxel que está en la misma posición, mientras que en la operaciones geométricas se trata de un punto situado en otro lugar).

El filtrado espacial, en lugar de utilizar el nivel de gris de un solo píxel, tiene en cuenta el de varios, especialmente los situados en la vecindad. Suelen distinguirse dos tipos de técnicas, según se emplee una función lineal o no lineal. La función lineal más habitual es la convolución o combinación lineal de los niveles de gris de varios píxeles



$$i_{final} = \sum_m \sum_n h(m,n) * i_{orig}(m-x, n-y)$$

donde i_{orig} y i_{final} son las imágenes original y procesada, y h es una imagen (máscara) que contiene los pesos de la combinación lineal. Por ejemplo, con la máscara siguiente

$$\frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Se obtiene un suavizado de la imagen, ya que el efecto de la máscara es promediar el valor de un *píxel* con el de sus ocho vecinos más próximos. Sin embargo, con la máscara

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Se consigue el efecto contrario, un realce de bordes, al sumar al valor del píxel las diferencias entre el *píxel* procesado y sus cuatro vecinos más próximos.

Entre los filtros espaciales no lineales se utilizan especialmente los filtros de rango, en los que los valores de un *píxel* sus vecinos se ordenan, obteniéndose como valor final el de una posición determinada: la primera

posición corresponde al mínimo, la última al máximo y la central al valor mediano. Los dos primeros casos consiguen un suavizado morfológico de la imagen y se conocen como filtros de *erosión* (mínimo) y de *dilatación* (máximo) se han comentado antes, mientras que el tercero(*mediana*) es especialmente útil para eliminar el ruido impulsivo de la imagen.

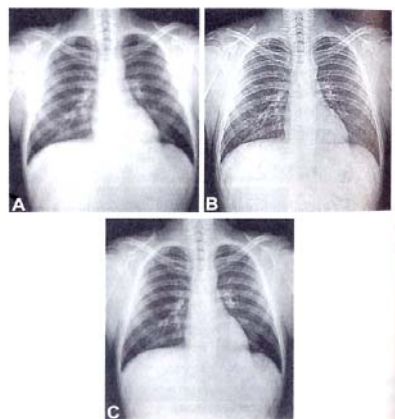


Figura 25.-Ejemplo de radiografía digital de tórax. A:Original. B:Procesado con 'unsharp masking' lineal. C: Procesado con un moderado 'unsharp masking' no lineal.

Un tipo de filtrado espacial muy utilizado rutinariamente en radiografía digital (especialmente en tórax) para aumentar el contraste local y realzar la visibilidad de estructuras de pequeño detalle es el 'unsharp masking'.

La función del filtrado 'unsharp mask' es

$$i_{final} = i_{orig}(x, y) + K[i_{orig}(x, y) - i_{borrosa}(x, y)]$$

donde $i_{borrosa}$ es una versión borrosa o suavizada (*unsharp mask*) de la imagen original que contiene sus componentes de baja frecuencia espacial (objetos de gran tamaño). La forma de conseguir la imagen suavizada y la constante K , determinan el rango de frecuencias espaciales que se realzan y la magnitud del realce respectivamente.



Las técnicas de filtrado espacial pueden utilizarse eficazmente para conseguir la imagen i_{borrosa} a partir de la imagen original sin necesidad de realizar una segunda exposición al paciente. En la figura 25 se presenta un ejemplo de la aplicación de esta técnica.

Se puede realizar un filtrado ‘*unsharpmask*’ no lineal utilizando modificaciones de contraste, consiguiendo que el realce depende de la densidad óptica original de la película y por tanto, de la localización anatómica (por ejemplo mediastino o pulmón). El máximo procesado se realiza en las zonas de densidad óptica baja, correspondientes al mediastino, y el mínimo procesado en las de densidad óptica elevada, en los campos pulmonares.

Un filtro a utilizar también es el filtrado paso de alta (también se verá en el apartado siguiente) enfatiza las componentes de alta frecuencia de una señal, y reduce las bajas frecuencias. Teniendo en cuenta que en una imagen los contornos de los objetos, es decir cambios bruscos en los niveles de intensidad, se traducen en componentes de alta frecuencia, el filtrado paso de alta se usará en procesado de imagen para enfatizar los contornos y aumentar así el contraste local de la imagen

En los próximos apartados utilizaremos el filtrado.

4.2.3 Reducción de ruido

4.2.3.1 Filtrado lineal

El ruido que podemos encontrar en una imagen es normalmente ruido de alta frecuencia, es decir cambios bruscos en los niveles de intensidad. Pensemos por ejemplo en el típico caso de la imagen en la que en el fondo oscuro aparecen numerosos puntos claros, este es el denominado “*ruido de sal y pimienta*” que es bastante habitual.

Debido a que como decimos el ruido se concentra en la alta frecuencia una manera de reducirlo es aplicar un filtro lineal paso de baja como el de la figura. Las técnicas de diseño de filtros lineales en frecuencia escapan al objetivo de este proyecto, y su exposición acarrearía extendernos demasiado en lo que debe ser un breve repaso a las técnicas básicas de procesado

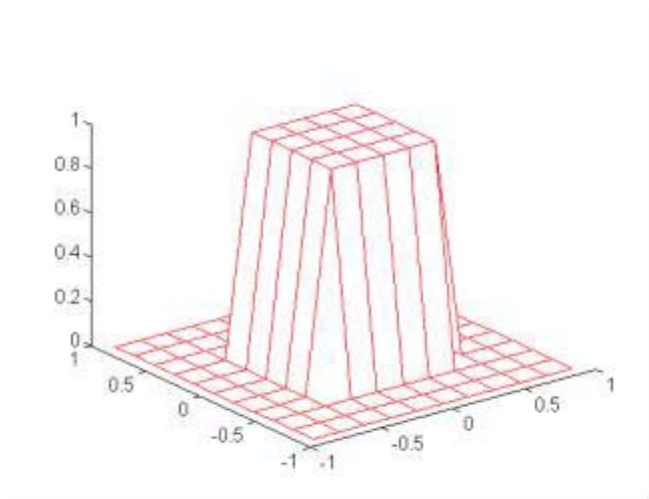


Figura 26-Filtro Paso de Baja

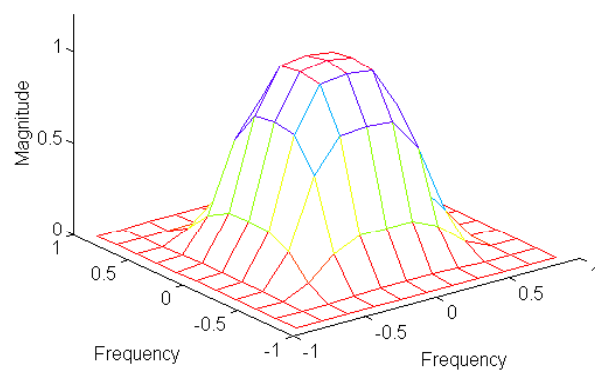


Figura 27.- Filtro enventanado según ventana de Hamming

El resultado al aplicar este filtro a una imagen ruidosa es

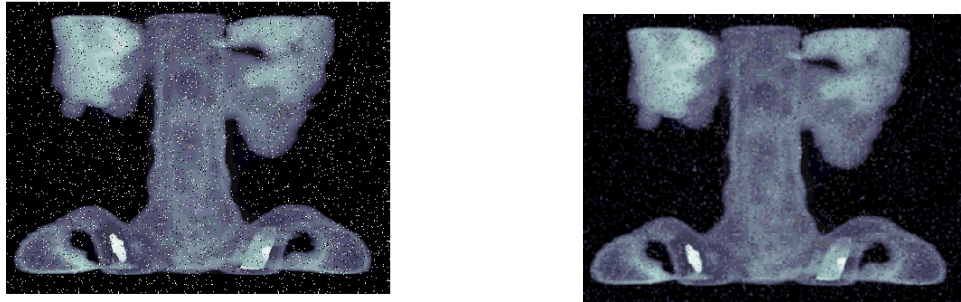


Figura 28. Imagen de la izquierda es la original y la derecha tras filtrado paso de baja

Se observa una clara reducción del ruido, pero el inconveniente que presenta este filtro es que al filtrar las altas frecuencias, es decir los cambios bruscos de intensidad, suele tener un efecto difuminador de los contornos de los objetos que aparecen en la imagen.

4.2.3.2 Filtro de mediana

Cuando la reducción de ruido es tan importante como la preservación de los contornos de los objetos se usa el filtro de *mediana*. Este filtro implementa una operación no lineal en la imagen que consiste en que cada píxel de la imagen resultante contiene el valor medio de intensidad de una determinada región de vecindad $M \times N$ alrededor del píxel equivalente en la imagen de original.

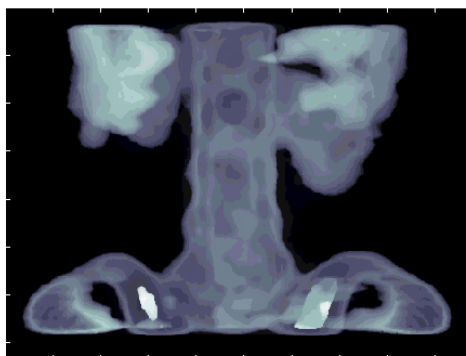


Figura 29.- Imagen anterior tras filtrado de mediana

4.2.4 Corrección de exposición

Se han desarrollado diversos métodos, utilizando algoritmos parecidos a los de modificación de contraste, para corregir la exposición inadecuada de radiografías (por exceso o por defecto) con el objeto de disminuir el número de repeticiones. Estas técnicas son especialmente útiles en unidades de cuidados intensivos, en las que la técnica radiográfica adecuada es difícil de conseguir (se emplean equipos portátiles, el paciente no puede colaborar, etc) y se requieren radiografías del mismo paciente con frecuencia.

El problema de la corrección de exposición ha sido resuelto por la radiografía computerizada mediante fósforos fotoestimulables, que tiene una latitud de exposición 10000 veces mayor que las combinaciones pantalla/película, con lo que sólo hay que reasignar los valores de nivel de gris adecuados. Los sistemas de radiología digital se usan por ello en radiografía portátil, para compensar las infla y sobre exposiciones.

En aquellos servicios que funcionan con sistema de pantalla/película la técnica de corrección de exposición consta de los siguientes pasos:

- ✓ Digitalización de una radiografía convencional.



- ✓ Corrección no lineal de densidades, basada en la curva HD de la película original, con objeto de corregir la densidad de radiografías con exposición inadecuada.

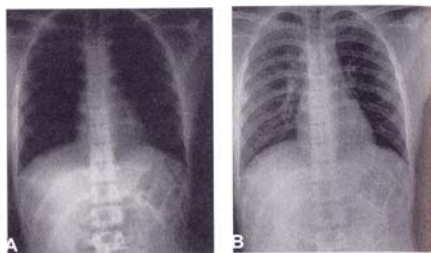


Figura 30.- A. Radiografía de tórax con una sobreesposición del 400% del nivel adecuado.
B: Radiografía digital procesada, que proporciona indudable mejora de calidad

4.2.5 Operaciones aritméticas y geométricas

Las operaciones aritméticas con imágenes (sumas, resta,...) se utilizan con frecuencia. En radiología es particularmente habitual la sustracción de imágenes de un mismo paciente, obtenidas secuencialmente, realzando las modificaciones producidas en el intervalo de tiempo transcurrido. Ha sido ampliamente utilizada en angiografía, empleando imágenes obtenidas antes y después de la inyección de contraste intravascular, de forma que se visualizan los vasos sanguíneos sin la superposición de estructuras óseas (Fig 31). La forma más simple de angiografía digital de sustracción (DSA) consiste, por tanto, en sustraer la imagen previa a la llegada de contraste a la correspondiente al pico máximo de contraste, previo al aclarado del mismo. Con DSA se pueden combinar múltiples imágenes secuenciales para optimizar la relación señal ruido vasculatura.

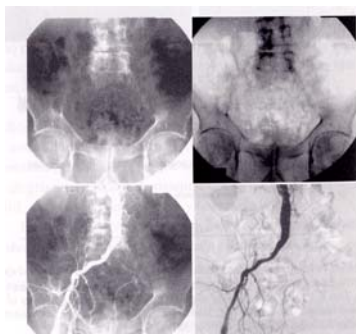


Figura 31.- Angiografía digital de sustracción en un paciente con 'by-pass' aortofemoral izdo. trombosado. Arriba: imagen previa al contraste y máscara invertida; abajo: imagen con contraste y tras la sustracción

Otra técnica basada en operaciones aritméticas es la denominada imagen dual, cuyo objetivo es resolver la superposición de estructuras anatómicas. Las imágenes se obtienen con rayos X de dos energías diferentes, cuya contribución a la imagen va a depender de la absorción selectiva de las diferentes estructuras anatómicas. Posteriormente se combinan para obtener imágenes 'material-selectivas' de hueso o de tejido blando. En la imagen selectiva ósea los tejidos blandos se eliminan de la imagen permitiendo ver mejor el hueso y viceversa.

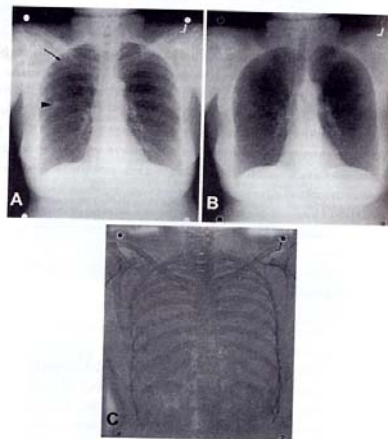


Figura 32. –Ejemplos de imágenes obtenidas por energía dual en un paciente con dos nódulos pulmonares (flechas). A: Imagen de alta energía obtenida con un sistema CR. B: Imagen selectiva de tejido blando. C: Imagen selectiva de hueso.

Existen dos estrategias para obtener la separación de energía en la imagen de energía doble:

- ✓ Realizar dos exposiciones modificando la potencia de pico del haz de rayos X.
- ✓ Realizar una exposición simple con dos detectores (por ejemplo pantallas de fósforos fotoestimulables). El primer detector en el sentido del haz recoge la radiación de baja energía, posteriormente se dispone un filtro que



endurece el haz y un segundo detector que recoge el componente de alta energía.

Se han aplicado técnicas de imágenes de energía doble a la radiografía de pulmón, para detectar nódulos pulmonares y ayudar a distinguir entre benignos y malignos.

La sustracción secuencial puede utilizarse de forma similar a la DSA para la comparación de dos imágenes del mismo paciente, por ejemplo en radiografía de tórax o mamografía. La radiografía previa se registra y sustrae de la actual, lo que puede llegar a producir llamativos realces de cambios que han tenido lugar en el intervalo de tiempo entre ambas exploraciones. Para que este método funcione adecuadamente es imprescindible que la técnica de ambas exploraciones esté en un margen de similitud adecuado y, pese a ello, se debe recurrir a distorsionar las coordenadas x e y de alguna de las imágenes previamente a la sustracción para que los elementos anatómicos de referencia coincidan, lo que contribuye una operación geométrica. Esta técnica se denomina genéricamente 'warping'.

Otras operaciones geométricamente realizadas habitualmente son la ampliación o 'zoom' de una zona, la rotación y la reflexión de una imagen.

4.2.6 Detección de Contornos

Los bordes de una imagen se pueden definir como transiciones entre dos regiones de niveles de gris significativamente distintos. Éstos suministran una valiosa información sobre las fronteras de los objetos que puede ser utilizada para la segmentación de la imagen, reconocimiento de objetos, visión estéreo, etc.

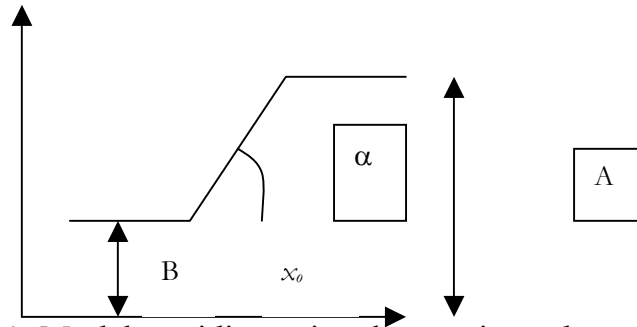


Figura 33. Modelo unidimensional y continuo de un borde ideal.

En la figura anterior se muestra un modelo unidimensional y continuo de un borde. Este modelo representa una rampa desde un nivel de gris bajo “B” a uno alto “A”, con los siguientes parámetros:

- Variación de intensidad $H = A - B$
- Ángulo de inclinación de la rampa “ α ”
- Coordenada horizontal x_0 donde se encuentra el punto medio de la rampa.

Un operador que proporcionase los valores de x_0 y H daría unos datos valiosísimos sobre la imagen, ya que proporcionaría la amplitud del borde, y lo localizaría con exactitud dentro de la imagen.

En las imágenes reales los bordes nunca se ajustan totalmente al modelo anterior. Las causas de ello son diversas, destacándose las siguientes:



- ✓ Las imágenes son discretas.
- ✓ Están afectadas por un ruido diverso.
- ✓ El origen de los bordes puede ser muy diverso: bordes de oclusión, superficies de diferente orientación, distintas propiedades reflectantes, distinta textura, efectos de iluminación (sombras y/o reflejos) etc.

Por todo esto, debido a la complejidad a la hora de detectar los bordes de una imagen, se consideran tres tipos de errores.

- ✓ Error de detección. Un operador es un buen detector si la probabilidad de detectar el borde es alta cuando éste realmente existe en la imagen, y baja cuando éste no existe.
- ✓ Error en la localización. Un operador localiza bien un borde cuando la posición que proporciona coincide con la posición real del borde en la imagen.
- ✓ Ambos errores están estrechamente ligados a los problemas anteriormente señalados, y muy especialmente a la presencia de ruido de la imagen. En la práctica, la calidad en la detección y en la localización están en conflicto, como se verá más adelante en este capítulo.
- ✓ Respuesta múltiple. Varios píxeles son detectados en un único borde.

A continuación vamos a poner tres ejemplos que ilustren los errores anteriores.



0	1	0	0
0	1	0	0
0	1	0	0
0	1	0	0

Borde real

0	0	1	0
1	0	0	0
0	0	1	0
1	0	0	0

Pobre detección

0	1	0	0
0	0	1	0
0	0	0	1
0	0	1	0

Pobre localización

0	1	0	0
0	1	1	0
1	1	1	1
1	1	0	0

Múltiple respuesta

Figura 34. –Ejemplos de detección de borde. Partimos de un borde indicado en la figura superior izquierda e indicamos los posibles resultados que se nos pueden dar en la detección de dicho borde.

La mayoría de las técnicas para detectar bordes emplean operadores locales basados en distintas aproximaciones discretas de la primera y segunda derivada de los niveles de grises de la imagen, si bien existen otras posibilidades para ello, como el empleo de patrones de bordes ideales. A



continuación se recogen las técnicas más significativas de cada uno de estos enfoques.

4.2.6.1 Operadores basados en máscaras direccionales

Puesto que un borde ideal es esencialmente un patrón con forma de escalón, un método directo de detectar los bordes consiste en correlar la imagen con patrones en toda las orientaciones posibles. En la practica, el número de orientaciones se limita a ocho (giradas 45 grados). En la siguiente figura se muestra, a modo de ejemplo, las máscaras patrones propuestas por Kirsch (1971).

El valor del gradiente en cada píxel de la imagen se obtiene como el máximo de las respuestas a cada una de las máscaras, mientras que la dirección será la indicada por la orientación de dicha máscara.

Aunque se han propuesto otras muchas máscaras direccionales, el alto coste computacional y la escasa precisión en la determinación del gradiente desaconsejan su utilización en la mayoría de las aplicaciones.

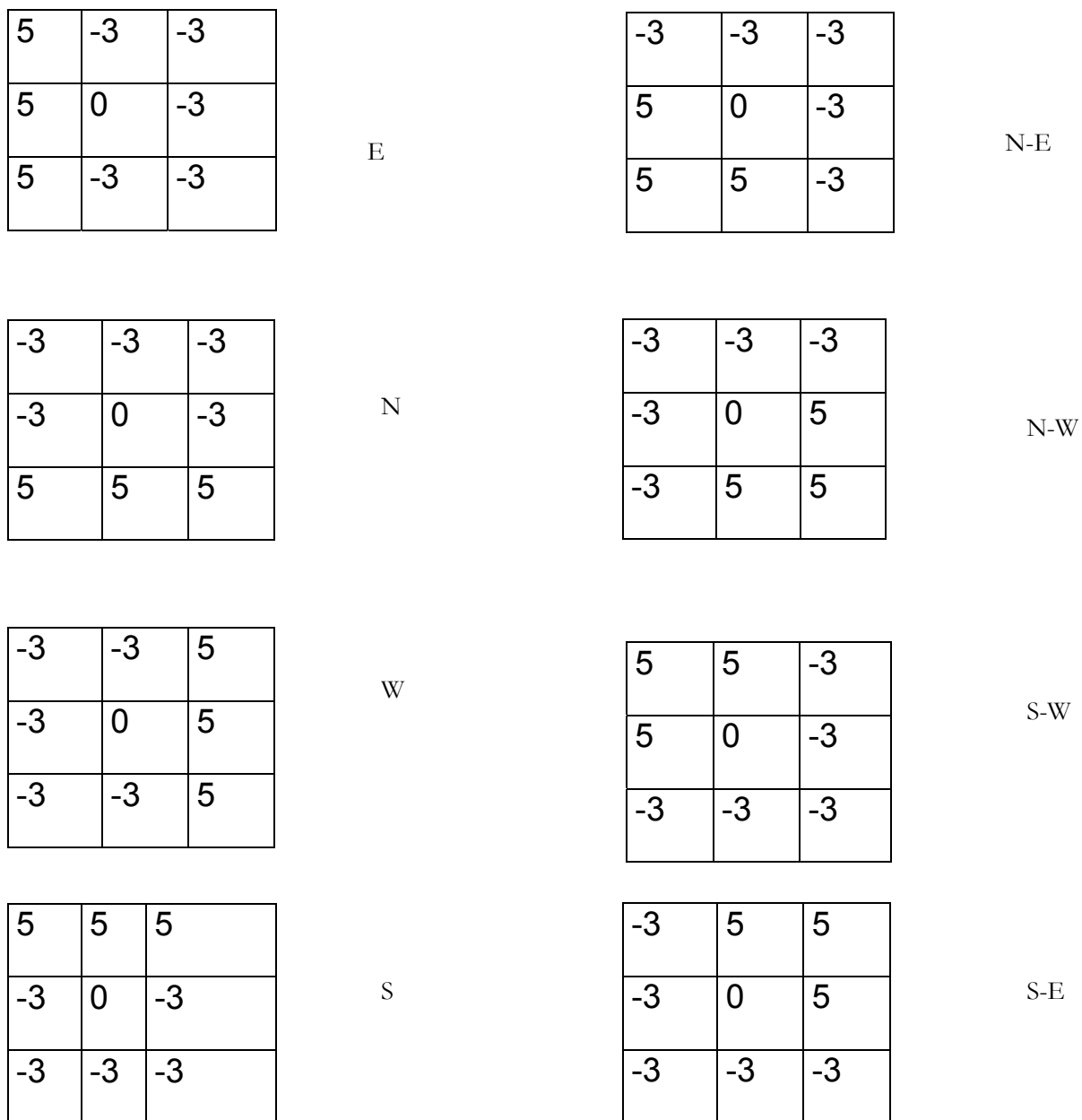


Figura 35.- Máscaras orientadas de Kirsch para la detección de bordes



4.2.6.2 Operadores basados en la primera derivada

Como se sabe, la derivada de una señal continua proporciona las variaciones locales con respecto a la variable, de tal forma que el valor de la derivada es mayor cuanto más rápidas son estas variaciones.

Si consideramos una señal continua $f(x)$ que representa un borde en una dimensión, parece lógico considerar que la localización exacta de este borde venga dada por el punto de inflexión de $f(x)$, es decir, por el máximo de la función $f'(x)$ (punto x_0). De esta manera la derivada de $f(x)$ permite determinar “ x_0 ” de una manera fácil, al tiempo que proporciona una estimación sobre la magnitud y el sentido de la variación (creciente si $f'(x)$ es positivo y, decreciente, en sentido contrario).

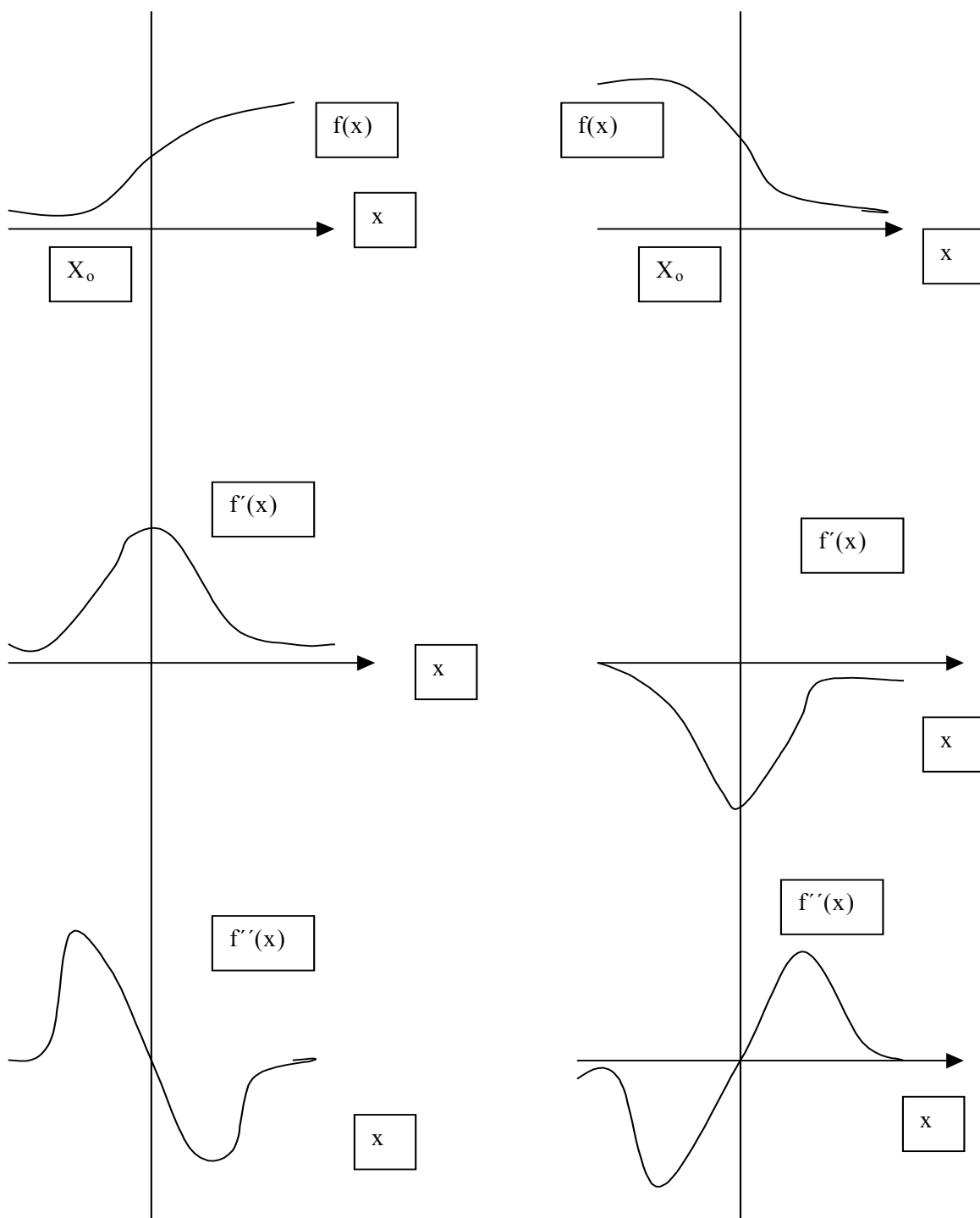




Figura 36. Representación típica del borde de una dimensión. Primeras y segundas derivadas

En el caso de funciones bidimensionales $f(x, y)$, la derivada es un vector que apunta en la dirección de máxima variación de $f(x, y)$ y cuyo módulo es proporcional a dicha variación. Este vector, denotado por $\nabla f(x, y)$, se denomina gradiente y se define como:

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_x(x, y) \\ f_y(x, y) \end{pmatrix}$$

Hay que hacer notar que el gradiente en un punto (x, y) viene dado por las derivadas de $f(x, y)$ a lo largo de los ejes coordenados ortogonales “x” e “y”. El módulo y la dirección del gradiente vienen dados por:

$$|\nabla f(x, y)| = \sqrt{f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2} \quad (1.1)$$

$$\alpha(x, y) = a \tan\left(\frac{f_y(x, y)}{f_x(x, y)}\right) \quad (1.2)$$

4.2.6.3 Aproximaciones discretas del operador gradiente

En el caso bidimensional discreto, las distintas aproximaciones del operador gradiente se basan en diferencias entre los niveles de grises de la imagen. Así, por ejemplo, la derivada parcial $f_x(x, y)$ (gradiente de fila) puede aproximarse por la diferencia de píxeles adyacentes de la misma fila, es decir:

$$f_x(x, y) \approx G_F(i, j) = \frac{[F(i, j) - F(i, j-1)]}{T} \quad (1.3)$$



o también por la diferencia de píxeles separados:

$$f_x(x, y) \approx G_F(i, j) = \frac{[F(i, j+1) - F(i, j-1)]}{2T} \quad (1.4)$$

donde he supuesto que el índice de filas “ i “ crece de arriba abajo, y el de columnas “ j “ de izquierda a derecha. Los factores de escala $1/T$ y $1/2T$ pueden ser omitidos.

El gradiente de fila G_F y de columnas G_C en cada punto se obtienen mediante la convolución de la imagen con sendas máscaras H_F y H_C , esto es:

$$G_F(i, j) = F(i, j) \otimes H_F(i, j)$$

$$G_C(i, j) = F(i, j) \otimes H_C(i, j)$$

donde $H_F(i, j)$ y $H_C(i, j)$ son las respuestas impulsionales del gradiente de fila y columna, respectivamente.

A continuación veremos las máscaras más comunes para obtener el gradiente de una imagen.



OPERADOR GRADIENTE DE FILA GRADIENTE COLUMNA

Diferencia de
píxels

0	0	0
0	1	-1
0	0	0

0	-1	0
0	1	0
0	0	0

Diferencia de
píxeles
separados

0	0	0
1	0	-1
0	0	0

0	-1	0
0	0	0
0	1	0

Figura 37. Máscaras más comunes de operador gradiente.

Para aplicar el operador de Roberts utilizamos las siguientes máscaras:

GRADIENTE FILA

GRADIENTE COLUMNA

0	0	0
0	0	1
0	-1	0

-1	0	0
0	1	0
0	0	0

Figura 38. Máscaras de Roberts.



La aplicación del operador de Prewitt requiere de a utilización de las siguientes máscaras:

GRADIENTE FILA

1	0	-1
1	0	-1
1	0	-1

GRADIENTE COLUMNA

-1	-1	-1
0	0	0
1	1	1

Figura 39. Máscaras de Prewitt

No obstante hay que decir que el filtro de Prewitt se acompaña de un factor de escala $1/3$.

Si en vez de usar los filtros anteriores optamos por un filtro de Sobel las máscaras a emplear serán las siguientes:

GRADIENTE FILA

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

GRADIENTE COLUMNA

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

Figura 40. Máscaras de Sobel.

Hay que hacer notar que estrictamente la aplicación del operador de Sobel requiere el uso de un factor de escala $1/4$.

En lo que respecta a los filtros de Frei-Chen las matrices que realizan la operación gradiente son las siguientes:



GRADIENTE FILA

1	0	-1
$\sqrt{2}$	0	$-\sqrt{2}$
1	0	-1

GRADIENTE COLUMNA

-1	$-\sqrt{2}$	-1
0	1	0
1	$\sqrt{2}$	1

Figura 41. Máscaras de Frei-Chen.

Si nos fijamos en la primera y segunda de las máscaras (gradiente de las filas) veremos como resultan de la implementación directa de la fórmula (1.3) y (1.4) que vimos con anterioridad.

La magnitud y orientación del vector gradiente se obtiene de acuerdo a las ecuaciones (1.1) y (1.2), respectivamente; si bien, dado el elevado coste computacional que conlleva el cálculo de la magnitud, ésta suele aproximarse por la expresión 1.5:

$$|G(i, j)| = \sqrt{G_F^2 + G_C^2} \approx |G_F(i, j)| + |G_C(i, j)| \quad (1.5)$$

Sin embargo, más utilizados que los operadores estudiados en (1.1) y (1.2) son los de Roberts, Prewitt y Sobel, que a continuación se comentan.

La idea del operador de Roberts (Roberts, 1965) es obtener una buena respuesta ante bordes diagonales a partir de la diferencia entre pares diagonales de píxeles. Nótese que , en este caso, las máscaras no representan las derivadas a lo largo de filas y columnas, sino en dos direcciones diagonales (45°) perpendiculares entre sí. Aunque esta



circunstancia no afecta a la expresión para determinar el módulo del gradiente, sí afecta a la orientación, que en este caso viene dada por la expresión:

$$\alpha(i, j) = \frac{\pi}{4} + a \tan \left[\frac{G_2(i, j)}{G_1(i, j)} \right] \quad (1.6)$$

donde

$$G_1(i, j) = F(i, j) - F(i+1, j+1) \quad (1.7)$$

$$G_2(i, j) = F(i, j) - F(i+1, j+1)$$

El operador de *Roberts* ofrece unas buenas prestaciones en cuanto a localización. El gran inconveniente es su extremada sensibilidad al ruido y, por tanto, con unas pobres cualidades de detección. Los operadores de *Prewitt*, *Sobel* y *Frei- Chen* intentan aliviar esta deficiencia involucrando en la convolución un mayor número de píxeles del entorno de vecindad. Estos tres operadores pueden formularse de forma conjunta mediante las máscaras de convolución mostradas en la figura siguiente. Hay que hacer notar que los gradientes de fila y columna están normalizados para proporcionar una ganancia unidad sobre la zona de pesos positivos y negativos.



1	0	-1
K	0	-K
1	0	-1

$H_F(i,j)$

-1	-K	-1
0	0	0
1	K	1

$H_C(i,j)$

Figura 42. Estructura de los operadores de Prewitt, Sobel y Frei-Chen

donde tanto la matriz de la izquierda como la de la derecha se premultiplica por $1/(2+K)$.

El operador de *Prewitt* ($K = 1$) es, en cierta forma, similar al de diferencia de píxeles separado introducido anteriormente, donde se involucran a los vecinos de filas/ columnas adyacentes para proporcionar mayor inmunidad al ruido.

El operador de *Sobel* se distingue del operador de Prewitt en que se duplican los valores de los píxeles al norte, sur, este y oeste, es decir, $K=2$. De esta forma, cada píxel del entorno de vecindad es ponderado de acuerdo con la distancia de éste al central (píxel evaluado). Como consecuencia de ello, el filtro de Sobel es más sensible que el de Prewitt a los bordes diagonales, mientras que éste lo es para los horizontales y verticales. En la práctica, sin embargo, no se aprecia gran diferencia entre ellos.

Por otra parte *Frei y Chen* propusieron un valor de $K=\sqrt{2}$ con el fin de que el gradiente sea el mismo para bordes horizontales, verticales y diagonales.

Estos operadores 3×3 tienen unas prestaciones bastante similares. Particularmente, los dos primeros (Prewitt y Sobel) son muy populares, debido a que los valores de los coeficientes hacen que las operaciones aritméticas se puedan programar de una manera eficiente o implementar fácilmente en hardware.



4.2.6.4 Justificación de algunos operadores

4.2.6.4.1 Justificación de operador de Prewitt

Sea $Z = f(x, y)$ una función de dos variables reales que representa una superficie en $\mathbb{R}^3$. El plano tangente a Z en un punto (u, v) viene dado por:

$$Z(x, y) = f(u, v) + f_x(u, v)(x - u) + f_y(u, v)(y - v) = f(u, v) + \nabla f(u, v) \begin{pmatrix} x - u \\ y - v \end{pmatrix}$$

En el caso discreto la noción de plano tangente no es aplicable ya que la imagen $F(i, j)$ se define por puntos discretos de una malla. En su lugar, se busca un plano $Z(i, j)$ que se ajuste lo mejor posible a los valores discretos de intensidad de los píxeles. Así, para un píxel dado (k, l) , el problema es encontrar un plano que cumpla dos condiciones:

- ✓ $Z(k, l) = F(k, l)$
- ✓ El plano es el que, según un determinado criterio, mejor se ajusta a la imagen F en el entorno de vecindad del píxel (k, l) .

Sea $Z(i, j) = F(k, l) + A(i - k) + B(j - l)$ el plano buscado, donde A y B son dos parámetros a determinar (componentes del vector que define el plano). Considerando el criterio de mínimos cuadrados según el cual la suma de los cuadrados de la diferencia entre F y Z se minimiza sobre un entorno de vecindad de (k, l) , el problema se plantea como:

$$\begin{aligned} \min_{A, B} Q &= \min_{A, B} \sum [F(i, j) - Z(i, j)]^2 \\ (i, j) &\in \mathcal{N}(k, l) \end{aligned}$$



donde $\mathcal{N}(k, l)$ es un entorno de vecindad del píxel (k, l) .

Desarrollando Q para el caso en el que $\mathcal{N}(k, l)$ son los 8-vecinos de (k, l) se obtiene:

$$Q = [F(k+1, l+1) - F(k, l) - A - B]^2 + [F(k, l+1) - F(k, l) - B]^2 + [F(k-1, l+1) - F(k, l) + A]^2 + \\ + [F(k-1, l) - F(k, l) + A]^2 + [F(k-1, l-1) - F(k, l) + A + B]^2 + [F(k, l-1) - F(k, l) + B]^2 + \\ + [F(k+1, l-1) - F(k, l) - A + B]^2 + [F(k+1, l) - F(k, l) - A]^2$$

Para minimizar $Q(A, B)$:

$$\partial Q / \partial A = 0 \Rightarrow$$

$$A = \frac{1}{6} \{ [F(k+1, l+1) + F(k+1, l) + F(k+1, l-1)] - [F(k-1, l+1) + F(k-1, l) + F(k-1, l-1)] \}$$

$$\partial Q / \partial B = 0 \Rightarrow$$

$$B = \frac{1}{6} \{ [F(k+1, l+1) + F(k, l+1) + F(k-1, l+1)] - [F(k+1, l-1) + F(k, l-1) + F(k-1, l-1)] \}$$

que como puede observarse, salvando el factor de escala, son las expresiones del gradiente de fila y columna de Prewitt en el píxel (k, l) .

4.2.6.4.2 Justificación del Operador de Sobel

La idea con la que surgió este operador es emplear una estimación del gradiente eficiente computacionalmente y más isotrópica que el popular operador de *Roberts* (Robert, 1965; Danielsson, 1990).

Considérese un píxel con intensidad “e” cuyo entorno de vecindad, dado por sus 8-vecinos, posee los siguientes valores de intensidad:



A	B	C
D	E	F
G	H	I

Se define la magnitud del vector de derivada direccional g como:

$$g = \frac{\langle \text{DiferenciaIntensidad} \rangle}{\langle \text{DistanciaVecino} \rangle}$$

La dirección de g vendrá dada por el vector unitario desde el píxel central al vecino considerado.

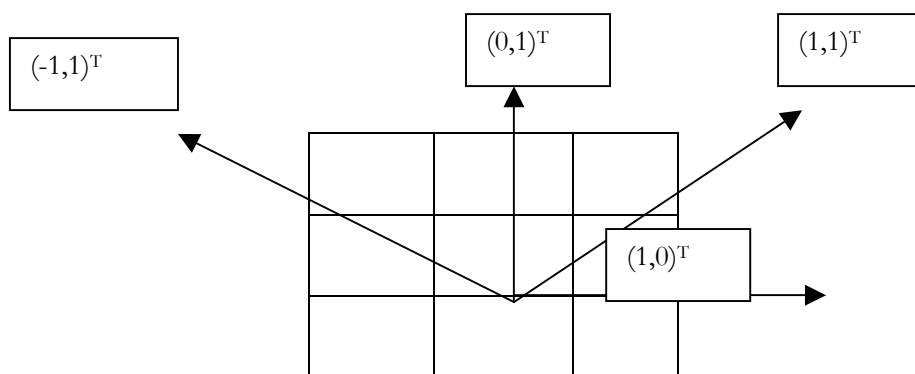


Figura 43.-Direcciones a considerar en las derivadas direccionales g .

El gradiente G en el píxel considerado se estima a partir de la suma de las derivadas direccionales con sus 8-vecinos, es decir:



$$G = \left[\frac{c-e}{R} + \frac{e-g}{R} \right] \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} / R + \left[\frac{a-e}{R} + \frac{e-i}{R} \right] \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} / R + \left[\frac{b-e}{R} + \frac{e-h}{R} \right] \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} + \left[\frac{f-e}{R} + \frac{e-d}{R} \right] \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} =$$

$$= \left[\frac{c-g}{R} \right] \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} / R + \left[\frac{a-i}{R} \right] \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \end{pmatrix} / R + \left[\frac{b-h}{R} \right] \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} + \left[\frac{f-d}{R} \right] \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

donde $R=\sqrt{2}$.

Operando en la expresión anterior se llega a la siguiente forma simplificada:

$$G = \begin{pmatrix} \frac{(c-g-a+1)}{2} + f-d \\ \frac{c-g+a-i}{2} + b-h \end{pmatrix} \quad (1.8)$$

Hay que hacer notar, que el término $\sqrt{2}$ desaparece del vector G. Para evitar trabajar con divisiones es conveniente escalar la expresión anterior multiplicando por 2, con lo que se obtiene:

$$G = \begin{pmatrix} (c-g-a+1) + 2(f-d) \\ (c-g+a-i) + 2(b-h) \end{pmatrix} \quad (1.9)$$

Puesto que la expresión (1.8) debería escalarse por el factor $\frac{1}{4}$ para tener ganancia unidad sobre la parte positiva y negativa del operador, la ecuación 1.9 proporciona en realidad un valor 8 veces superior al gradiente real. Expresando 1.9 en forma de máscaras de convolución se obtienen los gradientes de Sobel expuestos con anterioridad.

Nótese que, este desarrollo del operador de Sobel es equivalente a utilizado para justificar el operador de Prewitt, si bien en este caso, el criterio de mínimos cuadrados se formularía como :

$$Min_{A,B} Q = Min_{A,B} \frac{\sum [F(i,j) - Z(i,j)]^2}{D^2} \quad (i,j) \in \mathbb{N}(k,l)$$



donde D es una función distancia que vale 1 si (i,j) es uno de los cuatro vecinos de (k,l) ó $\sqrt{2}$ si (i,j) es uno de los vecinos diagonales.

4.2.6.5 Implementación

En la siguiente figura se muestra la estructura de un sistema de detección de bordes basado en el cálculo del gradiente. Una vez obtenido el módulo del gradiente en cada píxel (imagen gradiente, $G(i,j)$) suele aplicarse una operación de *umbralización*, donde se decide si el píxel pertenece o no a un borde de la imagen (imagen binaria de bordes).

La elección del umbral es crítica: un umbral pequeño detectaría como borde fluctuaciones debida al ruido y daría lugar a respuestas múltiples (bordes de espesor mayor que un píxel); por el contrario, un umbral elevado no detectaría muchos de los bordes en la imagen. Lo más adecuado, por tanto, sería emplear un umbral variable en cada píxel, función del nivel de ruido y de la amplitud de la discontinuidad (relación señal-ruido). En la práctica, esto presenta serios inconvenientes que desaconsejan su utilización, como el elevado coste computacional que acarrea y la necesidad de contar con un adecuado modelo probabilístico.

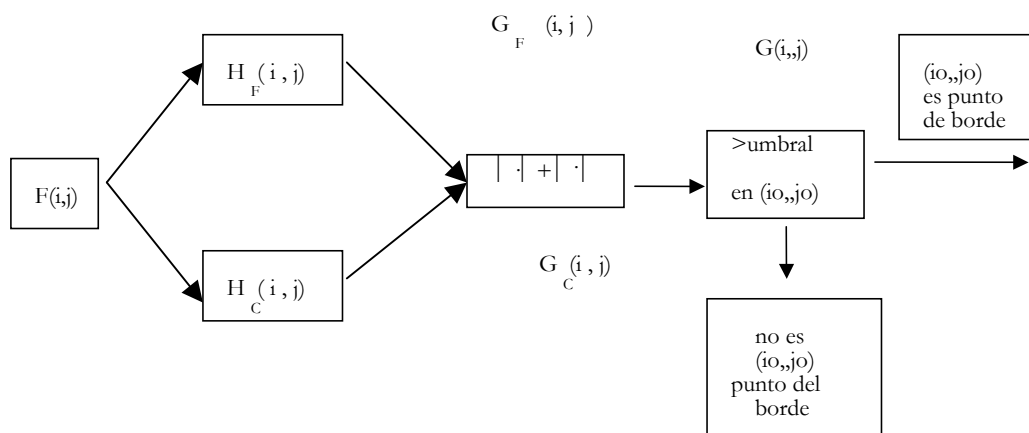


Figura 44.-Detección de bordes basado en gradiente



Como ya se indicó, la dirección del gradiente en un píxel de la imagen indica la máxima variación de los niveles de grises, es decir, es perpendicular al borde en dicho punto. Aunque en el sistema anterior no se ha tenido en cuenta esta dirección, es importante señalar que ésta suministra una información muy valiosa que puede ser utilizada en posteriores etapas en el proceso de visión (por ejemplo, para la segmentación de objetos mediante seguimiento de contornos y transformada de *Hough*).

4.2.6.6 Influencia del tamaño del operador

El tamaño del operador tiene una gran importancia en lo que concierne a sus características de detección y localización. Los operadores presentados hasta ahora (2x2 y 3x3) son muy sensibles a la presencia de ruido en la imagen (en especial los de tamaño 2x2) y, por consiguiente, con un comportamiento deficiente en cuanto a la detección. Este problema puede mejorarse utilizando máscaras de mayor tamaño que actúan promediando sobre un mayor número de píxeles del entorno. Como se verá en el siguiente apartado, el efecto es similar al que se obtendría aplicando el operador gradiente sobre una imagen previamente suavizada.

Las contrapartidas de utilizar máscaras más grandes son:

- ✓ El suavizado de la imagen conlleva la atenuación y enturbiamiento de los bordes y, por consiguiente, una peor localización de éstos.
- ✓ El coste computacional es mucho mayor que en operadores pequeños ($O(N \times N)$, siendo N el tamaño de la máscara).

Como regla general, si el operador es pequeño la localización es más precisa, aunque es más sensible al ruido y por ello detectará bordes que no



existen. Si el operador es grande entonces la localización es menos precisa, sin embargo, disminuye la sensibilidad al ruido y mejora la detección.

4.2.6.7 Combinado de suavizado y gradiente. Operador DroG

Un procedimiento que se puede utilizar para hacer que el operador gradiente sea menos vulnerable al ruido consiste en suavizar previamente la imagen. Ambas operaciones (suavizado y gradiente) se pueden combinar en una sola mediante la convolución:

$$H(i,j) = H_G(i,j) \otimes H_S(i,j)$$

donde $H_S(i,j)$ es la respuesta impulsional de un filtro paso-baja (suavizado), y $H_G(i,j)$ es uno de los operadores gradiente ilustrados con anterioridad.

Para ilustrar todo esto y que sirva a modo de ejemplo cogemos como $H_G(i,j)$ el operador gradiente de fila de Prewitt, y $H_S(i,j)$ el promediado uniforme de 8-vecinos, entonces, el operador resultante será:



$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} =$$

1	1	0	-1	-1
2	2	0	-2	-2
3	3	0	-3	-3
2	2	0	-2	-2
1	1	0	-1	-1

La máscara 5x5 resultante suele normalizarse con el factor 1/18 y realiza el gradiente por filas. De esta manera queda patente la afirmación hecha en el apartado anterior acerca de la relación entre el tamaño del operado gradiente y el efecto de suavizado que ello conlleva.

Un operador que combina suavizado y gradiente de una manera más eficaz es el denominado operador DroG o Derivada de la Gaussiana (“Derivative of Gaussian”), el cual permite, mediante el parámetro de desviación típica de la Gaussiana, controlar el grado de suavizado deseado.



En el caso bidimensional, la Gaussiana isotrópica de desviación típica σ se define como:

$$g_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} = g_{\sigma}(r) \text{ con } r = (x^2 + y^2)^{1/2} \quad (1.10)$$

El cálculo del gradiente sobre una función continua $f(x, y)$ suavizada con $g_{\sigma}(x, y)$ viene dado por la composición de operaciones:

$$\nabla[f(x, y) \otimes g_{\sigma}(x, y)] \quad (1.11)$$

donde $\nabla []$ denota el operador gradiente.

Puesto que, tanto el gradiente como la convolución son operaciones lineales, la ecuación 1.11 puede ponerse como:

$$\nabla[f(x, y) \otimes g_{\sigma}(x, y)] = f(x, y) \otimes \nabla[g_{\sigma}(x, y)] = f(x, y) \otimes \text{DroG}(x, y)$$

El operador DroG es un vector que se define como:

$$\text{DroG}(x, y) = \begin{bmatrix} \partial[g_{\sigma}(x)g_{\sigma}(y)]/\partial x \\ \partial[g_{\sigma}(x)g_{\sigma}(y)]/\partial y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{\sigma}(y)\partial[g_{\sigma}(x)]/\partial x \\ g_{\sigma}(x)\partial[g_{\sigma}(y)]/\partial y \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} -xg_{\sigma}(x)g_{\sigma}(y)/\sigma^2 \\ -yg_{\sigma}(x)g_{\sigma}(y)/\sigma^2 \end{pmatrix} \quad (1.12)$$

donde se ha tenido el carácter separable de la Gaussiana, es decir:

$$g(x, y) = g_{\sigma}(x)g_{\sigma}(y)$$

Hay que hacer notar, que puesto que el operador DroG sólo se ha de calcular una sola vez, en lugar de realizar dos operaciones distintas sobre la imagen (primero la Gaussiana y después la derivada), sólo se tiene que realizar una convolución.



Para implementar el operador DroG en una imagen digital es necesario discretizar los componentes “x” e “y” de la ecuación 1.12. Esta discretización se realiza de acuerdo con el valor de la desviación típica σ , teniendo en cuenta las mismas consideraciones que en el caso del operador de suavizado gaussiano descrito con anterioridad, obteniéndose dos máscaras, una para el gradiente de filas y otra para el gradiente de columnas. Obsérvese que el operador DroG se aplica, de acuerdo con la ecuación 1.12, convolucionando el vector derivada de la gaussiana con la imagen una vez suavizada con el vector gaussiana.

Por último, hay que hacer hincapié que el resultado que se obtiene con DroG es menos sensible al ruido que el obtenido con el operador de Sobel.

4.2.6.8 Operadores basados en la segunda derivada (Laplaciana).

Siempre que en la imagen se presenta un cambio de intensidades a lo largo de una determinada dirección, existirá un máximo en la primera derivada a lo largo de dicha dirección y, consecuentemente, un paso por cero en la segunda derivada. La dirección de interés será aquella ortogonal a la orientación local de los cruces por cero.

Puesto que, generalmente esta dirección no es conocida, parece claro que la utilización de un operador independiente de la orientación como la *Laplaciana* presenta evidentes ventajas computacionales. Asimismo, al ser una derivada segunda, tiene la ventaja de facilitar la localización precisa del borde.

En el dominio continuo la *Laplaciana* del borde de una función bidimensional $f(x, y)$ se define como:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (1.13)$$

La Laplaciana vale cero si $f(x, y)$ es constante o cambia linealmente su amplitud. El cambio de signo de la función resultante nos indica que en ese



lugar existe un cruce por cero (cambio de positivo a negativo o viceversa) y, por tanto, indica la presencia de un borde. Hay que hacer constar que, a diferencia del gradiente, la *Laplaciana* no es un vector.

4.2.6.8.1 Implementación de la Laplaciana

En el dominio discreto la *Laplaciana* se aproxima mediante la diferencia de pendientes a lo largo de cada uno de los ejes. Supóngase que la derivada parcial $\partial f(x, y) / \partial x$ se aproxima mediante:

$$f_x(x, y) = G_F(i, j) = f(i+1, j) - f(i, j)$$

donde una vez más se ha omitido el factor de escala ya que no afecta al cruce por cero. La segunda derivada a lo largo del eje de filas, $f_{xx}(x, y)$, se aproxima mediante:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = \frac{\partial f_x}{\partial x} = G_F(i+1, j) - G_F(i, j) = f(i+1, j) - 2f(i, j) + f(i-1, j) \quad (1.14)$$

Procediendo de igual manera para la segunda derivada en el eje “y” (columnas) se tiene:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = \frac{\partial f_y}{\partial y} = G_C(i, j+1) - G_C(i, j) = f(i, j+1) - 2f(i, j) + f(i, j-1) \quad (1.15)$$

Por tanto, la aproximación discreta de la *Laplaciana* de la imagen $f(i, j)$ se obtiene mediante la convolución:

$$L[F(i, j)] = F(i, j) \otimes H(i, j) \quad (1.16)$$



donde:

$$H(i,j) = \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline -1 & 2 & -1 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} + \begin{array}{|c|c|c|} \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline 0 & 2 & 0 \\ \hline 0 & -1 & 0 \\ \hline \end{array} =$$

0	-1	0
-1	4	-1
0	-1	0

Esta Laplaciana se conoce como Laplaciana de 4 vecinos, la cual suele normalizarse para que tenga una ganancia unidad sobre los píxeles de pesos positivos y negativos, es decir:

$$H(i,j) = \frac{1}{4} \begin{array}{|c|c|c|} \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline -1 & 8 & -1 \\ \hline -1 & -1 & -1 \\ \hline \end{array}$$



También se puede definir una Laplaciana normalizada de 8 vecinos:

$$H(i,j) = 1/8 \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$$

Aunque ésta no es separable como sumas de segunda derivadas como en las ecuaciones anteriores.

La principal característica de la *Laplaciana* es la capacidad de localizar los bordes de forma precisa mediante la determinación del cruce por cero. En la figura siguiente se muestra el diagrama de detección típico de un sistema de detección de bordes basado en la *Laplaciana*.

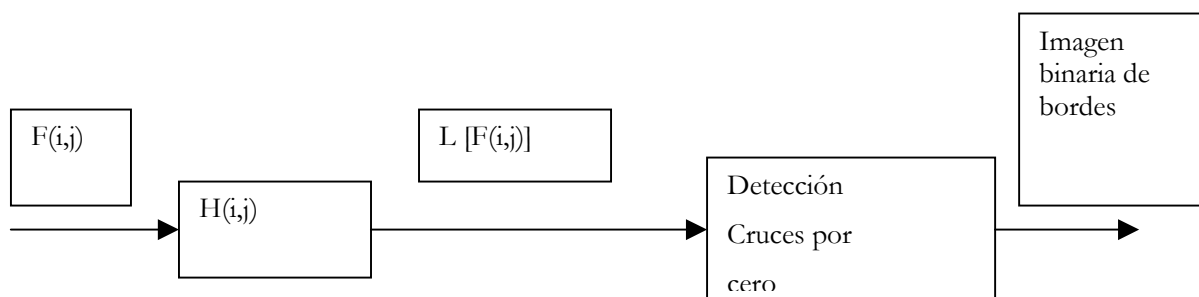


Figura 45. Sistema para la detección de bordes basado en la Laplaciana.

Hay que darse cuenta que, al ser las imágenes discretas, es muy poco probable que el paso por cero coincida en un píxel de la imagen. Por ello, el borde se suele marcar en aquel píxel cuyo nivel de gris es más próximo a cero, teniendo como vecino, al menos, un píxel con nivel de gris de signo contrario (Huertas y Medioni, 1986).

Las características principales de la *Laplaciana* son :



- Al ser un operador de segunda derivada, exhibe una pobre detección de bordes ya que es muy sensible al ruido. Para evitarlo, en lugar de aplicar la *Laplaciana* directamente, se realiza primero un suavizado.
- Si los bordes de la imagen original $f(i, j)$ se verifican ciertas condiciones de suavidad, los cruces por cero de la imagen *Laplaciana* resultante son curvas cerradas (Torre y Poggio, 1986).
- Proporciona un borde de espesor unidad (un píxel).

4.2.6.9 Combinado de Suavizado y Laplaciana. Operador LOG

Como se acaba de comentar, el operador *Laplaciana* es muy sensible al ruido, por lo cual es prácticamente imprescindible su utilización de forma combinada con un operador de suavizado. En particular *Marr y Hildreth* (1980) propusieron el operador LoG donde se aplica la *Laplaciana* a la imagen una vez suavizada con un filtro *gaussiano*. Recurriendo, una vez más, al dominio continuo se tiene:

$$\nabla^2[f(x, y) \otimes g_\sigma(x, y)] = f(x, y) \otimes \nabla^2[g_\sigma(x, y)] = f(x, y) \otimes LoG_\sigma(x, y)$$

donde $g_\sigma(x, y) = g_\sigma(x)g_\sigma(y)$ es la respuesta impulsional de una función *gaussiana* bidimensional.

Aplicando la expresión de la gaussiana se tiene:



$$LoG_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left[\frac{r^2}{2\sigma^2} - 1 \right] * e^{-\left[\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2} \right]} = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left[\frac{r^2}{2\sigma^2} - 1 \right] e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} = LoG_{\sigma}(r)$$

Por lo tanto, basándonos en la expresión anterior el operador *LoG* presenta simetría radial adoptando una forma parecida a la de un sombrero mejicano. Por este motivo, este operador se conoce con el nombre de *filtro de sombrero mejicano*.

Es importante observar cómo la combinación de un filtro paso-alta (*Laplaciana*) y un filtro paso-baja (*Gaussiana*) de lugar a un filtro paso – banda, cuyo ancho de banda es controlado por el parámetro σ de desviación típica.

Aunque el operador *LoG* no es separable, en virtud de la separabilidad de la *Gaussiana*, éste puede ponerse como suma de operadores separables (Huertas y Medioni, 1986).

$$LoG_{\sigma}(x, y) = \frac{g_{\sigma}(x) * g_{\sigma}(y)}{\pi\sigma^2} \left[\frac{x^2 + y^2}{\sigma^2} - 2 \right]$$

Teniendo en cuenta el gran tamaño requerido para este operador, este hecho tiene una gran trascendencia desde el punto de vista de la eficiencia computacional, puesto que permite efectuar la convolución por filas y columnas de la imagen de manera separada, reduciendo el número de operaciones de n^2 a $4n$, siendo n el tamaño del operador.

En vez de utilizar este operador aproximaremos *LoG* mediante un operador diferencia de gaussianas denominado *DoG*.

Una alternativa muy usada consiste en aproximar *LoG* por un operador diferencia de gaussianas denominado *DoG*. El operador *DoG* para las desviaciones típicas σ_1 y σ_2 se define como:

$$DoG_{\sigma_1\sigma_2}(x, y) = g_{\sigma_1}(x, y) - g_{\sigma_2}(x, y) = g_{\sigma_1}(x)g_{\sigma_2}(y) - g_{\sigma_2}(x)g_{\sigma_1}(y)$$

Más concretamente, *Marr y Hildreth* en 1980 demostraron que la proporción $\sigma_2 / \sigma_1 = 1.6$ es la que mejor aproxima la forma del operador *LoG*.



Al igual que con la *Laplaciana*, los cruces por cero obtenidos tras aplicar el operador *Laplaciana* de la Gaussiana suelen producir contornos cerrados, mas aún en este caso por el efecto de suavizado inherente al propio operador. Esta propiedad puede resultar muy interesante para la posterior segmentación de la imagen.

Aunque existen algoritmos, más o menos sofisticados, capaces de determinar la localización de los cruces por cero con precisión de subpíxel (*Huertas y Medioni, 1986*), éstos pueden ser detectados de una manera simple de la siguiente forma: un píxel es marcado como cruce por cero si su valor en la imagen resultante de aplicar el operador LoG es menor que $-t$ y uno de sus vecinos es mayor que t , o también si su valor es mayor que t y uno de sus vecinos es menor que $-t$, siendo t un umbral positivo (*Pratt, 1991*).

El principal inconveniente del operador LoG, además del elevado coste computacional que conlleva, es su pobre comportamiento en regiones donde intersectan bordes con distintas orientaciones, deformándose las esquinas y desconectándose bordes. Estos defectos son analizados en detalle en (*Marr, 1980; Marr y Hildreth, 1980; Torre y Poggio, 1986*).

La implementación discreta del operador LoG se realiza muestreando la función continua dada por las expresiones LoG y DoG. Para reducir el efecto de truncado de estas funciones, el tamaño de la máscara debe ser $W \geq 3c$, donde $c = 2\sqrt{2}\sigma$ es el ancho del lóbulo central. En la figura 1.23 se muestra un ejemplo de LoG discreto para $W=11$ y $\sigma=1.4$.

Como se ha comentado, el parámetro σ , y por consiguiente W , controla el grado de suavizado de la imagen y, por tanto, el número de cruces por cero.



0	0	0	-1	-1	-2	-1	-1	0	0	0
0	0	-2	-4	-8	-9	-8	-4	-2	0	0
0	-2	-7	-15	-22	-23	-22	-15	-7	-2	0
-1	-4	-15	-24	-14	-1	-14	-24	-15	-4	-1
-1	-8	-22	-14	52	103	52	-14	-22	-8	-1
-2	-9	-23	-1	103	178	103	-1	-23	-9	-2
-1	-8	-22	-14	52	103	52	-14	-22	-8	-1
-1	-4	-15	-24	-14	-1	-14	-24	-15	-4	-1
0	-2	-7	-15	-22	-23	-22	-15	-7	-2	0
0	0	-2	-4	-8	-9	-8	-4	-2	0	0
0	0	0	-1	-1	-2	-1	-1	0	0	0

4.2.6.10 Detector de Bordes de Canny

Soluciona tres tipos de problemas a la hora de detectar contornos:

- Detecta todos los contornos sin dejarse ninguno.
- La distancia entre el contorno detectado y el real es mínima.
- No detecta contornos donde hay un punto aislado.

El detector de bordes de *Canny* es la primera derivada de una gaussiana y aproxima muy bien el operador que optimiza el producto del cociente señal ruido y localización. El algoritmo se resume como sigue: Sea $f(x,y)$ la imagen. El resultado de convolucionar la imagen con un filtro gaussiano es la imagen suavizada

$$s(x, y) = G(x, y, \sigma) * f(x, y)$$



donde σ es la anchura de la gaussiana y controla el grado de alisamiento. A continuación se calcula el gradiente de la imagen suavizada usando una aproximación 2x2 de las primeras diferencias y que producen las matrices $P(i,j)$ y $Q(i,j)$ para las derivadas parciales en x e y

$$P(i, j) \approx \frac{s(i+1, j) - s(i, j) + (i+1, j+1) - s(i, j+1)}{2}$$
$$Q(i, j) \approx \frac{s(i, j) - s(i, j-1) + s(i+1, j) - s(i+1, j-1)}{2}$$

Las diferencias finitas son promediadas sobre un cuadrado 2x2 de forma que las derivadas parciales se calculan en el mismo punto de la imagen. La magnitud y orientación del gradiente se puede calcular mediante

$$M(i, j) = \sqrt{P(i, j)^2 + Q(i, j)^2}$$
$$\theta(i, j) = \arctan g(Q(i, j), P(i, j))$$

donde la función arcotangente toma dos argumentos y genera un ángulo sobre el círculo completo de direcciones posibles.

La matriz de magnitudes $M(i,j)$ tendrá valores grandes donde el gradiente sea grande, pero esto no es suficiente para identificar los bordes ya que el problema de encontrar los puntos donde hay un cambio rápido de la intensidad se ha transformado en la búsqueda de los puntos donde existe un máximo local de $M(i,j)$. Para identificar los bordes, las crestas en la matriz de magnitudes debe reducirse de forma que las magnitudes donde existe un máximo local sean las únicas que persistan.

Dos son las aproximaciones que vamos a examinar para reducir las crestas. Una vez calculada la magnitud del gradiente y su dirección, estos valores son examinados en la imagen completa junto con la magnitud de los bordes de los dos píxeles vecinos en la dirección perpendicular al borde. Si al menos uno de estos píxeles tiene magnitud superior que la del pixel central, a este último se le asigna el valor cero, es decir $M(i,j)=0$. Este proceso hace más estrecha las crestas. Los valores de las alturas de las crestas se retienen en la magnitud de no supresión que es notada $N(i,j)$. Observemos que $N(i,j)$ vale $M(i,j)$ o cero si no lo hemos localizado como



máximo local. Los valores no nulos en $N(i,j)$ corresponden a la cantidad de contraste en un salto en la imagen.

A pesar del alisamiento realizado previamente, esta nueva matriz contendrá muchos falsos bordes. Un procedimiento típico que se usa para reducir el número de fragmentos de falsos bordes es aplicar un umbral a $N(i,j)$. Todos los valores por debajo del umbral se cambian a cero. Todavía existirán algunos bordes falsos por ser el umbral muy bajo (τ falsos positivos) y partes del contorno no aparecerán (falsos negativos). Para resolver este problema se usa un umbral doble. A $N(i,j)$ le aplicamos dos umbrales τ_1 y τ_2 con $\tau_2 \approx 2\tau_1$ y tenemos dos imágenes umbralizadas $T_1(i,j)$ y $T_2(i,j)$. Puesto que la imagen T_2 se formó con un umbral superior ésta tendrá menor número de falsos positivos, pero también tendrá numerosos huecos en los contornos (falsos negativos). El algoritmo de doble umbral une los bordes de T_2 para formar contornos. Cuando llega al final de un contorno, el algoritmo mira a T_1 mira a los 8 vecinos del píxeles que pueden ser unidos al contorno. El algoritmo continua utilizando píxeles de T_1 hasta llegar a otro píxel en T_2 .

4.2.6.11 Detector de Shen Castan

Este detector utiliza la función ISEF:

$$f(x,y)=a*e^{-\tau(|x|+|y|)}$$

Obtiene una mejor relación señal a ruido que el detector de *Canny*

El detector funciona convolucionando la imagen original con ISEF y detectando los bordes por zero crossing de la laplaciana (igual que se hace en el detector de *Marr-Hildreth*), esto se hace de la siguiente forma:

En primer lugar restamos a la imagen original la imagen filtrada, luego colocamos a 1 todos los píxeles positivos y a 0 todos los negativos por lo que tendremos una imagen *Laplaciana* binaria (BLI), los píxeles candidatos a contorno están en el contorno de la BLI. Una vez que estamos aquí lo que hacemos es comprobar la calidad del contorno que hemos obtenido mediante la eliminación de contornos falsos:



En el lugar donde tengamos un contorno, la segunda derivada habrá un *zero-crossing*, es decir el gradiente en ese punto o será un máximo o un mínimo. Si la segunda derivada cambia de positivo a negativo esto será un *zero crossing* positivo, mientras que si cambia de negativo a positivo será un *zero crossing* negativo, nosotros permitiremos *zero crossing* positivos para tener un gradiente positivo y *zero crossing* negativo para tener un gradiente negativo.

En situaciones donde la imagen original tiene mucho ruido, una umbralización estándar puede no ser suficiente, el algoritmo de *Shen Castan* propone un nuevo método:

Una ventana de una ancho fijo W es centrada en el píxel candidato a ser contorno, si este píxel es un píxel del contorno, entonces la ventana tendrá dos regiones de diferente tono de gris separado por un contorno. La mejor estimación del gradiente en ese punto debería ser la diferencia entre las dos regiones.

4.2.7 Estimadores comunes de la imagen

Hemos dividido los estimadores en dos grandes grupos: Estimadores de forma y estimadores de texturas.

4.2.7.1 Estimadores de forma

Aquellos que tratan a una región concreta de la imagen

- **Estimadores básicos de forma:** Área, perímetro y longitud.
- **Compacidad:**

$$C = \frac{P^2}{A}$$

P = perímetro



A=Área

Es una medida de similitud frente al círculo, por tanto es en cierta manera una medida de lo lisa que es la superficie de la región, ya que C aumenta con la complejidad de la forma. Sus valores son:

C=1 para el círculo.

C>1 para el resto de formas

- **Diametro máximo de la región**, encontrado después de comparar el diámetro para un determinado número de ángulos

- **Diámetro mínimo de la región**, hallado de la misma manera que el anterior

- **Elongación**: medida de la forma de una región que se calcula como

$$Elongación = \frac{Max.Diámetro}{Min.Diámetro}$$

- **Momentos**: Dada una imagen $f(i,j)$ de $M \times N$ pixeles definimos los momento de orden p,q como:

$$m_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} i^p j^q f(i,j)$$

Definimos el **centro de masa** como:



$$CM_x = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad CM_y = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

A partir de ello definimos los momentos invariantes a la traslación

$$\mu_{pq} = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (i - CM_x)^p (j - CM_y)^q f(i - CM_x, j - CM_y)$$

A Partir de ello podemos determinar:

• **La orientación del objeto:** $\theta = \frac{1}{2} \cdot \text{tg}^{-1} \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}$ y con ello los ejes principales.

• **La excentricidad de la forma:** $\varepsilon = \frac{(\mu_{20} - \mu_{02})^2 + 4 \cdot \mu_{11}^2}{(\mu_{20} + \mu_{02})}$

• **El área del objeto en imágenes binarias:** $\text{Área} = \mu_{00}$

Podemos obtener también los momentos invariantes a la escala:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{(p+q+2)/2}}$$



Y a partir de ellos los **descriptores invariantes a la traslación, escala, y rotación** ϕ_i , de los cuales ϕ_1 obtenido como $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$ va a ser un estimador de la complejidad de la imagen cuyo valor aumentará con la complejidad de la forma.

• **Medidas de distancia radial:** Una manera de estudiar la forma de un objeto es analizar su contorno. Para ello se crea un vector que contiene la distancia desde el centroide a todos los puntos del contorno.

$$d(n) = \sqrt{[x(n) - x_c]^2 + [y(n) - y_c]^2} \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

Secuencia de distancia radial.

Se Suele emplear una secuencia de distancia radial normalizada por la máxima distancia $r(n)$. A partir de aquí podemos obtener una serie de parámetros:

• **Entropía** : $E = -\sum_{k=1}^K h_k \log h_k$ donde h_k es la probabilidad de k en el

histograma que representa la distribución de los valores de $r(n)$.

• **Momentos estadísticos:** $m_p = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [r(n)]^p$

✓ **Momento central** : $\mu_p = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [r(n) - m_1]^p$

✓ **Momentos invariantes a traslación, rotación y escala**

$$\overline{m}_p = \frac{m_p}{\mu_2^{p/2}}$$



$$\overline{\mu}_p = \frac{\mu_p}{\mu_2^{p/2}} \quad p \neq 2$$

✓ **Estimador de la complejidad de la forma:**

$$f_1 = \frac{\mu_2^{1/2}}{m_1} \quad f_2 = \frac{\mu_4^{1/4}}{m_1}$$

$$f_{12} = f_2 - f_1$$

- ✓ **Códigos de cadena:** La forma de una región puede ser representada cuantificando la posición relativa de puntos consecutivos de su frontera. La técnica de códigos de cadena consiste en asignar un código a cada transición entre dos puntos consecutivos de dicha frontera. Para evitar códigos demasiado largos se prepara la frontera reduciendo su resolución espacial mediante una nueva rejilla. Los códigos para las transiciones son:

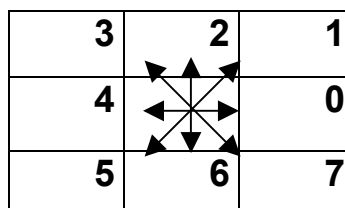


Figura 46. Código de las Transiciones del Código de Cadena

Tal y como está definido el código de cadena es claramente dependiente del punto donde se inicie el recorrido del contorno así como de la orientación del objeto. Para evitar esto, por un lado usaremos como punto de inicio aquel que de como resultado un código de cadena de menor valor numérico, y por otro lado, para tener un código invariante a la rotación usamos un código diferencial que se halla a partir de un código de cadena



convencional estableciendo que la diferencia entre dos dígitos consecutivos del código es igual al número de direcciones que los separan.

El código diferencial nos va a proporcionar mucha información sobre la **curvatura local** de la región, ya que si esta tiene una forma suave el código diferencial tendrá valores pequeños, mientras que una zona de curvatura local grande nos dará un código diferencial con dígitos de valor alto, que serán positivos en el caso de que la curva sea convexa y negativos en el caso de que sea cóncava.

•Descriptores de Fourier:

Cada píxel de un contorno de una región binaria, puede ser representado mediante un número complejo, donde las partes real e imaginaria serán, respectivamente, las coordenadas horizontal y vertical de dicho píxel. Ello, nos permitirá representar el contorno como una secuencia compleja unidimensional, obtenida sin más que recorrer el contorno en una dirección previamente seleccionada y comenzando por un píxel determinado con antelación.

$$c(n) = x(n) + jy(n) \quad n = 0, 1 \dots N-1$$

La DFT de esta secuencia compleja:

$$d(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} c(n) e^{-j2\pi\omega n / N} \quad n = 0, 1 \dots N-1$$

La secuencia $d(\omega)$ contiene toda la información de la forma del contorno, que podrá ser recuperada con la transformada inversa:



$$c(n) = \sum_{\omega=0}^{N-1} d(\omega) e^{j2\pi n\omega / N} \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

La información esencial de la forma está contenida generalmente en los coeficientes de bajo orden de $d(\omega)$, que constituyen los descriptores de forma de Fourier.

El primer coeficiente, $d(0)$, es el centroide del contorno y varía con la traslación, mientras que los restantes coeficientes son todos invariantes a la traslación. Sin embargo, todos los descriptores dependen del píxel seleccionado como píxel de comienzo.

Si consideramos $d_0(\omega)$ la secuencia obtenida a partir del contorno $c(n)$ comenzando por el píxel p_0 , la secuencia $d_s(\omega)$ que se obtendrá si la secuencia comienza n_s píxeles después del p_0 , será:

$$d_s(\omega) = d_0(\omega) e^{-j2\pi n_s \omega / N}$$

Si el contorno es escalado por un factor “a”, los coeficientes serán escalados por el mismo factor. Rotando el contorno en torno al origen un ángulo θ , los descriptores de Fourier quedarán multiplicados por un factor $e^{j\theta}$.

Los descriptores de Fourier que son invariantes al punto de inicio, traslación, escalado y rotación, se obtienen:

$$d_{inv}(\omega) = \frac{d(1+\omega)d(1-\omega)}{d^2(1)}$$

El coeficiente $d(1)$ relaciona con el radio del círculo que aproxima la forma, y será distinto de cero.



La magnitud de los descriptores normalizados puede ser usado como medidor invariante al escalado:

$$d_s(\omega) = \frac{d(\omega)}{d(1)} \quad \omega \neq 0$$

Un estimador de forma basado en la magnitud de los coeficientes:

$$FF = 1 - \frac{\sum_{\omega=-N/2+1}^{N/2} \|d(\omega)\| / \|\omega\|}{\sum_{\omega=-N/2+1}^{N/2} \|d(\omega)\|} \quad \omega \neq 0$$

Se usan para tener baja sensibilidad al ruido, además de invariancia a la traslación, rotación, escalado y punto de comienzo. El valor de los coeficientes FF varía entre 0 y 1, y crece cuando crece la complejidad de la forma del objeto y su rugosidad.

La ecuación:

$$d(\omega) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} c(n) e^{-j2\pi\omega n / N} \quad n = 0, 1, \dots, N-1$$

que es la DFT de la secuencia en estudio, está basada en asumir que los elementos de la secuencia $c(n)$ son equidistantes en el camino del contorno. Este muestreo uniforme se puede lograr usando píxeles 4-conectados. Sin embargo, este muestreo puede sobreestimar significativamente la longitud de segmentos del contorno que estén orientados en torno a la diagonal. Consecuentemente, contornos 4-conectados y 8-conectados tienen ventajas



e inconvenientes para el cálculo de los descriptores de Fourier. Si la región es demasiado grande una alternativa es seleccionar puntos equidistantes a lo largo del contorno, para formar la secuencia unidimensional $c(n)$.

Si se usa la FFT como algoritmo de cálculo de la DFT el tamaño apropiado del paso se calcula como $p_c/2^k$, donde p_c es el contorno del perímetro en píxeles, calculado con un escalado de $\sqrt{2}$ para los píxeles en diagonal, y k es el entero más pequeño que verifica que $2^k > p_c$. Tras seleccionar los puntos con dicho tamaño de paso, a la secuencia le haremos *zero-padding* hasta 2^k para obtener $c(n)$.

4.2.7.2 Estimadores de textura

A la hora de identificar texturas lo que se hace es buscar la repetición de patrones sobre las regiones marcadas, los patrones podrán ser repetidos exactamente o también fijar una serie de variaciones sobre un patrón dado. También hay que fijarse en el tamaño, forma, color y orientación de los elementos del patrón

Antes de todo hay que distinguir las diferentes regiones con distintas texturas para de esta manera limpiar la imagen y que sólo tengamos una posible textura en esa zona.

También es posible que la misma textura con resoluciones diferentes sea percibida como diferentes texturas.

Para la hora de la segmentación de las texturas de la imagen se calcula la media sobre la imagen en tonos de grises. Lo que se hace es sustituir el valor del píxel por el de la media de los píxeles que le rodean, después se umbraliza con sólo dos niveles la imagen resultante. Otra forma de actuar es utilizar la desviación estándar, en situaciones donde hay pequeños objetos con una diferencia fija de nivel con el fondo la desviación estándar nos dice cuantos píxeles pertenecen a la zona de evaluación de la textura y cuantos al fondo.

La media está relacionado con el primer momento, mientras que la desviación estándar con el segundo momento. Otras formas de caracterizar la textura son:



$$✓ \quad M_n = \frac{\sum (x - \bar{x})^n}{N}$$

$$✓ \quad Sk = \frac{1}{N} \sum \left(\frac{(x - \bar{x})}{\sigma} \right)^3$$

$$✓ \quad Kurt = \frac{1}{N} \sum \left(\frac{(x - \bar{x})}{\sigma} \right)^4 - 3$$

4.2.7.2.1 Dimensión Fractal

Sirven para diferenciar entre texturas, nos indica el grado de similitud en diferentes escalas.

Dimensión Fractal D de un conjunto de píxeles I es especificado con la siguiente relación:

$$1 = Nr^D$$

cuya imagen I ha sido dividida en N copias no solapantes de una forma básica, cada una escalada por un factor r del original. Podría ser posible la medida D de una imagen sintética pero en la realidad la imagen no está formada por replicas exactas de una forma básica por lo que para la detección de D se utilizan una serie de algoritmos:

- ✓ *Differential Box Counting (DBC)*
- ✓ *Hurst Coefficient*

Nosotros utilizaremos este último

Dada la ecuación anterior podremos despejar D:



$$D = \frac{\log N}{\log \frac{1}{r}}$$

De esto podemos ver que hay una relación entre N y r . Si dibujamos $\log(N)$ frente a $\log(R)$ el resultado sería una línea cuya pendiente es D , en esto se basa el algoritmo de *Hurst*. El algoritmo funciona de esta manera:

Se coge una región donde hay un pixel central y se marcan distancias sobre este ($d=0$ pixel central, $d=1$ píxeles horizontales y verticales, $d=2^{1/2}$ píxeles diagonales, $d=2$, $d=5^{1/2}$, $d=8^{1/2}$, $d=3$, $d=10^{1/2}$), dentro de cada región marcada buscamos el nivel de gris más alto y el más bajo siendo ignorado el pixel central. Una vez obtenido esto para cada d , obtenemos $\log(d)$ y $\log$ (valor máximo de gris en esa zona – valor mínimo de gris en esa zona), y hallamos la recta de regresión siendo la pendiente el coeficiente de Hurst.

4.2.7.2.2 Vector Dispersion

Para este algoritmo la textura de la imagen consiste un conjunto de pequeños planos donde cada plano es una pequeña área de la imagen, la normal a cada plano es un vector y para una región teniendo muchas facetas la variación de las normales puede producir una medida de la caracterización de la textura de la imagen.

Buscamos caracterizar la imagen de esta forma:

$$I(i,j) = \alpha i + \beta j + \gamma$$

Calculándose α , β y γ de esta forma:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 i * I(i,j)}{\sum \sum i^2}$$



$$\beta = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 j * I(i, j)}{\sum \sum j^2}$$

$$\gamma = \frac{\sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 I(i, j)}{\sum \sum 1}$$

Para cada región obtenemos el vector, y lo normalizamos de esta forma

$$\begin{bmatrix} K_i \\ L_i \\ M_i \end{bmatrix} = \frac{1}{\sqrt{\alpha_i^2 + \beta_i^2 + 1}} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \\ -1 \end{bmatrix}$$

Para estimar un conjunto de regiones haremos la media.

Una vez obtenido esto pasaremos a hallar κ que nos indica la rugosidad (cercano a 0) o la fineza (grandes valores).

$$\kappa = \frac{N-1}{N-R}$$

donde R se calcula de esta forma:

$$R^2 = \left(\sum_{i=1}^N K_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N L_i \right)^2 + \left(\sum_{i=1}^N M_i \right)^2$$

4.2.7.2.3 *Curvatura de la Superficie*

Otra opción al anterior algoritmo es hallar la superficie polinomial que sirve para detectar mejores variaciones de la forma. Por ejemplo un polinomio de segundo grado es :



$$Z(x, y) = a_{20}x^2 + a_{11}xy + a_{02}y^2 + a_{10}x + a_{01}y + a_{00}$$

Para calcular todos estos parámetros tenemos estas ecuaciones:

$$A_1 = \sum_{n=-1}^1 \sum_{m=-1}^1 I(i+n, j+m)$$

$$A_2 = \sum_{n=i-1}^{i+1} I(n, j+1) - \sum_{n=i-1}^{i+1} I(n, j-1)$$

$$A_3 = \sum_{m=j-1}^{j+1} I(i-1, m) - \sum_{m=j-1}^{j+1} I(i+1, m)$$

$$A_4 = \sum_{n=i-1}^{i+1} I(n, j-1) + \sum_{n=i-1}^{i+1} I(n, j+1)$$

$$A_5 = \sum_{m=j-1}^{j+1} I(i-1, m) - \sum_{m=j-1}^{j+1} I(i+1, m)$$

$$A_6 = I(i-1, j+1) + I(i+1, j-1) - I(i-1, j-1) - I(i+1, j+1)$$

Los coeficientes del polinomio anterior se calculan mediante estas ecuaciones:

$$\checkmark \quad a_{20} = \frac{A_4}{2} - \frac{A_1}{3}$$

$$\checkmark \quad a_{11} = \frac{A_6}{4}$$

$$\checkmark \quad a_{02} = \frac{A_5}{2} - \frac{A_1}{3}$$

$$\checkmark \quad a_{10} = \frac{A_2}{6}$$



$$\checkmark \quad a_{01} = \frac{A_3}{6}$$

$$\checkmark \quad a_{00} = \frac{5A_1}{9} - \frac{A_4}{3} - \frac{A_5}{3}$$

Con todo esto, podemos obtener los siguientes parámetros para las primeras y segunda formas fundamentales de la superficie:

$$\checkmark \quad E = 1 + a_{10}^2$$

$$\checkmark \quad F = a_{10}a_{01}$$

$$\checkmark \quad G = 1 + a_{01}^2$$

$$\checkmark \quad e = \frac{2a_{20}}{\sqrt{EG - F^2}}$$

$$\checkmark \quad f = \frac{2a_{11}}{\sqrt{EG - F^2}}$$

$$\checkmark \quad g = \frac{2a_{02}}{\sqrt{EG - F^2}}$$

Una vez calculado todo esto, obtenemos:

$$K_1 = \frac{gE - 2Ff + Ge - \sqrt{gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)}}{2(EG - F^2)}$$

$$K_2 = \frac{gE - 2Ff + Ge + \sqrt{gE + Ge - 2Ff)^2 - 4(eg - f^2)(EG - F^2)}}{2(EG - F^2)}$$

La curvatura gaussiana es $K_3 = K_1 \cdot K_2$, la media es $K_4 = (K_1 + K_2)/2$ y otros parámetros distintos son:

$$K_5 = \frac{K_2 - K_1}{2}$$



$$K_6 = \max(|k_1|, |k_2|)$$

También podemos sacar información de la expresión $eg-f^2$,

Si $eg-f^2 < 0$, es un punto de silla de montar.

Si $eg-f^2 > 0$, es un punto elíptico.

Si $eg-f^2 = 0$, es un punto parabólico.

4.2.7.2.4 Estadísticos de Longitud de Cadena (Run-Length Statistics)

Con este estimador lo que vamos a hacer es buscar cadenas de píxeles consecutivos con el mismo valor (incluso podemos permitir cierta tolerancia a la hora de considerar que son iguales) con el objetivo de distinguir las zonas rugosas de las lisas. Las zonas lisas se caracterizarán por cadenas largas mientras que las rugosas por todo lo contrario. También hemos de tener en cuenta que normalmente en la dirección perpendicular donde hay grandes cadenas, hay cadenas cortas.

Una medida que podemos hacer es

$$p_{\theta} = \frac{1}{N} \sum_{K=0}^{K-1} \sum_{m=1}^M h_{\theta}(m, k)$$

donde $h_{\theta}(m, k)$ nos indica el número de cadenas de píxeles que hay en la dirección θ , con una longitud m y con la escala de gris k . N es el número de píxeles de la imagen, K es el número de escala de grises, y M es la longitud de la cadena más larga que exista en la región a analizar. Mientras mayor sea p_{θ} las cadenas de píxeles consecutivos con el mismo valor serán



mayores por lo tanto habrá menos contrastes por lo tanto la zona más lisa, al revés sucederá con las zonas rugosas.

Una vez obtenido esto podemos obtener la media y la desviación estándar de p_θ y así poder catalogar diferentes texturas según las imágenes que tengamos

4.2.7.2.5 Matriz de Concurrencia

Es una matriz que nos va a dar información tanto de la distribución de los niveles de intensidad en los píxeles de la imagen como de la posición relativa que ocupan, ya que el elemento de la matriz de Concurrencia $C_{ij}^{d\theta}$ se define como la probabilidad de que existan pares de píxeles de niveles de intensidad i y j y que estén separados entre sí una distancia d en un ángulo θ .

La construcción de la matriz es sencilla, aunque requiere bastante tiempo de cómputo. Partiendo de la imagen de tamaño $M \times N$ con K niveles de intensidad, ésta se va recorriendo y determinado el número de pares de píxeles que cumplan con la condición de distancia y ángulo para unos valores concretos de intensidad. Se forma así una matriz de dimensiones $K \times K$ a la que llamaremos $H(\theta, d)$.

La matriz de concurrencia se forma en primer lugar indicando una dirección de las 8 posibles y una distancia entre píxeles (d), una vez decidido esto pasamos a recorrer la matriz I original almacenando en la matriz MO el número de veces que se repiten un patrón es decir el código en c es:

```
For (y=0; y<Nrows; y++)
  For (x=0, x<Ncolumns; x++)
  {
    p1= I[y][x]; p2=I[y][x+d];  *Como dirección cogemos la horizontal y
    * distancia d
```



```
M0 [p1][p2] += 1; M0[p2][p1] +=1 *Almacenamos los valores en la
matriz
}
```

Una vez que obtenemos la matriz dividimos cada elemento por el número de píxeles que tiene la imagen obteniendo por tanto en cada elemento $M0[i,j]$ la probabilidad de que píxel de valor i tenga otro píxel de valor j a una distancia d de la horizontal.

Ejemplo: Tenemos una imagen en la que los únicos colores que tenemos son blanco o negro, entonces la matriz resultante tendrá como dimensiones 2×2 , porque son las posibilidades que se pueden dar: blanco-blanco, blanco-negro, negro-blanco, negro-negro.. Ahora imaginamos que tenemos estos valores:

Horizontal (d=1)	Vertical (d=1)
0.500 0.000	0.000 0.500
0.000 0.500	0.500 0.000

Entonces vemos que según la horizontal si partimos de un bit blanco el vecino en la horizontal será blanco, mientras que si es negro el siguiente en la horizontal será negro, ahora si miramos la vertical será justo al revés si blanco el vecino será negro y si negro el vecino será blanco.

Otro ejemplo para la siguiente imagen de tamaño 6×6 y $K=4$ niveles de intensidad

1	0	2	3	1	2
1	2	3	2	1	1
2	3	2	0	1	2
3	2	1	0	2	2
2	1	1	2	3	2
0	2	2	3	2	1



En el caso de $d = \sqrt{2}$ y $\theta = 45^\circ$ la matriz $H(\theta, d)$ será :

i	j	0	1	2	3
0		0	3	0	0
1		3	2	1	0
2		0	2	9	0
3		0	0	1	4

Una vez obtenida esta matriz dividimos por el número de píxeles que hemos tenido en cuenta P' que siempre será menor que el número de píxeles totales P ya que según el valor de θ no tendremos en cuenta algunos píxeles de las esquinas y los bordes :

$$P' = M(N-d) \quad \text{para } \theta = 0^\circ$$

$$P' = N(M-d) \quad \text{para } \theta = 90^\circ$$

$$P' = (M-d/\sqrt{2})(N-d/\sqrt{2}) \quad \text{para } \theta = 45^\circ \text{ y } \theta = 135^\circ$$

La matriz de concurrencia $C(d, \theta)$ se forma por tanto como $c_{ij} = h_{ij} / P'$

Una vez que hemos obtenido esta matriz pasaremos a calcular estimadores sobre esta misma principalmente porque no tendremos situaciones tan simplificadas (tendremos mas de dos niveles a priori a no ser que umbralizemos).

Los principales estimadores que emplearemos en esta matriz son:

✓ Máxima Probabilidad, nos indica la transición que más se da. Es hallar el máximo de la matriz

✓ Momentos, $Mom_k = \sum_i \sum_j (i-j)^k M[i, j]$ o $Mom_k^{-1} = \sum_i \sum_j \frac{M[i, j]}{(i-j)^k}, i \neq j$



- ✓ Contraste, $C(k, n) = \sum_i \sum_j |i - j|^k M[i, j]^n$ pudiendo variar los valores de k y n.
- ✓ Homogeneidad, $G = \sum_i \sum_j \frac{M[i, j]}{1 + |i - j|}$, grandes valores de G indica que los valores más grandes de MO están en la diagonal
- ✓ Entropía, $H = -\sum_i \sum_j M[i, j] \log(M[i, j])$
- ✓ Inercia: Medida que cuantifica el contraste entre texturas

$$t_2 = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{k-1} (i - j)^2 \cdot c_{ij}$$

Este estimador tendrá un valor pequeño para regiones muy homogéneas en cuanto a su textura, y un valor alto para el caso de regiones heterogéneas



5 Análisis de la Imagen

En primer lugar realizamos un estudio de las imágenes sometidas a análisis, todo ello orientado a realizar un procesamiento de las imágenes lo más rápido posible atendiendo a que en el sistema se van a tener del orden de 70 imágenes y cualquier retraso se vería multiplicado por el número de imágenes.

Las principales características que nos ayudan a realizar el procesamiento son:

- ✓ Los valores de los píxeles correspondientes a las vértebras están totalmente localizados con lo cual con una umbralización podemos detectarla. De hecho los valores detectados a los que pertenece la vértebra se mueve en una escala de 0 a 1 de 0.8 en adelante.
- ✓ La proporción del tamaño de las vértebras dorsales respecto al tamaño de la imagen total está controlado. Así sobre las imágenes estudiadas, el área de las vértebras son:

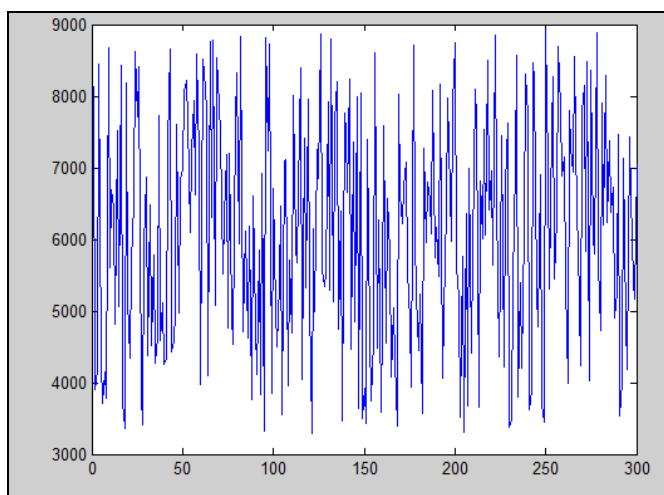


Figura 47. Áreas de las vértebras en las imágenes estudiadas.

Pero estos valores en verdad no son los que se van a emplear en nuestro algoritmo ya que si lo introdujéramos, solo valdría para imágenes de las mismas dimensiones. Por lo tanto pasamos a normalizar por el área



de las imágenes sobre las que se ha hecho el estudio y con ello los valores que tenemos se muestran en la figura 48.

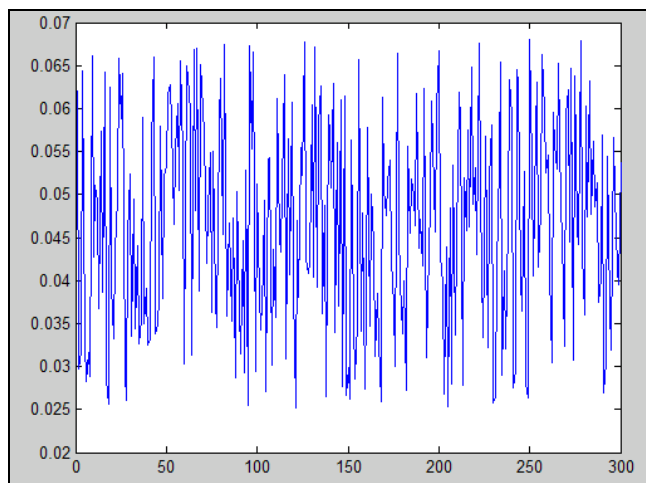


Figura 48. Proporción del área de las vértebras respecto a la imagen total.

Así podemos concluir del estudio realizado que los valores de las vértebras que no de las vértebras más costillas se encuentra entre el 2,5% y el 6,8% del tamaño de la imagen.

- ✓ Localización, hay zonas donde no se va a encontrar la mayor parte de la vértebra por lo que a la hora de detección podemos eliminar gran parte de la imagen. Así estudiando las imágenes y recortando manualmente las vértebras vemos que el eje superior del rectángulo tiene como coordenada Y unos valores totalmente acotados. Los datos los vamos a normalizar por los ejes correspondientes y así generalizamos los resultados.

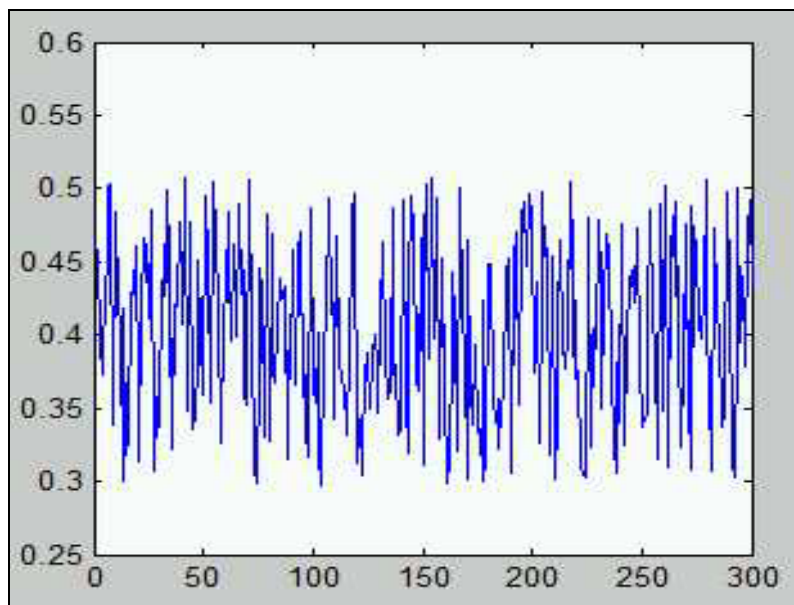


Figura 49. Coordenada Y superior del rectángulo que contiene la vértebra.
La coordenada X izquierda y derecha se mueven en este entorno.

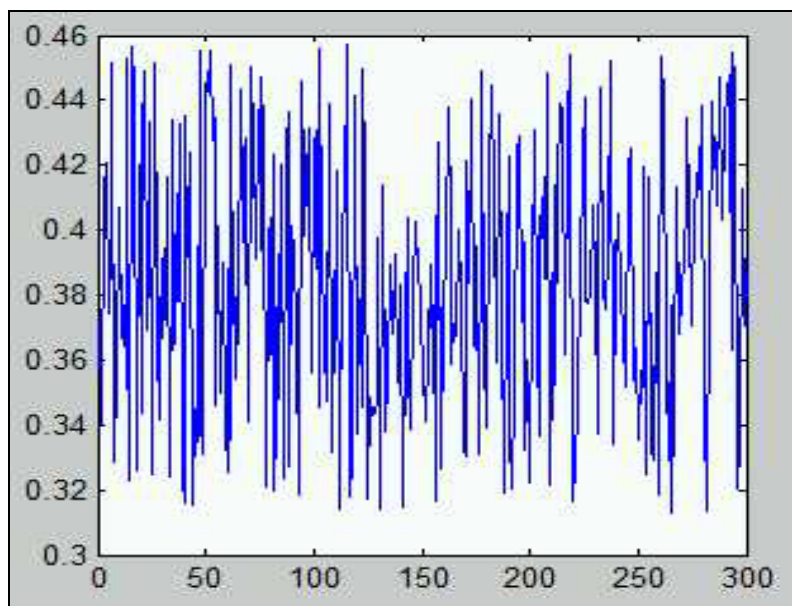


Figura 50. Coordenada X izquierda del rectángulo que contiene la vértebra.

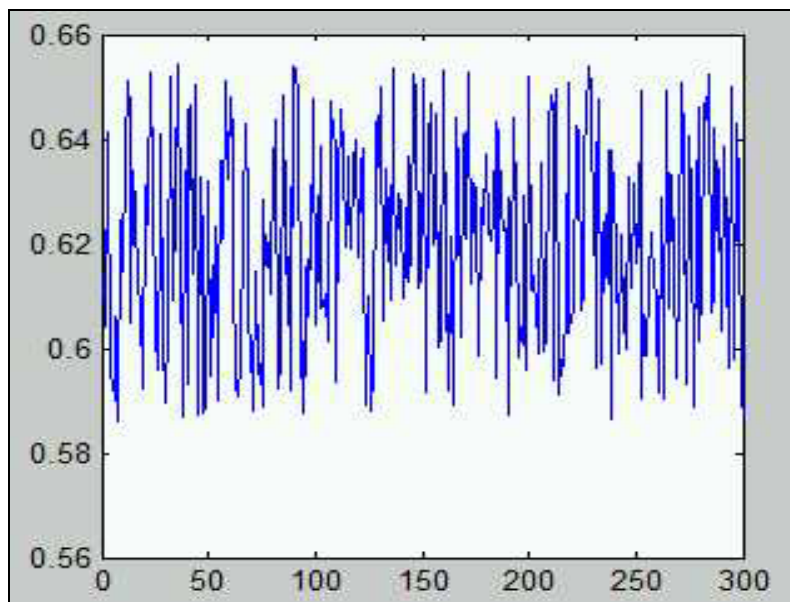
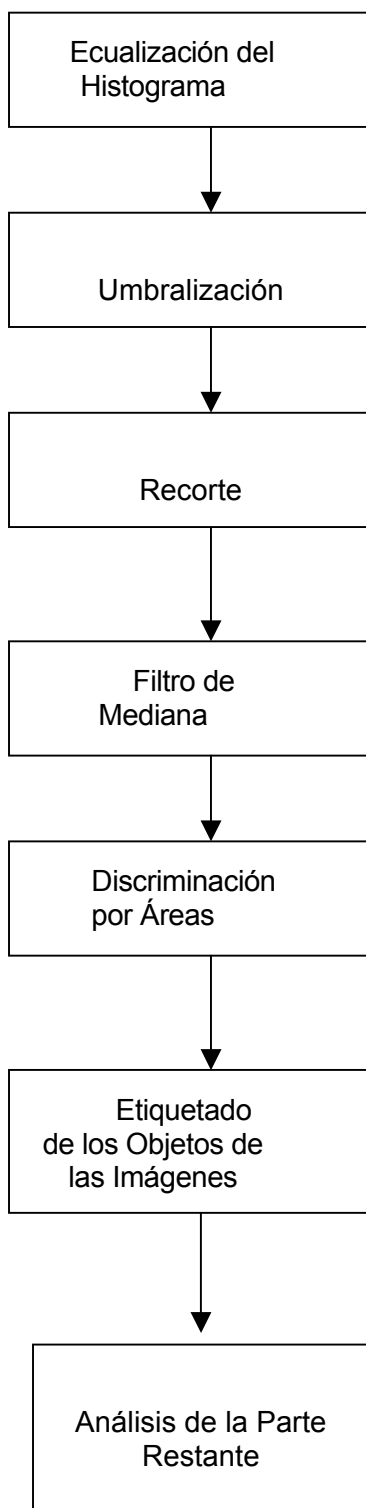
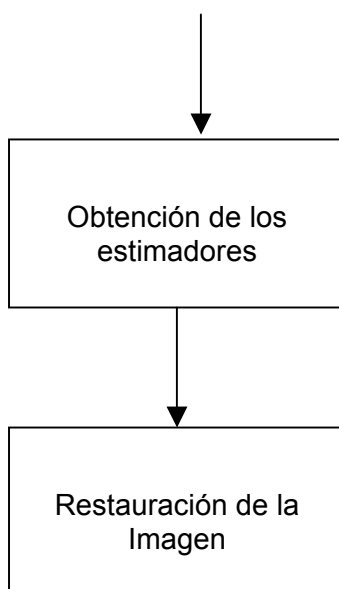


Figura 51. Coordenada X derecha del rectángulo que contiene la vértebra.

Si en el recorte realizado no estuviera la vértebra al completo el recorte se agrandaría de forma automática atendiendo a que el objeto se encuentra posicionando en uno de los límites. Sólo se agrandaría el límite que es tocado por el objeto.

Teniendo en cuenta todo esto pasamos a explicar el procesado empleado en la detección de vértebras. El esquema es el siguiente:





Transformación del Histograma

En primer lugar realizamos una ecualización del histograma con el objetivo de diferenciar más aún las vértebras. En el caso del estudio encontrado de la parte dorsal no se tiene que hacer ya que viene configurada para detectar los huesos de forma que no hace falta ecualizar. A pesar de todo esto si las imágenes no nos vinieran así, podríamos realizar una ecualización del histograma con los siguientes efectos:

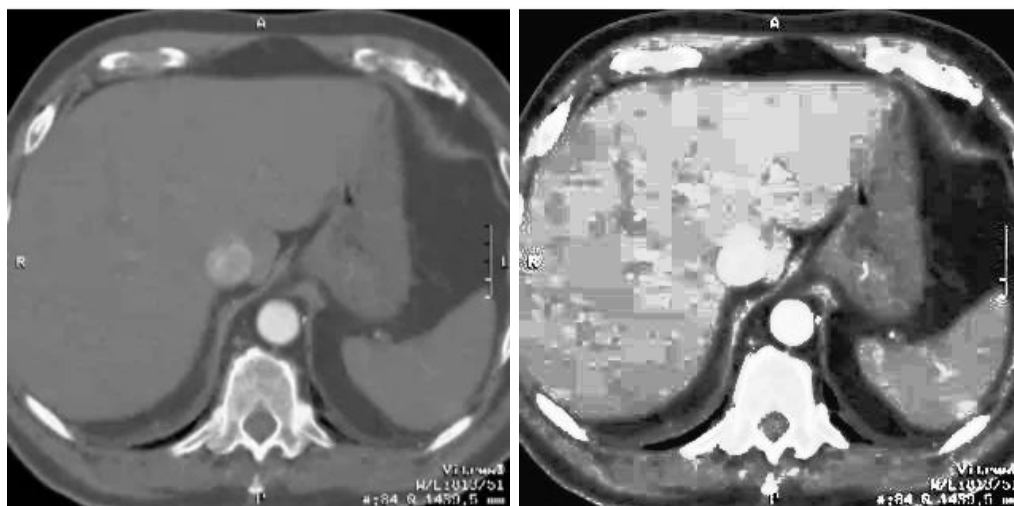


Figura 52. Imagen Original e Imagen Ecualizada

Las imágenes que se estudiarán a partir de ahora son las mostradas en la figura 53. Se muestran dos para ver la importancia de la etapa Análisis de la Parte Restante.

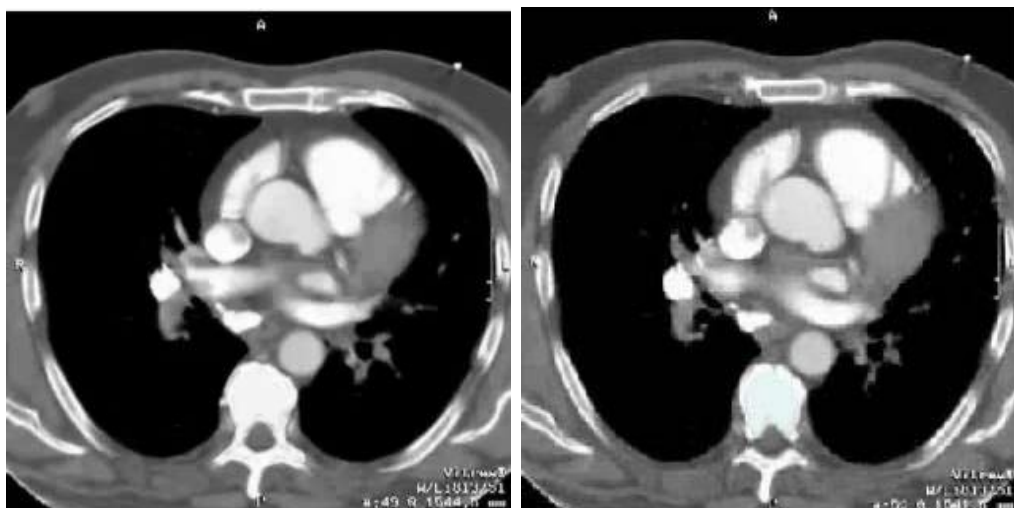


Figura 53. Imágenes a estudiar.

Recorte

Realizamos un recorte de la imagen atendiendo a los valores que se ha explicado en el apartado anterior. El recorte inicial puede agrandarse en la parte de Análisis de la Parte Restante.

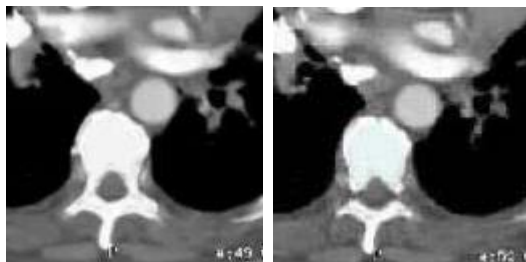


Figura 54. Imagen recortada.

Umbralización

Atendiendo al rango de valores entre los que se mueven los huesos realizamos una umbralización. Se ha cogido valores más bajo de los que se han detectado en los estudios realizados con la idea de detectar más que menos.



Figura 55. Imagen Umbralizada.

Filtro de Mediana

Lo empleamos para eliminar los puntos aislados. Si nos fijamos en las imágenes anteriores vemos que estos desaparecen. Esta etapa se incluye para acelerar el proceso, ya que la etapa de etiquetado si contiene un elevado número de objetos tarda mucho.



Figura 56. Imagen tras el filtro de mediana.

Etiquetado

Damos un valor a cada objeto que se encuentra en la imagen y así establecemos una relación entre los objetos y su área. La imagen resultante ahora es diferente. A todos los píxeles de un mismo objeto se le da un mismo número y diferente al de otros objetos. Para ver el etiquetado de objetos le hemos dado un color diferente a cada objeto.

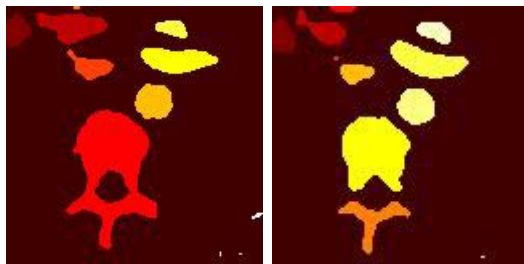


Figura 57. Imagen tras el etiquetado de los objetos.

Discriminación por Áreas

Atendiendo al estudio realizado sobre el tamaño de las vértebras dorsales, eliminamos los objetos cuyo porcentaje de área respecto al tamaño de la imagen sea menor que uno dado. El porcentaje que se ha puesto es el correspondiente a la mitad de la vértebra con la idea de no eliminar nada que sea vértebra.

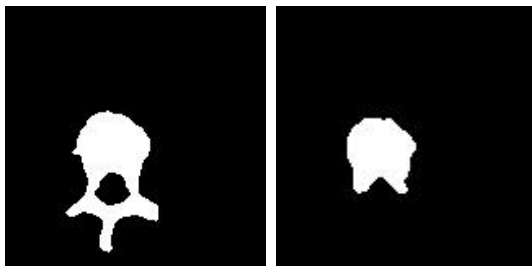


Figura 58. Imagen tras la Discriminación por Áreas.

Análisis de la Parte Restante

En esta parte se hace una manipulación del recorte inicial atendiendo a dos situaciones que se pueden dar:

- ✓ Si se corta un objeto detectado como vértebra se agrandará el límite que corta a dicho objeto para ello sólo hay que comprobar si el objeto detectado toca uno de los límites. El recorte inicial se agrandara hasta que el objeto tenga un área determinado en el que se entiende que es como consecuencia de que a la vértebra se encuentra unida con una costilla(se colocara en una matriz una bandera para considerar esto).
- ✓ Si se sufre una variación del 25% del área del rectángulo que contiene el objeto detectado como vértebra respecto al de la anterior imagen. En ambos casos no debe haberse detectado que la vértebra esta unido a la costilla. En este caso se entiende que el corte es de dos vértebras. Aquí se agranda para ver la parte restante con el esquema del rectángulo de la vértebra anterior. Otro dato a tener en cuenta es que las vértebras están pegadas a la espalda, luego con lo que si se detecta la parte superior sólo hay que ver la vértebra en el rectángulo del mismo ancho y de altura desde el vértice inferior del rectángulo detectado hasta el fondo de la imagen. Si no se da, como en el caso anterior sólo hay que coger el objeto más cercano en la dimensión donde se detecta la variación considerable del rectángulo que contiene la vértebra anterior y actual. Todo esto se partiendo de la imagen resultante del filtro de mediana pero sin discriminar por Áreas así completamos el procesado.



Figura 59. Imagen que sufre una modificación tras el Análisis de la Parte Restante.

Obtención de los Estimadores

Atendiendo a que nuestro objetivo es la caracterización de la forma de las vértebras de la columna vertebral sólo emplearemos estimadores de forma.

- ✓ **Área**, una vez detectada la vértebra, lo que tenemos no es más que una imagen con fondo negro y la vértebra en blanco, con lo que atendiendo a que los píxeles de color blanco son unos y los de color negro son ceros, el área es la suma de los valores de la matriz imagen resultante.
- ✓ **Perímetro**, si a la imagen resultante le aplicamos una detección de contornos nos quedamos con el perímetro perfectamente marcado. A continuación le calculamos el área tal y como decíamos en el estimador anterior.



Figura 60. Perímetros de las vértebras

- ✓ **Centro Geométrico**, en primer lugar obtenemos las coordenadas de aquellos píxeles distintos de cero (es decir iguales a uno) y el centro



geométrico x e y es la media de las coordenadas x e y obtenidas respectivamente.

- ✓ **Área Convexa**, en primer lugar calculamos el perímetro convexo (esto se realiza mediante una función propia de matlab). Una vez obtenido dicho perímetro, sólo tenemos que calcular los píxeles que se encuentran dentro de dicho perímetro.
- ✓ **Solidez**, una vez obtenido el Área y el Área Convexa, la solidez no es más que $\frac{\text{Área}}{\text{ÁreaConvexa}}$.
- ✓ **Diámetro Equivalente**, una vez obtenido el área, el diámetro equivalente no es más que $\frac{2}{\sqrt{\pi}} * \sqrt{\text{Area}}$
- ✓ **Orientación**, para esto se utilizan los momentos. Una vez hallados solo hay que utilizarlos en la siguiente fórmula y obtenemos la orientación, $\theta = \frac{1}{2} \cdot \text{tg}^{-1} \frac{2\mu_{11}}{\mu_{20} - \mu_{02}}$. Este parámetro es interesante para ver la rotación de las vértebras en la medición de la escoliosis.
- ✓ **Parámetros derivados de la elipse**, para calcular estos parámetros se van a calcular unos parámetros intermedios:
 - Calculamos la diferencia entre la coordenada x de los píxeles iguales a 1 y la coordenada del centro de geométrico de x (x-xcdg). $X=(x-xcdg)$. Media de $X=Xm$
 - Calculamos la diferencia entre la coordenada y de los píxeles iguales a 1 y la coordenada del centro geométrico de y. $Y=-(y-ycdg)$. Media de $Y=Ym$
 - Multiplicamos cada coordenada x cuyo píxel igual a 1 por su correspondiente y. $XY=x*y$. Media $XY =XYm$
 - Con esto tenemos otro parámetro $C = \sqrt{(Xm - Ym)^2 + 4XYm^2}$
 - **Eje Mayor** es igual a $2\sqrt{2}\sqrt{Xm + Ym + XYm}$
 - **Eje Menor** es igual a $2\sqrt{2}\sqrt{Xm + Ym - XYm}$



- **Excentricidad** es igual a
$$\frac{2\sqrt{\left(\frac{EjeMayor}{2}\right)^2 + \left(\frac{EjeMenor}{2}\right)^2}}{EjeMayor}$$

Restauración de la Imagen

Una vez realizado todo pasamos a enventanar con la máscara de la vértebra hallada. Para crear la máscara total, lo que hacemos es crear una matriz de la misma dimensión de la imagen original toda a cero (es decir en negro) y rellenar con la máscara de la vértebra en la posición adecuada. Esta se multiplica por la imagen original y obtenemos:

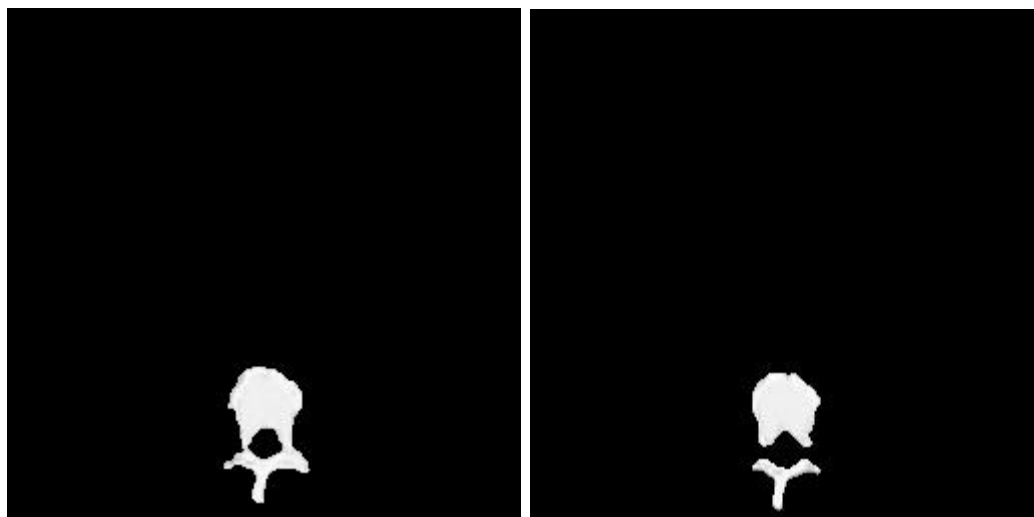


Figura 61. Figura Resultante.

6 Obtención de curvas

Para la obtención de la curva de la columna vertebral nos basamos en la médula de aquellos cortes donde hay una médula definida, es decir de aquellos cortes que no secciona a dos vértebras.

Para detectar la médula lo que hacemos es invertir la imagen anterior resultante con lo que antes era fondo pasa a ser objeto a estudiar mientras que lo que era vértebra pasa a ser fondo.



Figura 62. Figuras de las vértebras invertidas.

Una vez invertida la imagen nos quedamos con los objetos que cumplen unas restricciones de área. Fijándonos en la figura anterior, la imagen izquierda será válida para formar la curva mientras que la de la derecha no es válida debido a las restricciones de área, éste es el objetivo de la discriminación por área.

Una vez detectada la médula y centros geométricos de ella, realizaremos una interpolación con esos puntos para obtener la curva, para ello tendremos en cuenta las interpolaciones que la herramienta matlab nos proporciona, de todas ellas la que nos proporciona un menor error y una mejor suavidad a la hora de formar la curva es la herramienta *spline*. Así como ejemplo podemos ver la figura siguiente donde se refleja perfectamente este detalle.

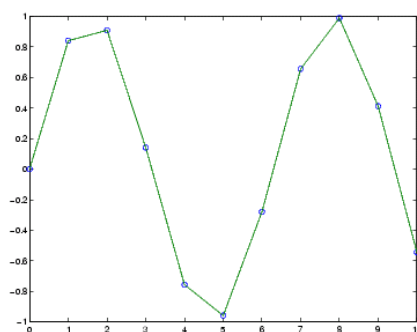




Figura 63. Coseno interpolado con interp1

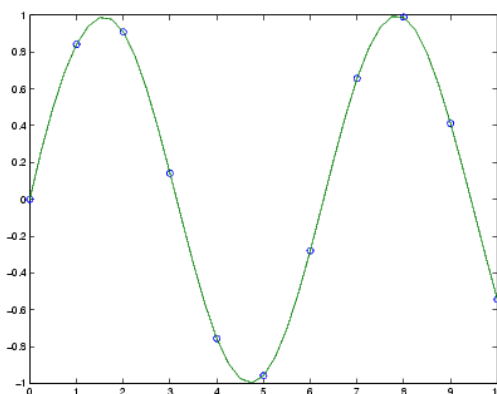


Figura 64. Coseno interpolado con Spline

Respecto a la interpolación *pchip* de *matlab* vemos que nos da curvas menos suaves que las que proporciona *spline* por lo que la desechamos.

Una vez formada la curva para la detección de los ángulos debemos detectar los centros y extremos de las vértebras, estos quedarán definidos mediante un estimador que ya hemos calculado, concretamente el área. Los centros de las vértebras quedarán definidos como los de máxima área (serán aquellos cortes que tienen unido a la vértebra la costilla) y los puntos medios entre dos máximos de área respectivamente definirán los extremos de las vértebras.

Para calcular los máximos locales de área lo que hacemos es utilizar una función diferencia que lo que nos hace es calcular la diferencia del elemento $X(2)$ con $X(1)$ y así sucesivamente, tras esto lo que tenemos con el signo menos los decrementos de las áreas y con signo más los incrementos pero eso no nos indica los máximos para detectar el máximo tenemos que detectar un paso de un incremento a un decremento por lo que calculamos el signo del resultado de la función diferencia (esto nos devuelve +1 si positivo, 0 si es cero y -1 si es negativo) y luego aplicamos de nuevo la diferencia, con lo que en el caso de que sea un máximo la salida del primer diferencia sería un valor positivo tras un valor negativo tras la función signo sería un +1 seguido de un -1 y tras la segunda diferencia sería -2 con lo que



solo hay que detectar valores inferiores a -1 . Para evitar que una mínima oscilación sea detectada como máxima y nos desvirtúe el cálculo de dichos máximos se incluye un parámetro que corrección que lo que nos hace es pasarnos valores negativos de la salida de la primera diferencia a valores positivos con lo que al calcular el signo no será negativo y al calcular la segunda diferencia no nos saldría menor que -1 si no 0 , con lo que habríamos conseguido nuestro objetivo.

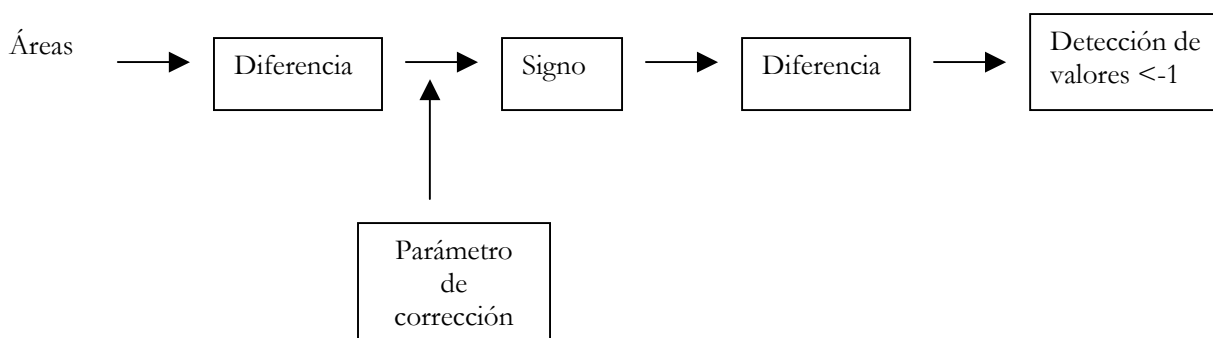


Figura 65. Esquema de detección de máximos.

Los parámetros de las curvas que se hallan son además de los ya comentados ángulo de Cobb, ángulo de Risser Fergusson y el índice escoliótico, el parámetro denominado área Cobb que es una extrapolación del índice escoliótico pero con área.

Para calcular los ángulos nos basamos en las pendientes de las rectas que se forman de unir los puntos correspondientes de la curva de la columna vertebral.

Sin embargo para calcular el índice escoliótico no se nos pide ángulos sino distancia para ello en primer lugar calculamos la recta que une los puntos centrales de las vértebras indicadas. Posteriormente calculamos la pendiente de dicha recta con esto invirtiendo y cambiando de signo tenemos la pendiente de la recta perpendicular. Para obtener el término independiente de la ecuación de la recta sólo tenemos que obligar a que cumpla la ecuación de la recta el punto central de la vértebra por el que queremos que pase. Una vez obtenido la recta tenemos que detectar el punto de corte de



las rectas perpendiculares y también de la recta obtenida en segundo lugar con la columna vertebral para ello lo que hacemos a la hora de la interpolación de cada una de las rectas es que tenga los mismos puntos en el eje vertical así podemos con solo calcular la diferencia entre los vectores de puntos de las curvas detectar cuando se cortan, Una vez que tenemos dichos puntos aplicamos las medidas de distancia rectangular y con esto tenemos esta medida calculada. Una vez obtenidas las distancias sólo hay que aplicar la fórmula del índice de Cobb.

Para calcular la medida de Área Cobb sólo tenemos que definir el polígono que se forma entre la curva de la columna vertebral y la recta que une los centros de la columna vertebral una vez realizado esto, sólo hay que calcular el área interna.

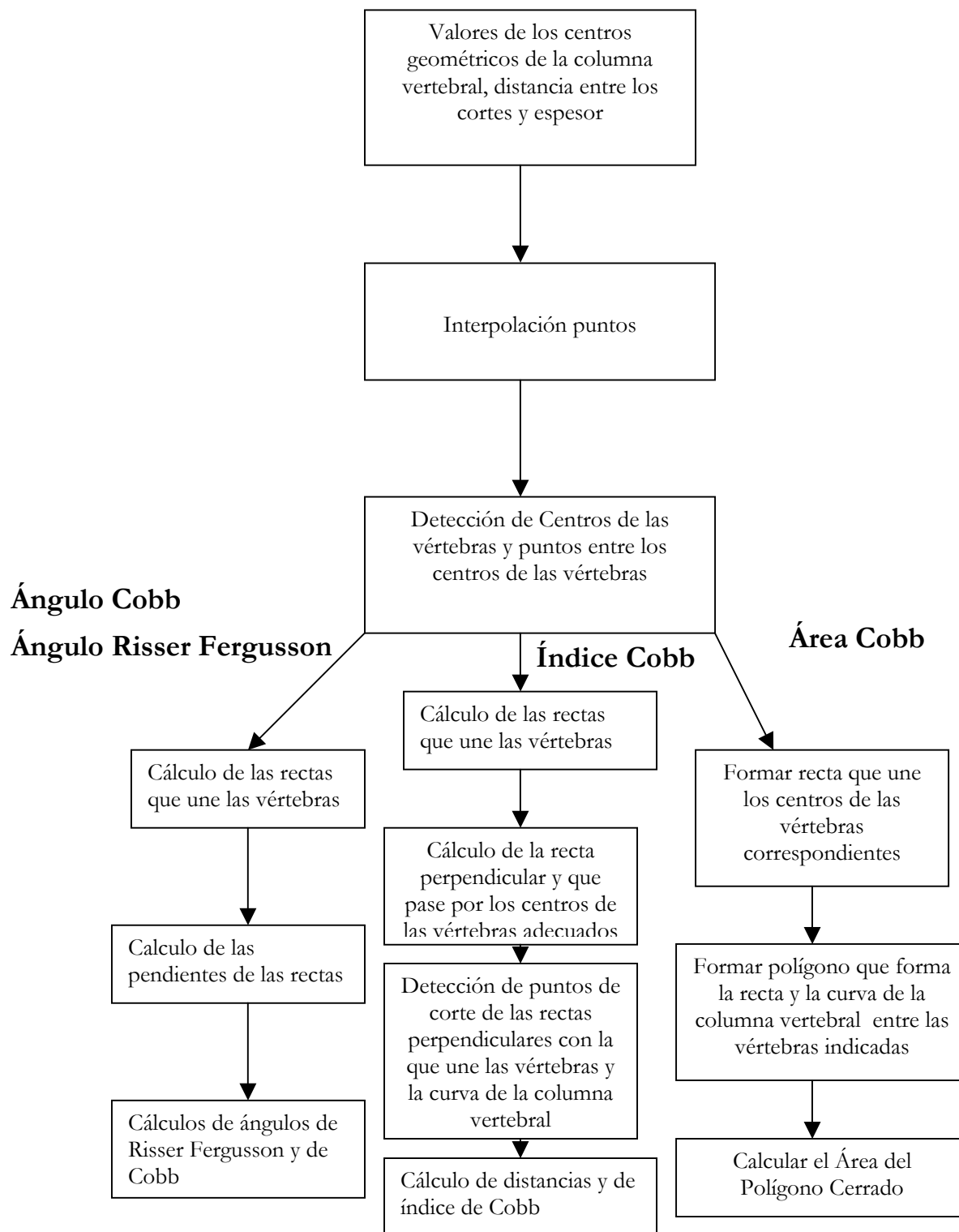


Figura 66. Esquema de Adquisición de parámetros médicos



7 Interfaz Gráfico

En este apartado vamos a explicar las consideraciones que se han tenido en cuenta a la hora de la realización del interfaz gráfico. Lo hemos dividido en varias partes.

7.1 Base de Datos

Para la recuperación tanto de los datos personales como de los parámetros obtenidos del análisis de la columna vertebral hemos creado una base de datos atendiendo a las funciones que nos proporciona el paquete de herramientas de Matlab *Database*.

Hemos creado cuatro tablas:

- ✓ Tabla de Datos Personales, es donde metemos los datos como Nombre, Apellidos, DNI, Teléfono de Contacto, Día de Realización del Análisis del Paciente.
- ✓ Tabla de los parámetros obtenidos
 - Tabla de los parámetros calculados del estudio de los cortes de la columna vertebral: Área, Perímetro, Centro Geométrico X, Centro Geométrico Y, Área Convexa, Solidez, Diámetro Equivalente, Eje Mayor, Eje Menor, Excentricidad. Se creará un campo en el que se numeren las imágenes.
 - Tabla de los parámetros obtenidos a través de la realización de la curva mediante los cortes de la Columna Vertebral: Angulo de Cobb, Ángulo de Risser Fergusson, Índice de Cobb, Área de Cobb.
 - Tabla de los parámetros obtenidos a través de la realización de la curva de la columna vertebral mediante una imagen de la columna vertebral: Angulo de Cobb, Ángulo de Risser Fergusson, Índice de Cobb, Área de Cobb en todas las proyecciones..



Una vez hecho esto hay que establecer una relación entre las tablas de los datos personales y de los pacientes, para ello usamos el campo de DNI en todas las tablas. Después dentro de cada tabla de resultados para distinguir los análisis que realicemos partimos de la base de que un mismo paciente no realiza más de un mismo tipo de análisis el mismo día, o sea se puede realizar los tres pero no repetir, ya que de esta forma nos servirá el campo fecha que hemos incluido en todas las tablas de resultados para poder diferenciar los análisis.

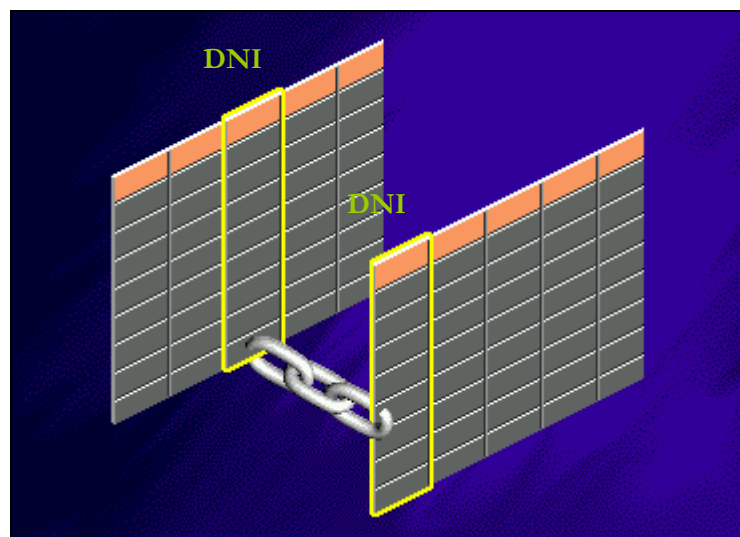


Figura 67. Relación entre tablas.

Una vez realizadas la estructura de la base de datos pasaremos a realizar las diferentes pantallas de creación de paciente nuevo, de acceso a datos de pacientes (personales y resultados) y añadir una nuevo análisis a un paciente ya registrado, para ello emplearemos sentencias SQL.

7.2 Adquisición de Imágenes

Para este apartado tenemos que diferenciar dos casos:

- ✓ Estudio de Radiografías, en la que sólo hay una imagen que adquirir en la que nos sirve el mismo explorador de windows.
- ✓ Estudio de Cortes, en la que hay un número indeterminado de imágenes y por este motivo elegimos un esquema diferente al del explorador de windows. Para este caso utilizamos dos listas:



- Una primera en la que aparece todos los archivos y carpetas que hay en el directorio en el que estamos, donde podemos señalar los archivos de uno en uno o en bloque .
- Una segunda lista donde se encuentran los archivos que vamos a mostrar y que se van insertando en ella a través del botón añadir.

Las imágenes del estudio de cortes serán guardadas en una matriz tridimensional donde dos de los ejes nos definen las coordenadas de la imagen y un tercero donde ordenamos las imágenes.

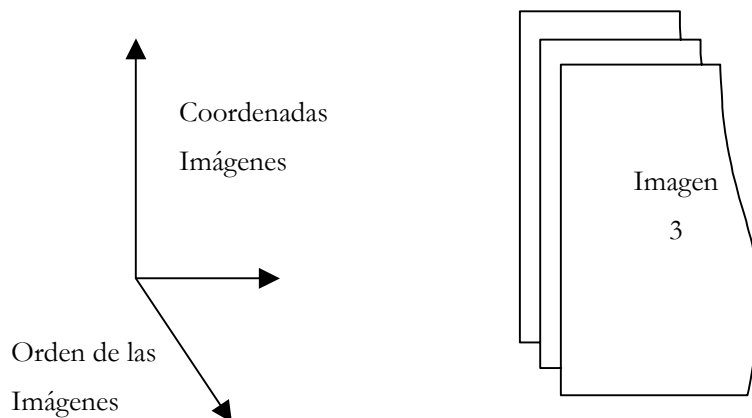


Figura 68. Forma de Almacenar las imágenes de los Cortes.

Todo esto se realiza ya que las imágenes de un mismo estudio entre si tienen las mismas dimensiones lo cual es lógico ya que si no fuera así no tendría sentido el realizar un interfaz de análisis de los vértebras. Si fueran de distinto tamaño lo habríamos almacenados en estructuras.

7.3 Visualización de las Imágenes

A la hora de leer las imágenes distinguimos dos tipos:

- ✓ Imágenes con estas extensiones *.jpg*, *.tiff*, *bmp*, *cur*, *hdf*, *ico*, *pcx*, *png*, *xwd*, las cuales se leen mediante la función *imread*.



- ✓ Imágenes en formato *DICOM* para las que se emplea las funciones *dicomread* y *dicominfo* sólo disponible en versiones de Matlab 6.1 o superiores.

Para el caso de mostrar todas las imágenes de cortes a la vez nos apoyamos en la función *montage*.

Para poder visionar varias imágenes seleccionándolas de las imágenes mostradas en pantalla, utilizamos la función *impixel* que nos da las coordenadas de donde hagamos clic con el ratón, una vez que las tenemos aplicamos la forma de colocación de las imágenes utilizada en la función *montage* para así poder saber a qué imágenes les corresponde esas coordenadas.

7.4 Visualización de los Resultados

Para ello diferenciamos dos casos:

- ✓ La herramienta de interfaz de análisis donde podemos ver mediante gráficas como evolucionan las áreas, los perímetros, ... de las distintas vértebras a través de las distintas imágenes.
- ✓ La visualización de los parámetros de las curvas, que se pueden ver de dos formas:
 - Mediante un interfaz podemos ver las curvas donde se ven representados los ángulos, áreas, rectas y el valor de ellos.
 - Mediante los Informes creados con *Microsoft Access*, que se pueden acceder desde *Matlab* y en el que además de los parámetros de las curvas se tiene los datos personales de los pacientes.



Microsoft Access - [Informe1 : Informe]

Archivo Edición Ver Insertar Formato Herramientas Ventana ?

Detalle

Encabezado del informe

Informe Columna Vertebral

Encabezado de página

Detalle

Apellidos: =[Pacientes].[Apellido] Nombre: =[Pacientes].[Nombre]

DNI: =[Pacientes].[DNI] Fecha de nacimiento: =[Pacientes].[Fecha de nacimiento]

Teléfono: =[Pacientes].[Telefono] Dirección: =[Pacientes].[Direccion]

Observaciones: =[Pacientes].[Observaciones]

Angulo Cobb: =[Radiografias].[CobbX]

Figura 69 Informe de los Resultados

Además de estas dos formas de visualizar los resultados, también se realizado estudios en otros campos:

- ✓ Visualización de los datos mediante la función *wk1write* y una macro realizada para *Excel*.

Área	Perímetro	Área Convexa	Soldado	Centro Geométrico		Orientación	Excentricidad	Long. Eje Mayor	Long. Eje Menor
				x	y	grados			
3231	300	5333	0.605850366	167.43886	237.44706	60.86769	0.483615	208.68601	85.69448458
4233	323	6032	0.701757294	209.41769	526.96172	112.19731	0.4298721	300.9705	79.79248671
4321	442	6231	0.605850366	429.61388	547.49852	79.863086	0.7207894	181.54311	90.67002915
4898	334	6534	0.749617386	467.33985	201.62796	125.08636	0.5176142	204.31957	97.981862
4432	534	6023	0.735845924	487.00785	386.69867	82.317373	0.6074835	99.500533	22.31194584
4890	432	6260	0.78115016	123.2614	314.2807	64.715427	0.5621302	35.563208	22.13306711
5212	3432	7012	0.743297205	176.41978	218.16263	45.033924	0.528825	108.82679	72.46071686
3854	433	5321	0.724299944	226.97781	569.89791	102.88143	0.6615866	138.44295	79.1097755
4021	435	6032	0.666611406	428.16355	555.53024	83.058069	0.7451556	149.67268	71.76157267
4452	453	6034	0.737819026	414.13843	182.67459	102.72846	0.7034884	43.97111	31.66848892
2345	432	4042	0.580158337	474.31887	185.42696	116.94635	0.6462121	106.04199	51.53548936
5432	544	7231	0.751210068	171.11568	222.28882	43.233305	0.5962963	51.701478	36.52975274
4566	378	6989	0.871374046	233.70191	572.82405	104.53554	0.6049411	124.51409	57.63546397
2356	302	4321	0.388394329	426.30201	561.30465	82.168146	0.7103045	125.25138	63.6623583
2578	303	2903	0.888046848	477.69034	189.08807	116.53568	0.6060606	72.36234	32.57760061
2459	319	3432	0.716491841	166.79557	225.34242	63.0269	0.6793981	34.630784	22.14062475
2954	334	4095	0.721367521	237.81472	583.27699	94.095125	0.6873287	89.448082	47.56349819
2450	283	4032	0.607638889	422.92095	568.30577	88.978855	0.7410774	104.47457	54.27856559



Figura 70. Representación de Excel de los resultados obtenidos.

- ✓ La segunda opción es hacer una reconstrucción en 3D pero no se ha realizado debido a que se han encontrado dos problemas:
 - La versión de *Matlab* que se ha utilizado para la realización del proyecto no permite el acceso a los campos *IndexedLineSet* (campo cuyo objetivo es formar una curva de la capa n y que formara la cara con las curvas de las capas $n+1$ y $n-1$), y *IndexedFaceSet* (campo cuyo objetivo es formar la pared del objeto tridimensional mediante las curvas de las diferentes capas). Este problema se puede solucionar mediante la realización de una función que crea un fichero y después lo ejecute. El fichero se crea mediante las funciones *fopen*, *fclose*, y *fprintf*.
 - La unión de las diversas capas verticales. La opción más correcta es unir los puntos más cercanos en la vertical, el problema es que atendiendo al número de imágenes y al número de puntos que tiene un perímetro el tiempo de procesamiento es lo suficientemente alto como para que el ordenador se quede colgado.



8 Manual del Programa

Ahora procedemos a explicar como funciona el programa realizado. En primer lugar nos encontramos una pantalla donde tenemos que indicar si el paciente es la primera vez que se analiza o ya ha venido antes por lo que no hay que rellenar los datos personales.



Figura 71. Pantalla de Comienzo del programa

8.1 Nuevo Paciente

Si elegimos la opción Nuevo Paciente indicamos que no ha realizado ninguna visita y pasamos a Rellenar los datos personales.

La imagen muestra una interfaz de usuario para la inserción de datos de un nuevo paciente. El fondo es gris. A la izquierda hay una columna de campos de entrada de texto, cada uno con un label a su izquierda: "DNI", "Apellidos", "Nombre", "Telefono 1", "Telefono 2", "Direccion", "Nacimiento", "Fecha", "Observaciones" y un botón "Insertar" al final. Los campos de entrada tienen un fondo beige y una barra de desplazamiento vertical.

Figura 72. Pantalla de inserción de datos



Pasamos a una pantalla en la que se nos pregunta que estudio vamos a realizar. En la parte Superior Izquierda se encuentra el DNI, nombre, Apellidos y Teléfono del Paciente a estudiar

123421431
Francisco Javier
Gutiérrez
996123478

☐ Cortes
☐ Radiografía

continuar

Figura 73. Pantalla de Modalidades de Estudio

8.1.1 Cortes

Una vez rellenado los datos del paciente pasamos a validarlo y nos aparece una pantalla donde debemos cargar las imágenes, para ello pulsamos el botón cargar

Cargar Imagen

Borrar Imagen

Ver Imagen

SI

Seleccionar algunas imágenes

SI

Analiza

Figura 74. Pantalla de Carga de Imágenes



con ello nos sale un explorador donde podemos si damos un doble clic con el ratón ver la imagen (las formatos de imagen que ve son .jpg, .tiff, bmp, cur, hdf, ico, pcx, png, xwd e incluso formato DICOM)

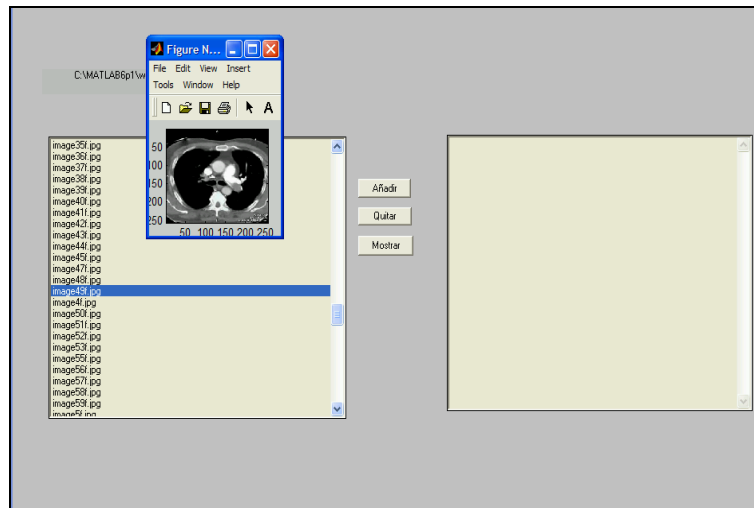


Figura 75. Pantalla de Selección de Imágenes

podemos elegir las una a una o todas de golpe. Una vez elegidas le damos a añadir y nos aparecerán en la otra lista indicándonos que éstas son las imágenes que se van a ver cuando se pulse mostrar. La opción borrar nos borra la segunda lista.

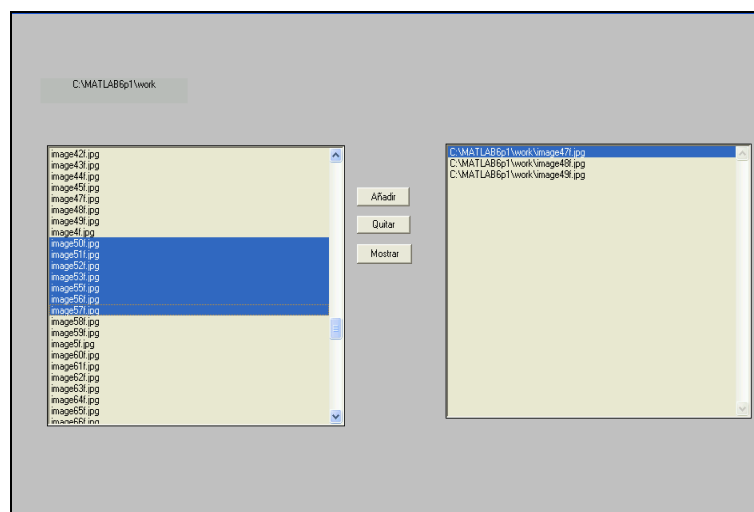


Figura 76. Pantalla de Selección de Imágenes con imágenes seleccionadas



Una vez que tenemos las imágenes seleccionadas,

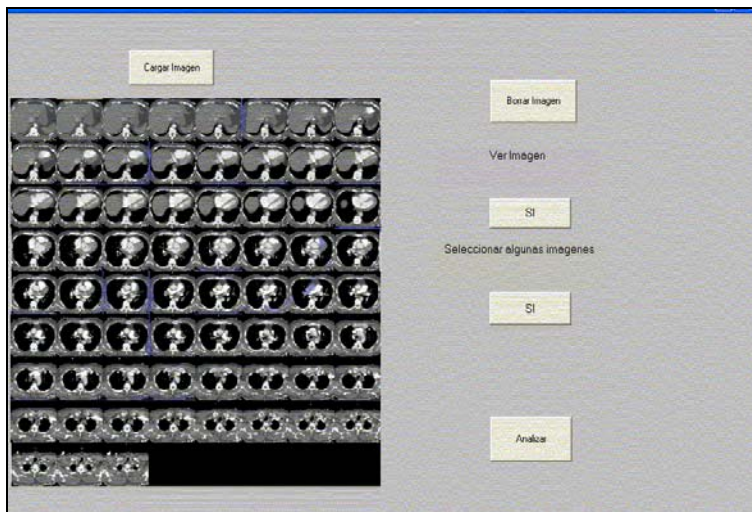


Figura 77. Pantalla de Carga de Imágenes con Imágenes Cargadas.

podemos seleccionar una de ellas para verlas e incluso eliminar alguna, esto se hace con los botones de seleccionar y borrar. Si damos al botón seleccionar nos aparecerá una pantallita con las imágenes, una vez que nos salga eso para seleccionar una imagen solo tenemos que hacer doble clic en ella. Para borrar se hace lo mismo salvo que se seleccionan con un solo clic y se termina la selección con un doble clic.

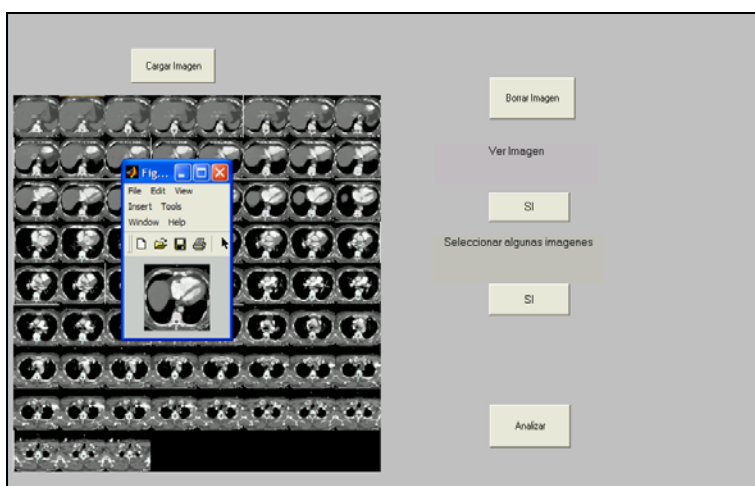


Figura 78. Pantalla de Carga de Imágenes con una imagen seleccionada de entre las cargadas



Si pulsamos analizar estaremos realizando el procesado de las imágenes, una vez que se haya terminado nos saldrá un menú en el que podemos ver los siguientes parámetros, con sólo seleccionarlos y pulsar el botón representar.

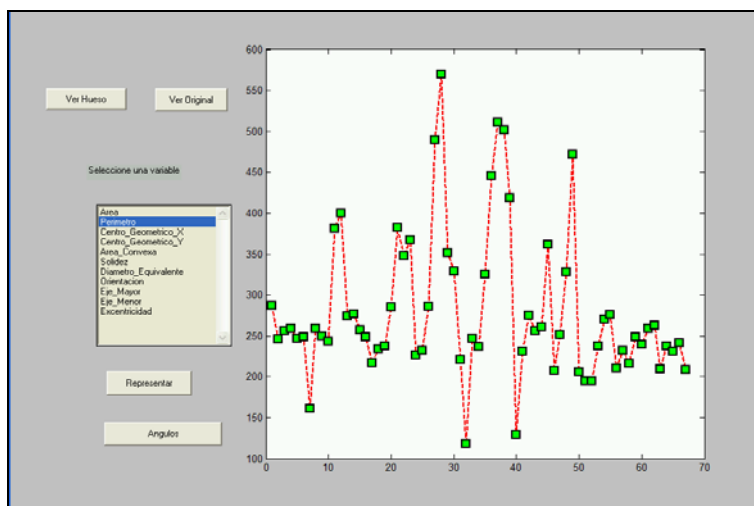


Figura 79. Pantalla de Representación de datos Cargados

Si queremos ver como se han seleccionado las vértebras con solo pulsar el botón vértebras lo veremos y si queremos ver la imagen original con todos los cortes sólo hay que pulsar original.

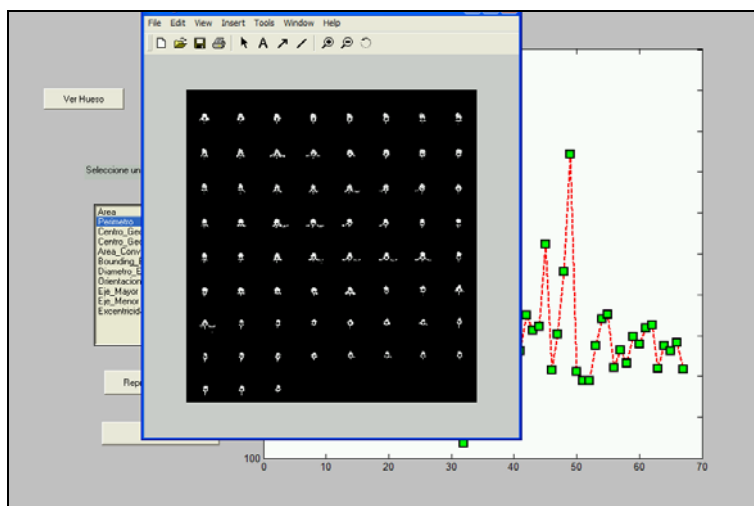


Figura 80. Pantalla de Representación de Resultados, con el Perímetro calculado



Si pulsamos el botón **ángulos** pasaremos al siguiente menú donde tendremos que decir la distancia entre los cortes y el espesor de dichos cortes.

Esta pantalla de inserción contiene dos campos de texto para introducir datos numéricos. El primer campo está etiquetado como "Distancia entre Cortes" y el segundo como "Espesor". Debajo de estos campos se encuentra un botón rectangular con el texto "Continuar".

Figura 81. Pantalla de Inserción de Distancia entre Cortes y Espesor

Una vez que los tengamos calculados sólo tendremos que pulsar **aceptar** y nos saldrá la siguiente pantalla donde dando según el botón que pulsemos nos saldrá, la reconstrucción en 3D, la representación en los tres planos de la columna vertebral, los ángulos de Cobb y Risser Fergusson, índice de Cobb, Área de Cobb y el área de la proyección xy de la columna vertebral.

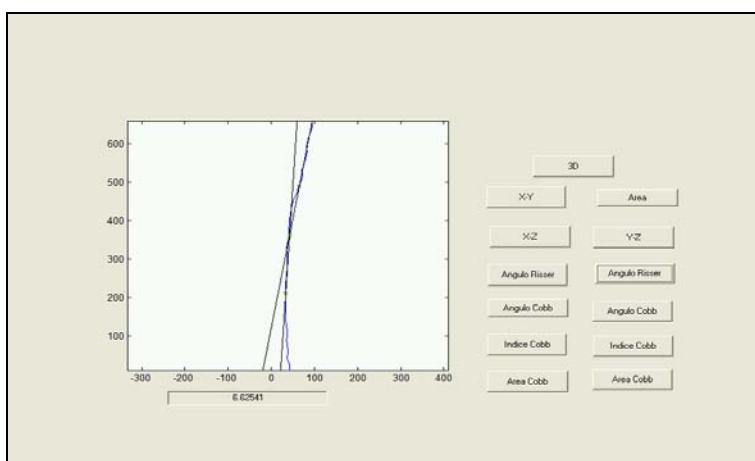


Figura 82. Pantalla de Cálculo de Ángulos de Ángulos y Área



8.1.2 Radiografías

Aquí lo que tenemos es un corte de la columna vertebral que no es axial si no sagital en el que indicando donde empieza y termina las vértebras nos detecta los ángulos de Cobb, Risser-Fergusson, índice de Cobb y Área de Cobb.

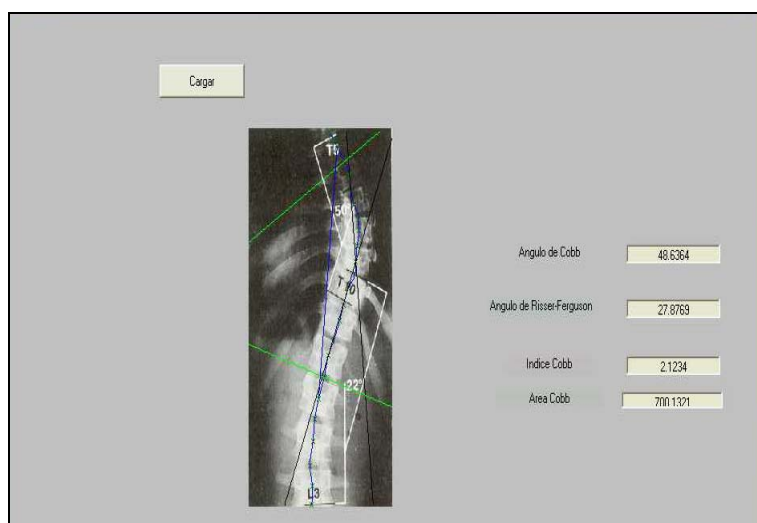


Figura 83. Pantalla de Modo Radiología con los Ángulos y las distancias calculados.

8.2 Acceso a Base de Datos

Si en lugar de haber pulsado la opción Nuevo Paciente hubieramos elegido la opción Acceso a Base de Datos nos hubiera salido la siguiente pantalla.

DNI	44040121	Buscar
Apellidos	Nuñez Rodríguez	
Fecha	25/07/02	
DNI	Joaquín	

Figura 84. Pantalla de Búsqueda de Paciente



Donde tenemos varias listas desplegables, donde podemos buscar el Paciente por DNI, por Apellidos, por Nombre, si le damos a ejecutar nos saldrá los datos personales, y si queremos ver los datos médicos o realizar un nuevo análisis solo hay que realizar la opción ver análisis y luego pulsar sobre el análisis que se desea ver volviendo entonces a pantallas como las de los apartados cortes o radiografías .

La imagen muestra una interfaz de usuario con un formulario de datos de un paciente. El formulario está dividido en dos columnas. La columna izquierda contiene campos para Nombre, DNI, Dirección y Nacimiento. La columna derecha contiene campos para Apellidos, Teléfono, Fecha y Observaciones. En la parte inferior, hay tres botones de selección: 'Cortes', 'Radiografías' y 'Virtual'. En la parte inferior derecha, hay dos botones: 'Ver Analisis' y 'Nuevo Analisis'.

Datos Paciente	
Nombre	Apellidos
José Antonio	Ramiro Bonet
DNI	Teléfono
11111111	954511108
Dirección	Fecha
Sevilla Este	23/02/01
Nacimiento	Observaciones
04/12/76	No Comment
☐ Cortes	
☐ Radiografías	
☐ Virtual	
Ver Analisis Nuevo Analisis	

Figura 85. Pantalla de Datos de Pacientes hallados y estudio a realizar



9 Conclusiones

Este proyecto a pesar de que se ha realizado en TAC debido a que un estudio completo sólo ha sido disponible de esta forma, tiene mayor utilidad en Resonancia Magnética debido a la no utilización en ésta de radiaciones. A pesar de todo esto supone una herramienta de apoyo para el diagnóstico de desviaciones en la columna vertebral siendo su adaptación a Resonancia Magnética la modificación de la función de detección de las vértebras y quedando inalterable todas las demás funciones.

Habría que realizar un estudio con muchos casos para hacer una correspondencia de ángulos ya que hay que tener en cuenta que en el TAC se realiza con el paciente acostado con lo cual los ángulos quedan alterado respecto de cualquier medida realizada con el paciente de pie.

10 Líneas de Desarrollo

Existen varias líneas de desarrollo:

- ✓ Flexibilidad a la hora de umbralizar y de seleccionar la región recortada con la idea de poder realizar el estudio a cualquier parte del cuerpo humano y no sólo a la columna vertebral.
- ✓ Aplicación a Resonancias Magnéticas.
- ✓ Reconstrucción en 3D de la columna vertebral mediante VRML.

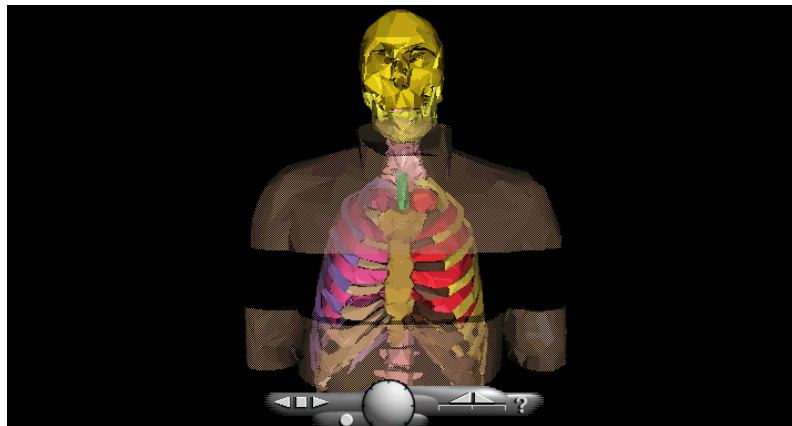


Figura 86. Reconstrucción 3D.

- ✓ Aplicación a los sistemas de transmisión existentes en la actualidad. Se podría realizar una conexión mediante bluetooth de la PDA y un sistema central que realizara todos los cálculos.

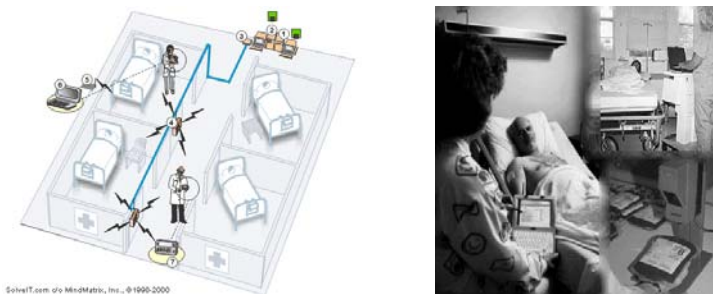


Figura 87. Esquema de transmisión.

El ordenador tendría un número limitado de PDA's en contacto.



El acceso mediante la PDA a los datos del ordenador central se realizaría mediante contraseña o firma:



Figura 88. Seguridad de los Datos.

- ✓ Centro de Alertas Móviles. La medicina preventiva es en la actualidad una necesidad creciente que permite salvaguardar la vida de los pacientes, por ello todos los sistemas encaminados a la rápida detección de factores de riesgo es una demanda creciente día a día. El uso de las tecnologías móviles GSM/GPRS/SMS/MMS combinada con las tecnologías de localización abre un gran abanico de posibilidades de prevención. Estas tecnologías permiten la creación de CAM (centro de alarmas móviles). Este centro es el encargado del seguimiento de los pacientes de riesgo en función de sus necesidades. En nuestro caso no hay pacientes de alto riesgo lo que si se puede hacer es realizar mediante sensores controles de las posiciones de la espalda, avisando a través de mensajes a móvil de una posición inadecuada.



Figura 89. Esquema CAM.

Estos sistemas son empleados en la actualidad en sistemas de control de las dolencias cardiovasculares y de los niveles de glucosa.



Figura 90. Sistema para control de las dolencias cardiovasculares.

De apoyo a este servicio se emplearía una plataforma de mensajería por la cual se podrían mandar y recibir del orden de 100 mensajes por minuto desde un ordenador central. Esta plataforma proporcionaría el acceso a la infraestructura de mensajería de la operadora contratada desde aplicaciones remotas configuradas por el cliente, permitiendo el envío y la recepción masivo de mensajes de texto (SMS), mediante el uso de protocolos de transporte fiables (TCP) y un acceso a través de redes públicas de datos (Frame Relay).

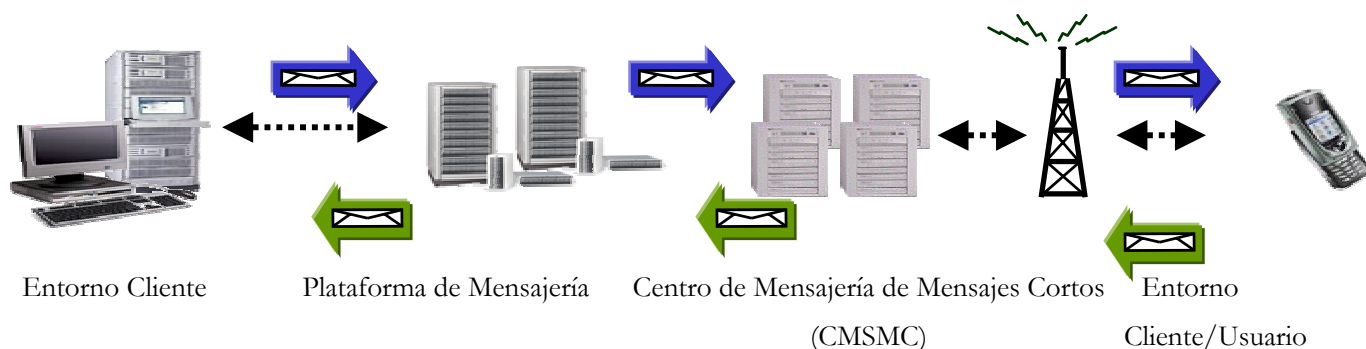


Figura 91. Esquema de Plataforma de Mensajería



11 Apéndice

11.1 El estándar DICOM

La batalla comercial para ganar el mercado de equipos de Tomografía Computadorizada (TC) y posteriormente, de Resonancia Magnética (RM), utilizaron planteamientos que supusieron un obstáculo para el desarrollo y la expansión de los sistemas basados en la transmisión de imágenes médicas. La Tomografía computerizada es una modalidad que requiere el uso de imágenes en formato digital y los datos correspondientes a cada imagen son almacenados en un formato digital que ha venido definido por cada fabricante de equipos TC. El formato utilizado ha sido considerado como información confidencial por el fabricante y su descripción técnica no está disponible si no es proporcionada por el fabricante, debido a que se desea rentabilizar la inversión del desarrollo de algoritmos de reconstrucción de las imágenes y se optimiza el sistema para obtener las máximas prestaciones. El fabricante provee de todos los sistemas y accesorios necesarios para la utilización, visualización, impresión, etc., de estas imágenes, y no es posible mezclar equipos de diferentes fabricantes. Estos sistemas plantean varios problemas prácticos de importancia:

- ✓ La posibilidad de transmisión y almacenamiento de imágenes está restringida a equipos suministrados por el fabricante. Suele suceder que el mejor fabricante de equipos de Tomografía COmputerizada no es el de los equipos Resonancia Magnética o el de impresoras de películas o el de ordenadores. Al no existir una descripción del formato de almacenamiento de la información, la única posibilidad de comunicación pasa por la adquisición de un sistema de interfaz entre equipos, una solución costosa, con posibles pérdidas de calidad de imagen y con mantenimiento difícil.
- ✓ La investigación de nuevas técnicas de reconstrucción, desarrollo de herramientas informáticas de ayuda al diagnóstico o mejora de imágenes obliga a los investigadores a descifrar el formato de cada fabricante, o a llegar a un compromiso con él. En cualquier caso, dificulta su desarrollo.



- ✓ La implantación de los PACS, que lleva a la manipulación de diferentes fabricantes, se ve retrasada por las incompatibilidades entre formatos.

Estos inconvenientes motivaron el desarrollo de un estándar para el almacenamiento de las imágenes médicas digitales, el ACR-NEMA, que posteriormente ha conducido a la aparición del estándar DICOM.

11.1.1 El estándar ACR-NEMA 2.0

El estándar ACR-NEMA 300-1985 (también llamado ACR NEMA versión 1.0) fue desarrollado por un comité conjunto entre la ACR ('American Collage of Radiology'), que agrupa a los radiólogo de Estados Unidos, y el NEMA ('National Electric Manufacturers Association'), que representa los intereses de los fabricantes de equipos eléctricos y electrónicos de Estados Unidos. El desarrollo de este estándar preveía la definición del conjunto de datos específicos que debían ir asociados para ello (NEMA). El comité conjunto ACR-NEMA se formó 1983 y consiguió elaborar un estándar en 1985, que permitía la conexión punto a punto entre cualquier equipo compatible con el estándar. Sus objetivos básicos fueron:

- ✓ Intercambiar imágenes digitales entre equipos de distintos fabricantes.
- ✓ Facilitar el desarrollo de Pacs, integrando imágenes
- ✓ Permitir la creación de bases de datos de información diagnóstico que puedan ser de forma remota.

Este estándar no define un interfaz con redes de datos debido a que, cuando se desarrollo, el uso de las redes de datos no estaba generalizado. Posteriormente, se elaboró una versión más completa, llamado ACR-NEMA 300-1988, más conocido como 'ACR-NEMA versión 2.0'. Fue exhaustivamente probado con éxito en una demostración realizada en 1990 en la Universidad de Georgetown, en la que todos los equipos de fabricantes diferentes fueron capaces de intercambiar información entre ellos sin problemas, lo que originó un interés creciente por la implantación de PACS. Esta versión incluye el soporte para sistemas de visualización de imágenes, define un esquema para identificar cada imagen y añade nuevos tipos de datos para aumentar la especificidad de la información asociada a una imagen.



11.1.2 El estándar DICOM

El estándar DICOM ('Digital Imaging and Communication in Medicine') versión 3.0 surgió como una solución para la implantación de los PACS, que utilizaban redes locales como medio para la transmisión de la información. En lugar de añadir extensiones al estándar ACR-NEMA versión 2.0, se definió un nuevo modelo de información basado en el funcionamiento de un Servicio de Radiología, pues a principios de los 90 ya se había empezado a utilizar sistemas RIS (Radiology Information Systems) en los servicios de Radiología. La primera versión del estándar DICOM 3, cuya elaboración comenzó en 1991, fue publicada en 1993.

El comité ACR/NEMA y el CEN (Comité Europeo de Normalización) decidieron en 1993 desarrollar implementaciones del prototipo DICOM diferentes. El CEN encargó la elaboración de un estándar europeo para la transmisión de imágenes médicas. La propuesta final para su aprobación como estándar fue realizada en enero de 1995 y estaba basado en el modelo DICOM 3. En la actualidad, el estándar europeo ha sido plenamente integrado en DICOM.

El estándar DICOM esta en permanente evolución, ya que cualquier organización, fabricante de equipos médicos, o incluso un particular, puede proponer modificaciones al estándar que serán sometidas a un proceso de discusión. La estructura actual del estándar fue modificada en 1998, en la que se realizaron varios cambios sustanciales. A esta versión se le denomina DICOM 1998 o, simplemente, DICOM 3.

La tendencia actual que se observa en el estándar es una evolución hacia el uso de redes de datos, en contraposición a las primeras versiones de ACR-NEMA, que estaban fundamentalmente basadas en conexiones de equipos punto a punto, ya que es previsible que el uso de este tipo de sistemas desaparezca progresivamente. También puede observarse una constante evolución hacia la integración en el estándar de información relacionada con la gestión médica- hospitalaria, con la evidente intención de convertirse en el formato soporte de PACS, y hacia la ampliación del número de modalidades contempladas. En la revisión de 1998 se introdujeron, entre otras, el PET y la radioterapia, ésta última implica una gran complejidad en cuanto a la descripción de la información. La introducción de elementos de anotación de



imágenes de tipo cualitativo es otra novedad, creada con la intención de contener información habitualmente presente en el informe del radiólogo, a diferencia de las primeras versiones de DICOM, más orientadas hacia un formato de imagen exclusivamente.

Las intenciones de futuro inmediato están definidas, Actualmente se esta trabajando en:

- ✓ Aumentar el número de modalidades soportadas (incluyendo formas de onda y datos en tres o más dimensiones).
- ✓ Extender el ámbito de utilización a otras especialidades (su uso está bastante difundido en radiología y cardiología, y se quiere extender a anatomía patología, odontología, oftalmología, dermatología, urología...)-
- ✓ Extender la normalización a las formas de presentación de las imágenes, tanto impresas en película como en monitores.
- ✓ Ampliar el soporte de medios físicos de almacenamientos de información, en especial a aquellos que ofrezcan ventajas en cuanto a la rapidez , capacidad o coste sin perder la compatibilidad con los ya existentes.
- ✓ Mejorar la integración de otros datos médicos y con otros estándares, como HL-7, CORBA o XML.

Características y especificaciones

- ✓ La característica principal de la versión actual del estándar DICOM es la de basarse en modelos de información orientada a objeto que utilizan proceso distribuido. El estándar especifica necesariamente:
- ✓ Un conjunto de protocolos de comunicaciones entre equipos compatibles con el estándar DICOM.
- ✓ La sintaxis y semántica de los comandos e información que se intercambia utilizando dichos protocolos.
- ✓ La información que puede ser intercambiada
- ✓ El modo de almacenar información en un medio físico transportable, como el formato de los ficheros y la organización del medio.



Las mejoras que se pretendían conseguir respecto al estándar ACR-NEMA 2.0 han determinado las siguientes características :

- ✓ Es utilizable con redes de datos que utilicen protocolos estándar (ISO-OSI y TCP/IP), mientras que los protocolos anteriores sólo trabajaban en enlaces punto a punto.
- ✓ Específica, utilizando el concepto de clase de servicio, la estructura de los protocolos de comunicación y los formatos de los datos para todos los equipos compatibles con DICOM. De este modo, queda determinado el modo en que el formato DICOM intercambia datos e información de control
- ✓ Se define un documento llamado 'Conformance Statement' que el fabricante debe suministrar con el equipo, describiendo las clases de servicios, objetos de información y protocolos de comunicaciones soportados. Además, se especifican varios niveles de conformidad con el estándar, en función del grado de implementación de componentes opcionales del estándar DICOM. Este documento permite al comprador de un equipo compatible DICOM verificar su capacidad de interconexión.
- ✓ Se estructura como un documento en varias partes independientes, aunque relacionadas entre si, Se pretende, de esta forma, adaptarse a la evolución de la tecnología sin modificar la estructura del estándar.
- ✓ Los objetos de información no son solamente las imágenes sino también estudios, informes, datos del paciente, etc.
- ✓ Especifica un método para identificar cada objeto de información.

Para facilitar la intercomunicación de los equipos se plantean una serie de especificaciones basadas en los puntos anteriores. En cambio, el estándar no especifica:

- ✓ El procedimiento de validación para asegurar el grado de conformidad de un equipo con el estándar.
- ✓ Los detalles de implementación del estándar, que pueden variar para cada fabricante



- ✓ Las capacidades de comunicación e intercambio de información posibles tras la integración de un conjunto de equipos compatibles DICOM.



12 Bibliografía

- ✓ Algorithm for Image Processing and Computer Vision. J.R. Parker. Wiley Computer Publishing.
- ✓ Digital Image Analysis Selected Techniques and Applications. Walter G. Kropatsh, Horst Bishop. Springer
- ✓ Digital Image Processing. Rafael G. Gonzalez, Richard E. Woods.
- ✓ Computer Vision. Dana H. Ballard, Christopher M. Brown. Prentice Hall.
- ✓ Two Dimensional Imaging. Ronald N. Bracewall. Prentice Hall.
- ✓ Pattern Recognition and Image Processing. Sing Tse Bow. Dekker.
- ✓ The Computer Image. Alan Watt. Addison Wesley.
- ✓ Pattern Sinthesis. Lectures in Pattern Theory Volume 1. U Granander. Springer-Verlang
- ✓ Pattern Sinthesis. Lectures in Pattern Theory Volume 2. U Granander. Springer-Verlang.
- ✓ Orthopedic Radiology, 3rd Ed Adam Greenspan, Lippincott Williams & Wilkins.
- ✓ Analysis of Cancer Missed at Screening Mammography. Bird RE, Wallace TW, Yankaskas BC. Radiology
- ✓ .Breast Cancer Missed by Mammography Am J Roentgenol Martin JE, Moskowitz M. Milbrath JR.
- ✓ MRMC 1997. Computer-aided diagnosis and treatment. US Army Medical Research and Material Command publications. 22 Abril 1997: http://mrmc-www.army.mil/mrmc_library/astmp/original/aA/A3J31.htm
- ✓ Comparison of clinical findings between intensity-windowed versus CLAHE presentation of chest CT images. Hemminger BM, Johnston RE, Muller K, et al. SPIE Proceedings.
- ✓ Clinical experience with an advanced laser digitized for cost effective digital radiography. Radiographics. MacMahon H, Xu X-W, Hoffman KR, Giger ML, Yoshimura H, Doi K, Carlin M, Kano A, Yao L, Abe K, et al...



- ✓ Basic concepts of digital subtraction angiography. Boston: Hall; Kruger RA, Rieder SJ.
- ✓ Single exposure dual energy computed radiography: Improved detection and processing. Radiology. Ergun DL, Mistretta CA, Brown DE, Bystrianyk RT, Sze WK, Kelcz F, Naidich DP.
- ✓ Conventional chest radiography vs dual-energy computed radiograph detection and characterization of pulmonary nodules. Kelcz F, Zink FE, Peppler WW, Kruger DG, Ergun DL, Mistrtta CA. Am J Roententgenorl.
- ✓ Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change. Kano A, Doi K, MacMahon H, Hssell, DD, Giger ML. Med Phys
- ✓ Digital image processing; Effect on detectability of simulated low contrast radiographic patterns. Ishida M, Doi K, Loo LN, Metz CE, Lehr J.
- ✓ Computerizad detection of pulmonary nodules in CT images. Giger ML, Bae KTm MacMahon H. Invest Radiol 1994.
- ✓ Prediction of breast cancer malignancy using artificial neural networks, Floyd CE Jr, Lo JY, Yun AJ, Sullivan DC, Kornguth PJ.