
Bases del Procesamiento de Imágenes Médicas

Rubén Medina, Jesús Bellera

Universidad de Los Andes, Facultad de Ingeniería, Grupo de Ingeniería Biomédica de la ULA (GIBULA),
Av. Tulio Febres Cordero, Mérida 5101, Venezuela.
Email: rmedina@ing.ula.ve Web: <http://www.ing.ula.ve/~gibula/>

Resumen

El procesamiento digital de imágenes, incluye un conjunto de técnicas que operan sobre la representación digital de una imagen, a objeto de destacar algunos de los elementos que conforman la escena, de modo que se facilite su posterior análisis, bien sea por parte de un usuario (humano) o un sistema de visión artificial. En general, las técnicas de procesamiento de imágenes son aplicadas cuando resulta necesario realzar o modificar una imagen para mejorar su apariencia o para destacar algún aspecto de la información contenida en la misma, o cuando se requiere, medir, contrastar o clasificar algún elemento contenido en la misma. También se utilizan técnicas de procesamiento, cuando se requiere combinar imágenes o porciones de las mismas o reorganizar su contenido.

La imagenología médica, por su parte, considera un conjunto de modalidades de adquisición de imágenes médicas, las cuales se diferencian en cuanto a la naturaleza de los principios físicos involucrados en el proceso de adquisición. Adicionalmente existen también diferencias en cuanto a la aplicación médica. Las modalidades más comunes de imagenología médica son los rayos X, la tomografía computada, la resonancia magnética nuclear, la imagenología nuclear y la imagenología por ultrasonidos.

I. Adquisición y almacenamiento de imágenes digitales

Las imágenes digitales representan información visual asociada con una escena ambiental real que correspondería a lo que observamos con el sentido de la vista o bien información no visible pero que puede ser medida utilizando sensores apropiados tales como radiación infrarroja, ultravioleta, rayos X ultrasonidos, etc.

El proceso de adquisición de la imagen involucra un sensor apropiado para detectar el tipo de fuente de información visual o emisión y convertirla en una señal eléctrica. Posteriormente esta señal eléctrica se convierte en un arreglo de cantidades binarias las cuales se pueden almacenar o procesar utilizando una computadora. La imagen digital corresponde a un arreglo de dos dimensiones (2D) que se podría denotar como $f(x, y)$ en donde cada punto se denomina pixel y tiene asociadas las coordenadas espaciales definidas por x e y . La imagen tiene un tamaño de $N \times M$ pixels en donde N corresponde al ancho de la imagen y M corresponde al largo de la imagen. Cada pixel corresponde a un valor de intensidad representativa de la información visual o emisión que se ha adquirido. Tal valor binario requiere un determinado número de bits para representar la información y lo más usual es 8 bits que corresponde a un byte o bien, 16 bits o 32 bits que corresponden a 2 bytes y 4 bytes respectivamente. Las imágenes tri-dimensionales (3D) se denotan como $f(x, y, z)$ en donde cada punto se denomina voxel y tiene asociadas tres coordenadas espaciales definidas por x , y y z . En este caso el tamaño total sería $N \times M \times P$ voxels y es equivalente a manejar P imágenes bidimensionales cada una de tamaño $N \times M$ pixels. Una vez adquirida la imagen se puede procesar y/o almacenar en disco duro, cintas magnéticas, discos compactos (CD), etc.

II. Técnicas de Procesamiento basadas en Puntos de la Imagen

Estas técnicas consisten en algoritmos que modifican el valor de un pixel basados únicamente en el valor previo de tal pixel o en su localización. Ningún otro valor de pixel se involucra en la transformación. El procesamiento se realiza desarrollando un barrido pixel por pixel dentro de la imagen a procesar. Si la transformación a aplicar, depende solo del valor original del pixel, en su implantación, puede resultar de utilidad el uso de tablas de búsqueda (LUT/Look-Up Table). Si por el contrario, se considera además del valor previo del pixel, la posición del mismo, puede resultar necesario utilizar fórmulas o una combinación de las mismas con tablas de búsqueda. De manera general estas técnicas no modifican las relaciones espaciales dentro de la imagen y en consecuencia no pueden modificar el grado de detalle contenido en las mismas, son simples y pueden resultar útiles solas o en conjunto con otras técnicas más complejas.

II.1 Histograma de una Imagen

El histograma de una imagen es ampliamente utilizado como herramienta tanto cualitativa como cuantitativa. Este corresponde a un gráfico de la distribución de valores de

intensidad de los píxeles de una imagen (niveles de gris) o de una porción de la misma. Podemos denotar como $h(i)$, el número de píxeles que dentro de la región de interés tiene el valor de intensidad i , donde $i = 0, 1, 2, \dots, L-1$ es el número posible de niveles de gris para la imagen. Los valores $h(i)$, corresponderán entonces a los valores del histograma. El gráfico del histograma es bidimensional y en él se gráfica $h(i)$ en función de i . Tal gráfico, puede proporcionar importante información acerca del brillo y contraste de una imagen así como de su rango dinámico. En la figura 1 se muestra el dibujo de un histograma típico.

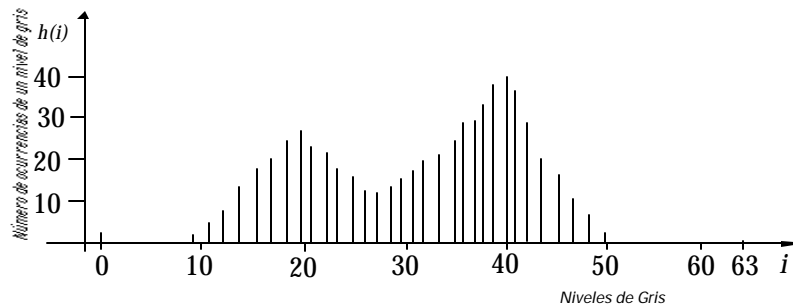


Figura 1 Histograma para los niveles de intensidad de una imagen, con $L=64$.

Si bien el histograma de la figura anterior no representa a una imagen real, resulta posible a partir del mismo, deducir alguna información hipotética acerca de lo que sería la imagen. Por ejemplo, la imagen tiene 64 niveles de gris, sin embargo, tal rango no es utilizado de manera completa, pues no se tienen píxeles con valores superiores a 50.

II.2 Realce de imágenes por modificación del contraste

Una de las imperfecciones más comunes de las imágenes digitales, es el pobre contraste resultante de un rango de intensidad reducido en comparación al rango disponible de niveles de gris (por ejemplo de 0 a 255 niveles). El contraste de una imagen, puede mejorarse mediante el re-escalamiento de la intensidad de cada píxel. Según este método, el nivel de gris correspondiente a un píxel en la imagen de entrada y que denotaremos por i , se modifica de acuerdo a una transformación específica. Tal transformación $g=T(i)$, relaciona la intensidad de entrada i , con la intensidad de salida g y usualmente se representa mediante un dibujo o una tabla. A manera de ejemplo, la figura 2a muestra una imagen de 4×4 píxeles, donde cada píxel se ha representado con 3 bits, de modo que en total sería posible representar 8 niveles de gris. La transformación que relaciona la intensidad de entrada con la intensidad de salida, se muestra en la figura 2b. De acuerdo a tal transformación, para cada píxel de la imagen de entrada, se obtiene la correspondiente intensidad en la imagen de salida. El resultado obtenido en este caso particular se muestra en la figura 2c, en donde podemos observar que el contraste entre las zonas oscuras y claras dentro de la imagen, se incrementa apreciablemente. Eligiendo apropiadamente la transformación específica, puede modificarse de manera casi arbitraria el contraste y rango dinámico de la imagen. En general, los programas de procesamiento de imágenes permiten al usuario definir de manera interactiva la función de transformación, operando sobre un gráfico como el de la figura 2b para establecer tal función.

2.2.1 Algunas Transformaciones de uso frecuente

a) Negativo de la Imagen

Las imágenes en negativo, son parecidas a los negativos fotográficos y son muy fáciles de producir mediante el uso de tablas de búsqueda. La idea es convertir aquellas porciones de la imagen que son claras en oscuras y las que son oscuras en claras. En la figura 4, se muestra una transformación que tiene tal efecto y que es equivalente a inicializar la tabla de búsqueda, con valores que son el resultado de restar el valor del pixel de entrada del máximo valor posible del pixel ($L-1$). La negación de la imagen, puede resultar de utilidad cuando se quiere apreciar los detalles en las porciones brillantes de una imagen, pues el ojo humano, es más capaz de discernir los detalles en áreas oscuras de una imagen que en las áreas más brillantes. En la figura 6 se muestra un ejemplo de esta técnica al desplegar una imagen angiográfica. En la figura 6a se muestra la imagen original con su correspondiente histograma, mientras que en la figura 6b se presenta el negativo de la imagen así como su correspondiente histograma, el cual corresponde a una figura especular del histograma de la imagen original.

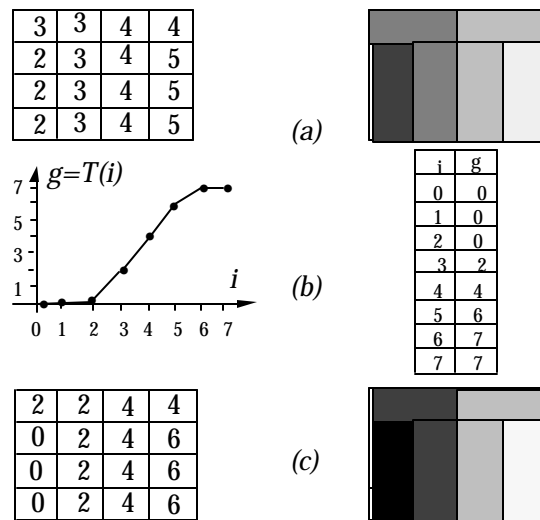


Figura 2 Ejemplo de la modificación de la escala de grises. a) Imagen de 4 x 4 pixeles, con cada pixel representado por 3 bits; b) Función de transformación de los niveles de gris; c) Resultado de modificar la imagen en a), usando la transformación de niveles de gris especificada en b).

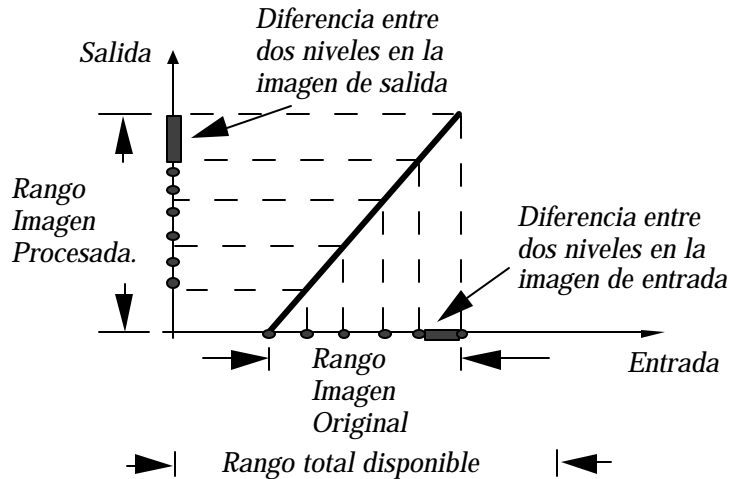


Figura 3 Efecto de la modificación del contraste de una imagen, cuyo rango original es pequeño en relación al rango total disponible.

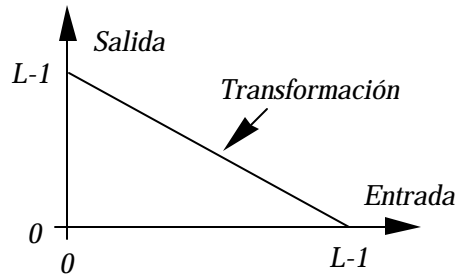


Figura 4 Transformación utilizada para obtener el negativo de una imagen.

b) Control del brillo de una imagen

En ciertas ocasiones, la apariencia de una imagen puede realzarse visualmente ajustando el brillo de la misma. Esto se logra sumando o restando un valor constante a cada pixel de la imagen de entrada. El efecto de tal transformación sobre el histograma de la imagen, es desplazarlo hacia la derecha (zona más brillante), en caso de que se sume un valor constante o por el contrario, lo desplaza hacia la izquierda (zona más oscura) cuando se resta un valor constante. En la figura 6 se muestra un ejemplo de esta técnica, al modificar la imagen angiográfica de la figura 6a aumentando su brillo, lo cual se traduce en una imagen con tonalidades más claras mostrada en la figura 6c. Por su parte su histograma se desplaza hacia los valores de mayor intensidad.

c) Binarización de imágenes

La binarización es una técnica que permite convertir imágenes con niveles de gris, en una imagen binaria (blanco y negro). De acuerdo a tal técnica, los valores de pixel en la imagen de entrada que son menores a un cierto umbral pre-especificado, son convertidos a negro, mientras que los pixeles con valores mayores al umbral, son convertidos a blanco. En la figura 5a se muestra la transformación que permite realizar la binarización. En algunas ocasiones se

desea realizar una binarización tal que a una banda especificada por dos umbrales, se les asigne el color blanco, mientras que los pixeles de la imagen de entrada cuyos valores están fuera de la banda especificada, se les asigne el color negro. Esta transformación se muestra en la figura 5b, por su parte en la figura 7b se muestra el resultado obtenido al binarizar la imagen angiográfica mostrada en la figura 7a, utilizando la transformación especificada en la figura 5a con un umbral arbitrario de valor 128.

d) Ampliación del contraste

A esta técnica también se le conoce como dilatación del histograma (histogram stretching). La misma combina el uso del histograma con la utilización de las tablas de búsqueda o LUT's, la razón para ello es que el histograma constituye una herramienta ideal para examinar el contraste de una imagen.

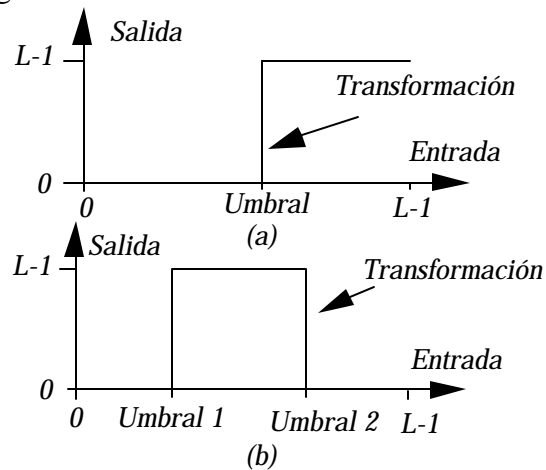
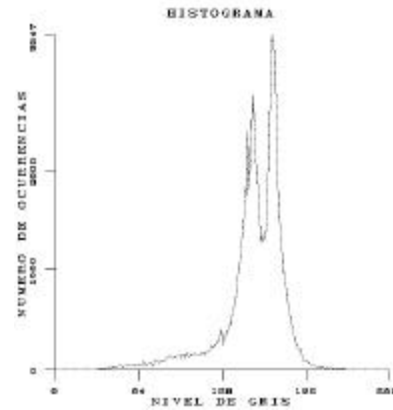


Figura 5 Transformaciones utilizadas para binarizar una imagen. a) transformación para la binarización ; b) binarización de una banda.

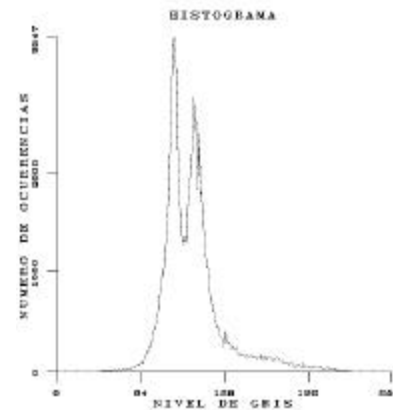
Para ampliar el contraste, se realiza en el histograma una búsqueda desde los valores más pequeños de niveles de gris, hacia el máximo valor. Cuando se consiga que el número de pixeles correspondiente a un nivel de gris dado, supera un cierto umbral pre-establecido, se habrá determinado el umbral inferior (umbral 1), que estará especificado por el nivel de gris para el cual ocurre el evento mencionado. A continuación, se realiza una búsqueda en el histograma desde el valor más elevado de nivel de gris, hacia los valores más pequeños. Cuando el número de pixeles para un nivel de gris dado, supere el umbral pre-establecido, se habrá determinado el umbral superior (umbral 2) en la escala de niveles de gris. Una vez determinados los umbrales 1 y 2, se procesa la imagen mediante una transformación tal que a los pixeles de la imagen cuyo valor es inferior al umbral 1, se les asigna el valor de cero, por otra parte, si los pixeles de la imagen de entrada son superiores al valor del umbral 2, entonces se les asigna el máximo valor de gris ($L-1$). Por su parte, los pixeles comprendidos entre los dos umbrales son escalados de manera lineal. En la figura 6 se muestra la obtención de los umbrales 1 y 2 así como la función de transformación que se genera a partir de los mismos.

El resultado de la ampliación del contraste será una imagen que utiliza más apropiadamente todo el rango disponible de niveles de gris y como consecuencia de ello, tendrá

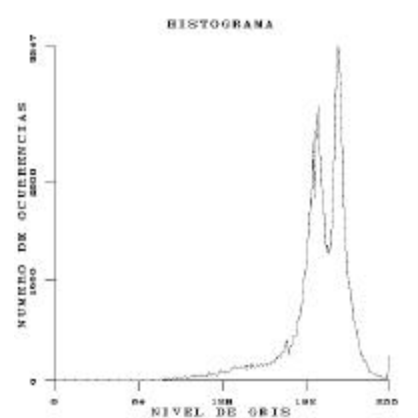
una apariencia más balanceada. En la figura 7a se muestra una imagen angiográfica así como su correspondiente histograma. En la figura 7c se muestra la imagen luego de ser sometida al realce de contraste así como su histograma, se puede observar que el histograma ha sido expandido para ocupar todo el rango disponible, también se aprecia que la imagen de salida presenta mayor contraste y en consecuencia resulta fácil percibir todas las estructuras que la componen.



(a)

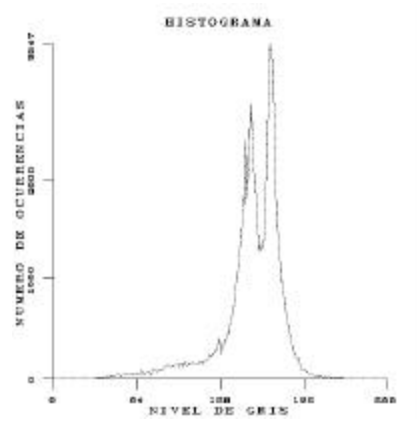


(b)

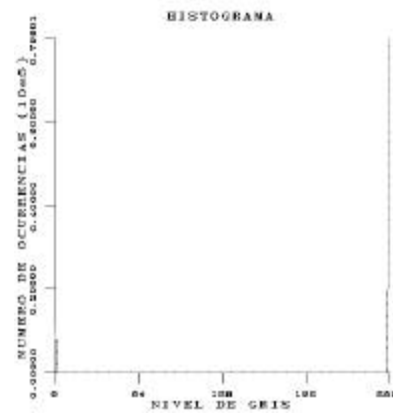


(c)

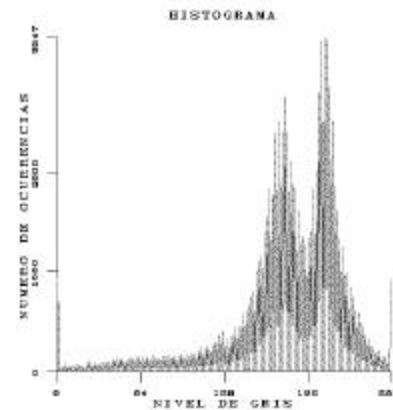
Figura 6 Ilustración de las técnicas de realce (a) imagen original con su histograma, (b) negativo de la imagen (c) cambio en el nivel de brillo.



(a)



(b)



(c)

Figura 7 Ejemplos de técnicas de realce de imágenes (a) imagen original, (b) binarización de la imagen (c) realce de contraste.

II.3 Perfil en una imagen

En muchas ocasiones, cuando se procesa una imagen de manera interactiva, resulta muy conveniente, representar gráficamente el valor de los píxeles que componen por ejemplo una línea o una columna o de manera general, según una recta que tenga dirección arbitraria. Tal perfil permite determinar información importante referente a la imagen, como por ejemplo los valores máximos y mínimos de nivel de gris, según la dirección elegida así como información referente al nivel de ruido y a la naturaleza de los contornos presentes en la misma. Tal información si bien no es global, sino asociada a la dirección elegida, puede ser importante y ayudar, por ejemplo, a decidir el valor de un umbral a utilizar durante el proceso de segmentación o puede orientar en referencia al tipo de procesamiento que es necesario desarrollar sobre la imagen objeto de estudio. Generalmente, esta función se implanta de manera que el usuario al utilizar algún dispositivo de entrada/salida como por ejemplo el ratón, pueda fijar de manera interactiva la dirección según la cual se desea graficar el perfil de la imagen. El programa en este caso, permite fijar de manera arbitraria la posición del perfil, para ello, el usuario puede dibujar un conjunto de puntos sobre la imagen, los cuales son seguidamente unidos por rectas, finalmente el perfil se dibuja para la trayectoria elegida (Udupa y otros, 1993).

II.4 Técnicas de colores falsos yseudocolor

Es bien conocido que el ojo humano, es bastante sensible al color, así el número de niveles de gris que puede discriminarse como tal, es bastante más pequeño que el número de colores. Por otra parte, las imágenes a color, son más agradables a la vista que las imágenes en blanco y negro.

La técnica de colores falsos, usualmente se emplea cuando se desea asociar a un conjunto de datos, un conjunto de colores para distinguir en los mismos, ciertos atributos, tal como ocurre cuando un sensor remoto adquiere información en la banda de infrarrojo (la cual no es visible), en tal caso, lo que se hace es asociar el color a este conjunto de datos, para apreciar mejor los detalles.

La técnica de pseudocolor consiste en transformar una imagen monocromática (en niveles de gris) en una imagen a color, al asignar a cada píxel un color basado por ejemplo en su intensidad. Un método pudiera ser el siguiente: se procesa la imagen monocromática con tres filtros, uno pasa bajo, uno pasa banda y uno pasa alto. La imagen procesada con el filtro pasa bajo se asigna al color azul, la imagen procesada con el filtro pasa banda se asocia al verde y la procesada con el filtro pasa alto se asocia al rojo; luego estas tres imágenes se combinan para producir una imagen a color. Usando técnicas de pseudocolor, más complejas que la mencionada previamente y mediante mucha intervención humana, ha sido posible colorizar películas filmadas originalmente en blanco y negro.

III. Procesamiento basado en una región de la imagen

Las técnicas de procesamiento basadas en una región tienen muchas aplicaciones en la obtención de primitivas características de la imagen como por ejemplo la extracción de contornos, para realzar los contornos, para suavizar una imagen, para introducir borrosidad dentro de la misma y para atenuar el ruido aleatorio. Usan un grupo de píxeles dentro de la imagen a procesar, con el propósito de extraer información acerca de la misma. El grupo de píxeles que se estudia en este caso, se denomina usualmente vecindad. Por lo general la vecindad es una matriz bidimensional de valores de píxeles con un número impar de filas y columnas. El píxel de interés que normalmente es reemplazado por un nuevo valor, producto de la aplicación de un algoritmo, se ubica por lo general, en el centro de la vecindad.

Al utilizar una vecindad en el procesamiento, se puede aprovechar la información acerca del comportamiento regional de la imagen en cuestión, mejor conocida como frecuencia espacial, la cual podría definirse como la tasa de cambio de la intensidad de los píxeles dividido por la distancia sobre la cual ocurre el cambio. La frecuencia espacial tiene componentes en las direcciones horizontal y vertical dentro de la imagen. Por ejemplo, la imagen de un patrón tipo tablero de ajedrez presentará un alto contenido de frecuencia espacial, el cual aumentará en la medida que el tamaño de los cuadros disminuya. Por su parte una imagen con un bajo contenido de frecuencia espacial por lo general tiene amplias áreas con valores casi constantes de los píxeles.

Muchas de las técnicas de procesamiento basadas en una región de la imagen, al tener acceso a la información referente a la frecuencia espacial, pueden actuar como filtros que atenúan o realzan ciertas componentes de la frecuencia espacial contenidas dentro de la imagen.

En la implantación de estas técnicas de procesamiento regional, se utilizan métodos lineales tales como la convolución o no lineales como el filtraje de mediana. En todo caso, el procedimiento que se sigue es el siguiente:

- a) Se realiza una sola pasada sobre la imagen de entrada realizando un barrido píxel por píxel, según las filas y columnas.
- b) Cada píxel de la imagen de entrada es procesado, considerando una vecindad del mismo y utilizando un algoritmo apropiado.
- c) El nuevo valor del píxel, obtenido de acuerdo a lo especificado en b), es ubicado en la imagen de salida, ocupando la misma posición que ocupaba en la imagen de entrada.

El hecho de considerar los píxeles de una vecindad, hace que las técnicas de procesamiento basadas en una región tengan un mayor costo de cálculo numérico que las técnicas basadas en un solo punto. Este costo dependerá del tamaño de la vecindad a considerar, así como del tipo de representación numérica utilizada. Sin embargo, para la mayoría de las aplicaciones y con las computadoras disponibles actualmente, se pueden obtener muy buenos resultados en términos de tiempo de cálculo, al procesar imágenes de un tamaño mediano (256 x 256 ó 512 x 512).

III.1 Convolución

En procesamiento de imágenes, la convolución corresponde a la extensión del caso unidimensional, mediante la cual una señal cualquiera podía ser procesada con un filtro arbitrario con una respuesta impulsiva conocida, para conocer los detalles de su implantación en el caso unidimensional así como sus propiedades, el lector puede revisar (Oppenheim y Schaffer, 1975). Lim (1990) discute la implantación, criterios de validez y propiedades para el caso bidimensional que es el que nos concierne directamente.

Si consideramos una imagen como un arreglo bidimensional denotado por $x(i,j)$ y el filtro (núcleo o máscara de convolución) con respuesta impulsiva $h(i,j)$, su convolución produce una imagen de salida $y(i,j)$, de acuerdo a la siguiente ecuación, en donde m,n definen la vecindad a considerar de acuerdo al tamaño del núcleo de convolución $h(i,j)$.

$$y(i, j) = \sum_{m = -K1}^{K2} \sum_{n = -L1}^{L2} h(m, n) x(i - m, j - n) \quad (1)$$

La implantación de esta ecuación de convolución se hace de manera directa cuando el tamaño del filtro o máscara de convolución es pequeño (usualmente menor a 9 x 9 píxeles), pues en tales casos el costo computacional no es exagerado, sin embargo, cuando se tienen filtros de mayor tamaño, lo más recomendable es implantar esta ecuación de convolución mediante la utilización de la transformada rápida de Fourier, en Lim (1990) se presenta en detalle la implantación de la convolución bidimensional mediante la aplicación de algoritmos rápidos de transformada de Fourier.

Para la implantación directa de la ecuación de convolución, asumimos que la máscara de convolución es una matriz de tamaño ($N1 \times N2$), usualmente de 3 x 3 píxeles, la cual adicionalmente define el tamaño de la vecindad dentro de la imagen de manera que sea del mismo tamaño que la máscara. En la Figura 8 se ilustra el proceso de convolución, según el cual, para un pixel dado dentro de la imagen de entrada $x(i,j)$, cada pixel de la vecindad es multiplicado por el pixel correspondiente en la máscara de convolución, así mismo cada uno de estos productos es sumado, de manera que el nuevo valor del pixel en la imagen de salida $y(i,j)$ estará dado por la suma de todos estos productos. El procesamiento de toda la imagen se realiza desplazando la máscara y repitiendo para cada punto el mismo procedimiento.

La máscara de convolución tiene por lo general un número impar de filas y columnas y su tamaño frecuentemente es 3 x 3, su contenido depende del tipo de procesamiento que se desea implantar. Ejemplos de diferentes tipos de máscaras de convolución son presentados en (Lindley, 1991) y (Pratt, 1978).

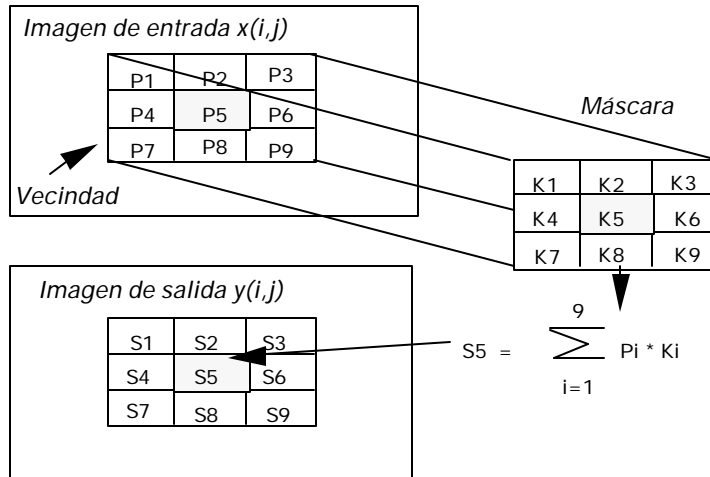


Figura 8 Ilustración del proceso de convolución con una máscara. Cada pixel en la imagen de salida es el resultado de la suma de los productos entre los pixeles de la máscara y los pixeles incluidos en la vecindad correspondiente en la imagen de entrada.

3.1.1 Filtraje espacial pasa-bajo

Los filtros espaciales pasa bajo, dejan el contenido de baja frecuencia inalterado mientras que atenúan los contenidos de alta frecuencia, este tipo de filtros resulta adecuado para atenuar ruido aditivo aleatorio presente en la imagen. En la figura 9 se muestran tres máscaras de convolución frecuentemente utilizadas para realizar el filtraje pasabajo, una de las propiedades de tales máscaras es que la suma de todos sus valores debe ser igual a la unidad. Uno de los efectos que es necesario tener presente cuando se aplica este tipo de filtros, es que los mismos pueden introducir apreciable borrosidad en la imagen En la figura 10 se ilustra este tipo de procesamiento, así en la figura 10a se muestra la imagen original la cual ha sido contaminada con ruido aleatorio tal como se muestra en la figura 10b, por su parte en la figura 10b se muestra el resultado luego de procesar con un filtro pasa-bajo en donde se observa que si bien el contenido de ruido disminuye, sin embargo la borrosidad de la imagen aumenta.

$$\frac{1}{9} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{10} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \frac{1}{16} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 9 Tres máscaras que permiten el filtraje pasa-bajo de una imagen.

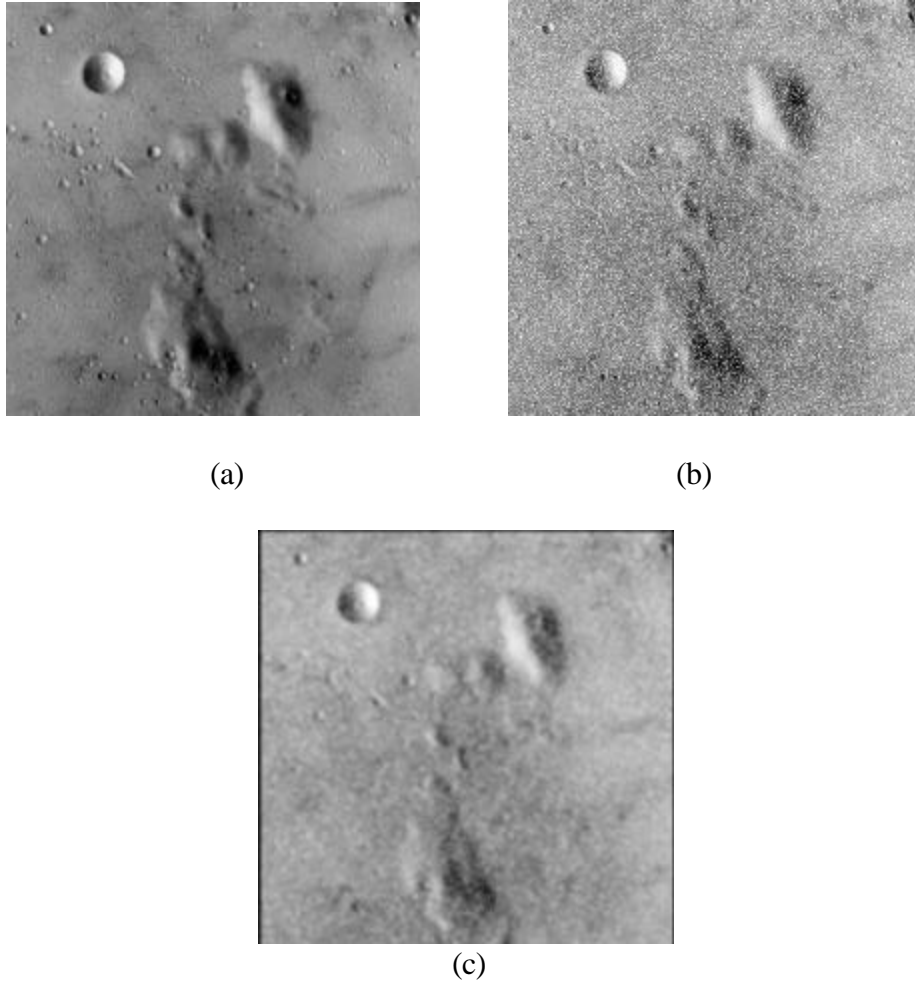


Figura 10 Ejemplo de filtro promediador (a) imagen original, (b) imagen contaminada con ruido. (c) Imagen procesada con un filtro promediador.

3.1.2 Filtraje pasa-alto

Los filtros pasa alto, tienen la propiedad de acentuar los detalles de alta frecuencia de una imagen, normalmente los filtros pasa alto se utilizan cuando se quiere examinar objetos con alto contenido de frecuencia espacial, como consecuencia de tal procesamiento, las porciones de una imagen que presentan componentes de alta frecuencia, serán resaltadas mediante la utilización de niveles de gris más claros, mientras que aquellas con componentes de baja frecuencia serán más oscuras, en este sentido, este tipo de filtro puede ser utilizado para reforzar los bordes presentes en la imagen. Uno de los efectos indeseados de estos filtros es que pueden acentuar el ruido de la imagen. En la Figura 11 se muestran tres máscaras de convolución para implantar el filtro pasa alto, por su parte en la figura 12 se muestra el resultado de procesar una imagen con un filtro pasa alto, así en la figura 12a se muestra la figura original que al ser procesada utilizando la máscara de convolución mostrada en la figura 12a, produce como resultado la imagen mostrada en la figura 12b en donde se observa que efectivamente los bordes aparecen reforzados.

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

(a)

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

(b)

1	-2	1
-2	5	-2
1	-2	1

(c)

Figura 11 Tres máscaras que permiten implantar el filtraje pasa-alto.

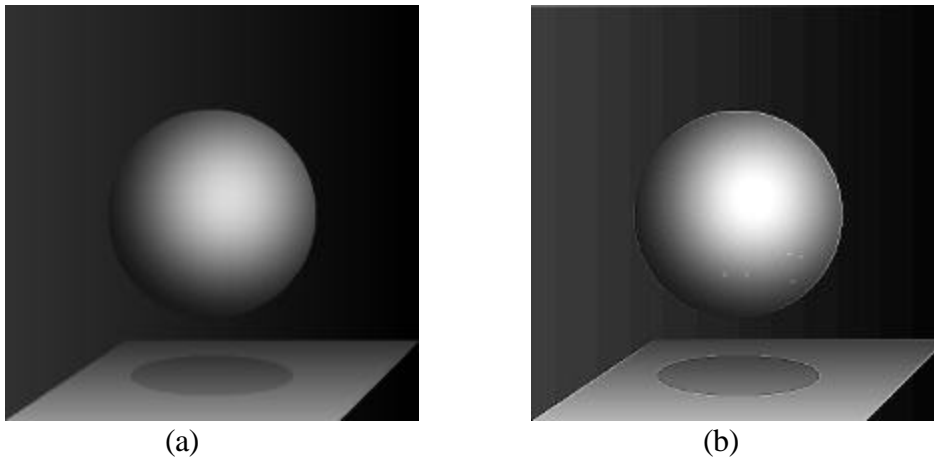


Figura 12 Procesamiento de una imagen con un filtro pasa alto a) imagen original b) imagen resultante luego de procesar con la máscara mostrada en la figura 11a.

III.2 Filtraje no-lineal de la imagen

3.2.1 Filtro promediador

En la figura 13, se describe un algoritmo sencillo para realizar el suavizamiento o filtraje pasa bajo de una imagen contaminada con ruido aleatorio. Según esta técnica, se examina secuencialmente cada pixel, y si la magnitud del mismo, es mayor que el nivel de gris promedio de sus vecinos más un cierto umbral ϵ , tal pixel se sustituye por el valor promedio, en caso contrario, se deja tal valor inalterado. El tamaño de la vecindad a considerar, debe elegirse cuidadosamente, pues en caso de ser muy grande puede introducir borrosidad apreciable. El valor del umbral pudiera determinarse a partir de información del ruido que contamina a la imagen tal como la varianza del mismo.

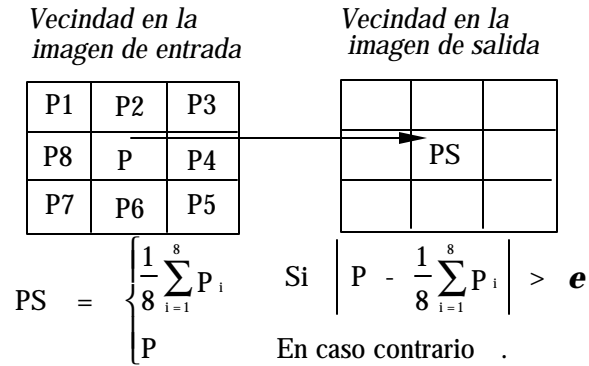


Figura 13 Ejemplo de un algoritmo de suavizamiento utilizando el filtro promediador.

3.2.2 Filtro de Mediana

El filtraje de mediana, es un procedimiento no-lineal, útil para reducir el ruido impulsivo y del tipo "sal y pimienta", muchas veces presente en las imágenes. El filtro de mediana utiliza los valores de los píxeles contenidos en una vecindad de tamaño impar, para determinar el nuevo valor del píxel de interés. El procedimiento para ello, consiste en clasificar todos los píxeles incluidos en la ventana en orden creciente y sustituir el píxel ubicado en el centro de la vecindad por el píxel mediano luego de la clasificación, es decir, si tenemos una secuencia discreta de tamaño N impar, entonces la mediana de tal secuencia, es aquel miembro de la secuencia, para el cual, $(N-1)/2$ elementos son más pequeños o a lo sumo iguales y $(N-1)/2$ elementos son más grandes.

En la figura 14 se muestra un ejemplo de la implantación del filtro de mediana. El costo computacional más importante corresponde a la clasificación del arreglo en orden creciente, por lo cual es muy importante utilizar algoritmos optimizados para realizar tal tarea. En (Press y otros, 1992) se describen varios algoritmos para realizar eficientemente tal clasificación.

Una de las propiedades del filtro de mediana, es que el mismo tiende a preservar en lo posible la información referente a los contornos de la imagen, atenuando por el contrario, variaciones impulsivas aleatorias, por lo cual se utiliza frecuentemente. En la figura 15 se ilustra el filtraje de mediana así en la figura 15a se muestra la imagen original, en la figura 15b la imagen contaminada con ruido impulsivo y en la figura 15c el resultado luego de procesar con un filtro de mediana de 5×5 .

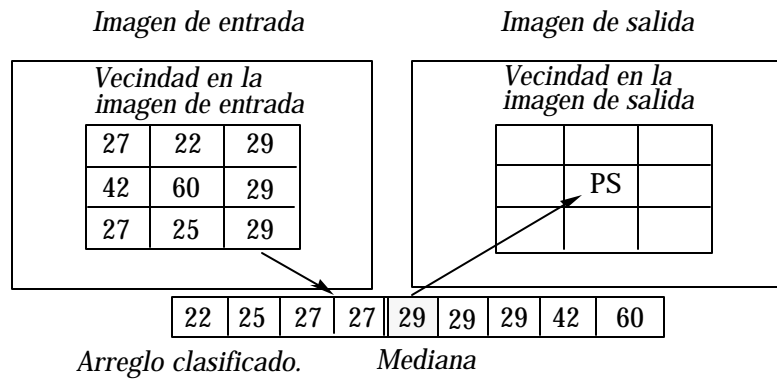


Figura 14 Ilustración del procedimiento para implantar el filtro de mediana.

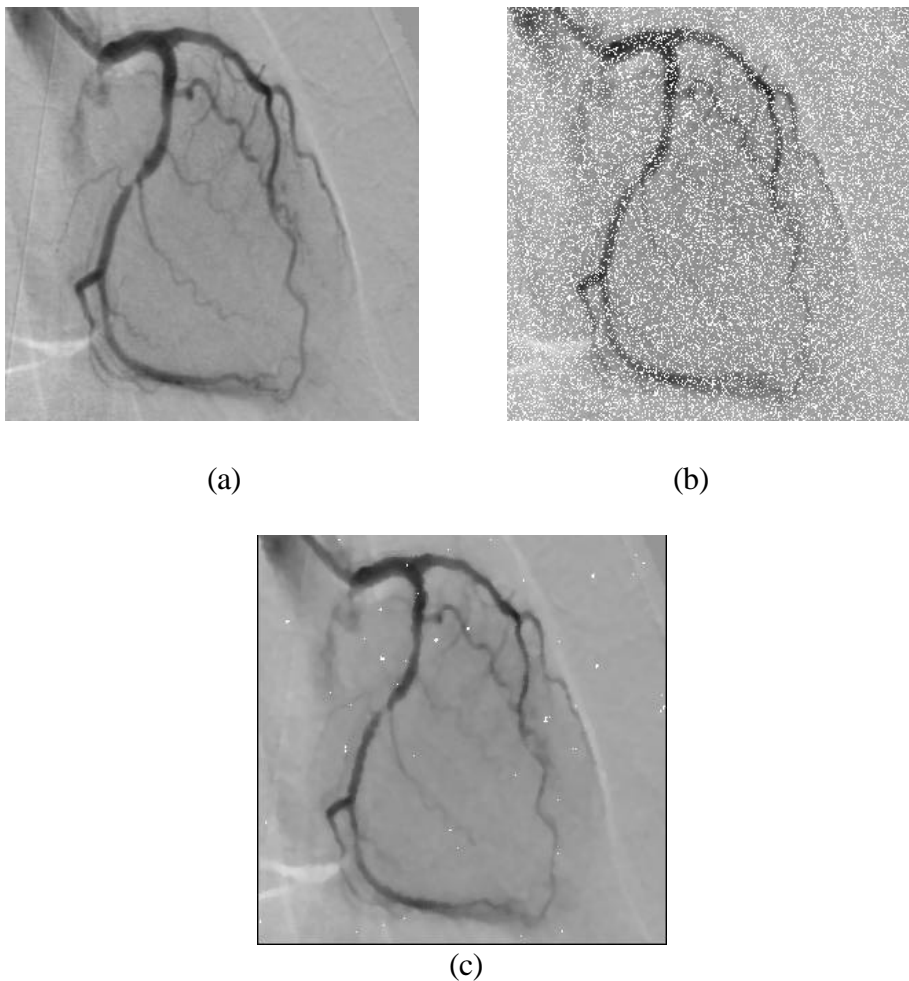


Figura 15 Ejemplo de filtro de mediana (a) imagen original, (b) imagen contaminada con ruido impulsivo (c) Imagen procesada con un filtro de mediana.

III.3 Detección de contorno

Las técnicas de detección de contornos son útiles en diferentes contextos, en particular la detección de contornos es una de las etapas del proceso de segmentación cuyo objeto es particionar la imagen en regiones asociadas a los diferentes elementos que componen la escena, y que puede ser utilizada posteriormente para el análisis automático de los mismos mediante algoritmos de reconocimiento de formas (González, 1987).

Un borde en una imagen, es un límite o contorno en el cual ocurren cambios significativos en algún parámetro físico de la imagen, tal como la reflectancia superficial, la iluminación o la distancia de la superficie visible al observador. Los cambios en los parámetros físicos de la imagen se manifiestan de diversas formas, incluyendo cambios en intensidad, color y textura; sin embargo, en este capítulo, nos limitaremos a estudiar únicamente los cambios en la intensidad de la imagen. En la figura 16, se muestran los diagramas esquemáticos de bordes unidimensionales y bidimensionales, modelados usualmente como un incremento en rampa, en los niveles de gris de la imagen, en este caso de un nivel de gris bajo a un nivel de gris alto, siendo válida la definición para el caso contrario. En el caso bidimensional, cada punto (x,y) define la posición del pixel y la coordenada z define la amplitud del nivel de gris.

Para el caso unidimensional, el borde se caracteriza por la altura, la pendiente y la coordenada x_0 del punto medio de la pendiente, entonces se puede decir que existe un borde si tanto el ángulo de la pendiente como la altura superan un cierto valor umbral. Para el caso bidimensional, también es importante la orientación con respecto al eje x , en cualquier caso lo deseable es que el detector de contorno produzca un pixel indicador del contorno, ubicado en el punto medio de la pendiente.

En la figura 17 se muestra un enfoque clásico para la detección de bordes, según el cual la imagen, se somete a una acentuación de contornos, seguida por un detector de borde por umbral. Si denotamos como $x(i,j)$ la imagen de entrada, $G(i,j)$ la imagen luego de la acentuación de bordes, U_b el umbral para bordes de bajo a alto y U_a el umbral para bordes de alto hacia bajo, entonces podemos decir que tenemos un borde en sentido positivo si:

$$G(i, j) \geq U_b \quad (2)$$

o un borde en sentido negativo si:

$$G(i, j) < U_a \quad (3)$$

La selección del valor umbral, es uno de los aspectos importantes en detección de bordes. Un nivel de umbral muy elevado, no permitirá la detección de elementos estructurales de la imagen si estos no tienen suficiente amplitud, del mismo modo, un umbral de muy poca amplitud causará que el ruido se detecte falsamente como bordes en la imagen.

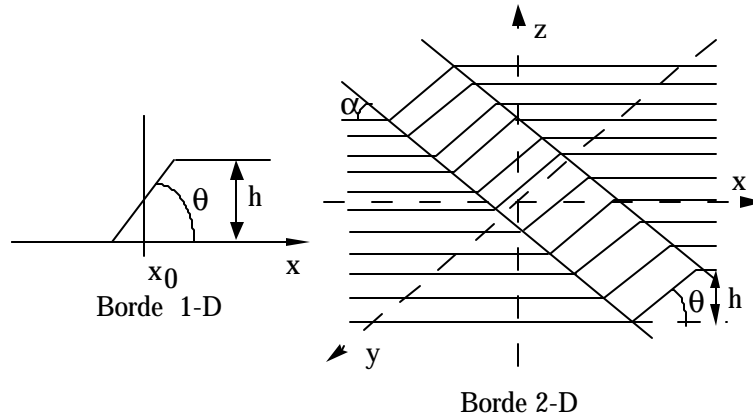


Figura 16 Modelo para el borde unidimensional y bidimensional.

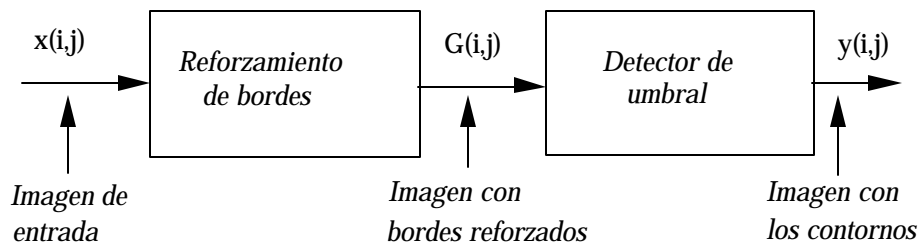


Figura 17 Sistema utilizado para la detección de contornos.

3.3.1 Método para el reforzamiento de bordes

Estas técnicas tienden a enfatizar los bordes de los componentes de la escena, mientras atenúan los valores de nivel de gris de las regiones casi constantes en la imagen. Generalmente, para realizar el reforzamiento de los bordes, se utilizan técnicas de gradiente.

3.3.2 Detección de contornos basados en gradientes

Esta técnica se basa en el gradiente o la derivada de la señal. En la figura 18 se analiza la aplicación de esta técnica para detectar un borde unidimensional, en una función $f(x)$ (figura 18a). En tal caso el punto x_0 corresponde a la ubicación del borde y una manera de determinar tal valor, es mediante el uso de la primera derivada $f'(x)$ tal como se muestra en la figura 18b o de la segunda derivada tal como se muestra en la figura 18c, en tales figuras, el valor de x_0 puede determinarse buscando los extremos (máximo o mínimo) en la primera derivada ó la posición del cruce por cero cuando la segunda derivada cambia de signo.

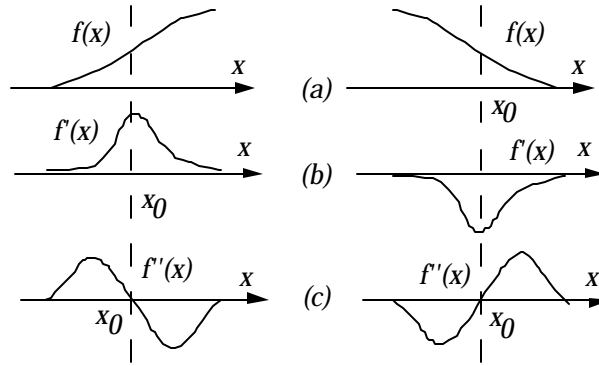


Figura 18 Uso de la derivada para la detección de bordes, caso unidimensional.

La generalización del esquema mostrado previamente, al caso bidimensional, conduce a sustituir la derivada por el gradiente de la función $f(x,y)$ dado por el gradiente:

$$\nabla f(x, y) = \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \bar{i}_x + \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \bar{i}_y \quad (4)$$

donde \bar{i}_x es un vector unitario en la dirección de x e \bar{i}_y es un vector unitario en la dirección de y . En la figura 21 se muestra un ejemplo de realce de bordes basado en el gradiente así en la figura 21a se muestra una imagen angiográfica a partir de la cual se obtiene la magnitud del gradiente, mostrado en la figura 21b, tal imagen puede servir de base para determinar los puntos del contorno mediante una selección adecuada.

En el caso de imágenes discretas, lo usual es hacer aproximaciones en el cálculo de la derivada, basadas en diferencias según diversas direcciones. En tal caso, el gradiente podrá implantarse en base a la convolución con la siguiente máscara:

$$\begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (5)$$

Siguiendo este procedimiento, podemos derivar las máscaras de convolución para implantar el gradiente direccional según diferentes direcciones las cuales son a menudo denominadas según la dirección del borde que pueden detectar y son: "Norte", "Noreste", "Este", "Sudeste", "Sur", "Sudoeste", "Oeste", y "Noroeste". Las correspondientes máscaras aparecen reseñadas en (Pratt, 1978) y (Lindley, 1991).

3.3.3 Detección de contorno basado en la Laplaciana

Otra posibilidad para la acentuación de bordes, consiste en usar la segunda derivada, en tal caso se usan los puntos de cruce por cero para realizar la detección de borde. En el caso de la imagen por ser una señal bidimensional, la extensión de la segunda derivada unidimensional corresponderá en este caso la Laplaciana, cuya expresión es:

$$\nabla^2 f(x, y) = \nabla(\nabla f(x, y)) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (6)$$

Para imágenes discretas, también se puede aproximar la Laplaciana en base a diferencias de la primera derivada. En este caso resulta la siguiente máscara:

$$\begin{vmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{vmatrix} \quad (7)$$

Otras máscaras donde intervienen todos los píxeles de la vecindad que ellas definen aparecen reseñadas en (Pratt, 1978) y (Lindley, 1991).

La laplaciana puede ser utilizado para realizar el reforzamiento de bordes o bien para detectar contornos en base a los cruces por cero. En lo referente al reforzamiento de bordes, este operador es no direccional y en consecuencia puede reforzar los bordes independientemente de su dirección y de su pendiente. En la figura 19b se muestra un ejemplo de su aplicación al procesar la imagen mostrada en la figura 19a. Se observa en este caso, que efectivamente produce un mejor realce que el obtenido con un filtro pasa alto mostrado en la figura 12.

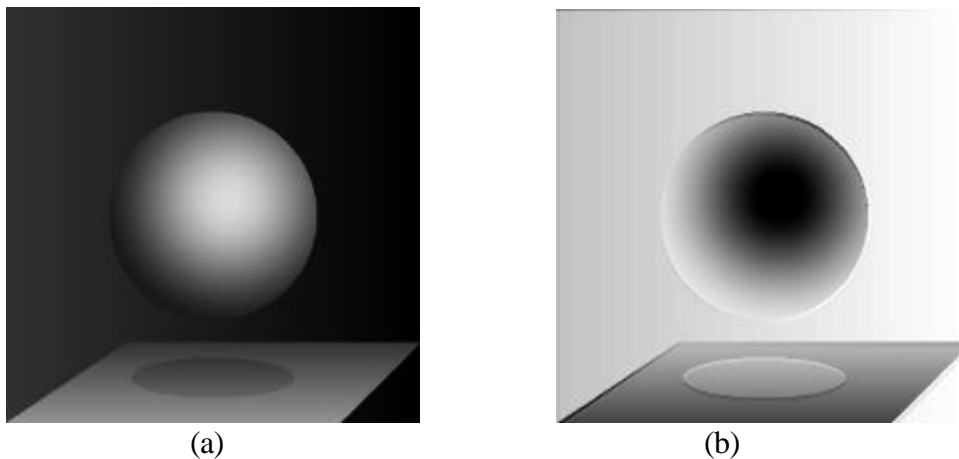


Figura 19 Realce de contornos basado en el uso del operador laplaciano a) imagen original, b) imagen resultante al procesar con el operador laplaciano.

En cuanto al uso del operador laplaciano como detector de contornos, una de las limitaciones de este método radica en su alta sensibilidad al ruido, pues como se hace la detección de cruces por cero, cualquier variación por pequeña que sea, puede generar un punto de contorno, de hecho, el método genera muchos contornos falsos que aparecen típicamente en aquellas regiones donde la varianza local de la imagen es pequeña. Para superar este inconveniente, se podría procesar el resultado obtenido al procesar con el operador laplaciano, mediante un umbral próximo a cero de modo que se eliminen como puntos del contorno aquellos cuya magnitud sea muy pequeña y que son producidos muy probablemente debido al ruido presente en la imagen

3.3.4 Otros detectores de contornos

- a) *Operador de Roberts*: Es un operador que aproxima el gradiente como la suma del valor absoluto del gradiente según dos direcciones ortogonales, de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$y(i, j) = |f(i, j) - f(i + 1, j + 1)| + |f(i, j + 1) - f(i + 1, j)| \quad (8)$$

En la figura 21c se muestra el reforzamiento de bordes obtenido mediante este operador al procesar la imagen de la figura 21a.

- b) *Operador de Sobel*: Otro de los operadores, utilizados para la acentuación de bordes, es el operador de Sobel, el mismo consiste en considerar, una vecindad de 3 x 3 pixeles, en donde cada uno de los pixeles se designa tal como se muestra en la figura 20. La imagen resultante de la acentuación está dada de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$y(i, j) = \sqrt{X^2 + Y^2} \quad (9)$$

donde :

$$X = (A2 + 2A3 + A4) - (A0 + 2A7 + A6) \quad (10)$$

$$Y = (A0 + 2A1 + A2) - (A6 + 2A5 + A4) \quad (11)$$

A0	A1	A2
A7	f(i,j)	A3
A6	A5	A4

Figura 20 Designación de los pixeles contenidos en la ventana corrediza usada en el operador de Sobel.

Lindley (1991) presenta una implantación del algoritmo de Sobel, la cual no requiere extraer la raíz cuadrada, en consecuencia acelera el tiempo de ejecución del mismo. En la figura 21d se muestra el reforzamiento de bordes obtenido con este operador al procesar la imagen de la figura 21a. Normalmente, después de la aplicación del operador de Sobel, resulta necesario procesar con un umbral a objeto de determinar los bordes correspondientes a los objetos que componen la escena, lo cual se muestra en la figura 21e.

III.4 Segmentación de imágenes

Para realizar la identificación de estructuras anatómicas presentes en la imagen, se utilizan las técnicas de segmentación, las cuales permiten particionar la imagen en un conjunto no solapado de regiones, cuya unión es la imagen completa. En muchas ocasiones, dependiendo de la aplicación específica, el proceso de segmentación es uno de los pasos difíciles y críticos para determinar la geometría de las diversas estructuras que componen la imagen. En general las técnicas de segmentación tienden a ajustarse a las siguientes reglas:

- a) Las regiones resultantes del proceso de segmentación debieran ser uniformes y homogéneas respecto a alguna característica, tal como el nivel de gris o la textura.
- b) Las regiones interiores debieran ser simples y no incluir abundantes huecos o estructuras ruidosas.
- c) Las regiones adyacentes en una segmentación debieran tener valores diferentes con respecto a la característica según la cual son uniformes.
- d) Los límites de cada segmento debieran ser lo más simple posibles.

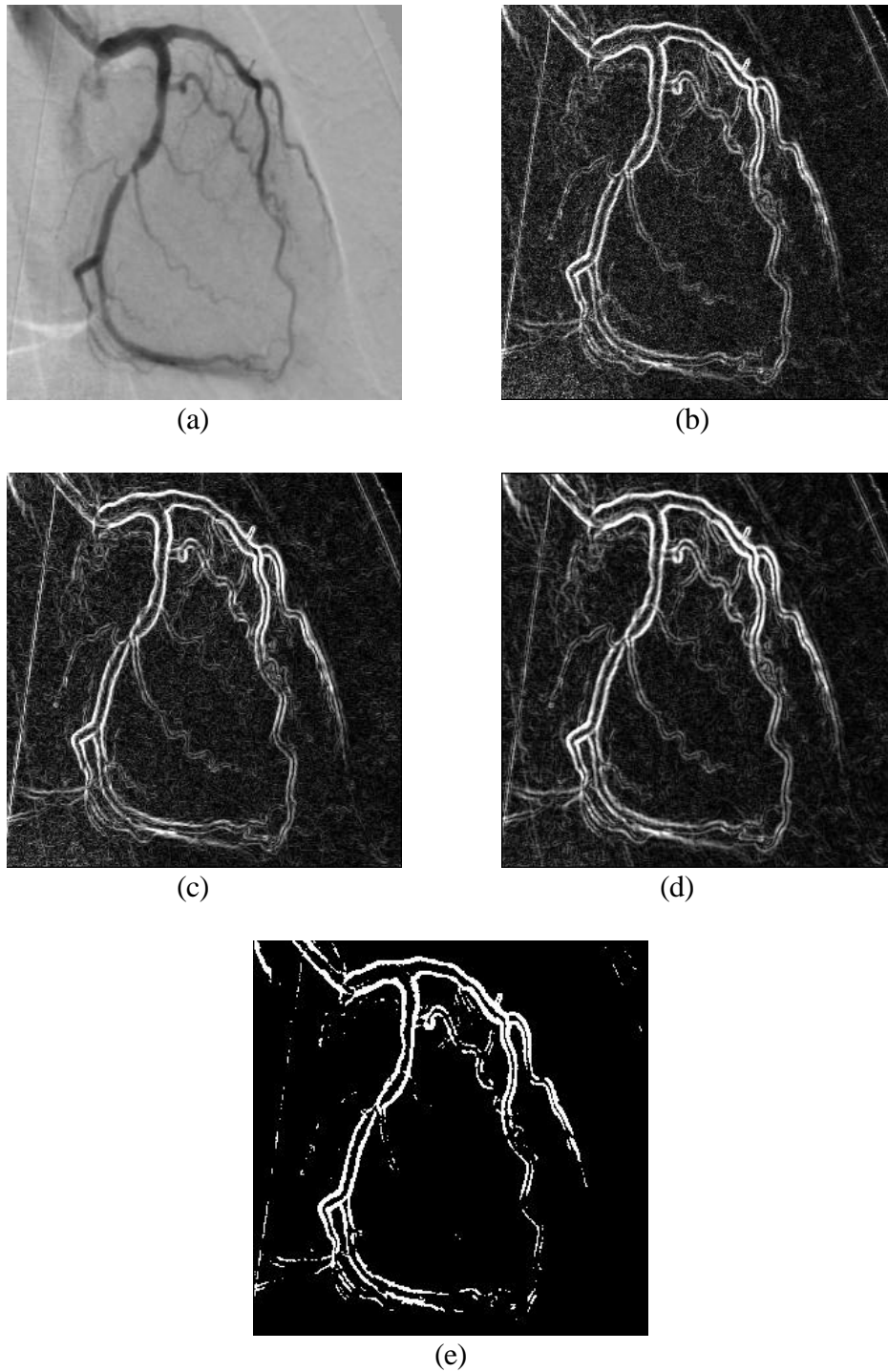


Figura 21 Ejemplo de realce y detección de contornos (a) imagen original, (b) realce de contornos obtenido mediante el gradiente, (c) realce de contornos obtenido mediante el operador de Roberts (d) Realce obtenido mediante el operador de Sobel (e) Contorno resultante al procesar mediante un umbral la imagen obtenida en (d).

Lograr que se cumplan todas esas propiedades resulta a menudo difícil y por lo general lo que logran la mayor parte de métodos, son regiones en las que a menudo se observa la presencia de huecos y adicionalmente los límites o bordes de las mismas no son simples. Uno de los métodos que usualmente se sigue para implantar la segmentación consiste en primero determinar los bordes del objeto, utilizando las técnicas estudiadas en las secciones anteriores, seguidamente resulta necesario determinar el interior del objeto y clasificar los píxeles incluidos en tal borde como pertenecientes al objeto. Otra de las técnicas comúnmente utilizadas en segmentación es la segmentación basada en el uso de un umbral y la segmentación por crecimiento de regiones.

3.4.1 Segmentación basada en el uso de un umbral

Este tipo de segmentación, permite separar un objeto dentro de la imagen del fondo que lo circunda, la técnica se basa en comparar alguna propiedad de una imagen con un umbral fijo o variable, realizando tal comparación para cada uno de los píxeles que conforman la imagen, si el valor de la propiedad de un píxel supera el valor del umbral, entonces el píxel pertenece al objeto, en caso contrario, el píxel pertenece al fondo.

Cuando la segmentación se realiza basada en el nivel de gris de la imagen, el valor del nivel de gris de cada píxel debe ser comparado con el umbral, para decidir si tal píxel pertenece al objeto o al fondo. La imagen de salida, es una imagen binaria en la cual aquellos píxeles cuyo valor es 1, pertenecen al objeto y los píxeles cuyo valor es cero, pertenecen al fondo.

La selección del valor del umbral, se realiza generalmente a partir del histograma de la imagen. Así si una imagen está compuesta de un objeto que aparece en la escena sobre un fondo, entonces es de esperar que el histograma sea bimodal, es decir, si por ejemplo el objeto es más claro que el fondo, pues en el histograma aparecerán dos picos, el ubicado en los valores de gris más elevados correspondiente al objeto y otro pico para niveles de gris más bajos, correspondientes al fondo. En la figura 22 se muestra un histograma bimodal, en el cual el umbral se ubica entre los dos picos del histograma.

La selección automática del umbral, es un problema difícil, debido a que el histograma no siempre es bimodal, en cuyo caso resulta necesario combinar la información espacial presente en la imagen, con la información referente al nivel de gris. En (Haralick y Shapiro, 1992) se presenta una revisión bibliográfica referente a este tema. Para el caso del histograma aproximadamente bimodal, existen técnicas de detección automática del umbral, una de las cuales fue ideada por Otsu y ha sido reseñada en (Haralick y Shapiro, 1992) y se basa en la minimización de la varianza intra-grupo.

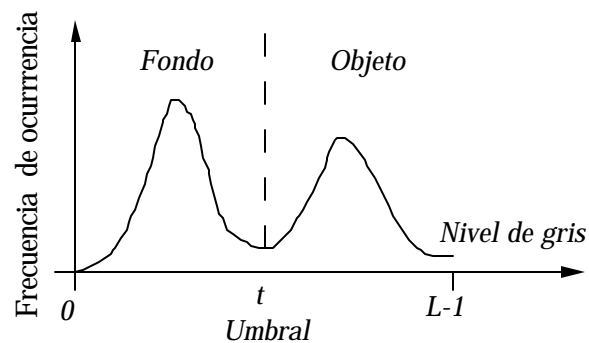


Figura 22 Ejemplo de un histograma bimodal, en este caso el umbral a utilizar en la segmentación debiera estar ubicado en el valle entre los dos picos del mismo.

Una implantación recursiva de este algoritmo la cual reduce apreciablemente el costo computacional, aparece reseñado en (Haralick y Shapiro, 1992). En la figura 23 se muestra un ejemplo de segmentación de una imagen ventriculográfica utilizando esta técnica. En este caso el histograma tiende a ser bimodal en donde el primer modo de mayor amplitud corresponde principalmente a los píxeles del fondo mientras que el segundo modo de menor amplitud incluye los píxeles correspondientes al objeto que en este caso es el ventrículo. Al binarizar esta imagen considerando un umbral con valor de 100, se obtiene la imagen que se muestra en la figura 23c en donde si bien se logra discriminar la forma del ventrículo se observa la existencia de píxeles aislados que no guardan ninguna relación con el objeto a determinar. Debido a ello tal imagen debe ser procesada a objeto de eliminar los puntos no conexos tal como se muestra en la figura 23d, en donde el procesamiento se basa en estudiar el grado de conexidad de los píxeles dentro de una vecindad de 3 x 3 píxeles.

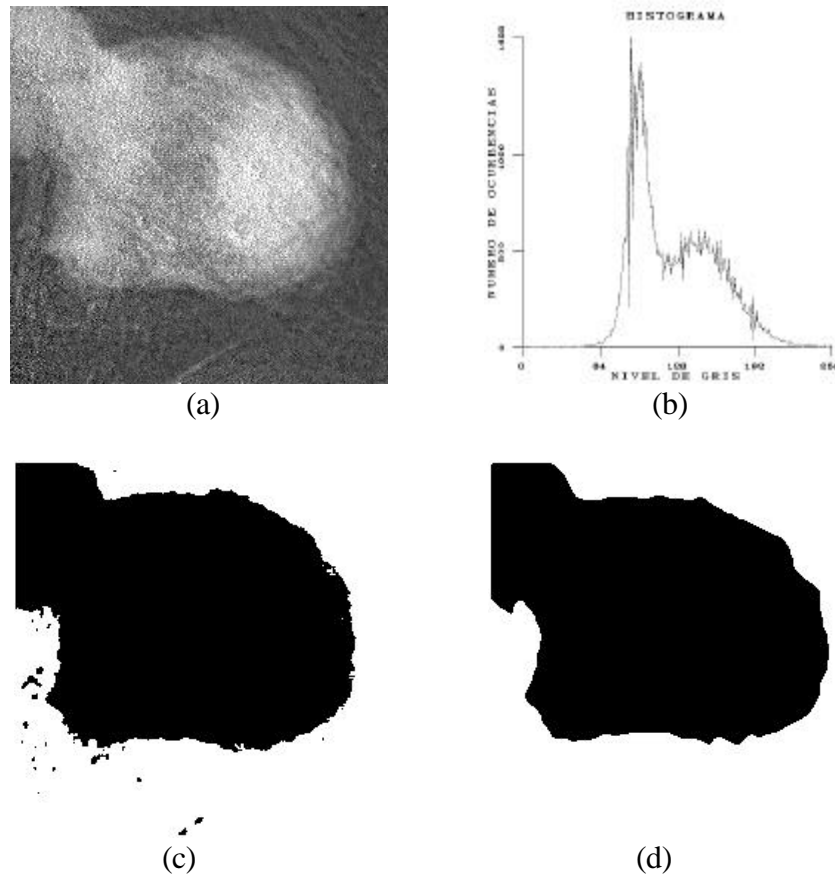


Figura 23 Ejemplo de la segmentación (a) imagen original correspondiente a una ventriculografía (b) histograma (c) segmentación obtenida mediante un umbral (d) forma del ventrículo obtenida luego de eliminar de manera automática los pixeles ruidosos de la imagen (c).

3.4.2 Segmentación por crecimiento de regiones

De acuerdo a esta técnica, se buscan pixeles que tengan características similares (por ejemplo niveles de gris similares) y que adicionalmente sean vecinos. El método comienza con un pixel, el cual es seleccionado automáticamente o proporcionado por el usuario y a continuación examina los pixeles vecinos para decidir si tienen características similares. De ser así, el pixel vecino que cumpla con tal condición de similaridad, es agrupado junto con los anteriores para conformar así una región.

IV. Modalidades de imagenología

Las fuentes de la imagenología médica se diferencian fundamentalmente por el tipo de información que es detectada. Cada modalidad da una representación diferente de los órganos o de su funcionamiento. En la siguiente sección se dará una breve descripción de las diferentes modalidades de la imagenología médica.

IV.1. La ecografía

Es una técnica de exploración por ultrasonidos. El dispositivo transductor (Barra piezoeléctrica que funciona como emisor y receptor) emite una onda ultrasónica de una frecuencia de varios MHz, en una orientación dada. La señal detectada corresponde a la superposición de ecos o reflexiones que se producen debido a los cambios de impedancia acústica en las diferentes fronteras de los órganos (Quistgaard, 1997).

La imagen 2D se obtiene por el barrido de un haz según un plano cualquiera. Una de las dimensiones está dada por el barrido del haz, la otra dimensión corresponde al tiempo de retorno del eco. Si bien la resolución geométrica es inferior en relación con otras modalidades (Tomografía computada e imagenología por resonancia magnética nuclear), sus ventajas se fundamentan en el hecho que la velocidad de adquisición es elevada (15 a 30 imágenes por segundo) lo cual permite la exploración de órganos en movimiento, la naturaleza no ionizante del proceso de adquisición y el precio razonable de los equipos. Una ecografía que muestra las cavidades del corazón se presenta en la figura 24.

Actualmente se realizan esfuerzos de investigación sobre la ecografía 3D (Ritman 1996), los cuales han logrado resultados prometedores. Tales trabajos se orientan al desarrollo de técnicas de adquisición automática así como de procesamiento. Por otra parte, se realizan esfuerzos para obtener imágenes 3D intra-esofágicas e intra-vasculares. La adquisición de imágenes intra-vasculares consisten en introducir un catéter en una arteria en cuyo extremo se fija una sonda ecográfica miniaturizada. En cada posición del transductor se adquiere una capa ecográfica. El transductor se desplaza progresivamente y en cada posición se adquiere una capa de la arteria. El apilamiento y procesamiento posterior de tales capas permite obtener la forma 3D de la arteria considerada (Sureda 1994)(Lockwood, 1996).

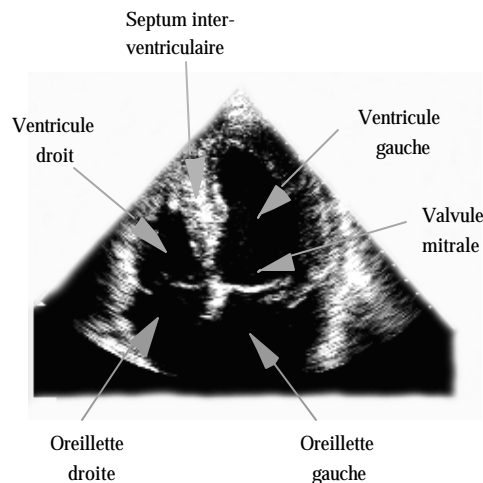


Figura 24 Ecografía cardíaca mostrando las cavidades del corazón

La reconstrucción tri-dimensional de las estructuras anatómicas ha evolucionado considerablemente en los últimos años. Aún cuando existen varios equipos disponibles en el mercado, su costo apreciable y la necesidad de seguir algunas veces procedimientos complejos de adquisición e interpretación de los datos ha frenado la difusión rápida de tales técnicas

IV.2 La radiología

Los rayos X son una clase de radiación electromagnética similar a la luz para la cual la longitud de onda es más pequeña. Sus propiedades físicas más importantes son su capacidad para atravesar la materia, producir fosforescencia e imprimir películas con emulsiones fotográficas. Los rayos X pueden también producir cambios en los tejidos biológicos y son capaces de producir la ionización de los materiales gaseosos. Los rayos X son a menudo utilizados para producir imágenes médicas y para desarrollar efectos terapéuticos en algunos pacientes. En la actualidad, las modalidades de imagenología médica basadas en la utilización de rayos X incluyen la radiografía convencional, la video-angiografía o fluoroscopia y la tomografía. El desarrollo de estas modalidades se apoya fundamentalmente en los avances logrados en la tecnología de procesamiento digital de imágenes, lo cual ha permitido mejorar su valor diagnóstico y terapéutico (Coatrieux, 1991). La imagenología por rayos X es en la actualidad una de las modalidades más utilizadas en el dominio médico en general. En el contexto de la angiografía, la imagenología por rayos X permite obtener la resolución espacial indispensable para la definición y cuantificación de la red arterial y venosa.

La radiología convencional permite obtener sobre una película radiográfica, la imagen de una parte del cuerpo humano expuesta a un haz de rayos X en donde la absorción que sufre el haz de rayos X depende del espesor de la sustancia atravesada y de los átomos que la constituyen. La visualización de las diferencias de densidad dentro de los tejidos o los órganos se logra al ubicar una película radiográfica detrás de la parte del cuerpo a estudiar, en relación con la fuente de rayos X

Se podría decir entonces, que la radiografía es la sombra producida por el cuerpo cuando se utiliza como fuente de iluminación un haz de rayos X. En la representación 2D de la imagen obtenida (imagen de proyección), la intensidad de las diferentes zonas de la imagen da una medida de la intensidad de los órganos o estructuras anatómicas iluminadas, mientras que la apariencia de sus sombras da una indicación de la forma de la estructura y de su posición espacial.

Si bien las características de las radiografías son dependientes de los aspectos técnicos relacionados con la potencia y el desplazamiento del sistema fuente detector, hay un conjunto común de atributos característicos que limitan la calidad de la imagen tales como el hecho de que las imágenes tengan poco contraste debido al bajo valor del coeficiente de atenuación de la mayor parte de tejidos del cuerpo y adicionalmente que puedan estar afectadas por diversas fuentes de ruido difíciles de controlar. La figura 25 muestra una imagen radiográfica del tórax que da una vista frontal de la estructura cardíaca.



Figure 25 Radiografía del tórax, utilizada en cardiología.

IV.3 La tomografía computada ó tomografía por rayos X

Una importante modalidad de la imagenología médica es la tomografía asistida por computadora (TC) o tomografía computada en donde las imágenes del interior del cuerpo se reconstruyen a partir de un conjunto de medidas de proyección (Herman, 1980). Tales proyecciones son obtenidas mediante la exposición de un objeto a un tipo de radiación, según diversos ángulos y midiendo, para cada posición angular, la intensidad del haz de radiación que atraviesa el objeto. En el caso de la tomografía computada, las proyecciones se obtienen mediante la exposición a los rayos X. La medición de la intensidad de rayos X que atraviesa un plano o capa del cuerpo humano según un ángulo dado da lugar a un perfil de proyección. La reconstrucción tomográfica de una capa del cuerpo humano se obtiene a partir de los diferentes perfiles de proyección obtenidos utilizando técnicas de reconstrucción de tipo analíticas o algebraicas (Herman, 1980). La calidad de la imagen depende del número de perfiles considerados. Para obtener imágenes útiles desde el punto de vista del diagnóstico médico, es necesario considerar un número importante de perfiles de proyección. En la actualidad la investigación en esta área se orienta hacia el mejoramiento del tiempo de adquisición y reconstrucción (Ritman, 1987) y hacia el desarrollo de equipos y algoritmos de reconstrucción basados en detectores bi-dimensionales (Hamon, 1990).

La principal limitación de esta modalidad se presenta al intentar visualizar estructuras anatómicas dinámicas tales como el corazón debido a que el tiempo de adquisición es superior al periodo correspondiente a un ciclo cardiaco. Para resolver este problema, el reconstructor espacial dinámico (DSR, Dynamic Spatial reconstructor) (Ritman, 1987), (Ritman, 1996) también conocido como tomógrafo de haz de electrones. Tal equipo permite realizar en tiempo real la reconstrucción de estructuras dinámicas tales como el corazón (figura 26). Sin embargo, en la actualidad existen aún limitaciones en cuanto a costo que han frenado la utilización extensiva de esta tecnología.



Figure 26 Imagen 3D de un corazón obtenida mediante el sistema DSR. La base de datos aparece seccionada para visualizar las cavidades.

IV.4 Imagenología por resonancia magnética

La imagenología por resonancia magnética (IRM), consiste en medir la concentración y el tiempo de relajación de ciertos núcleos atómicos (Generalmente núcleos de Hidrógeno) excitados bajo la acción de un campo magnético fijo y de un pulso de radio-frecuencia (Siedband, 1992). Cuando se ubica un objeto en un gradiente de campo magnético, la frecuencia de las señales de resonancia magnética producidas por los núcleo atómicos es dependiente del campo magnético local aplicado y de la interacción a nivel molecular. Un núcleo sometido a un campo magnético H_0 se comporta como vector dipolo magnético, el cual gira con un movimiento de precesión alrededor de la dirección de H_0 a una frecuencia conocida como frecuencia de Larmor, la cual es característica del elemento químico considerado y de la intensidad del campo H_0 . En presencia de un campo magnético H_1 capaz de orientar al dipolo magnético total en sentido perpendicular a H_0 corresponde a un estado excitado de los núcleos atómicos. Al apagar el campo de radio-frecuencia H_1 el estado de excitación va decayendo progresivamente en función de la densidad de los tejidos. El retorno al equilibrio está caracterizado por dos constantes de tiempo denominadas T_1 y T_2 (Wright, 1997). Cada punto de la imagen es función de la posición en el espacio tri-dimensional, de la concentración p de núcleos atómicos y de las constantes de tiempo de relajación, es decir:

$$I(x, y, z) = f(x, y, z, p, T_1, T_2) \quad (12)$$

El interés de la imagenología por resonancia magnética IRM se debe al hecho de que el equipo utiliza una radiación no ionizante que permite una buena discriminación de los tejidos y la adquisición tri-dimensional de una zona del cuerpo. El contraste de los tejidos, puede mejorarse adicionalmente mediante la utilización de materiales de contraste paramagnéticos inyectados en el cuerpo. El campo de aplicación de esta modalidad es muy amplio y la limitación principal son los costos de los equipos.

Gracias a la utilización de protocolos de adquisición sincronizados con la señal electrocardiográfica (ECG), es posible obtener imágenes 3D del corazón. La utilización de la modalidad de imagenología IRM, permite también la generación de imágenes 3D de vasos (angiografía por resonancia magnética) (Long, 1996). La figura 27 muestra un corte de una

imagen 3D obtenida según la modalidad IRM, en la cual son visibles las cavidades del corazón y algunos vasos.

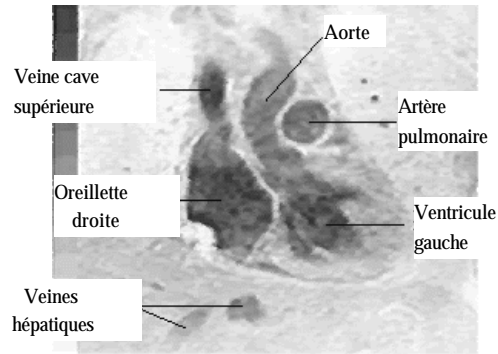


Figura 27 Visualización de una imagen IRM del tórax, según un plano en donde las cavidades del corazón son visibles.

IV.5 Imagenología Nuclear

Las imágenes por emisión se basan en la detección de la radiación emitida por cada punto de un órgano luego de administrar al paciente una sustancia que incluye trazas de un radioelemento, el cual tiene un periodo de vida muy corto y se degrada hasta convertirse en una sustancia inerte. Esta modalidad generalmente proporciona imágenes cuya intensidad cuantifica el funcionamiento del órgano, proporcionando información acerca de la capacidad de tal órgano de asimilar o transformar la sustancia que se ha inyectado. Cada radioelemento es específico para el órgano y la función que se desea estudiar (por ejemplo el isótopo de yodo se utiliza para estudiar la glándula tiroides mientras que el thaliun se usa para estudiar los tejidos cardiacos). La adquisición se efectúa midiendo la distribución del radioelemento en el órgano. Generalmente se usan tres esquemas de adquisición: la gammagrafía en donde la emisión de radioelemento se detecta en un arreglo de sensores fijo produciendo una imagen 2D. Los otros dos esquemas son de tipo tomográficos y corresponden a la emisión de fotones gamma únicos (Single Photon Emission Tomography: SPECT) e imágenes por emisión de positrones (PET: Positron Emission Tomography). En el primer caso (SPECT), la fuente de radiación es un emisor gamma. Los fotones gamma se detectan usando una cámara de cintilación rotativa. La distribución de fotones gamma emitidos según una dirección dada constituye una proyección. Repitiendo el proceso para múltiples direcciones es posible determinar la distribución del radioelemento en el interior del cuerpo al utilizar técnicas de reconstrucción tomográfica. En la imagenología por emisión de positrones (PET), el trazador emite positrones (rayos beta) los cuales no se pueden medir directamente, sin embargo, cuando un positrón choca con un electrón emite dos fotones gamma que se propagan en direcciones opuestas. La detección casi simultánea de los dos fotones a ambos lados del paciente, permite localizar espacialmente la ubicación del choque de las partículas o aniquilación. La detección se realiza en un arreglo en

forma de anillo alrededor del paciente constituido por detectores del tipo cintilador-fotomultiplicador (Lecomte, 1995), (Ollinger, 1997).

La principal limitación de esta modalidad consiste en requerir una infraestructura muy costosa que debe incluir un ciclotrón para generar sustancias radioactivas con un periodo de vida que está entre 5 minutos y media hora aproximadamente. Adicionalmente se requiere de un laboratorio químico que permita la síntesis de sustancias asimilables por el organismo las cuales son marcadas con el trazador radioactivo. SE requiere adicionalmente del tomógrafo para realizar la adquisición y un sistema computacional para procesar las imágenes y realizar la reconstrucción tomográfica.

La figura 28 muestra la imagen tipo PET de una capa del corazón en donde los ventrículos son visibles.

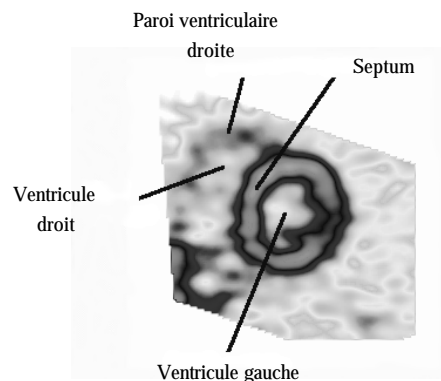


Figura 28 Imagen PET de una capa del corazón.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Coatrieux J.L., Roux C., Collorec R., " *Fusion d'informations en imagerie médicale tridimensionnelle*", Bulletin de liaison de la recherche en informatique et automatique, n° 132, pp. 12-16, 1991.

Coatrieux J. L., Collorec R., Garreau M, Bruno A., "Reconstruction Vasculaire Synthese et Perspectives", Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image, Informe interno, 1992.

Collins S. y Skorton D, "Fundamentals of Image processing" en Collins S y Skorton D. (Editors): Cardiac Imaging and Image Processing, McGraw-Hill Book Company, USA, 1986

Craig A. L., Practical Image Processing in C, John Wiley & Sons, USA, 1991.

Gonzalez R. C., Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, USA, 1979.

Gonzalez R. C., "An Overview of Image Processing and Pattern Recognition Techniques", en Aminzadeth F. (Editor): Handbook of Geophysical Exploration, volume 20, Geophysical Press, USA, 1987.

Hamon C., " *Reconstruction tomographique 3D à partir d'un nombre limité de projections. Application à la reconstruction vasculaire et osseuse*", Thèse de Doctorat de l'Université de Rennes I, 1990.

Haralick R. A. y Shapiro L., Computer and Robot Vision, Volume I, Addison-wesley Publishing Company, USA, 1992.

Hatton L, Worthington M., y Makin K., Seismic data Processing: Theory and practice, Blackwell Scientific Publications, Inglaterra, 1986.

Herman G., " *Image Reconstruction from Projections: The fundamentals of Computerized Tomography*", Editions Academic Press, New York, 1980.

Justice J. H., Vassiliou A, " Tomographic Imaging in Hydrocarbon Reservoirs", International Journal of Imaging Systems and Technology, Vol. 1, No 1, summer 1989.

Lecomte J., " *Reconstruction d'images P.E.T. par Inversion Directe*", Rapport de DEA en Signal, Télécommunications, Image Radar, Université de Rennes I, 1995.

Lim J., Two-Dimensional Signal and Image Processing, Prentice-Hall International Editions, New Jersey, USA, 1990.

Lockwood G., Turnbull D., Christopher D., Foster F., " *Beyond 30 Mhz: Applications of High-frequency Ultrasound Imaging*", IEEE Engineering in Medicine and Biology, vol. 15, n° 6, pp. 60-71, 1996.

Long Q., Xu X., Collins M., " *Generation of structure of the aortic bifurcation from Magnetic Resonance Angiogram*", Proceedings of the first international conference on simulation modelling in bioengineering (BIOSIM96), Computational Mechanics Publications, Wessex, UK, pp. 217-226, 1996

Ollinger J., Fessler J., " *Positron-Emission Tomography*", IEEE Signal Processing Magazine, vol. 14, n° 1, pp. 43-55, 1997.

Oppenheim A. y Schafer R., Digital Signal Processing, Prentice-Hall, New Jersey, USA, 1975.

Pavlidis T., Algorithms for graphics and image processing, Springer-verlag, Alemania, 1982.

Pratt W. K., Digital Image Processing, John Wiley & Sons, USA, 1978.

Press W., Flammery B. y Otros, Numerical Recipes in C: The art of scientific computing, Cambridge University Press, Inglaterra, 1992.

Quistgaard J., *'Signal Acquisition and Processing in Medical Diagnostic Ultrasound'*, IEEE Signal Processing Magazine, vol. 14, n° 1, pp. 67-74, 1997.

Ritman E., *"Three-Dimensional Anatomy and Function of the Pulmonary Artery Tree: Overview of Results with the Dynamic Spatial Reconstructor"*, Innovation et Technologie en Biologie et Médecine, vol. 8, n° 1, pp. 55-63, 1987.

Ritman E., *"Historical Perspective on Biomedical Imaging"*, Proceedings of the second IEEE-EMBS International Summer School on Biomedical Imaging, Ile de Berder, France, 1996.

Roux C., Introduction au traitement d'images numériques, Ecole Nationale supérieure des telecommunications de Bretagne, monografía, Francia, 1986.

Serra J., Image Analysis and mathematical morphology, Academic Press, USA, 1982.

Siedband M., *"Medical Imaging Systems"*, in Medical Instrumentation Application and Design, Ed. J. Webster, Éditions Houghton Mifflin Company, Boston, pp. 630-693, 1992.

Sureda F., Bloch I., Pellot C., Herment A., *"Reconstruction 3D de vaisseaux sanguins par fusion de données à partir d'images angiographiques et échographiques"*, Traitement du Signal, vol. 11, n° 6, pp. 525-540, 1994.

Udupa J. K., Odhner D., y otros The 3DVIEWNIX software system, user manual, Medical Image Group, University of Pennsylvania, Technical Report No MIPG203, USA, 1993.

Wright G., *"Magnetic Resonance imaging"*, IEEE Signal Processing Magazine, vol. 14, n° 1, pp. 56-66, 1997.