pequeña lesión. Aunque el contenido visual es el mismo, nótese que es mucho más fácil analizar el tejido en la imagen negativa, para este caso en particular.

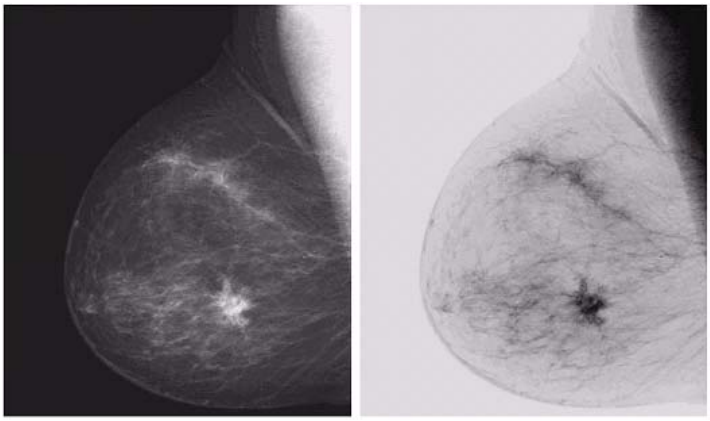

Fig 3.4 Un mamograma digital y su negativo obtenido por la transformación 3.3

3.2.2 Transformaciones logarítmicas

La forma general de la transformación logarítmica mostrada en la figura 3.3 es:

$$s = c \log (1 + r) \qquad (3.4)$$

donde c es una constante, y se asume que r >= 0[1]. El efecto de la transformación es mapear un pequeño rango de valores bajos de nivel de gris a un rango más amplio de niveles de salida, al tiempo que lo contrario ocurre con los valores de entrada altos.

Se usa una transformación de este tipo para expander los valores de pixeles oscuros de una imagen, mientras se comprime los valores de alto valor. La transformación logarítmica inversa lleva a cabo la transformación contraria.

La transformación logarítmica comprime el rango dinámico en imágenes con variaciones grandes en los valores de pixel. En la figura 3.5 se muestra un ejemplo donde la transformación logarítmica ayuda a visualizar niveles de gris antes no distinguibles.

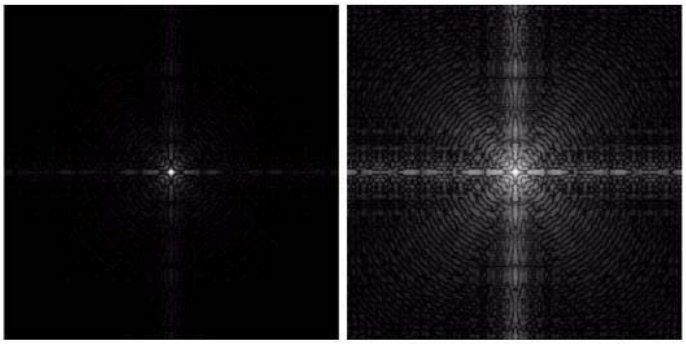

Fig 3.5 Espectro de Fourier y el resultado de una transformación logarítmica con c = 1

[1] Para c = 1, el valor aproximado de s cuando r = 255 (el nivel de gris máximo en una escala de niveles de gris de 8 bits) es de 2.4. Si queremos ocupar el rango dinámico completo de 256 niveles de gris de salida, tenemos que convertir los valores de s de una escala de 0 a 2.4 a una escala de 0 a 255 (o utilizar c = 106.25).

3.2.3 Transformaciones de función de potencia

Las transformaciones de función de potencia tienen la forma básica

$$s = cr^{\gamma} \qquad (3.5)$$

donde c y γ son constantes positivas. Algunas veces la ecuación se escribe como $s = c(r + \varepsilon)^{\gamma}$ para tomar en cuenta un offset de calibración.

Al variar la γ obtenemos las diversas transformaciones que se grafican en la figura 3.6.

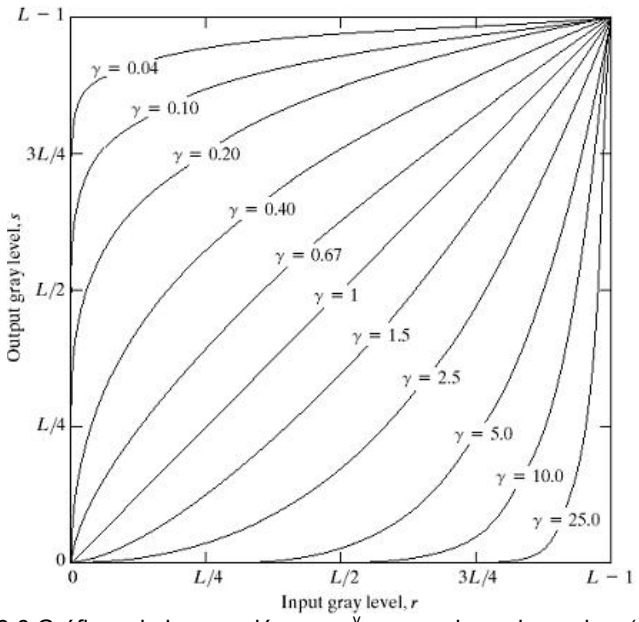

Fig 3.6 Gráficas de la ecuación $s = cr^{\gamma}$ para varios valores de γ (c = 1)

Como en el caso de la transformación logarítmica, las curvas de función de potencia con valores fraccionarios de γ mapean un rango pequeño de valores oscuros en un rango amplio de valores de salida y lo contrario con los valores claros de entrada. Sin embargo, en el caso de esta transformación, aquí obtenemos una familia de curvas de transformación simplemente variando γ[2].

Las curvas con valores de γ > 1 tienen un comportamiento contrario a las curvas con valores de γ < 1. Cuando γ = 1 la transformación es la transformación identidad (si c = 1).

Esta transformación también se utiliza para manipular el contraste de una imagen.

[2] Muchos dispositivos utilizados para captura, despliegue e impresión de imágenes rigen su respuesta por esta ecuación. El proceso utilizado para corregir este fenómeno se conoce como correción de gama. La correción de gama es crítica en procesos que requieren un despliegue de imagen preciso.

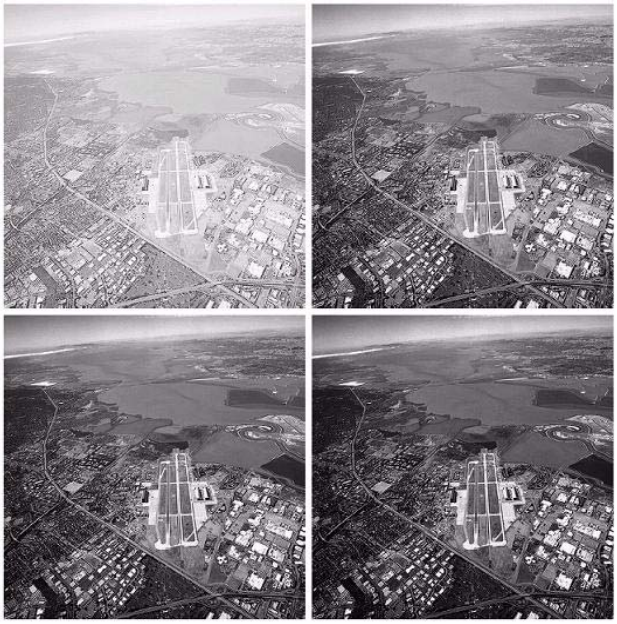

Fig 3.7 Imagen aérea y los resultados de aplicar la transformación de la ecuación 3.5 con c = 1 y γ = 3.0, 4.0 y 5.0, respectivamente (NASA)

3.2.4 Funciones de transformación lineal por partes

La principal ventaja de las funciones de transformación lineal por partes es que pueden ser arbitrariamente complejas (pueden tener la forma que queramos). Su desventaja es que su especificación requiere más datos de entrada por parte del usuario.

3.2.4.1 Aumento del contraste

La idea del aumento del contraste es estirar el rango dinámico de los niveles de gris que se están procesando. En la figura 3.8 (a) vemos una transformación típica de aumento del contraste. Los puntos de control (r_1, s_1) y (r_2, s_2) determinan la forma de la función de transformación.

Si $r_1 = s_1$ y $r_2 = s_2$ la transformación es una función lineal que no produce cambios en el nivel de gris.

Si $r_1 = r_2$, $s_1 = 0$ y $s_2 = L - 1$, la transformación se vuelve una *función de umbral* cuyo resultado es una imagen binaria (3.8 (d)).

Valores intermedios producen distintos grados de distribución del nivel de gris, afectando el contraste.

La figura 3.8 (c) muestra el resultado de aumentar el contraste dados (r_1, s_1) = (r_{min}, 0) y (r_2, s_2) = (r_{max}, L – 1) donde r_{min} y r_{max} denotan los valores mínimo y máximo de niveles de gris en la imagen original. La función de transformación estira el rango original de niveles de gris al rango máximo [0, L-1].

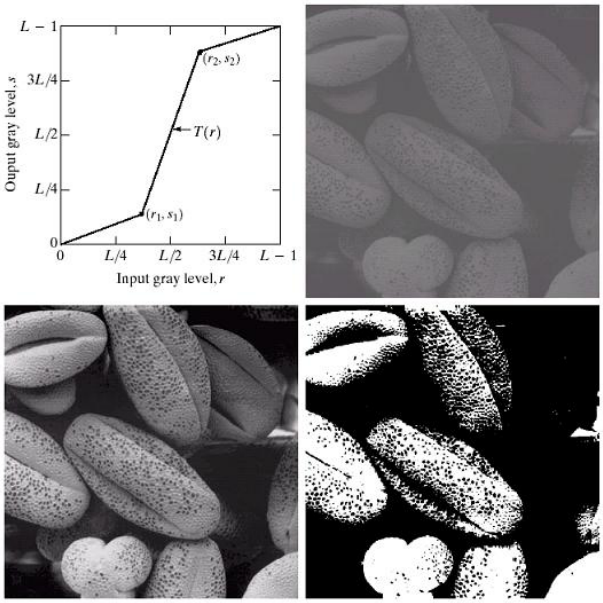

Fig 3.8 Aumento del contraste (a) función de transformación (b) imagen con bajo contraste (c) resultado de aumento del contraste (d) función de umbral (para umbral = media)

3.2.4.2 Fraccionamiento del nivel de gris

A veces se desea mostrar un rango específico de niveles de gris (p. Ej. Masas de agua en fotos satelitales). Una manera de lograr esto es con la transformación lineal por partes llamada fraccionamiento del nivel de gris. Se muestra un valor alto para todos los valores dentro del rango de interés y un valor bajo para todos los demás. Ejemplos de este tipo de transformación se muestran en la figura 3.9

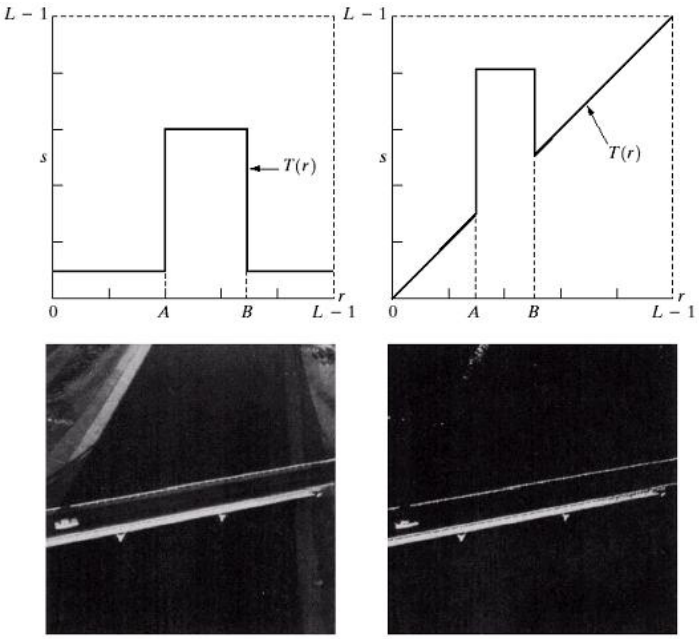

Fig 3.9 Fraccionamientos del nivel de gris para el rango de A a B, imagen original y el efecto de aplicar la segunda transformación en la imagen

3.2.4.3 Fraccionamiento de planos de bits

Para algunas aplicaciones, es deseable conocer la contribución de cada bit específico en la apariencia total de la imagen.
Supóngase que cada pixel de una imagen es representado por 8 bits. Imagínese que la imagen se compone de 8 planos de 1 bit, desde el plano de bits 0 (el bit menos significativo, LSB), hasta el plano de bits 7 (más significativo MSB). El plano de bits cero contiene todos los LSB de cada byte de cada pixel en la imagen y el plano 7 contiene los MSB de cada byte de cada pixel de la imagen.

Con esto obtenemos 7 imágenes binarias (una por cada plano). La figura 3.10 muestra una imagen y sus planos de bits.

Se puede observar que los 4 planos de bits superiores son los que contienen los datos más significativos visualmente. Separar una imagen en planos de bits es útil para analizar la importancia relativa de cada bit en una imagen. Este proceso ayuda a determinar la cantidad de bits necesaria para *cuantificar* una imagen. También es útil para la compresión de imágenes, como se verá después.

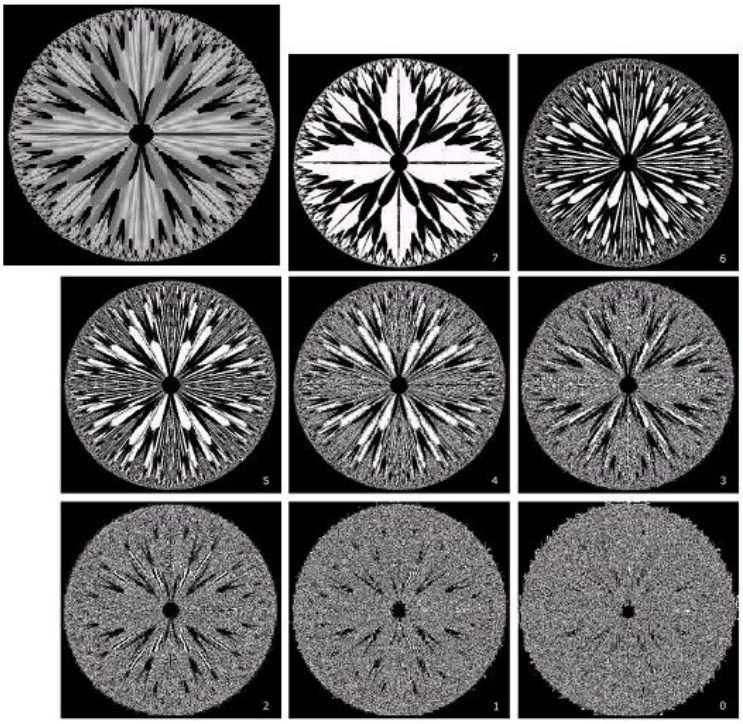

Fig 3.10 Una imagen de 256 niveles de gris y sus ocho planos binarios.

3.3 Procesamiento del histograma

El histograma de una imagen digital con niveles de gris en el rango [0, L – 1] es una función discreta h $(r_k) = n_k$ donde r_k es el nivel de gris k-ésimo y n_k es el número de pixeles en la imagen con nivel de gris r_k.

Para *normalizar* el histograma se divide cada uno de sus valores entre el número total de pixeles en la imagen, n. Así, el histograma normalizado se obtiene de $p(r_k) = n_k / n$, para k = 0, 1, ... , L-1. En breve, $p(r_k)$ nos da una estimación de la probabilidad de que

aparezca el nivel de gris r_k (la suma de los componentes de un histograma normalizado es igual a 1).

Los histogramas son la base de muchas técnicas de procesamiento de la imagen en el dominio espacial. En la figura 3.11 vemos 4 ejemplos de histogramas para 4 imágenes: oscura, clara, con bajo contraste y alto contraste. El eje horizontal de los histogramas es el valor de los niveles de gris, r_k y el eje vertical corresponde a los valores de $h(r_k) = n_k$ o $p(r_k) = n_k / n$ si los valores están normalizados.

La figura nos muestra la distribución del histograma de acuerdo a las características de las imágenes.

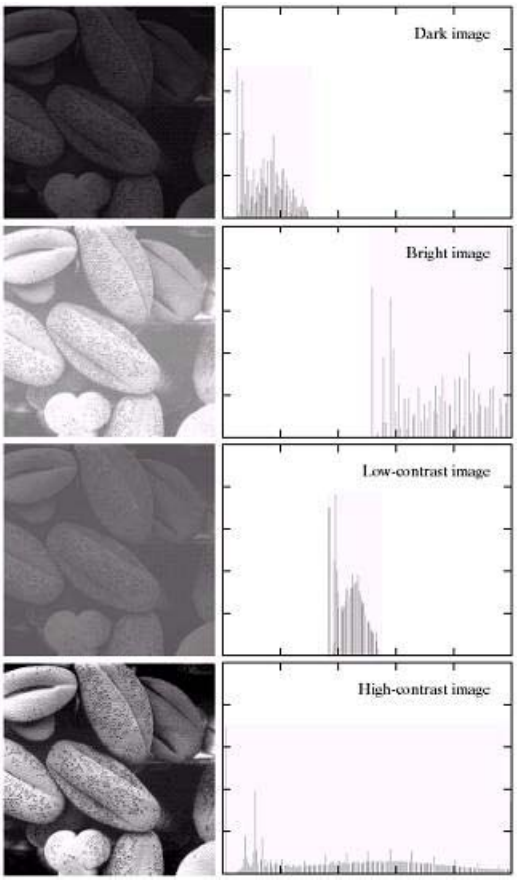

Fig 3.11 4 ejemplos de histograma para 4 tipos de imágenes.

3.3.1 Ecualización del histograma

Intuitivamente, es razonable concluír que una imagen cuyos pixeles tienden a ocupar el rango entero de posibles valores de gris y, además, tiende a estar uniformemente distribuído, tendrá una apariencia de alto contraste y exhibirá una gran variedad de tonos de gris.

Es posible obtener este histograma y al proceso se le llama *ecualización del histograma*. La función de transformación está dada por

$$s_k = T(r_k) = \Sigma^{k}_{j=0\ a\ k}\, p_r(r_j) = \Sigma^{k}_{j=0\ a\ k}\, n_j / n$$
$$k = 0, 1, 2, \ldots, L-1 \qquad (3.6)$$

Donde n es el número total de pixeles en la imagen, n_k es el número de pixeles que tienen nivel de gris r_k, y L es el número total de posibles niveles de gris en la imagen.

De esta transformación se obtiene una imagen procesada que mapea un pixel de nivel r_k de la imagen de entrada a un pixel de nivel s_k de la imagen de salida.

La transformación inversa se denota por

$$r_k = T^{-1}(s_k) \qquad k = 0, 1, 2, \ldots, L-1 \qquad (3.7)$$

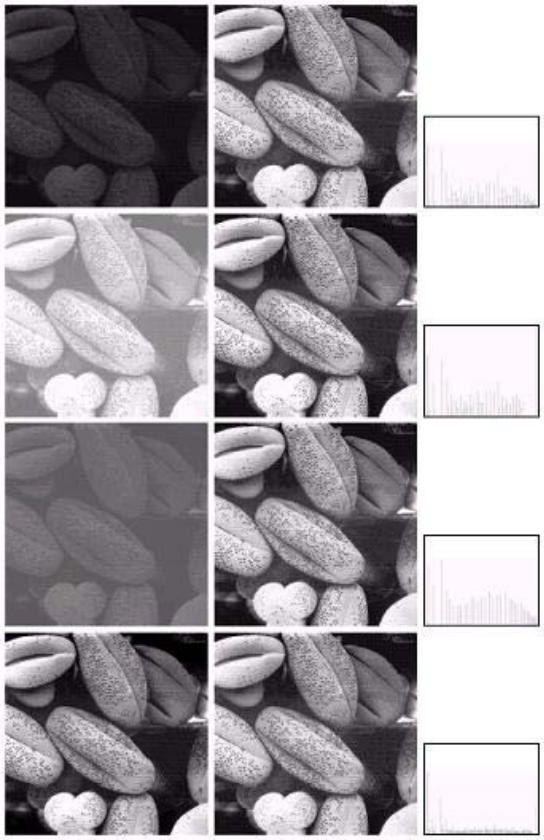

Fig 3.12 Distintas imágenes y el resultado de la transformación de ecualización de histograma