



2
rej

UNAM

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

ESCUELA NACIONAL DE ESTUDIOS PROFESIONALES ARAGON

COMPRESION DE IMAGENES UTILIZANDO UNA ESTRUCTURA PIRAMIDAL MULTIRESOLUCION

TESIS PROFESIONAL

QUE PARA OBTENER EL TITULO DE
INGENIERO EN COMPUTACION

PRESENTAN:

ALEJANDRO ALVARADO GONZALEZ
MARIA LUISA CASTILLO MONTENEGRO

Asesor: Dr. Francisco J. García Ugalde

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

San Juan de Aragón, Estado de México 1993



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas Tesis Digitales Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS © PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis está protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

INDICE

INTRODUCCION	3
CAPITULO 1	
CONCEPTOS BASICOS DE LA CODIFICACION DE IMAGENES	
1.1 Un modelo de percepción visual.	5
1.2 Representación de una imagen	7
1.3 Conversion analógica/digital de imágenes	8
1.3.1. <i>Muestreo</i>	9
1.3.2. <i>Cuantizacion</i>	11
1.4. Entropia de la imagen	13
CAPITULO 2	
COMPRESION DE IMAGENES	
2.1. Grupos principales de métodos de compresion	16
2.2. Parametros	17
2.2.1. <i>Criterios de fidelidad (Calidad)</i>	17
2.2.2. <i>Tasa de Compresión</i>	18
2.3 Métodos de compresión	19
2.3.1. <i>Codificación de Pixel</i>	19
2.3.2. <i>Predictiva</i>	20
2.3.3. <i>Codificación por transformada</i>	21

2.3.4. <i>Descomposición sub banda descomposición piramidal.</i>	22
2.3.5 <i>Otras técnicas de compresión</i>	24

CAPITULO 3

METODO PIRAMIDAL MULTIRESOLUCION PARA COMPRESION DE IMAGENES

3.1. Método piramidal pasa bajas	27
3.2. Método piramidal pasa banda ortogonal	28
3.3. Criterio de seleccion del método	31
3.3.1. <i>Filtros QMF</i>	32
3.3.2. <i>Cuantizador de Lloyd Max</i>	32
3.3.3 <i>Codigo de Huffman</i>	33

CAPITULO 4

APLICACION DEL ESQUEMA DE COMPRESION SELECCIONADO.

4.1. Simulacion algoritmica	34
4.2. Evaluacion de imágenes procesadas.	39
4.2.1 Tasa de compresión	40
4.2.2. Error medio cuadrático Normalizado	40

CONCLUSIONES

BIBLIOGRAFIA

HEMEROGRAFIA

INTRODUCCION

El presente trabajo trata el tema de Compresión de imágenes digitales, que se define en pocas palabras como la minimización del número de bits requeridos para representar una imagen.

Una imagen digital esta representada por medio de una cuadrícula formada por líneas y columnas, cuyos cuadros son llamados pixels, tienen un valor numérico que representan el nivel de color en una escala.

El concepto de compresión es importante dentro de un sistema de procesamiento de imágenes (ver figura 1.4), ya que una imagen representada digitalmente ocupa gran espacio de almacenamiento y consecuentemente demasiado tiempo en su transmisión. Aunque los dispositivos de almacenamiento y de procesamiento de imágenes mejoran día con día, esto no es suficiente ya que ha aumentado el volumen de las imágenes utilizadas en estos sistemas.

Nuestro trabajo esta enfocado principalmente a la compresion de imágenes fijas en blanco y negro utilizando una estructura piramidal multiresolución, es llamada piramidal por que se generan diferentes niveles y cada nivel se interpreta como un escalón de una pirámide. Multiresolución porque cada escalón tiene una diferente resolución, es decir, los niveles mas bajos contienen más detalles que los siguientes niveles. Además este método es pasa banda por que utilizan dos filtros, pasa baja y pasa alta, que generan sub bandas BB (banda de frecuencia residuales) que es la que contiene la mayor cantidad de información, BH que favorece los contornos horizontales de la imagen, HB favorece los verticales y HH los diagonales.

En el Capítulo 1 se dan los conceptos básicos teóricos sobre la codificación de imágenes, tal como la representación de imágenes analógicas a digitales por medio de muestreos y cuantizaciones.

El Capítulo 2 trata el tema de compresión de imágenes, definiendo los principales métodos; además de dar los parámetros con los que se medirán los resultados obtenidos en la aplicación del esquema de compresión seleccionado.

El Capítulo 3 define los métodos piramidales que se clasifican esencialmente por la naturaleza de la filtración (pasa baja y pasa banda), la propiedad de ortogonalidad (no ortogonales, casi ortogonales y ortogonales) y la propiedad de separación de los filtros utilizados. La pirámide que utilizaremos es pasa banda ortogonal con filtros separables (ver figura 4.1).

El Capítulo 4 trata de la aplicación del esquema de compresión seleccionado. En este capítulo se definen los filtros utilizados (QMF), los diferentes procesos que se realizaron, análisis, síntesis, cuantización, codificación y estadísticas de los resultados obtenidos en la aplicación del método.

Finalmente se resumieron los resultados.

CAPITULO 1

CONCEPTOS BASICOS DE LA CODIFICACION DE IMAGENES

Para poder procesar, desplegar o analizar una imagen por computadora es necesario que la información este descrita en alguna estructura de datos discreta, como una matriz o vector. Debido a que las imágenes del mundo real se encuentran en una forma continua, es decir, contienen una gama infinita de información (colores, contornos, texturas, etc.), el primer paso es transformar la señal analógica de la imagen, a una forma discreta. Existen dos procesos importantes para la digitalización de una imagen :

El **muestreo** que es la selección de una malla discreta para representar una imagen.

La **cuantización** que es el mapeo de la intensidad luminosa y color en números enteros. RB1(27)

1.1.- UN MODELO DE PERCEPCION VISUAL

El término **imagen** se refiere a una función bidimensional luz-intensidad, denotada por la función $f(x,y)$ donde el valor o amplitud

de f en las coordenadas espaciales (x,y) dan la intensidad (brillantez) de la imagen en ese punto.

Ya que la luz es una forma de energía $f(x,y)$ debe ser finita y diferente de cero.

Las imágenes que percibimos en nuestras actividades diarias normalmente consisten de la luz reflejada de los objetos. La naturaleza básica de $f(x,y)$ esta caracterizada por dos componentes. Un componente es la cantidad de luz incidente en la escena a ser vista, mientras que el otro es la cantidad de luz reflejada por los objetos en la escena. Estos componentes reciben los nombres de ILUMINACION y REFLEXION y son denotadas por $i(x,y)$ y $r(x,y)$ respectivamente, que combinadas como producto forman a la función $f(x,y)$.

Reflexión.- Limites de 0 (total absorción) a 1 (total reflexión).

Su naturaleza esta determinada por la característica de los objetos en escena.

*Iluminación.- Sus límites van de 0 a infinito.
Su naturaleza esta determinada por la fuente de luz.*

Un modelo de percepción visual, ayuda a mejorar el procesamiento de imágenes, acercandonos a una simulación de la percepción del sistema visual humano. Para obtener dicho modelo es necesario comprender las características de funcionamiento del ojo humano.

La retina del ojo humano contiene 2 tipos de fotorreceptores llamados bastones y conos. Se puede observar un esquema del ojo humano en la figura 1.1. Los bastones, son largos y delgados y se encuentran en un número de 100 millones aproximadamente. Proveen la visión escotópica (nocturna ó bajo luz difusa), la cual es la respuesta visual a los más bajos ordenes de magnitud de iluminación. Los conos en menor número, cerca de 6.5 millones, están concentrados en la fóvea, son pequeños y gruesos y menos sensitivos que los bastones. Proveen la visión fotópica (percepción aguda ó agudeza visual), la respuesta visual a los mas altos ordenes 5 a 6 de magnitud de iluminación.

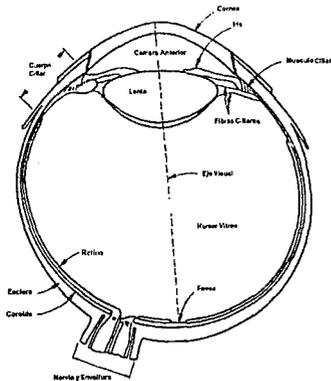


Figura. 1.1. Diagrama simplificado de una sección del ojo humano.

Aunque los bastones son más sensibles

que los conos a la luz de menor intensidad, no proporcionan una sensación de color, respuesta que es exclusiva de los conos. Los bastones producen reacciones visuales solamente para el negro y el blanco ó mezclas de ambos.

En la región intermedia de iluminación, ambos, los conos y bastones están activos y proveen la visión mesotópica.

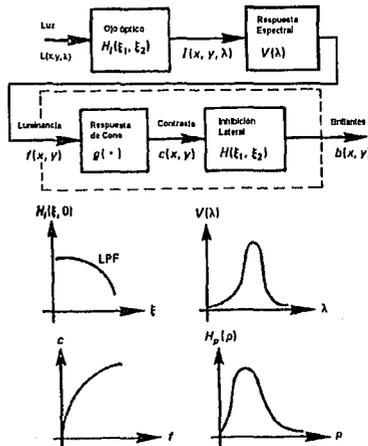


Figura 1.2. Modelo de visión monocromático.

Otros conceptos necesario para la obtención de un modelo de percepción visual son:

La luminancia o intensidad $f(x,y)$ de un objeto con distribución de luz $I(x,y,\lambda)$ (iluminación) esta definida como

$$f(x, y) = \int I(x, y, \lambda)V(\lambda)d\lambda \quad (1.1.a)$$

donde $V(\lambda)$ (reflexión) es llamada la función de eficiencia relativa de luminosidad de los objetos circundantes a él. La brillantez (también llamada brillantez aparente) de un objeto es la luminancia percibida y depende de la luminiscencia del ambiente. Dos objetos con diferente ambiente podrían tener

luminancia idéntica pero diferente brillantez.

Un modelo simple de visión monocroma puede obtenerse de la figura 1.2.

La luz que entra al ojo, y sus características ópticas son representadas por un filtro pasa bajas con una frecuencia de respuesta $H(\xi_1, \xi_2)$. La respuesta espectral del ojo, representada por la función de eficiencia relativa de luminosidad $V(\lambda)$, a través de la ecuación 1.1, produce la distribución de luminancia $f(x, y)$. La respuesta no lineal de los conos y bastones, representadas por el punto de no linealidad $g(\cdot)$, produce el contraste $c(x, y)$. El fenómeno de la inhibición lateral es representado por un sistema espacialmente invariante, isotrópico, lineal cuya respuesta en frecuencia es $H(\xi_1, \xi_2)$. Su salida es la señal neural, la cuál representa la brillantez aparente $b(x, y)$. Para un ojo ópticamente bien corregido el filtro paso bajas tiene una caída mucho mas lenta con incremento de frecuencia que la del mecanismo de inhibición lateral. Estos efectos ópticos del ojo pueden ser ignorados y bastará un modelo mas simple que muestre la transformación entre la luminancia y la brillantez.^[RB1256]

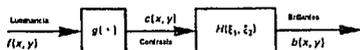


Figura 1.3. Modelo de visión monocromático simplificado.

1.2.- REPRESENTACIÓN DE UNA IMAGEN.

En la representación de una imagen es preciso procesar la imagen analógica, en un sistema de procesamiento de imágenes digitales como el que se observa en la figura 1.2.

Procesador de imagen

Un procesador de imagen consiste de un conjunto de módulos de hardware que realizan cuatro funciones básicas:

1. Adquisición de imagen.
2. Almacenamiento.
3. Procesamiento de bajo nivel (rápido).
4. Despliegue.

Típicamente el módulo de **Adquisición de imagen** tiene una señal de TV como entrada, convirtiendo esta señal en su forma digital, en amplitud y espacialmente. La mayoría de los procesadores de imágenes modernos son capaces de digitalizar una imagen de televisión en un tiempo de cuadro (1/30 segundos).

El módulo de **almacenamiento** llamado **buffer de cuadro** es una memoria capaz de almacenar una imagen digital entera. Usualmente varios de estos mecanismos son incorporados en un procesador de imagen. La característica que distingue a un módulo de almacenamiento de imagen es que el contenido de la memoria puede ser cargado o leído en rangos de TV (en el orden de 30 imágenes por segundo). Esta característica permite al módulo de Adquisición de imágenes depositar una imagen completa dentro del almacenamiento tan rápido como es grabada. Recíprocamente la memoria puede ser direccionada en rangos de televisión por un módulo de **Despliegue**, con salidas de imagen a un monitor de televisión. Otros modos de direccionamiento de memoria permiten acercamientos de imagen virtualmente instantáneas así como barridos verticales y horizontales.

El módulo de **procesamiento** realiza funciones de **bajo nivel** tales como operaciones lógicas y aritméticas (ALU). Este es un mecanismo de hardware especializado diseñado específicamente para ganar velocidad procesando pixels en paralelo.

La función del módulo de **despliegue** es leer una imagen de la memoria, convertir la información digital almacenada en una señal de video analógico y sacar esta señal a un monitor de televisión u otro mecanismo de video. Opciones adicionales incluye funciones de transformaciones de niveles de grises y gráficas así como traslapes alfanuméricos.

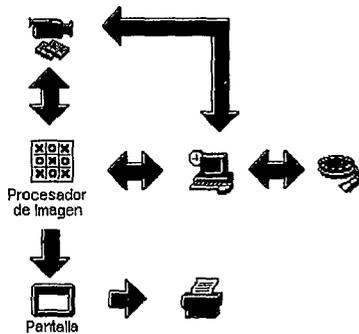


Figura 1.4. Elementos de un sistema de procesamiento digital de imágenes

Digitalizadores

Un digitalizador convierte una imagen a una representación numérica adecuada para ser introducida a una computadora digital. Los mecanismos de entrada comúnmente usados son microdensidometro, explorador de punto móvil, disector de imagen, cámara vidicon y arreglos de estado sólido fotosensitivo.

Los primeros dos mecanismo requieren que la imagen sea digitalizada en la forma de una transparencia o un fotografía. Los disectores de imagen, las cámaras vidicon y los arreglos de estado sólido pueden aceptar imágenes grabadas en esta manera, pero tienen la ventaja de ser capaces de digitalizar imágenes naturales que tengan suficiente intensidad de luz para excitar el detector.

Computadora

Como se observa en la figura 1.2 un procesador de imagen puede estar conectado a una computadora de propósito general la cual provee versatilidad así como facilidad en la programación.

Además que son capaces de realizar funciones computacionales en grandes arreglos de imágenes desde un equipo completo de microcomputadora hasta main

frame. Nos proporciona mejoras en el costo o en capacidades de memoria (memoria virtual) respectivamente.

Mecanismos de almacenamiento

En un sistema de procesamiento de imágenes de propósito general proveer adecuadas facilidades en el almacenamiento es un punto muy importante del diseño. Los principales medios de almacenamiento usados son cintas magnéticas, discos ópticos y discos magnéticos.

Mecanismos de despliegue y reproducción

En los modernos sistemas de procesamiento de imágenes los principales mecanismos de despliegue son los monitores de televisión (B/N y Color) los cuales tienen salidas para producir copias (transparencias, fotografías). Otro medio de despliegue incluye los monitores CRT e impresoras.

Después de una conversión digital/análogica un CRT despliega pequeñas porciones de luz las cuales son intensidades proporcionales a las magnitudes del muestreo. La calidad de la imagen depende tanto de la capacidad de la pantalla así como de la codificación de la imagen. RB1261J

1.3. CONVERSIÓN ANALÓGICA/DIGITAL DE IMÁGENES.

Debido a que las imágenes analógicas tienen una gama infinita de colores (incluyendo escala de grises) y que las representaciones en una computadora de una imagen deben de ser en forma discreta se tiene que dividir la imagen en pequeños elementos, llamados pixels (unidad básica de una imagen digital), que puedan tomar un valor numérico en un rango de colores, tal valor se debe considerar tomando en cuenta la longitud de bits de cada elemento de la matriz en la que se almacenará. Los valores de los elementos que forman la matriz representan las intensidades de los diferentes puntos que conforman a la imagen.

Las etapas para convertir una imagen analógica a su forma discreta son:

1.3.1.- MUESTREO

El muestreo es la selección de un conjunto de puntos discretos en el espacio o tiempo continuo y solo los valores de la señal en estos puntos podrán ser utilizados para procesamientos posteriores. RB11331

Si una imagen es desplegada en una pantalla de alta resolución, los pixels adicionales tienen valores intermedios entre aquellos que han sido muestreados. Sin embargo, el proceso de interpolación puede ser muy lento así que su uso no es muy práctico.

Siendo P el plano que contenga una imagen analógica. Una célula digitalizada está definida como un subconjunto de P con el cual el valor de una muestra de la imagen digital es calculado. La unión de todas las células está definido como la malla (muestreada). Una muestra sencilla es llamada elemento de imagen, pixel, o pel. Si D es el plano de despliegue, entonces los pixel son mapeados dentro de las células de la pantalla que como resultado reconstruye la imagen analógica.

RB11381

La mayoría de los procedimientos de digitalización son caracterizados por una **función de punto espaciado**, $g(r)$, la cual refleja como puntos diferentes contribuyen a el valor de una muestra dependiendo de su distancia r de ella. La función $g(r)$ es una función decreciente de r y este es cero fuera de la célula digitalizada. Si $g(r)$ decrece suficientemente rápido, entonces uno puede asumir una célula no traslapada. y como una primera aproximación usar el término "célula" para referir a las células digitalizadas y desplegadas. RB11391.

En el proceso de muestreo las frecuencias con las cuales se deben realizar las mediciones son muy importantes para evitar que la reconstrucción de la señal original tenga distorsiones.

Frecuencia de Nyquist

Las relaciones bajas en las frecuencias de muestreo, $2\xi_{x0}$, $2\xi_{y0}$, son llamadas frecuencias de Nyquist o Razones de Nyquist. Su recíprocos son los intervalos de Nyquist. La teoría de muestreo establece que una imagen de banda limitada muestreada por encima de sus frecuencias de Nyquist x y y puede recuperarse sin error por un filtrado pasa bajas. Sin embargo, si la frecuencia de muestreo está por debajo de la frecuencia de Nyquist, esto es

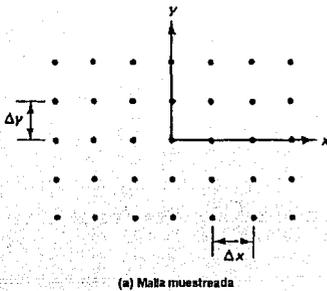
$$\xi_{x_s} < 2\xi_{x_0}, \quad \xi_{y_s} < 2\xi_{y_0}$$

entonces la repetición periódica de $F(\xi_1, \xi_2)$ se traslapará, resultando un espectro distorsionado $F_s(\xi_1, \xi_2)$, ver figura 1.5, el cual es una pérdida irrevocable de $F(\xi_1, \xi_2)$. Las frecuencias por encima de la mitad de la frecuencia de muestreo, esto es, $\xi_{x_s}/2$, $\xi_{y_s}/2$, son llamadas frecuencias de Foldover. Este traslape de periodos sucesivos del espectro causa que las frecuencias en la imagen original aparezcan en frecuencias por debajo a $\xi_{x_s}/2$, $\xi_{y_s}/2$ en la imagen muestreada. Los errores de aliasing no pueden ser removidos con filtrados subsecuentes. Se puede evitar el error de Aliasing con un filtrado pasa bajas de la imagen, de tal forma que su ancho de banda sea menor que la mitad de la frecuencia de muestreo para que la frecuencia de Nyquist sea satisfecha. RB11397

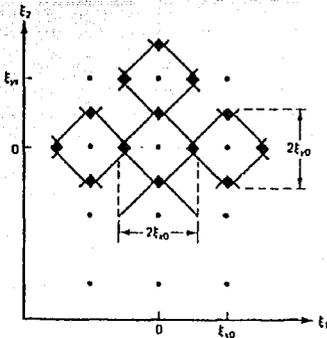
La malla más usada en procesamiento de imágenes es la **malla cuadrada** la cual consiste en un arreglo de células cuadradas como un tablero de ajedrez. RB11399. Otras mallas de muestreo pueden ser más eficientes en términos de densidad de muestreo (esto es, muestreo/área) si la región de soporte de no es rectangular.

En una malla de muestreo rectangular G_1 , los intervalos de muestreo de Nyquist

$$\text{podrían ser } \Delta x = \frac{\Delta}{\Delta} = \Delta y = \frac{\Delta}{\Delta} = 1..$$



(a) Malla muestreada



(c) Aliasing y Frecuencias de Foldover (áreas sombreadas).

Figura 1.5. Muestreo Bidimensional.

Si la malla de muestreo G_2 tiene un ángulo de rotación G_1 pero con una distancia de intermuestra Δ_2 , el espectro de la imagen muestreada se repetirá en una malla similar a G_2 (con espaciamento $1/\Delta_2$). De esto, si $\Delta_2 = (\Delta_1)^{1/2}$, no habrá aliasing, pero la densidad de muestreo ha sido reducida por la mitad. Esto es si la imagen no contiene altas frecuencias en ambas direcciones simultáneamente, entonces su rango de muestreo puede ser reducido en un factor de 2. Esta teoría es usada en las señales de televisión porque la visión humana es insensible a frecuencias espaciales altas en áreas de gran movimiento.

Para funciones que son circularmente simétricas y/o de banda limitada sobre una región circular, se puede mostrar que el muestreo en malla hexagonal requiere 13.4 por ciento menos muestreos que el muestreo rectangular. Alternativamente, para la misma

frecuencia de muestreo el muestreo hexagonal tiene menos aliasing que un muestreo de malla rectangular. ROB17021.

La malla hexagonal también es implementada raramente. ROB17031

Teorema de Muestreo

Una imagen de banda limitada $f(x,y)$, muestreada uniformemente en una malla rectangular con incrementos $\Delta x, \Delta y$ puede ser reconstruida sin error de los valores muestreados $f(m\Delta x, n\Delta y)$ provistos por la frecuencia de muestreo mayor que la frecuencia de Nyquist, esto es

$$\frac{1}{\Delta x} = \xi_{xs} > 2\xi_{x_0}, \quad \frac{1}{\Delta y} = \xi_{ys} > 2\xi_{y_0} \quad (1.1)$$

Más aún, la imagen reconstruida esta dada por la fórmula de interpolación,

$$f(x, y) = \sum_{m,n=-\infty}^{\infty} f(m\Delta x, n\Delta y) \tau \vartheta \quad (1.2)$$

Donde:

$$\tau = \left(\frac{\sin(x\xi_{xs} - m)\pi}{(x\xi_{xs} - m)\pi} \right)$$

$$\vartheta = \left(\frac{\sin(y\xi_{ys} - n)\pi}{(y\xi_{ys} - n)\pi} \right)$$

Aliasing

Interferencia de colas espectrales

Si el intervalo de muestreo no satisface las condiciones del teorema de Shannon, entonces una distorsión del espectro ocurre. Las altas frecuencias son dobladas en bajas frecuencias, produciendo un fenómeno llamado ALIASING. Un ejemplo típico en el caso de datos de imagen es el muestreo de una imagen con texto. Si las muestras están muy separadas el resultado será un patrón visible aleatorio de áreas oscura y de luz, todo menos las figuras de las letras. Otro ejemplo es la digitalización de una imagen donde la apariencia de nivel de grises es producido por la variación de la densidad de puntos de negro y blanco. Si la frecuencia de muestreo es comparable a el espaciamiento de los puntos entonces los valores de muestreo corresponderá a blanco o negro pero con una distribución diferente a los puntos originales. La solución para el primer caso es remediado aumentando el rango de muestreo. Para el segundo caso los valores de los puntos deben ser promediados, es decir la señal debe pasar a través de un filtro pasa bajas antes del muestreo. RB1(337)

El fenómeno de ALIASING presenta mayores problemas en el procesamiento de imágenes por la dificultad de diseñar filtros analógicos para preprocesar la señal. Así que defocar el sistema óptico del digitalizador es equivalente a pasar la imagen a través de un filtro pasa bajas simple y esto es suficiente en algunos casos. Para remediar el ALIASING solo se necesita incrementar la frecuencia de muestreo en algunos casos.

No se debe confundir el aliasing con la distorsión introducida en la reconstrucción de la imagen, ambos fenómenos se pueden eliminar incrementando el rango de muestreo, pero mientras la distorsión puede evitarse al defocar un filtro paso bajas que se aplica una imagen digital tal filtro no corregiría el aliasing a menos que fuera aplicado a la imagen analógica. RB1(33)

El proceso de digitalización para imágenes puede ser comprendido

modelandolas como señales de banda limitada. Aunque la imágenes del mundo real son raramente de banda limitada, estas pueden ser aproximadas por funciones de banda limitada.

Una función $f(x,y)$ es llamada de banda limitada si su transformada de Fourier $F(u_1,u_2)$ es cero fuera de una región relacionada en el plano de la frecuencia,

$$F(\xi_1, \xi_2) = 0, \quad (1.3)$$

$$|\xi_1| > \xi_{x_0}, \quad |\xi_2| > \xi_{y_0}$$

Las cantidades ξ_{x_0} y ξ_{y_0} son llamadas los anchos de banda x y y de la imagen. Si el espectro es simétricamente circular, entonces la frecuencia espacial simple $\xi_0 \triangleq \xi_{x_0} = \xi_{y_0}$ es llamado el ancho de banda. RB1(26+35)

1.3.2.- CUANTIZACION

Cuando una señal analógica es muestreada, los valores obtenidos deben ser representados por un número finito de bits. Este proceso, es llamado **cuantización**, y puede ser considerado como un mapeo de números reales dentro de un rango de números enteros. En la figura 1.6 se observa la gráfica de un cuantizador no uniforme simétrico. RB1(39)

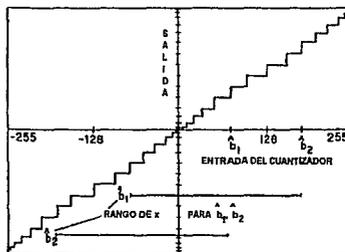


Figura 1.6. Cuantización característica de un cuantizador reflejado.

Un cuantizador mapea una variable continua u dentro de la variable u^o , el cual toma valores de un conjunto finito $\{r_1, \dots, r_L\}$ de números. Este mapeo es generalmente una función escalón y tiene las siguientes reglas de cuantización:

$$r_k = \frac{(r_k + r_{k-1})}{2} \quad (1.6)$$

Definir $\{t_k, k=1, \dots, L+1\}$ como un conjunto de incremento de transición o niveles de decisión con t_1 y t_{L+1} como valor mínimo y máximo respectivamente de u . Si u cae en el intervalo $[t_k, t_{k+1})$ entonces es mapeado en r_k , el k -ésimo nivel de reconstrucción. [012] [08-09]

$$r_k = \frac{\int_{t_k}^{t_{k+1}} u p_u(u) du}{\int_{t_k}^{t_{k+1}} p_u(u) du} \quad (1.7)$$

El mapeo del cuantizador es irreversible, esto es, para una salida cuantizada el valor de la entrada no puede ser igualmente determinado. De ahí que un cuantizador introduzca distorsión, la cual en un diseño razonable puede ser minimizada. [012] [100]

donde t_k es el k -ésimo intervalo $[t_k, t_{k+1})$. Este resultado establece que los niveles óptimos de transición están situados por la mitad entre los niveles óptimos de reconstrucción, el cual, en contra esta situado en el centro de masa de la densidad de probabilidad entre los niveles de transición.

Cuantizador de Raíz media óptima o Cuantizador Lloyd-Max

Las ecuaciones 1.6 y 1.7 son ecuaciones no lineales que pueden ser resueltas por un esquema iterativo como el método de Newton.

Este cuantizador minimiza el error medio cuadrático para un número dado de niveles de cuantización. Si hacemos u una variable escalar aleatoria con una función de densidad $P_u(u)$. Si deseamos encontrar los niveles de decisión t_k y reconstruir los niveles r_k para un cuantizador de L -nivel tal como un error medio de Raíz

Dos densidades comúnmente usadas para cuantización de relación de datos de imagen son las densidades Gaussianas y Laplacianas, y están descritas por:

$$\varepsilon = E[(u - u^*)^2] \quad (1.4)$$

Gaussiana

$$p_u(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(\frac{-(u-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.8)$$

$$\varepsilon = \int_{t_1}^{t_{L+1}} (u - u^*)^2 p_u(u) du$$

Laplaciana

es minimizado. Reescribiendolo como:

$$p_u(u) = \frac{\alpha}{2} \exp(-\alpha|u - \mu|) \quad (1.9)$$

$$\varepsilon = \sum_{i=1}^L \int_{t_i}^{t_{i+1}} (u - r_i)^2 p_u(u) du \quad (1.5)$$

donde μ y σ^2 denotan la media y la varianza respectivamente de u . La varianza de la densidad laplaciana esta dada por

usando el factor $t_{k-1} < M \Rightarrow t_k$ y simplificando:

$$\sigma^2 = \frac{2}{\alpha} \quad (1.10)$$

El cuantizador de raíz media óptima da la mejor eficiencia. Para densidades gaussianas, la diferencia de eficiencia entre el cuantizador medio óptimo y el cuantizador uniforme óptimo esta cerca de 2 dB para $B=6$ (donde B es el número de bits de cuantización). En el caso de densidad laplaciana esta diferencia esta cerca de 4.3 dB. RB12(115)

En la práctica el diseño de un cuantizador depende de la selección del número de niveles de cuantización (L) y el rango dinámico (A). Para un número dado de niveles, el compromiso tiene que ser compartido entre la resolución del cuantizador ($t_j - t_{j-1}$) y el rango dinámico obtenido. Estos factores llegan a ser particularmente importantes cuando la señal es no estacionaria o tiene una densidad de probabilidad desconocida.

Cuantización Visual

Si el número de niveles de cuantización no es suficiente, llega a ser visible un fenómeno llamado **contorno**. Cuando grupos de pixels vecinos son cuantizados con el mismo valor, son formadas regiones constantes de niveles de grises, las cuales son llamadas contornos.

La cuantización uniforme de imágenes comunes, dónde el pixel representa la función de luminiscencia, requiere cerca de 256 niveles de grises u 8 bits. Los efectos de contorno empiezan a ser visibles por debajo y hasta en 6 bits/pixels. Por eso generalmente se usan cuantizadores con 8 bits/pixels.

Cuantización de ruido pseudo aleatorio

Es una forma de suprimir el efecto de contorno añadiendo una pequeña cantidad de ruido pseudo aleatorio uniformemente distribuido, a la muestra de luminosidad muestreada antes de la cuantización. Para desplegar la imagen, la misma (u otra) secuencia pseudo aleatoria es sustraída de la salida del cuantizador. El efecto es que en las regiones de bajos gradientes de luminosidad

(los cuales son las regiones de contorno), la entrada de ruido hace que los pixels vayan por encima o por debajo del nivel original de decisión, y así romper el contorno. Sin embargo, el valor promedio de los pixels cuantizados es el mismo con y sin error del ruido adicionado. Con este tipo de cuantización la calidad es cercana a los 3 bits. RB12(120)

Generalmente 8 bits (256 niveles) es suficiente para la mayoría de las imágenes, y hasta uno puede alcanzar buena fidelidad con tan solo 6 bits. Para una buena calidad en imágenes de color se deberá tener seis bits (64 niveles) de cada uno de los tres colores básicos (un total de 18 bits).

1.4.- ENTROPIA DE LA IMAGEN

Supóngase que tenemos un conjunto de M variables aleatorias $1, 2, \dots, M$, con probabilidades $p_1=p(1), p_2=p(2), \dots, p_M = p(M)$.

Entonces la entropía en bits esta definida como en 1.11.

En general la entropía para M variables aleatorias tiene un rango de 0 a $\log_2 M$.

La Entropía es la medida del grado de aleatoriedad de un conjunto de variables aleatorias. El caso menos aleatorio es cuando una de las variables tiene probabilidad 1 y la salida es conocida de antemano y $H=0$. El caso más aleatorio es cuando todos los eventos tienen la misma probabilidad. En este caso $p_1=p_2 = \dots = p_M = 1/M$ y $H = \log_2 M$.

En nuestra aplicación de codificación, la entropía representa la cantidad de información asociada con el conjunto de los valores de entrada codificados y da el límite mas bajo del número promedio de bits requeridos para codificar esas entradas. Si el conjunto de valores de codificación de entrada es w_1, w_2, \dots, w_M con probabilidades p_1, p_2, \dots, p_M entonces garantizamos que no sea posible

codificarlos usando menos que:

$$H = -\sum_{k=1}^M p_k \log_2 p_k \quad (1.11)$$

bits en promedio. Además el concepto de entropía provee un criterio de realización con el cual medimos cualquier código particular. Si nosotros diseñamos un código con palabras código c_1, c_2, \dots, c_M con longitud de palabras $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M$, el número promedio de bits requeridos por el codificador es:

$$R = \sum_{k=1}^M \beta_k p_k \quad (1.12)$$

Mientras mas cercano sea el número promedio de bits R a la entropía H el código se acercará a lo óptimo.

CAPITULO 2

COMPRESION DE IMAGENES

La cantidad de datos asociados con la información visual es tan grande, que su almacenamiento requiere de una enorme capacidad, como se observa en la tabla 2.1.

TABLA 2.1
VOLUMENES DE DATOS DE FUENTES DE
IMAGEN EN MILLONES DE BITS

ARCHIVOS NACIONALES	2.5 X10 ⁹
1 HR DE TELEVISION A COLOR	28.0 X 10 ³
ENCICLOPEDIA BRITANICA	12.5 X 10 ³
LIBRO (200 PAG. DE TEXTO)	1.3
UNA PAGINA VISTA COMO UNA IMAGEN	0.13

Aunque las capacidades de varios medios de almacenamiento son sustanciales (Tabla 2.2), su velocidad de acceso es

usualmente proporcional a su capacidad.^{RB12[9]}

Dentro de los problemas que existen en el procesamiento digital de imágenes, se presenta la necesidad de contar con métodos eficientes para almacenar y transmitir imágenes. La solución a tales problemas radica en incorporar a los sistemas de procesamiento, técnicas de compresión de datos.^{RB9[1]}

En pocas palabras la **compresión de imágenes** es la minimización del número de bits requeridos para representar una imagen.

Las investigaciones en compresión de imágenes comenzaron en la década de los 20's, cuando hay un esfuerzo para transmitir imágenes digitales sobre el cable BARTLANE el sistema de transmisión de imágenes entre Nueva York y Londres. Las imágenes fueron codificadas en 5 niveles de brillo. El tiempo de transmisión se redujo de una semana a menos de 3 horas.

TABLA 2.2
CAPACIDADES DE ALMACENAMIENTO
EN MILLONES DE BITS

CEREBRO HUMANO	125,000,000.00
CARTUCHO MAGNETICO	250,000.00
MEMORIA DE DISCO OPTICO	12,500.00
DISCO MAGNETICO	760.00
2400 FT DE CINTA MAGNETICA	200.00
DISCO FLEXIBLE	1.25
MODULOS DE MEMORIA DE ESTADO SOLIDO	0.25

Desde los 60's y como resultado del progreso en la tecnología de las computadoras, el campo de la compresión de las imágenes digitales creció vigorosamente, atrayendo la mayor atención durante los 70's. El interés de las investigaciones se concentraron en problemas fundamentales como la fidelidad de la imagen, codificación predictivo, la transformada óptima para la codificación por transformada, etc.

En la actualidad permanece un constante interés en la compresión de imágenes. Algunos métodos tales como Truncación por bloque, vector de cuantización, sistemas de alta sintetización, y técnicas de movimiento compensadas, han sido propuestas. Los conceptos de procesamiento de imágenes y reconocimientos de patrones han sido incorporados a la compresión de imágenes y se han implementado esquemas de codificación más sofisticados. Las últimas investigaciones han conducido a métodos para codificación de imágenes binarias orientadas a objetos, con aplicación a sistemas de información de imágenes y a sistemas de visión por computadora. RB1(483)

Además de las aplicaciones mas obvias de la compresión de imágenes como el almacenamiento y la transmisión de información.

Otra aplicación esta en el desarrollo de algoritmos rápidos donde el número de operaciones requeridas para implementar un

algoritmo se reduce al trabajar con datos comprimidos. RB12(476)

La compresión de imágenes también esta muy relacionada con el análisis de imágenes, reconocimiento de patrones y sistemas de bases de conocimientos. RB1(482)

2.1.- GRUPOS PRINCIPALES DE METODOS DE COMPRESION

Aunque existen muchas clasificaciones de los tipos o métodos de compresión una división que engloba a los métodos es la que sigue:

Reducción por Entropía.

La compresión por reducción de entropía usada en las aplicaciones de transmisión, tales como la transmisión de imágenes de *reconocimiento de espacios* para la interpretación humana, los intereses van enfocados a lograr la máxima reducción en la cantidad de datos a ser transmitidos, sujeta a preservar una razonable cantidad de fidelidad. RB1(1255)

También conocidas como técnicas de compresión irreversibles.

Reducción Libre de Error.

Así tenemos que la compresión libre de error es motivada por la necesidad de reducir los requerimientos de almacenamiento. Siendo importante el empleo de técnicas que permitan una perfecta reconstrucción de los datos.

También son conocidas como técnicas de compresión reversibles.

En muchas aplicaciones donde una enorme cantidad de imágenes es producida para almacenamiento en librerías es necesario que la información no se pierda durante el proceso de compresión. A pesar de que en las técnicas libres de error la compresión logra ser usualmente muy pequeña (entre 2 y 3 para la mayoría de imágenes), los resultados al salvar espacio físico de

almacenamiento continúan siendo grandes.

La compresión libre de error esta basada en la idea de que no todos los niveles de gris de una imagen ocurren con igual frecuencia, asignando un palabra corta en código binario a los niveles de gris que ocurran con mayor frecuencia se puede lograr una compresión sobre el caso cuando todos los niveles son representados por palabras de código de igual longitud. RB971031

2.2.- PARAMETROS.

Los resultados de una compresión de imagen son medidos por su tasa de compresión (cantidad de reducción de la imagen) y son comparados con otros métodos según su calidad (objetiva y subjetiva). Por medio de estos dos parámetros podemos elegir el método con mejores resultados.

2.2.1.- Criterios de fidelidad (Calidad).

Según Pratt existen dos subdivisiones de la calidad de imagen: fidelidad de la imagen e inteligibilidad de imagen. La fidelidad de la imagen es caracterizada por la comparación de la imagen original de entrada contra la salida de un procesamiento de dicha imagen, mientras la inteligibilidad denota la habilidad del hombre o de una máquina para extraer información relevante de una imagen. RB91021

Después de aplicar alguna técnica de compresión la degradación de una imagen depende de la operaciones aritméticas (errores por truncamiento, redondeo, o falta de precisión), de la técnica empleada, de la tasa de compresión alcanzada y de la estructura de la propia imagen. RB91111.

Se han desarrollado algunas medidas de fidelidad de imagen y de inteligibilidad. Sin embargo, estas medidas no son perfectas, por ejemplo, un contador de imagen puede arrojar un resultado de alto rango de calidad, pero subjetivamente una pobre calidad, o viceversa. La situación real es que se debe de tomar más en cuenta el entendimiento de aquella imagen por el sistema visual humano que las diferentes mediciones cuantitativas.

Rango subjetivo de calidad de imagen

Es posible evaluar la calidad de las imágenes, mostrándolas a algunos observadores o especialistas, asignando a cada persona una puntuación por imagen, Según la calidad observada. RB91121. Las encuestas se realizan con observadores *inexpertos* y con observadores *expertos* en la codificación de imágenes. Presumiblemente los observadores expertos han adquirido la habilidad de notar pequeños cambios de escala en degradaciones de imagen en los que un observador inexperto no podría observar. RB91033

TABLA 2.3.
ESCALA DE BUENA CALIDAD GLOBAL

5	EXCELENTE
4	BUENA
3	REGULAR
2	POBRE
1	NO SATISFACTORIA

Hay dos tipo comunes de evaluación subjetiva: absoluta y comparativa. En la **calidad por grupo** a una imagen le es asignada un rango numérico que va de insatisfactoria hasta excelente de acuerdo con la tabla 2.3.

TABLA 2.4
ESCALA DE BUENA CALIDAD POR GRUPO

7	LA MEJOR EN SU GRUPO
6	BUENA SOBRE EL PROMEDIO
5	LIGERAMENTE SOBRE EL PROMEDIO
4	PROMEDIO
3	LIGERAMENTE DEBAJO DE PROMEDIO
2	MUY ABAJO DEL PROMEDIO
1	LA PEOR EN SU GRUPO

Utilizando la tabla 2.4., el observador compara todas las imágenes de un grupo a evaluar. RBQ(93-164).

Otra tipo de medida es la **escala de deterioro** (tabla 2.5), en la cual los observadores dan un nivel numérico a la distorsión de no perceptible a extremadamente inconveniente. RBQ(164)

TABLA 2.5.
ESCALA DE DETERIORO

1	NO PERCEPTIBLE.
2	APENAS PERCEPTIBLE
3	DEFINITIVAMENTE PERCEPTIBLE PERO LIGERAMENTE DETERIORADA
4	DISTORSIONADA PERO NO CENSURABLE
5	LIGERAMENTE CENSURABLE.
6	DEFINITIVAMENTE CENSURABLE
7	EXTREMADAMENTE CENSURABLE.

Los resultados de los rangos subjetivos son normalmente presentados como una opinión media definida como:

$$\bar{C}_k = \frac{\sum_{k=1}^k n_k C_k}{\sum_{k=1}^k n_k} \quad (2.1)$$

donde n_k es el número de observadores que juzgan la k -ésima categoría y C_k es la puntuación de la categoría y k es el número de grados en la escala. Al menos 20 sujetos se deben de considerar para una estadística confiable de los experimentos. RBQ(164)

Los resultados también dependen del rango del material usado en las pruebas y de las condiciones bajo las cuales son mostradas las imágenes (por ejemplo la iluminación del

medio ambiente, la distancia de observación y el tamaño de las imágenes). RBQ(13)

Para la obtención de la **fidelidad objetiva** de una imagen original $g(x,y)$ y una imagen degradada $g'(x,y)$, ambas de tamaño $N \times M$ es común emplear el error medio cuadrático (MSE), que experimentalmente se estima mediante:

$$MSE = \frac{1}{NM} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M |g(x,y) - g'(x,y)|^2 \quad (2.2)$$

otro parámetro de calidad es el error medio cuadrático normalizado (NMSE), el cual se expresa como:

$$NMSE = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M |g(x,y) - g'(x,y)|^2}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M [g(x,y)]^2} \times 100 \quad (2.3)$$

MSE y NMSE son simples en su cálculo pero no resultan criterios adecuados para medir la calidad visual global. En algunas imágenes un valor grande de NMSE no significa necesariamente mala calidad. Pero en general un valor pequeño de error significa una buena calidad subjetiva.

Otro índice más adecuado es la relación señal-ruido normalizado (NSNR) la cual se expresa como RBQ(161):

$$NSNR = -10 \log_{10} NMSE \quad dB \quad (2.4)$$

2.2.2.-Tasa de compresión.

La tasa de compresion es un parámetro que nos indica la proporción de compresión entre la figura original y su figura comprimida.

Si tenemos una figura original A con tamaño $N \times M$ (donde N son las líneas de la

figura y M las columnas).

La figura de salida B del proceso de compresión esta definida por el número de bits que se requieren para su transmisión .

Así la tasa de compresión (T_c) esta dada por :

$$T_c = B / A \text{ (bit } \times \text{ pixel).} \quad (2.5)$$

Para obtener la tasa de compresión máxima tenemos la relación entre la entropía (H) y su promedio de bits por pixel (R):

$$T_{c \text{ max}} = H / R \quad (2.6)$$

También la razón de compresión (R_c), que es un parámetro adimensional, nos ayuda a medir cuanto se ha comprimido la imagen (tomando en cuenta que las imágenes se estan codificando con 8 bits por pixel):

$$R_c = (A / B) \times 8 \quad (2.7)$$

2.3.- METODOS DE COMPRESION.

Para poder representar una imagen en forma digital se puede realizar con una secuencia de mensajes, que pueden ser niveles de intensidad de cada pixel o de un grupo de pixels, o los valores de función computada de ellos.

Existen diferentes clasificaciones de compresión de imágenes y una de ellas es la siguiente:

Codificación de Pixel

- PCM / cuantización.
- Codificación Run-Length.
- Codificación Bit-plane.
- Codificación dejando bloque Blanco (WBS).
- Codificación Run-Length orientada a los objetos.

Predictiva

- Modulación delta.
- DPCM línea por línea.
- DPCM bidimensional.
- Técnicas de intermarco.
- Adaptiva

Codificación por Transformada

- Codificación por zona
- Codificación por umbral.
- Adaptiva.
- Transformada Coseno.
- Codificación KL.
- Codificación de dos fuentes.

Descomposición subbanda, descomposición piramidal. (Codificación Altamente Sintética)

- Codificación por truncamiento de bloque.
- Esquema contorno-Textura
- Pirámides pasa bajas.
- Pirámides pasa banda.

Pirámide Laplaciana

Otras técnicas de compresión

- Codificación híbrida.
- Codificación híbrida adaptiva.

2.3.1.- Codificación de Pixel.

Cada pixel es procesado independientemente, ignorando la dependencia interpixel existentes, supone el conocimiento preciso de

las estadísticas globales de la imagen.

PCM

Conocido como Conversión Analógica Digital (ADC), realiza una discretización en el tiempo, muestreando la señal al menos la frecuencia de Nyquist, la discretización se efectúa utilizando un número suficiente de niveles de cuantización. A una tasa de 2.5 : 1 se obtiene una calidad aceptable de imágenes procesadas.

Códigos de Huffman

Asigna menos bits a aquellos valores de pixel que ocurren más frecuentemente. La construcción del código comienza con probabilidad de ocurrencia de cada valor de pixel. Los niveles se ordenan según un orden de probabilidades decrecientes. Para obtener la palabra correspondiente a cada nivel se asigna un código binario creciente hacia la parte menos probable, de este modo se obtiene un diccionario.

Es sensible a los errores de transmisión, implica un registro temporal de regulación de flujo binario, las palabras codificadas tienen una longitud variable.

Run-length

Es un tipo de codificación libre de error, en la cual hay eliminación de pixels adyacentes con el mismo valor, en renglones o columnas. Una marca indica el inicio de una cadena de pixels contiguos iguales, esta marca debe ser un valor inexistente, o poco probable, para que no sea confundido con un valor de pixel. La tasa de compresión depende de la estadística de la imagen. RDD(5-6)

Bit plane

Una imagen con 256 niveles de gris, por ejemplo, puede ser considerada como un conjunto de 8 planos de un bit, cada uno de los cuales puede ser codificado utilizando el método Run-Length. Este método es muy sensible a los errores en el canal, a menos que las palabras que representan los *bit plane* más significativos sean cuidadosamente protegidos.

2.3.2.- Predictiva.

Remueve la redundancia mutua existente entre pixels sucesivos, codificando solamente la nueva información.

DPCM

Un predictor estima el nivel de gris del pixel actual con los 3 pixels previos vecinos. La estimación es comparada con el valor actual para producir un error de estimación. El predictor y el comparador trabajan juntos como un mecanismo de mapeo. El mecanismo mapea los datos de la imagen original dentro de datos de error. Los datos de error están mucho menos correlacionados y tienen un rango dinámico más pequeño. Además requieren pocos bits para su cuantización. El codificador actúa sobre los datos cuantizados para transmitirlos o almacenarlos.

En el lado receptor los datos son decodificados y entonces se añaden los datos estimados para construir la imagen original. El predictor del lado receptor es un duplicado del que se encuentra en el lado transmisor. En la figura 2.1 se puede observar un diagrama a bloques de un sistema DPCM básico.

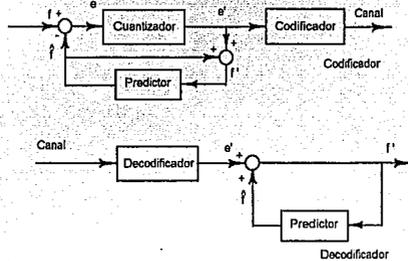


FIG 2.1 Diagrama de Bloques de un sistema básico DPCM

Una predicción del pixel actual se hace, por ejemplo, utilizando el valor codificado previamente y sólo el error de predicción (señal diferencial), es cuantizado para su transmisión.

son representados por un modelo causal de varianza mínima {MVR}, que permite minimizar la varianza del error de predicción en la imagen. Se puede alcanzar una tasa de compresión de 4:1.

Modulación Delta

DPCM adaptivo.

Se utiliza una función de retraso de un paso como predictor y la diferencia entre esta predicción y la señal se cuantiza con un bit. Las limitaciones son cuando la señal presenta grandes cambios o discontinuidades, no puede seguir la señal ya que utiliza incrementos fijos (sobrecarga derramada), cuando la señal es constante la salida del modulador oscila (ruido granular), ambos efectos adversos pueden ser reducidos utilizando un filtro paso bajas a la entrada y a la salida.

El esquema DPCM puede ser hecho adaptivo, si los parámetros de la predicción son adaptados a los datos en camino apropiado. Por ejemplo, definir una medida de la actividad local y los parámetros de la predicción pueden ser actualizados en cada cambio notable de actividad.

Adaptiva

DPCM línea por línea

Cada línea de la imagen es codificada independientemente utilizando la técnica DPCM, generalmente se usa una representación autorregresiva (AR), para diseñar el predictor. No se aprovecha la dependencia estadística entre líneas y solo se puede alcanzar una tasa de compresión de 3:1.

La idea de la cuantización adaptiva es usar diferentes tipos de cuantizadores, cada uno con un cierto tipo de textura de imagen. Básicamente presenta dos problemas: Uno es detectar y clasificar la textura de la imagen y el otro es diseñar un conjunto de cuantizadores apropiados con el correspondiente conjunto de texturas con error mínimo . RB1487

DPCM bidimensional.

Se utiliza una ventana de predicción causal bidimensional y la secuencia de pixels

2.3.3.- Codificación por transformada.

También llamada de bloques, divide una imagen de tamaño NxN, en subimágenes de MxM, donde M < N y es normalmente una potencia de 2. Se aplica una transformación

lineal a cada sub bloque de valores (pixels), estadísticamente dependientes, transformándolos en otro bloque de coeficientes *más independientes*, finalmente los coeficientes así obtenidos son cuantizados y codificados. RB97-BJ

Para obtener un buen desempeño en la codificación por transformada, es necesario determinar los siguientes parámetros:

- Tamaño de la sub imagen.
- Tipo de transformada.
- Selección de los coeficientes a ser cuantizados.
- Asignación de bits. Sólo son seleccionados los coeficientes de máxima energía para efectuar su cuantización y su codificación, es deseable contar con una transformada que compacte la máxima energía de la imagen en el menor número de coeficientes que sea posible y que además sea fácil de implementar. La transformada Karhunen-Loève o de la componente principal, proporciona coeficientes no correlacionados y simultáneamente la máxima concentración de energía en promedio en un número reducido de coeficientes. Pero es computacionalmente difícil de calcular,

depende de la estadística de la imagen y siendo ésta no estacionaria hay que calcular la matriz de transformación para cada imagen. RB97-BJ

La codificación por transformada puede hacerse adaptiva, si se igualan los parámetros del codificador a la estadística de la sub-imagen a ser codificada (un diagrama a bloques se muestra en la figura 2.2), la adaptación puede hacerse ya sea a nivel de la transformada, de la asignación de bits o de los niveles de cuantización. La eficiencia con respecto a la no adaptiva puede ser incrementada de un 25 a un 30 %.

2.3.4.- Descomposición piramidal subbanda (Codificación altamente sintética).

Una imagen original es descompuesta en 2 partes por un filtro pasa bajas y un filtro pasa altas. El componente pasa bajas da la vista general de la imagen sin grandes cambios en su nivel de grises. El componente del filtro pasa altas contiene información acerca de bordes y detalles de textura. Se muestra un diagrama a bloques de un sistema de codificación altamente sintético en la figura 2.3.

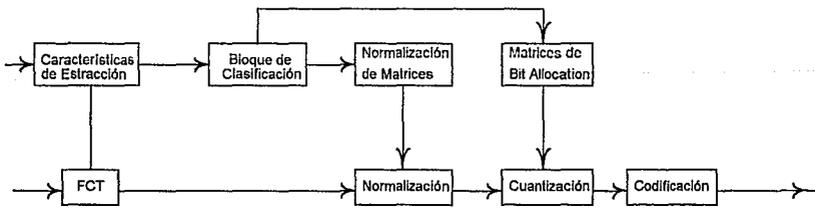


FIG 2.2 Diagrama de Bloque de un sistema de transformación Adaptiva(FIG 5.7 PAG 94 RB14)

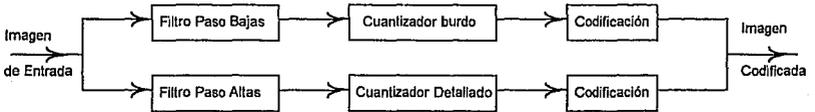


FIG 2.3. Diagrama de Bloque de un sistema altamente Sintético. (FIG 5.10 PAG 97 RB14)

El principio de esta codificación coincide con las propiedades del sistema visual humano. Esto permite una considerable reducción de redundancia. A continuación se describirán métodos altamente sintéticos.

Codificación por truncamiento de bloque.

Divide una imagen entera de NxN en bloques de MxM. El tamaño del bloque M es usualmente 4. El componente pasa bajas es un bloque de imagen con un nivel constante de grises. Un plano de bit indicando un nivel de píxel arriba y abajo de la media puede ser considerado como el componente de alta frecuencia.

La ventaja de este método radica en su simplicidad. Se obtienen buenos resultados con 1 o 2 bits por píxel.

Pirámides pasa bajas.

Los diferentes niveles de la pirámide se generan sub muestreando la imagen original y aplicando un filtro pasa baja separable ignorando los efectos de bordes. Todo lo anterior se realiza iterativamente. Si nosotros imaginamos estas imágenes como una pila, una sobre la otra, el resultado es una pirámide. La compresión es entonces completada cuantizando y codificando cada nivel. RB15(474)

Pirámides pasa banda.

Se utilizan dos filtros en paralelo, pasa baja y pasa alta, utilizando el procedimiento de pirámides pasa bajas.

Los métodos piramidales se prestan para la transmisión progresiva, el más alto nivel de la pirámide es enviado primero expandido por interpolación en el receptor para formar una imagen inicial. Es seguido por la transmisión de las siguientes sub bandas, las cuales son añadidas después de la expansión incrementando su calidad, esto

sucede hasta llegar a la calidad deseada o terminar los niveles disponibles. Su principal ventaja es que su implementación es simple y puede ser realizado en paralelo.

Pirámide Laplaciana

Iniciando con una imagen original $f_0(j,k)$ de tamaño NxN un filtro pasa bajas es usado para calcular el componente pasa baja $f_1(j,k)$. El componente pasa alta $g_0(j,k)$ en el nivel 0 se obtiene por :

$$g_0(j,k) = f_0(j,k) - f_1(j,k) \quad (2.8)$$

Ya que f_1 es un componente pasa bajas, puede ser codificado a un rango de muestreo reducido. Si reducimos f_1 para un intervalo de muestreo de 2, se obtiene una imagen f_2 de tamaño N/2 x N/2. Un procedimiento iterativo se realiza en f_1 para conseguir una imagen piramidal f_0, f_1, \dots y un error piramidal g_0, g_1, \dots . Supóngase que una ventana con promedio 5X5 es usada, un proceso de filtrado para producir una imagen de alto nivel esta definida por:

$$f_2(j,k) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m,n) f_{2-1}(2j+m, 2k+n) \quad (2.9)$$

donde $w(m,n)$ es una función pesada.

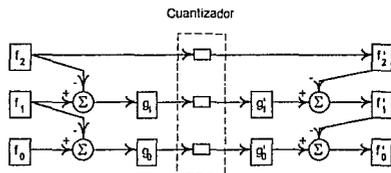


FIG 2.4. Diagrama de Bloques de un esquema de Compresión de pirámide Laplaciana de 3 niveles.

Este método es particularmente adaptable a la transmisión progresiva de imágenes la cual es requerida en sistemas de información de imágenes. En la figura 2.4 se muestra un diagrama a bloques de una

pirámide Laplaciana de 3 niveles.

Características:

- No correlación entre la información.
- Reconstrucción exacta.
- Introducción de un bucle de compensación de error.

Esquema contorno textura

Este método asume que las imágenes consisten de objetos, los cuales tienen áreas de propiedades homogéneas. En este esquema los componentes de alta frecuencia son contornos de regiones detectadas de objetos y los componentes de bajas frecuencias son los contextos de las regiones. Este método consiste de 3 pasos de procesamiento: segmentación de la imagen por regiones de crecimiento, codificación de contornos y codificación de texturas.

Para reconstruir la imagen original, un contorno de la imagen se obtiene de los datos codificados de contorno. La superficie representada por polinomios son añadidas al contorno de la imagen para la obtención de resultados finales.

En este método encontramos varias dificultades, desde no contar con un método de segmentación que sea efectivo para varias imágenes hasta la pérdida de la imagen original.

2.3.5.- Otras técnicas de compresión.

Codificación híbrida.

Combina la codificación predictiva con la codificación por transformada. La idea principal es combinar la sencillez en hardware de una, con la alta tasa de compresión y robustez de la otra.

La codificación se realiza aplicando una transformada unidimensional de orden N por renglones, o columnas. Así se obtienen N secuencias vectoriales de orden N , cada una de estas es entonces codificada independientemente por medio de un predictor recursivo vectorial DPCM, con N codificadores DPCM escalares desacoplados. En la práctica el número de codificadores es menor a N , ya que muchos elementos del vector transformado son cero.

Codificación híbrida adaptativa.

Esta codificación se puede adaptar a imágenes cuya estadística espacial varía lentamente. Dos tipos de adaptividad pueden ser introducidos: los parámetros del modelo de predicción de cada codificador DPCM, se pueden adaptar según las variaciones de la estadística de la imagen, utilizando una adaptación de la varianza de los coeficientes. Por otro lado, la distribución de los bits de cuantización se puede adaptar según una clasificación predeterminada de los vectores.

CAPITULO 3

METODO PIRAMIDAL MULTIRESOLUCION PARA COMPRESION DE IMAGENES

Una división de las diversas transformaciones piramidales se ilustra en la figura 3.1. Los criterios de clasificación parten esencialmente de:

- La naturaleza de la filtración

Pasa baja

Pasa banda

- La propiedad de ortogonalidad de la descomposición frecuencial.

- La propiedad de separación de los filtros utilizados.

Decimación de Señales Discretas

Un decimador de orden p es un sistema que a una señal de entrada discreta $u(x)$ le asocia una señal de salida discreta $v(x)$ tal que

$$v(x) = u(px) \quad (3.1)$$

donde p y x son enteros.

Así se puede constatar que la operación de decimación introduce a la vez un sub muestreo y una compresión en el tiempo que se traduce por una expansión del espectro dentro del dominio de la frecuencia. Esta operación se denota con una flecha hacia abajo (indicativa del sub muestreo). El decimador produce un efecto llamado aliasing.

En la práctica antes de que una señal sea pasada a través de un decimador debe ser limitada en banda usando un filtro pasa banda, reduciendo así los efectos del aliasing. Tales filtros son llamados filtros de decimación. RH951

Interpolación de Señales discretas.

Un interpolador de orden p es un sistema que a una entrada discreta $u(x)$ asocia una señal de salida $v(x)$ tal que:

$$v(x) = \begin{cases} u(x/p) & \text{x múltiplo de p} \\ 0 & \text{si no es múltiplo} \end{cases} \quad (3.2)$$

Una flecha hacia arriba indica la operación de interpolación. El efecto de la interpolación es un ensanchamiento en el dominio del tiempo y una compresión en el dominio de la frecuencia. El interpolador produce un efecto llamado **reflejo**.

En la práctica un interpolador es seguido de un filtro llamado filtro de interpolación el cual elimina este efecto.

Noción de Escala y Resolución.

Escala: El factor escala tiene como interpretación la escala en los mapas. Grandes escalas significan vistas globales mientras que pequeñas escalas significan vistas detalladas.

El decremento en la escala se logra sobre muestreando con un interpolador y el incremento sub muestreando con un decimador. El cambio de escala en señales de tiempo continuo no alteran su resolución ya que los cambios de escala puede ser revertidos. Sin embargo en señales de tiempo discreto el incremento en la escala en el análisis involucra sub muestreo, el cual automáticamente reduce la resolución.

Resolución: (Grado de detalle discernible) La resolución de una imagen esta fuertemente ligado al número de pixels por columna y línea, tanto como al número de bits con los que se codifiquen los diferentes niveles de grises.

Mientras estos parámetros sean aumentados la imagen digitalizada se parecerá más a la imagen original. Sin embargo, el incremento de estos parámetros incrementará el tamaño de almacenaje y consecuentemente el tiempo de procesamiento de la figura digitalizada. RB11231

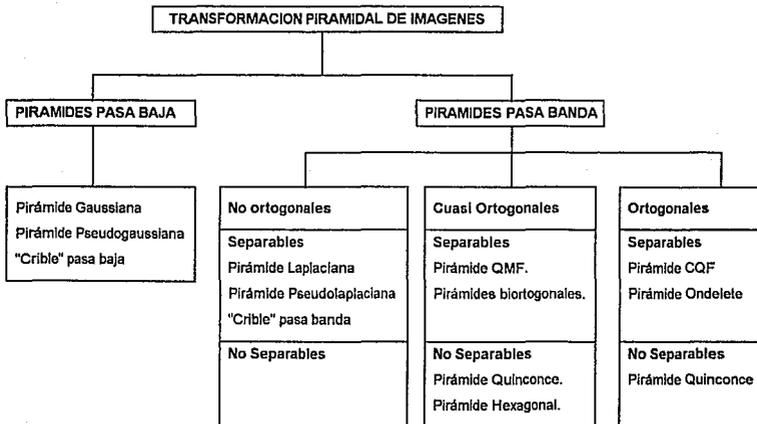


Figura 3.1.

3.1.- METODO PIRAMIDAL PASA BAJAS.

Para un serie de operaciones de filtrado pasa-baja y de sus muestreos sucesivos se asocia a la imagen original G_0 un serie de versiones G_j a resoluciones y a tamaños decrecientes que se ordenan para formar una imagen piramidal (G_0, G_1, \dots, G_{N-1}).

Esta forma de representación que permite tomar la información de manera gradual y jerárquica se clasifica también como método de aproximación multiresolución donde cada versión G_j representa la aproximación discreta a una resolución r_j de la imagen original. De este modo, una imagen piramidal a N niveles corresponde a la aproximación sobre una secuencia de resoluciones (r_j) $0 \leq j \leq N-1$ donde los valores condicionan las características de los filtros y las cadencias de muestreos utilizadas.

A fin de tener una descomposición uniforme y evitar los problemas de la no variación en la escala, la secuencia de resolución debe variar exponencialmente. Esto tiene consecuencias ventajosas sobre la eficiencia puesto que la construcción de una imagen piramidal se simplifica con la utilización de un algoritmo recursivo manipulando un solo filtro discreto y una sola cadencia de muestreos.

La generación recursiva de niveles sucesivos de una imagen piramidal es descrita por el esquema de la figura 3.2, que es manejado por la ecuación de filtrado y sub muestreos.

$$G_j(k,l) = \sum_{m=-M}^M h(m) \sum_{n=-M}^M h(n) G_{j-1}(2k-m, 2l-n) \quad (3.3)$$

$$0 \leq k \leq l_j - 1$$

$$0 \leq l \leq c_j - 1$$

Con:

G_0 imagen original

G_j aproximación de G_0 a la resolución $r_j=2^j$, representa el nivel j de la Pirámide.

c_j, l_j dimensiones en columnas y líneas de la imagen G_j .

c_0 y l_0 son las dimensiones en columnas y líneas de la imagen original G_0 , deben ser tomadas bajo la forma:

$$c_0 = c_{N-1} + 1 \text{ ó bien } c_0 = c_{2N-1} \quad (3.4)$$

$$l_0 = l_{2n-1} + 1 \text{ ó bien } l_0 = l_{2N-1} \quad (3.5)$$

La imagen pueden ser transformada en una pirámide pasa baja donde el número máximo de niveles es N . Cada nivel G_j para dimensiones

$$c_j = c_{2N-1} - j + 1 \quad (3.6)$$

$$l_j = l_{2N-1} - j + 1 \quad (3.7)$$

donde $0 \leq j \leq N - 1$.

Esta Pirámide sobresale por la simplicidad de construcción, más los inconvenientes son el tamaño, puesto que la representación es redundante (ver la figura 3.3). Por consecuencia el número de muestras transformadas aumenta y tiende hacia los 4/3 del tamaño de la imagen original.

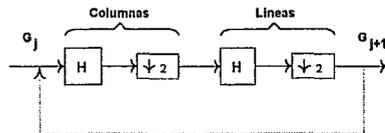


Figura 3.2. Diagrama de construcción de una Pirámide pasa baja

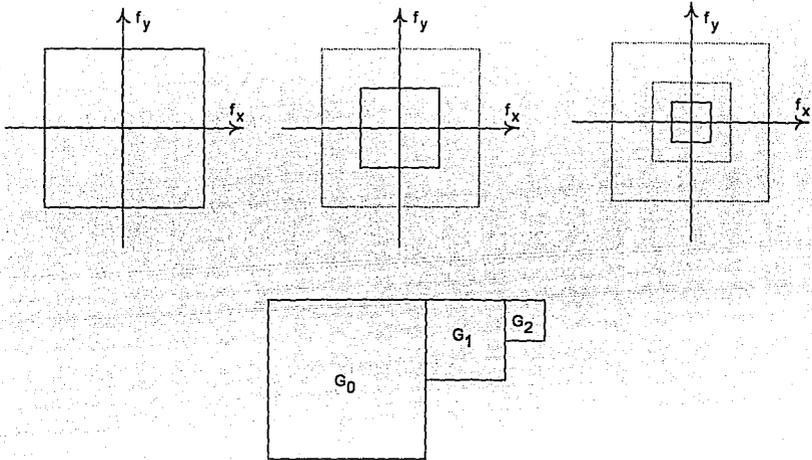


Figura 3.3. Malla de representación espacial de una Pirámide pasa baja de 3 niveles, así como la partición frecuencial correspondiente.

3.2 METODO PIRAMIDAL PASA BANDA ORTOGONAL

Las técnicas de descomposición sub bandas no son de aparición reciente.

Dos dominios independientes se han desarrollado, uno en el espacio y otro en el tiempo, el primero se basa sobre un formalismo matricial y conceptos de tratamiento de señal, aborda el problema con el estudio de sistemas de análisis y síntesis de señal y la concepción de bancos de filtros de descomposición. La segunda puramente matemática y de más grande envergadura. Se preocupa de problemas de análisis tiempo-frecuencia de la señal y de la construcción de un modelo matemático más coherente haciendo uso de herramientas de análisis funcionales y de la teoría de aproximaciones de funciones.

Una parte de esta teoría es reservada a la concepción de bases ortogonales. Nuestra construcción práctica es de una perfecta

similitud con las técnicas de descomposición de sub bandas.

Análisis y Síntesis.

El sistema análisis y síntesis descrito por el diagrama de la figura 3.4 esta constituido esencialmente de dos módulos.

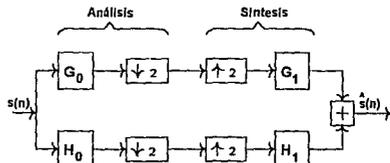


Figura 3.4. Sistema síntesis-análisis de dos canales

Módulo de análisis.

Descompone la señal $I(n)$ en dos canales frecuenciales con filtraje discreto con la ayuda de filtros G_0 y H_0 seguidos de un

decimador de orden dos

Módulo de síntesis.

Reconstruye la señal a partir de las sub bandas que salen de un interpolador, seguidas por los filtros G_1 y H_1 .

Un buen sistema de análisis-síntesis debe garantizar la completa conservación de la información.

Teniendo la ayuda de las ecuaciones de decimación e interpolación dadas por 3.1. y 3.2., la ecuación de reconstrucción global del sistema se expresa como sigue:

$$I'(z) = \frac{H_1(z)H_0(z) + G_1(z)G_0(z)}{2} I(z) + \frac{H_1(z)H_0(-z) + G_1(z)G_0(-z)}{2} I(-z) \quad (3.8)$$

Con:

$$z = e^{2\pi jf}$$

$G_0(z)$, $H_0(z)$, $G_1(z)$, $H_1(z)$ son las funciones de transferencia de los filtros donde las respuestas impulsionales son $g_0(n)$, $g_1(n)$, $h_0(n)$, $h_1(n)$.

$I(z)$, $I'(z)$ son los espectros de las señales de entrada $i(n)$ y de salida $i'(n)$.

Los filtros de síntesis están restringidos a depender de los filtros de análisis de la manera siguiente:

$$g_1(n) = (-1)^n h_0(n) \quad (3.9)$$

$$h_1(n) = (-1)^{n+1} g_0(n) \quad (3.10)$$

Las pirámides ondeletas constituyen el resultado de la extensión de la aproximación multiresolución y de la transformación en ondeletas a causa de señales bidimensionales.

Los filtros H y G son aplicados de manera separada a los ejes de coordenadas de la imagen original. Cada filtrado es acompañado de un decimador de dos. Las sub

imágenes obtenidas reducen el tamaño a un cuarto de la figura original como se muestra en la figura 3.5.

Análisis y Síntesis con filtros separables.

Son posible cuatro combinaciones de filtros.

Sub banda Alta - Alta.

El filtro pasa altas G se aplica sucesivamente sobre las líneas y las columnas de la imagen. Las altas frecuencias horizontales y verticales son eliminadas dentro de la sub imagen HH. La orientación de esta sub banda favorece y pone en evidencia los contornos diagonales.

Sub banda Alta - Baja.

El filtro pasa alta G es aplicado a las líneas y el filtro pasa bajas H a las columnas. Las altas frecuencia horizontales son eliminadas en la sub imagen HB. Las estructuras en orientación vertical son puestas en evidencia.

Sub banda Baja - Alta.

Si la imagen es filtrada pasa bajas en líneas y pasa altas en columnas, las altas frecuencias verticales son eliminadas en la sub imagen BH. Las estructuras en orientación horizontal son favorecidas.

Sub banda Baja - Baja

Si la imagen es filtrada pasa bajas en líneas y columnas las frecuencias bases residuales son recuperadas en la sub imagen BB. Representando la aproximación de la imagen original a una resolución de $1/2$.

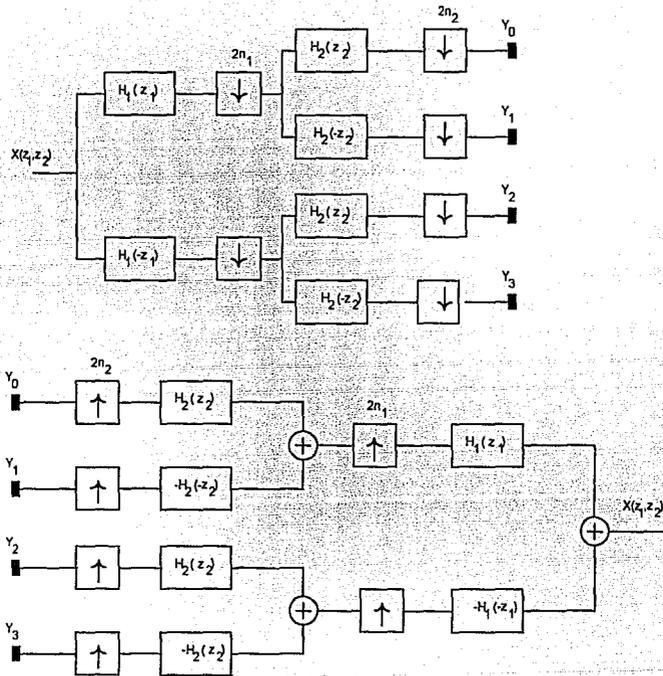


Figura 3.5. Análisis y Síntesis con filtros separables.

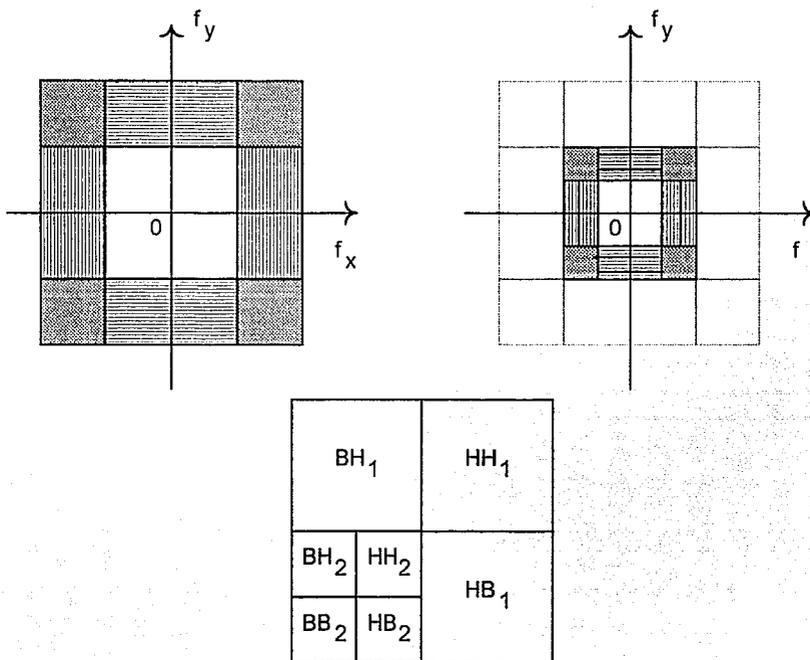


Figura 3.6. Malla de representación de pirámide sub banda ortogonal a 2 niveles, así como su partición frecuencial correspondiente.

El proceso se repite sobre las frecuencias bases residuales (banda BB).

3.3. CRITERIO DE SELECCION DEL METODO.

El método implementado utiliza una Estructura piramidal multiresolución pasa banda ortogonal.

Se eligió este método por las siguientes características:

Transmisión Progresiva: Se implementa automáticamente en este método.

Proporción de tamaño: En cuanto a procesamiento de pirámide, el método pasa baja utiliza una proporción de 4/3:1. Mientras que el método pasa banda utiliza 1:1, esto se genera porque la base de los filtros paso alta y paso baja QMF es ortonormal y al usar una malla escalonada se genera una base ortogonal, que nos evita la redundancia. [13]

Para el desarrollo total del método se requirió la elección de filtros, de un cuantizador y un código, el criterio para seleccionarlos se explica a continuación.

3.3.1.- FILTROS QMF, Filtros Espejo de Cuadratura

Los filtros QMF fueron introducidos por Esteban y Galland en 1977 como método de dividir una señal unidimensional en sub bandas, decimando eficientemente la señales sub bandas y logrando una reconstrucción de la señal original libre de aliasing. Las funciones bases QMF pueden ofrecer buena localización en espacio y frecuencias espaciales y pueden ser puestos en cascada para formar un conjunto similar de bases ortonormales. Más aun, pueden ser implementados eficientemente en computadora y también pueden ser ajustadas para orientación y frecuencia.

Los filtros utilizados son de coeficientes impares.

Núcleo de coeficientes impares

Casi todos los trabajos en representaciones QMF se han basado en núcleos pasa baja que tienen un número de coeficientes par. Esto produce núcleos pasa altas con simetría impar. En general estos núcleos deben tener muchos coeficientes (12 o mas coeficientes) para producir un buen resultado.

Encontramos que los núcleos de coeficientes impares pueden ser mas compactos y tener un buen resultado. Estos núcleos han sido evitados , tal vez porque ellos requieren una manipulación más compleja: Los núcleos paso alta y paso baja deben ser escalonados uno con respecto al otro para un pixel (en términos de procesamiento de señal la decimación pasa altas debe ser precedida por un retraso en el muestreo). En nuestra aplicación esto se logra realizando el filtrado de los pixels en posición par para los filtros pasa bajas e impar para los filtros pasa alta. Para los bordes de la imagen es preferible usar pixels reflejados del borde para completar los pixels faltantes. Cuando los núcleos QMF son puestos en cascada para crear una pirámide multiescala (multiresolución) el núcleo equivalente a cada nivel de la pirámide crece en una escala de

factor de dos. La forma convencional de generar una transformación QMF bidimensional es aplicar separadamente dos transformaciones unidimensionales. Esto produce una descomposición como la mostrada en la figura 3.6. A un nivel dado la imagen se descompone en sub imagen pasa baja, sub imagen vertical, sub imagen horizontal y una sub imagen diagonal. Como se muestra en el patron de decimación, figura 3.7, se corta la densidad de muestreo por un factor de cuatro, así uno termina con cuatro subimágenes, cada una muestreada a un cuarto de la densidad de la imagen original.

0		0		0	
-	X	-	X	-	X
0		0		0	
-	X	-	X	-	X
0		0		0	
-	X	-	X	-	X

Figura 3.7. Patrón de Decimación.

3.3.2.- CUANTIZADOR DE LLOYD-MAX

El cuantizador usado en nuestra aplicación es no uniforme, sin memoria y simétrico. Requerimos de un cuantizador no uniforme puesto que nuestras imágenes están codificadas por sub-bandas provocando que los valores de cada una de las sub-bandas estén muy concentrados, así que según el promedio de valores que ocurren con mayor frecuencia requieren un menor paso de cuantización y los que ocurren con menor frecuencia un paso mas grande.

Como el ojo humano es más sensible a las frecuencias dadas por una de las sub bandas y menos a otras; en nuestro caso es la banda Baja Baja (banda de frecuencias residuales) la cual requeriría entonces un menor número de pasos de cuantización mientras las otras 3 sub bandas requerirían más pasos ya que contienen los detalles de la

imagen. Además este cuantizador disminuye el error medio cuadrático (MSE).

El programa que genera el cuantizador de Lloyd Max que se usa en nuestra aplicación lo hace para distribuciones Gaussianas y Laplacianas.

Distribución Gaussiana

Es un modelo atractivo debido a su simplicidad matemática en el modelado de vector aleatorio Gaussiano. Es aplicable en la realidad solo para imágenes con grises predominantes y zonas con poco brillo u oscuridad. Cuando cada pixel es mas o menos independiente uno de otro. RB15[210]

Distribución Laplaciana

Es muy útil en el diseño de códigos de Huffman para la transmisión de estas cantidades. Cuando se tiene un código de longitud variable tendremos una distribución muy parecida a la laplaciana. RB15[210]

3.3.3.- CODIGO DE HUFFMAN

Al generarse sub bandas en nuestra aplicación, los valores de pixels se encuentran concentrados en ciertos rangos muy específicos, por lo que las probabilidades de ocurrencia de ciertos valores de pixel aumentan, aplicandoles el algoritmo de Huffman (1952) se generará el código más compacto.

GENERACION DEL CODIGO DE HUFFMAN

Si la intensidad de luz cuantizada para cada muestra es codificada con longitudes de palabra variables, y el resultado de las palabras de código son concatenadas para formar una secuencia de dígitos binarios (bits) para el almacenaje o transmisión, entonces la

correcta decodificación por un receptor (el cual, por supuesto, conoce el código) requiere que cada combinación de concatenación de las palabras del código sea únicamente decifrabla. Una condición suficiente para esto es que el código satisfice lo que llamamos **regla de prefijo**, la cual establece que ningún código puede tener del prefijo de otro código. Tales códigos son llamados también **código de árbol**.

El código de Huffman es de longitud variable, minimiza el promedio bit-rango como se ve en la ecuación 1.12. Esta ecuación satisfice la regla del prefijo, y su promedio de longitud de palabra **L1** esta dentro del rango.

$$H(B) \leq L_1 \leq H(B) + 1 \quad \text{bits/pixel (3.11.)}$$

Esto es, hacerlo en 1 bit/pixel de entropía.

La construcción de un código de Huffman involucra el uso de un árbol binario. RB14[150-151]

Pasos para el diseño del código del Huffman:

- 1.- Tome *L* como una lista ordenada de probabilidades de símbolos consideradas para ser asociadas como las hojas de un árbol binario.
- 2.- Tome las dos probabilidades más pequeñas de *L* y forme un nodo padre donde su probabilidad es la suma de los dos nodos hijos. Arbitrariamente asigne 1 a una rama desde el padre a uno de los hijos y asigne 0 a la otra rama del padre al otro hijo.
- 3.- Las dos probabilidades asociadas serán reemplazadas por el nuevo nodo sencillo en la lista. Si la lista solo contiene un elemento realice el paso 4. De lo contrario regrese al paso 2.
- 4.- Lea secuencialmente desde el nodo raíz hasta el nodo hoja donde el símbolo esta localizado.

CAPITULO 4

APLICACION DEL ESQUEMA DE COMPRESION SELECCIONADO

4.1.- SIMULACION ALGORITMICA

El esquema utilizado es una pirámide multiresolución, pasa banda ortogonal. El diagrama a bloques se observa en la figura 4.1.

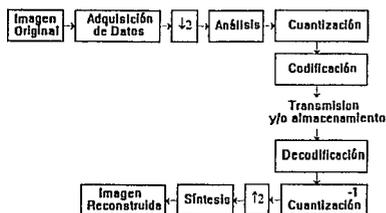


fig. 4.1 Diagrama a bloques del método piramidal multiresolución pasa banda ortogonal.

Filtros utilizados: QMF

Los filtros que se usaron fueron QMF en la tabla 4.1 se observan los coeficientes.

Tabla 4.1

Valores de coeficientes para filtros pasa bajas QMF de coeficiente impar. Los coeficientes correspondientes de pasa alta se derivan de multiplicar por -1^n donde n es la posición del coeficiente en dicho filtro.

No. Coef.	5 Coeficiente	7 Coeficiente	9 Coeficiente
0	0.60762	0.60355	0.56458
1	0.25000	0.25525	0.29271
2	-0.05381	-0.05178	-0.05178
3		0.00525	-0.04271
4			0.01995

BLOQUE DE ADQUISICION DE DATOS

Aquí se introducen todos los datos necesarios para que se pueda efectuar un procesamiento. Tales parámetros son los siguientes:

Para el caso del proceso de análisis:

- Tamaño de la figura original.
- Nivel piramidal.
- Nivel del cuantizador.
- Nombre del archivo a procesar (figura original).
- Nombre del archivo de salida (figura comprimida).
- Tipo de cuantizador usado (gaussiano y laplaciano)

Se hacen las siguientes validaciones:

• Figura original no existente. Manda un mensaje de error si no existe la figura que se procesará.

• Figura de salida existente. Manda un mensaje de confirmación, esto es, si se quiere continuar el procesamiento pues la figura de salida se escribirá en una ya existente.

7• Tipo de cuantizador. Confirma que el tipo de cuantizador sea uno de los valores válidos.

• Niveles del cuantizador. Ratifica que sea un valor permitido.

• Memoria. Manda un mensaje de falta de memoria en el sistema.

Para el caso del proceso de síntesis:

- Tamaño de la figura original.
- Nivel piramidal.
- Número de bits para el cuantizador.
- Archivo a procesar (figura sintetizada y comprimida)
- Archivo de salida (figura sintetizada, reconstruida).
- Tipo de cuantizador usado (gaussiano y laplaciano)

Se hacen las siguientes validaciones:

• Figura a sintetizar no existente. Manda un mensaje de error si no existen el grupo de figuras que se procesaran.

• Figura de salida existente. Manda un mensaje de confirmación, esto es, si se quiere continuar el procesamiento pues la figura de salida se escribirá en una ya existente.

• Tipo de cuantizador. Confirma que el tipo de cuantizador sea uno de los valores válidos.

• Niveles del cuantizador. Ratifica que sea un valor permitido.

• Memoria. Manda un mensaje de falta de memoria en el sistema.

BLOQUE DE ANALISIS (ver fig. 3.5a)

Los valores de pixel en la entrada son reales.

El análisis consta de los siguientes pasos.

Barrido en líneas:

• Son sub muestradas por un decimador de 2.

• A continuación pasa por el proceso de filtrado (filtro pasa baja o pasa alta, filtros de análisis) .

Para el pasa alta (g)

$$H(k, l) = \sum_n g(n) I(k, 2l - n + 1) \quad (4.1)$$

Para el paso bajas (h)

$$B(k, l) = \sum_m h(n) I(k, 2l - n) \quad (4.2)$$

donde:

k es la mitad de líneas de la entrada.

l es la mitad de columnas de la entrada.

n y m son el número de coeficientes simétricos de los filtros.

Se coloca el coeficiente central del filtro en un pixel pivote y se forma una ventana de la longitud del filtro.

Se calculan los productos de los coeficientes del filtro por los pixels correspondientes a la posición que ocupan en la ventana y se suman.

El resultado del filtrado por líneas se guarda para el procesamiento en columnas.

El pixel pivote para un filtro pasa baja debe estar en una posición par y para un filtro pasa alta en una posición impar.

En los bordes de la imagen cuando alguno de los coeficientes del filtro queda sin su correspondiente pixel, entonces se utilizan los pixels reflejados, esto es, se utilizan los pixels de los bordes como un reflejo para completar la ventana del filtro.

Barrido de columnas

- Se submuestra con un decimador de 2.
- Se ejecuta un nuevo proceso de filtrado.

Debido a las decimaciones en líneas y columnas la sub banda a la salida de este bloque queda reducida a una cuarta parte de la figura de entrada.

Este proceso se realiza para cada uno de los niveles.

Las salidas de este bloque son sub bandas de la imagen a diferentes niveles de la pirámide.

Para la aplicación del filtro g paso altas en la dimensión de columnas la función queda:

$$H(k, l) = \sum_n g(n) I(2k - n + 1, l) \quad (4.3)$$

Para el paso bajas h

$$B(k, l) = \sum_m h(n) I(2k - n, l) \quad (4.4)$$

donde:

k es la mitad de líneas de la entrada.

l es la mitad de columnas de la entrada.

n y m son el número de coeficientes simétricos de los filtros.

Las cuatro combinaciones de **H (Altas)** y **B (Bajas)** nos dan las diferentes sub bandas:

BB que representa la aproximación de la imagen original a una resolución de $1/2$, también llamada base de frecuencias residuales.

BH que representa la orientación horizontal.

HB representa la orientación vertical.

HH representa la orientación diagonal.

Este procedimiento se reitera sobre la base de frecuencias residuales (**BB**). Al término de N descomposiciones (niveles piramidales), se obtienen esencialmente tres imágenes piramidales mas la banda de frecuencias residuales (**BB**), o sea:

$$((HH_1, BH_1, HB_1)_{1 \leq j \leq N} BB_N)$$

El número de coeficientes transformados de tal representación es constante e igual al tamaño de la imagen original, siendo esta una consecuencia de la ortogonalidad de la descomposición. El ensamble de las tres pirámides orientadas y la banda residual pueden ser representadas sobre una malla donde las dimensiones son las de la imagen original. El tratamiento separable es equivalente a un filtrado bidimensional de cadencia cuatro esto para cada subbanda separada. Así los filtros h y g utilizado hacen cuatro filtro bidimensionales subbandas.

BLOQUE DE CUANTIZACION

La entrada de este bloque son las subbandas generadas en el bloque de análisis, valores reales.

Mientras que su salida serán valores enteros.

El programa de generación del cuantizador esta basado en el método de convergencia rápida desarrollado por Ngan, Leong y Singh [RB2-400]. El cuantizador esta diseñado para distribuciones Gaussianas, Laplacianas y de Rayleigh, para nuestra aplicación son suficientes las dos primeras. Se producen 3 salidas del cuantizador:

- Nivel de cuantizador.
- Nivel de decisión.
- Nivel de reconstrucción

Los niveles de decisión y de reconstrucción del cuantizador son valores proporcionales y deben ser normalizados. Cada subbanda tiene un valor de píxel máximo (MG) y mínimo (MP) que nos sirven para normalizar todos los valores de píxel de la subbanda para su ajuste con los niveles de decisión y reconstrucción del cuantizador seleccionado.

Proceso de normalización

Los valores normalizados serán nuestros nuevos niveles de decisión y reconstrucción que serán únicos para cada imagen.

Proceso de cuantización

Se toma el primer elemento de la subbanda y se busca el valor del nivel de decisión que se acerque más al valor del elemento. Obteniendo así el nivel del cuantizador que será el valor almacenado.

En el proceso inverso la entrada esta formada por valores enteros provenientes del decodificador de Huffman y su salida son valores reales. Para realizarlo, el valor leído

es el nivel del cuantizador obteniéndose el nivel de reconstrucción respectivo. Almacenándose en memoria volátil para ser sintetizada.

BLOQUE DE CODIFICACION Y DECODIFICACION (HUFFMAN)

La entrada del codificador y decodificador son valores discretos. Para el codificador son producidos por la cuantización y para el decodificador son los valores transmitidos por el codificador.

Proceso de codificación

Con los valores de entrada se calcula un promedio, dividiendo su frecuencia de aparición entre el número de elementos totales. Generándose un árbol binario para obtener un diccionario de palabras (código de Huffman, véase 3.3.3), con las cuales se codificará. El diccionario con los valores procesados, serán transmitidos y/o almacenados en un archivo "salida-análisis".

El diccionario tiene la siguiente estructura:

Número de palabras del diccionario.

Cada palabra esta constituida por: valor original, longitud del código y código asignado.

Proceso de decodificación.

Se leerá del archivo "salida-análisis" el diccionario de palabras con el cual se realizará el proceso de decodificación de la información, traduciendo el código asignado a su valor original hasta terminar con el archivo. Transfiriendo la salida al bloque de cuantización.

BLOQUE DE SINTESIS

Los valores de píxel en la entrada son reales. La síntesis consta de los siguientes pasos.

Barrido en líneas

- Son sobremuestradas por un interpolador de 2 (que introduce ceros).

- A continuación pasa por el proceso de filtrado (filtro pasa-baja o pasa-alta, filtros de síntesis)

Se coloca el coeficiente central del filtro en un pixel pivote y se forma una ventana de la longitud del filtro.

Se calculan los productos de los coeficientes del filtro por los pixels correspondientes a la posición que ocupan en la ventana y se suman.

El resultado del filtrado se guarda para el procesamiento en columnas.

Barrido de columnas

- Se sobremuestra con un interpolador de 2 y

- Se ejecuta un nuevo proceso de filtrado .

Este bloque se aplica en cada subbanda debido a las interpolaciones en líneas y columnas la salida de este bloque es cuatro veces mas grande que la entrada, cada una de las salidas generadas en un mismo nivel son sumadas. Este proceso se realiza para cada uno de los niveles. Donde el último proceso nos devuelve la señal cuasi-original.

La señal original es reconstruida por la adición de las diferentes señales de detalles a la señal residual. No obstante, una interpolación es necesaria para compensar el efecto de la decimación introducida en el análisis. Por analogía al proceso de descomposición la construcción se hará de manera arborecente o recursiva y el tratamiento de las dos dimensiones de la imagen se hará separado como se puede ver en el diagrama de la figura 3.5.

Nuestros filtros de interpolación se generan de la apartir de los filtros g y h del análisis siguiendo las ecuaciones dadas por 3.9 y 3.10. La siguiente ecuación muestra un ejemplo de reconstrucción de la imagen

original y a partir de su representación en piramides QMF a un nivel.

$$I = \overline{BB}_1 + \overline{HB}_1 + \overline{BH}_1 + \overline{HH}_1$$

Aplicando a líneas:

$$\overline{BB}^1(m, n) = \sum_k h(k) \overline{BB}_1(m - k, n)$$

$$\overline{BH}^1(m, n) = \sum_k h(k) \overline{BH}_1(m - k, n)$$

$$\overline{HB}^1(m, n) = \sum_k h(k) \overline{HB}_1(m - k, n)$$

$$\overline{HH}^1(m, n) = \sum_k g(k) \overline{HH}_1(m - k, n)$$

Aplicando a columnas:

$$\overline{BB}(m, n) = \sum_l h(l) \overline{BB}^1(m - l, n)$$

$$\overline{BH}(m, n) = \sum_l h(l) \overline{BH}^1(m, n - l)$$

$$\overline{HB}^1(m, n) = \sum_l h(l) \overline{HB}_1(m, n - l)$$

$$\overline{HH}(m, n) = \sum_l g(l) \overline{HH}^1(m, n - l)$$

donde

k y l son el número de líneas y columnas del archivo de salida del análisis.

m y n son el número de líneas y columnas de la salida de la síntesis.

Para la reconstrucción a partir de un número de niveles N , se repite el proceso de manera recursiva pasando por la reconstrucción de todas las aproximaciones intermedias $BB_{N-1} \dots BB_1$, hasta la obtención de la imagen original BB_0 o I .

4.2.- EVALUACION DE LAS IMAGENES PROCESADAS

En las imagenes que se utilizarán cada pixel esta codificado en 8 bits.

Interview consta de 512 líneas por 512 columnas y proviene de una secuencia de imágenes de la CCEIT (Cesson-Sévigné, Francia). Presenta una escena de interior donde una mujer se levanta y otra mujer permanece sentada.

baboon.512 consta de 512 x 512; representa la cara de un mandril.

lena.256 consta de 256 x 256; es la representación del rostro de una mujer.

Para la evaluación de imágenes se tomará en cuenta su nivel piramidal (0 - 1), su nivel de cuantizador (1 - 7), el número de coeficientes del filtro (Tap = 5, 7, 9). Se realizarán comparaciones por medio de histogramas de distribución de pixels y con ayuda de tasa de compresión vs. NMSE.

A través de la serie de figuras 4.2 (a-g) se observan los histogramas de la figura **baboon.512** procesada con nivel piramidal 0, con Tap = 5, con pasos de cuantización que van de 1 a 7 (4 a 256 niveles de cuantizador), se puede ver que el histograma mejora.

Al aumentar el nivel del cuantizador el histograma se va acercando a la figura original 4.2.

Se puede observar que los niveles mas bajos (1, 2 y 3) no tienen gran parecido con el histograma original los niveles superiores (5, 6 y 7) tienen mayor parecido.

Para la figura **lena.256** procesada se tienen las figuras 4.3 (a-g) que representan los histogramas de todos los niveles de cuantización para una figura con nivel piramidal 1 y tap de 9, los histogramas de la

figura procesada se acercan rápidamente al histograma de la figura original. Con cada aumento de nivel de cuantizador se observa una mejora, aunque las mas notables son las obtenidas entre el nivel 1 a 2 y 2 a 3, despues de estos niveles las mejoras son menores; pero mas cercanas al histograma de la figura original 4.3.

En las series de las figuras 4.4. (a - c) se compara el nivel piramidal 0 vs 1 para la figura procesada **baboon.512** con un tap = 5 y cuantizador 1 (figura 4.4.a), 3 (figura 4.4.b) y 6 (figura 4.4.c). Las diferencias mas grandes se observan en los niveles de cuantificación mas bajos 1 y 3 pero en un nivel 6 las diferencias entre niveles piramidales es menor.

Las figuras 4.5 (a - c) muestran los histogramas de las figuras procesadas de **lena.256** con un tap = 5, nivel de cuantización 1, 3 y 6 respectivamente, y comparan los niveles piramidal 0 y 1. Cuando los niveles de cuantizador son bajos como en la figura 4.5.a, las diferencias entre los niveles piramidales son considerables, al ir aumentando el nivel del cuantizador todavía se conserva cierta diferencia aunque menor. Ya en niveles altos (nivel 6) las diferencias son mínimas y en este caso se ve un corrimiento de la distribución del nivel piramidal cero.

En las series de figura 4.6.(a-c) y 4.7(a-c) se comparan los diferentes taps (5, 7, 9) de una figura procesada con cuantizador 1, 3 y 6 de las figuras **baboon.512** y **lena.256**. Las diferencias entre taps son mínimas, cuando el nivel del cuantizador es pequeño (1 y 3) estas diferencias son visibles y cuando es grande (7) casi no hay diferencia. En estas figuras se ve la comparación con el histograma de la figura original y las mejores aproximaciones a este histograma se obtiene con cuantizadores altos, figuras 4.6.c y 4.7.c.

Las figuras 4.8(a-c) representan los histogramas de **interview** procesada, con nivel piramidal cero, con cuantizadores de 1, 3 y 7 niveles. Comparando los taps 5, 7 y 9 se vuelve a observar que las diferencias mas grandes entre taps se encuentra en niveles de cuantización bajos (figura 4.8 a-b).

4.2.1.- Tasa de compresión

Las tasas de compresión se presentan en la tabla 4.2, y el cálculo de el promedio bits/pixel se hizo con la ecuación 2.5.

TABLA 4.2. TASA DE COMPRESION DE NIVEL PIRAMIDAL 0.
IMAGENES lena.256 y baboon.512 CON FILTRO DE TAP = 5

Nivel Q	lena.256	baboon.512
1	0.12640	0.13739
2	0.18808	0.21881
3	0.26758	0.35041
4	0.39937	0.49794
5	0.54344	0.64140
6	0.69492	0.78530
7	0.85609	0.93376

4.2.2. Error Medio Cuadratico Normalizado (NMSE)

La medida de la calidad objetiva de las imágenes se obtuvieron utilizando las ecuaciones 2.2 y 2.3 para el error medio cuadrático y el error medio cuadrático normalizado. Se mostraran los resultados obtenidos con las figuras en gráficas para su mejor compresión.

Aunque se ha apreciado que las mejores aproximaciones a los histogramas originales se logran con niveles de cuantización altos, estos niveles tienen muy pequeñas diferencias de error entre niveles como se puede ver en las graficas 4.2.h y 4.3.h NMSE vs. Tc, mientras la diferencia entre el nivel 1 y el nivel 2 de cuantizador es de casi 36 unidades, entre el nivel 6 y 7 es de 0.015 (figura 4.2.h). En estas graficas también se observa que la razon de compresión va disminuyendo aunque en menos proporción que el NMSE

Podemos decir que una buena aproximación a la imagen original se obtiene con un nivel de cuantización 3 que nos da un histograma aceptable, figuras 4.2.c y 4.3.c (aunque no el mejor), con un NMSE para

baboon.512 de 6.4 y para lena.256 de 1.71, con una razon de compresión de 22.83 y 29.9 respectivamente. Si escogieramos un nivel de cuantizador mas alto el error no disminuye lo suficiente para compensar la disminución en la razon de compresión, pues mientras para baboon.512 el NMSE disminuye 1.3 la razon de compresión disminuye 14 y en lena.256 solo disminuye 0.8 y la Rc 20, lo cual no justifica el uso de niveles altos.

Aunque la elección del nivel es de acuerdo a la utilización que se le de a la figura. A pesar de que un nivel 2 de cuantizador (figura 4.2.b y 4.3.b) tengan un pobre acercamiento al histograma de la figura original, el NMSE sigue siendo lo suficientemente pequeño (14 y 5.8 respectivamente), para que pueda ser utilizada como una imagen de reconocimiento rápido en un sistema de procesamiento de imágenes, o cuando el tiempo en la transmisión es más importante que la calidad final de la imagen.

El nivel de cuantización 1 no se recomienda (figuras 4.2.h y 4.3.h), ya que la Razón de compresión mas grande (de 58 y 63) no compensa un NMSE 51 y 41 mucho mas grande a cualquier otro. Además sus histogramas son los que menos se acercan al histograma original (figuras 4.2.a y 4.3.a).

En las gráficas de NMSE vs. Rc (figuras 4.4.d y 4.5.d) al comparar nivel piramidal 0 contra nivel piramidal 1 se puede observar que la mayor diferencia de NMSE está en el nivel 1, para baboon.512 la diferencia es casi de 6 y para lena.256 de 36.

Es notable la disminución en el NMSE, de esta manera se comprende porque utilizar diferentes niveles piramidales, cuantos mas niveles existan se mejora la respuesta de los mas bajos niveles de cuantizador en proporciones de hasta 1:5.

Las graficas 4.6.d, 4.7.d y 4.8.d presenten la relacion NMSE vs. Rc para los diferentes taps (5, 7 y 9). Las comparaciones entre la razon de compresión de los diferentes taps nos muestra una gran uniformidad, mientras que para el NMSE la figura 4.8.d

presenta un alto NMSE para el tap 7. Por lo que se nota que las respuestas de error de los taps es de acuerdo al tipo de figura que se maneje, pues para baboon.512 figura 4.6.d la mejor respuesta se obtiene con un tap de 7. Y en lena.256 figura 4.7.d se obtiene mejor respuesta con tap de 7 y tap de 9 según el nivel de cuantizador que se elija, mientras **interview** obtiene su mejor respuesta con tap de 5.

TABLA 4.3. NMSE DE NIVEL PIRAMIDAL 0 PARA LAS IMAGEN baboon.512 y lena.256 CON FILTRO DE TAP = 5

Nivel Q	baboon.512	lena.256
1	50.9986	40.90547
2	14.0071	5.81422
3	6.40302	1.71073
4	5.06994	1.09426
5	4.78726	0.95898
6	4.72106	0.92818
7	4.70587	0.91487

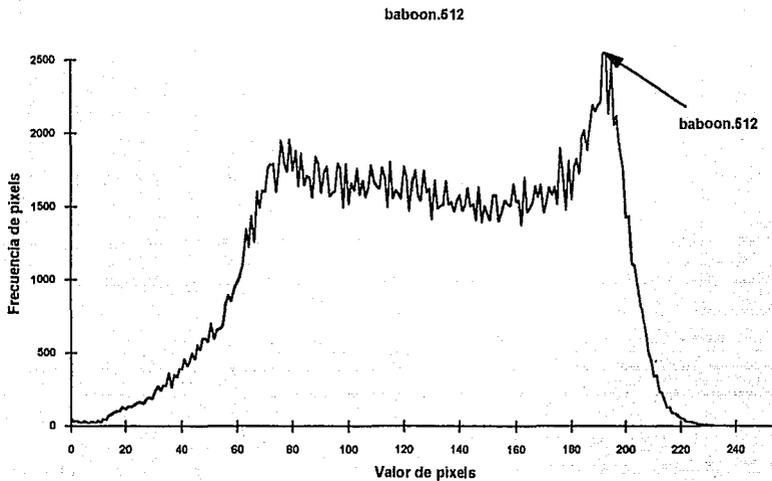


Figura 4.2. Histograma de baboon.512

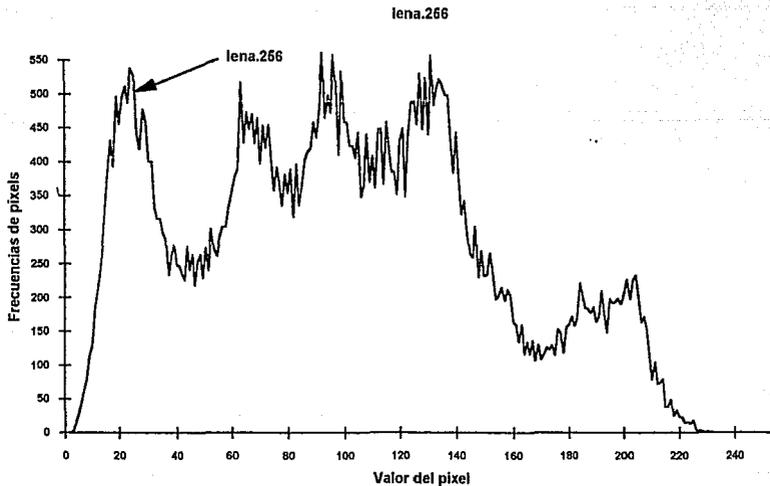


Figura 4.3 Histograma de lena.256

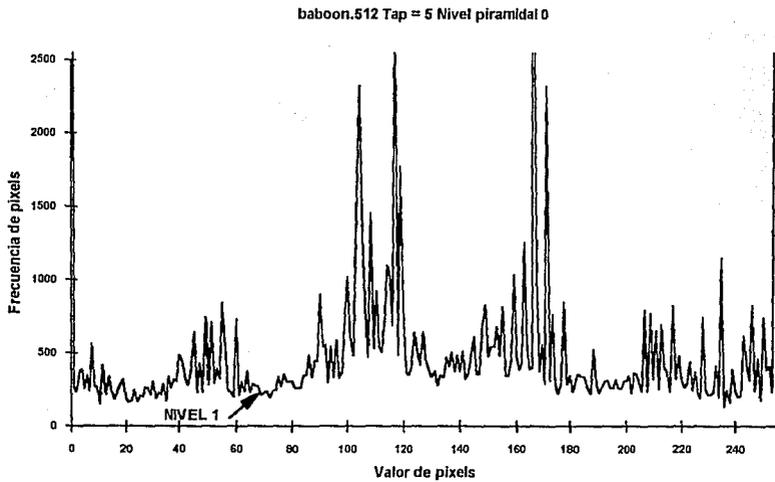


Figura 4.2.a Histograma 1/7 de baboon.512

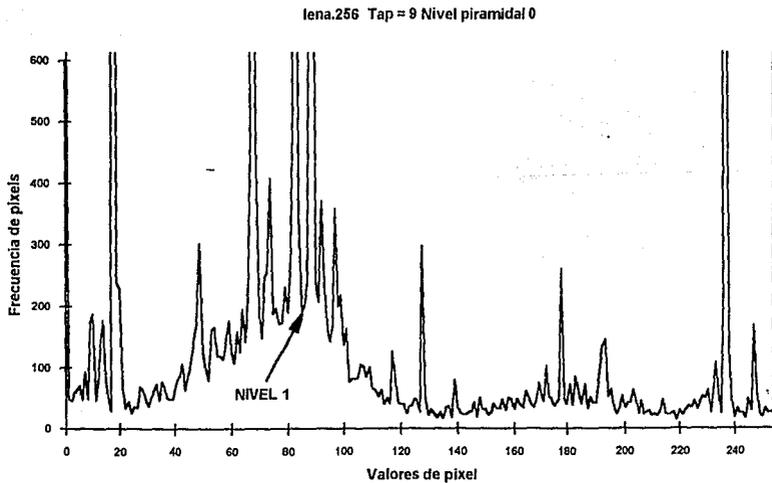


Figura 4.3.a Histograma 1/7 de lena.256

baboon.512 Tap = 5 Nivel piramidal 0

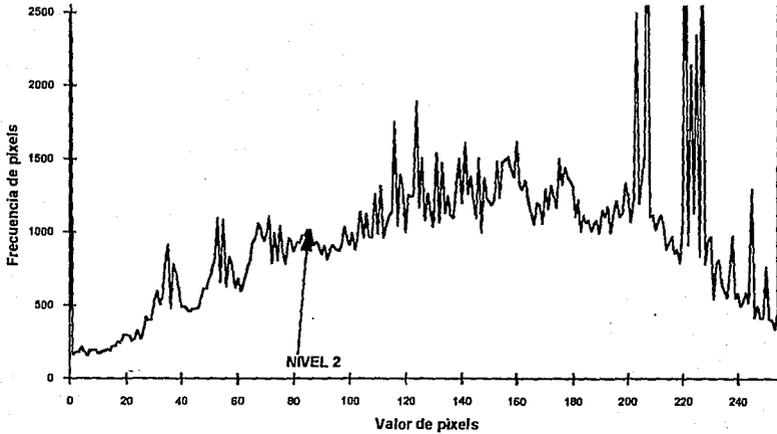


Figura 4.2.b Histograma 27 de baboon.512

lena.256 Tap = 9 Nivel piramidal 0

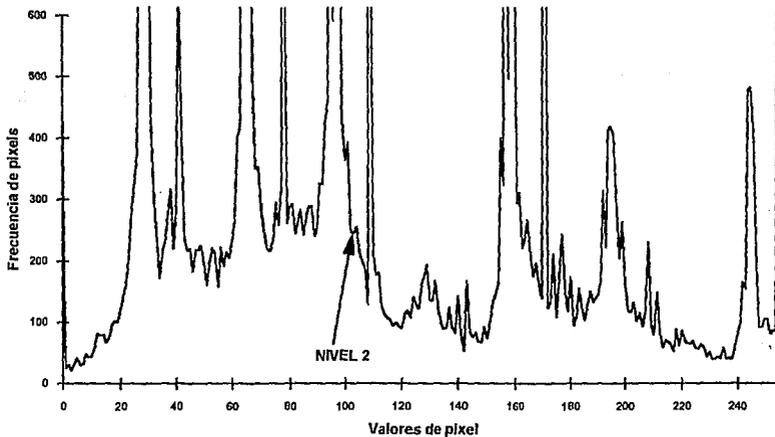


Figura 4.3.b Histograma 27 de lena.266

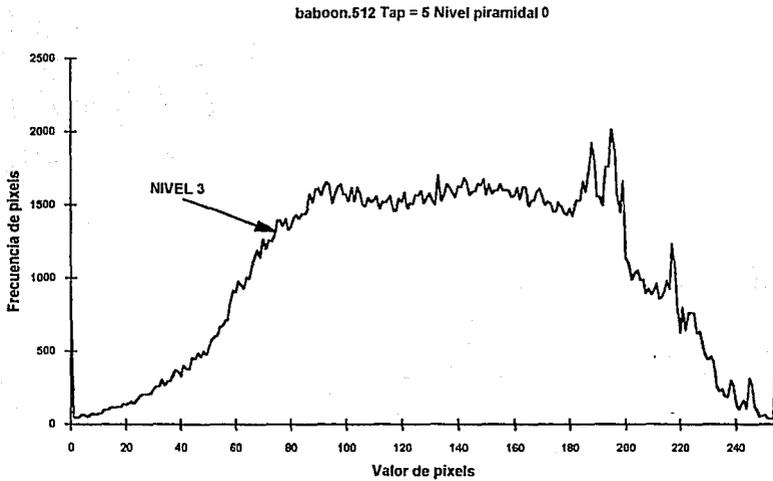


Figura 4.2.c Histograma 3/7 de baboon.512

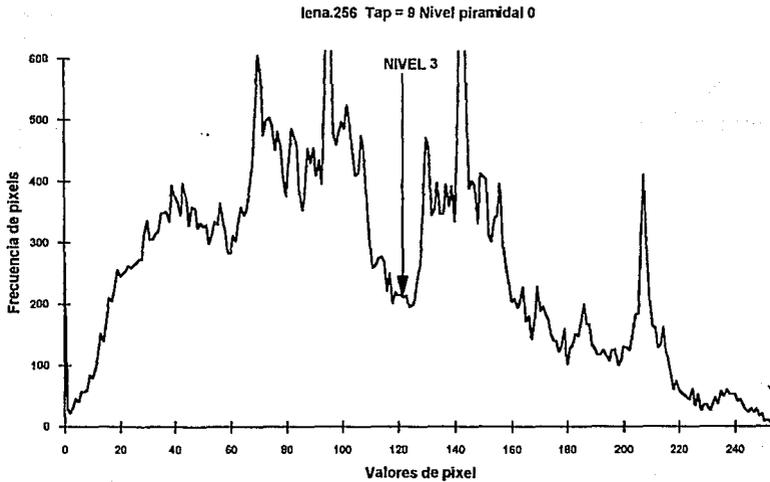


Figura 4.3.c Histograma 3/7 de lena.256

baboon.512 Tap = 5 Nivel piramidal 0

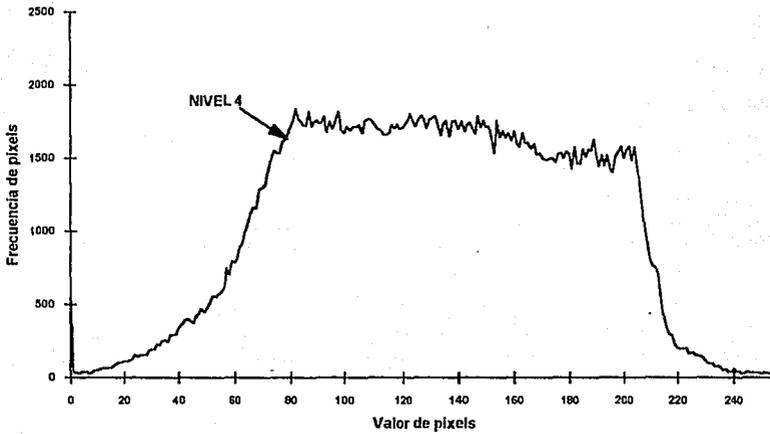


Figura 4.2.d Histograma 4/7 de baboon.512

lena.256 Tap = 9 Nivel piramidal 0

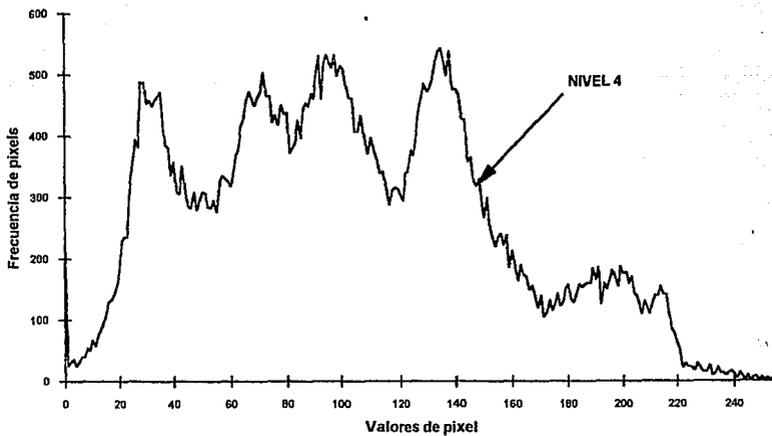


Figura 4.3.d Histograma 4/7 de lena.256

baboon.512 Tap = 5 Nivel piramidal 0

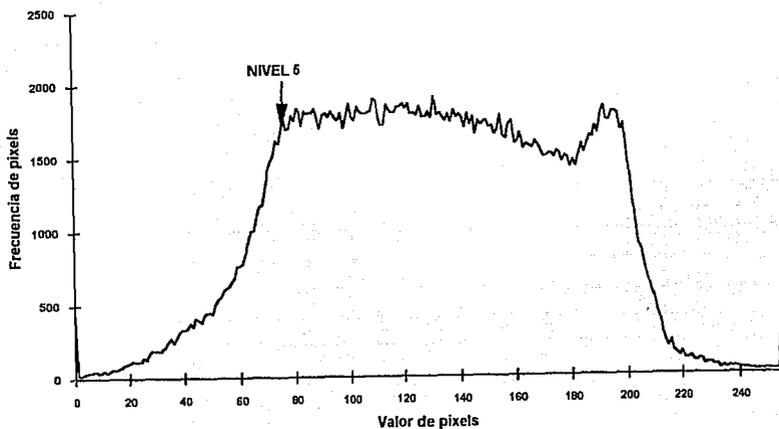


Figura 4.2.e Histograma 5/7 de baboon.512

lena.256 Tap = 9 Nivel piramidal 0

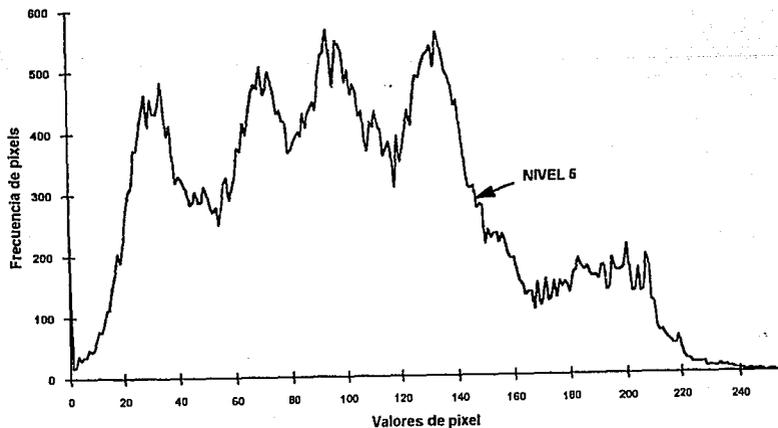


Figura 4.3.e Histograma 5/7 de lena.256

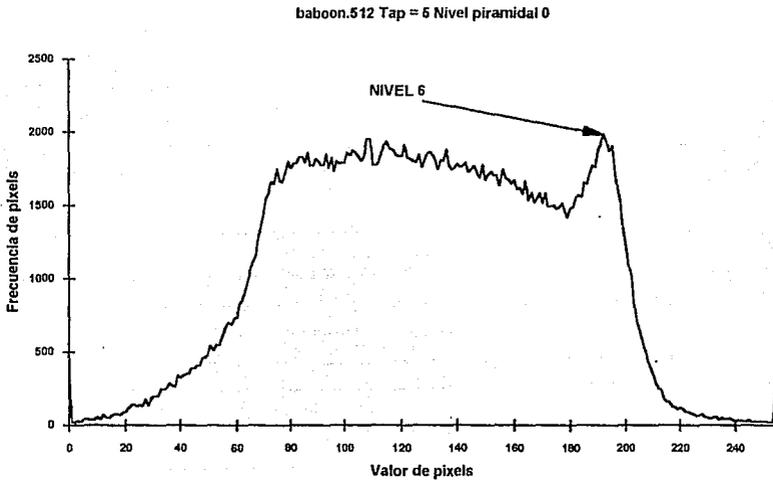


Figura 4.2.f Histograma 6/7 de baboon.512

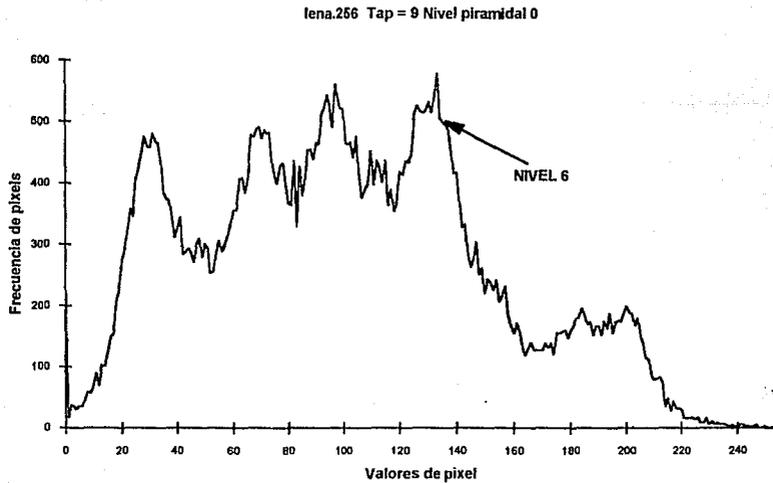


Figura 4.3.f Histograma 6/7 de lena.256

baboon.512 Tap = 5 Nivel piramidal 0

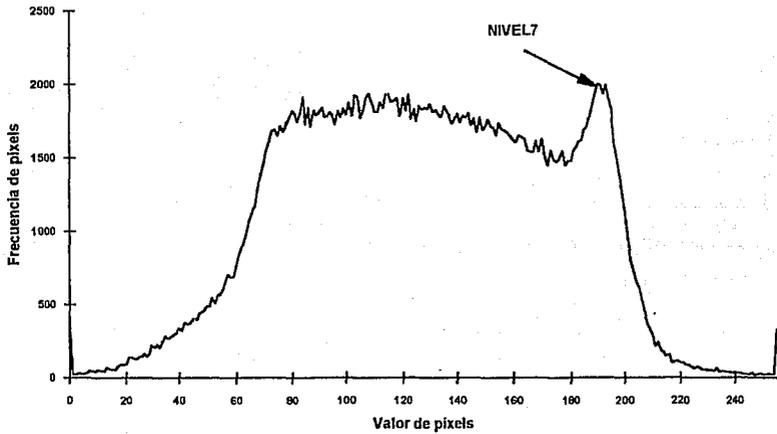


Figura 4.2.g Histograma 77 de baboon.512

lena.256 Tap = 9 Nivel piramidal 0

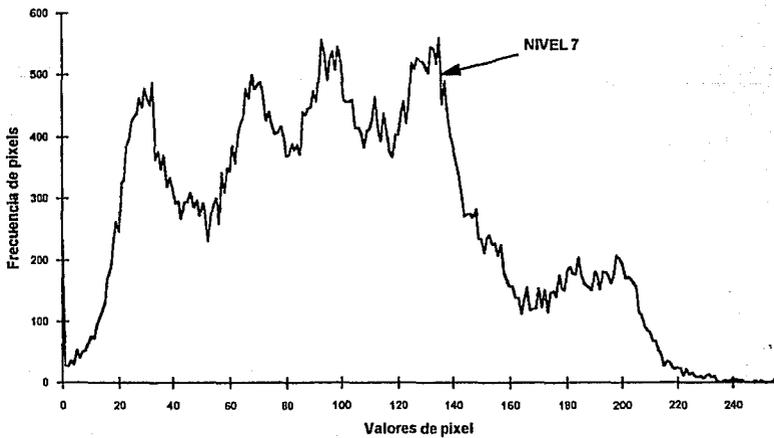


Figura 4.3.g Histograma 77 de lena.256

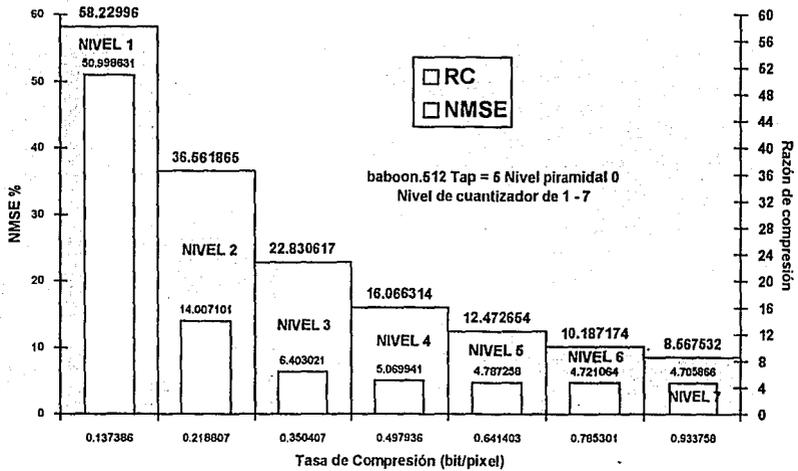


Figura 4.2.h Gráfica NMSE vs. Tc, para la serie baboon.512.

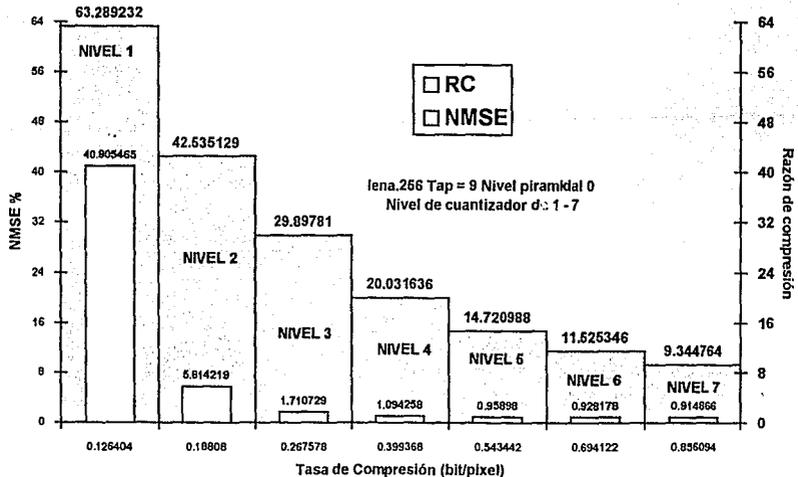


Figura 4.3.h Gráfica NMSE vs.Tc, para la serie lena.256

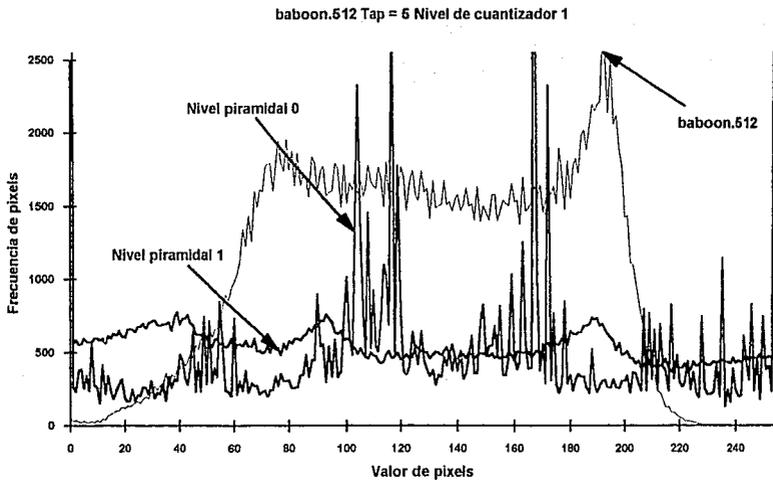


Figura 4.4.a Comparación de niveles piramidales de baboon.512

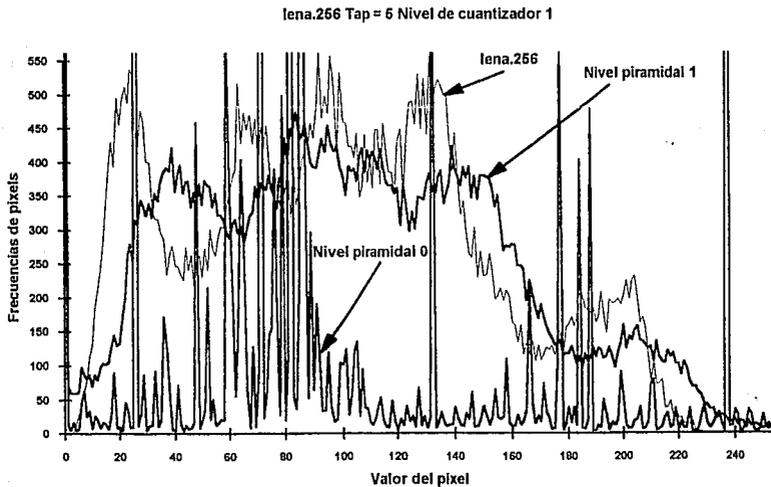


Figura 4.5.a Comparación de niveles piramidales de lena.256

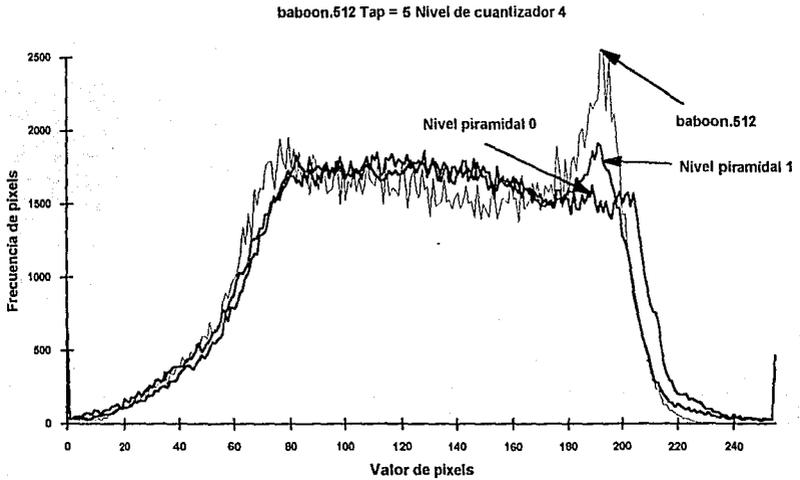


Figura 4.4.b Comparación de niveles piramidales de baboon.512

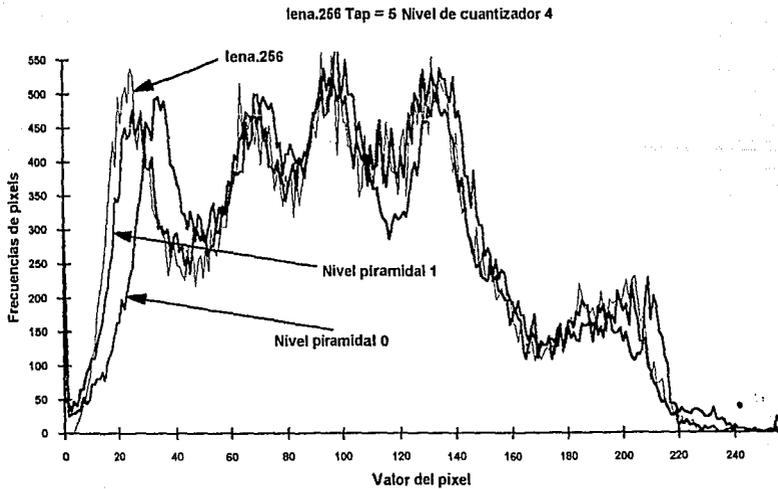


Figura 4.5.b Comparación de niveles piramidales de lena.256

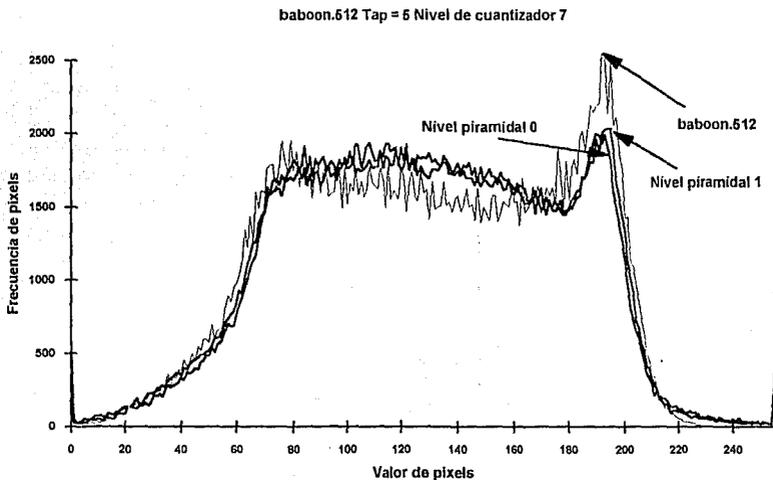


Figura 4.4.c Comparación de niveles piramidales de baboon.512

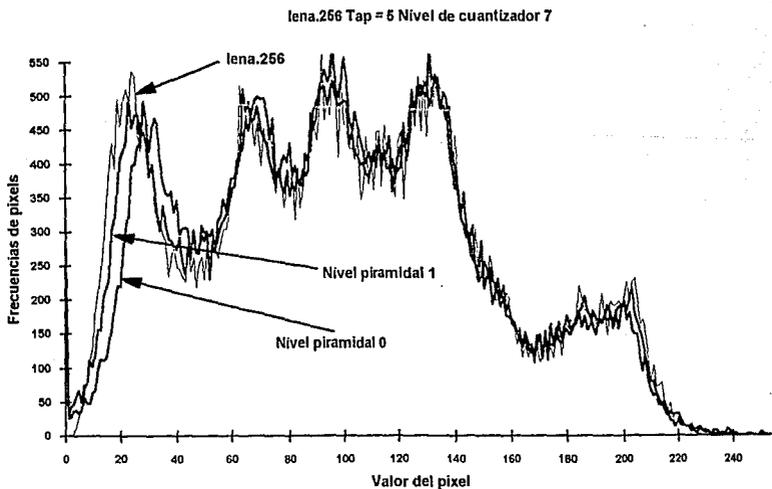


Figura 4.5.c Comparación de niveles piramidales de lena.256

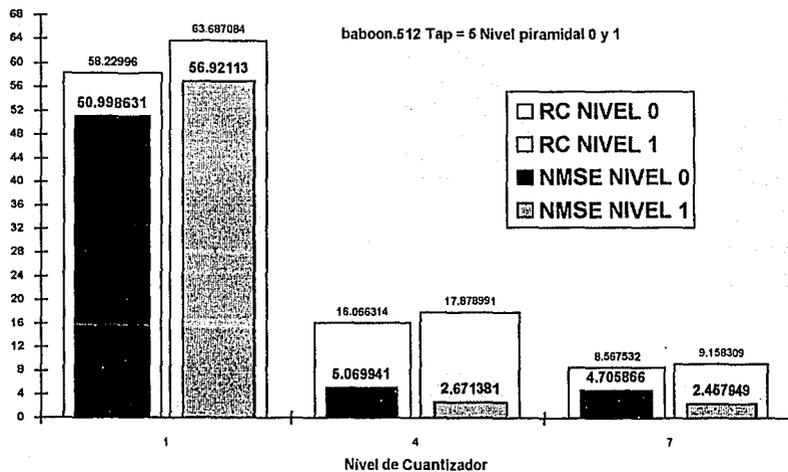


Figura 4.4.d Gráfica NMSE vs. Rc, para la serie de comparación de niveles piramidales de baboon.512

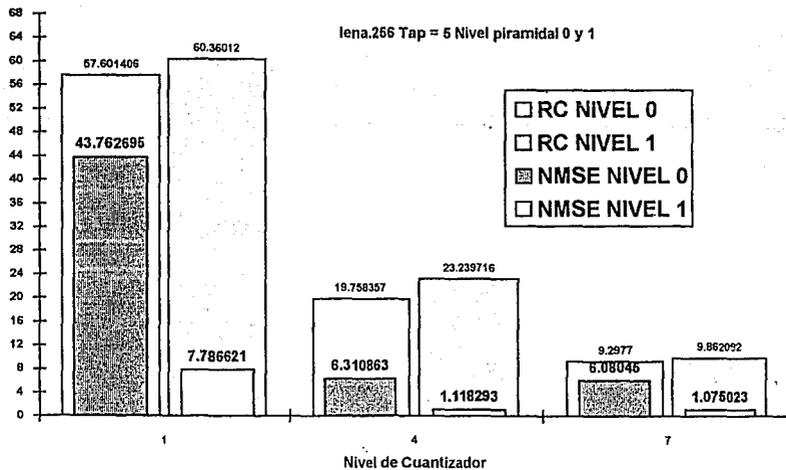


Figura 4.5.d Gráfica NMSE vs. Rc, para la comparación de niveles piramidales de lena.256

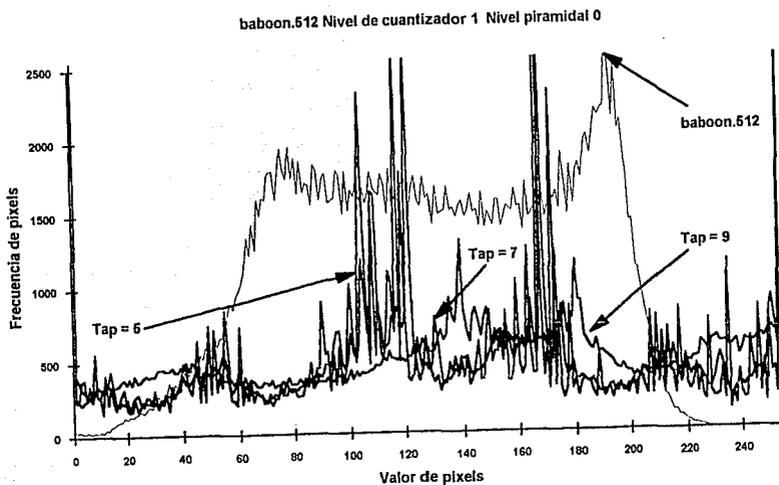


Figura 4.6.a Comparación de taps de baboon.512

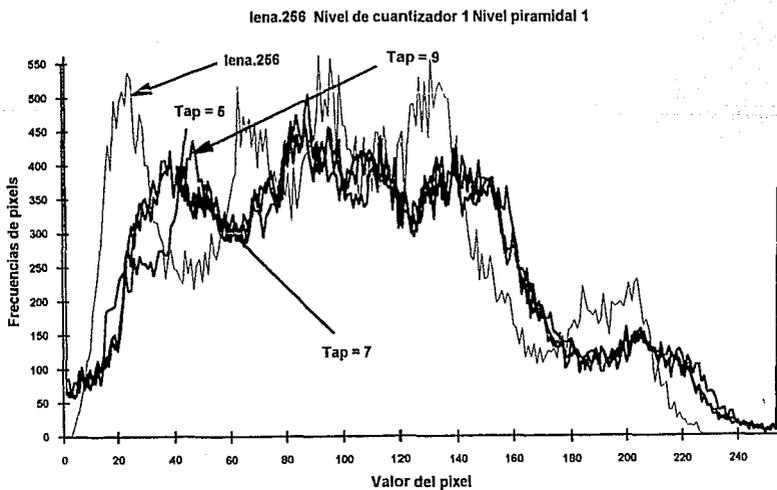


Figura 4.7.9 Comparación de taps de lena.256

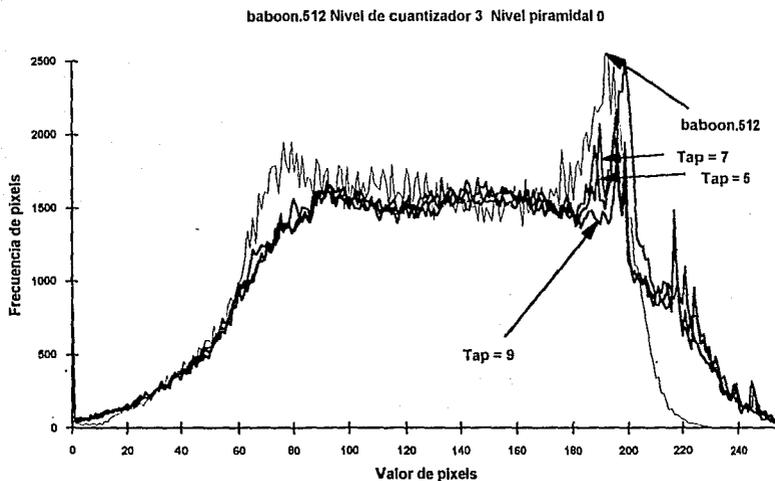


Figura 4.6.b Comparación de taps de baboon.512

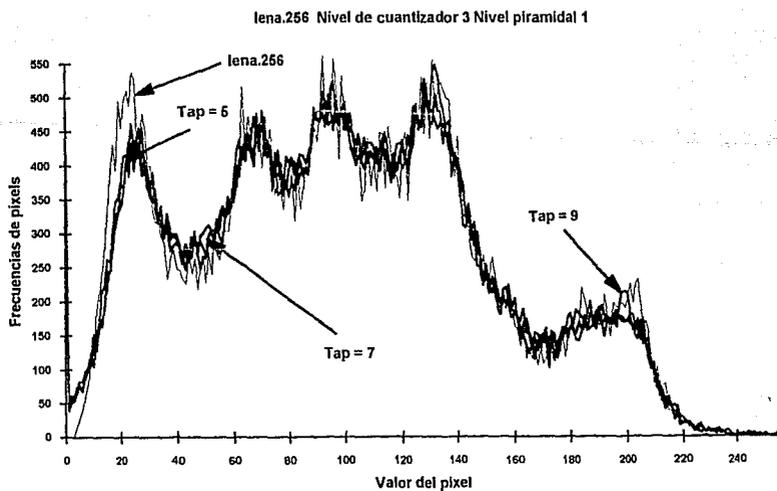


Figura 4.7.b Comparación de taps de lena.256

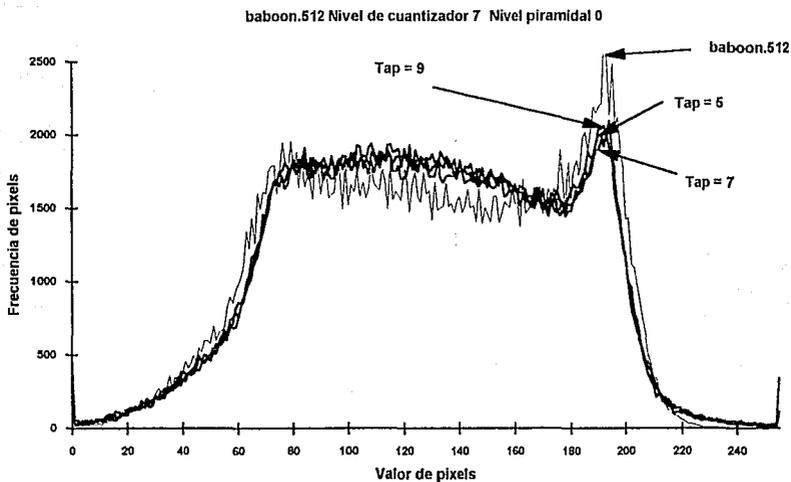


Figura 4.6.c Comparación de taps de baboon.512

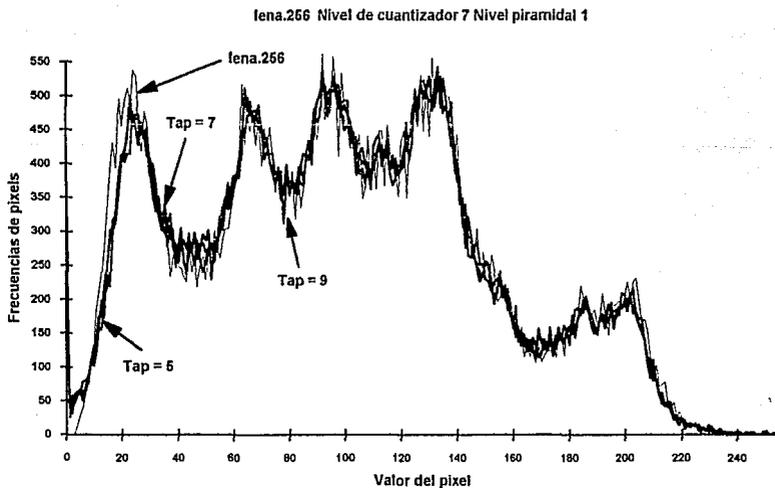


Figura 4.7.c Comparación de taps de lena.256

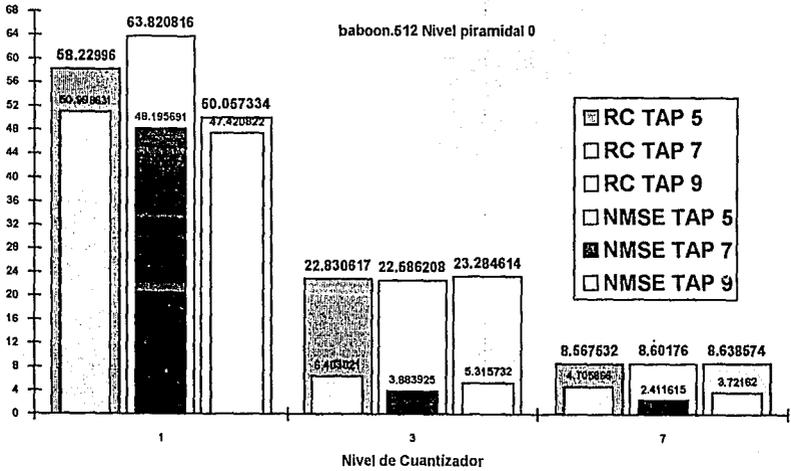


Figura 4.6.d Gráfica NMSE vs. Rc, para la comparación de taps de baboon.512

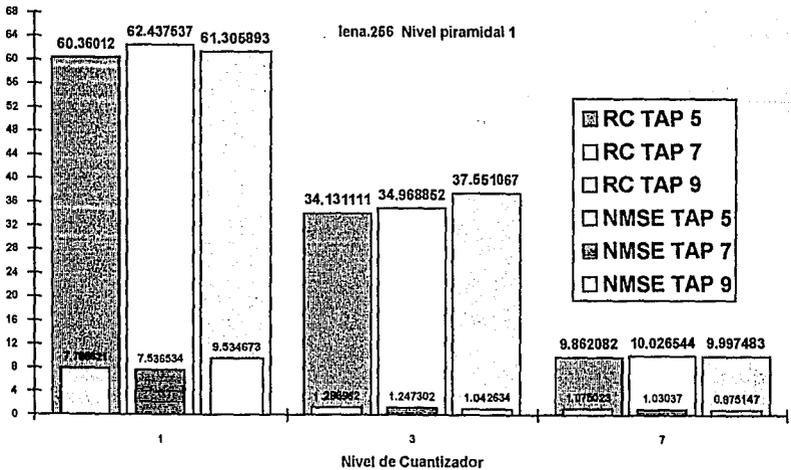


Figura 4.7.d Gráfica NMSE vs. Rc, para la comparación de taps de lena.266

interview Nivel de cuantizador 1 Nivel piramidal 0

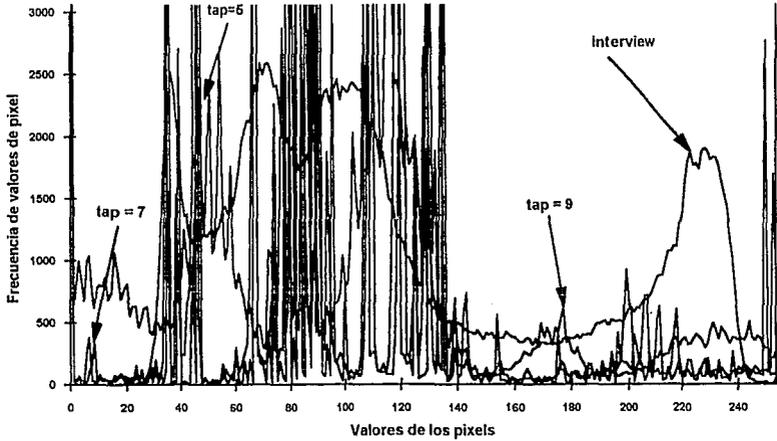


Figura 4.8.a Comparación de taps de interview

spheresim1 Nivel de cuantizador 3 Nivel piramidal 0

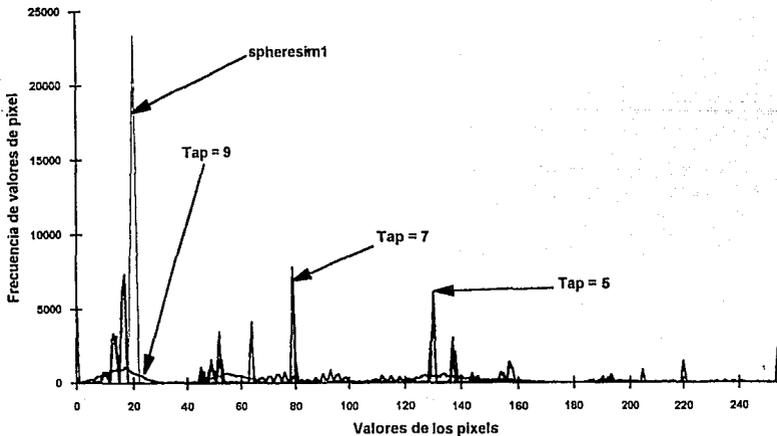


Figura 4.9.a Comparación de taps de spheresim1

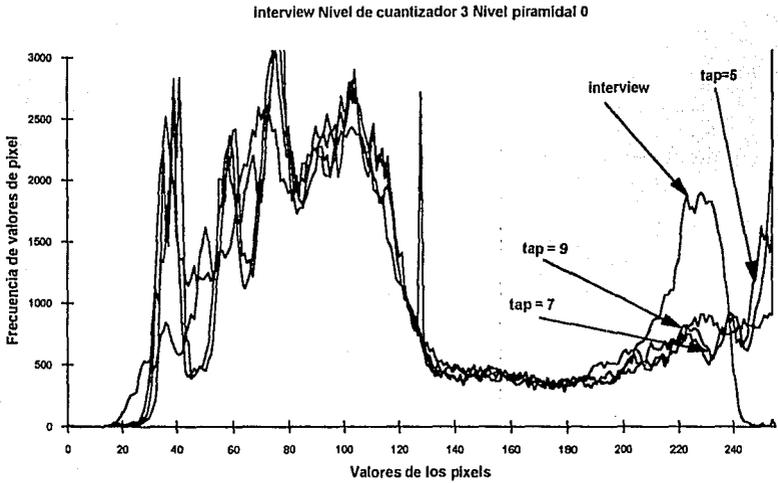


Figura 4.8.b Comparación de taps de interview

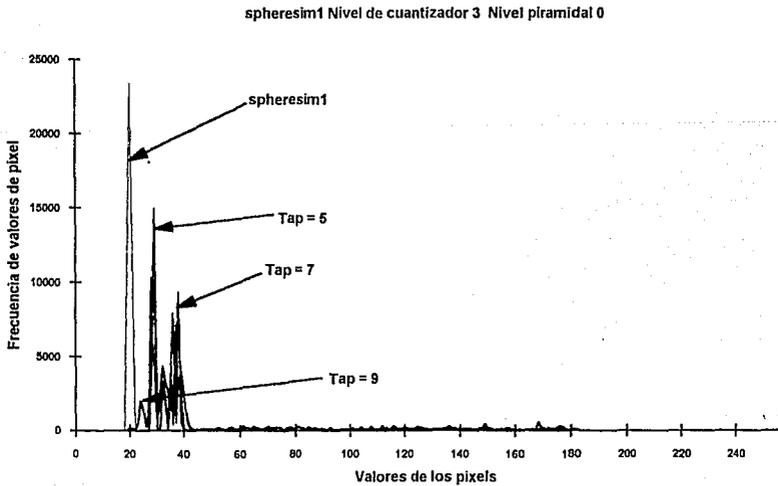


Figura 4.9.b Comparación de taps de spheresim

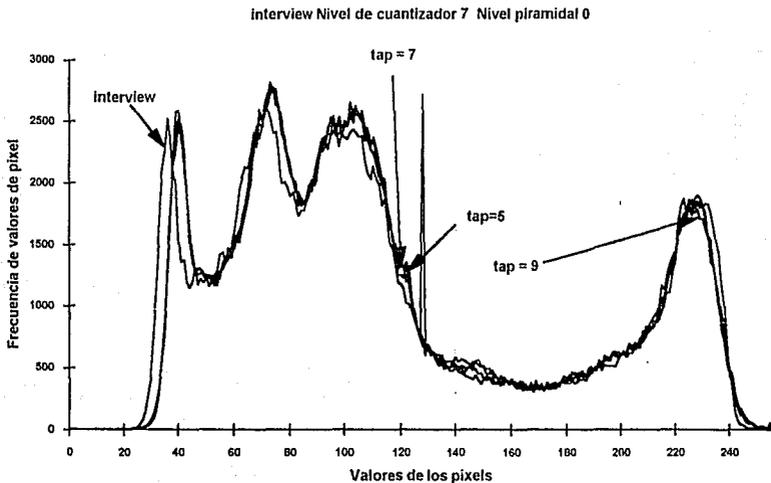


Figura 4.8.c Comparación de taps de interview

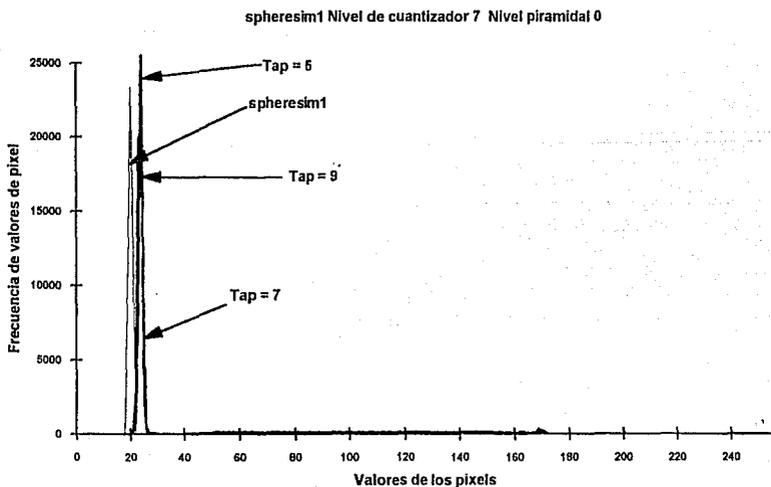


Figura 4.9.c Comparación de taps de spheresim

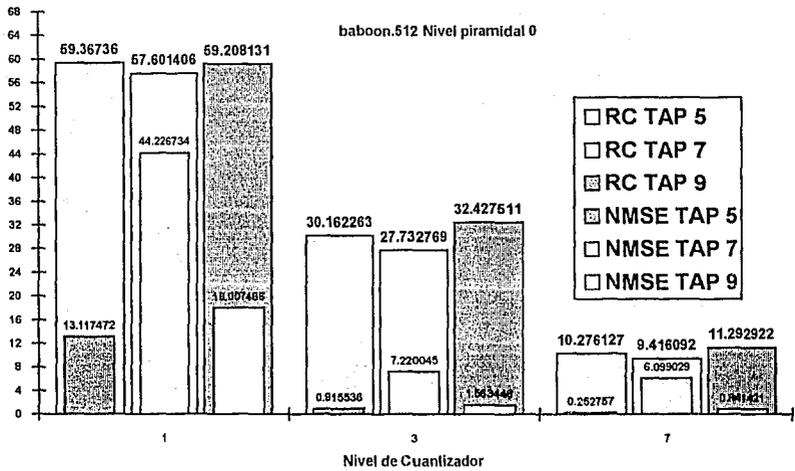


Figura 4.8.d Gráfica NMSE vs. Rc, para la comparación de taps de interview

CONCLUSIONES

A través de este trabajo se desarrolló una investigación sobre el tema de la compresión de imágenes, conceptos generales del procesamiento de imágenes, métodos de compresión dentro de los cuales se encuentra el método piramidal multiresolución pasa banda que utilizamos en la aplicación.

El tema de compresión de imágenes es amplio. Nosotros nos abocamos a una pequeña área en la cual solo utilizamos imágenes fijas y en blanco y negro, codificadas en 8 bits por pixel.

El método que utilizamos es eficiente en imágenes con niveles de grises uniformes, sin cambios bruscos, sin contornos marcados. Las compresiones logradas fueron del orden de 1 a 60 la mayor, sin mucha calidad al aumentar el nivel del cuantizador la calidad aumenta pero el grado de compresión disminuye llega el momento que aunque se incremente el nivel del cuantizador la calidad aumenta muy lentamente o de forma imperceptible (generalmente en el orden de 32 a 256 niveles de cuantización, ver tabla 4.2 y serie de figuras 4.2 y 4.3).

Los cambios más notables se logran al usar nivel piramidal 1 que nos proporciona una mejora considerable contra el nivel piramidal 0 para cuantizadores de niveles bajos (1, 2 y 3). Esto se puede observar en las graficas 4.4.d y 4.5.d.

Lo más importante para la selección de un método de compresión es el uso que se les da a las imágenes a procesar, en el presente trabajo desarrollamos uno de los muchos métodos que existen realizando pruebas y comprobaciones entre diversos aspectos, como niveles de cuantización, niveles de pirámide, número de coeficientes de los filtros, sin embargo esto puede ser ampliado y mejorado para futuros trabajos, ya que no tomamos en cuenta la relación de tiempo de procesamiento contra espacio de almacenamiento, pero esto de acuerdo al sistema en el que se implante el método.

BIBLIOGRAFIA

RB1 Pavlidis, Theodosios. *Algorithms for graphics and image processing*, Ed. Computer Science Press, 1982, 416 pp.

RB2 Rao, K. R., *Discrete cosine transform : algorithms advantages and applications*, 1990', Ed. Academic Press, 490 pp

RB3 Schalkoff Robert J., *Digital Image processing and computer vision*, Ed. Wisley, 1989, 489pp, Singapore

RB4 Ed. Hüseyin Abut, *Vector quantization*, IEEE Press, 1990, 565 pp

RB5 ETAL, *Image processing and its applications*, IEE Conference publication, 3o Conference, 709 pp,

RB6 Ed. Rama Chellappa and Alexander Sawchuk, *Digital image Processing*, Ed. IEEE Computer Society Press, 1985, 720 pp

RB7 Rosenfeld Azriel, *Digital picture processing*, Ed. Academic Press Inc., E.U., 1982, 349 pp.

RB8 Pratt William K., *Digital Image Processing*, Ed. John Willey and Sons., 1978, 750pp

RB9 García Garduño Victor y Moctezuma Flores Miguel, *Implantación de un sistema de compresión de imágenes en un microprocesador de señales*, Tesis de maestría, DEPI UNAM, México D.F., Agosto de 1990, 91pp

RB10 Green William B., *Digital Image processign*, Ed. Macmillan, USA, 1989, 251 pp

RB11 González Rafael C. y Wintz Paul., *Digital Image Processing*, Ed. Adisson Wesley., 2a. ed., 1987, 503 pp

RB12 Jain Anil K., *Fundamentals of digital image processing*, 1989, Ed. Prentice Hall, USA, 569 pp

RB13 Dougherty Edward R., Giardiana Charle R., *Matrix Structures Image processing*, Ed. Prentice Hall, 1987, 258 pp

RB14 Chang S.K., *Principles of pictorial Innformation systems design.*, 1989, Ed. Prentice

Hall, USA, 369 pp

RB15 Netrevali, *Digital Picture: Representation and Compretion*, 586pp, Ed. Plenum Press.1988.

RB16 Nadia Baaziz, *Approaches d'estimation et de compensation de mouvement multirésolutions pour le codage de séquences d'images.*, Tesis doctoral, L'UNIVERSITE DE RENNES I, Francia, Octubre de 1991, 219 pp.

HEMEROGRAFIA

RH1 Proceedings of the IEEE, vol. 68, No. 3, Marzo 1980, PICTURE CODING A REVIEW, Arun Netrevali, 366-406 pp.

RH2 SPIE, Visual Communications and Image Processing II, vol.845, 1985, ORTHOGONAL PYRAMID TRANSFORMS FOR IMAGE CODING, Adelson, et al., 50-58 pp.

RH3 IEEE SP Magazine, Octubre 1991, WAVELETS AND SIGNAL PROCESSING, Rioul and Vetterli, 14-38 pp.

RH4 ICASSP 86, Tokyo, SUB BAND CODING OF IMAGES, IEEE, Woods & O'Neil, 1005 - 1008 pp.

RH5 IEEE Transactions on acustics, speech and signal processing, vol. ASSP-34, no.5, Octubre, SUB BAND CODING OF IMAGES, W. Woods John and O'Neil., 1278 - 1288 pp.

RH6 IEEE ASSP Magazine, QUADRATURE MIRROR FILTER BANKS M-BAND EXTENSIONS AND PERFECT RECONSTRUCTION TECHNIQUES, P. P. Vaidyanathan, julio 1987.