

# Gabor 변환에 의한 영상부호화

準會員 都 允 美\* 正會員 金 南 哲\*

## Image Coding Using Gabor Transform

Yoon Mee DO\*, Nam Chul KIM\* *Regular Members*

**要 約** 이산 Gabor 변환에 의한 변환계수들의 특성과 점진적 부호화시의 성능이 고찰되었다. 점진적 전송을 위한 부호화 기법으로 SAC 적응변환 부호화법이 사용되었다. 실험결과, 이산 Gabor변환은 에너지 집중성과 부호화 효율면은 다소 열등하나, 점진적 전송의 각 단계에서 블록화 현상이 적고 에너지 보존성도 우수한 것으로 나타났다.

**ABSTRACT** The characteristics of transform coefficients of discrete Gabor transform and the performances of their progressive coding are investigated. The adaptive transform coding SAC is used for the progressive transmission. Experimental results show that although DGT has relatively low energy compaction property and coding efficiency, it yields good quality with greatly reduced block artifact and good edge preserving at each stage of the progressive transmission.

### I. 서 론

영상 변환부호화는 변환에 의하여 공간영역에 흩어져 있는 에너지가 변환영역에서 한쪽으로 집중되는 성질을 이용하는 방법으로 주어진 압축율에서 다른 영상 데이터의 압축 방법에 비해 비교적 양호한 영상을 얻을 수 있다.<sup>(1-3)</sup> 지금까지 이러한 부호화를 위하여 많이 사용된 직교변환에는 Hadamard 변환, Fourier 변환 및 DCT(discrete cosine transform) 등이 있는데, 그 중 DCT가 성능이 우수하여 현재 주로 사용되고 있다. DCT를 이용한 변환부호화에서 성능이 우수하여 현재 주로 사용되고 있다. DCT를 이용한 변환부호화에서 10:1 정도의 압축율에서는 양호한 품질의 영상을 얻을 수 있다. 그러나, 압축율이 점점 높아지면 낮은 압축율에서는 문제가 되지 않았던 블록화(block artifact) 및 에지 뭉롱화(edge blurring) 현상이 현저하게 나타난

다.<sup>(2,4)</sup> 여기서, 블록화 현상은 변환시 수행상의 편리함과 국부적 상관도를 이용하기 위하여 영상을 부분적으로 나누어 각 부분들을 독립적으로 처리함에 따른 것이고, 에지 뭉롱화는 이들 직교 변환 부호화가 영상신호의 국부적인 특성을 잘 반영하지 못함에 따른 것이다.

최근에는 이러한 기존 변환부호화의 단점을 보완하기 위한 여러가지 연구가 계속되고 있는데<sup>(5,7)</sup> 이 중에서 인간의 시각 특성과 잘 일치하는 Gabor 함수를 기본함수로 하는 Gabor변환에 의한 부호화의 연구는 특히 주목된다. Gabor함수는 포유류 시각피질의 심플셀(simple cell)의 반응 특성과 일치하므로, 인간의 시각영역처럼 신호의 국부적인 특성을 잘 나타낼 수 있다.<sup>(8)</sup> 또한, Gabor 함수는 공간영역과 공간주파수영역 간의 결합 엔트로피(joint entropy)의 최하한을 만족시키므로 신호 표현과 변환에 적합하다.<sup>(10)</sup> 그 외에도 Gabor함수를 공간영역에서 중첩함으로써 인간 시각의 관심있는 부분에 대한 과표본화(oversampling) 특성을 적용할 수 있으며, Gabor 함수의 공간영역에서의 크기를 조절함으로써 공간 주파수영역에서 인간 시각의 옥타브

\*慶北大學校 電子工學科  
Dept. of Electronics, Kyungpook Nat'l Univ.  
論文番號 : 91-104 (接受1991. 6. 7)

(octave)적인 특성을 실현할 수 있는 점 등 생물학적 비전의 여러 연구에서 인간 시각과의 유사성이 밝혀졌다.<sup>41)</sup> 이와 같은 장점들로 인하여 현재 Gabor함수는 질감해석 및 분류, 패턴인식, 특징추출 등 영상처리 및 컴퓨터 비전에 널리 이용되고 있다.<sup>42)</sup>

그러나, 이렇게 인간의 시각특성을 잘 반영하는 Gabor함수는 Gaussian 공간함수와 Fourier 기본함수의 곱으로 구성되어 있는 비직교(nonorthogonal) 함수이기 때문에, Gabor함수를 기본함수로 하여 신호를 변환할 때에는 기존의 직교변환과는 달리 단순한 내적으로 변환계수를 용이하게 구할 수 없다. 따라서, 이러한 단점 때문에 지금까지 영상부호화에 활발히 응용되지 못하였으며, 부호화시의 여러가지 특성을 잘 조사되어 있지 않다.

본 논문에서는 인간 시각인식 면에서 우수한 Gabor변환을 부호화에 효율적으로 적용하기 위하여, Gabor변환 후의 신호특성과 점진적 영상 부호화시의 특성을 고찰하였다. 이때, Gabor변환의 계산방법으로는 steepest descent 알고리즘을 이용한 반복적인 방법<sup>43)</sup>을 사용하였다.

먼저, 1차원 Markov 신호에 대하여 Gabor변환한 후, 변환계수들의 전력분포와 부호화후의 PSNR을 비교하였다. 다음, 실제영상에 대하여 Gabor변환한 후 SAC(scene adaptive coding) 방식<sup>45)</sup>을 사용하여 점진적 부호화(progressive coding)를 행하였다. 그리고, 점진적으로 부호화하는 각 단계에서 영상의 품질을 평가하였고, 기존의 변환에 의한 방법들과 성능을 비교 검토하였다.

## II. Gabor 함수 및 변환

### 1. Gabor 함수

영상 신호에 대한 Gabor변환의 기본함수로 사용되는 Gabor함수는 다음과 같다.<sup>43)</sup>

$$G(x,y) = \exp(-\pi\{\alpha^2(x-x_0)^2 + \beta^2(y-y_0)^2\}) \cdot \exp(-2\pi i\{u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)\}) \\ = \exp(-\pi\{\alpha^2(x-x_0)^2\}) \cdot \exp(-\pi\{\beta^2(y-y_0)^2\}) \cdot \exp(-2\pi i\{u_0(x-x_0) + v_0(y-y_0)\}) \quad (1)$$

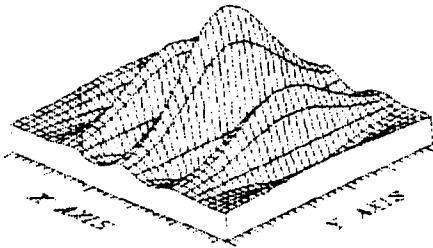
여기서,  $(x_0, y_0)$ 는 공간상의 특정 위치로 국한시키는 국부화 변수(localization parameter)를 나타내고,  $(u_0, v_0)$ 는 방향성 및 공간 주파수의 선택성을 나타내며,  $(\alpha, \beta)$ 는 Gaussian 공간함수의 퍼짐의 정도를 나타낸다. (1)식의 함수는 1946년 Gabor<sup>46)</sup>에 의하여 제안된 1차원 함수를 일반화시킨 것으로, 공간영역과 공간주파수영역 상에서 동시에 국부적으로 국한시키는 시각인식 특성을 잘 나타내고 있다. 그리고, Gabor함수는 (1)식과 그림 1에서 알 수 있듯이 Gaussian 공간함수와 Fourier 기본 함수의 곱으로 구성되어 있다. 그림 1은 임의의 위치  $(x_0, y_0)$ 에서  $u_0 = 0.25, v_0 = 0$ 의 공간주파수를 갖는 Gabor함수의 공간영역에서의 우함수와 그 주파수영역에서의 모양을 나타낸 것이다.

한편, Gabor함수는 공간주파수  $i \neq j$ 에 대해 동일한 위치  $(x_0, y_0)$ 에서 두 Gabor함수 간의 내적은 아래의 식과 같이 영이 되지 않으므로, Gabor함수는 비직교함수임을 알 수 있다.

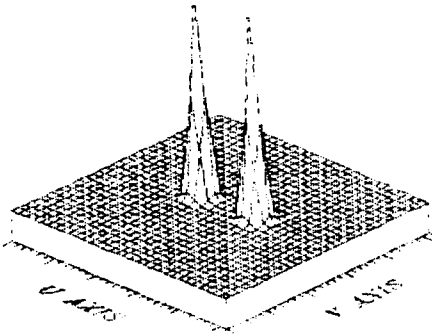
$$\langle G_i(x, y) : G_j(x, y) \rangle \\ = \exp \left[ -\pi \left[ \frac{(u_i - u_j)^2}{(\alpha_i^2 + \alpha_j^2)} + \frac{(v_i - v_j)^2}{(\beta_i^2 + \beta_j^2)} \right] \right] \quad (2)$$

영상 신호  $I(x, y)$ 에 대하여, 이러한 Gabor 함수  $\{G_i(x, y)\}$ 를 기본함수로 하는 Gabor변환에서 얻은 각 변환계수를  $\{a_i\}$ 라 하면, Gabor 변환은 수학적 완전성(completeness)을 만족하므로 영상 신호  $I(x, y)$ 는 변환계수  $\{a_i\}$ 에 의해 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$I(x, y) = \sum a_i \cdot G_i(x, y) \quad (3)$$



(a) 공간영역



(b) 주파수 영역

그림 1. Gabor 기본함수(우함수)와 그에 대한 Fourier변환  
Example of a Gabor elementary function (even function) and its Fourier transform ( $u_0=0.25, V_0=0$ )

## 2. Gabor 변환

영상 신호  $I(x, y)$ 에 대해 임의의 함수  $\{G_i(x, y)\}$ 를 기본함수로 하여 변환함으로써 변환계수  $\{a_i\}$ 를 얻은 후, 이들로부터 재생한 영상을  $H(x, y)$ 라 하면,

$$H(x, y) = \sum_{i=0}^{n-1} a_i \cdot G_i(x, y) \quad (4)$$

와 같이 주어진다. 이때, 기본 함수가 완전 직교 함수인 경우에는  $\{a_i\}$ 를 기본함수와 신호와의 내적으로 쉽게 구할 수 있으나, 기본함수가 Gabor 함수와 같이 비직교함수인 경우에는 아래 식과 같이  $I(x, y)$ 와  $H(x, y)$ 의 자승오차의 합을 최소함으로서 계수들을 구할 수 있다.

$$E = \| I(x, y) - H(x, y) \|^2$$

$$= \sum_{x,y} (I(x, y) - H(x, y))^2 \quad (5)$$

여기서, 자승오차의 합  $E$ 는  $n$ 개의 모든 계수들에 대해 편미분한 결과가 영이 될 때 최소가 된다.

$$\frac{\partial E}{\partial a_i} = -2 \sum_{x,y} I(x, y) \cdot G_i^*(x, y)$$

$$+ \sum_{x,y} \left\{ 2 \left( \sum_{k=0}^{n-1} a_k \cdot G_k(x, y) \right) \cdot G_i^*(x, y) \right\} = 0, \quad \forall i \quad (6)$$

(6)식의  $n$ 개의 방정식에 대한 해를 대수적인 방법에 의해 얻을 수 있지만, 이렇게 해를 구할 경우에는  $256 \times 256$  크기의 영상에 대해서는  $5 \times 10^{287257}$  개의 부동점 곱셈연산이 필요하여 직접적으로 해를 구하기가 어렵다.<sup>(13)</sup>

(5)식에서 자승오차의 합이 각각의 계수에 대하여 이차함수 형태로 구성되어 있으므로, steepest descent 알고리즘을 적용하면 반복적으로 해를 구할 수 있다.<sup>(13)</sup>

$$a_i^{(k+1)} = a_i^{(k)} + \Delta_i^{(k)} \quad (7)$$

여기서,

$$\Delta_i^{(k)} = \frac{1}{2} \frac{\partial E}{\partial a_i^{(k)}}$$

$$= \sum_{x,y} G_i^*(x, y) \cdot I(x, y) - \sum_{x,y} G_i^*(x, y) \cdot \left( \sum_{k=0}^{n-1} a_k \cdot G_k(x, y) \right) \quad (8)$$

이러한 (7) 및 (8)식은 2개의 고정 가중치를 가지는 총과 가변 가중치를 가지는 총의 곱함으로 구성되는 신경 회로망으로도 구현할 수 있다. 이 반복적인 방법에서 최적의 계수는 (7) 및 (8)식에서  $\Delta_i=0$ 인 순간에 얻을 수 있다.

또한, Gabor함수는 위의 (2)식처럼 비직교함수

이지만, Gaussian 공간 함수가 특정한 형태일 경우에는 이에 대한 양적교함수를 사용하여 직접적으로 변환계수를 구할 수 있다. 1980년 Bastiaans 이 1차원 신호에 대하여 이러한 사실을 증명하였고,<sup>(47)</sup> Zeevi와 Porat 이 이를 2차원으로 확장하였다.<sup>(48)</sup> 그러나, 이 방법은 이산적 수치계산에는 부적합하여 디지털 영상에 대하여 정확도가 떨어지는 단점이 있다.<sup>(49)</sup>

### 3. 이산 Gabor 변환

(DGT : discrete Gabor transform)

이산 Gabor변환 DGT<sup>(49)</sup>의 기본함수  $G_{mny}$ 는 다음과 같이 Gaussian 공간 함수에서  $W_T$ 와 DFT 기본함수  $F$ 로 구성된다.

$$G_{mny}(x, y) = W_T(x - x_m) \cdot W_T(y - y_n) \cdot F_u(x - x_m) \cdot F_v(y - y_n) \quad (9)$$

여기서,  $(x_m, y_n)$ 은 (1)식에서의 국부화 변수  $(x_0, y_0)$ 를 규칙적으로 샘플링한 것으로  $(m, n)$ 번째  $M \times N$  격자(lattice)의 중심을 나타내며,  $(x_m, y_n) = ((m-1/2)M, (n-1/2)N)$ 이 된다. 그리고, DFT 기본함수  $F$ 는 다음과 같다.

$$F_u(x) = \frac{1}{\sqrt{M}} \exp\left[-2\pi i \left(u \frac{x}{M}\right)\right] \quad (10)$$

이때, 주파수  $u$  및  $v$ 의 범위는 각각  $[0, M-1]$ 이 된다. 그리고, Gaussian 공간함수  $W_T$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$W_T(x) = \begin{cases} \exp(-\pi\{\alpha^2 x^2\}), & |x| < M+1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

여기서,  $\alpha$ 는  $M=16$ 일 경우에 격자의 중심으로 부터  $\pm 9$  화소에 해당하는 위치에서  $1/e$ 의 값을 가지도록 Gaussian 공간함수의 퍼짐을 조절하는 변수이다. 계산의 편의상  $2M \times 2M$ 의 크기로 절단(truncation)하여 사용한다.

실제  $L \times L$  크기의 영상 신호에 대해  $M \times N$

크기의 격자 단위로 DGT를 할 경우, 격변수  $(m, n)$ 은  $(L/M) \times (L/N)$ 개가 발생되고 각 격자내의 공간주파수  $(u, v)$ 는  $M \times N$ 개가 존재한다. DGT의 기본함수에서 Gaussian 공간함수는  $2M \times 2M$ 의 크기로 격자와 격자사이를 완전히 겹쳐서 수행하는데, 이는 인간 시각영역의 중첩성을 고려한 과표본화(oversampling)를 의미한다.

steepest descent 알고리즘을 이용한 계산 방법의 경우, 변환계수  $\{a_{mny}\}$ 는 (7)식 및 (8)식에서와 같이 두식씩 겹쳐서 얻어진다.

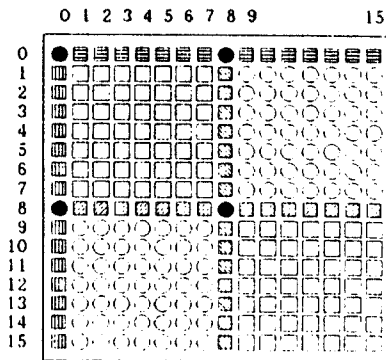
$$\begin{cases} a^{(k)l}_{mny} = a^{(k)}_{mny} \cdot \Delta^{(k)}_{mny} \\ \Delta^{(k)}_{mny} = \sum \{G_{mny}^*(x, y) \cdot I(x, y) - \sum_x G_{mny}^*(x, y) \cdot H^{(k)}(x, y)\} \\ H^{(k)}(x, y) = \sum_x a^{(k)}_{mny} \cdot G_{mny}(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

(12)식에서  $\Delta_{mny} = 0$ 일때 변환계수  $\{a_{mny}\}$ 로부터 최종적으로 재생영상  $H(x, y)$ 를 얻게 된다.

### Ⅲ. 점진적 영상변환 부호화

본 논문에서는 실제 영상에 대한 점진적 영상 부호화시의 특성을 고찰하기 위하여, Gabor 변환 영역에서 변환계수를 선택하여 저주파성분의 계수로부터 미세한 정보를 나타내는 고주파성분의 계수에 이르기까지 SAC으로 부호화하여 전송하는 방법을 채택하였다.

Gabor 변환영역에서 변환계수를 살펴보면, Gabor변환의 기본함수는 Fourier 기본함수를 포함하고 있으므로 실수 계수를 가지는 DCT와는 달리 DFT처럼 변환영역에서 실수(real)와 허수(imaginary) 계수를 동시에 가진다. 실수 계수는 우대칭(even symmetric), 허수 계수는 기대칭(odd symmetric)으로 대칭성을 가지므로, 실제 계수의 반만을 부호화하면 된다.



(a) 주파수영역에서의 대칭성

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9							
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	9	8	7	6	5	4	3
2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	10	9	8	7	6	5	4
3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	11	10	9	8	7	6	5
4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	12	11	10	9	8	7	6
5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	13	12	11	10	9	8	7
6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	14	13	12	11	10	9	8
7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	15	14	13	12	11	10	9
8	9	10	11	12	13	14	15	16	17							

(b) 변환계수의 점진적 전송순서

그림 2. DGT의 주파수영역에서의 대칭성 및 16x16 크기의 경우 변환계수의 점진적 전송순서  
Symmetricity in frequency region of DGT and progressive transmission order (zigzag scanning) of coefficients in the case of 16x16 block size.

그림 2(a)는 변환영역에서의 DGT의 실수 및 허수부분에 대한 대칭성을 나타내는 것이다. 그림 2의 (a)에서 ▨와 ▩는 DC성분을 포함한

계수들을, ▨와 ▩는 변환영역에서 가장 높은 주파수성분의 계수들을 나타내며, □와 ○는 그의 주파수성분의 계수들을 나타낸다. 또한, ●는 각 계수영역들(▨▩▨▩□○)의 대칭성의 중심이 되는 계수로서, ●에 대칭되는 계수는 없다. 특히, ●부분은 허수계수영역에서는 영이 된다.

DGT의 계수를 점진적으로 부호화하여 전송할 때, 전송 순서는 DC계수(0,0)로부터 점차 높은 주파수의 계수로 그림 2(b)에서와 같은 순서에 따라 SAC<sup>(15)</sup>으로 부호화하여 전송한다. SAC에서는 각 격자마다 선택된 계수를 역치화 및 정규화시키고 임의의 정수로 양자화시킨 다음, 그 결과를 가변장 부호를 이용하여 부호화한다. 이러한 SAC의 전체 블록도가 그림 3에 나타나 있다.

역치화 과정에서는 변환계수가 역치 T보다 크면 T를 뺀 값으로 대치하고, T보다 작으면 양으로 대치하여 양자화할 계수의 수를 줄여준다.

$$F_T(u, v) = \begin{cases} |F(u, v)| - T, & |F(u, v)| > T \\ 0, & |F(u, v)| \leq T \end{cases} \quad (13)$$

부호화 과정에서는 부호화할 때 부호비트의 범위에 맞도록 정규화값 D로 정규화시킨다.

$$F_{TN}(u, v) = \frac{F_T(u, v)}{D} \quad (14)$$

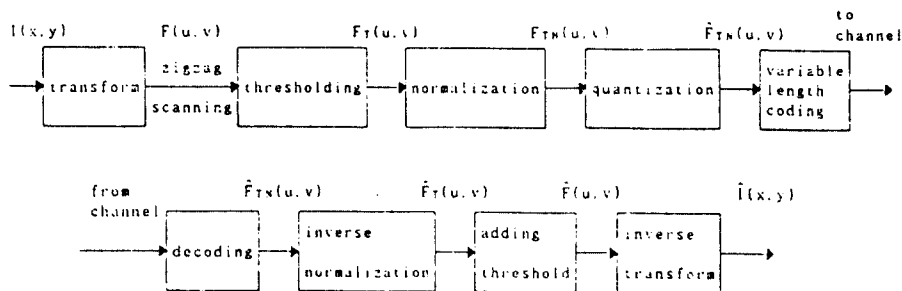


그림 3. SAC 부호화기의 블록도  
Block diagram of the scene adaptive coder(SAC).

또한, 양자화 과정에서는 정규화된 변환계수를 반올림하여 정수로 바꾸어 준다.

$$\hat{F}_{TN}(u, v) = \text{integer part of } [F_{TN}(u, v) + 0.5] \quad (15)$$

그리고, 부호화 과정에서는 양자화된 변환계수 중 영이 아닌 변환계수와 영인 변환계수는 각각 Huffman 부호와 run length 부호<sup>(15)</sup>로 부호화한다.

#### IV. 실험 결과 및 검토

본 논문에서는 1차원 신호에 대한 DGT의 부호화 특성을 조사하기 위하여  $\rho=0.96$ 인 Markov 신호를 사용하였다. 그리고, 점진적 부호화시의 특성을 조사하기 위하여 256개의 명암도를 갖는  $224 \times 224$  크기의 GIRL 영상을 사용하였다. 이러한 실험은 IBM PC / 386(33MHz, coprocessor) 상에서 C언어로 수행하였다.

##### 1. 1차원 신호에 대한 부호화 특성

1차원 Markov 신호를 (12)식과 같은 steepest descent 방법으로 Gabor 변환하였다. 이때, 신호의 샘플수는 편의상 256개로 하였으며, 변환시 격자의 크기는  $1 \times 16$ 으로 하였다. 반복횟수에 따른 각 경우의 정확도를 비교하기 위하여 최대전력에 대한 오차전력의 비로 정의되는 PSNR<sup>(17)</sup>을 사용하였다.

먼저 반복횟수에 따른 변환계수의 전력분포를 조사하면 그림 4와 같다. 여기서 보면, 반복횟수가 증가할수록 재생 신호의 PSNR이 높아지며 전체적인 전력이 증가한다. 특히, DC를 포함한 낮은 주파수를 영역보다 높은 주파수 영역에서 더욱 두드러진다. 반복횟수  $iter=\infty$ 인 경우는 자승오차의 합을 최소로 하는 (6)식에 의하여 직접 구한 결과를 나타낸다.

표 1에는 각 경우에서의 재생 신호의 PSNR 및 부호화시 비트율 2.0 bpp에서 PSNR을 나타

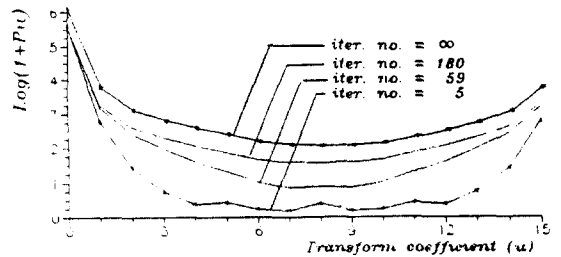


그림 4. 1차원 Markov 신호에 대한 변환계수의 전력분포  
The power distribution of transform coefficients for one dimensional Markov signal ( $P_u$ : power,  $\rho=0.96$ ).

표 1. 1차원 Markov 신호에 대한 DGT의 성능  
Performances of DGT for one dimensional Markov signal ( $\rho=0.96$ ).

DGT computation algorithm		PSNR of H [dB]	PSNR of $\hat{H}$ (2.00 bpp)
Steepest descent algorithm	iter= 5	33.0	28.9
	iter=59	45.3	25.0
	iter= $\infty$	158.2	21.9

내었다. 반복횟수가  $iter=5$ 에서  $iter=59$ 로 증가함에 대하여, 재생 신호에 대한 PSNR은 12dB 가량 증가하나 부호화된 재생 신호에 대한 PSNR은 오히려 4 dB 정도 감소하므로, 반복횟수의 증가에 따라 부호화효율이 감소함을 알 수 있다.  $iter=\infty$ 인 경우 가장 정확히 변환되었음에도, 부호화후 재생 신호에 대한 PSNR이 다른 두 계산방법에 비해 매우 떨어진다. 따라서, Gabor 변환은 정확히 계산될수록 변환영역에서의 선력이 증가하고, 이에 따라 양자화 잡음이 증가하여 부호화시 PSNR면에서의 부호화 효율이 떨어짐을 알 수 있다.

##### 2. 점진적 부호화의 특성

실제 영상 GIRL을 DGT 변환한 후 점진적 부호화 할 때의 특성을 조사하였다. 여기서, 변환시 격자의 크기  $M \times M$ 은  $16 \times 16$ 으로 하였으며, 점진적인 부호화시 최종 영상의 비트율이 1.5 bpp가 되도록 선택하였다. 그리고, 0.03, 0.3, 0.7 및 1.5 bpp로 점진적으로 부호화하는 과정에

서 기존의 변환에 의한 점진적 영상부호화와 비교 검토하였다.

변환에 의한 점진적 영상부호화의 성능을 평가하기 위하여, 객관적인 척도로는 PSNR, GSNR (gradient SNR), EPR(edge preserving ratio), 그리고 오차변화도(error change map)를 사용하였으며, 주관적인 검사도 병행하였다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{(255)^2}{\frac{1}{256^2} \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} \{I(x, y) - \hat{I}(x, y)\}^2} \quad (16)$$

여기서,  $I(x, y)$ 는 원영상이고  $\hat{I}(x, y)$ 는 재생 영상을 나타낸다.

EPR은 에지 보존의 정도를 나타내는 척도<sup>7)</sup>로서, 다음과 같이 표현된다.

$$EPR = 10 \log_{10} \frac{\sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} g(x, y)}{\sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} g_0(x, y)} \quad (17)$$

여기서,  $g_0(x, y)$ 는 원영상에 대하여 Sobel 연산자를 사용하여 적절한 역치로 선택한 각 에지점의 위치에서 각 화소에 대하여 구한 기울기이며,  $g(x, y)$ 는 처리된 영상에서 원영상으로부터 선택된 에지점에서의 각 화소에 대하여 구한 기울기이다.

GSNR은 평탄한 부분에서 재생오차가 변화가 심한 에지 부분에서의 재생오차보다 눈에 크게 거슬린다는 시각적 특성을 고려하여 각 재생오차에 각 화소에서 구한 기울기의 역수를 가중시킨 척도<sup>7)</sup>로서, 영상의 깨끗한 정도를 나타낸다.

$$GSNR = 10 \log_{10} \cdot \frac{(255)^2}{\frac{1}{256^2} \sum_{x=0}^{255} \sum_{y=0}^{255} [\{\text{restoration error}\} \cdot \{C/C + g(x, y)\}]^2} \quad (18)$$

여기서,  $g(x, y)$ 는 Sobel 연산자를 사용하여 각 화소들의 위치에서 구한 기울기이며,  $C$ 는 값의 범위를 조절하기 위한 상수이다.

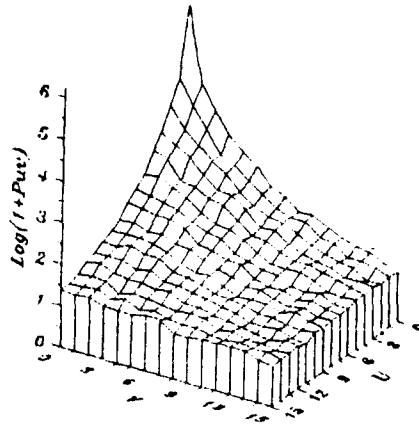
오차변화도는 변환부호화로 처리한 영상에서 나타나는 블러화 현상의 정도를 나타내기 위한 척도<sup>7)</sup>로, 다음과 같다.

$$\overline{\Delta E_k^2} = \frac{\overline{(E_{k-1} - E_k)^2} + \overline{(E_k - E_{k+1})^2}}{2} \quad (28)$$

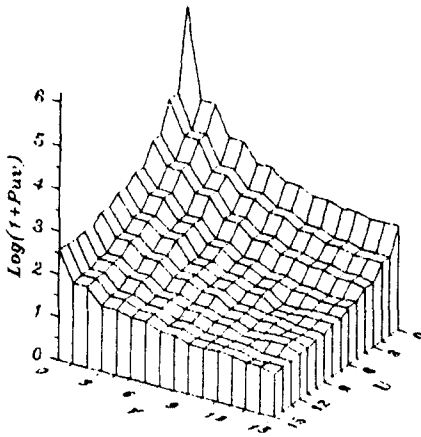
여기서,  $E_k$ 는 블록내에서 수평으로  $k$ 번째 화소의 위치에서의 오차를 나타내며,  $\overline{\Delta E_k^2}$ 는 블록내에서 수평으로  $k$ 번째 화소를 기준으로 좌우에 위치한 화소들에 대한 오차의 변화를 제곱 평균한 값으로 영상의 전체 블록에 대하여 수행한 평균 값이다.

GIRL 영상을 DGT변환할 때, PSNR=45[dB]가 되도록 반복횟수 iter=133로 하였다. 먼저, 변환영역에서 DGT와 DFT 및 DCT 계수의 전력분포를 비교함으로써 에너지 집중성을 알아 보았다. 그림 5은 16×16의 변환영역에서 계수의 전력을 3차원적으로 나타낸 것으로, 그림 5(a)는 DCT 계수의 전력보다 DFT와 DGT의 전력이 변환영역에서 각 주파수 방향으로 DC를 포함하는 부분(( $u, 0$ ) 또는 ( $0, v$ ),  $u, v=0 \sim 15$ )에 크게 나타남을 볼수 있는데, 이는 DFT와 DGT의 에너지 집중성이 DCT보다 낮음을 나타낸다. 또한, DGT의 전력이 전 영역에 걸쳐 DCT나 DFT보다 다소 큰 값으로 분포한다. 이상의 결과에서 DGT의 에너지 집중성은 DFT와 DCT보다 떨어짐을 알 수 있다.

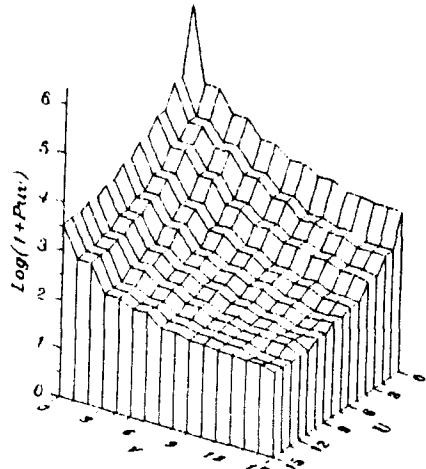
그림 6은 DCT와 DFT, 그리고, DGT에 의하여 점진적으로 부호화할 때의 객관적인 성능을 각 비트율에 따라 비교하였다. 여기서, EPR과 GSNR을 계산할 때는 Sober 연산자의 역치( $T_s$ )와 Sobel 연산값의 조절상수( $C$ )를 시각인식에 중요한 에지들만 선택되도록 약 20%의 화소가 처리되는 값으로 하였다. 일반적으로 효율적인 양자화시 요구되는 변환계수들의 에너지 집중성은 DFT가 DCT에 비해 다소 떨어진다고 알려져 있다.<sup>19)</sup> 이러한 사실은 같은 비트율에 대한



(a) DCT



(b) DFT



(c) DGT

그림 5. GIRL 영상에 대한 DCT, DFT 및 DGT에 의한 변환 계수들의 전력분포  
The power distribution of transform coefficients by DCT, DFT, and for GIRL( $P_{uv}$  : at  $u, v$ ).

PSNR 을 나타낸 그림 6(a)에 잘 나타나 있는데, DGT경우 낮은 비트율에서는 DGT가 DFT와 유사한 성능을 가지지만, 비트율이 높아질수록 DCT와 DFT보다 성능이 다소 떨어진다. 또한, 영상의 깨끗한 정도를 나타내는 (b)의 GSNR면에서도 점진적으로 부호화함에 따라 DGT가 DCT와 DFT보다 다소 떨어지는 성능을 보인다. 그러나, 에지보존도를 나타내는 EPR면에서는 (c)에 나타나있듯이 낮은 비트율의

점진적 전송 단계에서는 DCT나 DFT보다 성능이 우수함을 알 수 있다.

그림 7은 점진적으로 부호화하는 과정에서 선택된 비트율에서의 재생영상에 대한 오차변화도를 비교한 것이다. 그림 7(a)에서 DFT와 DCT는 블록내에서 수평으로 블록 경계에 갑작스런 큰 오차변화가 존재하는 반면 DGT는 오차변화가 거의 없다. (b)와 (c)에서 블록 경계에서의 오차변화가 DCT에서는 줄어들지만, DFT



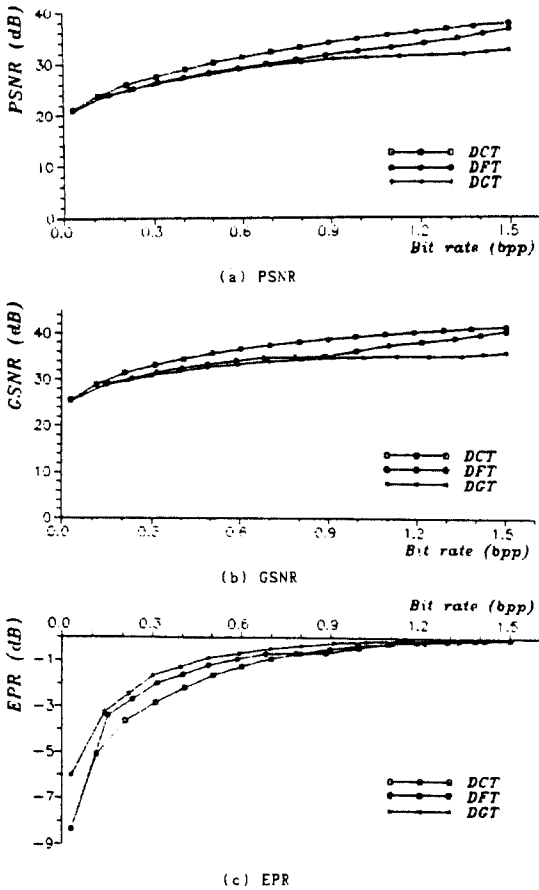


그림 6. GIRL 영상에 대한 DCT, DFT 및 DGT에 의한 SAC 점진적 부호화 객관적 성능  
Objective performances of progressive image coding using SAC by DCT, DFT, and DGT for GIRL (cumulative bit rate).

의 경우에는 다른 두 방법보다 현저하게 나타나므로 DFT에 의한 재생 영상에는 눈에 거슬리는 심한 블록화 현상이 존재함을 객관적으로 알 수 있다. 그러나, DGT의 경우에는 블록내에서 전반적으로 오차변화가 고르게 분포되어 블록화 현상이 거의 나타나지 않는 것으로 판단할 수 있다. (d)에서 DFT는 블록 경계에서 오차변화가 여전히 나타나며, DGT는 블록 중앙부에서의 오차변화에 다른 변환들에 비해 다소 두드러진다. 그러나, (a)와 (b)에서의 오차변화에 비하면 작은 값이므로 시각적 인식에는 별 영향을 주지

않는다. 따라서, 그림 7의 오차변화도로 부터 DGT에 의한 점진적 부호화는 전 단계에 있어서 블록화 현상이 완화된 영상을 얻을 수 있음을 알 수 있다.

그림 8에서 점진적으로 부호화된 GIRL 영상의 재생영상들을 살펴보면, (a)는 DC만으로 재생한 영상으로 DCT와 DFT는 변환시 격자 내의 원 영상에 대한 평균값으로 채워진 블록들로 재생되어 어떤 정보인지 알 수 없지만, DGT는 GIRL 영상의 대략적인 윤곽을 알 수 있다. (b)와 (c)의 DCT에 의한 재생영상에서는 배경 부분, 창틀 부분, 그리고 머리 부분에서 블록화 현상이 두드러지게 나타나 눈에 거슬리고, 특히 에지가 심하게 몽롱화되었다. DFT도 얼굴부분에 심한 블록화 현상이 나타나고, DGT는 영상 전반에 굴곡성분이 나타난다. 그러나, DGT에서는 블록화 현상이 거의 나타나지 않고, DCT나 DFT에 비해 에지가 비교적 잘 보존되어 있음을 확인할 수 있다. (c)와 (d)의 높은 비트율에서의 DGT 재생영상은 영상 전반에 잡음 성분들을 제외하고는 양호한 품질을 나타낸다. 이러한 잡음성분은 DGT의 경우 부호화할 때 DCT와 DFT보다 큰 양자화 간격으로 양자화함에 따라 생기는 것으로, 영상의 깨끗한 정도를 나타내는 GSNR을 저하시킨다.

그림 9은 그림 8(c)의 비트율 0.7 bpp에서의 재생영상에 대한 오차영상을 나타낸다. 여기서, DCT는 DGT보다 에지근처에서 오차가 두드러져 나타나고, DFT는 DGT의 경우보다 비교적 높은 주파수성분이 포함된 부분인 얼굴의 블록 경계에서 전반적으로 크게 나타나므로 낮은 비트율에서는 블록화 현상이 현저함을 확인할 수 있다. DGT에는 DFT와 DCT보다 비교적 큰 양자화잡음으로 인하여 오차가 영상 전반에 흩어져 나타나지만, 에지근처의 오차는 DCT보다 작게 나타나므로, DGT의 경우가 DCT에 비해서 에지를 더 잘 보존하는 것으로 판단할 수 있다. 이는 Gabor변환이 평탄한 부분보다 변화가 큰 에지부분을 잘 감지하는 인간 시각적 특성과 잘 일치된 변환임을 의미한다.

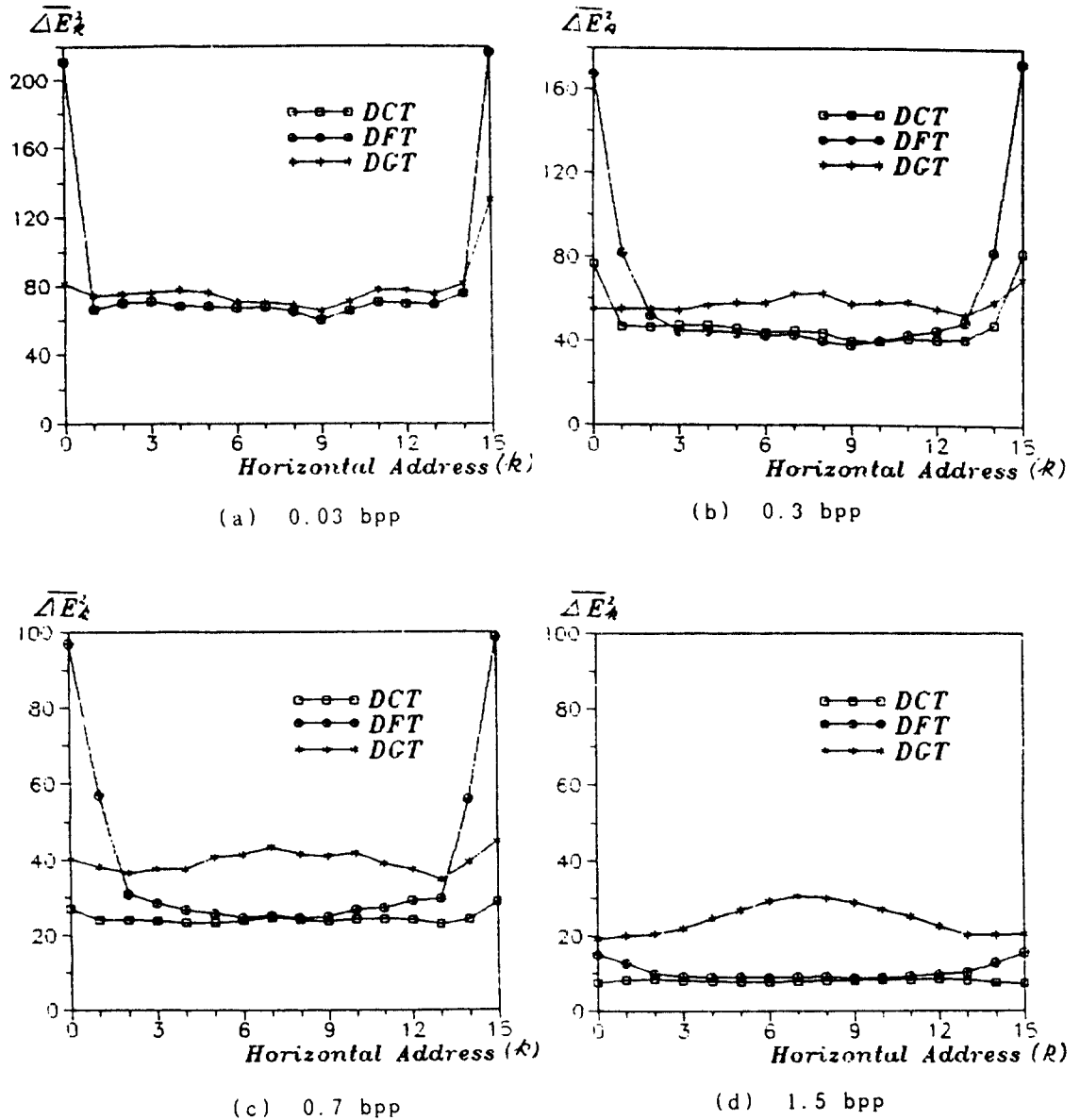
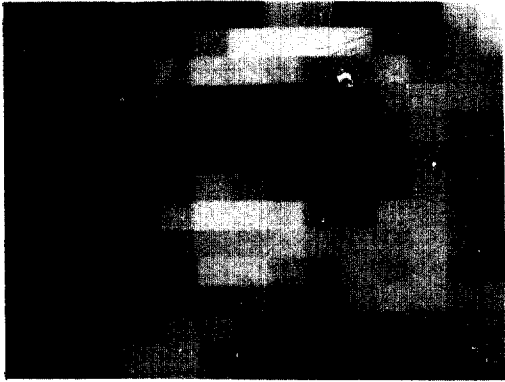


그림 7. GIRL 영상에 대한 DCT, DFT 및 DGT에 의한 점진적 부호화시 각 비이음에서의 오차변화도.

Error change maps at each bit rate of progressive image coding by DCT, DFT, and DGT for GIRL.

이상에서 살펴본 바와 같이 Gabor변환은 비직교성으로 인하여 계산이 어렵고, 기존의 변환에 비해 에너지 집중성은 다소 떨어지고, 반복횟수의 증가에 따른 전력의 증가로 인하여 양자화

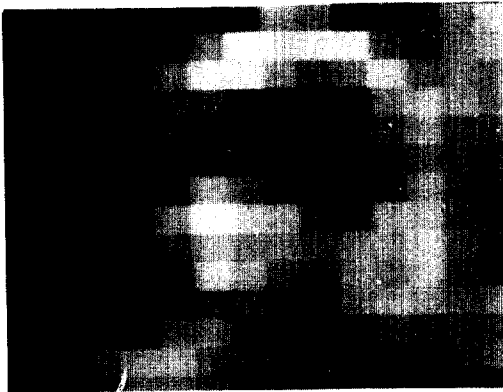
잡음이 증가한다. 그러나, 부호화시 나타나는 에지 블러킹 및 블록화 현상을 완화시키며, 점진적 전송시 각 단계에서 우수한 해상도를 나타냄으로써, 인간의 시각적 특성을 잘 반영하는 변환



DCT



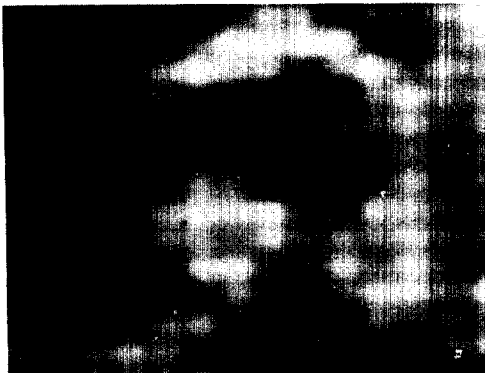
DCT



DFT



DFT



DGT  
(a) 0.036pp



DGT  
(b) 0.036pp



DCT



DCT



DFT



DFT



DGT  
(c) 0.7bpp

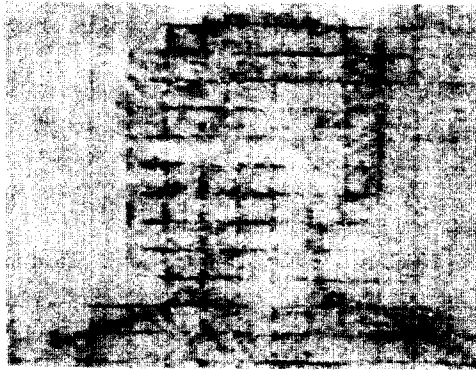


DGT  
(d) 1.5bpp

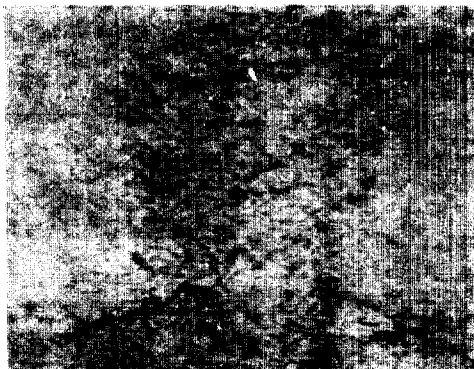
그림 8. GIRL 영상에 대해 DCT, DFT, DGT에 의해 각각 0.7bpp와 1.5bpp로 재구성된 영상  
Progressively reconstructed images of GIRL using DCT, DFT, and DGT for GIRL.



(a) DCT



(b) DFT



(c) DGT

그림 9. 그림 8(c)의 재구성영상에 대한 오차영상  
Error images for the reconstructed images of Fig. 8(c)  
(amplification=5, bits=150)

일을 얻을 수 있다.

## V. 결 론

본 논문에서는 인간의 시각적 특성과 잘 일치하는 Gabor함수에 의한 변환을 부호화에 효율적으로 적용하기 위하여 반복횟수에 따른 변환계수의 진리분포, PSNR 등에 대한 검토를 하였고, 실제 영상을 Gabor변환하여 점진적으로 부호화할 때의 특성을 고찰하였다.

1차원 Markov진호를 Gabor변환한 후 2.0 bpp로 부호화하여 비교한 결과, 반복횟수가 증가할수록 전체적인 전력의 증가하고 에너지 집중점이 낮아져 부호화 효율이 떨어짐을 알 수 있었다.

실제영상에 대하여 DGT변환한 후, SAC에 의해 점진적 영상부호화에 적용한 결과, 높은 비트율에서는 부호화할 때의 양자화잡음으로 인하여 영상의 깨끗한 정도가 DFT와 DCT보다 다소 떨어졌으며, 낮은 비트율에서는 DCT, DFT의 경우에 두드러지게 나타나는 에지 동공화 및 블러킹 현상이 거의 나타나지 않으므로 보다 양호한 영상을 얻을 수 있었다. 또한, DGT의 오차영상에서 에지근처의 오차가 비교적 작으므로, DGT는 에지에 민감한 인간의 시각적 특성과 잘 상응함을 알 수 있었다.

이상의 결과로부터, Gabor변환은 다른 변환에 비해 에너지 집중성과 부호화 효율은 다소 떨어지지만, 점진적 영상 전송에서는 에지 보존성, 블러킹 현상의 완화 및 해상도가 우수한 변환임을 확인할 수 있었다.

본 논문은 1989년도 한국학술진흥재단의 자유  
공모 연구비 지원으로 수행되었음

## 참 고 문 헌

1. W.K. Pratt, *Image Transmission Techniques*, New York: Academic Press, 1979.

2. A.N. Netravali and J. O. Limb, "Picture Coding:A Review," *Proc IEEE*, vol. 69, pp. 349-384, Mar. 1981.
3. A.K. Jain, "Image Data Compression:A Review," *Proc. IEEE*, vol. 68, pp. 366-406, Mar. 1980.
4. P.A. Wintz, "Transform Picture Coding", *Proc IEEE*, vol. 60, pp. 809-820, July 1972.
5. W.H. Chen and C. H. Smith, "Adaptive Coding of Monochrome and Color Images", *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-25, pp.1285-1292, Nov. 1977.
6. A.G. Tescher and R. V. Cox, "An Adaptive Transform Coding", *Proc. ICC76*, vol. 47, pp. 20-25, 1976.
7. S.H. Jung and N.C. Kim, "New Synthetic High Coding Using Edge Sharpening", *IEE Electron Lett.*, vol. 24, no. 18, pp. 1183-1184, Sep. 1988.
8. J. Jones and L. Palmer, "An Evaluation of the Two dimensional Gabor Filter Model of Simple Receptive Fields in Cat Striate Cortex", *J Neurophysiol.*, vol. 58, pp.1233-1258, 1987.
9. S. Marcelja, "Mathematical Description of the Response of Simple Cortical Cells", *J. Opt. Soc. Amer.*, vol. 70, no. 11, pp. 1297-1300, Nov. 1980.
10. J.G. Daugman, "Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency, and Orientation Optimized by 2 D Visual Cortical Filters", *J. Opt. Soc. Amer.*, vol. 2, no. 7, pp. 1160-1169, 1985.
11. M. Porat and Y.Y. Zeevi, "The Generalized Gabor Scheme of Image Representation in Biological and Machine Vision", *IEEE Trans. PAMI*, vol.10, no.4, pp.452-467, July 1988.
12. M. Porat and Y.Y. Zeevi, "Localized Texture Processing in Vision:Analysis and Synthesis in the Gaborian Space", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 16, pp.115-129, Jan. 1989.
13. J.G. Daugman, "Complete Discrete 2 D Gabor Transform by Neural Networks for Image Analysis and Compression", *IEEE Trans. Acoust. Speech. Signal Processing*, vol. 36, no.7, pp. 1169-1179, July 1988.
14. 김남철, 신경망의 Gabor 변환에 의한 영상압축 연구, 한국학술진흥재단 연구보고서, 경북대학교, 1990년 7월.
15. W.H. Chen and W.K. Pratt, "Scene Adaptive Coder", *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM 32, pp.225-232, Mar. 1984.
16. D. Gabor, "Theory of Communications", *J Inst. Elec. Eng.*, vol. 93, pp. 429-457, 1946.
17. M. Bastiaans, "Gabor's Expansion of a Signal into Gaussian Elementary Signals", *Proc. IEEE*, vol.68, pp.538-539, 1980.



都 允 美 (Yoon Mee Do)      準會員  
 1967年 6月 20日生  
 1989年 2月 : 慶北大學校 電子工學科 卒業  
 1991年 2月 : 慶北大學校 大學院 電子工學  
 科 卒業 (工學碩士)



金 南 哲 (Nam Chul Kim)      正會員  
 1955年 7月 29日生  
 1978年 2月 : 서울大學校 電子工學科 卒業  
 1980年 2月 : 韓國科學院 電氣 및 電子工  
 學科 卒業 (工學碩士)  
 1984年 2月 : 韓國科學技術院 電氣 및  
 電子工學科 卒業 (工學博  
 士)

1980年 4月 ~ 現在 : 慶北大學校 電子工學科 副教授