

論文2002-39SP-4-6

Gabor 코사인과 사인 변환

(A Gabor Cosine and Sine Transform)

李 迪 植 *

(Juck Sik Lee)

요 약

Gabor 코사인과 사인 함수는 인간시각 필터를 설명하기 위해서 많이 사용된다. 이 함수들로 영상주파수 성분을 국부적으로 표현하는 새로운 방법을 본 논문에서 제안한다. 직류 맥류와 계단입력에 대한 사이드 로브의 강도에 기초하여 기저함수의 변수들을 선택한다. Gabor 코사인과 사인으로 구성되는 결과적인 변환에 대해서 결합유효폭을 계산하고, 한정된 변환 계수만으로 영상을 복원하여 기존의 방법과 비교 검토한다. 제안한 변환이 DGT와 DCT보다 더 좋은 성능 결과를 나타낸다.

Abstract

Gabor cosine and sine functions have widely been used to describe the human visual filters. This paper presents a new method to locally represent image frequency components using these functions. The parameters of basis functions are determined based on dc ripple and the sidelobe strength of step response. The resultant transform consisting of Gabor cosine and sine functions is compared with existing transforms by computing the joint effective width and by applying to the image reconstruction with the limited number of transformed coefficients. The experimental results show that the proposed transform has better performance than DGT and DCT.

Key words : Gabor cosine(Gabor 코사인), Gabor sine(Gabor 사인), joint effective width(결합유효폭), image compression(영상압축)

I. 서 론

영상처리의 출력이 인간을 위한 영상으로 주어지고, 여러 가지 사용된 처리 방법들을 질적으로 비교할 때, 인간 시각에 의존하여 판단하는 경우가 많다. 일반적으로 수학적인 오차의 척도로 사용되는 평균자승 또는 신호 대 잡음비보다는 시각에 인지되는 오차들이 훨씬 중요하게 영향을 미친다. 그래서 인간시각 작용의 원리와 모델을 영상처리 과정에 포함시키거나, 인간시각필

터로 영상처리를 하면 출력 영상에 대한 시각적인 인지오차를 감소시킬 수 있을 것이다. 서론에서는 인간시각필터로 거론되는 함수들에 대해서 영상처리와 압축에 응용되는 경우를 살펴본다.

인간시각체계의 경로에서 일차시각피질(primary visual cortex)에 존재하는 단순 세포(simple cell)의 필터 특징을 결정하는 수용영역(receptive field)의 수학적 모델에 대한 연구가 여러 측면에서 이루어져 왔다. Gabor 함수가 시각피질의 수용영역을 표현하기 위해서 제안되었고^[1] 결합유효폭이 최소값을 만족하기 때문에 영상처리, 컴퓨터 시각에서 많이 언급되고 있다. Anderson은 Gabor 함수를 의료 영상압축에 적용하여 계수를 2:1까지 압축한 결과, 원래 영상과 차이를 거의 느낄 수 없음을 보였다.^[2] 그러나 실제적인 응용에서는

* 正會員, 京畿大學校 電子機械工學部
(School of Electronic and Mechanical Eng., Kyonggi University)

接受日字:2002年3月3日, 수정완료일:2002年5月27日

Gabor 함수가 복소수이기 때문에 실수 함수인 Gabor Cosine(GC)과 Gabor Sine(GS) 함수가 대신 많이 사용된다. Qian과 Zhu는 GC와 GS를 동시에 사용하여 스테레오 영상으로부터 변위(disparity)를 성공적으로 추출하였다.^[3]

Young은 영장류의 시각피질에서 시각 수용영역의 형태가 Gabor 함수보다 Gaussian의 미분(Derivative of Gaussian: DG)에 의해서 생리적인 데이터를 보다 정확히 나타낼 수 있음을 여러 경우에 대해서 보였다.^[4] Morgan은 데이터 수가 커질수록 Hermite 다항식(Krawtchouk polynomial)을 찾아서 DG를 컴퓨터 수행에 적합하도록 하여, 표준 JPEG과 영상압축을 비교한 결과, 비슷한 성능으로 2배 정도의 빠른 영상복원을 보였다.^[5] 여러 가지 DG 중 2차 미분은 영상에 존재하는 가장자리 추출과 피라미드 영상처리에 많이 사용되며, 6차 미분은 인간시각의 해석에 많이 언급되고 있다.

인간시각필터의 모델을 다양한 함수 형태로 영상처리와 컴퓨터 시각에 적용하였지만, 여러 필터모델의 성능을 비교 분석한 것은 Bloom과 Reed에 의해서 시도되었다. 그들은 불확실성에 기초하여 Hermite, GC, DG의 3가지 실수 함수에 대해서 오직 결합유효폭만을 계산하여, GC 함수가 다른 함수보다 우수한 것을 보였다.^[6] 또한 이들은 주파수 영역을 거의 균일하게 8 등분하여, 각 대역통과필터의 중심주파수에 해당하는 DG의 차수를 산출하고, 8개의 DG 함수를 사용하여 영상압축에 적용하였다. DG 함수에서 기저함수들의 표본화 행렬 크기는 입력영상과 동일하며, 역행렬 계산을 필요로 하는 단점을 지니고 있다. 동일한 신호 대 잡음비 경우에 오차들이 균일하게 분포하여 DCT보다 시각적으로 우세함을 보였지만, 여러 영상에 대한 실제적인 신호 대 잡음비의 정보를 제공하지는 않았다.^[7]

변환부호화(transform coding)의 일종인 DCT가 JPEG에 사용될 때, 영상을 작은 영역으로 구분한 후, 국부적인 주파수성분을 계산하여 화소사이의 과잉정보를 파악한다. 영역구분의 결과는 낮은 비트율에 대해서 심한 블록킹 현상(blocking artifact)을 야기한다. 영역구분이 필요하지 않는 다른 국부적인 처리 방법은 공간적으로 한정된 기저함수들을 이용하여 변환하는 것이다. 국부적이면서 실수값을 갖는 변환으로 사용되는 함수는 위에서 언급한 DG와 여기서 소개하고자 하는 GC와 GS가 있으며, 두 함수의 공통점은 시각세포의

수용영역과 유사한 형태를 띄고 있어서, 인간시각체계의 이해에 큰 도움이 된다는 것이다.

본 논문은 인간시각필터에 기초한 GC와 GS 함수를 기저함수로 사용하는 새로운 신호 변환 방법을 제시한다. 현재까지 인간시각필터 종류에서 가장 많이 거론되는 함수들은 Gabor 계열과 DG이다. 그러므로 제안한 신호 변환의 우수성을 입증하기 위해서 영상압축 응용에 적용하여 DGT(Derivative of Gaussian Transform) 그리고 인간시각필터와는 무관하지만 JPEG 표준 압축 변환으로 사용되는 DCT와 비교한다.

2장에서는 새로운 신호변환 방법인 Gabor 코사인과 사인 함수로 구성되는 기저함수들을 유도하고, 3장에서는 기저함수들을 영상신호 해석에 적용하기 위한 기존의 최소평균자승 오차방법을 간단히 기술한다. 4장에서는 기저함수에 사용되는 최적의 변수를 결정하고, 결합유효폭과 영상압축에 대한 실험 결과를 5장에서 다루고, 마지막으로 결론을 맺는다.

II. Gabor 코사인과 사인 변환

Gabor 코사인과 사인은 아래 Gabor 복소함수의 실수와 허수 부분에 각각 해당한다.

$$g_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}} e^{j\omega_i x} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}} (\cos \omega_i x + j \sin \omega_i x) \quad (1)$$

1차원 GC와 GS 함수는 각각 다음과 같다.

$$c_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}} \cos \omega_i x, \\ s_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}} \sin \omega_i x \quad (2)$$

$L_2(-\infty, \infty)$ 공간에서 $c_i(x)$ 와 $s_j(x)$ 는 서로 독립적이고 직교하며, $c_i(x)$ 와 $c_j(x)$, $s_i(x)$ 와 $s_j(x)$ 는 서로 독립적이지만 직교하지는 않는다. 기저함수의 집합 $\{c_i(x - x_{i0}), s_j(x - x_{j0})\}$ 은 여러 공간 위치 x_{i0}, x_{j0} 에서 다른 주파수 ω_i, ω_j 를 갖는 GC와 GS 함수들을 포함한다. 이러한 함수들은 공간상에서 중복되며 서로 직교하지 않는다.

식 (2)로 표현된 함수들은 중심이 원점에 있으나, 임의의 원하는 위치로 기저함수들의 중심을 이동시키면,

새로운 기저함수를 만들 수 있다. 기저함수들을 적절히 선택하면 공간과 주파수 영역 전체를 취급할 수 있다. 중심 사이의 거리를 D 라고 하면, N 개의 데이터로 구성되는 영역에서 기저함수들을 동일하게 배열하기 위해서는 N/D 중심들이 필요하다. 이동된 GC와 GS 함수들은 선형적으로 독립적이므로, 해석에 사용되는 총 기저함수의 수가 주어진 데이터 점의 수와 동일하다면, 이러한 기저함수들의 집합은 임의의 주어진 데이터를 완전히 표현할 수 있다. 그러므로 N/D 개의 모든 중심 위치에서 D 개의 기저함수들이 있어야 한다. Bloom과 Reed는 DCT와 비교하기 위해서 $D = 8$ 을 사용하였으며,^[8] 본 논문에서도 한 중심위치에서 8개의 기저함수를 사용한다.

GC는 직류 성분을 잘 보존하기 때문에 가장 낮은 주파수 대역에서 사용하였으며, 짝수 필터 개수를 사용하면 GC의 응답은 항상 샘플링 주파수의 반인 Nyquist 주파수에서 0이 된다. 그러므로 가장 높은 주파수 영역에서는 GS를 사용해야 한다. 나머지 6개는 우함수와 기함수가 교대로 나타나도록 GC와 GS를 선택한다. 한 중심 위치에서 이렇게 선택된 8개 기저함수들은 서로 독립적이지만 직교하지는 않기 때문에, Gram-Schmidt 직교정규 과정^[9]을 수행하면 직교정규함수들 $\{u_i; i = 1, 2, \dots, 8\}$ 을 얻을 수 있다.

GC와 GS 함수를 결합한 8개의 직교정규 기저함수들은 본 논문에서 처음으로 제안하였다. 제안된 기저함수 $\{u_1(x), \dots, u_8(x)\}$ 가 신호 변환에 적용될 때, Gabor 코사인과 사인 변환(Gabor Cosine and Sine Transform: GCST)이라고 할 것이다. 기저함수들은 공간영역에서 국부적인 부분에서만 값을 가지며, 주파수 영역에서 u_1 은 저역통과 필터, u_8 은 고역통과 필터, 나머지는 대역통과 필터 특성을 갖는다. 하나의 중심에서 8개의 기저함수들은 서로 직교하지만, 이동된 많은 기저함수들은 직교하지 않기 때문에 해석함수의 계수들을 계산하기 위해서 내적을 이용할 수 없다. 여기서 사용될 GCST는 기저함수들의 집합이 직교하지 않는 점에서 Gabor 변환과 DGT와 유사하기 때문에, DGT에서 사용한 최소평균자승(Least Mean Square: LMS) 오차 방법을 동일하게 적용하여 계수를 결정한다.^[8]

III. LMS 오차 방법

우선 1차원 이산 신호 $f(n)$ 은 기저함수 $u_k(n)$ 으로

해석하면, 기저함수의 직교성과 관계없이 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$f(n) = \sum_{k=1}^N c(k)u_k(n), \quad 1 \leq n \leq N \quad (3)$$

행렬식으로 표현하면

$$f = Uc \quad (4)$$

여기서,

$$f = [f(1) \ f(2) \ \dots \ f(N)]^T, \quad c = [c(1) \ c(2) \ \dots \ c(N)]^T$$

$$U = \begin{bmatrix} u_1(1) & u_2(1) & \dots & u_N(1) \\ u_1(2) & u_2(2) & \dots & u_N(2) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ u_1(N) & u_2(N) & \dots & u_N(N) \end{bmatrix} \quad (5)$$

오차를 $e = Uc - f$ 로 정의하면, 오차의 자승은 $e^T e = (Uc - f)^T(Uc - f)$ 로 주어진다.

최소자승오차를 갖는 계수 \hat{c} 는 다음과 같이 유도된다.

$$\hat{c} = (U^T U)^{-1} U^T f = A^T f \quad (6)$$

이 방법은 기저함수들이 선형적으로 독립적이면, 실제적인 기저함수들과는 무관하게 적용 가능하다. 신호 해석은 식 (6)를, 신호 복원은 식 (4)를 사용하여, 행렬 곱으로 계산된다. $A^T = (U^T U)^{-1} U^T$ 는 신호에 무관하기 때문에 미리 계산해 놓을 수 있다.

GCST는 분리 가능하기(separable) 때문에 1차원 해석법을 쉽게 2차원으로 확장할 수 있다. 2차원 영상 신호 $f(n_1, n_2)$ 를 기저함수로 표현하면

$$f(n_1, n_2) = \sum_{k_1=1}^N \sum_{k_2=1}^N c(k_1, k_2)u_{k_1}(n_1)u_{k_2}(n_2) \quad (7)$$

복원과 해석할 때 사용되는 식을 행렬 형태로 표현하면 각각 다음과 같다.

$$F = UCU^T \quad (8)$$

$$\hat{C} = A^T F A \quad (9)$$

여기서 U 와 A 는 1차원 신호의 것과 동일하다.

IV. GCST의 기저함수 선택

GCST의 수행은 기저함수들의 변수인 표준편차 σ_i

와 주파수 ω_i 의 결정을 요구한다. 먼저 주파수들은 DGT와 같이 정규화된 주파수 영역을 거의 동일 간격으로 분할한 값을 사용하였다. π/D 의 증가분을 갖도록 ω_i 들을 선택하였으며 다음과 같다.

$$\{\pi/16, 3\pi/16, 5\pi/16, 7\pi/16, 9\pi/16, 11\pi/16, 13\pi/16, 15\pi/16\} \quad (10)$$

Villasenor의 웨이브릿 함수를 평가한 방법^[10]과 유사하게 $U^T U$ 행렬의 조건수(condition number: CN), 계단 응답에 대한 사이드 로브의 강도(sidelobe strength: SLS), 직류 맥류(dc ripple: DCR)를 계산하여 표준편차를 결정하였다. 표준편차를 1에서 20까지 변화시키면서 CN, SLS, DCR들이 각각 최소값들을 갖는 표준편차는 다음 표 1과 같다. 1차원 신호에 대해서, 변환된 계수들의 반만을 사용하여 복원하였다. 직류 신호에 대한 입력값은 100, 계단 입력은 $100u(n-128)$ 을 사용하였다. DCR은 중심부근의 8 위치에서 최악의 경우를 고려한 것이다. 역행렬이 사용되는 곳에서 조건수는 복원할 때, 변환 시스템의 안정도 판별에 대한 수치적인 척도로써 사용될 수 있다. 조건수가 1에 가까울수록 안정된 변환 시스템을 의미하며, 모든 기저함수가 직교정규이면 그 행렬의 조건수는 1이다. 8개의 기저함수를 직교정규화하여 사용하는 중요한 이유는 이 조건수 때문이다. 조건수가 어느 정도 작은 값일 경우, 복원된 영상의 PSNR에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 DCR임을 실험에 의해서 알 수 있었다. 이것은 표준편차가 작으면 주파수 영역에서 큰 사이드 로브를 발생시키기 때문이며, 주파수가 높은 기저함수일수록 사이드 로브가 더 크게 발생되기 때문이다. 그러므로 GCST 실험에 사용된 표준편차는 모든 기저함수에 대해서 동일한 6.8이며, 이 경우에 직교정규화하지 않은 기저함수의 조건수는 735.055, GCST의 조건수는 3.6226로 약 203배 감소하였다.

표 1. 변수 선택
Table 1. Parameter selection.

표준편차 (σ)	CN	SLS	DCR	비고
2.7	2.2688	16.3511	11.3355	최소 CN
3.9	2.6172	0.2058	0.73570	최소 SLS
6.8	3.6226	5.4150	0.00012	최소 DCR

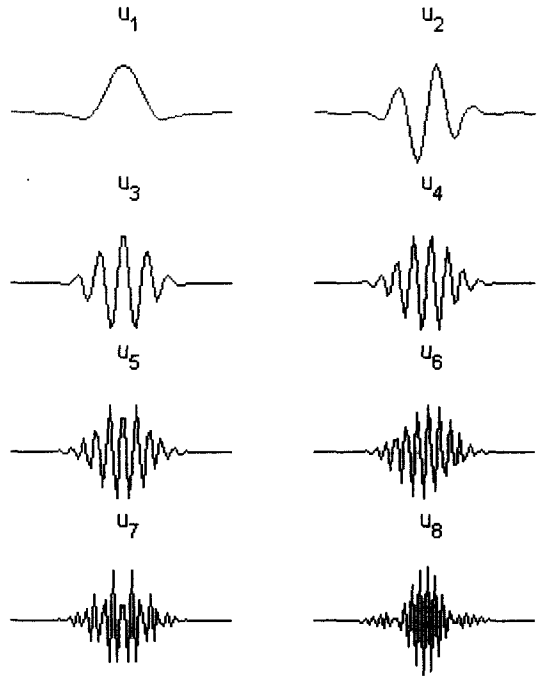


그림 1. GCST 기저함수들의 공간영역 특성
Fig. 1. Spatial domain characteristics for GCST basis functions.

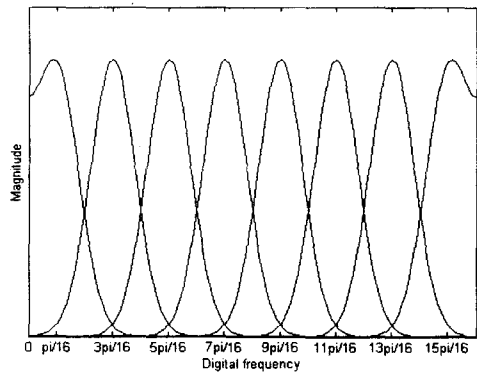


그림 2. GCST 기저함수들의 주파수영역 특성
Fig. 2. Frequency domain characteristics for GCST basis functions.

앞에서 결정된 표준편차와 주파수를 사용한 GCST 기저함수들의 공간영역과 주파수 영역의 특성이 그림 1과 2에 각각 나타나 있다. 그림 1에서 아래첨자가 홀수인 기저함수는 GC로 구성된 우함수이고, 짝수인 기저함수는 GS로 구성된 기함수이며, 모두 공간적으로 국부적인 형태를 갖는다. 8개 함수 모두 동일한 표준편차를 사용했기 때문에 공간과 주파수 영역에서 함수들의 폭이 일정함을 볼 수 있다. 그림 2의 주파수 특성에서

최대 응답 주파수들은 원하는 중심주파수와 거의 일치한다.

V. 실험 결과

선택된 변수들과 기저함수로 구성된 GCS(Gabor Cosine and Sine)에 대해서 결합유효폭을 계산하여 기존의 DG 함수와 비교하고, 영상압축에 적용하여 DGT, DCT와 비교 검토한다.

1. 결합유효폭

공간과 주파수 영역에서 동시에 분해능이 좋은 함수는 영상처리와 압축에 매우 중요한 역할을 한다. 분해능의 척도로 결합유효폭을 사용하여 DG와 GCS 함수를 비교하고자 한다. DG의 어느 중심주파수를 ω_i 라고 할 때, 해당 미분차수는 $n = (\sigma_i \omega_i)^2 = \rho_i^2$ 로 주어지며 두 기저함수들의 결합유효폭은 고려된 8개의 주파수에서 그림 3과 같이 주어진다. GCS 함수의 중심주파수는 삼각함수에 포함되어 있는 주파수와 약간의 차이가 있지만, ρ^2 이 3보다 크면 중심주파수는 삼각함수의 주파수와 거의 동일하다.^[11] 모든 주파수에서 GCS 함수의 결합유효폭이 더 작은 값을 가지므로 공간 또는 주파수 분해능이 GCS가 DG보다 우수함을 알 수 있다.

평균값을 기준으로 계산된 결합유효폭은 Gabor 복소함수가 최소값인 0.5를 만족하고, 그 다음이 GC, GS, DG 함수 순서이다.^[11] 보다 실제적인 경우로 최대응답 주파수를 기준으로 할 때, 일반적으로 사용되는 ρ^2 이 1보다 큰 부분에서는 GC의 결합유효폭이 Gabor 복소함수, DG보다도 더 좋은 성능을 나타낸다.^[12] 즉 어느

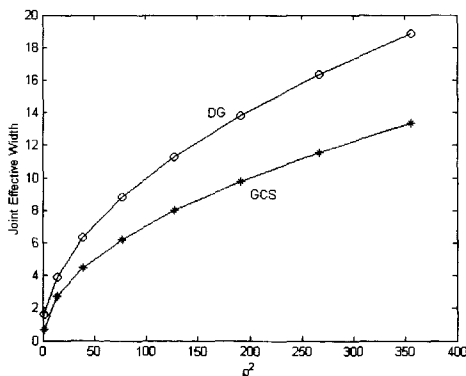


그림 3. GCS와 DG 함수의 결합유효폭

Fig. 3. Joint effective width of GCS and DG functions.

정의를 사용하더라도 GC는 DG보다 우수한 결합유효폭을 나타내기 때문에 GC와 GS를 결합하여 기저함수로 사용하는 GCST가 신호해석에 사용될 때, DGT보다 우수한 분해능을 얻을 수 있음을 예측할 수 있다.

고정된 표준편차에 대해서 중심주파수가 증가하면, 결합유효폭이 증가하여 분해능은 저하된다. 인간시각필터의 특성은 중심주파수가 증가할수록 옥타브 단위의 대역폭은 감소한다.^[13] 이것은 결합유효폭을 일정하게 유지시키는 작용으로 보이기 때문에, 동일한 표준편차의 사용보다는 증가하는 중심주파수에 따라서 해당하는 표준편차를 감소시키는 것이 보다 근접한 인간시각 필터의 구현이 될 수 있을 것이다.

2. GCST 영상 압축

그림 4(a)는 Lena 영상, 그림 4(b)는 GCST를 영상에 적용한 결과의 계수들을 나타낸 것이다. 각 계수는 2개의 기저함수와 2개의 공간좌표로 색인된다. 256×256 영상에 8개의 기저함수를 적용하면 32×32 공간위치에서 부표본화(subsampling)되며, 주파수 대역별로 계수들을 구분하여 표시하였다. 2차원에서 주파수 대역은 총 $8 \times 8 = 64$ 개로 나누어지며, 각 주파수 대역은 32×32 계수로 구성된다. 좌측 상단의 처음 32×32 는 두 방향 모두 가장 낮은 주파수를 갖는 기저함수 u_1 에 의해서 발생된 계수들이다. 다음 우측 대역은 행 방향으로 가장 낮은 주파수, 열 방향으로 두 번째로 낮은 주파수에 해당하는 계수들을 나타낸다. 우측 하단으로 갈수록 거의 모든 계수가 0임을 알 수 있으며, 이 영역들은 영상의 고주파 성분을 나타낸다. 영상정보의 대부분이 저주파에 집중되어 있기 때문에 매우 효과적인 영상압축 변환 방법으로 GCST를 사용할 수 있음을 암시한다.

GCST의 영상압축 성능과 계수들의 에너지 집중도(energy compaction)를 파악하기 위해서, 변환된 계수들의 일부분만으로 영상을 복원하였다. 전체 계수들 중에서 복원에 사용된 계수들의 비는 1/2, 1/4, 1/8, 1/16로 4 가지 경우를 고려하였다. 1/2과 1/8은 가장 낮은 주파수(그림 4(b)의 좌측 상단)에서 시작하여 지그재그 형태로 고주파까지 해당하는 개수만큼을 취하였고, 1/4과 1/16은 저주파에서 시작하여 정사각형 형태로 계수들을 선택하였다. 선택되지 않는 부분은 정지대역에 해당하며, 계수들을 모두 0으로 설정하였다. 성능을 비교할 변수들은 일반적으로 영상처리에 사용되는 신호

대 잡음비(PSNR) 그리고 전체 에너지에 대한 정지대 역의 에너지 비를 백분율로 표시한 SBER(Stopband Energy Ratio)이다. PSNR은 큰 값일수록 복원 영상이 입력 영상과 유사함을 의미하고, SBER(%)는 작은 값일수록 에너지가 저주파쪽으로 더 집중되어 있음을 의미한다.

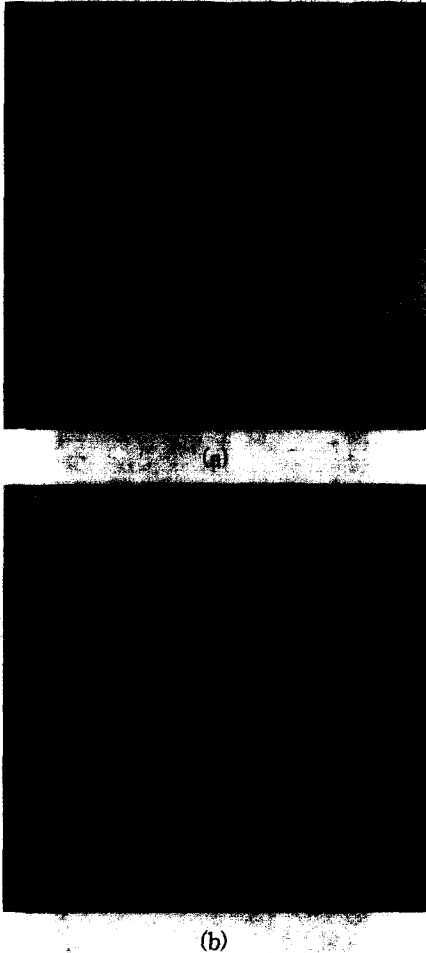


그림 4. (a) 원래 Lena 영상, (b) GCST 계수
Fig. 4. (a) Original Lena image, (b) GCST coefficients.

표 2는 Lena 영상에 대한 변환들의 성능을 비교한 것이고, 1/16과 1/8 계수 감소에 대한 복원 영상을 그림 5와 6, 그림 7과 8에 각각 나타내었다. 비교 대상인 DGT에 대한 변수들은 Bloom과 Reed가 제안한 $\sigma=3$, 미분차수 $n = \{0, 3, 8, 17, 28, 41, 58, 77\}$ 를 사용하였다.^[8]

신호 대 잡음비(PSNR) 성능면에서 제안한 GCST 방법이 모든 감소비에 대해서 가장 우수한 것을 표 2로

부터 알 수 있다. 제안한 변환은 DCT보다 모두 조금 더 좋고, 특히 1/16 감소에서는 DGT보다 월등히 우수하다. 에너지 집중도를 나타내는 SBER(%)은 감소비 1/2, 1/4, 1/16에서 GCST가 가장 좋고, 1/8 감소비에서 DCT가 조금 우수하다. 이것은 DCT의 에너지 집중도가 영상 전체(ensemble)에 대해 최적의 에너지 집중도를 갖는 KLT(Karhunen-Loeve Transform)와 비슷하다는 사실로부터, GCST의 에너지 집중도가 매우 우수함을 의미한다.

1/16 계수 감소로 복원한 영상에서 그림 5(a)의 GCST 영상은 전반적으로 흐리게 나타나있지만, 고려된 변환 중에서 시각적으로도 가장 우수한 결과를 보여준다. 그러나 계수 감소로 고주파 성분들이 제거되었기 때문에, 밝기가 급격히 변화하는 부분에서는 Gibbs 현상을 볼 수 있다. 그림 5(b)의 DGT 복원은 심각한 스크린(screen door) 현상을 보여준다. 이것은 정지대역에 중요한 영상주파수가 포함되어 있어서, 복원할 때 고려되지 못했기 때문에 신호 대 잡음비와 에너지 집중도가 매우 나빠진 것이다. 그림 5(c)의 DCT 영상은 모자의 테두리, 눈, 코, 어깨선 부분에서 확연한 블록킹(blocking) 현상을 나타낸다. 변환 결과들의 차이점을 보다 뚜렷하게 확인하기 위해서, 그림 5의 이마 부분을 확대하여 그림 6에 나타내었다. GCST의 영상은 전반적으로 흐리지만, DGT의 스크린 현상과 DCT의 블록킹 현상보다는 시각적으로 훨씬 편안하고, 정확한 결과를 보여준다.

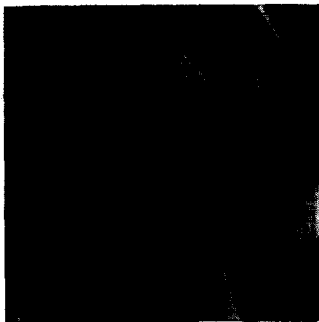
계수 감소 1/8에 대한 복원영상이 그림 7에 나타나 있다. 3 변환 모두 비슷하게 보이지만, 확대 영상인 그림 8을 보면, DCT 영상은 그림 7(c)에서 잘 인식할 수 없었던 블록킹 현상이 현저하게 나타나서 시각적으로 매우 불편함을 느끼게 한다. 그림 8(a)의 GCST와 (b)의 DGT는 시각적으로 비슷한 복원 영상을 나타내지만, GCST의 PSNR이 0.36dB만큼 우수하다. GCST와 DGT의 복원 영상은 시력이 저하된 사람이 안경없이 사물을 볼 때 나타나는 실제 영상과 같아서, 제안된 GCS 함수는 인간시각필터의 특성을 잘 반영하는 것으로 생각할 수 있다. 그 반면에 계수 감소비가 1/2과 1/4인 경우, 변환들 사이의 복원 영상에 대해서 시각적인 차이를 발견할 수 없었다.

동일한 변수로 Pentagon 영상에 적용한 결과가 표 3과 그림 9, 10에 나타나 있다. 표 3의 신호 대 잡음비 성능면에서 제안한 GCST 방법이 모든 감소비에 대해

표 2. Lena 영상에서 국부적인 필터링으로 세 변환의 성능 비교

Table 2. Performance comparison of three transforms with respect to zonal filtering for Lena image.

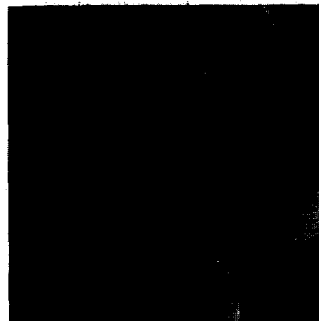
성능 \ 계수 감소	1/2			1/4			1/8			1/16		
	GCST	DGT	DCT	GCST	DGT	DCT	GCST	DGT	DCT	GCST	DGT	DCT
PSNR(dB)	35.848	35.703	34.904	30.894	30.492	29.964	27.355	26.995	26.997	25.144	22.079	24.220
SBER(%)	0.1549	0.1946	0.1682	0.4944	0.6407	0.5247	1.1289	1.6328	1.0377	1.8538	4.5770	1.9628



(a) GCST



(b) DGT

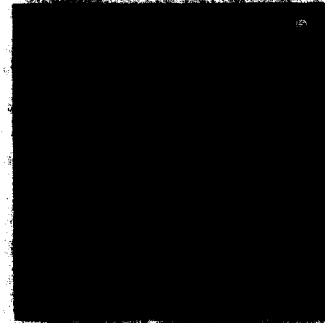


(c) DCT

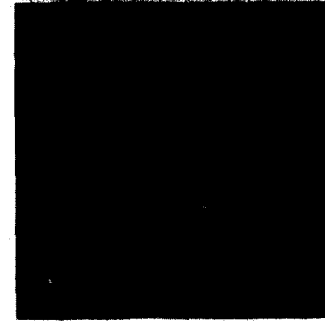
그림 5. 1/16 계수 감소로 복원한 Lena 영상
Fig. 5. Reconstructed Lena image for 1/16 coefficient reduction.



(a)



(b)



(c)

그림 6. 1/16 계수 감소에 대한 Lena 확대 영상
Fig. 6. Enlargement of Lena image for 1/16 coefficient reduction.

서 가장 우수한 것을 볼 수 있다. 에너지 집중도는 계수 감소 1/2과 1/8에서는 GCST가 DCT보다 우수하고, 다른 두 감소에서는 DCT가 좋다.

계수 감소 1/16에 대한 복원 영상인 그림 9에서는 GCST의 영상이 월등히 우수하다. 건물 위쪽 부분을 확대한 그림 10은 1/8 계수 감소에 대한 것으로, GCST

와 DGT의 시각적 차이는 거의 볼 수 없지만 PSNR은 GCST가 0.37dB 정도 좋다. DCT 영상은 건물의 모서리 부분들이 직선으로 나타나지 않고 비뚤게 보인다. 계수 감소 1/2에서는 변환들 사이의 차이를 볼 수 없었고, 1/4에서는 자세히 보면 DCT에서 조금의 블록킹 현상을 볼 수 있었다.



(a) GCST

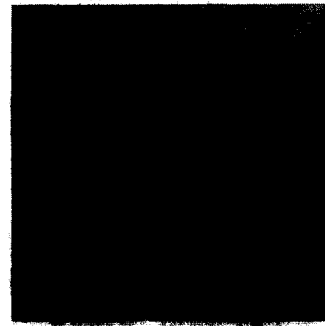


(b) DGT



(c) DCT

그림 7. 1/8 계수 감소로 복원한 Lena 영상
Fig. 7. Reconstructed Lena image for 1/8 coefficient reduction.



(a) GCST



(b) DGT



(c) DCT

그림 8. 1/8 계수 감소에 대한 Lena 확대 영상
Fig. 8. Enlargement of Lena image for 1/8 coefficient reduction.

표 3. Pentagon 영상에서 국부적인 필터링으로 세 변환의 성능 비교

Table 3. Performance comparison of three transforms with respect to zonal filtering for Pentagon image.

계수 감소 성능	1/2			1/4			1/8			1/16		
	GCST	DGT	DCT	GCST	DGT	DCT	GCST	DGT	DCT	GCST	DGT	DCT
PSNR(dB)	34.498	34.387	33.720	30.307	29.875	29.674	27.567	27.198	26.800	25.109	20.924	24.920
SBER(%)	0.1365	0.1895	0.1471	0.3804	0.5290	0.3744	0.7097	1.0743	0.7259	1.2439	3.9981	1.1193



(a) GCST

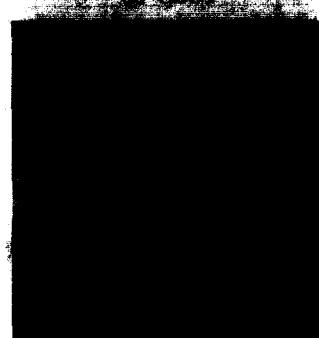
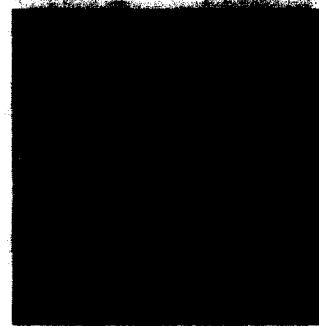


(b) DGT



(c) DCT

그림 9. 1/16 계수 감소로 복원한 Pentagon 영상
Fig. 9. Reconstructed Pentagon image for 1/16 coefficient reduction.



(c) DCT

그림 10. 1/8 계수 감소에 대한 Pentagon 확대 영상
Fig. 10. Enlargement of Pentagon image for 1/8 coefficient reduction.

VI. 결 론

인간시각필터에 기초한 GC와 GS 함수를 기저함수로 사용하여, 새로운 신호 변환 방법으로 GCST를 제시하였다. 기저함수의 변수들을 결정한 후, 제한한 신호변환의 우수성을 입증하기 위해서 결합유효폭을 계산하고, 영상압축에 적용하여 DGT, DCT와 비교하였다.

현재까지 인간시각필터에 가장 근접한 것으로 주장되는 DG보다 훨씬 작은 결합유효폭을 나타내기 때문에 공간과 주파수 영역에서 더 좋은 분해능을 갖는 기저함수로 고려할 수 있다. 영상압축 실험으로부터 GCST는 모든 성능면에서 DGT보다 우수한 결과를 얻었다. DCT와 비교하면 시각적 뿐만 아니라 신호 대 잡음비에서도 성능이 좋았으나, 에너지 집중도는 계수 감소비에 따라서 상반되는 결과를 초래하기 때문에 비슷한 것으로 판단할 수 있다. 결론적으로 GCST는 DGT와 DCT보다 더 우수한 신호 변환 방법으로 사용될 수 있다.

앞으로 GCST에 대한 보다 더 깊은 수학적 해석과 인간시각의 주파수응답 특성에 기반한 최적의 양자화표를 도출하여 실제적인 영상압축을 시도할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] T. D. Sanger, "Stereo disparity computation using Gabor filters," *Biological Cybernetics*, Vol. 59, pp. 405~418, 1988.
- [2] M. Anderson, M. Loew and D. Brown, "Gabor function-based medical image compression," *Image and Vision Computing*, Vol. 13, No. 7, pp. 535~541, Sept., 1995.
- [3] N. Qian and Y. Zhu, "Physiological computation of binocular disparity," *Vision Research*, Vol. 37, No. 13, pp. 1811~1827, 1997.
- [4] R. A. Young, "Simulation of human retinal function with the Gaussian derivative model," *Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 564~569, 1986.
- [5] A. P. Morgan, L. T. Watson and R. A. Young, "A Gaussian derivative based version of JPEG for image compression and decompression," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 7, No. 9, pp. 1311~1320, Sept., 1998.
- [6] J. A. Bloom and T. R. Reed, "An uncertainty analysis of some real functions for image processing applications," *Int'l Conf. on Image Processing*, pp. 670~673, 1997.
- [7] J. A. Bloom and T. R. Reed, "On the compression of still images using the derivative of Gaussian transform," *Int'l Conf. on Image Processing*, pp. 433~437, 1998.
- [8] J. A. Bloom and T. R. Reed, "A Gaussian derivative-based transform," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 5, No. 3, pp. 551~553, March 1996.
- [9] L. E. Franks, *Signal Theory*, Dowden & Culver, p. 37, 1981.
- [10] J. D. Villasenor, B. Belzer and J. Liao, "Wavelet filter evaluation for image compression," *IEEE Trans. Image Processing*, Vol. 4, pp. 1053~1060, Aug., 1995.
- [11] 이적식, "인간시각필터의 수학적 모델링 해석," *대한전자공학회논문지*, 제38권 SP편, 제6호, 19~31쪽, 2001년 11월
- [12] 이적식, "새로운 결합유효폭 측정법," *한국정보처리학회논문지*, 제8-B권, 제5호, pp. 565~572, 2001년 10월
- [13] H. R. Wilson, D. K. McFarlane and G. C. Phillips, "Spatial frequency tuning of orientation selective units estimated by oblique masking," *Vision Research*, 23, pp. 873~882, 1983.

저 자 소 개

李 迪 植(正會員) 第 33 卷 B編 第 10 號 參照
현재 경기대학교 전자기계공학부 부교수