

Gabor 코사인파와 사인 변환의 기저함수 절단 효과

이 적 식†

요 약

Gabor 코사인파와 사인 변환은 영상주파수 성분을 국부적으로 표현하므로 영상과 비디오 압축 알고리즘에 사용될 수 있다. 압축과 복원에 사용되는 순방향과 역방향 행렬 변환식의 계산 복잡도는 $O(N^3)$ 이다. 이 논문에서는 기저함수들의 길이를 절단하여, 희소기저행렬을 생성하고, 영상압축과 복원에 적용하여 실시간 처리에 용이하게 변환 계산량을 감소시키고자 한다. 기저함수 길이가 감소함에 따라서, 기저함수 에너지에 미치는 절단의 영향을 조사하고 다른 여러 측정량의 변화를 살펴본다. 실험 결과로부터 약 1% 이하의 성능저하로 11배의 곱하기/더하기 수를 감소시킬 수 있음을 보였다.

Basis Function Truncation Effect of the Gabor Cosine and Sine Transform

Juck Sik Lee†

ABSTRACT

The Gabor cosine and sine transform can be applied to image and video compression algorithm by representing image frequency components locally. The computational complexity of forward and inverse matrix transforms used in the compression and decompression requires $O(N^3)$ operations. In this paper, the length of basis functions is truncated to produce a sparse basis matrix, and the computational burden of transforms reduces to deal with image compression and reconstruction in a real-time processing. As the length of basis functions is decreased, the truncation effects to the energy of basis functions are examined and the change in various quality measures is evaluated. Experiment results show that 11 times fewer multiplication/addition operations are achieved with less than 1% performance change.

키워드 : Gabor Cosine, Gabor Sine, Gaussian 미분(Derivative), 기저함수(Basis Function), 영상압축(Image Compression), 영상복원(Image Reconstruction)

1. 서 론

인간시각체계의 경로에서 일차시각피질(primary visual cortex)에 존재하는 단순 세포(simple cell)의 수용영역(receptive field)에 대한 수학적 모델은 지금까지 두 부류인 Gabor 함수와 Gaussian의 미분(Derivatives of Gaussian : DG) 함수 계열로 제안되었다. Gabor 함수는 식 (1)처럼 Gaussian 함수에 복소지수함수를 곱한 것으로 처음으로 제안되었으며[1], 이 함수의 장점은 결합유효폭이 이론적인 최소값을 만족하는 것이다. 워터마킹[2], 물체추적[3], 생체 인식[4, 5] 분야에 Gabor 함수가 응용되고 있다. 그러나 Gabor 함수가 복소수이기 때문에 실수 부분인 Gabor Cosine(GC) 또는 허수부분인 Gabor Sine(GS) 함수를 대신 사용하고 있다[6].

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

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

Young은 Gabor 함수보다 Gaussian의 미분 함수에 의해서 영장류의 시각 수용영역 형태가 더 정확히 표현될 수 있다고 주장하였으며, 실제적으로 구현할 때는 DG 대신에 Gaussian 함수의 차이를 사용하여 물체의 경계선 향상, 잡음억제, 방향 선택성, 위치파악에 적합한 필터로 작용함을 보였다[7]. 다른 DG 응용으로는 3차원 물체를 기본요소인 texon으로 표현하여 물체인식[8], 자동적으로 음성신호의 피치 측정[9], 3차원 영상의 표현과 압축[10] 등을 찾아볼 수 있다.

세포의 수용영역 함수가 영상처리와 압축에 적용될 때 함수의 공간 및 주파수 분해능을 나타내는 결합유효폭이 중요한 성능의 척도로 사용될 수 있다. Hermite, GC, DG의

* 본 연구는 2003학년도 경기대학교 학술연구비 지원에 의하여 수행되었음.

† 정 회 원 : 경기대학교 전자공학부 전자공학전공 교수
논문접수 : 2003년 9월 15일, 심사완료 : 2004년 4월 27일

3가지 실수 함수에 대해서 결합유효폭을 비교하여 Bloom과 Reed는 GC 함수가 다른 함수보다 우수함을 보였고[11], 실제 응용에 적합한 새로운 결합유효폭의 정의에서도 GC 함수의 결합유효폭이 고려 대상의 6개 함수 중에서 가장 좋게 나타났다[12].

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. 영상압축에 대해서 DGT(Derivatives of Gaussian Transform) 방법은 영상을 작은 영역으로 구분하지 않기 때문에 블록킹 현상을 피할 수 있어서 DCT보다 시각적으로 우수하다[13-15]. 영역구분이 필요하지 않는 다른 국부적인 처리 방법은 공간적으로 한정된 기저함수들을 이용하여 변환하는 것이다. 국부적이면서 실수값을 갖는 변환으로 사용되는 함수는 앞에서 언급한 DG와 GC, GS가 있으며, 공통점은 시각세포의 수용영역과 유사한 형태를 띄고 있어서 인간시각체계의 이해에 큰 도움이 된다는 것이다. GC와 GS가 영상처리와 컴퓨터 시각 분야에서 많이 사용되기 때문에, Gabor 복소함수의 실수부분인 GC과 허수부분인 GS를 혼합하여 기저함수로 사용한 GCS 변환(Gabor Cosine and Sine Transform : GCST)이 최근에 제안되었다[16]. GCST는 GC와 GS의 총 8개 함수로 구성되며, 각각을 4개씩 교대로 사용하여 직교정규화하여 변환의 기저함수로 사용하였다. GCS 함수는 현재까지 시각세포의 수용영역에 가장 유사한 것으로 인식되는 DG 함수보다도 결합유효폭에서 탁월함을 보였고, 영상압축에 적용하여 에너지 집중도와 PSNR 성능면에서도 GCST가 DGT 뿐만 아니라 현재 JPEG 표준에서 사용되고 있는 DCT보다 매우 우수함을 실험을 통하여 나타내었다.

그러나 DGT와 GCST에서 기저함수들의 표본화 행렬 크기는 입력영상과 동일하고, 역행렬 계산을 필요로 하는 단점을 지니고 있고, 입력영상과 동일한 크기의 변환 행렬은 압축과 복원시에 많은 계산량을 요구한다. 그러므로 실제적인 응용에 적합하도록 절단(truncation)을 통하여 기저함수의 값이 존재하는 영역을 감소하여 계산속도를 향상시키고자 한다. 본 논문에서는 Bloom과 Reed가 사용한 DGT 방법[17]을 GCST에 적용하여 기저함수 길이가 감소함에 따라서 기저함수 에너지에 미치는 절단의 영향을 조사하고 다른 여러 측정량의 변화를 평가한 후, 성능 변화에 커다란 영향을 미치지 않는 절단반경을 파악하고자 한다. 부가적으로 인간시각필터로 많이 사용되고 있는 GCST와 DGT의 결과를 상호 비교한다.

가로와 세로의 크기가 각각 N 인 영상에 대해서 압축과 복원은 3개의 $N \times N$ 행렬의 곱으로 다음과 같이 계산된다 [15, 16].

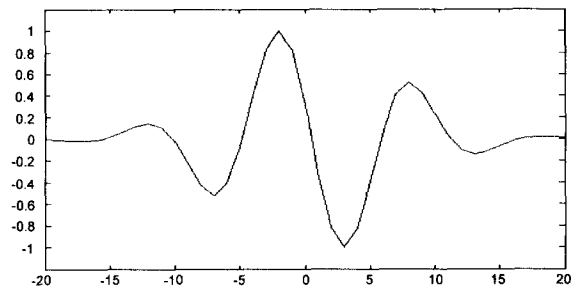
$$C = A^T F A \tag{2}$$

$$F = U C U^T \tag{3}$$

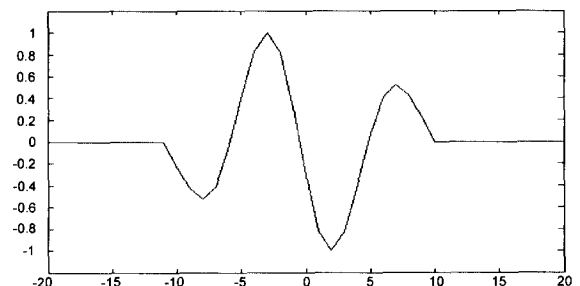
여기서 F 는 입력 영상, C 는 GCST의 변환계수 행렬, U 의 행은 1차원 GCST 기저함수의 표본값으로 구성되며, A 는 아래 행렬식으로 정의된다.

$$A^T = (U^T U)^{-1} U^T \tag{4}$$

행렬 식 (2)와 식 (3)에서 필요한 곱하기 개수는 $2N^3$ 이고, 더하기 개수는 $2N^2(N-1) \approx 2N^3$ 이다. 만약 1차원 기저함수의 표본화 값이 오직 M 개의 영이 아닌 값을 가진다면, 표본화 값으로 구성되는 행렬 U 때문에 식 (3)의 곱하기와 더하기 수는 감소할 것이다. 중간 단계로 $I = C U^T$ 의 계산을 고려하면, I 의 한 값을 구하기 위해서 오직 M 번의 곱하기/더하기 작용이 요구된다. I 는 $N \times N$ 이므로 중간 단계에 필요한 계산은 MN^2 번의 곱하기/더하기이고, 최종적으로 F 계산은 $2MN^2$ 번의 곱하기/더하기가 필요하다. 이것은 U 에 모든 값이 존재할 때보다 N/M 배의 곱하기/더하기 수가 감소한 것이다. 행렬 U 를 구성하는 GC와 GS의 1차원 기저함수는 Gaussian 함수가 포함되어, 큰 N 에 대해서 원점에서 거리가 멀어질수록 기저함수의 크기는 급격히 감소하여 거리가 조금만 멀어지면 무시할 만큼 작아진다. 사용된 8개의 모든 기저함수에 대해서 원점에서 거리가 어느 정도 이상이 되는 경우에 무시하면 결과적인 기저함수와 복원 영상에 최소한의 영향을 미치면서 복원 계산량을 줄일 수 있다. 이러한 절단은 직사각형 윈도우를 적용한 것으로 간주할 수 있으며 윈도우 내의 영역을 지지영역으로 부른다.



(a) 절단없는 경우



(b) ±10 pixel로 절단된 경우

(그림 1) $\sigma = 6.4$ 인 두 번째 기저함수 $u_2(x)$

지지영역의 반경을 t 라고 하면 기저함수들은 길이 $M = 2t+1$ 로 절단된다. 즉, $(-t, +t)$ 의 간격 바깥에 놓여 있는 모든 점의 기저함수 값은 0으로 설정된다. 예를 들면 (그림 1)은 GCST에 사용되는 두 번째 기저함수인 GC 함수이며, $t = 10$ 인 경우에 지지영역을 보여준다.

2. 에너지 영향

절단된 기저함수의 에너지는 원래 함수의 에너지보다 감소할 것이며, 에너지 감소가 지지 감소량을 결정한다. n 번째 기저함수를 $u_n(x)$ 라고 하면, 연속적인 경우에서 n 번째 GCS 기저함수의 절단된 에너지는 다음과 같이 주어진다.

$$E_{np} = \int_{-t}^t u_n^2(x) dx \quad (5)$$

여기서 t 는 지지영역의 반경이다. GCST 기저함수에서 무한한 지지영역의 에너지에 대한 절단된 에너지의 비는

$$\frac{E_{np}}{E_{nt}} = \frac{\int_{-t}^t u_n^2(x) dx}{\langle u_n, u_n \rangle} \quad (6)$$

두 번째 기저함수 $u_2(x)$, 총 에너지 E_{2t} , 부분 에너지 E_{2p} , 에너지 비는 다음과 같고, \langle , \rangle 는 내적을 의미한다.

$$u_2(x) = a_2 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_2^2}} \sin \omega_2 x \quad (7)$$

$$E_{2t} = \langle u_2, u_2 \rangle = \frac{a_2^2}{4\sqrt{\pi}\sigma_2} (1 - e^{-\rho_2^2}), \quad \rho_2 = \sigma_2 \omega_2 \quad (8)$$

$$E_{2p} = \int_{-t}^t u_2^2(x) dx = \frac{a_2^2}{\pi\sigma_2^2} \int_0^t e^{-\frac{x^2}{\sigma_2^2}} \sin^2 \omega_2 x dx \quad (9)$$

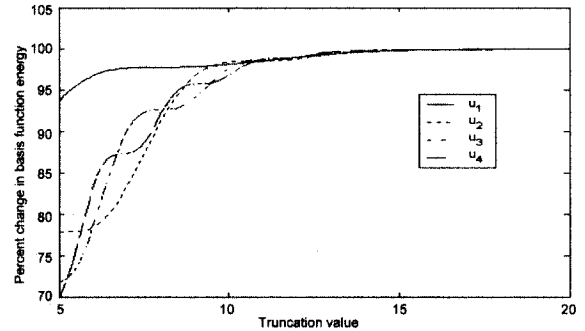
$$\frac{E_{2p}}{E_{2t}} = \frac{4}{\sqrt{\pi}\sigma_2(1 - e^{-\rho_2^2})} \int_0^t e^{-\frac{x^2}{\sigma_2^2}} \sin^2 \omega_2 x dx \quad (10)$$

여기서 a_2 은 두 번째 기저함수의 정규화를 위한 상수, σ_2 은 Gaussian 분포의 표준편차, ω_2 은 기저함수의 중심주파수를 나타낸다.

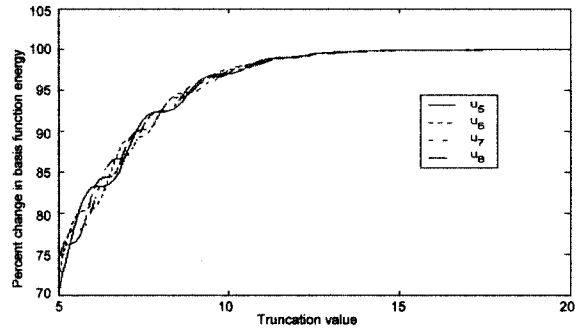
GCST에 사용된 8개 직교 정규화된 기저함수의 중심주파수 변수 ω_i 들은 정규화된 주파수 영역을 동일 간격으로 분할한 값으로 $\pi/8$ 의 증가분을 갖도록 선택하였으며 $\pi/16, 3\pi/16, 5\pi/16, 7\pi/16, 9\pi/16, 11\pi/16, 13\pi/16, 15\pi/16$ 이다. GCST 실험에 사용된 기저함수들의 표준편차는 임펄스, 계단, 상수 응답에 대한 제거된 대역의 성능으로부터 결정하였으며 모두 동일한 6.4pixel이며[16], 절단없는 기저함수들의 길이는 256pixel이다.

± 20 pixel 이하로 절단된 기저함수에 대한 에너지 보유율이 (그림 2)에 나타나 있으며, 지지영역이 감소함에 따라서 보유 에너지율이 감소한다. 절단반경 9를 사용하면 총 에너

지의 95%가 보유되고, 12를 사용하면 99%의 에너지가 보유된다. $u_1(x)$ 는 가장 낮은 주파수에 해당하는 기저함수이므로 낮은 절단반경에서도 높은 에너지를 보유함을 알 수 있다.



(a) $u_1(x), \dots, u_4(x)$



(b) $u_5(x), \dots, u_8(x)$

(그림 2) 기저함수에 대한 보유 에너지

3. 성능 변수들

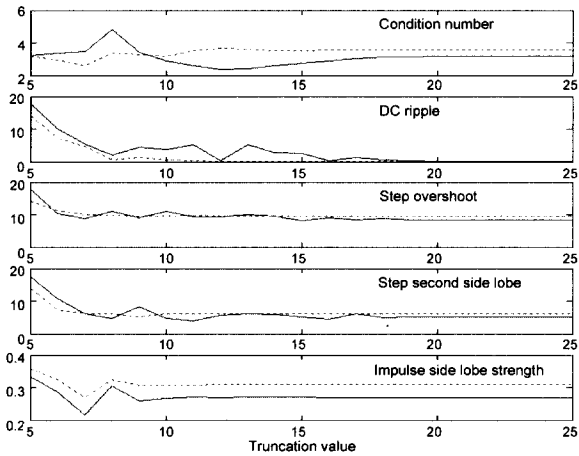
절단된 대역에서 측정된 성능 변수들은 조건수(condition number : CN), 직류맥류(dc ripple : DCR), 계단 오버슈트(step overshoot : SO1), 계단 이차 사이드로브(step second side lobe : SO2), 임펄스 사이드로브 강도(impulse side lobe strength : SLS)이며 이러한 변수들은 Villasenor가 정의한 방법에 기초를 두고 계산한 것이다[18]. 기저함수들의 절단이 없는 경우가 성능 평가에 기준으로 사용될 수 있으므로 <표 1>에 나타내었다. 이상적인 조건수는 1이고, 나머지 변수들은 크기가 작을수록 좋은 성능을 의미한다.

역행렬을 사용하는 알고리즘에서 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. (그림 3)의 가장 위쪽 부분에서 기저함수 절단반경이 9이상이면 GCST가 DGT보다 우수하고 15이상이면 절단이 없을 때와 유사한 조건수를 갖는다. 비교 대상의 DGT에 필요한 변수들로 미분차수는 0, 3, 10, 21, 36, 53, 74, 99, 표준편차는 3.4pixel을 사용하였다.

DCR 변수는 작은 절단반경에서는 DGT가 좋지만 20부터 GCST가 우수하다. 다른 성능인 SO1, SO2, SLS들도 전반적으로 GCST가 더 좋은 변환임을 알 수 있다. 절단없는 경우와 비교해서 약 1% 이하의 성능 약화를 야기하는 절단반경은 직류 맥류를 제외하면 10 정도에서 만족함을 볼 수 있다. 국부적인 평균값을 요구할 때 작은 절단반경을 사용하면 복원시에 평균값에 오차 즉, 직류맥류를 야기하지만, 압축되는 영상이 비디오처럼 움직임 보상된 차이영상이 라면 큰 문제가 되지 않는다.

<표 1> 절단 없을 때의 변수들

변수 변환	CN	DCR	SO1	SO2	SLS
GCST	3.169746	0.000252	8.325191	-5.134805	0.268963
DGT	3.549210	0.092612	-9.617510	6.089006	0.308919



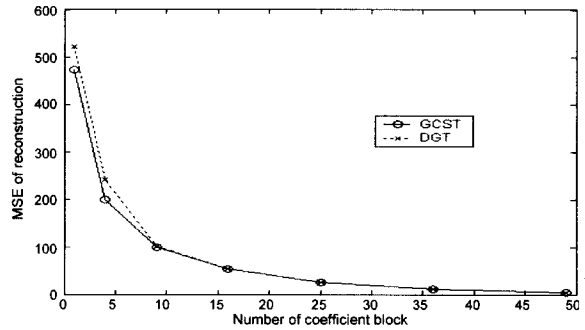
(그림 3) 절단된 대역에 대한 여러 변수들의 성능 (실선 : GCST, 점선 : DGT)

4. 영상 압축

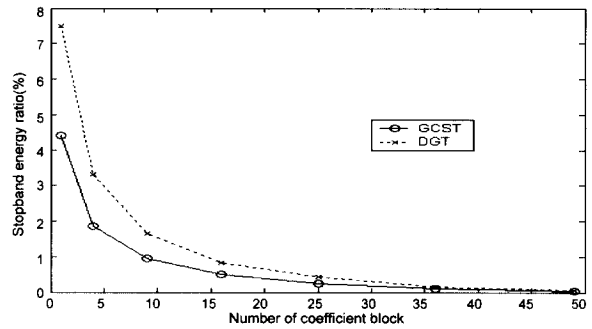
크기가 256×256인 Lena 영상을 사용하여 영상압축에 대한 절단효과를 실험하였다. 우선 대칭적인 경우로 압축과 복원할 때 절단반경을 20으로 사용하여 MSE(평균자승오차)와 정지대역 에너지비(stopband energy ratio: 전체에너지에 대한 정지대역의 에너지 비)를 계산한 결과가 (그림 4)에 보여준다. 대칭적인 경우는 영상압축에서 기본이 되는 행렬 U가 절단된 함수로부터 계산되고, 행렬 A는 이러한 U로부터 식 (4)로 계산된 것을 의미한다. 2차원 영상에 대하여 8개의 기저함수를 행, 열 각각에 적용하므로 총 64개의 주파수 대역을 갖는다. 수평축의 계수 블록 수는 저주파수에서 시작하여 정사각형 형태로 선택된 계수들의 블록 수이고, 선택되지 못한 주파수 영역은 정지대역으로 복원할 때 모두 0으로 설정하였다.

전체 64개 블록 중에서 사용된 계수 블록이 9이하이면 GCST의 MSE가 더 작으므로 우수한 성능을 나타내고, 그

이상이면 거의 비슷한 MSE를 보여준다. 정지대역 에너지비는 GCST가 전반적으로 모든 계수 블록에 대해서 우수하다. 이것은 GCST가 DGT보다 저주파쪽으로 에너지가 많이 집중되어 있음을 의미하며, 보다 효율적으로 영상을 압축하는 변환임을 알 수 있다.



(a) MSE



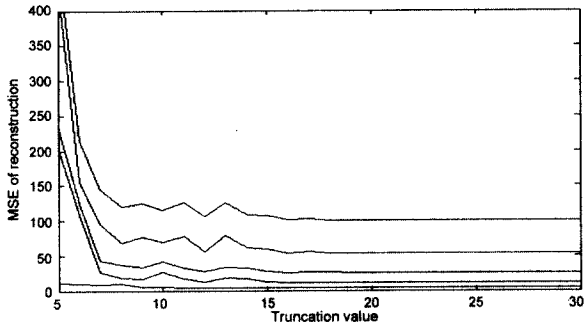
(b) 정지대역의 에너지 비

(그림 4) 대칭적인 압축과 복원에 대한 절단반경이 20인 경우

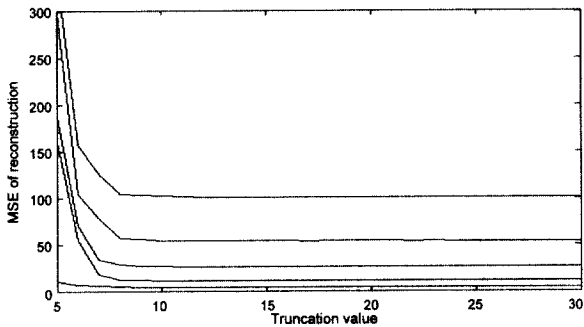
기저함수의 절단반경에 대한 평균자승오차가 (그림 5), 정지대역 에너지 비가 (그림 6)에 나타나 있으며, 그림에 있는 5개 그래프들은 선택된 블록 수가 위 그래프로부터 각각 9, 16, 25, 36, 49에 해당한다. 선택된 블록 수가 1, 4, 9, 16, 25, 36, 49일 때, GCST가 DGT보다 우수한 경우는 MSE에서 각각 절단반경이 12, 15, 18, 16, 18, 19, 17 이상, 정지대역 에너지 비에서 각각 절단반경이 11, 12, 11, 12, 11, 15, 10 이상인 경우이다. 절단반경이 작은 경우는 DGT가 GCST보다 MSE와 정지대역 에너지 비에서 더 좋은 결과를 보여주지만, 절단반경을 20이상 사용하면 선택된 블록 수에 무관하게 전반적으로 GCST가 우수하다.

(그림 7)과 (그림 8)은 모든 주파수 성분을 이용하여 압축/복원한 결과로써 대칭뿐만 아니라 비대칭 경우도 고려하였다. 비대칭이란 절단없는 전체 길이(256pixel)의 기저함수 행렬에 의해서 압축을 한 후, 압축된 계수로부터 영상을 복원할 때는 절단된 기저행렬을 사용하는 것을 의미한다. 대칭 압축/복원인 경우는 거의 정확하게 원래 영상을 복원한다. 복원이 비대칭으로 이루어지면, 복원에 필요한 행렬 U와 압축할 때의 행렬 A 사이에 식 (4)가 성립하지 않기

때문에 당연히 큰 MSE를 야기할 것이다. (그림 7)과 (그림 8)로부터 대칭인 경우는 전반적으로 GCST의 MSE가 더 작아서 좋은 성능을 나타낸다. 비대칭인 경우, 특히 10~20 사이의 작은 절단값에서 DGT의 복원오차가 더 작다.

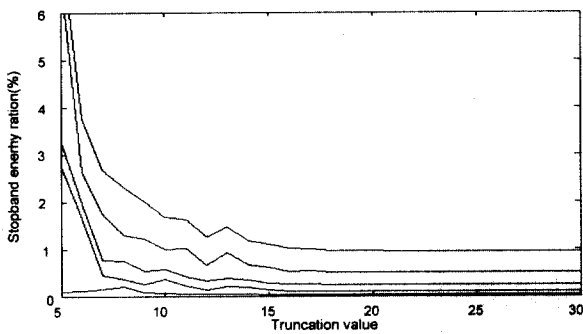


(a) GCST

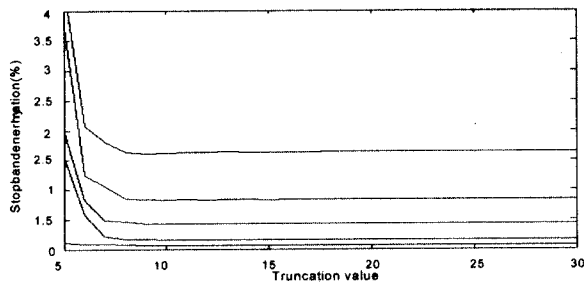


(b) DGT

(그림 5) 대칭적인 압축과 복원 경우의 MSE

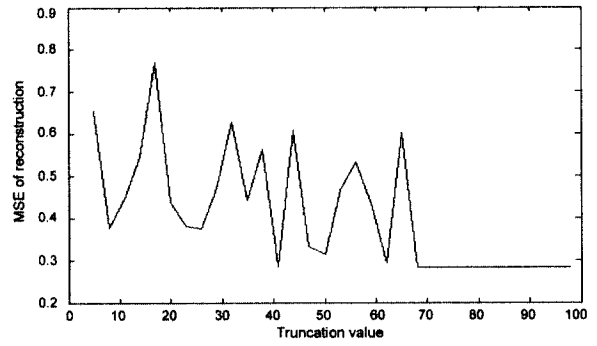


(a) GCST

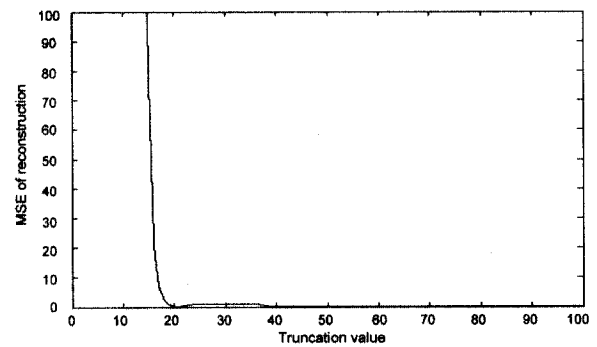


(b) DGT

(그림 6) 대칭적인 압축과 복원 경우의 정지대역 에너지 비

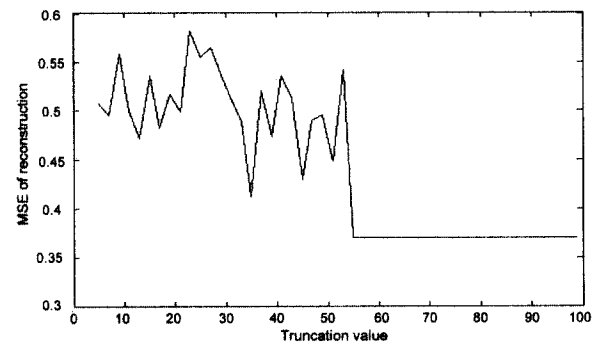


(a) 대칭

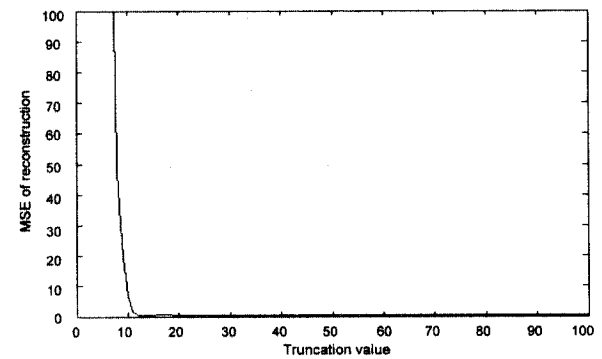


(b) 비대칭

(그림 7) GCST의 복원오차 영향



(a) 대칭



(b) 비대칭

(그림 8) DGT의 복원오차 영향

5. 결 론

기저함수의 에너지, 조건수, 절단된 대역의 임펄스, 계단, 상수 응답, 영상압축의 성능에 큰 영향을 미치지 않으면서 GCST 압축/복원의 계산량을 상당히 많이 감소시킬 수 있다. 실험 결과로부터 절단반경 12를 사용하면 99%의 에너지가 보유하고, 직류 맥류를 제외한 다른 성능에서는 절단반경 10에서 약 1% 이하의 성능저하를 허용함을 보였다. 이러한 절단된 지지영역의 함수로 구성된 변환 행렬을 사용하면 약 11배(256×256 영상에서 $256/24 \approx 11$)의 곱하기/더하기 수를 감소할 수 있다. 인간시각필터로 많이 논의되는 DG와 GCS 변환을 비교하면, 전반적으로는 GCST가 우수하지만, 압축/복원 과정이 비대칭이고 절단값이 작은 경우는 DGT의 복원오차가 더 작다.

참 고 문 헌

[1] T. D. Sanger, "Stereo disparity computation using Gabor filters," *Biological Cybernetics*, Vol.59, pp.405-418, 1988.

[2] V. Fotopoulos, S. Krommydas and A. N. Skodras, "Gabor Transform Domain Watermarking," *Proceedings of the 2001 IEEE Int'l Conf. on Image Processing*, pp.510-513, 2001.

[3] C. He, J. Dong, Y. F. Zheng and S. C. Ahalt, "Object Tracking Using the Gabor Wavelet Transform and the Golden Section Algorithm," *Proceedings of the 2001 IEEE Int'l Conf. on Robotics & Automation*, pp.1671-1674, 2001.

[4] C. Lee, S. Wang and K. Wu, "Fingerprint Recognition Using Principal Gabor Basis Function," *Proceedings of 2001 Int'l Symp. on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing*, pp.393-396, 2001.

[5] L. Ma, Y. Wang and T. Tan, "Iris Recognition Based on Multichannel Gabor Filtering," *The 5th Asian Conf. on Computer Vision*, pp.1-4, 2002.

[6] N. Qian and Y. Zhu, "Physiological computation of binocular disparity," *Vision Research*, Vol.37, No.13, pp.1811-1827, 1997.

[7] 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.

[8] T. Leung and J. Malik, "Representing and Recognizing the Visual Appearance of Materials Using Three-dimensional

Texons," *Int'l Journal of Computer Vision*, Vol.43, No.1, pp.29-44, June, 2001.

- [9] A. Shah, R. Ramachandran and M. Lewis, "Robust Pitch Estimation Using an Event Based Adaptive Gaussian Derivative Filter," *Proceedings of the 2002 Int'l Conf. on Image Processing*, pp.843-846, 2002.
- [10] T. R. Reed, "The Representation and Coding of Volumetric Images Using the 3-D Derivative of Gaussian Transform," *Proceedings of the 2001 IEEE Int'l Conf. on Image Processing*, pp.585-588, 2001.
- [11] 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.
- [12] 이적식, "새로운 결합유효폭 측정법," 정보처리학회논문지 B, 제8-B권 제5호, pp.565-572, Oct., 2001.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 이적식, "Gabor 코사인파 사인 변환," 전자공학회논문지, 제39권 SP편 제4호, pp.408-417, July, 2002.
- [17] J. A. Bloom and T. R. Reed, "Examining the effects of basis function truncation in the DGT," *International Conference on Image Processing*, pp.470-473, Sept., 10-13, Vancouver, B.C., 2000.
- [18] 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.

이 적 식

e-mail : jslee@kyonggi.ac.kr

1979년 경북대학교 전자공학과(학사)

1986년 Texas A&M Univ., Elec. Eng.(석사)

1991년 Texas A&M Univ., Elec. Eng.(박사)

1979년~1984년 국방과학연구소 연구원

1992년~현재 경기대학교 전자공학부 전자

공학전공 교수

관심분야 : 영상처리, 생체신호처리, 컴퓨터시각 등