

# GCST를 이용한 인간시각필터의 영상 잡음 제거 Image Denoising of Human Visual Filter Using GCST

이적식

Juck Sik Lee\*

## 요약

영상향상 방법 중의 하나인 잡음제거는 공간영역과 변환영역 필터링에 대해서 많은 연구가 되어 왔다. 최근에는 에너지 집중도가 탁월하고 다분해능 성질을 갖는 웨이브릿 변환이 많이 사용되고 있다. 그러나 최종 사용자가 인간인 경우에는 인간시각체계에 기반한 변환을 사용하는 것이 시각적으로 유용하므로, 본 논문에서는 인간시각필터로 고려되는 Gabor 코사인파와 사인 함수를 이용한 변환을 영상 잡음제거 분야에 적용하였다. 제안한 방법은 웨이브릿 변환과 다른 종류의 인간시각필터인 Gaussian 미분 변환에 대해서 피크신호대잡음비로 잡음제거 성능을 비교하였다. 여러 가지 잡음의 3가지 레벨에 대해서 실제 영상의 실험으로부터 제안한 변환이 DWT와 DGT보다 PSNR이 각각 0.41, 0.14dB 더 좋은 결과를 얻었다.

## Abstract

Image denoising as one of image enhancement methods has been studied a lot in the spatial and transform domain filtering. Recently wavelet transform which has an excellent energy compaction and a property of multiresolution has widely used for image denoising. But a transform based on human visual system is visually useful if an end user is human beings. Therefore, Gabor cosine and sine transform which is considered as human visual filter is applied to image denoising areas in this paper. Denoising performance of the proposed transform is compared with those of the derivatives of Gaussian transform being another human visual filter and of discrete wavelet transform in terms of PSNR. With three levels of various noises, experimental results for real images show that the proposed transform has better PSNR performance of 0.41dB than DWT and 0.14dB than DGT.

**Keywords** : denoising, human visual filter, GCST, DWT, DGT

## I. 서론

영상은 장치나 전송 경로에 의해 또는 양자화 과정과 같은 처리에서 잡음의 영향을 자주 받는다. 잡음제거의 주된 목적은 영상에 포함되어 있는 중요한 특징을 보존하고 불필요한 신호를 제거하여 영상의 질을 향상시키는데 있으며, 이는 영상해석 전에 필요한 영상 전처리에 속하는 과정으로 오랜 기간 동안 많은 연구가 되어왔다. 제안된 여러 가지 방법들은 기본적인 가정을 사용하였으며 각각 장단점이 있다. 일반 영상의 잡음은 대부분 Gaussian 분포로 가정하여 원래 영상에 더해졌으며, 초음파 영상에서는 곱의 형태인 반점(speckle) 잡음이 사용되었고 MRI 영상에는 Rician 잡음을 고려하였다[1]. 본질적으로 고주파 성질을 갖는 잡음을 제거하기 위해서 주로 평탄화 작용을 수행하는 저역 통과필터를 많이 사용하였으며 그 결과로 복원 영상이 흐

려 지는(blurring) 현상을 야기한다. 영상 잡음제거는 공간 영역과 변환영역 필터링 방법으로 크게 나누어진다. 전통적인 공간영역 방법은 선형과 비선형 필터로 구별되며 대표적으로 각각 Wiener 필터와 중앙값(median) 필터가 사용된다. 변환영역 방법은 웨이브릿 영역, 주파수 영역, 데이터 적응 변환 영역으로 대별된다. 주파수 영역 방법은 DFT를 이용하며 차단주파수 이내에 존재하는 주파수 성분만으로 원래 영상을 예측하는 것이다. 데이터 적응 변환은 공분산(covariance)의 고유치를 이용하는 PCA(Principal Component Analysis)와 첨도(kurtosis)와 같은 고차원 통계량을 이용하는 ICA(Independent Component Analysis) 방법이 있으며 계산 시간이 많이 요구되는 단점이 있다[2].

웨이브릿 변환은 탁월한 에너지 집중도와 다분해능(multiresolution) 해석의 장점을 가지고 있으며 영상 잡음제거에 우수한 성능을 제공하여 최근에 가장 많이 연구되고 있다. 영상의 저주파와 고주파 성분을 구분하기 위하여 저역과 고역 통과의 두 가지 필터를 사용한다. 높은 주파수 대역들은 잡음과 같은 영상의 상세함을 포함하고 있으므로 고주파 대역의 계수들이 작다면 원래 신호의 중요한 특징

\* 경기대학교 전자공학전공과  
접수일자 : 2008. 7. 11 수정 완료 : 2008. 10. 07  
계재확정일자 : 2008. 10. 29

에 큰 영향을 미치지 않게 삭제될 수 있을 것이다. 변환영역의 계수가 문턱치보다 작은 값은 잡음으로 간주되어 0으로 설정하고 나머지 계수 값으로 역웨이브릿 변환을 수행하여 원래 영상의 잡음 제거된 예측 영상을 복원한다.

Donoho가 처음으로 문턱치를 계산하는 방법[3]을 발표한 이후에 문턱치 결정에 대한 여러 가지 방법들이 제시되고 있다. 작은 계수들은 제거되고 큰 계수들은 그대로 유지하는 hard 문턱(thresholding) 방법은 큰 잡음 계수들이 제대로 제거되지 못하여 블립(blip) 현상을 초래한다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 큰 계수들을 문턱치 만큼 감소(shrink)시키는 soft 문턱 기법이 제안되었으며, 일반적으로 hard 기법보다 우수한 잡음 제거 능력을 보인다. 대표적인 soft 문턱 방법으로는 VISUShrink[4], SUREShrink[5], BayesShrink[6], NormalShrink[7] 등이 있으며 이러한 모든 방법은 DWT를 통하여 얻은 서브밴드 계수에 문턱치를 적용하여 우수한 잡음제거 능력을 보였다.

영상 잡음을 제거하는 좋은 알고리즘이 많이 존재하지만 본 논문에서는 인간시각세포의 모델로써 사용되는 Gabor Cosine과 Sine 함수(GCS)를 잡음제거 응용에 적용하여 성능을 파악하고자 한다. GCS 함수를 표본화하여 변환 행렬을 구성하고, 이 행렬로 입력 잡음 영상을 주파수 영역으로 변환한다. 변환된 주파수 계수들은 직류, 저주파, 고주파 성분으로 구별되며 일정한 크기의 블록 형태를 갖는다. 잡음에 해당하는 고주파 성분의 블록 계수는 0으로 설정하고 나머지 직류와 저주파 성분 블록으로 역변환하여 잡음을 감소시키는 방법이다.

인간시각세포의 수용영역을 모델링하는 수학적인 함수 형태로 최초로 언급된 것이 Gaussian 분포함수에 복소지수 함수를 곱한 Gabor 복소함수이다. 불확실성 원리에 의해서 시간과 주파수 분해능의 곱으로 표현되는 결합유효폭은 최소값으로 0.5를 갖는다. 작은 결합유효폭의 함수는 주어진 1차원 신호 또는 2차원 영상을 시간과 주파수 영역에서 보다 정확하게 표현할 수 있음을 의미한다. 복소수이기 때문에 실제적인 응용 분야에서는 실수 부분인 Gabor Cosine(GC) 또는 허수 부분인 Gabor Sine(GS) 함수가 대신 많이 쓰인다. Young은 시각세포의 수용영역 형태가 Gabor 복소함수보다 Gaussian 함수의 미분(Derivative of Gaussian: DG) 함수로 더 정확히 표현됨을 보였으며[8], DG 함수를 물체인식, 음성신호의 피치 측정, 영상 표현과 압축, 경계선 향상, 잡음억제 등에 적용한 예를 볼 수 있다[9]. 인간시각필터의 다양한 모델링 함수를 비교 분석한 것은 Bloom과 Reed에 의해서 시도되었으며, Hermite, GC, DG의 3 함수에 대해서 결합유효폭만을 유도하여 GC 함수가 가장 우수함을 보였다[10]. 또한 주파수 영역을 균등하게 분할하기 위하여 8개의 미분차수를 사용하여 기저함수를 만들어 정지 영상과 동영상 압축에 적용하였다[9].

인간시각체계의 세포 수용영역을 정확히 모델링하는 함수의 필요성은 컴퓨터가 영상을 이해하는 컴퓨터시각에 있는 것이 아니고, 인간시각 함수로 처리한 영상 결과를 최종

사용자인 인간에게 보여줄 경우에 그 중요성이 강조된다. 즉, 인간시각체계를 고려하지 않은 모델을 사용한 변환이나 알고리즘이 신호대잡음비 또는 평균자승오차와 같은 수치상으로는 인간시각모델보다 우수할 수 있지만 인간의 시각 측면에서는 열악한 경우도 존재할 수 있다는 것이다.

Gabor 복소함수의 실수부분 GC와 허수부분 GS를 혼합하여 기저함수를 형성한 GCS 변환(Gabor Cosine and Sine Transform: GCST)이 인간시각필터로써 저자에 의해서 제안되었다[11]. GCS 함수는 현재까지 시각세포의 수용영역에 가장 비슷하게 인식되는 DG 함수보다 결합유효폭이 탁월함을 보였고, 영상압축 분야에 적용하여 신호대잡음비와 에너지 집중도에서도 DGT, DCT, DWT보다 우수함을 실험을 통하여 보였다.

본 논문은 GCST를 영상 잡음제거에 적용하였으며, 주된 목적은 잡음이 제거된 영상의 PSNR 향상 기법보다는 변환 그 자체의 성능을 평가하는 것으로 두 인간시각필터 GCST와 DGT의 성능 비교에 있으며, 더불어 최근 영상 잡음제거, 표준 영상압축, 미국의 지문인식시스템에 사용되는 DWT와도 비교한다. 수치적인 성능지표로는 신호 대 잡음비와 평균자승오차의 제공근을 사용하지만, 제안한 GCST가 인간시각필터이므로 결과 영상의 시각적인 면도 살펴본다.

2장에서는 GCST, DWT, DGT의 변환을 간단히 살펴보고, 3장에서는 주파수영역 분할에 의한 잡음제거 방법을 설명하며, 4장에서는 실제 영상데이터를 이용한 변환들의 성능 실험결과를 비교하고, 마지막으로 결론을 맺는다.

## II. GCST, DWT, DGT 변환 함수

인간시각필터로 고려되는 Gabor 코사인파와 사인 함수 그리고 Gaussian 미분 함수의 변환 행렬을 결정하는 방법을 간단히 언급하고, 최근 잡음제거에 많이 적용하여 우수한 성능을 나타내는 웨이브릿 변환을 살펴본다.

### 2.1 Gabor 코사인과 사인 변환

Gabor 코사인과 사인 변환에 사용되는 1차원 GC와 GS 함수는 각각 다음과 같다.

$$c_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}} \cos\omega_i x, \quad i=1,3,5,7 \quad (1)$$

$$s_i(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_i^2}} \sin\omega_i x, \quad i=2,4,6,8 \quad (2)$$

$c_i(x)$ 와  $s_i(x)$ 는 각각 Gabor 복소함수의 실수와 허수 부분에 해당한다. 가장 낮은 주파수의 저역통과필터는 직류성분을 잘 보존하는 GC를 사용하고, 가장 높은 주파수의 고역통과필터는 GS를 사용하였다. 나머지 6개 대역통과필터는 GC와 GS를 교대로 사용하였다[11]. 한 위치에서 식 (1)과

(2)의 8개 GC와 GS 함수들은 서로 독립적이지만 직교하지 않기 때문에 직교정규화 과정을 통하여  $c_i(x)$ 와  $s_i(x)$ 를  $u_i(x)$ 로 변환하였다. 그림 1은  $s_2(x)$ 와  $c_3(x)$ 를 직교정규화한  $u_2(x)$ 와  $u_3(x)$ 를 보여준 것이다.  $u_2(x)$ 는 사인 함수에서 얻었으므로 기함수이고,  $u_3(x)$ 는 코사인 함수에서 얻었으므로 우함수이다. 이러한 기저함수를 표본화하여 변환 행렬  $U$ 를 얻으며 열 벡터(column vector)로 표시되는 1차원 신호  $f$ 는 다음과 같이 기저함수의 선형조합으로 표현된다.

$$f = Uc \tag{3}$$

여기서  $c$ 는 기저함수의 계수 벡터이다. 오차 벡터를  $e = Uc - f$ 로 정의하고, 최소자승오차를 갖는 계수  $\hat{c}$ 를 유도하면 다음과 같다[9].

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

2차원 신호인 영상  $F$ 에 위 과정을 적용하면 계수 행렬  $C$ 와 다음 관계를 갖는다.

$$F = UCU^T \tag{5}$$

$$\hat{C} = A^T F A \tag{6}$$

그림 2는 2차원 영상에 사용되는 GCST의 64개 기저영상이다. 저주파 성분, 수평과 수직 방향 성분, 대각선 방향 성분을 추출하는 기저영상을 확인할 수 있다.

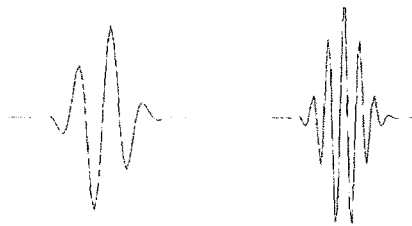


그림 1. GCST의  $u_2(x)$ 와  $u_3(x)$  기저함수

Fig. 1.  $u_2(x)$  and  $u_3(x)$  basis functions of GCST

## 2.2 웨이브릿 변환

주파수 영역을 분할하는 웨이브릿 변환은 영상압축에 사용돼 왔으며, 최근에는 잡음제거 응용에 가장 많이 연구되고 있는 변환이다. 원래 웨이브릿은 넓은 시간 구간에서는 저주파 성분을, 좁은 시간 구간에서는 고주파 성분을 표현 가능하게 하는 다중크기(multiscale)로 신호를 해석하는 것이다. 영상압축에 사용되는 웨이브릿 변환은 이중직교(biorthogonal) 성질을 만족하는 필터가 우수한 결과를 보여주므로 JPEG2000과 미국 연방수사국(FBI)의 지문 영상에는 이중직교 웨이브릿 D79를 사용한다. D79의 필터 계수는 표 1에 나타나 있다. 저주파 성분을 위해서 합성 또는 복원할 때는 7개의 필터 계수  $h(n)$ 을, 해석 또는 압축할

때는 9개의 필터 계수  $\tilde{h}(n)$ 을 사용한다. 고주파 성분에 대한 합성 필터 계수  $g(n)$ 과 해석 필터 계수  $\tilde{g}(n)$ 은 저주파 계수로 얻을 수 있으며 다음과 같다[12].

$$g(n) = (-1)^n \tilde{h}(1-n), \quad \tilde{g}(n) = (-1)^n h(1-n) \tag{7}$$

그림 3은 위 필터들을 2채널 이중직교 필터뱅크로 표현한 것이다. 출력  $c_0(k)$ 는 입력신호  $c_i(n)$ 의 저주파 성분으로 저주파 해석필터를 통과한 후에 데이터 수를 반으로 감소한 것이며, 출력  $d_0(k)$ 는 입력신호  $c_i(n)$ 의 고주파 성분으로 고주파 해석필터를 통과한 후에 데이터 수를 반으로 감소한 것이다. 일반적으로 해석필터와 데이터 수 감소는 원하는 만큼 반복 수행 가능하다. 복원할 때는 고주파와 저주파 성분에 0을 삽입하여 데이터 수를 2배로 증가시킨 후, 각각 해당하는 주파수의 합성필터를 통과시키면 최초의 입력신호를 재생할 수 있다. 2차원 신호인 영상에 대해서는 행과 열 두 방향으로 각각 해석과 합성 작용이 필요하다.

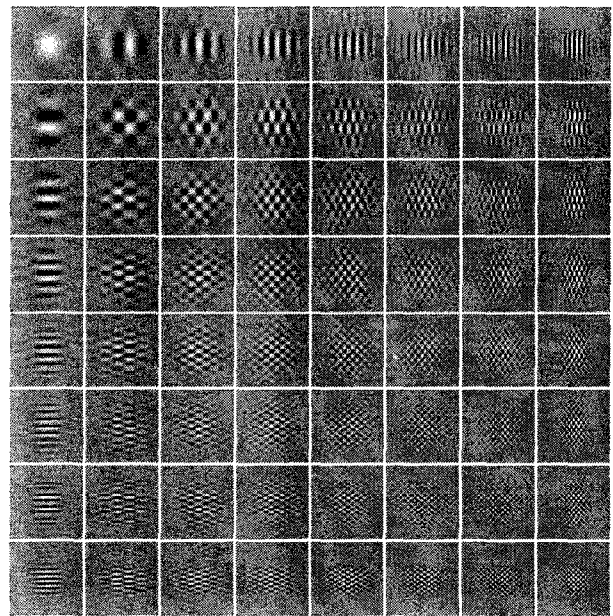


그림 2. 2차원 GCST의 기저영상

Fig. 2. Basis images of 2-dimensional GCST

표 1. D79의 필터 계수

Table 1. Filter Coefficients of D79

	$\tilde{h}(n)$	$h(n)$
$n=0$	0.85269867	0.78848562
$n=\pm 1$	0.37740285	0.41809227
$n=\pm 2$	-0.11062440	-0.04068942
$n=\pm 3$	-0.02384946	-0.06453888
$n=\pm 4$	0.037828455	

2.3 Gaussian 미분 변환

Gaussian 미분 변환(Derivative of Gaussian Transform: DGT)의 기저함수는 다음과 같은 Gaussian 함수  $g_0(x)$ 와 그것의 미분  $g_n(x)$ 을 이용한 것이다.

$$g_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}, \quad g_n(x) = \frac{d^n}{dx^n} g_0(x) \quad (8)$$

Bloom과 Reed는 직류성분을 보존하는 기저함수  $g_0(x)$ 을 포함하여 8개의 기저함수를 사용하였다[9]. 미분차수가 짝수이면 우함수, 홀수이면 기함수이므로 짝수와 홀수를 교대로 사용하여 기저함수를 선정하였다. 기저함수가 결정되면 GCST에서 설명한 것과 동일한 방법으로 변환행렬  $U$ 를 구성할 수 있으며, 영상 해석과 합성 과정도 앞의 식 (5)와 (6)으로 동일하게 표현된다. 그림 4는 2차원 영상에 사용되는 DGT의 64개 기저영상이며, 그림 2의 GCST 경우와 전반적인 모양은 유사하지만 보다 좁은 영역에서 값을 가짐을 볼 수 있다.

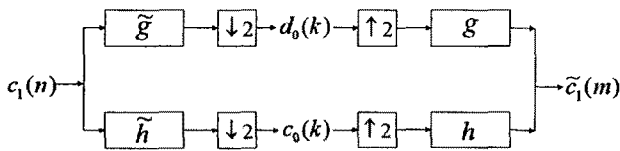


그림 3. 2채널 이중직교 웨이브릿 필터 뱅크

Fig. 3. Two channel biorthogonal wavelet filter banks

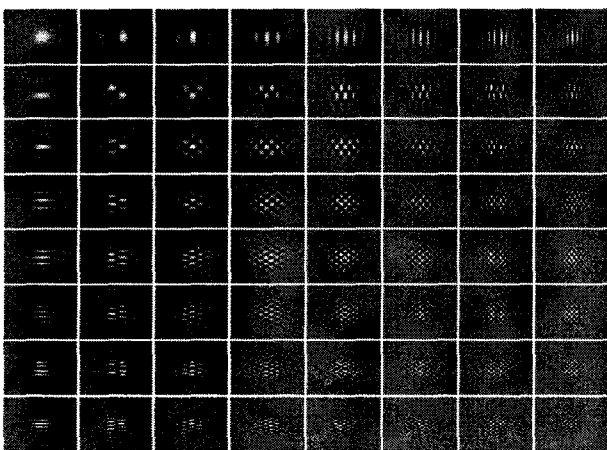


그림 4. 2차원 DGT의 기저영상

Fig. 4. Basis images of 2-dimensional DGT

III. 잡음 제거

2차원 영상신호를  $f(i,j)$ , 잡음신호를  $n(i,j)$ 라고 하면 잡음이 첨가된 신호  $g(i,j)$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$g(i,j) = f(i,j) + n(i,j) \quad (9)$$

잡음제거의 주된 임무는  $g(i,j)$ 로부터 원래 영상  $f(i,j)$ 과 유사한  $\hat{f}(i,j)$ 를 얻는 것이다. 그러므로 오차 신호를  $e(i,j) = \hat{f}(i,j) - f(i,j)$ 로 정의하면 평균자승오차(Mean Squared Error: MSE)는 다음과 같다.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N e^2(i,j) \quad (10)$$

필터링되는 정도를 파악하기 위하여 RMSE(Root MSE)를 계산하였으며, 이 RMSE가 첨가된 잡음의 표준편차보다 적을수록 좋은 필터링을 나타내는 것이다. 그리고 변환들의 성능 평가를 비교하기 위해서 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)을 사용하였다.

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{255}{RMSE} [dB] \quad (11)$$

256×256 입력영상에 대해서 8개의 기저함수를 사용하는 GCST와 DGT는 주파수 영역을 그림 5(a)처럼 8×8 = 64개의 블록으로 균등하게 분할한다. 각 블록의 크기는 32×32 픽셀이며 1로 표시된 왼쪽 상단 블록은 두 방향 모두 가장 낮은 주파수를 갖는 기저함수  $u_1$ 에 의해서 발생된 저주파 대역이고, 오른쪽 하단 블록은 가장 높은 주파수의 기저함수  $u_8$ 에 의해서 발생된 가장 높은 주파수 대역에 해당된다. 즉, 블록 1의 첫 번째 픽셀 값은 입력 영상의 처음 8×8 영역에 해당하는 것으로 그림 2에서 첫 번째 기저영상의 계수이다.

모든 주파수 대역을 사용하여 합성하면 잡음이 첨가된 원래  $g(i,j)$ 를 얻는다. 이 경우의 RMSE는 잡음영상의 표준편차와 거의 동일하게 나올 것이다. 영상합성에 사용되는 블록의 위치와 개수를 잘 선택하면 첨가되어 있는 잡음신호가 적절히 제거된 영상  $\hat{f}(i,j)$ 를 얻을 수 있으며, RMSE는 잡음의 표준편차보다 작아지게 될 것이다. 일반적으로 잡음은 고주파 성분이므로 우측 하단 부근에 존재하는 블록들을 제외한 나머지 대역의 계수들로 복원하면  $g(i,j)$ 보다 성능이 우수하고 잡음이 제거된 영상  $\hat{f}(i,j)$ 를 획득할 수 있다.

8개의 기저함수를 사용한 GCST와 DGT는 그림 5(a)처럼 모든 주파수 영역을 크기가 동일하게 분할하지만, 일반적인 웨이브릿 해석은 그림 5(b)처럼 저주파 영역은 자세히 분할하고, 고주파 영역은 크게 분할한다. 그림 5(b)는 3차 레벨까지 웨이브릿 분할을 보여준다.

일반적인 기존의 DWT 방법은 위 왼쪽의 직류성분을 제외한 나머지 각 서브밴드에 대해서 문턱치를 결정하여 soft 문턱 방법으로 해당 계수들을 필터링한다. 필터된 계수들과 원래 직류성분들로 IDWT를 수행하여 원 영상을 복원한다. 이렇게 수행한 DWT 방법은 최적 선형 필터인 Wiener 필터보다 성능이 우수함을 Chang이 보였다[6].

본 논문에서는 변환들의 성능을 비교하기 위해서 웨이브릿 분할의 1차 및 2차 수평, 수직, 대각선 대역을 저주파 대역처럼 분할하여 사용된 블록 크기를 GCST, DGT와 동

일하게 그림 5(a)의 웨이브릿 패킷 분할(wavelet packet decomposition) 형태를 갖도록 DWT를 수행하였다.

그림 5(a)의 숫자는 사용된 블록수를 설명하기 위한 것이며, 합성에 사용된 블록 선택은 지그재그와 정사각형 두 가지 형태가 있다. 예를 들면, 사용된 블록수가 1, 3, 4, 6, 9이면 각각 그 수까지 해당하는 블록을 사용하였다. 여기서 3, 6은 지그재그 형태이며, 1, 4, 9는 정사각형 형태로 블록을 선택한 것이다. 만약 지그재그 형태인 10개를 선택한다면 1에서 8까지의 블록과 a, b를 포함하면 된다.

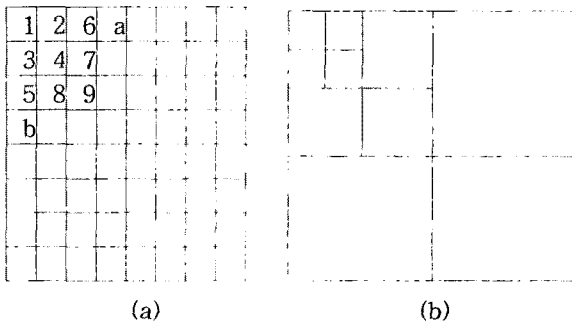


그림 5. 주파수 영역 분할

Fig. 5. Decomposition of frequency domain

#### IV. 실험 및 결과

실험의 주된 목적은 GCST, DGT, DWT의 변환 그 자체를 잡음제거의 관점에서 비교하는 것이다. 따라서 부가적으로 PSNR을 증가시키기 위한 어떤 방법도 포함하지 않았으며 오로지 변환된 계수의 일부분으로부터 복원하여 성능을 측정하였다. 물론 블록 단위로 계수를 선택하는 대신 변환된 계수에 soft 또는 hard 문턱과 같은 작용을 적용하면 더 좋은 PSNR을 얻을 수 있을 것이다.

실험에서 전형적인 인물인 Lena와 건물을 포함하는 Pentagon 그리고 자연 풍경을 많이 포함하는 Goldhill을 사용하였다. 측정된 성능 변수는 PSNR과 RMSE이다. 최대 PSNR에 대응하는 RMSE 값이 첨가된 잡음의 표준편차보다 더 적게 나와야 변환이 잡음을 적절히 제거한 것으로 고려할 수 있다. 평균이 0이고, 3종류의 표준편차  $\sigma_n = 7.5, 15, 30$ 으로 Gaussian 백색잡음을 발생하여 원래 영상에 첨가하였으며, 블록의 위치와 크기를 17가지로 선택하여 실험을 수행하였다. 각 변환에 사용된 변수들은 다음과 같다.

$$\text{GCST: } \sigma_i = 6.4, \omega_i = \{\pi/16, 3\pi/16, 5\pi/16, 7\pi/16, 9\pi/16, 11\pi/16, 13\pi/16, 15\pi/16\}$$

DWT: 표 1

$$\text{DGT: } \sigma = 3.0, n = \{0, 3, 8, 17, 28, 41, 58, 77\}$$

Lena 영상 경우, 첨가된 Gaussian 백색잡음의 3가지 모든 표준편차에서 GCST의 PSNR이 가장 우수하고 그 다음이 DGT이고, DWT가 가장 낮은 PSNR을 보였다. 표 2는 표준편차가 7.5인 경우로써 각 변환의 최대 PSNR은 GCST와 DGT가 정사각형 형태로 선택한 블록수 36개에

서, DWT는 지그재그 형태로 선택한 블록수 49개에서 발생하였다. 그 이상의 블록을 사용하면 신호성분보다 잡음의 영향이 더 크게 작용하여 전체 PSNR을 감소시킨다. 각 변환의 최대 PSNR에서 해당하는 RMSE 값들을 표에서 살펴보면 첨가된 잡음의 표준편차인 7.5보다 더 작게 나타나서 적절히 필터링이 이루어진 것을 확인할 수 있다.

그림 6은 잡음의 표준편차가 15인 경우로써 GCST와 DWT는 블록수 16개, DGT는 21개에서 최대 PSNR을 발생하였다. PSNR 측면에서 보면 GCST, DGT, DWT 순서로 성능이 우수함을 알 수 있다.

표준편차가 30인 경우에 GCST, DWT, DGT는 각각 블록수 9개, 4개, 9개에서 최대 PSNR을 발생하였으며, 각 변환의 PSNR은 24.61, 24.11, 24.47dB이며, 결과 영상은 그림 7에 나타나 있다. 그림 7의  $\sigma_n = 30$ 인 잡음에서 DWT 결과 영상은 PSNR이 GCST보다 0.5dB만큼 저하되며, 입, 코, 눈, 머리카락, 어깨 부근이 다소 선명하지 못하는(smearing out) 현상을 볼 수 있다. 그러나 인간시각필터로 고려되는 GCST와 DGT는 그러한 부근에서도 비교적 선명한 윤곽을 시각적으로 확인할 수 있다.

표 2. Lena 영상 성능,  $\sigma_n = 7.5$

Table 2. Performance of Lena image,  $\sigma_n = 7.5$

사용 블록수	PSNR(dB)			RMSE		
	GCST	DWT	DGT	GCST	DWT	DGT
1	21.384	21.729	19.741	21.745	20.898	26.273
3	24.280	24.389	21.577	15.579	15.385	21.267
4(□)	25.070	25.195	22.043	14.225	14.022	20.155
6	26.398	25.526	26.060	12.208	13.496	12.692
9(□)	27.802	25.823	27.491	10.385	13.043	10.765
10	28.123	27.276	27.827	10.009	11.034	10.356
15	29.455	28.563	29.285	8.586	9.514	8.756
16(□)	29.885	29.647	29.564	8.171	8.398	8.479
21	30.692	28.955	30.603	7.446	9.095	7.523
25(□)	31.366	29.303	31.179	6.891	8.737	7.040
28	31.434	29.802	31.329	6.837	8.250	6.920
36	31.661	30.176	31.550	6.660	7.902	6.746
36(□)	31.899	29.136	31.794	6.480	8.907	6.559
43	31.624	30.502	31.607	6.688	7.611	6.702
49	31.419	30.882	31.480	6.848	7.285	6.801
49(□)	31.424	30.277	31.412	6.844	7.810	6.854
54	31.256	30.833	31.225	6.978	7.326	7.003

블록수 36개와 49개는 정사각형과 지그재그 두 형태로 선택할 수 있다. 표 2에서 □로 표시된 블록수와 그림 6에 선으로 연결되어 있지 않은 부분에 표시된 것들은 정사각형 형태로 블록을 선택한 것이다.

전체적으로 가장 우수한 PSNR을 얻기 위해서 17 종류의 블록 형태를 모두 다 고려하면 GCST가 DWT와 DGT보다 우수한 성능을 나타내었다. 첨가된 Gaussian 백색 잡음의

표준편차가 증가함에 따라서 사용된 블록수가 감소하면서 최대 PSNR이 발생하였다. 즉, Lena 영상에 대해서는  $\sigma_n = 7.5, 15, 30$ 이면 사용 블록수가 각각 36, 16, 9개에서 최대 PSNR이 GCST에서 일어났으며, 최대 PSNR 값은 31.90, 27.74, 24.61dB로 감소하였다. 이것은 표준편차를 증가시키면 잡음의 고주파 성분이 증가하기 때문이며, 더욱이 잡음의 영향을 감소시키기 위해서는 합성할 때 고주파 영역의 블록이 배제된 작은 개수의 블록을 사용해야 한다. 만약 사용 가능한 블록의 수를 4개 이하로 제한하면(1, 3, 4개) DWT의 PSNR이 가장 우수하고 그 다음 GCST, DGT 순서이다. 이것은 웨이브릿 변환의 저주파 에너지 집중도가 우수한 것을 의미하며 영상압축에 사용되는 이유가 된다. 블록 수가 4개 이상이면 DWT가 성능이 가장 떨어지고 GCST가 가장 우수한 결과를 보여주었다.

Pentagon 영상에서도 첨가된 Gaussian 백색잡음의 3가지 모든 표준편차에서 GCST의 PSNR이 가장 우수하고, 표준편차 7.5와 15에서는 DGT, 표준편차 30에서는 DWT가 그 뒤를 따른다. 그림 8의 표준편차가 7.5인 경우에서 각 변환의 최대 PSNR는 GCST는 정사각형 형태로 선택한 블록수 36개, DWT는 54개, DGT는 43개에서 발생하였으며 각 PSNR은 31.27, 30.72, 31.21dB이다.

그림 9는 표준편차가 15인 경우에 Pentagon 영상의 좌측 가운데 부분을 16배로 확대하여 보여준 것이며, 그림 9(a)는 자세한 비교를 위하여 잡음 영상이 아닌 원래 영상을 확대한 것이다. GCST는 블록수 15개, DWT는 16개, DGT는 21개에서 최대 PSNR를 발생하였으며, 최대 PSNR은 각각 27.514, 27.341, 27.343dB이다. 비록 PSNR이 조금 차이 나지만 잡음이 필터링된 확대 영상은 인간시각필터인 GCST와 DGT의 경우가 DWT보다 시각적으로 약간 우수함을 볼 수 있다. 특히 좌측 상단의 작은 사각형 부근에서 그 차이를 확인할 수 있다.

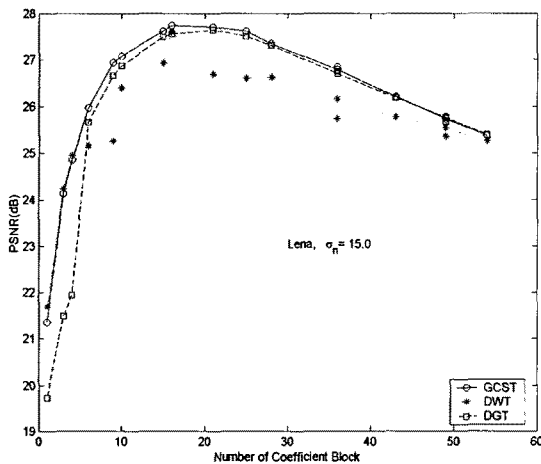


그림 6. Lena 영상의 PSNR,  $\sigma_n = 15$   
 Fig. 6. PSNR of Lena image,  $\sigma_n = 15$

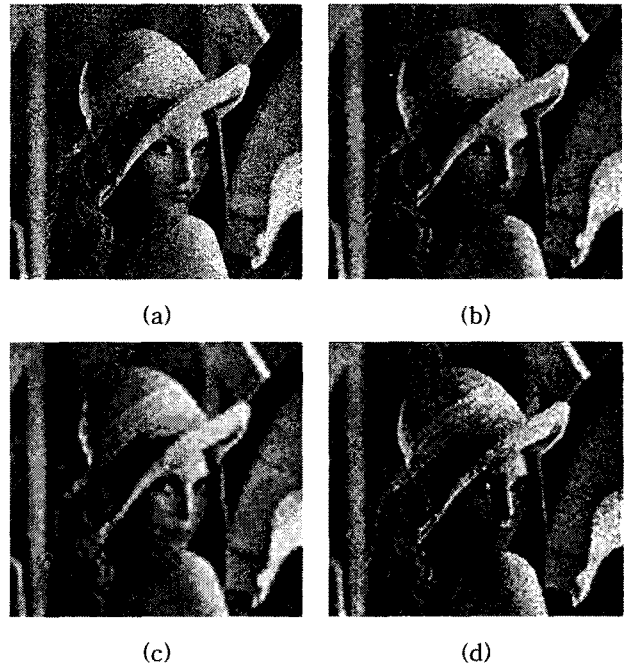


그림 7. (a) Lena 잡음영상  $\sigma_n = 30$ , (b) GCST, (c) DWT, (d) DGT

Fig. 7. (a) Noisy Lena image  $\sigma_n = 30$ , (b) GCST, (c) DWT, (d) DGT

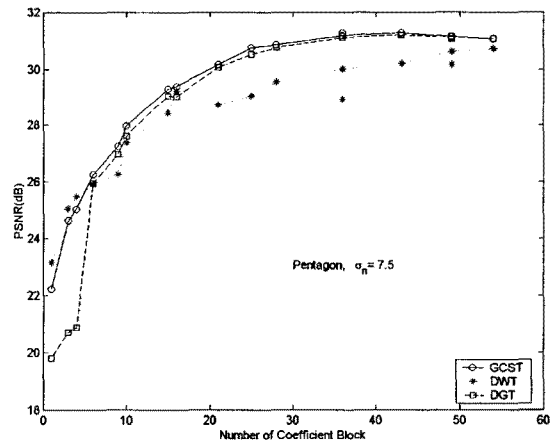


그림 8. Pentagon 영상의 PSNR,  $\sigma_n = 7.5$   
 Fig. 8. PSNR of Pentagon image,  $\sigma_n = 7.5$

그림 10의 표준편차가 30인 경우, GCST와 DGT는 블록 수 6개, DWT는 4개에서 최소 RMSE를 발생하였으며, 최소 RMSE는 각각 15.31, 15.50, 15.71이다. RMSE가 잡음의 표준편차보다 약 반으로 감소하였으므로 상당히 많은 잡음이 제거되었음을 알 수 있다.

Lena와 Pentagon 두 영상에 대해서 가장 높은 PSNR은 GCST에서 얻었으며, 표준편차가 7.5와 15인 경우는 GCST

가 가장 적은 블록수에서 최대 PSNR(최소 RMSE)을 얻었고, 큰 잡음인 표준편차가 30에서는 DWT가 가장 적은 블록수를 사용하였지만 최대 PSNR(최소 RMSE)은 GCST보다 약간 떨어진다.

균일분포를 갖는 잡음에 대해서 동일한 실험을 수행하였다. 평균이 0이고, 분산이  $\sigma_n^2$ 인 균일분포  $y$ 는 다음 식으로 주어지며  $[-\sqrt{3}\sigma_n, \sqrt{3}\sigma_n]$  사이의 값을 갖는다.

$$y = 2\sqrt{3}\sigma_n(x - 0.5) \quad (12)$$

여기서  $x$ 는  $[0,1]$ 사이의 균일분포를 갖는다. 균일분포 잡음에 대해서 두 영상의 최대 PSNR과 최소 RMSE이 표 3에 나타나 있으며, 앞의 Gaussian 잡음에 대한 결과와 동일한 블록수에서 최대 PSNR을 획득했으며 PSNR 성능도 전반적으로 유사한 결과를 얻었다.

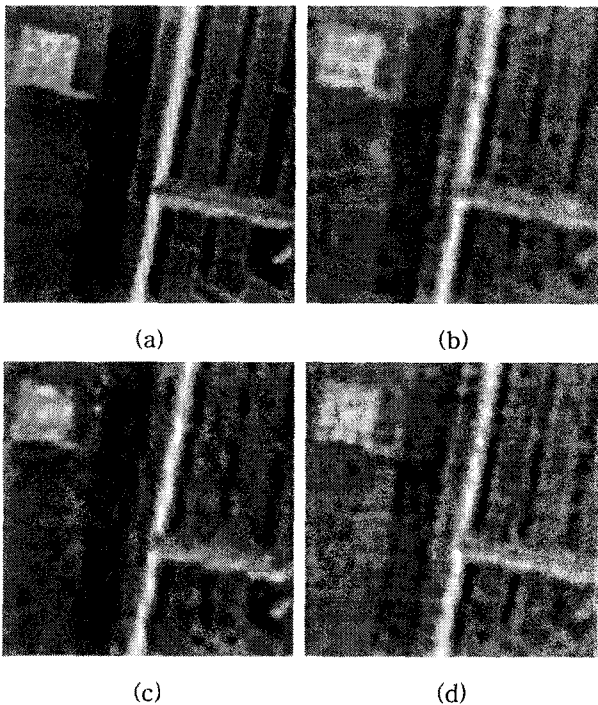


그림 9.  $\sigma_n = 15$ , (a) Pentagon 원 영상, (b) GCST, (c) DWT, (d) DGT  
Fig. 9.  $\sigma_n = 15$ , (a) Original Pentagon image, (b) GCST, (c) DWT, (d) DGT

Goldhill 영상에 대해서 3종류의 잡음으로 세 변환의 최대 PSNR과 그 때 사용된 블록 수를 비교한 결과가 표 4에 나타나 있다. Gaussian 잡음은 앞과 동일하게 사용하였고, salt & pepper 잡음은 전체 픽셀수의 1%, 3%, 5%를 흰색(255) 또는 검은색(0)으로 변경하였고, 반점(speckle) 잡음은 평균이 0이고, 분산이 0.01, 0.03, 0.05인 균일분포를 곱하기 요소로 적용하여 원래 영상에 더해졌다.

이 영상과 고려된 3가지 잡음에서도 GCST가 가장 좋은 PSNR 성능을 보여준다. 특히 salt & pepper 잡음에서는

전반적으로 잡음제거 능력이 저하됨을 볼 수 있다. 이것은 잡음의 0 또는 255 이진 특성과 변환 모두 기본적으로 평탄화 작용을 하기 때문이며 이 경우에는 중앙값 필터가 더 우수하게 동작할 것이다.

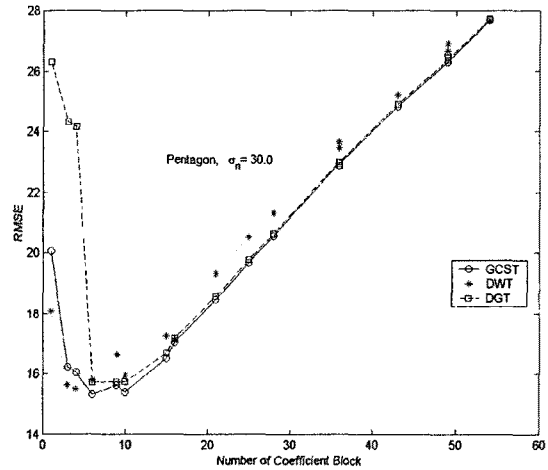


그림 10. Pentagon 영상의 RMSE,  $\sigma_n = 30$   
Fig. 10. RMSE of Pentagon image,  $\sigma_n = 30$

표 3. 균일분포 잡음에 대한 성능

Table 3. Performance for uniform distributed noises

영상	변환	$\sigma_n = 7.5$		$\sigma_n = 15$		$\sigma_n = 30$	
		PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
Lena	GCST	31.913	6.470	27.778	10.415	24.588	15.036
	DWT	30.870	7.295	27.623	10.602	24.122	15.865
	DGT	31.786	6.565	27.621	10.604	24.420	15.331
Pentagon	GCST	31.293	6.949	27.513	10.738	24.472	15.238
	DWT	30.704	7.436	27.339	10.955	24.345	15.462
	DGT	31.217	7.010	27.359	10.930	24.240	15.652

표 4. Goldhill 영상에 대한 성능

Table 4. Performance for Goldhill image

잡음 종류	잡음 레벨	PSNR (사용 블록수)		
		GCST	DWT	DGT
Gaussian	$\sigma_n = 7.5$	30.729 (54)	30.546 (54)	30.725 (54)
	$\sigma_n = 15$	26.780 (21)	26.317 (15)	26.705 (21)
	$\sigma_n = 30$	24.284 (6)	24.249 (3)	24.101 (6)
salt & pepper	1%	27.258 (21)	26.721 (28)	27.177 (21)
	3%	25.061 (10)	24.919 (10)	24.885 (10)
	5%	24.202 (6)	24.136 (3)	24.003 (6)
speckle	0.01	27.836 (28)	27.411 (36)	27.778 (28)
	0.03	25.486 (10)	25.365 (10)	25.312 (15)
	0.05	24.641 (6)	24.470 (10)	24.447 (10)

V. 결론

인간시각필터로 고려되는 GCST와 DGT 그리고 최근 표준 영상압축 기법으로 사용되는 DWT의 잡음제거 성능을 블록단위 형태로 주파수 성분을 선택하여 비교하였다. 첨가된 여러 가지 잡음 종류와 잡음 레벨에서 전반적으로 GCST의 PSNR이 가장 우수하고, 그 다음이 DGT이고, DWT가 가장 낮은 PSNR을 보였다. Gaussian 잡음에서 표준편차가 7.5와 15인 경우는 GCST가 비교적 적은 블록수에서 최대 PSNR을 얻었고, 큰 잡음인 표준편차가 30에서는 DWT가 적은 블록수를 사용하였지만 최대 PSNR은 GCST보다 약간 떨어진다.

잡음의 표준편차가 증가함에 따라서 사용된 블록수가 감소하면서 최대 PSNR이 발생하였다. 이것은 잡음의 표준편차를 증가시키면 영상의 고주파 성분의 증가를 야기하기 때문이며, 잡음의 영향을 감소시키기 위해서는 합성할 때 고주파 영역의 블록이 배제된 작은 개수의 블록을 사용하여 함을 의미한다. 잡음제거 측면에서 GCST의 PSNR 성능이 DWT와 DGT보다 각각 0.41, 0.14dB 우수하며, 부가적으로 인간시각필터로 사용되는 GCST가 DWT보다 다소 좋은 시각적인 면을 보여주었다.

참고 문헌

[1] M. C. Motwani, M. C. Gadiya and R. C. Motwani, "Survey of Image Denoising Techniques," *Proceedings of GSPx 2004*, Sept. 27-30, 2004, Santa Clara Convention Center, Santa Clara, CA, USA.

[2] P. Gruber, F. J. Theis, A. M. Tome and E. W. Lang, "Automatic Denoising Using Local Independent Component Analysis," *Fourth Int'l ICSC Symp. on Eng. in Intelligent Systems 2004(EIS 2004)*, Madeira, Portugal, Feb. 29-Mar. 2, 2004.

[3] D. L. Donoho, "De-noising by Soft-Thresholding," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 41, no. 3, pp. 613-627, May 1995.

[4] D. L. Donoho and I. M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaption via Wavelet Shrinkage," *Biometrika*, vol. 81, pp. 425-455, Sept. 1994.

[5] F. Luisier, T. Blu and M. Unser, "A New SURE Approach to Image Denoising," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 16, no. 3, pp. 593-605, Mar. 2007.

[6] S. G. Chang, B. Yu and M. Vattereli, "Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 9, pp. 1532-1546, Sept. 2000.

[7] L. Kaur, S. Gupta and R. C. Chauhan, "Image

Denoising Using Wavelet Thresholding," *Indian Conf. on CVGIP*, Dec. 16-18, 2002, Space Applications Centre, Ahmedabad, India.

[8] 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.

[9] J. A. Bloom and T. R. Reed, "A Gaussian derivative-based transform," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 5, no. 3, pp. 551-553, March 1996.

[10] 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.

[11] 이적식, "Gabor 코사인파와 사인 변환," *전자공학회논문지*, 제39권 SP편 제4호, pp. 408-417, 2002년 7월.

[12] C. S. Burrus, R. A. Gopinath and H. Guo, "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms," Prentice Hall, 1998.



이 적 식 (Juck Sik Lee)

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 전자공학전공 교수  
 ※주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터시각