

웨이블릿 변환을 사용한 영상의 노이즈 제거

*김철기^U **강이철 *김강석 *차의영
*부산대학교 전자계산학과 신경회로망 및 실세계응용 연구실
**부산대학교 일반대학원 멀티미디어학과
{kck, errorman, au, eycha}@harmony.cs.pusan.ac.kr

A Research of Image's denoising using wavelet transform

*Cheol-Ki Kim^U **Yi-Chul Kang *Gang-Sok Kim *Eui-Young Cha
*Dept. of Computer Science, Pusan National University
**Inter Disciplinary Research Program of Multimedia, Pusan National University

요 약

웨이블릿 디노이징 기법은 웨이블릿 계수들의 thresholding에 의해 부가적인 가우시안 노이즈들을 제거하는데 사용된다. 필터에 기반한 다른 많은 변환들처럼, 웨이블릿 scaling 방법들은 이미지의 경계선들의 근처에 블러링 현상이나 인공적인 잡음들이 나타나게 된다. 본 논문에서 구현하고자 하는 웨이블릿 변환 필터의 구현 배경은 경계선 부분의 손실 없이 이미지의 노이즈 제거를 위한 것이다.

많은 이미지 향상과 회복기법들은 이러한 붕괴 처리의 효과들을 위한 보상으로 개발되었다. 또한 뉴럴 필터, 퍼지 필터, LMS L-filter, quadratic filter, sigma filter 등은 이러한 이미지의 질을 개선하기 위한 수학적 도구들이라고 할 수 있다[1].

1. 서론

Wavelet 이론은 응용 수학에서 처음 소개된 후 영상 인식 분야에서 연구되어온 다중 해상도(multi-resolution) 표현과 연관성이 있음이 밝혀졌으며, 이산 Wavelet 이론은 필터 설계 방법과 동일함이 밝혀져 있다[2][7].

최근 들어, 영상압축, 경계선 및 특징 추출, 텍스처 분석 등의 문제들을 특별히 다루고 있는 새로운 변환 기법들에 대한 관심이 증가하고 있다. 이러한 기법들은 다중해상도 분석(multi-resolution analysis), 시간 주파수 분석(time-frequency analysis), 피라미드 알고리즘(pyramid algorithm), 웨이블릿 변환(wavelet transform) 등의 내용으로 진행되고 있다.[2]

이러한 기법들 중 하나인 웨이블릿을 이용한 영상의 노이즈 제거기법은 웨이블릿 계수(wavelet coefficient)들의 임계치에 의해 부가적인 가우시안 노이즈들을 제거하는데 사용되고 있다. 필터에 기반한 다른 많은 변환들처럼 웨이블릿 scaling 방법들은 이미지의 경계선들의 근처에 나타나게 되는 블러링 현상이나 인공적인 잡음들을 없애는데 주력을 두고 있다. 따라서, 본 논문에서 구현하고자 하는 웨이블릿 변환 필터의 구현 배경은 이러한 경계선 부분의 손실을 최대한 지양하면서 이미지의 노이즈를 제거하는데 있다. 이미지 정보 붕괴의 최소화는 이미지 처리에서 매우 중요한 과제이다. 이러한 붕괴(corrupt) 효과는 sampling, scanning, 양자화, 이미지 전송 등

에서 나타나고 있다. 하나 이상의 붕괴 원인은 이미지의 질을 하락시키게 된다. 이미지 시스템에는 두 가지 유형의 붕괴가 있을 수 있는데, 포인트 붕괴와 공간 붕괴가 그것이다. 포인트 붕괴는 단지 각 영상의 점들의 그레이(gray) 레벨들에 악영향을 미치게 되고, 공간 붕괴는 블러링(blurring) 현상을 만들게 된다.

포인트 붕괴의 일반적인 유형은 열, 광전자, 양자화, 채널 잡음 등이다. 여기서 열, 광전자 잡음은 양자화 잡음이 신호 종속적인 가우시안(Gaussian) 분포를 갖는데 반해 신호 독립적인 가우시안 분포를 갖는다. 일반적으로, 포인트 붕괴된 이미지들은 충격 잡음을 갖는 채널 노이즈를 제외한 다른 평균편차, 표준편차를 갖는 가우시안 분산들을 갖는다. 공간 붕괴의 다른 유형들로는 광시스템, 카메라와 물체사이의 연관 움직임, 비선형 변환들의 변형 등이 있다.

만약 관찰된 이미지가 포인트 붕괴에 의해 붕괴되었다면, 이미지 복구는 스무딩(smoothing) 연산에 의한 노이즈 제거를 요구하게 된다. 이러한 이미지 복구의 유형은 영상 향상(image enhancement)이라고 할 수 있다. 스무딩 연산에서 영상은 일반적으로 공간 붕괴에 의해 붕괴된다. 만약 공간 붕괴가 관찰된 이미지에서 발생한다면, 이러한 부분의 이미지 복구는 image restoration이라고 할 수 있겠다.

많은 이미지 향상과 회복 기법들은 이러한 붕괴 처리의 효과

들을 위한 보상으로 개발되었다.

본 논문에서는 영상의 노이즈 제거를 위한 새로운 기법으로 웨이블릿(wavelet)을 이용한 방법을 제안하고 있다.

2. 관련연구

현재 영상 및 신호처리 분야에서 노이즈의 제거를 위한 많은 연구가 이루어지고 있다. 기본적인 작업은 Johnstone과 Donoho[Donoho 1992; Donoho and Johnstone 1992]에 의해 이루어졌으며, 이는 영상의 DWT에 의한 임계화에 기반을 두고 있다[6]. 또한 이러한 사실은 영상에 있어서의 적당한 구조로써 노이즈 자체는 명백히 나타나고 있다. 그러므로, 노이즈의 대부분은 적당한 크기에서 웨이블릿 계수들(wavelet-coefficients)에 의해 표현이 가능하다고 할 수 있다. 이러한 계수들의 제거는 스케일(scale)에 기반한 노이즈의 자연스러운 필터링의 결과를 얻을 수 있게 한다. 그러한 적당한 스케일(scale)에서의 계수들 또한 에지(edge) 정보의 기본적인 제공자이기 때문에, Donoho와 Johnstone의 방법은 만약 그들의 값이 어떤 주어진 임계치(threshold)보다 작으면 가우시안 노이즈(Gaussian noise)들을 0으로 설정하여 웨이블릿 계수들(wavelet coefficients)을 임계화한다. 이러한 계수들의 대부분은 잡음에 해당하는 것이다. 반면에 에지 연관 계수들은 일반적으로 임계치보다 위에 있다고 할 수 있다. 위와 같은 임계화 방법을 hard thresholding이라고 한다. 또한 이는 손실(lossy) 알고리즘이라 할 수 있다. 즉, 원 신호는 정확히 재건될 수 없다. 이를 수식으로 보면 다음과 같다[4].

$$y_{hard}(t) = \begin{cases} x(t), & |x(t)| > \delta \\ 0, & |x(t)| \leq \delta \end{cases} \text{----- 식①}$$

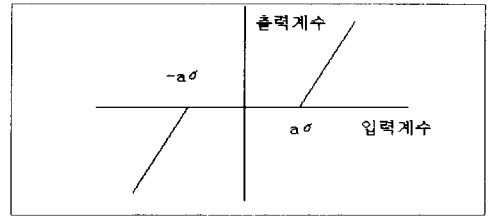
이의 보완적인 방법으로 압축 효율 또는 연관 오류를 위해 선택된 레벨 δ 에서의 soft thresholding이 있는데, 이는 관심 객체의 왜곡을 지양하는 장점이 있다. 이를 수식으로 보면 다음과 같다.

$$y_{soft}(t) = \begin{cases} \text{sign}(x(t))(|x(t)| - \delta), & |x(t)| > \delta \\ 0, & |x(t)| \leq \delta \end{cases} \text{-- 식②}$$

몇몇 접근들이 웨이블릿 디컴포즈(wavelet decompose)의 각 서브밴드(sub-band)들에 대한 임계치의 설정을 위해 제안되었다. 이중 가장 일반적인 방법이 한 밴드(band)에서 계수들(coefficients)의 샘플 분산 σ^2 을 계산하고 표준편차 σ 의 곱으로 임계치(threshold)를 설정하는 방법이다. 그러므로, 만약 특별한 웨이블릿 밴드(wavelet band)에 대한 DTWT 계수들의 soft threshold를 구하고자 한다면, [그림 1]과 같이 그 밴드(band)의 계수들을 임계화해야 할 것이다.

임계화된 변환 계수들의 역 웨이블릿 변환(Inverse wavelet transform)은 노이즈가 제거된 영상이 된다. 이러한 디노이징(denoising) 기법은 영상의 손상 없이 잡음이 제거되는 효율적인 기법이라 할 수 있다.

이에 대응되는 기존의 방법으로는 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform:FFT)이 있는데, 이는 기저함수들이 시간 또는 공간에서 지역화가 되지 않기 때문에, 에지 정보가 주파수들을 따라서 퍼진다는 사실이다. 따라서 저주파 통과 필터링은 에지 정보를 왜곡시키는 결과를 낳게 되는 단점이 존재한다.



[그림 1] Soft threshold 특징

3. Wavelet Shrinkage

어떤 신호의 L-레벨 웨이블릿 디컴포지션(decomposition)에서 현저한 에너지를 갖는 웨이블릿 계수들의 수는 작다. 이는 vanishing moments가 충분한 수를 가지고 있다고 가정할 때, 웨이블릿들의 대략적 특성의 결과라 할 수 있다. 하나의 신호는 작은 수의 계수들에 의해 정확히 표현될 수 있다. Johnstone과 Donoho에 의해 개발된 wavelet shrinkage는 thresholding에 기반한 이러한 계수들을 선택한다. Wavelet Shrinkage 알고리즘은 L개의 레벨들로 신호를 디컴포즈하게 된다.

4. Denoising

임계화(Thresholding)은 일반적으로 원 신호(original signal)의 저주파 통과(Lowpass) 버전이다. σ 의 선택에 의해, 신호 $x(n) = u(n) + \sigma w(n)$ 의 노이즈 $w(n)$ 을 억제시킬 수 있다. $w(n)$ 의 간단한 예는 가우시안 화이트 노이즈(Gaussian white noise) $N(0, 1)$ 이다. 그리고, denoising을 위해서 soft thresholding을 사용한다.

노이즈 강도 σ^2 는 신호의 강도보다 훨씬 작다고 가정하자. 더 나아가 신호는 저주파수 요소를 가지고 있다고 가정하고 노이즈는 흰색이라고 가정하자. 상세 계수(detailed coefficients)의 thresholding은 또한 신호의 세기를 약화시킬 것이다. 일반적으로 원신호에 아무런 영향없이 모든 노이즈를 제거 하는 필터를 만드는 것은 불가능하다 할 수 있다. 임계치 레벨들을 선택하는 알고리즘들은 Stein's Unbiased Risk Estimate, 고정 임계치, Minimax criteria 또는 조합[Donbfl]를 포함한다.

원 신호는 가우시안 화이트 노이즈에 의해 붕괴된다. 붕괴된 신호는 Daubechies wavelet D6에 의해 디컴포즈(decompose)된다. 레벨 4에서의 계수들은 Stein's Unbiased Risk Estimate를 사용하여 thresholding된다. 여기서 알아야 할 사항은 복구된 신호는 원 신호와 약간의 노이즈로 구성된다는 사실이다. 즉, 모든 노이즈가 제거되지는 않는다는 것이다. 단지 원 신호에 가까운 최적의 신호를 재구성한다는 사실이다.

Wavelet shrinkage와 denoising 모두에서, 출력 값은 입력 값의 정화된 버전이다. 이 작업은 단지 작업자가 미리 신호(signal)의 특성을 알 때 이루어지는 것이다. 알고리즘은 임계치(thresholding)가 적용될 때 원하는 신호들을 왜곡할 것이다.

5. 실험 및 결과

다양한 분야에서 사용되고 있는 웨이블릿 변환은 근래에 들어서 이미지의 처리 분야에서 좋은 효과를 주고 있다. 이미지의

각 픽셀 값은 주파수 영역으로 변환시키게 되는데, 이러한 방법을 적용해 본 논문에서는 잡음의 제거에 접목하였다. 이를 위해 웨이블릿 기저로 Daubechies basis를 사용하였다. 물론, Haar basis에 기반한 방법 또한 존재하는데 이는 자연적인 이미지 또는 신호에는 적합하지 못하다. 신호치리에 있어서 중요한 고려 사항은 공간적 특성의 지역화이다. 이러한 점에서 Haar wavelet에 비해 Daubechies' wavelet 변환은 이러한 기술에 대한 정보를 더 잘 보존해준다. 본 논문에서는 디컴포즈된 영상의 서브밴드들에 있어서 기존의 soft threshold에 변형된 방법으로 실험을 하였다. 이의 알고리즘을 살펴보면 다음과 같다.

[Step 1] 영상의 Level 3으로 디컴포즈를 수행.
 [Step 2] 웨이블릿 계수들 중 노이즈 부분을 나타내는 계수들을 제거하기 위해 변형된 soft threshold를 적용.

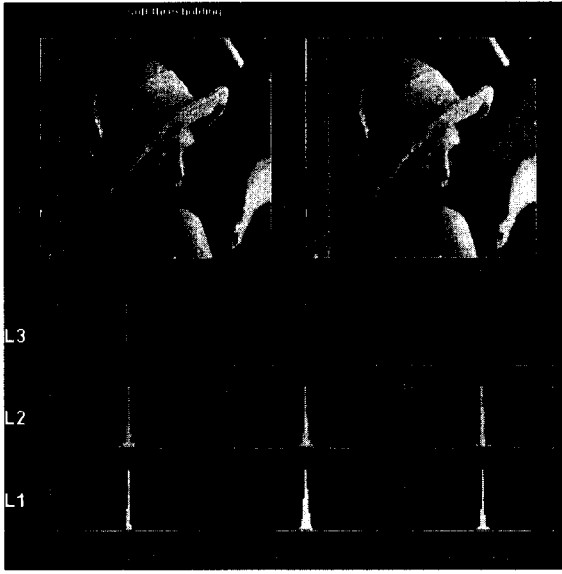
$$y_{soft}(t) = \begin{cases} sign(x(t))(|x(t)| - \delta), & |x(t)| > \delta \\ 0, & |x(t)| \leq \delta \end{cases}$$

$$\delta = \gamma \lambda \sqrt{\frac{2 \ln(n)}{n}}$$

(단, δ 는 soft thresholding, $y_{soft}(t)$ 는 웨이블릿 변환 계수, n 은 샘플 데이터의 수, λ 는 noise level, γ 는 상수이다.)
 위의 방법은 uniform thresholding을 나타내고 있다. 여기서 제안하고자 하는 것은 각 밴드마다 로컬 임계치를 구한 후 평균을 내는 방법을 택하고자 한다. 즉, 아래의 식과 같이 된다.

$$\delta = \frac{\gamma}{k} (\lambda_1 \sqrt{\frac{2 \ln(n)}{n}} + \lambda_2 \sqrt{\frac{2 \ln(n)}{n}} + \dots + \lambda_k \sqrt{\frac{2 \ln(n)}{n}})$$

[Step 3] 필터링된 영상을 역 웨이블릿 변환에 의해 복원한다.



[그림 3] denoising된 영상

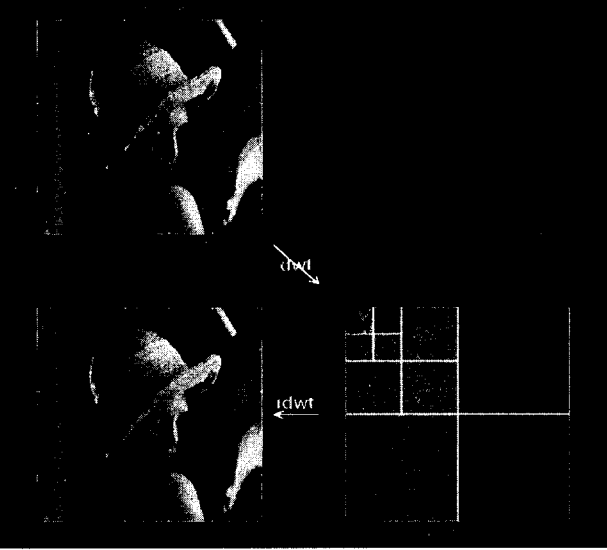
따라서, 위의 알고리즘을 이용하여 256*256 그레이 영상으로 실험을 한 결과는 다음과 같다.
 우리는 임계치 레벨 평균 임계치 $\delta=17$ 에서 신호를 재건하여 보여주고 있다. 이러한 레벨에서 thresholding한 후에 계수들의 92.8%가 0으로 되었다. L_2 norm 복구는 99.99%였다. $\delta=17$ 에서의 reconstruction은 원 신호에 가까움을 알 수 있다. 그러나 이는 많은 term들을 사용해야 하는 단점 또한 있다.

6. 실험환경

본 실험은 펜티엄II-350, 128M에서 Visual C++6.0과 matlab 5.2를 사용하여 테스트하였으며, 데이터 파일로는 256*256 lena 영상을 사용하였다.

7. 참고 문헌

- [1] 이문호, "C언어 영상 통신의 신호 처리", 대영사, 1999.
- [2] Kenneth R. Castleman, "Digital Image Processing", Prentice Hall, pp.303, 1996.
- [3] Scott E Umbaugh, "Computer Vision and Image Processing", Prentice Hall, pp. , 1997.
- [4] Gilbert Strang & Truong Nguyen, "Wavelets and Filter Banks", Wellesley-Cambridge Press, 1996.
- [5] S. Mallat, "A Theory for multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 11, pp.674-693, July 1989.
- [6] Raghuvveer M. Rao and Ajit S. Bopardikar, "Wavelet Transforms", Addison-Wesley, pp.183-189, 1998.
- [7] S. Pittner, J. Schneid, and C. W. Ueberhuber, "Wavelet Literature Survey", Technical University of Vienna, Vienna, Austria, 1993.



[그림 4] 원 영상과 decompose를 거쳐 synthesis된 영상