

웨이브릿에 기반한 영상의 잡음추정

안태경, 우동현, 김재호
부산대학교 전자공학과

Wavelet-Based Noise Estimation in Image

Tae-Gyoung Ahn, Dong-Hun Uh, and Jae-Ho Kim
Dept. Electronic Engineering, Pusan National Univ.
E-mail : tkahn@hyowon.pusan.ac.kr

Abstract—The paper presents an algorithm for estimating the variance of additive zero mean Gaussian noise in an image. The algorithm uses the wavelet transform which is a good tool for energy compaction. The algorithm consists of three steps. At first, high frequency components, wavelet coefficients in HH band, are generated from a noisy image by the wavelet transform. In a second step, high frequency components which are out of the noise range are eliminated. Finally, if the image has many components eliminated in the previous step, then its noise estimated value is reduced.

Experimental results show that the wavelet filter has better performance than the other high pass filters such as a Laplacian filter, residual from a median filter, residual from a mean filter, and a difference operator. In various images, the algorithm reduces 50% of estimated error on an average.

I. 서론

영상에 섞여 있는 잡음은 압축이나 패턴인식과 같은 알고리즘의 성능을 저하시키는 주요한 원인이 된다. 따라서 많은 사람들에 의해 영상의 잡음 제거 방법들이 연구되어 왔다. 이러한 방법들 중 상당수가 잡음의 양을 알고 있어야만 한다. 잡음의 양을 알기 위해 직접 측정하기도 하지만 많은 경우 잡음을 측정하기 힘들거나 불가능하다. 이러한 경우에는 원 영상에 잡음이 섞

여있는 영상인 잡음영상에서 잡음의 양을 추정하여 사용한다.

영상에 섞여있는 잡음은 평균이 0인 가우스 잡음(Gaussian noise)이고 아래 식과 같이 원 영상에 더해져 있다고 가정한다.

$$I(x, y) = f(x, y) + n(x, y)$$

여기서 f 는 원 영상, n 은 잡음, I 는 획득된 영상이다. 영상은 폭과 높이가 각각 W 와 H 이고 각 화소들은 0과 255사이의 정수 값을 가진다. 목표는 잡음 n 의 분산 σ_n^2 을 구하는 것이다. 잡음을 추정하기 위해서는 먼저 원 영상과 잡음을 분리시켜야 한다. 이를 위해 고역통과 필터를 사용하여 고주파 성분을 획득한다. 이렇게 획득된 고주파 성분에는 일반적으로 많은 양의 잡음과 적은 양의 원 영상의 경계성분들이 함께 섞여 있다. 고주파 성분에 원 영상의 경계성분을 적게 남길수록 잡음추정을 위한 고역통과 필터에 적합하다. 이를 위해 차 필터(difference operator), 평균 필터의 나머지(residual from a mean filter), 중간값 필터의 나머지(residual from a median filter), 이차미분 필터(Laplacian filter) 등과 같은 여러 가지 고역통과 필터들이 사용되어져 왔다[1][2]. 하지만 이런 필터들도 여전히 많은 경계성분을 고주파 성분 속에 남기는 단점이 있다.

웨이브릿 변환[3][4]은 신호의 에너지를 효율적으로 집중시키는 특성이 있기 때문에 영상의 압축에 많이 사용되고 있다. 웨이브릿 변환 시 잡음은 랜덤한 특성으로 인해 고주파 영역에 그대로 남게 된다. 즉 원 영상

의 에너지는 잘 집중시키고 잡음의 에너지는 고주파 영역에 거의 그대로 남겨놓는다. 따라서 웨이브릿 필터가 잡음추정을 위한 필터에 적합함을 알 수 있다.

기존의 고역통과 필터들에 비해서는 적은 양이지만 웨이브릿 필터도 여전히 경계성분들을 고주파 영역에 남긴다. 이 영향으로 인해 경계가 많은 영상에서는 무시하기 힘들 정도의 큰 추정오차가 발생하게 된다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 기존에 사용되고 있는 잡음추정을 위한 고역통과 필터들에 대해 II장에서 설명하고, III장에서는 웨이브릿 변환과 웨이브릿 영역에서의 잡음추정 방법에 대해 설명할 것이다. IV장에서는 성능평가 실험을 통하여 웨이브릿 필터가 다른 필터들에 비해 우수함을 보이고, 제안하는 알고리즘을 적용함으로써 잡음추정오차가 줄어드는 것을 보인다. 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 기존의 고역통과 필터들

1. 평균의 나머지 필터(Residual from a mean filter)

평균 필터는 원래 저역통과 필터로서 주위의 픽셀값들의 평균을 취하는 필터이다. 원 영상에서 저역통과된 영상을 빼면 그 나머지는 고주파 성분들이 된다. 그림 1은 평균의 나머지 필터의 계수를 나타낸다.

이 필터는 평균 필터에 의해 원 영상의 많은 경계들이 없어진다. 따라서 평균 필터의 나머지로 남는 곳은 많은 경계들이 남게 된다.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

그림 1. 평균의 나머지 필터계수

2. 중간값의 나머지 필터(Residual from a median filter)

중간값 필터도 평균 필터와 같은 저역통과 필터인데 임펄스 잡음과 같은 푹푹 튀는 강한 잡음을 효과적으로 제거하는 특성이 있다. 따라서 이 필터의 나머지를 이용한 필터를 사용하면 임펄스 잡음을 효과적으로 추출할 수 있다.

3. 이차미분 필터(Laplacian filter)

이차미분을 이용하여 경계를 검출하는 필터로서 비

교적 좋은 성능을 보이는 필터이다. 또한 잡음추출을 위한 필터로서도 좋은 성능을 보이고 있다. 특히 Immerkær는 아래와 같은 이차미분 필터를 사용하여 잡음추정에서 좋은 효과를 나타내었다.

1	-2	1
-2	4	-2
1	-2	1

그림 2. Immerkær의 이차미분 필터계수

III. 웨이브릿 기반의 잡음추정

1. 웨이브릿 변환

웨이브릿 변환은 주어진 함수를 직교기저함수(orthogonal basis function)들의 집합을 형성하고 있는 웨이브릿 평면으로 투사하여 서로 다른 분해능을 갖는 신호들로 변환시킴으로써 주어진 함수의 신호를 각각 다른 분해능에서 해석할 수 있는 변환이다.

웨이브릿 변환에서의 기저함수들은 원형 웨이브릿을 확장/수축과 천이를 시킴으로써 만들어진다. 대표적인 기저함수들로는 Haar, Daubechies, Biorthogonal 기저함수들이 있다.

그림 3은 2차원 웨이브릿 변환의 분해과정의 구조를 나타낸다. 영상을 웨이브릿 기저함수를 나타내는 고역통과 필터와 저역통과 필터를 각각 통과시켜서 반으로 축소시키고 이 영상에 대해 다시 같은 과정을 반복한다.

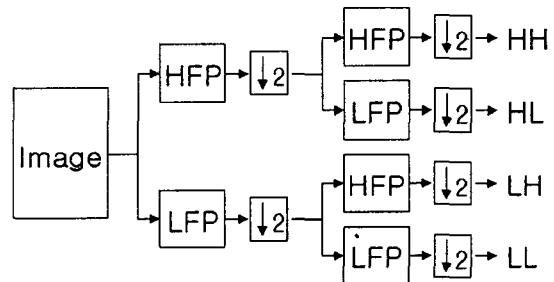


그림 3. 웨이브릿 변환의 분해과정

그림 4는 웨이브릿 변환을 이용하여 영상을 다른 분해능을 가지는 영상으로 만든 결과이다. 2차 웨이브릿 분해를 적용한 것으로서 H는 고주파 성분 밴드이고 L은 저주파 성분 밴드, 그리고 숫자 1과 2는 분해단계를 나타낸다.

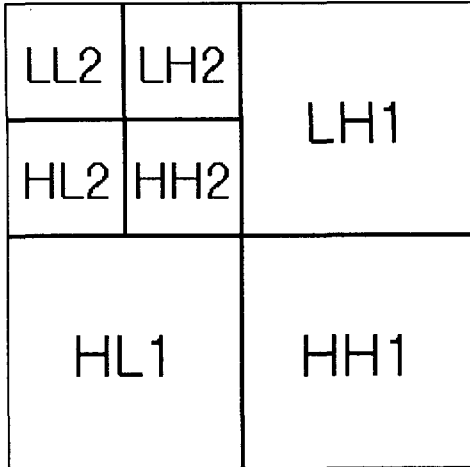


그림 4. 2차 웨이브릿 분해

2. 잡음추정

웨이브릿 변환에 기반한 잡음추정 알고리즘은 3단계로 이루어진다. 먼저 잡음이 섞여있는 잡음영상을 웨이브릿 변환을 한다. 두 번째 단계에서는 웨이브릿 영역의 HH1 밴드에 섞여있는 원 영상의 경계성분을 제거하고 마지막으로 이전 단계에서 제거되는 화소 수를 참고하여 잡음추정 값을 줄인다.

2.1 단계 1 (웨이브릿 변환)

영상압축에 이상적인 변환은 신호의 모든 에너지를 저주파 영역에 모을 수 있는 변환이다. 일반적으로 웨이브릿 변환은 신호의 에너지를 저주파 영역에 효과적으로 모으는 특성이 있기 때문에 영상압축에서도 많이 이용되고 있다.

웨이브릿은 신호의 에너지가 많이 모여있는 저주파 성분과 그 나머지 성분들이 남아있는 고주파 성분으로 나누는 저역통과 필터와 고역통과 필터로 구성된다. 잡음은 특정한 패턴이 없는 신호이기 때문에 대부분의 필터들은 잡음의 에너지를 잘 모으지 못한다. 웨이브릿 필터 또한 잡음의 에너지는 잘 모으지 못한다. 따라서 웨이브릿 변환된 저주파 밴드에는 원 영상의 경계성분들이 많이 존재하고 고주파 밴드에는 잡음들이 대부분 존재하게 된다.

웨이브릿 변환된 영상의 HH1 밴드는 원 영상에 웨이브릿 변환의 고역통과 필터를 통과시킨 영상이다. 따라서 HH1 밴드에는 대부분 잡음들만 존재하므로 이 밴드에서 잡음의 분산을 추정함으로써 좋은 결과를 얻을 수 있다.

2.2 단계 2 (경계성분 제거)

웨이브릿 변환이 원 영상의 에너지를 저주파 영역으로 효과적으로 모으지만 완벽하게 모으지는 못하기 때문에 웨이브릿 변환 후의 HH1 밴드에도 여전히 잡음뿐만 아니라 저주파 영역으로 모이지 못한 원 영상의 경계성분들이 남아있다. 이러한 경계성분들은 잡음의 추정값을 커지게 하는 역할을 한다.

그림 5는 웨이브릿 변환된 Baboon영상에서 HH1 밴드의 히스토그램이다. 전체적인 형태는 잡음의 분포형태인 가우스 분포를 나타내고 있다. 하지만 가우스 분포 외곽에 존재하는 분산이 큰 값들은 가우스 분포를 많이 벗어나기 때문에 원 영상에서 남은 경계성분임을 알 수 있다. 단계 2에서는 이와 같은 경계성분들을 제거함으로써 잡음추정에서 경계성분들의 영향을 줄인다.

가우스 분포의 경우 표준편차의 3배되는 지점까지가 전체의 99.7%를 차지하기 때문에 경계성분과 잡음을 분리하기 위한 기준으로 표준편차의 3배되는 지점을 사용한다.

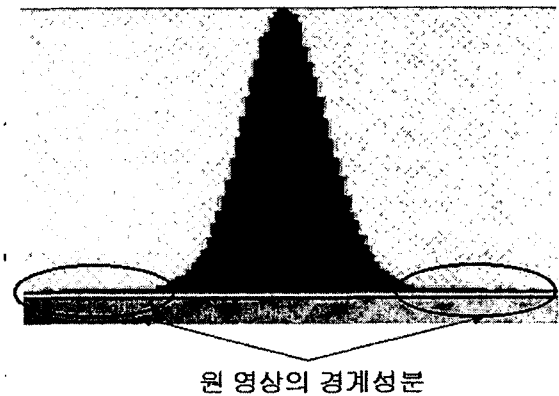


그림 5. HH1 밴드의 히스토그램

2.3 단계 3 (과추정값 조정)

원 영상에 경계성분들이 많이 존재하는 영상들의 경우에는 단계 1과 2를 거치더라도 잡음이 실제잡음보다 훨씬 크게 추정된다. 단계 3에서는 경계성분들이 많은 영상인 경우 표준편차의 2.5배보다 큰 값들을 제거함으로써 잡음의 양을 줄인다.

단계 2에서 제거되는 화소의 수가 많은 경우 원 영상에 경계성분들이 많이 존재하고, 제거되는 화소 수가 적은 경우에는 경계성분들이 작게 존재한다. 본 논문에서는 단계 2에서 제거되는 화소 수가 영상의 전체 화소 수의 0.3%보다 크면 경계성분이 많은 영상으로 판단하고, 이 경우에는 분산의 2.5배 이상의 값들을 제거함으로써 추정되는 잡음의 양을 줄인다.

IV. 실험 결과

제안하는 잡음추정 방법의 성능평가를 위하여 백색 가우스 잡음이 가산된 23개의 512×512 크기의 연속계조 영상에 대하여 실험을 수행하였다. 그림 6은 실험에 사용된 영상들이다.

객관적인 성능평가를 위한 척도로서 다음과 같이 표현되는 23장의 영상에서 추정된 잡음추정 절대값 오차들의 평균을 사용하였다.

$$AveErr = \sum_{i=1}^{23} ABS((\sigma_n^2 / \sigma_{org}^2) \times 100 - 100)$$

여기서 σ_n^2 는 추정된 잡음의 분산이고, σ_{org}^2 는 실제 잡음의 분산이다. 실험에서 사용된 웨이브릿 변환은 Daubechies 4탭과 Biorthogonal 9/7탭 필터를 사용하였다.

표 1은 각 필터들을 사용하여 추정한 잡음의 평균오차이다. 웨이브릿 변환을 이용한 방법이 평균이나 중간값의 나머지 필터를 이용한 방법보다 성능이 좋음을 알 수 있다. Daubechies 웨이브릿 변환이 Immerkær의 필터보다 성능이 떨어지지만 영상의 압축에서 성능이 뛰어난 것으로 알려져 있는 Biorthogonal 9/7탭 웨이브릿 변환은 보다 나은 성능을 나타내었다.

또한 표준편차를 이용하여 남아있는 경계영역을 제거하는 단계 2와 단계 3을 통하여 오차가 많이 줄어드는 것을 볼 수 있었다.



그림 6. 실험에 사용된 영상들

표 1. 추정된 잡음의 평균오차

	AveErr(10dB)	AveErr(7dB)
평균의 나머지	25.54 %	12.86 %
중간값의 나머지	23.73 %	12.29 %
Daubechies	16.51 %	9.25 %
Immerkær	13.34 %	7.39 %
단계 1(Biorthogonal)	10.53 %	5.39 %
단계 2	8.36 %	4.81 %
단계 3	6.13 %	4.24 %

V. 결론

본 논문에서는 웨이브릿 변환 영역에서 영상에 섞여 있는 잡음을 추정하는 알고리즘을 제안하였다. 웨이브릿 변환은 신호의 에너지를 효과적으로 저주파 영역에 모으고 잡음은 고주파 영역에 남겨놓기 때문에 잡음추정에 적합한 변환이다.

잡음제거를 위한 고역통과 필터에 웨이브릿 변환을 이용함으로써 약 3%정도의 성능개선을 보였으며 단계 2를 통하여 잔존하는 경계영역을 제거함으로써 약 2%의 성능을 추가로 개선하였다. 마지막으로 잡음이 많은 영상들에서 잡음추정 오차가 상당히 커지는 점을 단계 3에서 보정함으로써 전체의 평균오차를 약 7%가량 줄였다.

웨이브릿 변환을 이용한 잡음제거 알고리즘들에서는 이미 웨이브릿 변환이 수행되기 때문에 잡음추정을 위한 부가적인 계산이 훨씬 적게 드는 장점이 있다.

참고 문헌

- [1] S. I. Olsen, "Estimation of noise in images: An evaluation," Graphical Models and Image Processing, Vol. 55, No. 4, pp. 319-323, 1993.
- [2] J. Immerkær, "Fast noise variance estimation," Computer Vision and Image Understanding, Vol. 64, No. 2, pp. 300-302, Sep. 1996.
- [3] I. Daubechies, "The wavelet transform, Time-frequency localization and signal analysis," IEEE Trans. on Information Theory, Vol. 36, No. 5, pp. 961-1005, Sep. 1990.
- [4] M. Antonini, M. Barlaud, P. Mathieu, and I. Daubechies, "Image coding using wavelet transform," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 1, No. 2, pp. 205-220, Apr. 1992.