

# Soft Threshold 기법에 의한 영상신호 잡음제거에서 차신호를 이용한 계산량 감소

우창용\*, 박남천\*, 주창복\*, 권기룡\*\*

\*경남대학교 전기전자공학부

\*\*부산외국어대학교 디지털정보공학부

## Reducing Computational Operations Using Difference Signal in Denoising of Image Signals by Soft-Threshold

\*Chang-Yong Woo, \*Nam-Chun Park, \*Chang-Bok Joo, \*\*Ki-Ryong Kwon

\* Division of Electrical and Electronic Eng. Kyungnam University

\*\*Dept. of Computer and Multimedia Eng. Pusan Univ. of Foreign Studies

### 요약

웨이블릿 변환 영역에서 잡음제거 방법 중 Visushrink 추정에서 사용되는 경계값은 측정 데이터 수와 잡음편차에 비례하는 것으로 알려져 있으나 잡음편차가 알려지지 않은 경우 Donoho는 웨이블릿 변환 영역의 최고대역에서 잡음편차 추정 방법을 제시하였다. 본 논문에서는 분산이 데이터 수에 반비례함을 이용하여 threshold 기법을 이용하여 잡음제거 시 계산량을 감소를 목적으로 차 신호를 이용하여 측정데이터 수를 줄인 후 영상신호의 가우시안 잡음을 soft threshold 기법을 적용하고 이 기법의 실용성을 밝혔다.

### I. 서론

영상품질을 저하시키는 잡음의 종류는 취득과정에서는 가우시안 분포를 갖는 광전자(Photoelectric) 잡음 및 열잡음과 Log-normal 분포를 갖는 필름 입자(film-grain) 잡음이 있으며 또 전달 과정에서는 환경요인이나 인위적으로 만들어지는 충격성(Impulse) 잡음이 있다[1].

이들 잡음을 제거하기 위해 Wiener 필터를 이용한 잡음 감소 기법과 매디안 필터 등과 같은 잡음 삭제 기법들이 연구되어 왔으나[2,3] 이 방법은 뭉롱화(blurring)가 많이 발생하는 단점이 있다.

최근 웨이블릿 변환 영역에서의 잡음제거 방법들에 대한 많은 연구가 진행되고 있다. 잡음 제거방법으로써 웨이블릿 레벨간의 계수들의 상관관계를 이용하는 방법, 잡음과 정보신호의 규칙성을 이용하는 방법 및 신호의 통계적 특성을 이용하는 방법들이 연구되고 있다[4]. 통계적 특성을 이용한 잡음제거 처리과정은 Hard-Threshold

(HT) 기법과 Soft-Threshold (ST) 기법이 있다. Donoho 등[5]은 가우시안 잡음이 부가된 신호에서 ST 기법을 적용할 수 있는 Visu Shrink의 경계값을 구하였다. 또 Simoncelli 등[6], Chang 등[7]은 Bayesian 추정에 의한 경계값을 구하였다. 이 경계값들은 잡음편차에 비례하므로 경계값 결정을 위해서는 잡음분산이 알려져 있어야 된다. 그러나 잡음영상에서 잡음의 분산이 알려져 있지 않은 경우 [5]는 최고대역의 계수에 절대값을 취한 후 계수의 중간값을 구하여 0.6745로 나누는 robust추정을 사용하여 잡음편차를 추정하였다.

본 논문에서는 분산이 데이터 수에 반비례함 [9]을 이용하여 threshold 기법 적용에 있어서 계산량을 감소를 목적으로 측정데이터 수를 줄여서 threshold 기법을 적용하였다. 측정데이터를 줄이기 위해서는 threshold 기법 적용시 outlier제거 목적으로 이용한 차 신호[10]를 이용하거나 down sampling 기법을 이용하는 것을 생각해 볼 수 있다. 이 논문에서는 차 신호를 이용하여 ST기법에 의해 영상신호의 가우시안 잡음을 제거 하고 이 기법의 실용성을 밝혔다. 잡음 제거한 영상과 [5]에서 제시된 방법의 추정 잡음편차를 PSNR로 비교한 결과 같은 영상 품질을 얻을 수 있었으며 계산량은  $O(N \log_2 N)$ 에서  $O(N/2 \log_2(N/2))$ 으로 감소된다.

### II. Visushrink의 잡음제거 과정

Visushrink는 최대최소 추정에 의해 결정된 경계값보다 작은 계수는 0으로 두고 경계값보다 큰 계수들은 경계값을 뺀 값으로 변환시키는 ST기법으로 Donoho등이 [5]에서 제시한 Visushrink의 잡음제거 과정은 아래와 같다.

원신호  $f$ 와 잡음이 부가된 신호  $\tilde{f}$ 로 두면

$$\tilde{f}_i = f_i + \sigma z_i \quad i=0, 1, \dots, n-1 \quad (1)$$

(단,  $\tilde{f}_i = \tilde{f}(t_i), f_i = f(t_i)$  이고  $t_i = \frac{i}{n}$ 이다. 또  $\sigma$ 는 잡음편차이고  $z_i$ 는 평균이 0이고 분산이 1인 가우시안 분포인  $N(0, 1)$ 의 분포를 갖는다.)

식(1)을 웨이브릿 변환하면

$$W_{\psi} \tilde{f}_i = (W_{\psi})(f_i + \sigma z_i) = W_{\psi} f_i + \sigma (W_{\psi} z_i) \quad (2)$$

식(2)에서 웨이브릿 변환 영역에서 가우시안 잡음  $z_i$ 은  $\sigma$ 와 같은 진폭을 갖는  $\omega_i$ 가 된다. 식(2)에서 정보 신호  $f_i$ 를 구하면

$$f_i = (W_{\psi}^{-1})(W_{\psi} \tilde{f}_i - \sigma \omega_i) \quad (3)$$

식(3)은 잡음이 부가된 신호에서 원 신호를 구하는 식이지만  $\sigma \omega_i$ 가 알려져 있지 않으므로  $\sigma \omega_i$ 대신 추정치  $\lambda$ 를 사용하면

$$\tilde{f}_i \approx (W_{\psi}^{-1})(W_{\psi} \tilde{f}_i - \lambda) \quad (4)$$

식(4)는  $\tilde{f}_i$ 는  $W_{\psi} \tilde{f}_i$ 에 추정치  $\lambda$ 를 제거하므로 잡음이 제거된 원 신호의 추정 신호가 되고 원 신호의 최적 추정이 된다. Donoho는 최적  $\lambda$ 를 식(5)과 같이 제시하였다.

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(n)}, \quad n \text{은 표본수} \quad (5)$$

식(6)은 ST 기법에 의한 잡음 제거된 웨이브릿 변환에서의 추정식이다.

$$\eta_{\lambda}(x) = \begin{cases} x - \lambda & x \geq \lambda \\ 0 & |x| < \lambda \\ x + \lambda & x < -\lambda \end{cases} \quad (6)$$

### III. 잡음분산 추정

[8]에서 제시된 식 (7)을 이용한 잡음분산 추정법이 알려져 있다.

$$\tilde{\sigma} = 1.4826 \cdot \text{med}(|x_i - \text{med}(x_i)|) \quad (7)$$

또 Donoho은 [5]에서 웨이브릿 변환 영역의 고주파대역에서 식 (8)을 제시하였다.(MAD는 계수 절대치의 중간값)

$$\tilde{\sigma} = \text{MAD}/0.6745 \quad (8)$$

식 (8)은 최고대역의 계수들의 절대값을 정렬한 후, 중간

값을 구하고 이 중간값에 0.6745를 나누어주는 계산과정이 단순한 잡음편차 추정식을 제시하였다.

본 논문에서는 차신호를 이용하고 이 신호에 대한 잡음편차 추정은 다음과 같다. 최고 대역의 이웃하는 계수 차의 절대값을 0.6745로 나눈 식 (9)를 구하고

$$\text{EMD} = \text{med}(|x_{2i} - x_{2i+1}|)/0.6745 \quad (9)$$

식 (9)의 EMD(Estimation Median Deviation)는 편이추정 분산으로 데이터 수에 반비례한다[9]. 즉 식 (9)에서 측정 데이터 수가 1/2로 감소되므로  $\sqrt{2}$ 로 나누어 잡음편차를 식 (10)과 같이 추정한다.

$$\tilde{\sigma} = \text{EMD}/\sqrt{2} \quad (10)$$

### IV. 모의실험 결과 및 검토

잡음제거 효과를 비교하기 식 (5)의  $\sigma$ 대신 식 (8)과 잡음편차 추정식 식 (10)을 사용하였다.



(a) Lenna영상 (b) cameraman영상

그림 1. 실험에 사용된 원영상

그림 1의 영상은 256×256인 그레이 레벨 영상으로 서로 다른 편차를 갖는 가우시안 잡음을 부가하고 이 잡음영상을 D6필터로 그림 2와 같이 3레벨로 웨이브릿 변환 후 Visushrink기법으로 잡음을 제거하는 모의 실험을 수행하고, 평가척도는 PSNR을 사용하였다.

1	2	5	8
3	4		
6	7		
9		10	

그림2 대역분리표

그림2의 1은 저주파대역이고, 2에서 7은 중간대역, 8,9,10은 고주파대역의 수평성분 수직성분 및 대각성분이다.

표 1 잡음편차 추정값

잡음편차	Donoho방법	차신호 방법
10	10.5	10.6
15	15.3	15.6
20	20.3	20.2
25	25.1	25.2
35	35.3	35.4
40	39.7	39.8

표 1은 Lenna영상에 잡음편차가 10에서 40까지인 가우시안 잡음을 부가하여 Donoho추정방법은 고주파대역의 대각성분에서 식(8)으로 추정된 편차이고 차신호 방법은 식(10)으로 추정된 편차이다. 표 2와 3은 Lenna영상과 Cameraman 영상에 잡음 편차가 다른 가우시안 잡음이 부가된 잡음 영상을 식(6)에 의해 잡음을 제거하고 복원한 영상과 원 영상과의 PSNR로 비교하였다.

1레벨은 고주파대역인 8,9,10대역에서 각 잡음 편차를 추정하여 잡음을 제거한 결과를 비교하였으며 2레벨은 중간대역과 고주파 대역인 5~10대역에서 각 대역별 잡음 편차를 추정하여 잡음을 제거한 결과를 비교하였다.

표 2 잡음제거된 영상의 PSNR(단위:dB)

$\sigma$	1레벨		2레벨	
	Donoho 방법	차신호 방법	Donoho 방법	차신호 방법
10	30.2	30.1	27.6	27.1
15	28.3	28.3	26.9	26.6
20	26.7	26.7	26.4	26.3
30	23.9	23.9	25.4	25.4
40	21.6	21.6	24.6	24.5

표 3. Cameraman의 잡음제거 PSNR비교

$\sigma$	1레벨		2레벨	
	Donoho 방법	차신호 방법	Donoho 방법	차신호 방법
10	27.4	26.9	25.3	24.3
15	26.0	25.7	24.2	23.6
20	24.7	24.6	23.6	23.1
25	23.7	23.6	23.1	22.7
30	22.7	22.6	22.7	22.4
35	21.7	21.7	22.3	22.1
40	20.9	20.9	22.0	21.8

그림 3은  $\sigma=10$ 인 가우시안 잡음이 부가된 Lenna영상으로 (a)는 잡음이 부가된 잡음영상, (b)는 차신호 방법으로 추정된 잡음편차로 1레벨만 잡음을 제거한 영상, (c)는 Donoho 추정 방법으로 추정된 잡음편차로 1레벨만 잡음을 제거한 영상이다. 그림 4는  $\sigma=30$ 인 가우시안 잡음이 부가된 Lenna영상에서의 잡음제거 된 영상으로 (a)는 잡음이 부가된 잡음영상, (b)는 차신호 방법에 의해 추정된 잡음편차를 이용하여 2레벨까지 잡음을 제거한 영상, (c)는 Donoho 추정 방법으로 추정된 잡음편차로 2레벨까지

잡음을 제거한 영상이다.. 표 2는 두 방법 모두 영상 잡음 제거 후 PSNR값이 비슷하였다. 그림 3, 4에서 처럼 두 방법 모두 유사한 잡음제거 효과를 갖는 것으로 나타났다. 또 N개의 데이터 정렬 시  $O(N\log_2N)$ 의 계산량이 필요하다. 그러므로 식(10)을 이용하면  $N/2$ 의 데이터를 정렬하므로  $O(N/2\log_2(N/2))$ 이 되므로 Donoho 추정 방법인 식(8)의 계산량  $O(N\log_2N)$ 보다 감소시킬 수 있다,



(a)  $\sigma=10$ 인 잡음이 부가된 영상



(b) 차신호 방법 (c) Donoho방법

그림 3.  $\sigma=10$ 인 가우시안 잡음이 부가된 Lenna영상에서의 잡음제거



(a)  $\sigma=30$ 인 잡음이 부가된 영상



(b) 차신호 방법 (c) Donoho방법

그림 4.  $\sigma=30$ 인 가우시안 잡음이 부가된 Lenna영상에서의 잡음제거

## V. 결 론

차 신호를 이용하여 잡음 제거한 결과 잡음제거 효과는 Donoho등이 제시한 잡음편차 추정에 의한 잡음제거 효과와 비슷하였다. 또  $N$ 개의 데이터의 중간값을 계산하기 위해서는  $O(N \log_2 N)$ 의 계산량이 필요하므로 차 신호를 이용한 방법의 잡음편차 추정 계산량은 측정 데이터가  $1/2$ 로 감소되므로  $O(N/2 \log_2(N/2))$ 이 되고 Donoho 추정 방법인 식 (8)의 계산량 보다 감소된다.

## 참고 문헌

- [1] Ioannis Pitasl, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, 1993, pp. 40-47.
- [2] William K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley & Sons Inc, 1991.
- [3] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1992,
- [4] A. Aldroubi, M. Unser "Wavelets in Medicine and Biology", CRC Press 1996, pp. 193-196
- [5] D. L. Donoho, I. M. Johnstone "Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage", Biometrika, 81, 3. 1994, pp. 425-455
- [6] E. P. Simoncelli, E. H. Adelson "Noise Removal via Bayesian Wavelet Coring", Proc. 3rd IEEE Int'l conf. Image Processing Vol 1, 1994, pp.379-382
- [7] S. G. Chang, B. Yu, M. Vetterli "Lossy Compression and Wavelet Thresholding for Image Denoising", IEEE Trans. Image Processing Jan. 1998
- [8] F. R. Hampel, P. J. Rousseeuw, E. M. Ronchetti, W. A. Stahel, Robust Statics : the approach based on influence functions. John Wiley, 1986
- [9] S. V. Vaseghi, Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction, John Wiley, 1996, pp.65-110
- [10] Arne Kovac " Wavelet for Unequally spaced Data Thresholding" Thesis of Doctor of Philosophy, University of Bristol, 1988