

영상 잡음제거를 위한 개선된 BAMS 필터

The Improved BAMS Filter for Image Denoising

우창용*, 박남천*

Chang-yong Woo*, Nam-chun Park*

요약

BAMS(Baysian Adaptive Multiresolution Smoother) 필터는 모의실험 없이 Bayes 추정에 기초한 웨이블릿 축소기법에 의해 잡음을 제거하며 따라서 실시간 처리가 가능하다. BAMS 필터에 의한 영상잡음 제거 성능은 웨이블릿 분해 각 대역의 잡음분산에 크게 의존한다. 기존의 BAMS 필터는 웨이블릿 분해의 고주파 대역에서 사분위 통계량을 이용하여 잡음분산을 추정하여 잡음을 제거하였다. 본 논문에서는 영상신호의 중간대역을 포함한 잡음제거를 위해 변형된 사분위 통계량 및 모노토닉 변환으로 중간대역 잡음편차 추정하고 이를 이용해서 중간대역 및 고주파 대역의 영상잡음을 제거한 결과 중간대역의 잡음을 제거하므로 약 2[dB]정도의 PSNR이 증가하였으며 잡음편차가 작은 영상의 잡음제거에서도 효과가 있었다.

Abstract

The BAMS filter is a kind of wavelet shrinkage filter based on the Bayes estimators with no simulation, therefore it can be used for a real time filter. The denoising efficiency of BAMS filter is seriously affected by the estimated noise variance in each wavelet band. To remove noise in signals in existing BAMS filter, the noise variance is estimated by using the quartile of the finest level of details in the wavelet decomposition, and with this variance, the noise of the level is removed. In this paper, to remove the image noise including modified quartile of the level of detail is proposed. And by these techniques, the image noises of mid and high frequency bands are removed, and the results showed that the increased PSNR of about the midband noise, the noise variance estimation method using the monotonic transform and the about 2[dB] and the effectiveness in denoising of low noise deviation images.

Keywords : Wavelet Transform, Bayes Estimator, Quartile, Monotonic transform, Minmax Estimation Risk, Threshold, Marginal Distribution, Prior Information

I. 서론

신호에 잡음이 부가된 잡음신호에서 원 신호를 복원에 대한 문제는 오래전부터 많은 연구가 진행되어 왔지만 만족스러운 결과를 얻지 못하였다. 그러나 1980년대부터 급속히 발전된 웨이블릿 변환을 이용한 계수축소 방법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 웨이블릿 변환 영역에서

계수축소 방법[1]은 가우시안 잡음이 부가된 데이터를 정규직교 웨이블릿 변환하고, 변환된 계수를 경계값과 연산자를 이용하여 변환 계수를 축소 조정한 후, 변환된 계수를 역변환 함으로써 잡음이 제거된 정보를 추정하는 비선형 잡음제거 방법이다.

Donoho는 soft-threshold 연산자에서 최대 리스크 중 최소 리스크를 갖는 "minimax" 추정에 의한 유니버설 경계값이 제안하였다. 이는 비교적 단순한 알고리즘이지만 좋은 잡음제거 효과를 보였다. 그리고 더 적은 리스크를 갖는 연산자와 경계값에 대한 다양한 연구가 지속되고 있으며[2-5], 이들 중 베이스 기법에 의한 잡음제거가 가장 작은 리스크를 갖는 것으로 알려져 있다[6]. 베이스 기법에

* 경남대학교

투고일 : 2010. 8. 18 수정완료일 : 2010. 10. 12

게재확정일 : 2010. 10. 29

* 이 연구 결과물은 2010학년도 경남대학교 학술연구 장려금지원에 의한 것이다.

의한 잡음제거 방법을 사전정보 도입 과정으로 분류하면, Markov Random Field(MRF) 방법[7]과 두개 이상의 분포 함수의 결합으로 가정하는 방법 등이 있다[8,9]

MRF 방법은 1970년도 Hammersly와 Clifford에 의해 제안되고 Besag에 의해 발전되었으며, 신호의 변환 영역에서 사전분포를 얻기 위해 계수들의 히스토그램의 기하학적 모형을 Gibbs 분포로 가정하고, 인근 계수의 상관관계를 이용하여 사후 확률을 구하여 계수의 잡음 유무를 판정하여 원 신호를 추정하는 방법이다.

분포함수들의 결합으로 가정하는 방법은 백색잡음이 부가된 잡음신호를 정규 분포 함수와 0 에서만 값이 존재하는 질량 함수(mass function)의 결합으로 가정하고, 각각의 분포는 합이 1인 각각의 가중치를 가진다. 이 결합 함수를 베이스 규칙에 의해 사후분포를 구하고 사후분포 기댓값에 의해 계수를 조정하여 잡음이 제거된 원 신호를 추정하는 방법이다[9]. 가정된 사전분포는 관측된 자료에 근접할수록 보다 정확하게 원 신호를 추정할 수 있다. 그러므로 정확한 원 신호 추정을 위해서 다양한 분포의 결합을 사전분포로 가정하고 베이스 규칙에 의해 사후 분포 즉 원 신호를 추정하는 방법들이 연구되고 있으며, 최근에는 원영상의 히스토그램에 가까운 다중 봉우리를 갖는 분포에 대해서 많은 연구들이 이루어지고 있다[10~12]

베이스 기법은 리스크가 가장 작은 신호를 추정할 수 있는 장점이 있지만 사후분포를 구하기 위해서 가정된 사전 확률분포의 모수 자체가 확률분포를 갖는다. 이 모수의 확률분포 함수에 대한 초모수들 역시 알려져 있는 경우가 거의 없으므로 이들 초모수를 결정하기 위해서 모의실험 과정이 필요하게 된다. 그러므로 일반적으로 베이스 기법은 실시간 처리에는 부적합한 단점이 있다. 그러나 [13]의 BAMS는 분포함수 결합의 한 방법이지만 직교 웨이블릿 변환 영역에서 모의실험 없이 주어진 데이터에서 초모수들을 계산할 수 있으므로 실시간 잡음 제거가 가능하다. BAMS 기법에서 잡음편차가 작으면 잡음제거 효과가 낮아지며, 큰 경우에는 인공 잡음이 발생되고 영상 품질이 열화되는 등 잡음제거 효과를 결정하는 주요한 요소이지만 신호에 포함된 잡음편차는 일반적으로 알려져 있지 않지만, 직교 웨이블릿 변환 영역의 고주파 대역에서는 잡음편차 추정 방법이 알려져 있다. 그러므로 [13]에서는 고주파 대역에서 사분위 통계량을 적용하여 잡음편차를 추정하고 이를 적용하여 잡음을 제거하였다.

본 논문은 BAMS 필터의 연산특성을 제시하고, 중간대역에서 더 좋은 잡음제거 특성을 얻기 위해서 웨이블릿 변환 영역 중간레벨에서 모노토닉 변환[14]에 의한 잡음편차 추정 방법과 [13]에서 제시된 잡음 편차 추정값을 위한 초모수 축소 기법을 이용해서 영상 잡음을 제거하고 이 기법의 실용성을 보였다.

II. BAMS 필터 알고리즘

백색 잡음이 부가된 이산 잡음신호를 일반적인 직교 웨이블릿 변환하면

$$d_{jk} = \theta_{jk} + \eta_{jk} \quad (1)$$

이다. 식 (1)에서 d_{jk} 는 잡음신호의 웨이블릿 변환 계수로 계수 d_{jk} 는 원 신호의 웨이블릿 변환 성분 θ_{jk} 와 잡음의 웨이블릿 변환 성분 η_{jk} 합이 된다. 잡음이 $N(0, \sigma^2)$ 분포하므로 웨이블릿 변환의 선형성에 의해 잡음 성분의 웨이블릿 변환 성분인 η_{jk} 역시 $N(0, \sigma^2)$ 의 분포가 된다. 웨이블릿 변환 영역에서 신호 성분의 평균이 θ_{jk} 라면 잡음신호의 웨이블릿 변환 계수 d_{jk} 의 분포는

$$d_{jk} \sim N(\theta_{jk}, \sigma^2)$$

로 추정할 수 있다. 위 식의 아래 첨자는 웨이블릿 변환의 레벨과 천이를 나타내므로 첨자를 생략하고 표현하면

$$d\theta, \sigma^2 \sim N(\theta, \sigma^2) \quad (2)$$

이다. 즉 이 식은 신호성분의 평균과 잡음의 분산에 대한 조건부 확률 분포이며, 정규 분포 형태로 가정할 수 있다. 그러나 신호의 웨이블릿 변환된 계수의 분포는 지수승 분포(exponential power distribution : EPD) 형태를 갖는 것으로 알려져 있다[15]. 베이스 모형 즉 사전정보는 관측 자료의 히스토그램과 관측 자료의 주변 분포가 일치해야 하므로 웨이블릿 계수의 주변 분포는 지수승 분포 형태를 가져야 한다.

그러나 식 (2)와 같이 $[d\theta, \sigma^2]$ 에 대한 정규 분포 $N(\theta, \sigma^2)$ 모형에서 척도모수인 분산을 추정하여 대입하면, 식 (2)의 정규분포의 위치모수는 신호성분의 평균과 잡음 성분의 평균이 혼합된 결과가 된다. 이 경우 두 평균의 혼합의 결과는 정규분포 보다 첨도가 더 작은 평탄한 모양이 되는 것으로 알려져 있으므로 단순히 신호성분과 잡음성분의 평균이 혼합된 결과 분포는 정규분포 보다 첨도가 더 큰 지수승 분포가 될 수 없고 위치모수에 대한 주변 우도 분포와 주변 확률 분포 즉 관측 결과와 일치하지 않는다. 그러므로 위치모수에 대한 주변 분포 $d\theta$ 의 확률분포는 신호 및 잡음성분의 척도 모수 혼합 영향에 의해 지수승 분포 형태를 갖는 것으로 생각된다.

위치모수 θ 가 잡음에 의해 영향을 받는다면 θ 에 대한 사전정보를

$$\pi(\theta) = \epsilon\delta(0) + (1-\epsilon)\xi(\theta) \quad (3)$$

두면, 식 (3)의 우변 첫째 항은 0 에서만 질량을 갖는 점 질량으로 축소 또는 제거되어야 할 잡음성분이며, 두 번째 항은 큰 에너지를 갖는 웨이블릿 계수 분포의 퍼짐 정도를 나타낸다. 또한 식 (3)에서 ϵ 이 증가되면 웨이블릿 계수의 주변 확률분포의 첨도가 커져 더욱 뾰족한 모양을 갖게 되고 이 ϵ 의 변화에 따라 잡음제거의 크기가 변화된다.

식 (2)에서 분산의 사전분포를 $\sigma^2 \sim E(\mu)$, $\mu > 0$ 인 지수 분포로 가정하고, 위치모수 θ 에 대한 사전분포를 이중 지수분포(double exponential : DE)로 두면, 계수에 대한 주변 우도 함수 역시

$$d\theta \sim DE(\theta, \frac{1}{\sqrt{2\mu}}) \quad (4)$$

가 된다.

또 위치모수에 대한 사전 분포를

$$[\theta] \sim DE(0, \tau) \tag{5}$$

로 두면, 계수 d 의 사후 확률 분포 즉 예측분포는

$$[d] \sim m(d) = \frac{\tau e^{-|d|/\tau} - \frac{1}{\sqrt{2\mu}} e^{-\sqrt{2\mu}|d|}}{2\tau^2 - 1/\mu} \tag{6}$$

이며, 제공된 오차 손실 측면에서 잡음에 대해 베이스 정리를 적용한 잡음제거는

$$\delta(d) = \frac{\tau(\tau^2 - 1/(2\mu))de^{-|d|/\tau} + \tau^2(e^{-|d|\sqrt{2\mu}} - e^{-|d|/\tau})/\mu}{(\tau^2 - 1/(2\mu))(\tau e^{-|d|/\tau} - (1/\sqrt{2\mu})e^{-|d|\sqrt{2\mu}})} \tag{7}$$

된다[11]. 그러나 식 (7)을 적용한 결과는 선형 잡음제거 결과가 되고 잡음제거 효과가 매우 작으므로 잡음제거 효과를 증가시키기 위해 식 (3)과 같이 잡음이 부가된 신호 평균에 대해 사전정보를 도입하면 식 (5)는

$$[\theta|\epsilon] \sim \epsilon\delta_0 + (1-\epsilon)DE(0, \tau) \tag{8}$$

된다. 식 (8)은 ϵ 에 대한 위치모수의 조건부 확률분포이며 이를 적용하면 식 (6)은

$$d \sim m^*(d) = \epsilon DE(0, \frac{1}{\sqrt{2\mu}}) + (1-\epsilon)m(d) \tag{9}$$

된다. 또 식 (7)은

$$\delta^*(d) = \frac{(1-\epsilon)m(d)\delta(d)}{(1-\epsilon)m(d) + \epsilon DE(0, \frac{1}{\sqrt{2\mu}})} \tag{10}$$

된다. 식 (10)은 계수 진폭에 따라 잡음 축소 크기를 변화시킨다. 즉 작은 진폭의 계수는 많이 축소하여 0이 되고, 큰 계수는 더 작게 축소되므로 Hard-Threshold 연산자에 가까운 연산을 하게 된다. 계수의 축소 크기는 식 (10)의 유도 과정에서 포함된 3 개의 초모수(μ, ϵ, τ)들에 의해 결정된다.

일반적으로 선택된 사전확률 분포 함수에 따라 초모수의 개수가 감소 또는 증가되며, 이 초모수들의 값을 결정하기 위해 Markov chain Monte Carlo(MCMC) 방법의 모의실험이 수행되지만, BAMS에서의 초모수들은 주어진 데이터에서 유도할 수 있으므로 모의실험 없이 결과 식을 사용할 수 있다.

III. 초모수 유도와 제안 내용

BAMS 알고리즘에서는 3개의 초모수가 생성되며 이들 초모수의 계산과정은 다음과 같다.

3.1 초모수 유도

1) μ 는 식 (2)의 σ^2 에 대한 사전분포인 지수분포의 모수이며, 잡음편차의 역수이다. 고주파 대역에서 잡음의 편차는 $pseudo_s = |Q_1 - Q_3|/C$ 로 추정 할 수 있으며, Q_1 과 Q_3 는 데이터의 1 사분위와 3 사분위 값이다. 그리고 C 는 $1.3 \leq C \leq 1.5$ 의 값을 갖는다. 즉 $\mu = 1/pseudo_s$ 이다.

2) ϵ 은 식 (3)의 θ 에 대한 사전정보이며, 0에서 갖는 점질량의 가중치이며 웨이블릿 변환 레벨에 따라 값이 변화되며 j 레벨에서 가중치는

$$\epsilon(j) = 1 - \frac{1}{(j - coarset + 1)^\gamma}, \quad coarset \leq j \leq \log_2 n \tag{11}$$

을 갖는다. 위 식에서 $coarset$ 은 잡음제거 할 최저 주파수 대역이며, $\gamma=1.5$ 를 적용하였다.

3) τ 는 위치모수 사전분포 식 (5)의 척도 모수이며 사전 분포가 이중지수 분포인 경우 신호성분의 분산은 $2\tau^2$ 된다. 신호와 잡음은 서로 독립이므로 관측된 웨이블릿 계수의 분산은 $\sigma_d^2 = 2(1 - \epsilon(j))^2\tau^2 + 1/\mu$ 된다. 또 ϵ 은 변환 레벨에 종속이므로 ϵ 을 적절히 조절하여 $2(1 - \epsilon(j))^2 = 1$ 을 만족시키면,

$$\tau = \sqrt{\max\left\{\left(\sigma_d^2 - \frac{1}{\mu}\right), 0\right\}} \tag{12}$$

을 유도할 수 있다. 단 $\tau=0$ 이면, 사전정보는 0에 집중되며 그 결과, 식 (7)은 $\delta(d) = 0$ 된다.

3.2 제안 내용

초모수 중 μ 와 τ 는 부가된 잡음편차와 관계를 가지므로 BAMS 알고리즘에서는 잡음편차가 매우 중요한 요소가 된다. 잡음제거 과정에서 잡음편차가 알려져 있지 않은 경우에는 잡음편차를 추정하여 사용하며, 웨이블릿 변환 영역의 고주파 대역에서는 잡음편차 추정방법이 알려져 있지만 중간대역에 대해서는 알려진 경우는 거의 없으므로 본 논문에서는 중간대역의 잡음편차 추정방법을 제안하고 이를 이용하여 잡음을 제거한 결과를 비교한다.

가) 제안 1 방법(중간대역 적용을 위한 C 값 변조)

일반적으로 영상신호는 중간대역의 SNR이 고주파 대역의 SNR보다 큰 값을 갖는다(4.2절 참조). 그러므로 중간대역에서의 정계값은 고주파대역에서의 정계값 보다 작아야 된다. 본 논문에서는 이를 위해 실험적으로 얻어진 $C = 1.875$ 를 사용하였다. 이 값은 실험결과 개별 영상과 특정 잡음편차에서 최대의 PSNR을 얻을 수 있는 최적의 값은 아니지만 실험대상 영상과 잡음편차에 관계없이 적용 가능한 값이다.

2) 제안 2 방법(모노토닉 변환[14]: 중간대역에 적용)

모노토닉 변환은 임의의 분포를 갖는 신호에 가우시안 잡음이 부가된 잡음신호가 log-normal 분포하는 경우에 잡음신호의 평균과 편차를 측정하여 가우시안 분포의 잡음의 평균과 분산을 추정할 수 있는 변환이다. 그러므로 본 논문에서는 중간대역의 분포를 log-normal 분포로 가정하고 중간대역의 잡음분산을 추정하였다. 잡음분산 추정과정은 각 대역에서 평균과 편차를 구하고 식 (13)을 이용하여 잡음편차를 구한다. 식 (13)에서 σ_x 와 μ_x 는 데이터의 편차와 평균이다.

$$\tilde{\sigma}^2 = \ln\left(+\frac{\sigma_x^2}{\mu_x^2}\right) \tag{13}$$

IV. 모의 실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위해 원 영상에 서로 다른 편차의

가우시안 잡음을 부가한 후 직교 웨이블릿 필터를 사용하여 2 레벨로 웨이블릿 변환 후 최저 대역을 제외하고 각 대역에서 제안된 잡음편차 추정 방법으로 편차를 추정하고 이를 사용하여 BAMS 기법으로 잡음을 제거한 후 역변환으로 영상을 복원하고 복원 영상과 원 영상을 PSNR로 비교하였다. 이 때 사용된 원 영상들은 256×256의 그레이 레벨 영상을 사용하였으며 웨이블릿 변환 필터는 D6(Daubechies 6)를 사용하였다.

4.1 실험과정

가. 원 영상에 잡음을 부가 한 후 영상을 직교 웨이블릿(D6)으로 대역 분할

나. 각 대역에서 신호 대 잡음비 측정 및 잡음편차 추정

1) [11]에서 제시된 방법(고주파 대역 및 중간대역에 적용) : 고주파대역에서는 계수를 크기순으로 정렬하여 4 등분한다. 그리고 아래 1 그룹의 제일 적은 수와 3그룹의 제일 적은 수의 차를 절대값을 취하여 $C=1.5$ 로 나누어 $pseudo_s$ 값을 추정한다.

2) 제안 1 방법(중간대역에 적용) : 위의 1) 방법에서 논문에서 중간대역의 C 값은 [13]의 고주파 대역최대 C 값 1.5의 1.25배 즉 1.875를 사용하여 $pseudo_s$ 값을 추정한다. 일반적으로 서브밴드 영상에서 중간밴드의 S/N비는 고주파밴드의 S/N비 보다 약 7~10[dB] 정도 높다. 따라서 중간 밴드의 $pseudo_s$ 값은 고주파밴드의 $pseudo_s$ 값 보다 작아야한다.

3) 제안 2 방법(모노톤닉 변환[14] - 중간대역에 적용) : 각 대역에서 평균과 편차를 구하고 이를 이용하여 을 이용하여 잡음편차를 구한다.

다. 나 항의 1) ~ 3)에 의해 추정된 잡음편차를 사용하여 초모수 μ 와 τ 를 계산하고 초모수 ε 은 레벨에 의해 결정된다.

라. 다 항에서 계산된 결과를 식 (10)에 대입하여 계수를 조정하여 잡음을 제거한다.

마. 라 항에서 조정된 계수를 역 변환하여 영상으로 복원하고 복원된 영상과 원 영상을 PSNR 비교한다.

4.2 서브밴드 신호의 신호 대 잡음비 측정

계수축소 기법을 이용한 잡음제거에서 잡음전력이 증가하면 계수의 진폭을 크게 축소시켜야 한다. 따라서 효율적인 잡음제거를 위해 중간대역 및 고주파대역의 신호 대 잡음비에 대한 정보가 필요하다.

먼저 백색 가우시안 잡음이 포함된 레나, 페퍼 및 커피 영상에 대하여 변환영역에서 중간대역 및 고주파대역의 신호에 대한 신호 대 잡음비(S/N)를 측정하여 표 1에 보였다. 측정결과 서브밴드 영상에서 S/N비는 중간밴드의 값이 고주파밴드의 값보다 약 7~10[dB] 정도 높았다. 따라서 BAMS 필터로 영상신호 잡음제거 시 잡음제거 특성을 향상시키기 위해 중간 밴드의 $pseudo_s$ 값은 고주파밴드의 $pseudo_s$ 값 보다 작아야한다.

표 1. 서로 다른 잡음편차를 갖는 고주파 및 중간 대역의 S/N비의 비교.

Table 1. The SNR comparison at high and mid bands with different noise deviations .

영상 및 S/N비	표준편차 [dB]					
	10		20		30	
	중간	고주파	중간	고주파	중간	고주파
레나	2.7	-7.5	-3.2	-13.6	-6.8	-17.2
페퍼	3.4	-4.3	-3.0	-10.5	-6.3	-13.9
커피	3.1	-6.2	-2.8	-12.2	-6.3	-15.9

4.3 필터 특성

그림 1은 $y=x$ 인 함수를 -10에서 10까지 변화시켰을 때 임의의 잡음편차에 따른 soft-threshold 연산자와 BAMS 필터의 계수 조정 효과를 비교하였다.

그림 1에서 ‘-∗-’와 ‘-.-’는 잡음편차 3과 1.5일 때 BAMS 필터에 의해 조정된 경우이고 ‘-◇-’는 잡음편차 2 일 때 soft-threshold 연산자에 의해 조정된 것을 나타내었다. 실험결과 잡음편차를 작게 가정한 경우 $y=x$ 신호에 더 근접하고 잡음편차를 크게 가정한 경우는 soft-threshold 연산자 보다 리스크가 큰 것을 알 수 있다. 그러므로 원 신호를 더 잘 추정하기 위해서는 정확한 잡음편차 추정이 필요하다.

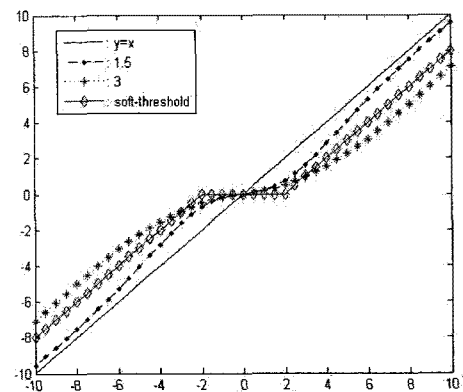


그림 1. BAMS 필터와 soft-threshold 연산자 비교

Fig. 1. The comparison of BAMS filter and the soft-threshold operator.

그림 2는 경계값 3일 때 soft-threshold 연산자와 hard-threshold 연산자 및 BAMS 연산자의 연산결과를 나타내었다. soft-threshold 연산자는 잡음을 잘 제거하지만 경계값이 큰 경우 인공잡음 등으로 영상왜곡이 발생하고, hard-threshold 연산자는 영상의 경계부분이 잘 보존되어 있으나 잡음의 영향을 많이 받는다. 그러나 BAMS 연산자는 잡음도 잘 제거하고 비교적 영상의 경계부분이 비교적 선명하게 유지되는 장점이 있다.

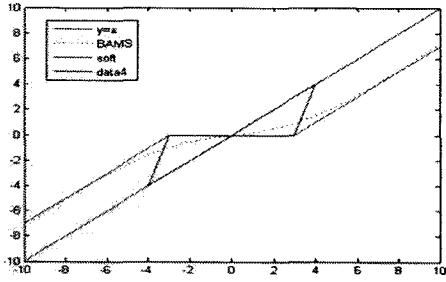


그림 2. 경계값 3 일 때 soft-threshold 연산자, hard-threshold 연산자 및 BAMS 필터의 특성 비교.

Fig. 2. The comparison of the characteristics of soft-threshold operator, hard-threshold operator and BAMS filter at threshold value 3.

4.4 영상 잡음 제거

표준편차 5 그리고 10, 20 및 30의 서로 다른 가우시안 잡음이 부가된 3가지 영상에 대하여 [11]에서 제시된 방법을 이용해서 초모수 $pseudo_s = |Q_1 - Q_3|/C$ 의 C 값 변화에 따른 고주파대역 잡음을 제거한 결과 PSNR 값을 그림 3 및 그림4에 각각 보였다. [11]에서 $1.3 \leq C \leq 1.5$ 의 값을 제시하였으나, 이 실험 결과로 볼 때 영상 신호에 대한 이 값의 최대값은 영상에 따라 상이하지만 잡음전력이 작을 경우에는 2.5정도로 증가되어야 한다.

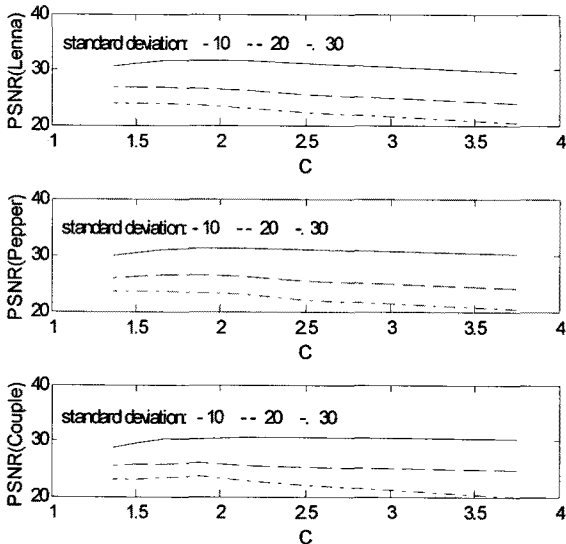


그림 3 잡음편차 10, 20 및 30의 가우시안 잡음이 부가된 레나, 페퍼 및 커플 영상의 BAMS 필터에 의한 고주파 대역 잡음제거 특성.

Fig 3 The denoising characteristics of high frequency band by BAMS filter for Lenna, Pepper and Couple images with Gaussian noise of noise deviation 10, 20 and 30.

표준편차 5에서 잡음영상의 PSNR은 약 34.1dB이다. 그림 4에서 고주파 성분이 많은 커플영상의 경우 C 값이 2.2이하에서 PSNR은 잡음제거로 인해 PSNR이 감소한다. 그리고 커플영상과 같이 고주파성분이 많은 영상은 페퍼나 레나 영상보다 큰 C 값에서 PSNR이 최대가 된다. 레나 및 페퍼 영상에 잡음편차 30 잡음을 부가한 영상, 그리고 이 영상을 BAMS 필터로 고주파 영역만

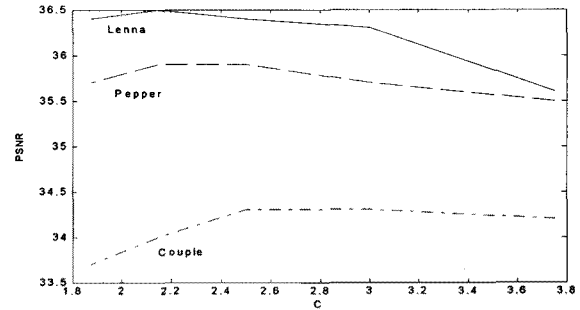


그림 4 잡음편차 5에서 BAMS 필터에 의한 고주파 대역 잡음제거 특성.

Fig. 4 The denoising characteristics of high frequency band by BAMS filter at noise deviation 5.

잡음 제거한 결과 영상($C=1.5$)과 중간 대역까지 잡음을 제거한 영상($C=1.875$, 고주파 대역 C 값에 1.25를 곱한 값)을 각각 그림 5 및 6의 (a), (b) 및 (c)에 보였다. 그림 5 (a), (b) 및 (c)의 PSNR은 각각 18.59[dB], 23.96[dB] 및 26.49[dB]였다.



(a)



(b)



(c)

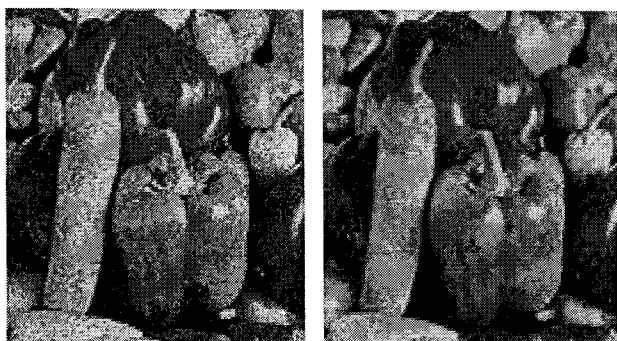
그림 5. 잡음 제거된 레나 영상; (a) 잡음영상, (b) 고주파 대역만 잡음 제거된 영상 및 (c) 중간대역까지 잡음 제거된 영상.

Fig. 5. The denoised Lenna images; (a) noisy image, (b) denoised image for the finest level, and (c) denoised image for mid and finest level.

그림 6 (a), (b) 및 (c)의 PSNR은 각각 18.61[dB], 23.57[dB] 및 25.68[dB]이었다. 중간대역의 잡음을 제거함으로써 약 2.1~2.5[dB]정도의 PSNR이 개선되었다.



(a)



(b)

(c)

그림 6. 잡음 제거된 페퍼 영상; (a) 잡음영상, (b) 고주파 대역만 잡음 제거된 영상 및 (c) 중간대역까지 잡음 제거된 영상.

Fig. 6. The denoised Pepper images; (a) noisy image, (b) denoised image for the finest level, and (c) denoised image for mid and finest level.

256×256 레나 페퍼 및 커플 영상에 잡음편차가 5에서 30까지의 가우시안 잡음을 부가한 후 D6 웨이블릿 필터로 2 레벨 변환하고 다음의 방법을 이용해서 잡음제거한 결과 PSNR을 표 2에 나타내었다.

표 2에서 ‘잡음’은 잡음영상의 PSNR이고, (a) ‘Dono’는 Visushrinkage(고주파대역)과 Sureshrinkage(중간대역) 방법으로 잡음 제거한 결과이다. (b) ‘BAMS1’는 [13]에서 제시된 사분위 통계량($C=1.5$)의해 고주파 대역 및 중간 대역에서 초모수 μ 를 추정하고 이를 적용한 BAMS 필터로 잡음 제거한 결과이다. (c) ‘Mono’는 고주파 대역은 [13]에서 제시된 방법으로 잡음을 제거하고 중간대역에서 모노토닉 변환으로 초모수 μ 를 추정하고 이를 적용한 BAMS 필터로 잡음 제거한 결과이다. (d) ‘BAMS2’는 사분위 통계량에 의해 고주파 대역 및 중간대역에서 각각 $C=1.5$ 및 고주파 대역 C 값에 1.25를 곱한 값 $C=1.875$ 에서 초모수 μ 를 추정하고 이를 적용한 BAMS 필터로 잡음 제거한 결과이다. 이를 그림 7에서 그림 9에 나타내었다. 그림 7은 잡음편차 5의 잡음이 부가된 레나

표 2. 잡음제거 영상의 PSNR 비교
Table 2. The PSNR comparisons of the denoised images. [dB]

구 분		잡음편차			
		5	10	20	30
레나	잡음	34.14	28.14	22.12	18.58
	Dono	32.55	30.25	26.78	24.00
	BAMS1	34.97	31.35	28.19	26.36
	Mono	34.86	32.82	27.45	26.11
	BAMS2	35.39	31.68	28.55	26.49
커플	잡음	34.12	28.15	21.10	18.58
	Dono	29.00	27.56	25.24	23.00
	BAMS1	32.20	29.06	26.18	24.55
	Mono	32.24	30.02	27.63	25.04
	BAMS2	32.75	29.50	26.57	24.89
페퍼	잡음	34.16	28.17	22.08	18.59
	Dono	31.34	29.13	25.94	23.47
	BAMS1	34.36	30.76	27.32	25.57
	Mono	33.87	31.61	26.64	25.21
	BAMS2	34.71	31.04	27.56	25.68

영상을 잡음제거 한 결과이고, 그림 8은 잡음편차 10의 잡음이 부가된 페퍼 영상을 잡음 제거한 결과 영상이다. 그리고 그림 9는 잡음편차 20이 부가된 커플 영상을 잡음 제거한 결과 영상이다.

실험결과 잡음편차가 5인 경우에는 ‘Dono’ 방식은 잡음영상보다 영상품질이 저하되지만, ‘BAMS’ 필터를 사용하는 경우는 일부 영상에서 0.5~1.2 [dB]정도의 잡음제거 효과를 보였으며, 잡음편차 10보다 큰 경우에는 실험대상 영상 모두에서 ‘Dono’ 방식보다 0.3[dB] 이상의 잡음제거 효과를 보였고 잡음편차가 클수록 잡음제거 효과가 더 많이 개선되었다. 또 잡음편차 10에서는 실험 대상 영상의 잡음제거 효과가 ‘Mono’방식이 ‘BAMS2’ 보다 더 좋은 잡음제거 효과를 보인 것은 모노토닉 변환에서 가정된 잡음신호의 분포가 log-normal 분포 특징에 가까운 것으로 생각된다. 그리고 본 논문에서 제안된 ‘Mono’ 및 ‘BAMS2’ 방식이 ‘BAMS1’ 방식 보다 더 좋은 잡음제거 효과를 보였다. 또 ‘Dono’ 방식에서는 경계선 부분에서 발생하는 Gibbs 현상은 경계값 이하의 값을 모두 0으로 만들므로 발생되지만 BAMS 터에서는 이런 Gibbs 현상이 최소화된다. 그리고 BAMS2 필터는 잡음편차가 작은 경우에도 잡음제거 효과가 좋았으며 BAMS2 필터 및 모노토닉 변환을 적용한 경우가 AMS1 필터 보다 더 좋은 잡음제거 효과를 보였다. 일반적으로 경계값을 이용한잡음제거 기법은 Threshold 과정에서 엘리어싱에 의한 잡음이 발생하고 이로 인해서 PSNR이 감소된다. 이러한 문제점은 비감축 웨이블릿 변환을 이용하면 개선된다[15]. 그러나 이 기법은 계산량이 크게 증가하는 것이 단점이다..

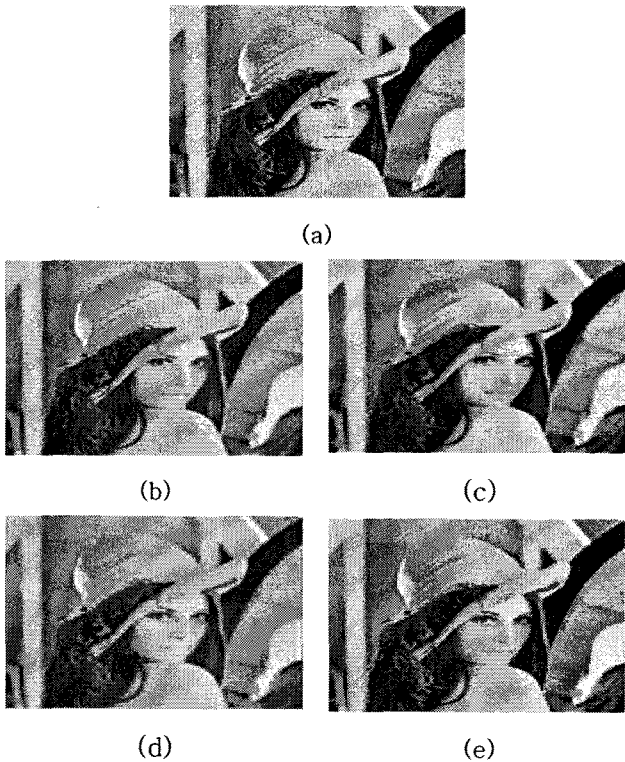


그림 7. 잡음편차 5인 Lenna 영상의 잡음제거 영상; (a) 잡음영상, (b) 'Dono' 방식의 잡음제거 영상, (c) 'BAMS1' 필터에 의한 잡음제거 영상, (d) 'Mono' 방식의 잡음제거 영상 및 (e) 'BAMS2' 필터에 의한 잡음제거 영상.

Fig. 7. Denoised Lenna images with noise standard deviation 5; (a) noisy image, (b) denoised image by the 'Dono', (c) denoised image by the 'BAMS1', (d) denoised image by the 'Mono' and (e) denoised image by the 'BAMS2'.

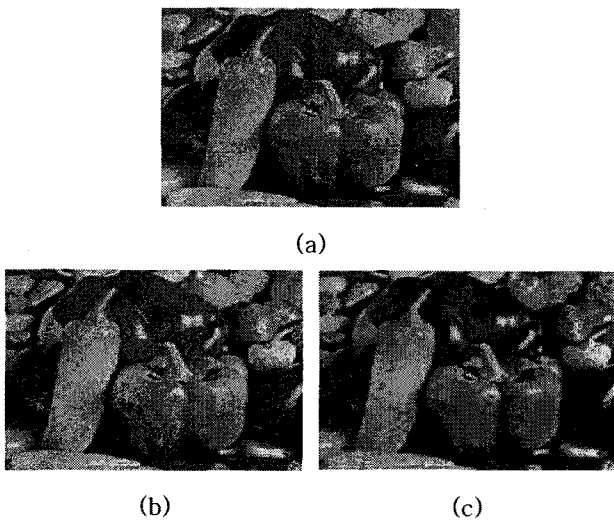


그림 8. 잡음편차 10인 Pepper 영상의 잡음제거 영상; (a) 잡음영상, (b) 'Dono' 방식의 잡음제거 영상, (c) 'BAMS1' 필터에 의한 잡음제거 영상, (d) 'Mono' 방식의 잡음제거 영상 및 (e) 'BAMS2' 필터에 의한 잡음제거 영상.

Fig. 8. Denoised Pepper images with noise standard deviation 10; (a) noisy image, (b) denoised image by the 'Dono', (c) denoised image by the 'BAMS1', (d) denoised image by the 'Mono' and (e) denoised image by the 'BAMS2'.

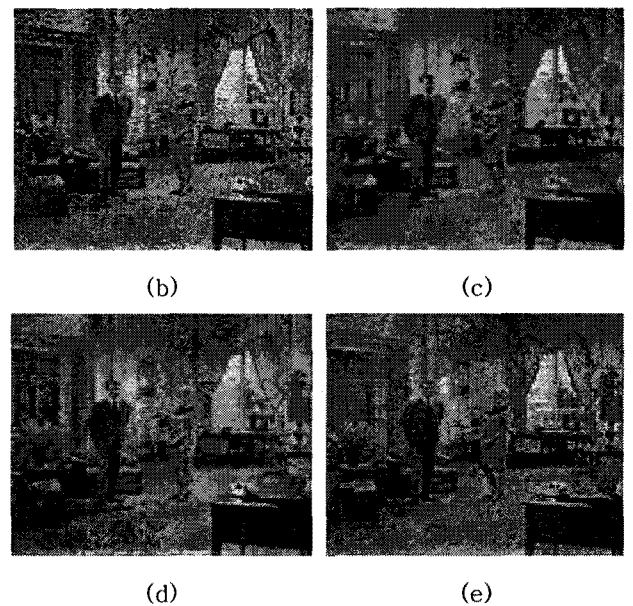
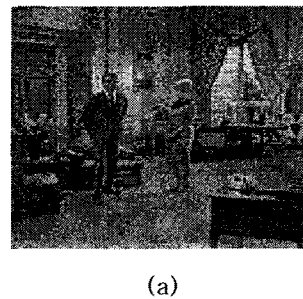


그림 9. 잡음편차 20인 Couple 영상의 잡음제거 영상; (a) 잡음영상, (b) 'Dono' 방식의 잡음제거 영상, (c) 'BAMS1' 필터에 의한 잡음제거 영상, (d) 'Mono' 방식의 잡음제거 영상 및 (e) 'BAMS2' 필터에 의한 잡음제거 영상.

Fig. 9. Denoised Couple images with noise standard

deviation 20; (a) noisy image, (b) denoised image by the 'Dono', (c) denoised image by the 'BAMS1', (d) denoised image by the 'Mono' and (e) denoised image by the 'BAMS2'.

V. 결 론

일반적으로 베이스 기법의 필터들은 잡음제거 효과가 뛰어나지만 초모수를 결정하기 위해 모의실험이 필요하므로 실시간 처리가 거의 불가능 하다. BAMS 필터는 주어진 데이터에서 이들 초모수를 직접 계산할 수 있으므로 실시간 처리가 가능한 특징이 있다. 본 논문은 베이스 기법의 잡음제거 필터인 BAMS 필터의 연산 특성을 보이고, 이 필터에서 중간 대역의 잡음편차 추정 방법을 제안하고 이를 이용하여 영상신호의 중간 대역까지 잡음을 제거하고 이 기법의 실용성을 밝혔다.

실험 결과 BAMS 필터를 적용하여 중간 대역까지 잡음을 제거하여 2dB 정도의 잡음제거 특성이 개선되었으며 영상의 경계부분도 비교적 잘 보존되었다. 또 제안된 BAMS 필터는 잡음편차가 작은 경우에도 실용 가능한 잡음제거 특성을 보였다.

참고 문헌

[1] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage", *Biometrika*, 81, 3, pp425-455, 1994.

[2] G. Nason, " Wavelet Regression by cross-Validation ", *J. Roy. Statist. Soc., Ser., B*, 58, pp.463-479,1996.

[3] H. Y. Gao, " Wavelet Shrinkage Denoising Using the Non-Negative Garrote", *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 7(4), Dec., pp. 469-488, 1998.

[4] N. Saito, " Simultaneous Noise Suppression and Signal Compression Using a Library of Orthonormal bases and the Minimax Description Length Criterion", In *Wavelets in Geophysics*, Foufoua Geotgion and Kumar(eds), Academic Press, 1994.

[5] G. Nason, " Wavelet Funtion Estimation Using Cross-Validation", In *Wavelets and Statistics*, A. Antoniadis and G. Oppenheim(eds), Springer-Varlag. pp. 261-280, 1995.

[6] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing*, 2nd., Academic Press, pp. 434-524, 1999.

[7] Stan Z. Li, *Markov Random Field Modeling in Image Analysis*, Springer, 2001.

[8] B. Vidakovic, " Nonlinear Wavelet Shrinkage With Bayes Rules and Bayes Factors", *J. Amer. Statist. Assoc.* 93, pp. 173-179, 1998.

[9] F. Abramovich, T. Sapatinas and B. W. Silverman, "

Wavelet Thresholding via a Bayesian Approach", *J. Ray. Statist. soc. B*, 60, pp. 725-749, 1998.

[10] H. A. Chipman, I. J. Wolfson, " Prior Elicitation in the Wavelet Domain", In *Bayesian Inference in Wavelet -Based Models*, P. Müller and B. Vidakovic(eds), New-York: Springer, pp. 83-94, 1998.

[11] ER-HU ZHANG, SHU-TING HUANG, "A New Image Denoising Method Based on the Dependency Wavelet Coefficients" *Preceeding of the Third International Conference on Machine Learning and Cybematics*, Shanghai, August, pp. 3841-3844, 2004.

[12] Levent Sendure, Ivan W. Selesnick, "Bivariate Shrinkage with Local variance Estimation ", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 9, NO, 12 Dec. 2002.

[13] B. Vidakovic, F. Rugger, " BAMS Method: Theory and Simulations", the *Indian Journal of Statics Invited Paper for Special Issue on Wavelet Methods*, vol. 63, ser. B, 2001.

[14] 우창용, 박남천, " 웨이브릿 기저의 영상신호에서 단조변환으로 추정된 잡음편차를 사용한 VisuShrink 기법의 잡음제거", *신호처리 · 시스템학회지*, 제 5권, 2호, 2004년, 4월, pp111-118.

[15] T.Blu and F.Luisier "The SURE-LET Approach to Image Denoising" *IEEE Transaction on Image Processing* Vol16 No11 November 2007.



우 창용(Chang-yong Woo)

1982 년 부산대학교 전기기계과 졸업
 1987 년 경성대학교 산업정보학과(공학석사)
 2004 년 경남대학교전자공학과(공학박사)
 1983. 2 - 1995. 3 한국통신 근무
 1995. 3 - 1999. 9 창원전문대학 교수
 2000. 3 - 2004. 12 (주)CMK 연구소 소장
 2005. 3 - 2007. 2 경남대학교 강의전담교수
 2008.12 - 현재 오로라테크놀로지 책임연구원
 ※ 주관심분야 : 디지털 영상처리, 임베디드 시스템 개발



박 남천(Nam-chun Park)

1978 년 경북대학교 전자공학과 졸업
 1980 년 경북대학교전자공학과(공학석사)
 1987 년 경북대학교전자공학과(공학박사)
 1993 - 현재 경남대학교 교수
 ※ 주관심분야 : 디지털 신호처리, 적응신호처리