

웨이블릿 기저의 영상신호에서 단조변환으로 추정된 잡음편차를 사용한 VisuShrink 기법의 잡음제거

Denoising on Image Signal in Wavelet Basis with the VisuShrink Technique Using the Estimated Noise Deviation by the Monotonic Transform

우창용*, 박남천**
Chang-Yong Woo*, Nam-Chun Park**

요 약

웨이블릿 변환 영역에서 계수 축소 방법의 잡음제거는 알고리즘의 단순함과 잡음제거 효과의 우수함으로 많이 사용되는 방법이다. 계수 축소 방법 중 VisuShrink는 데이터의 수와 잡음편차에 비례하는 universal 경계값을 사용하여 잡음을 제거하는 방법이다. 일반적으로 잡음편차가 알려져 있지 않으므로 universal 경계값 결정을 위해 잡음편차 추정이 필요하다. 그러나 잡음편차 추정 방법은 고주파 대역에서는 알려져 있으나 저주파 대역에 대해서는 알려져 있지 않으므로 기존의 VisuShrink 방법은 저주파 대역의 잡음을 제거할 수 없다. 본 논문에서는 단조변환에 의한 각 대역의 잡음편차를 추정하고, 추정된 편차에 가중값을 곱한 가중편차를 universal 경계값에 적용하여 최저주파 대역을 제외한 모든 대역의 잡음을 Soft-Threshold 기법으로 제거하였다. 그리고 잡음제거 특성을 비교하기 위해 기존의 VisuShrink방법 및 SureShrink방법과의 잡음제거 특성을 비교하였다. 비교 결과 본 논문에서 제시된 잡음제거 방법은 가우시안 잡음과 고압축 양자화 잡음에서 좋은 잡음 제거효과를 보였다.

Abstract

Techniques based on thresholding of wavelet coefficients are gaining popularity for denoising data because of the reasonable performance at the low complexity. The VisuShrink which removes the noise with the universal threshold is one of the techniques. The universal threshold is proportional to the noise deviation and the number of data samples. In general, because the noise deviation is not known, one needs to estimate the deviation for determining the value of the universal threshold. But, only for the finest scale wavelet coefficients, it has been known the way of estimating the noise deviation, so the noise in coarse scales cannot be removed with the VisuShrink. We propose here a new denoising method which removes the noise in each scale except the coarsest scale by Visushrink method. The noise deviation at each band is estimated by the monotonic transform and weighted deviation, the product of estimated noise deviation by the weight, is applied to the universal threshold. By making use of the universal threshold and the Soft-Threshold technique, the noise in each band is removed. The denoising characteristics of the proposed method is compared with that of the traditional VisuShrink and SureShrink method. The result showed that the proposed method is effective in denoising on Gaussian noise and quantization noise.

Key Words : Universal, SURE 경계값, Soft-Threshold, 최대최소 추정, 단조변환, 가중편차, VisuShrink, 리스크

I. 서 론

여러 형태의 영상신호들은 취득 및 처리, 전달과정에서 예상하지 못한 잡음들이 부가되어 영상품질이 열화되는

경우가 있다. 그리고 부가되는 잡음들은 여러 종류가 있다. 이들 중 광전자 잡음과 열잡음 및 필름 입자(film-grain) 잡음 등은 취득과정에서 얻어지고, 충격성(impulse) 잡음은 전달과정에서 부가되어지며, 처리과정에서는 인위적인 잡음 등이 발생된다[1]. 이런 잡음들을 제거하고 영상품질을 향상시키기 위해 푸리에 변환 영역에서 많은 종류의 필터들이 연구되어 왔다[2, 3]. 그러나 최

*CMK 연구소소장 **경남대학교 전자전기공학부

접수 일자 : 2004. 2. 01 수정 완료 : 2004. 4. 07

논문 번호 : 2004-1-4

근에는 웨이블릿 변환의 국부성과 빠른 변환 속도 그리고 비교적 적은 계산량[4] 등으로 웨이블릿 변환 영역에서의 잡음제거에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 웨이블릿 변환 영역에서의 잡음제거 방법으로는 웨이블릿 레벨간의 계수들의 상관관계를 이용하는 방법, 잡음과 신호의 정규성(regularity)을 이용하는 방법 및 계수축소 방법 등이 연구되고 있다[5]. 상관관계와 규칙성을 이용한 방법들은 많은 계산량으로 실시간 처리에 어려움이 있다. 그러나 계수 축소 방법[6]은 경계값을 기준으로 웨이블릿 변환된 계수 중에서 잡음 또는 잡음이 혼합된 것으로 생각되는 중요하지 않은 계수를 버리든지, 또는 축소시키므로 잡음성분을 축소시켜 원 신호를 보존하는 방법이며 처리과정이 단순하여서 실시간 처리할 수 있는 특성을 갖는다. 그러나 이 방법은 Gibbs 현상의 발생으로 푸리에 변환에 적용하면 MSE(Mean Square Error)가 증가되지만[4], 웨이블릿 변환 영역에서는 웨이블릿 변환의 특성인 국부성으로 Gibbs 현상이 비교적 적은 범위로 제한되어진다[7].

계수 축소 방법은 축소 연산자와 경계값 결정이 필요하며 축소 연산자는 HT (Hard-Threshold)와 ST(Soft-Threshold)이 알려져 있다. 그리고 최적 경계값을 결정 방법은 Bayes 추정과 최대최소 추정(Minimax Estimation)이 있다. Bayes 추정은 신호의 확률 모델을 사용하여 MSE를 최소화하는 방법이다. 원 신호에 대한 정보를 사전 정보로 정의하면 Bayes 추정은 많은 사전정보가 필요하며 특히 자연 영상과 같은 복합 신호에는 적용할 수 없다. 그러나 최대최소 추정은 최대 MSE 중 최소 MSE를 갖는 신호를 추정하는 방법으로 최소의 사전 정보만으로도 원 신호를 추정할 수 있다[8]. 최대최소 추정에 의한 경계값의 종류로는 universal 경계값[6]과 SURE(Stein's Unbiased Risked Estimate) 경계값[9], 그리고 Cross Validatory 경계값[10, 11]과 Saito의 경계값[12] 등이 있다. 이들 경계값 중에서 Cross Validatory 경계값과 Saito의 경계값 등은 계산과정이 복잡하고 계산량이 많은 이유로 실시간 처리에 어려움이 있다. 그러나 universal 경계값과 SURE 경계값은 경계값 결정 과정이 비교적 단순한 특징을 갖는다. universal 경계값은 데이터 수의 제곱근과 잡음편차의 곱에 비례하며 이는 최적은 아니지만 잡음의 최대 레벨보다 더 큰 값으로 결정되므로 신호에서 이 경계값을 빼주면 첨가된 모든 가우시안 잡음을 제거할 수 있다. 이 경계값을 ST기법에 적용한 VisuShrink (Visual Quality Shrink)는 계산과정이 간단하고 잡음제거 효과가 좋다. 그리고 SURE 경계값은 주어진 데이터에서 적용적으로 경계값이 결정되며, 이 경계값을 ST기법에 적용한 SureShrink는 잡음편차를 추정할 수 없는 경우에 적용하기 위해 제시되었다. 이들 VisuShrink와 SureShrink 방법은 공간영역 및 주파수 영역에 적용할 수 있으며 계산과정이 단순하고 비교적 좋은 잡음제거 효과로 많은 소프트웨어 패키지에 많이 사용되고 있으며, 표준기술로 정착되고 있다. 그러나 VisuShrink는 잡음편차가 알려져 있지 않은 경우에는 잡음편차를 추정할 수 있는 고주파 대역에

는 적용할 수 있으나 저주파 대역에는 적용할 수 없으며, SureShrink는 각 대역별 잡음제거로 저주파 대역의 잡음을 제거할 수 있으나 잡음레벨이 큰 경우에는 잡음제거 효과가 떨어지는 문제점이 있다.

본 논문은 알고리즘이 간단하면서 비교적 잡음제거 효과가 좋은 VisuShrink 방법을 저주파 대역에도 적용하기 위해 각 대역에서의 단조변환[13]에 의한 잡음편차 추정방법을 제안하고, 추정 잡음편차에 가중값을 곱한 가중편차를 universal 경계값에 적용하여 최저 대역을 제외한 모든 대역에서 잡음을 제거하였다. 본 논문에서 제안된 방법은 각 대역별 잡음영상 계수의 확률분포를 log-normal 분포로 가정하여, 단조변환에 의해 각 대역의 잡음편차를 추정하였다. 그러나 각 대역에서 계수들의 확률분포는 영상의 종류와 잡음의 종류 및 잡음 레벨에 따라 다양한 확률분포를 가지므로 단조변환으로 추정된 잡음편차를 다양한 확률분포의 경우에 적용하기 위해 가중값을 곱한 가중편차에 의한 추정된 잡음편차를 보정하였다. 그리고 각 대역에서 구해진 가중편차를 universal 경계값에 대입하여 ST 기법으로 부가된 가우시안 잡음과 영상의 고압축으로 발생된 양자화 잡음을 최저 대역을 제외한 모든 대역에서 잡음을 제거하였다.

본 논문에서 제시된 방법의 잡음제거 효과를 비교하기 위해 Donoho가 제시한 추정된 잡음편차를 universal 경계값에 적용한 VisuShrink와 SureShrink 방법에 의해 잡음을 제거하고 그 효과를 비교하였다. 실험결과 본 논문에서 제시한 방법이 기존 방법보다 가우시안 잡음의 경우 0.7~2.5[dB], 양자화 잡음의 경우 0.2~2.2[dB]정도 향상된 잡음제거 효과를 보였다. 또 본 논문에서 제시된 방법은 VisuShrink의 장점을 유지하면서 저주파 대역의 잡음을 효과적으로 제거할 수 있었다. 본 논문의 구성은 I장 서론에 이어 II장에서는 기존의 웨이블릿 변환 영역에서의 잡음제거 방법들에 대해서 설명하고, III장에서는 기존의 고주파 대역에서의 편차추정방법을 설명하고 또한 본 논문에서 제안된 각 대역별 편차 추정방법과 가중편차를 설명하였다. 또 IV장에서는 본 논문에서 제시된 방법에 의한 가우시안 잡음과 양자화 잡음에서 잡음제거 효과를 비교하였으며, V장에서 결론을 맺는다.

II. 웨이블릿 변환 영역에서의 잡음제거

공간영역에서 원 신호 f 에 가우시안 잡음이 부가된 신호 모델은

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

이다. 여기에서 \hat{f}_i 는 측정신호이고 시간 $t_i = i/n$ 일 때 $\hat{f}_i = \hat{X}(t_i)$ 이고 $f_i = f(t_i)$ 이다. 또 σ 는 잡음편차이고 z_i 는 $N(0, 1)$ 의 분포한다. 식 (1)을 웨이블릿 변환하면

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

이다. 여기에서 W_{Ψ} 는 신호의 웨이블릿 변환 행렬을 의미한다. 웨이블릿의 기저함수가 정규직교인 경우, 식 (2)을 다시 정리하면

$$W_{\Psi} \hat{f}_i = W_{\Psi} f_i + \sigma \omega_i \quad (3)$$

이다. 여기에서 ω_i 는 가우시안 잡음 z_i 의 웨이블릿 변환 계수로 z_i 와 같은 크기의 진폭을 갖는다[5]. 식 (3)에서 원 신호 f_i 를 구하면

$$f_i = (W_{\Psi}^{-1})(W_{\Psi} \hat{f}_i - \sigma \omega_i) \quad (4)$$

이다. 여기서 W_{Ψ}^{-1} 은 웨이블릿의 역 변환이다. 식 (4)의 $\sigma \omega_i$ 은 일반적으로 알려져 있지 않으므로 원 신호 f_i 를 구할 수 없다. 그러나 축소 연산자 $\Phi(\cdot)$ 를 정의하고 이를 사용하여 원 신호를 추정한 추정신호 \bar{f}_i 는

$$\bar{f}_i \approx (W_{\Psi}^{-1})\Phi(W_{\Psi} \hat{f}_i) \quad (5)$$

이다. 즉 식 (5)는 축소 연산자로 잡음성분이 제거되었으므로 추정신호는 원 신호로 간주할 수 있다. 이 추정신호와 원 신호에 대해 MSE를 구하면

$$r(\Phi, f) = \sum_{n=0}^{n-1} E\{|f_i - \bar{f}_i|^2\} \quad (6)$$

이다. 또 식 (6)을 리스크로 정의하고 이 리스크가 최소가 되면 최적의 추정신호이다. 추정신호는 연산자와 최적 경계값으로 추정되며 식 (5)에서 사용되는 축소 연산자로 HT와 ST가 알려져 있다. [6]은 웨이블릿 변환 영역에서 HT와 ST의 리스크를 최대최소 추정으로 계산하고 ST가 최적의 추정신호를 추정할 수 있는 연산자임을 증명하였다[6]. 임의의 경계값 λ 을 사용한 경우 연산자 HT는

$$\Phi_{HT}(x) = \begin{cases} x & \text{if } |x| > \lambda \\ 0 & \text{if } |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (7)$$

이다. 여기서 x 는 신호의 웨이블릿 변환된 계수이다. 식 (7)은 경계값의 절대값보다 작은 계수는 0으로 두고 큰 계수는 보존하는 방법으로 경계값에서 발생하는 불연속으로 추정신호를 더 크게 변화시키는 경향이 있다. 또 연산자 ST는

$$\Phi_{ST}(x) = \begin{cases} x - \lambda & \text{if } x > \lambda \\ x + \lambda & \text{if } x < -\lambda \\ 0 & \text{if } x \leq \lambda \end{cases} \quad (8)$$

이다. 식 (8)은 계수가 경계값의 절대값보다 작은 경우 0으로 두고 큰 계수는 경계값 만큼 빼주므로 HT 연산자보다 리스크가 작아지지만 큰 계수들을 축소시키므로 계수들의 평균을 편의시키는 경향이 있다. 그리고 축소 연산자의 경계값으로는 universal 경계값[6] 및 SURE 경계값[9]이 제시되었고 이들 논문에서 각 경계값에 대한 리스크가 계산되었다. [6]에서 제시된 universal 경계값은

$$\lambda_U = \sigma \sqrt{2 \log_e N} \quad (9)$$

이다. 여기서 σ 는 부가된 잡음편차이고 N 은 데이터 수이다(단, $N > 4$ 이다). $N \rightarrow \infty$ 일 때 ST에 식 (9)를 적용한 경우에 리스크가 최소가 되므로 universal 경계값이 최적임을 증명하였다[6]. 또 SURE 경계값은 데이터의 크기에 따라 내림차순으로 정렬하고, 정렬된 데이터에서 $|x[i]| \leq \lambda_S < |x[i+1]|$ (단, i 는 인덱스로 $1 \leq i < N$ 이다.)인 경계값 λ_S 들을 선택하고 이 경계값들의 리스크를 계산하면

$$r(f, \lambda_S) = \sum_{k=1}^N |x[k]|^2 - (N-1)\sigma^2 + K(\sigma^2 + \lambda_S^2) \quad (10)$$

이다[8]. 이들 선택된 경계값들 중 식 (10)이 최소가 되는 λ_S 를 SURE 경계값으로 결정한다.

III. 편차추정

계수 축소 기법에서 사용되는 경계값들은 잡음편차를 변수로 갖는다. 그러나 일반적으로 잡음편차가 알려져 있지 않으므로 잡음편차 추정 방법이 필요하다. 잡음편차를 추정하기 위해 [6]에서 웨이블릿 변환의 최고 대역에서 중간값에 의한 잡음편차 추정 방법을 제시하였다. 그러나 중간 대역의 잡음편차 추정 방법은 알려져 있지 않으므로 VisuShrink를 고주파 대역에만 적용하여 잡음을 제거하였다. 이 장에서는 [6]에서 제시된 중간값에 의한 잡음편차 추정과정을 살펴보고, 본 논문에서 제시된 단조변환에 의한 각 대역의 가중편차 추정 과정을 설명하였다.

1. 중간값에 의한 편차추정

일반적으로 $N(0, \sigma^2)$ 인 확률변수는 변수 절대값의 중간값 M 에 대한 기대값 $E(M) \approx 0.6745 \sigma$ 으로 알려져 있다. 이를 정규직교 웨이블릿 변환의 최고 대역에 적용하여 식 (11)과 같이 잡음편차를 추정할 수 있다.

$$\bar{\sigma} = MAD/0.6745 \quad (11)$$

여기에서 MAD는 계수 절대치의 중간값을 의미한다. 이는 가우시안 분포 잡음이 부가된 신호를 웨이블릿 변환하면 고주파 대역의 계수의 대부분은 잡음 성분이며 신호 성분은 극소수만을 포함하게 된다. 또 일반적으로 잡음 성분의 계수들은 작은 진폭을 갖고, 신호 계수들은 큰 진폭을 갖는다. 그러므로 고주파 대역에서 구해진 계수 편차는 신호성분들에 의해서 증가 편익이 되지만, 계수에 절대값을 취한 후 중간값을 구하면 신호성분은 무시되거나 또는 중간값에 미치는 영향이 매우 적어지므로 고주파 대역의 계수에 식 (11)을 적용하면 잡음 편차로 추정할 수 있다.

2. 단조변환과 가중편차

단조변환은 일대일 변환으로 입력 확률변수 X가 전달함수 $h(\cdot)$ 에 입력되어 출력 확률변수 Y가 다른 확률분포를 갖는 경우, 입력 X의 확률분포가 알려져 있다면 측정 가능한 출력 Y로부터 입력의 모수(parameter)를 추정할 수 있다. 특히 가우시안 확률밀도함수인 입력 확률변수가 전달함수에 입력되면 그 때 출력된 확률변수의 확률밀도함수가 log-normal 분포인 경우에는 출력 변수의 평균과 분산으로 가우시안 확률밀도함수를 갖는 입력 변수의 평균과 분산을 구할 수 있다. 여기서 단조변환에 의한 잡음편차 추정 과정과 가중편차를 계산하는 과정을 설명한다.

이산신호인 입력 $x(m)$ 과 출력 $y(m)$ 이 $x(m) \in \{x_1, \dots, x_N\}$ 과 $y(m) \in \{y_1, \dots, y_N\}$ 이면, 입력과 출력 확률은

$$P_Y(y(m) = y_j) = \sum_{x_i \rightarrow y_j} P_X(x(m) = x_i) \quad (12)$$

이다. 여기서 m 은 이산신호의 인덱스이다. 식 (12)의 합 기호는 $y(m) = y_j$ 에 대응하는 $x(m)$ 의 모든 값을 의미한다. 또 $y(m) < Y < y(m) + \Delta y$ 의 범위에서 Y의 확률은

$$\begin{aligned} & \text{Prob}\{y(m) < Y < y(m) + \Delta y\} \\ &= \int_{x(m) | y(m) < Y < y(m) + \Delta y} f_X(x(m)) dx(m) \end{aligned} \quad (13)$$

이다. 입력 X와 출력 Y가 단조증가의 관계를 갖는다면 식 (13)은

$$\begin{aligned} & \text{Prob}(y(m) < Y < y(m) + \Delta y) \\ &= \text{Prob}(x(m) < X < x(m) + \Delta x) \end{aligned} \quad (14)$$

이 되며 식 (14)를 누적분포함수로 표현하면

$$\begin{aligned} & F_Y(y(m) + \Delta y) - F_Y(y(m)) \\ &= F_X(x(m) + \Delta x) - F_X(x(m)) \end{aligned} \quad (15)$$

이다. 식 (15)의 좌·우 항에는 $\Delta y / \Delta y$ 와 $\Delta x / \Delta x$ 를 곱하여 정리하면

$$\begin{aligned} & \frac{F_Y(y(m) + \Delta y) - F_Y(y(m))}{\Delta y} \\ &= \frac{\Delta x}{\Delta y} \frac{F_X(x(m) + \Delta x) - F_X(x(m))}{\Delta x} \end{aligned} \quad (16)$$

이다. 식 (16)의 $\Delta x, \Delta y$ 를 0으로 수렴시키면

$$f_Y(y(m)) = \left| \frac{\partial x(m)}{\partial y(m)} \right| f_X(x(m)) \quad (17)$$

이다. 식 (17)에 $x(m) = h^{-1}(y(m))$ (단, $h^{-1}(\cdot)$ 은 역 전달함수이다)을 대입하면

$$f_Y(y(m)) = \left| \frac{\partial h^{-1}(y(m))}{\partial y(m)} \right| f_X(h^{-1}(y(m))) \quad (18)$$

이다. 이 식은 출력신호의 확률밀도함수와 입력신호의 확률밀도함수의 관계식이다. 입력 $x(m)$ 이 가우시안 분포하고 출력 $y(m)$ 은 단조증가로 $y(m) = \exp(x(m))$ 이면 출력은 식 (19)과 같이 log-normal 분포가 된다.

$$f_Y(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2 y(m)}} \exp\left(-\frac{\ln(y(m)) - \mu_x^2}{2\sigma_x^2}\right) \quad (19)$$

또 역으로 $y(m)$ 이 log-normal 분포이면 $x(m) = \ln(y(m))$ 는 가우시안 분포가 된다. 그러므로 log-normal 분포의 평균과 분산으로 식 (20)과 같이 가우시안 분포의 평균과 분산을 구할 수 있다.

$$\begin{cases} \mu_x = \ln(\mu_y) - \frac{1}{2} \ln\left(1 + \frac{\sigma_y^2}{\mu_y^2}\right) \\ \sigma_x^2 = \ln\left(1 + \frac{\sigma_y^2}{\mu_y^2}\right) \end{cases} \quad (20)$$

식 (20)에서 추정된 잡음분산 σ_x^2 에 임의의 실수인 가중값 a 를 곱한 가중편차는

$$\sigma_a = a\sigma_x \quad (21)$$

이다. 식 (20)은 잡음신호를 log-normal 분포로 가정하여 추정된 잡음분산이다. 그러나 잡음신호 분포는 매우 다양

한 확률분포를 가지므로 추정된 잡음편차를 보정하기 위해 식 (21)과 같이 가중편차를 사용하였다.

IV. 모의실험 결과 및 검토

본 논문은 각 대역의 잡음편차를 추정하기 위하여 직교 웨이블릿 변환 영역에서 각 대역별 잡음영상의 분포를 log-normal 분포로 가정하고 단조변환으로 각 대역의 잡음편차를 추정하였다. 그러나 잡음 영상에 대한 각 대역의 계수 분포가 영상 종류와 잡음편차에 따라 다양한 분포를 가지므로 추정잡음편차를 보정하기 위해 단조 변환으로 추정된 잡음편차에 실험적으로 구한 가중값을 곱한 가중편차를 각 대역 별로 구하여 universal 경계값에 적용하고, VisuShrink 방법으로 각 대역의 잡음을 제거하였다. 모의 실험을 위해 256×256인 그레이 영상들을 그림 1과 같이 Daubechies's 6(D6)필터로 2 레벨 웨이블릿 변환하였다.

LLL	LHL	HL
LLH	LHH	
LH		HH

그림 1. 2 레벨 웨이블릿 변환.

Fig. 1 Two-level wavelet transform.

웨이블릿 변환 영역에서 3 가지 방법, i) HH대역에서 Donoho가 제시한 식 (11)로 추정된 잡음편차를 식 (9)에 대입하여 그림 1의 LH, HL, HH대역만 잡음 제거한 “VisuShrink”, ii) 식 (10)에 의해 각 대역에서 추정된 SURE 경계값으로 LLL 대역을 제외한 모든 대역에서 잡음을 제거한 “SureShrink”, iii) LLL 대역을 제외한 각각의 대역에서 식 (21)과 같이 추정된 가중편차를 식 (9)에 대입한 경계값을 사용하여 ST 기법으로 잡음을 제거한 “단조변환” 방법으로 잡음을 제거한 후 영상을 복구하였다. 그리고 3 가지 방법의 잡음제거 효과를 PSNR로 비교하였다. 그리고 본 논문에 삽입된 영상들은 실험결과 영상을 2 배로 확대한 후 영상의 일부만을 나타내었다.

1. 가우시안 잡음제거

원 영상들에 식 (1)과 같이 공간 영역에서 서로 다른 편차를 갖는 가우시안 잡음을 부가하여 잡음영상을 얻은 후 이들 영상을 그림 1과 같이 웨이블릿 변환하였다. 그리고

변환 영역에서 3가지 방법들로 잡음을 제거한 후 영상을 복원하였으며 추정편차의 가중값은 저주파 대역에서는 $\alpha=0.55$, 고주파 대역에서는 $\alpha=1.6$ 을 사용하였다.

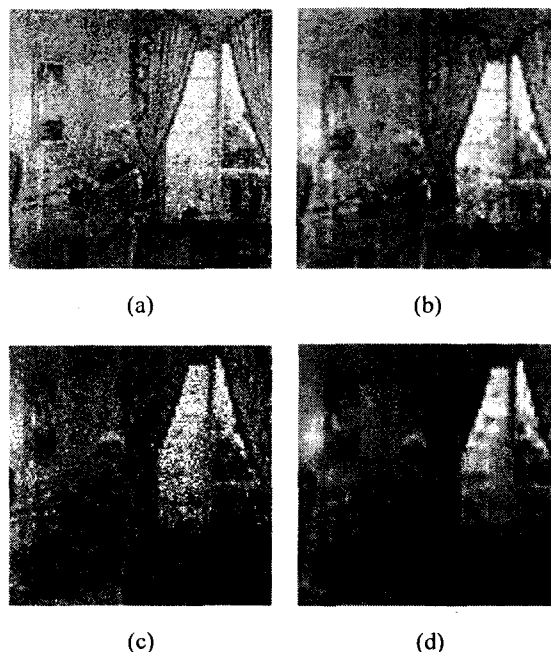
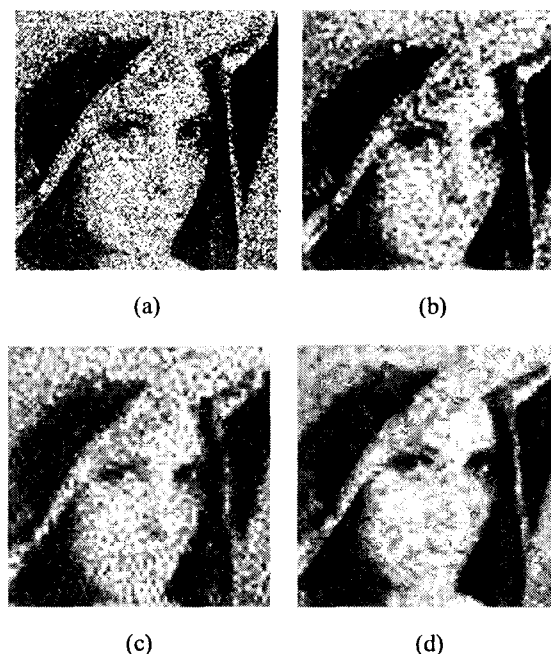


그림 2. $\sigma=20$ 인 가우시안 잡음이 부가된 Couple영상에서의 잡음제거.

Fig. 2 Denoising results on the noisy Couple image with gaussian noise of $\sigma=20$.



(c) (d)

그림 3. $\sigma=40$ 인 가우시안 잡음이 부가된 Lenna영상에서의 잡음제거.

Fig. 3 Denoising results on the noisy Lenna image with gaussian noise of $\sigma=40$.

그림 2와 3은 Couple 영상과 Lenna 영상에 잡음편차 20과 40인 가우시안 잡음을 부가한 잡음영상에 대해 잡음을 제거한 후 복원된 영상들이다. 각 그림 (a)는 잡음편차가 부가된 잡음영상이고, (b)는 “VisuShrink” 방법인 i)의 방법으로 잡음을 제거한 후 복원된 영상이다. (c)는 “SureShrink” 방법인 ii)의 방법으로 잡음을 제거한 후 복원된 영상이고 (d)는 “단조변환” 방법인 iii)의 방법으로 잡음을 제거한 후 복원된 영상이다.

표 33. 가우시안 잡음제거 결과 비교.

Table 1. Comparison of denoising results on Gaussian noise.

영 상	잡음편차	20	30	40
	잡음제거방법			
Lenna	잡음영상	22.1	18.6	16.1
	VisuShrink	26.6	23.9	21.6
	SureShrink	21.3	18.2	15.9
	단조변환	28.1	26.3	23.5
Couple	잡음영상	22.1	18.6	16.1
	VisuShrink	25.2	23.0	21.1
	SureShrink	20.4	17.7	15.6
	단조변환	25.9	24.7	22.8
Bridge	잡음영상	22.1	18.6	16.1
	VisuShrink	24.1	22.3	20.7
	SureShrink	19.7	17.4	15.3
	단조변환	24.4	23.6	22.0
Goldhill	잡음영상	22.1	18.6	16.1
	VisuShrink	25.0	23.0	21.1
	SureShrink	20.3	17.7	15.6
	단조변환	25.9	24.9	22.7

표 1은 각 영상에 잡음편차 20, 30, 40인 가우시안 잡음이 식 (1)과 같이 부가된 영상에 대해 3가지 방법으로 잡음을 제거한 후 복원된 영상에 대한 잡음제거 효과를 PSNR로 나타내었다. 표 1의 “잡음영상”은 원영상에 잡음이 부가된 경우의 PSNR이며, 각 영상에서 “VisuShrink”는 i)의 방법으로 잡음을 제거한 결과, “SureShrink”는 ii)의 방법으로 잡음을 제거한 결과, “단조변환”은 iii)의 방법으로 잡음을 제거한 후 복원된 영상에 대한 PSNR이다. 실험 결과 VisuShrink와 SureShrink 방법은 잡음제거 후에도 잡음성분이 남아있었으며 특히 잡음편차가 클수록 저주파 잡음이 많이 남아있었다. 그러나 단조변환 방법은 저주파 잡음성분이 거의 제거된 영상을 얻을 수 있었다. 또 단조변환 방법은 PSNR도 영상에 따라 약 2[dB]에서 7[dB]정도 개선효과가 있었으며 이는 기존 방법보다 0.7~2.5[dB]정

도 향상된 잡음제거 효과를 보였으며 잡음편차가 클수록 더 좋은 잡음제거 효과가 있었다.

2. 양자화잡음 제거

본 논문은 고압축 양자화로 발생된 양자화 잡음을 얻기 위해 그림 1과 같이 D6 필터로 웨이블릿 변환한 후 고주파 대역인 LH, HL, HH에는 1비트를 할당하고, 중간대역 LLH, LHL, LHH는 2비트 그리고 LLL 대역은 8비트를 할당한 유니폼 양자화를 수행하여 약 20.4%로 압축하였다. 그리고 앞에서 제시된 3 가지 방법으로 양자화 잡음을 제거한 후 영상을 복구하였으며 단조변환 방법의 가장 낮은 저주파 대역에서는 $\alpha=0.5$, 고주파 대역에서는 $\alpha=1$ 을 사용하였다.

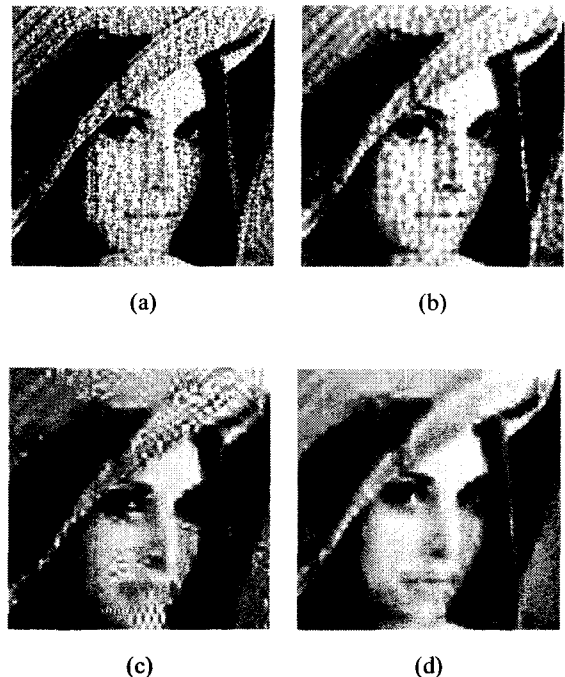
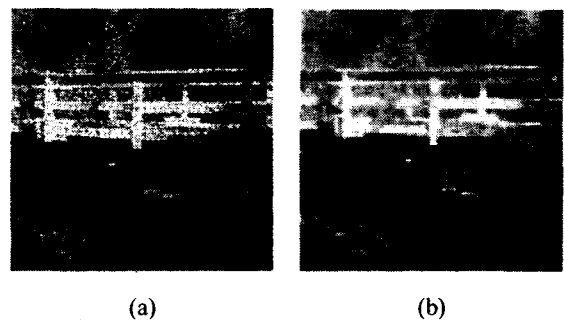


그림 4. 유니폼 양자화 된 Lenna 영상의 양자화 잡음제거 된 영상.

Fig. 4 Denoising results on the quantized Lenna image at 1.62bpp(bits per pixel).



(a) (b)

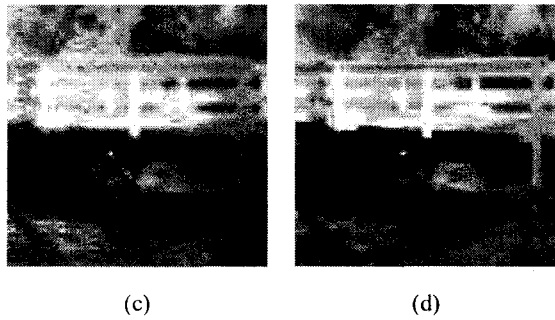


그림 5. 유니폼 양자화 된 Bridge 영상의 양자화 잡음제거 된 영상.

Fig. 5 Denoising results on the quantized Bridge image at 1.62bpp(bits per pixel).

그림 4, 5은 양자화 잡음을 제거한 영상들로 각 그림의 (a)는 원 영상을 양자화한 후 복구된 영상이고, (b)는 “VisuShrink”로 잡음을 제거한 영상, (c)는 “SureShrink”로 잡음을 제거한 영상, (d)는 “단조변환”으로 잡음을 제거한 영상이다. 표 2는 양자화 잡음제거 후 복구된 영상에 대한 PSNR을 비교하였다.

표 2. 양자화 잡음 제거 결과 비교.

Table 2. Comparison of denoising results on quantization noise.

구분	Lenna	Couple	Bridge	Baboon	Goldhill
양자화	24.4	22.1	22.9	20.1	22.8
VisuShrink	27.7	26.3	24.9	21.5	26.6
SureShrink	25.5	22.9	21.1	19.3	23.6
단조변환	29.9	26.6	25.1	22.7	27.0

표 2의 양자화는 잡음제거를 하지 않고 복구된 압축된 영상의 PSNR이고 “VisuShrink”는 i)의 방법, “SureShrink”는 ii)의 방법, “단조변환”은 iii)의 방법으로 잡음을 제거한 후 복원된 영상에 대한 PSNR을 나타내었다.

실험결과 “VisuShrink”로 잡음 제거된 경우 저주파 성분의 양자화 잡음이 복구된 영상에도 계속 남아 있었으며, “SureShrink”는 저주파 대역의 잡음제거 영향으로 앨리어싱 잡음이 발생되었다. 그러나 “단조변환”은 앨리어싱 잡음이 거의 발생되지 않았다. 또 영상에 따라 차이는 있지만 2.2 [dB] ~ 5.5[dB]정도의 PSNR이 개선되었으며 이는 기존 방법 보다 0.2~2.2[dB]정도 향상된 잡음제거 효과를 보였다.

V. 결론

본 논문은 알고리즘이 간단하면서 잡음제거 효과가 좋

은 ST기법으로 저주파 대역을 포함한 잡음을 제거하기 위해 단조변환에 의한 잡음제거 방법을 제안하였다. 단조변환은 가우시안 잡음이 첨가된 신호의 웨이블릿 변환된 각 대역의 계수의 확률분포를 log-normal분포로 가정하여 각 대역에서 잡음편차를 추정한다. 각 대역의 계수분포는 영상의 종류와 잡음의 종류 및 잡음 레벨에 따라 다양한 확률분포를 가지므로 단조변환으로 추정된 잡음편차에 가중값을 곱하여 잡음편차를 보정한 가중편차를 사용하였다. 그리고 가중편차를 universal 경계값에 적용하여 ST기법으로 최저주파 대역을 제외한 모든 대역의 잡음을 제거하였으며 이 기법의 잡음제거 특성을 기존에 제시된 VisuShrink 및 SureShrink기법의 잡음제거 특성과 비교하였다.

실험결과 가우시안 잡음제거의 경우 제시된 방법은 영상에 따라 PSNR이 약 2[dB]에서 7[dB]정도 개선효과가 있었다. 이는 기존의 방법보다 0.7~2.5[dB]정도 향상된 잡음제거 효과를 보였으며 잡음편차가 클수록 더 좋은 잡음제거 효과가 있었다. 또 양자화 잡음제거의 경우에는 제시된 방법은 SureShrink 기법과는 달리 저주파 잡음제거로 인해서 발생하는 앨리어싱 잡음이 거의 발생되지 않았으며 영상에 따라 차이는 있지만 2.2[dB] ~ 5.5[dB]정도의 PSNR이 개선되었다. 이는 기존 방법 보다 0.2~2.2[dB]정도 향상된 잡음제거 효과를 보였다.

참고 문헌

- [1] Ioannis Pitas, Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, 1993.
- [2] W. K. Pratt, Digital Image Processing, John Wiley & Sons Inc, 1991.
- [3] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, 1992.
- [4] B. Vidakovic, P. Müller, "An Introduction to wavelets", In: Bayesian Interference in Wavelet-based Model, P. Müller and B. Vidakovic (eds.), Springer, 1999, pp. 1-18.
- [5] A. Aldroubi, M. Unser, Wavelets in Medicine and Biology, CRC Press 1996, pp. 93-114.
- [6] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation by Wavelet Shrinkage", Biometrika, 81. 3, pp. 425-455, 1994.
- [7] R. R. Coifman, D. I. Donoho, "Translation-Invariant De-Noising", In: Wavelets and Statistics, A. Antoniodis, G. Oppenheim (eds.), Springer, 1995, pp. 125-150.
- [8] S. Mallat, a Wavelet Tour of Signal Processing, 2nd. Academic Press, 1999, pp. 434-524.
- [9] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, "Adapting to Unknown Smoothness via Wavelet Shrinkage",

J.A.S.A. vol. 90, No. 432, Dec., pp. 1200-1224, 1995.

- [10] G. Nason, "Wavelet regression by Cross-Validation", J. Roy. Statist. Soc. Ser. B, 58, pp 463-479 1996.
- [11] Y. Wang, "Function Estimation via Wavelet Shrinkage for Long-Memory Data", Ann. Statist., 24, 2, ,pp. 466-484, 1996.
- [12] N. Saito, "Simultaneous Noise Suppression and Signal Compression Using a Library of Orthonormal bases and the Minimum Description Length Criterion", In: Wavelets in Geophysics, Fofoua-Georgiou and Kumar (eds.), Academic Press, 1994.
- [13] S. V. Vaseghi, Advanced Signal Processing and Digital Noise Reduction, John Wiley & Son, 1996, pp.24-63.



우 창 용(Chang-Yong Woo)
1982 년 부산대학교 전기기계과
1987. 8 경성대학교 산업정보학과(공학석사)
1999. 8 경남대학교 전자공학과(수료)
1983. 2 -1995. 3 한국통신 근무
1995.3-1999.9 창원전문대학 전임강사

2000. 3-현재 CMK 연구소소장
관심분야 : 디지털신호처리



박 남 천(Nam-Chun Park)
1978 년 경북대학교 전자공학과
1980 년 경북대학교 전자공학과(공학석사)
1987 년 경북대학교 전자공학과(공학박사)
1980 년-현재 경남대학교 전자 전기공학부 교수
1995.7-1996.2 미국 RPI 객원 교수

관심분야 : 디지털신호처리
