

논문 2009-46SP-6-12

공간-주파수 적응적 영상복원을 위한 Vaguelette-Wavelet 분석 기술

(Space-Frequency Adaptive Image Restoration Using
Vaguelette-Wavelet Decomposition)

전신영*, 이은성*, 김상진*, 백준기**

(Sinyoung Jun, Eunsung Lee, Sangjin Kim, and Joonki Paik)

요약

본 논문에서는 베이글릿-웨이블릿 분석(vaguelette-wavelet decomposition; VWD)을 이용한 공간-주파수 적응적 영상복원 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 웨이블릿 계수의 공간적 정보를 이용하여 평탄 영역과 에지 영역을 분리하고, 적응적 웨이블릿 계수축소(wavelet shrinkage)를 통해 잡음 성분을 억제한다. 뿐만 아니라, 에지 영역에서는 엔트로피(entropy)를 적용하여 웨이블릿 부대역의 잡음 성분을 추정하고, 부대역 간의 상관관계를 이용하여 잡음 성분을 억제한다. 이렇게 억제된 웨이블릿 계수의 베이글릿 역변환을 통해 영상을 복원할 수 있다. 제안한 알고리즘에 사용되는 베이글릿 함수는 잡음을 추정 및 억제할 수 있을 뿐만 아니라 세밀한 에지 성분의 보존이 가능하도록 변형을 한다. 실험결과에서는 제안한 알고리즘이 잡음에 강건하고, 세밀한 에지 성분을 보존하면서 효과적으로 열화된 영상을 복원할 수 있음을 보여준다.

Abstract

In this paper, we present a novel space-frequency adaptive image restoration approach using vaguelette-wavelet decomposition (VWD). The proposed algorithm classifies a degraded image into flat and edge regions by using spatial information of the wavelet coefficient. For reducing the noise we perform an adaptive wavelet shrinkage process. At edge region candidates, we adopt entropy approach for estimating the noise and remove it by using relative between sub-bands. After shrinking wavelet coefficients process, we restore the degraded image using the VWD. The proposed algorithm can reduce the noise without affecting the sharpness details. Based on the experimental results, the proposed algorithm efficiently proved to be able to restore the degraded image while preserving details.

Keywords: 영상복원(image restoration), 웨이블릿 변환(wavelet transform), 엔트로피(entropy), 베이글릿-웨이블릿 분석(vaguelette-wavelet decomposition), 웨이블릿 계수축소(wavelet shrinkage)

I. 서론

디지털 영상복원에 대한 연구는 주로 군사 및 우주항공 분야에 적용을 위해 시작된 이래 발전을 거듭해 왔다. 그러나 1980년대에 들어서 냉전이 종식되고, 군사적인 목적으로 시작되었던 영상복원 기술은 산업용이나 가정용 영상기기로 그 응용이 확대되었다^[1]. 특히, 최근에는 핸드폰 카메라 모듈과 디지털 카메라가 사회 전반적으로 일반화되어 다양한 디지털 영상매체가 필수품이

* 학생회원, ** 평생회원, 중앙대학교 첨단영상대학원 (Dept. of Image Engineering, Graduate School of Advanced Image Science, Multimedia, and Film, Chung-Ang University)

※ 본 연구는 2009년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원과 지식경제부 및 정보통신 산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업의 지원의 연구결과로 수행되었습니다.

접수일자: 2009년8월12일, 수정완료일: 2009년10월27일

되어감에 따라 고해상도, 고품질의 영상에 대한 수요가 증가하고 있고, 급속하게 발전하는 반도체 기술이 고성능의 연산과 대용량의 기억장치를 제공하면서, 계산적 부하가 적으면서도 강건한 디지털 영상복원 기술의 필요성이 증대되고 있다.

영상복원 기술은 영상 획득 과정에서 발생하는 초점 열화, 움직임 열화, 대기 열화 등과 같은 다양한 열화 요인들을 모델링(image degradation modeling)하고, 수학적 역처리(mathematically inverse process)를 이용하여 관측된 열화 영상으로부터 실제 영상을 추정하는 기술이다. 관측된 영상에서 제거해야 할 열화 모델이 결정 되었다면, 수학적 역처리 과정의 결과는 디컨볼루션(deconvolution) 혹은 통계적역문제(statistical inverse problem; SIP)의 해가 된다. 그러나 디컨볼루션이나 통계적역문제 모두 열화 모델의 역과정이 정의되지 않거나 열화 영상에 잡음이 인가되어 있을 경우 부적격문제(ill-posed problem)가 되기 때문에, 그 해가 일정 범위 안에 존재 할 뿐 고유하지 않다는 어려움이 있다.

주어진 범위 안에서 최적의 해를 결정하기 위해서는, 실제 영상이 갖는 선형적 정보(a priori information)를 활용해야 한다. 이러한 영상 복원 방식으로는 매개변수화된 위너필터 (parametric Wiener filter), 제약적 최소제곱 필터 (constrained least-squares; CLS), 반복적 정칙화 (iterative regularization) 방식들이 있다^[2]. 매개변수화된 위너필터와 제약적 최소제곱 필터를 이용한 영상복원은 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform; FFT)을 이용하여 주파수 영역에서 영상 복원 필터링을 수행하게 되는데 복원과정의 처리속도를 향상시킬 수 있고 알고리즘이 간단하다는 장점이 있지만, 열화 영상이 주기적 신호라고 가정하기 때문에 물결현상과 같은 예기치 못한 부작용(artifacts)이 발생하게 되고, 잡음에 민감하여 영상복원 후 잡음이 증폭되는 현상이 발생하기도 한다. 반복적 정칙화 방법은 반복적인 방법을 통해 영상 복원을 하는 방법이기 때문에 정확한 역함수를 사용하는 대신 반복적 방법을 통해 잡음을 조절할 수 있다는 장점이 있다. 그러나 반복적 방법은 수렴하기까지 많은 시간이 걸리는 단점이 있다^[3].

이상과 같은 기존의 영상복원 방법의 단점들을 해결하기 위해서 본 논문에서는 웨이블릿 변환을 이용하여 부작용에 강건한 영상복원 알고리즘을 제안한다. 웨이블릿 변환은 각 부대역에서 공간 정보와 주파수 정보를

해석할 수 있기 때문에, 잡음으로 생각되는 특정한 고주파 성분을 줄인다거나, 특정 에지 정보를 보존하는 등의 적응적인 영상 처리가 가능하다^[4]. 본 논문에서는, 이런 웨이블릿 변환의 특징을 이용하여 적응적인 영상복원과 잡음 증폭을 억제하는 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 웨이블릿 영역에서의 영상복원을 위한 배경이론을 설명하고, III장에서는 베이블릿-웨이블릿 분석(Vagulette-Wavelet Decomposition; VWD)을 이용하여 영상을 복원하는 방법을 제안한다. IV장에서는 제안한 알고리즘의 실험결과를 보이고, V장에서 결론을 맺는다.

경 이 론

본 절에서는 논문에 사용된 영상 열화 모델에 대해 정의하고, 이산 웨이블릿 변환과 VWD에 대해 설명한다.

1. 영상 열화 모델

일반적으로 디지털 영상 처리에서 열화와 부가적인 잡음으로 구성된 선형 열화 영상의 이산 모델은 다음과 같이 중첩 합(superposition summation)으로 표현할 수 있다^[5].

$$y(i, j) = \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N h(i, j; k, l) f(k, l) + \eta(i, j), \quad (1)$$

여기에서 $f(i, j)$ 는 $M \times N$ 크기의 원 영상을 의미하며, $y(i, j)$ 는 열화 영상을 나타낸다. 그리고 부가적 잡음 $\eta(i, j)$ 는 영상 획득 시 부가되는 잡음으로 디지털 영상 시스템에서 발생하는 백색 가우시안 잡음(white Gaussian noise)이 대표적인 예이다. 또한 $h(i, j; k, l)$ 는 영상 시스템의 2차원 점확산함수(point spread function; PSF)로서 일반적으로 공간 가변적이다. 하지만 본 논문에서는 이를 단순화하여 다음과 같이 선형 공간 불변 모델로 가정한다.

$$y(i, j) = \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N h(i, j; k, l) f(k, l) + \eta(i, j) \\ = h(i, j) ** f(i, j) + \eta(i, j), \quad (2)$$

여기서 **는 2차원 컨볼루션을 의미한다.

2. 이산 웨이블릿 변환

이산 웨이블릿 변환은 입력 신호를 각자 정해진 주

과수 대역을 갖는 일련의 필터 집합을 통과한 결과로 볼 수 있다^[6-7]. 1차원 입력 신호를 x 라 하면, 임펄스 응답 g 를 갖는 저대역통과 필터(low-pass filter)를 통과한 출력신호를 다음과 같이 컨벌루션으로 표현 할 수 있다.

$$y[n] = x[n] * g[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[n]g[n-k], \quad (3)$$

여기서 n 은 이산 신호 샘플의 위치를 의미하고, g 는 저대역통과 필터를 의미한다. 입력 신호 x 에서 저대역통과 필터를 통과한 y 성분을 제거한 신호는 고대역통과 필터(high-pass filter)를 통과한 신호로 생각할 수 있다. 따라서 입력 신호 x 는 고대역통과 필터와 저대역통과 필터로 이루어진 직각 위상 대칭필터(quadrature mirror filter)를 통과한 세밀한(detail) 부분과, 이를 제외한 나머지 대역의 신호로 분리 된다.

이렇게 필터링된 신호는 대역이 제한되어 있기 때문에 나이퀴스트 법칙(Nyquist's rule)에 따라서 다운 샘플링(down-sampling)을 해도 정보의 손실이 발생하지 않는다.

1차원 배율조정 함수(scaling function) $\varphi(x)$ 와 웨이블릿 함수 $\psi(x)$ 는 식 (4) 와 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \varphi(x) &= \sum_n h_\varphi(n) \sqrt{2} \varphi(2x-n), \\ \psi(x) &= \sum_n h_\psi(n) \sqrt{2} \varphi(2x-n), \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 $h_\varphi(n)$ 는 배율조정 함수 계수를 나타내며, $h_\psi(n)$ 는 웨이블릿 함수 계수를 나타낸다. φ 는 배율조정 함수로써 양 변이 동일한 의미를 가진다. 식 (4)의 1차원 웨이블릿 함수를 이용하여 2차원으로 확장할 수 있다. 2차원 배율조정 함수와 웨이블릿 함수는 다음과 같이 하나의 배율조정 함수와 3개의 방향적으로 민감한 웨이블릿으로 표현된다.

$$\begin{aligned} \varphi(x,y) &= \varphi(x)\varphi(y), \\ \psi^H(x,y) &= \psi(x)\varphi(y), \\ \psi^V(x,y) &= \varphi(x)\psi(y), \\ \psi^D(x,y) &= \psi(x)\psi(y), \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 H, V, D 는 각각 수평, 수직, 대각선 방향의 민감한 웨이블릿을 나타낸다.

식 (5)를 이용하면 2차원 웨이블릿 변환은 다음과 같이 표현할 수 있다.

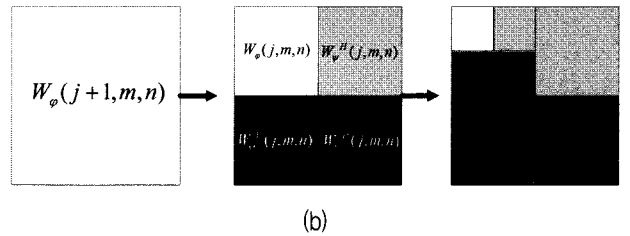
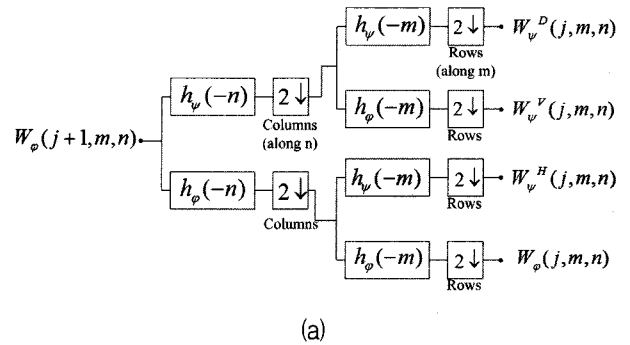


그림 1. 2차원 웨이블릿 변환:
(a) 필터뱅크, (b) 분석결과
Fig. 1. 2-D wavelet transform: (a) the analysis filter bank, (b) the resulting decomposition.

$$\begin{aligned} W_\varphi(j_0, m, n) &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \varphi_{j_0, m, n}(x,y), \\ W_\psi^i(j, m, n) &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \psi_{j, m, n}^i(x,y), \end{aligned} \quad (6)$$

$i \in H, V, D,$

여기서 j_0 는 임의의 시작단계를 나타내고 $W_\varphi(j_0, m, n)$ 계수는 단계 j_0 에서 $f(x)$ 의 근사화를 정의한다. $W_\psi^i(j, m, n)$ 계수는 수평, 수직, 대각선에 위치하는 세부 부대역의 계수를 나타낸다. 그림 1은 이차원 이산 웨이블릿 변환 과정을 보인다.

3. 베이글릿-웨이블릿 분석

VWD는 통계적 선형 역문제(statistical linear inverse problem; SLIP)의 해를 구하는데 효과적이다. 만약 PSF를 알고 있다고 가정한다면, 각 부대역의 웨이블릿 기저함수와 PSF를 디컨벌루션하여 베이글릿 함수를 구할 수 있다^[8]. 이것을 확장하여 열화영상을 웨이블릿 계수로 표현할 수 있고, 베이글릿-웨이블릿 계수의 합을 통해 영상복원을 할 수 있다.

열화 영상을 웨이블릿으로 표현하면 아래와 같다.

$$y = Hf = \sum_j \sum_k d_{jk} \psi_{jk}, \quad (7)$$

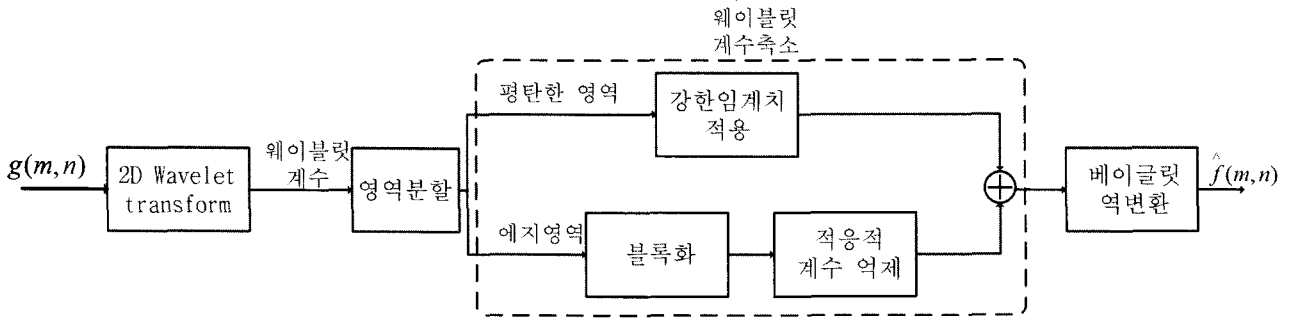


그림 2. 제안된 VWD 기반 영상복원 알고리즘 개요

Fig. 2. The block diagram of image restoration system using the proposed VWD algorithm.

알고리즘 1. 1단계 웨이블릿 변환과 베이글릿 역변환
 Algorithm 1. A single-level wavelet decomposition and inverse vaguelette transform.

- (step 1) 주어진 열화영상에 맞는 2차원 웨이블릿 기저함수 ψ_{jk}^i 를 결정한다.
- (step 2) 2차원 웨이블릿 변환을 통해 웨이블릿 계수 d_{jk} 를 계산한다.
- (step 3) 웨이블릿 계수축소를 실행한다.
- (step 4) 웨이블릿 기저함수와 PSF의 디컨벌루션을 통해 베이글릿을 계산하고 베이글릿-웨이블릿 분석을 통해 복원된 영상을 획득한다.

여기서 H 는 PSF를 나타내고, ψ_{jk} 는 H 의 크기를 넘지 않는 웨이블릿 함수를 나타낸다. d_{jk} 는 Hf 와 ψ_{jk} 의 내적이 된다.

베이글릿 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$v_{jk} = H^{-1}\psi_{jk}/\beta_{jk}, \tag{8}$$

여기에서 β_{jk} 는 배율조정 함수의 합을 나타내는 상수이다. VWD에서는 웨이블릿 ψ_{jk} 와 베이글릿 v_{jk} 는 각각의 역할이 다르다. 식 (7)과 같이 열화 영상의 웨이블릿 변환에는 ψ_{jk} 이 사용되며, 역변환을 통해 영상을 복원하는 과정에서 v_{jk} 를 사용한다.

이차원 영상을 디컨벌루션 하기 위한 베이글릿-웨이블릿 분석 알고리즘은 다음과 같다.

III. VWD를 이용한 영상복원

본 절에서는 VWD를 이용하여 영상을 복원하는 방법을 제안한다. 웨이블릿 변환을 통해 얻어진 계수들을

에지 영역과 평탄 영역으로 분리한 후, 각 영역에 대해 웨이블릿 계수축소를 적응적으로 실행한다. 마지막으로 베이글릿-웨이블릿 분석을 통해 영상을 복원한다. 그림 2는 제안한 VWD 기반 영상복원 알고리즘의 전체 개요를 보인다.

1. 에지 영역과 평탄 영역의 분리

일반적으로 신호에서 에지 영역과 평탄 영역의 분리는 어려운 문제이다. 웨이블릿 변환을 사용하는 경우에도 세밀한 부대역의 계수 값 분포를 통해 어느 정도까지의 분리는 가능하지만, 잡음은 영상 전체에 불규칙하게 분포하기 때문에 세밀한 부대역의 계수에서 잡음과 에지를 정확하게 판단하는 것은 불가능하다고 할 수 있다. 하지만 LL-대역을 이용하게 되면 강한 에지 영역과 평탄 영역을 분리하는 것이 가능하다.

$$v(x,y) = \frac{1}{PQ} \sum_{(x,y) \in S} (f(x,y) - m_{xy})^2, \tag{9}$$

위의 식은 화소의 특정 위치 (x,y) 를 둘러싸고 있는 $P \times Q$ 크기의 영역에서 지역 분산을 계산하는 식이다. 식 (9)의 m_{xy} 는 지역평균을 나타내며, 다음과 같이 구할 수 있다.

$$m_{xy} = \frac{1}{PQ} \sum_{(x,y) \in S} f(x,y). \tag{10}$$

식 (9)의 지역 분산을 이용하여 평탄 영역과 에지 영역을 분해하는데 사용하는 알파 맵(alpha-map)은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\alpha(x,y) = \frac{1}{1 + \sigma v(x,y)}, \tag{11}$$

여기에서 σ 는 세부조정 매개변수이며, 잡음의 양에 따라

변화 가능한 값이다. 일반적으로 잡음의 양이 커지면 σ 값은 줄어들고, 잡음의 양이 작아지면 σ 값이 커지게 되는 반비례 관계에 있다. 식 (11)을 이용하여 알파 맵을 구한 후, 웨이블릿 부대역인 HL, LH, HH 대역에 식 (12)를 적용하여 영역분할을 한다.

$$W_{\psi}^i(m,n) = \alpha W_{\psi}^i(m,n) + (1-\alpha) W_{\psi}^i(m,n), \quad (12)$$

for $0 < \alpha < 1, i = H, V, D,$

여기에서 ψ_{ψ}^i 는 부대역의 웨이블릿 계수이며, $\alpha \psi_{\psi}^i(m,n)$ 와 $(1-\alpha) W_{\psi}^i(m,n)$ 는 각각 평탄 영역과 에지 영역을 나타낸다. 이렇게 구별한 영역은 각각 다른 웨이블릿 계수축소 방법을 이용하여 적응적인 처리를 하게 된다.

2. 웨이블릿 계수축소(Wavelet shrinkage)

일반적으로 웨이블릿 계수를 줄여 잡음을 억제 시키는 방법으로 임계치 설정을 통한 방법이 널리 알려져 있다^[9~10]. 이 방법은 단순하고 계산의 복잡도가 낮은 장점이 있지만, 공간 정보를 가지고 있는 웨이블릿 계수를 충분히 이용하지 못하는 단점이 있다. 공간 정보를 충분히 활용하여 적응적인 영상복원을 하기 위해 본 논문에서는 적응적으로 웨이블릿 계수를 억제시키는 방법을 제안한다.

웨이블릿의 세밀한 영역내의 평탄 지역 웨이블릿 계수 값은 영상정보를 표현하는 면에서 에지 영역의 웨이블릿 계수 값보다 정보의 중요성이 낮다고 할 수 있다. 특히, 인간의 시각에 초점을 두고 영상과 잡음의 성격을 분석 할 때, 인간의 시각은 밝기 값이 급격하게 변화하는 부분에서는 잡음에 둔감한 특징을 가지는 반면, 밝기 값의 변화가 없는 평탄한 부분에서는 잡음에 매우 민감한 특징을 가진다^[3, 11]. 따라서 평탄 영역에서의 잡음 억제는 에지 영역에서 잡음 억제보다 더 강하게 할 필요가 있다. 본 논문에서는 평탄 영역내의 웨이블릿 계수를 앞 절에서 구한 알파 맵을 반전시킨 값과 웨이블릿 계수 값의 내적을 통하여 웨이블릿 계수축소 연산을 실행한다. 알파 맵을 반전 시킨 계수는 0에서 1 사이의 값을 가지고, 평탄한 영역에서의 값은 아주 작은 값을 가지게 되기 때문에 웨이블릿 계수 값을 크게 줄일 뿐 아니라 σ 값의 조절을 통해 적응적인 처리가 가능하다.

에지 영역에서의 웨이블릿 계수축소 방법은 세밀한

부대역(LH, HL, HH)의 연관성을 이용한다. LH, HL, HH 대역은 각각 고주파의 방향에 따른 계수 값을 가지고 있다^[3]. 즉, LH 영역은 수평성분, HL 영역은 수직성분, HH 영역은 대각 방향의 고주파 성분을 가지고 있다. 따라서 각 부대역내의 계수는 에지의 방향에 따른 차이를 가짐을 알 수 있다. 이 차이를 이용하여 각 부대역에서 적응적으로 계수를 줄이게 된다. 세밀한 부대역의 연관성을 계산하기 위하여 엔트로피를 이용하며 엔트로피의 정의는 다음과 같다.

$$E = - \sum_i p_i \ln p_i, \quad (13)$$

여기에서 i 는 블록 내의 모든 화소를 말하며 p_i 는 각 화소의 확률을 의미한다. 엔트로피는 각 영역에서의 복잡도를 의미하며, 영상에서의 엔트로피는 각 영역마다 포함된 정보량을 의미한다^[12].

엔트로피를 각 부대역(LH, HL, HH)마다 블록별로 계산하여, 엔트로피의 크기를 비교한다. 엔트로피의 값은 각 영역의 복잡도를 나타내며 각 영역은 에지의 방향성별로 분리되었다고 판단되기 때문에 에지 성분이 많이 포함된 영역은 잡음만 분포하는 영역에 비해 엔트로피 값이 작다. 따라서 블록 별로 부대역의 값을 비교하여 잡음성분이 많이 포함된 영역의 계수 값을 억제하여 잡음 성분을 줄일 수 있다. 그림 3에서 제안한 엔트

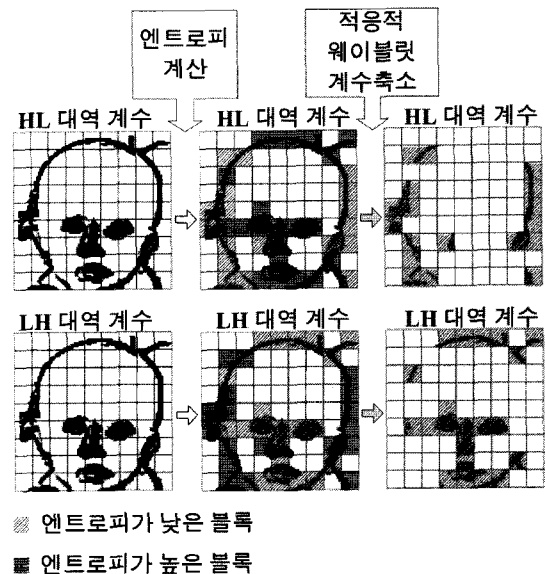


그림 3. 엔트로피를 이용한 에지 영역의 웨이블릿 계수 축소

Fig. 3. Wavelet shrinkage using entropy for edge regions.

로피를 사용한 웨이블릿 계수축소 알고리즘의 적용사례를 보여준다.

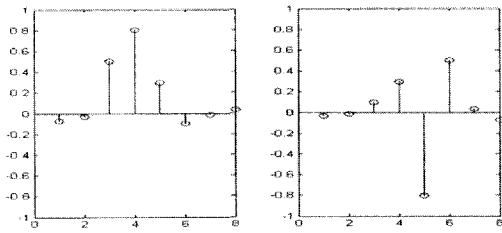
그림 3은 HL 대역과 LH 대역의 비교를 보이는데, LH 대역 블록의 엔트로피가 LH 대역의 대응하는 블록에 비해 엔트로피가 높게 나타나는 것은 수직 에지 성분이 강한 블록이라 판단할 수 있다. 따라서 LH 영역의 블록 계수 값을 낮추어 수평성분에 포함된 잡음 성분을 억제하게 된다. 이런 방식으로 LH 대역과 HL 대역의 잡음 성분을 억제하게 된다. HH 대역은 에지의 대각성분을 포함하게 되고 대부분의 대각 에지는 대각성분만을 포함하지 않고 수평 수직 에지를 포함하게 된다. 따라서 HH 대역의 엔트로피는 LH, HL 대역의 영역에 영향을 받게 되고 HH 대역의 엔트로피는 LH 영역과 HL 영역의 엔트로피보다 높을 경우 웨이블릿 계수축소 알고리즘을 실행하게 된다. 하지만 엔트로피만으로 잡음 성분을 억제하는 것은 한계가 있고, 이것을 해결하기 위해 베이글릿 역변환 함수의 변형을 이용하여 잡음 성분을 억제한다.

3. 웨이블릿 기저함수와 베이글릿

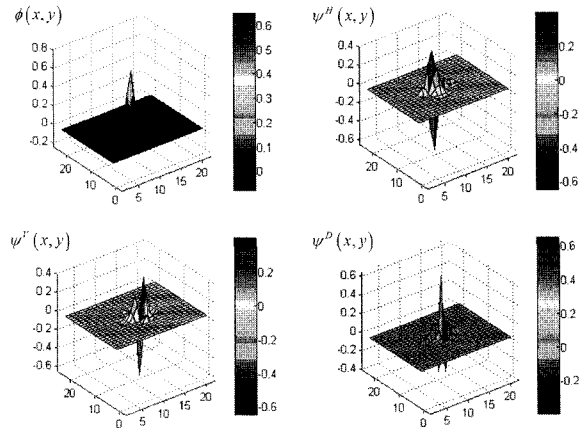
2. 3절의 식 (8)에서 설명한 것과 같이 베이글릿-웨이블릿 함수는 PSF와 웨이블릿을 이용하여 만들 수 있다. 본 논문에서는 1차원 8탭 symlet 웨이블릿을 사용하여 베이글릿 함수를 만든다. 그림 4는 1차원 및 2차원 웨이블릿 기저함수를 각각 보인다.

앞 절에서 설명한 웨이블릿 계수축소 이후에도 남아 있는 잡음 성분이 역변환 후 증폭되는 현상이 발생하게 된다. 따라서 에지 주변의 잡음을 억제하기 위해 변형된 베이글릿 웨이블릿 함수를 이용하여 역변환을 실행한다. 그림 4에 보인 웨이블릿 함수를 이용하여 에지 영역의 잡음 성분을 억제하기 위해 각 웨이블릿의 방향성을 고려하여 웨이블릿 기저함수에 변형을 준다. 변형된 웨이블릿 함수는 각각의 웨이블릿 함수와 가우시안 저대역통과 필터 계수의 컨벌루션을 통해 구할 수 있다. 각 부대역의 변형된 웨이블릿 함수의 값은 아래의 식과 같다.

$$\begin{aligned}
 \varphi_V(x,y) &= \varphi(x)\varphi(y), \\
 \psi^H_V(x,y) &= \psi(x)\{h_G(y)*\varphi(y)\}, \\
 \psi^V_V(x,y) &= \{h_G(x)*\varphi(x)\}\psi(y), \\
 \psi^D_V(x,y) &= \{h_G(x)*\varphi(x)\}\{h_G(y)*\psi(y)\},
 \end{aligned}
 \tag{14}$$



(a)



(b)

그림 4. 웨이블릿 기저함수: (a) 1차원 8탭 symlet 필터, (b) 1차원 symlet 함수를 이용한 2차원 웨이블릿 기저함수

Fig. 4. Wavelet basis function: (a) 1D 8-tap symlet filters (left:scaling, right: wavelet), (b) four 2D wavelet functions using 1D symlet functions.

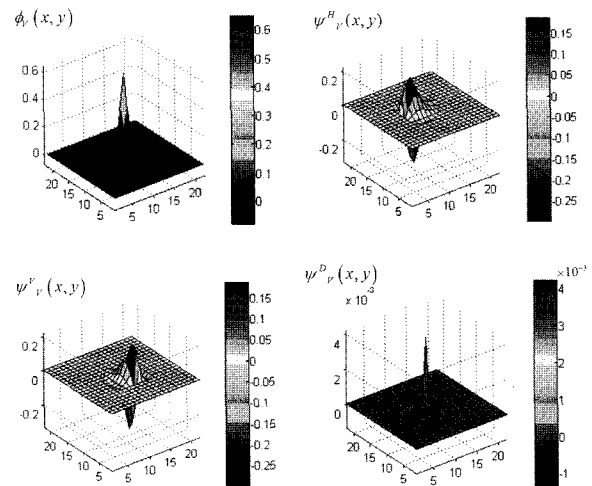


그림 5. 2차원 변형된 웨이블릿 함수
Fig. 5. 2D transformed wavelet functions.

여기에서 h_G 는 웨이블릿 기저함수의 크기를 넘지 않는 가우시안 저대역통과 필터이고, *는 컨벌루션을 의미한다. h_G 는 잡음 성분의 양에 따라 조절이 가능하다. 식

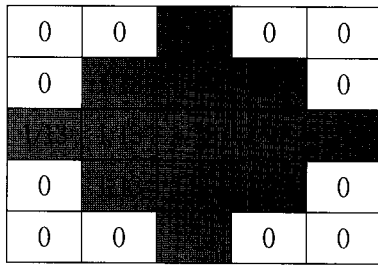


그림 6. 베이글릿 함수를 구하는데 사용한 PSF
Fig. 6. The PSF used to generate vaguelette function.

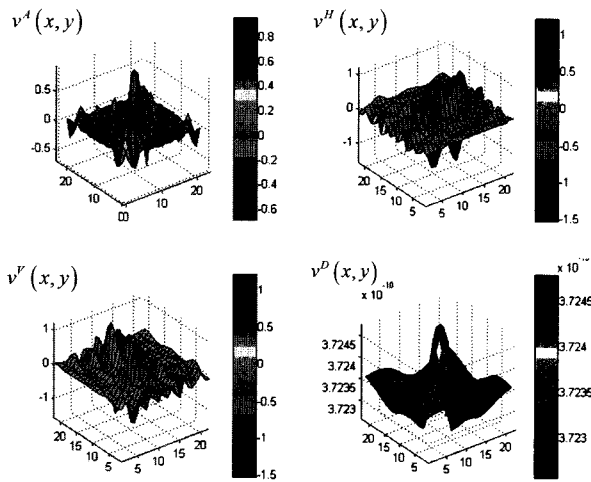


그림 7. 제안한 알고리즘에 사용된 베이글릿 함수
Fig. 7. Vaguelette function for proposed algorithm.

(14)에서 구해진 변형된 부대역 웨이블릿 함수는 그림 5와 같이 나타난다.

이렇게 구한 변형된 웨이블릿 함수를 이용하여 베이글릿 함수를 구할 수 있으며, 수학적으로는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 v^A(x,y) &= h(x,y)^{-1} * \varphi_V(x,y), \\
 v^H(x,y) &= h(x,y)^{-1} * \psi_V^H(x,y), \\
 v^V(x,y) &= h(x,y)^{-1} * \psi_V^V(x,y), \\
 v^D(x,y) &= h(x,y)^{-1} * \psi_V^D(x,y),
 \end{aligned} \tag{15}$$

여기에서 $h(x,y)^{-1}$ 는 PSF의 역함수를 의미한다. 베이글릿 함수를 보여주기 위해 그림 6과 같은 크기의 모양을 가지는 PSF를 이용하여 베이글릿 함수를 구하면 그림 7과 같이 나타난다.

4. 베이글릿을 사용한 웨이블릿 역변환

앞 절에서 구한 베이글릿 함수를 이용하여 웨이블릿

역변환을 실행하는 것에는 제약조건이 존재한다. 웨이블릿 변환의 단계가 높아질수록 하나의 웨이블릿 계수가 가지는 정보량은 증가한다고 볼 수 있다. 예를 들어, 하나의 2단계 웨이블릿 계수가 가지는 정보는 원영상의 16개의 화소에 대응하는 정보라 할 수 있다. 따라서 앞 절에서 구한 베이글릿 함수를 사용하였을 때 영상의 왜곡이 발생할 가능성이 커지게 된다. 이런 이유로, 베이글릿 함수의 사용은 1단계 웨이블릿 계수로 제한하고, 높은 단계 웨이블릿 계수의 역변환에는 웨이블릿 기저 함수를 이용하여 역변환을 실행한다.

식 (15)의 베이글릿 함수를 이용한 웨이블릿 역변환은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}
 \hat{f}(m,n) &= W^A(J+1,m,n) \\
 &= v^A(m,n) * W^{A,UP}(J-1,m,n) \\
 &\quad + v^H(m,n) * W^{H,UP}(J-1,m,n) \\
 &\quad + v^V(m,n) * W^{V,UP}(J-1,m,n) \\
 &\quad + v^D(m,n) * W^{D,UP}(J-1,m,n)
 \end{aligned} \tag{16}$$

여기에서 $W^{i,UP}$ 은 웨이블릿 계수를 2배 업 샘플링(up-sampling)한 것을 의미하고, \hat{f} 는 웨이블릿 역변환을 통해 복원된 영상을 말한다. W^A 는 웨이블릿 기저함수를 이용하여 역변환 계수를 나타내며 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 W^A(J,m,n) &= \psi^A(m,n) * W^{A,UP}(j-1,m,n) \\
 &\quad + \psi^H(m,n) * W^{A,UP}(j-1,m,n) \\
 &\quad + \psi^V(m,n) * W^{V,UP}(j-1,m,n) \\
 &\quad + \psi^D(m,n) * W^{D,UP}(j-1,m,n).
 \end{aligned} \tag{17}$$

IV. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위해서 흑백, 칼라 영상에서의 실험을 수행하였으며, PSF를 알고 있다는 가정하에 다양한 알고리즘들과 최대신호대잡음비(peak-to-peak signal-to-noise ratios; PSNR)를 비교 평가하였다. 본 논문에서는 그림 8에 보인 7×7 가우시안 PSF를 사용하였다.

우선 베이글릿 역변환을 통해 영상 복원이 가능함을 보이기 위해, PSF만을 열화 성분으로 실험한 결과를 그림 9에서 보인다.

그림 9 (a)는 원 영상을, 그림 9 (c)는 그림 8의 PSF로 열화된 영상을, 그림 9 (e)는 베이글릿 역변환을 통

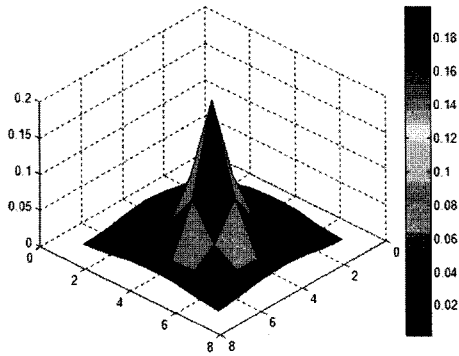


그림 8. 실험에 사용된 7×7 가우시안 PSF
Fig. 8. 7×7 Gaussian PSF for experiments.



그림 9. 레나(lena) 영상복원 결과: (a) 원 영상, (b) (a)의 얼굴영역 확대 영상, (c) 열화영상, (d) (c)의 얼굴영역 확대 영상, (e) 베이글릿 역변환으로 복원한 영상, (f) (d)의 얼굴영역 확대 영상

Fig. 9. The result of lena image: (a) original image, (b) cropped image of face region of (a), (c) degraded image, (d) cropped image of face region of (c), (e) restored image using inverse vaguelette decomposition, (f) cropped image of ship region of (e).

해 복원한 영상을 나타내며, 그림 9 (b), (d), (f)는 영상 복원의 결과를 비교하기 위해 각각 그림 9 (a), (c), (e)의 점선 영역인 얼굴영역을 확대한 영상이다. 그림 9 (a)와 (f)를 비교하였을 때, 큰 차이가 보이지 않으며, 영상 복원의 큰 문제인 부작용이 생기지 않는 것을 확인할 수 있다.

다음 실험으로, 잡음이 추가된 영상을 제안한 알고리즘을 통해 복원한 결과를 보인다. 잡음은 백색 가우시안 잡음을 원영상 대비 잡음대신호비(signal to noise ratios; SNR) 10dB에서 30dB까지 삽입하여 사용하였다.

제안한 알고리즘의 결과를 기존의 방법과 비교 분석하기 위해, 크기의 카메라맨 영상을 고전적 복원방식인 위너필터로 복원된 영상과 최근에 널리 알려진 ForWaRD로 복원된 영상을 함께 나타내었다^[13]. 그림 10 (a)는 원 영상을, 그림 10 (b)는 그림 8의 PSF로 열화되고 SNR 20dB의 잡음이 더해진 열화 영상을 나타내고, 그림 10 (c)와 그림 10 (d)는 각각 제약적 최소제곱 필터와 위너 필터를 사용하여 복원한 영상을 나타낸다. 그리고 그림 10 (e)는 ForWaRD로 복원한 영상을, 그림 10 (f)는 제안한 알고리즘으로 복원한 영상을 나타낸다. 그림 10 (c)와 그림 10 (d)는 전체적으로 선명해지긴 했지만, 에지 영역과 평탄영역 모두 잡음의 증폭현상을 보이고 있다. 그에 비해 그림 10 (e)와 그림 10 (f)는 에지 영역과 평탄 영역에서 선명해지고, 잡음의 증폭이 발생하지 않았다. 에지 영역에서 제안한 알고리즘을 이용한 복원방법은 그림 10 (e)에 비해 선명도는 더 높은 반면, 에지 영역의 잡음 억제 효과는 떨어지는 결과를 보였다. 그림 10 (e)는 평탄 영역에서 예상치 못한 패턴형식의 부작용이 발생하였고, 제안한 알고리즘을 사용한 그림 10 (f)는 평탄 영역에서의 잡음 증폭이나 부작용이 발생하지 않았다. 표 1은 기존의 복원방법과 제안한 알고리즘을 객관적으로 비교 분석하기 위하여 복원 영상의 PSNR를 요약한 결과를 보여준다.

표 1의 결과에 볼 수 있듯이, 제안한 알고리즘은 기존의 복원 방법에 비하여 잡음이 많은 경우에 좋은 결과를 보인다. 잡음이 많은 10dB에서 20dB까지의 결과가 좋은 반면 잡음이 적은 영상의 복원에서는 취약함을 보인다. 이런 현상은 평탄 영역의 미세한 웨이블릿 계수를 강하게 계수축소하기 때문으로 분석할 수 있다.

그림 11은 고주파가 많은 칼라 영상에서의 복원 결과를 보여준다. 그림 11 (a)는 원 영상을, 그림 11 (b)는 그림 8의 PSF로 열화된 영상에 SNR 30dB의 잡음이

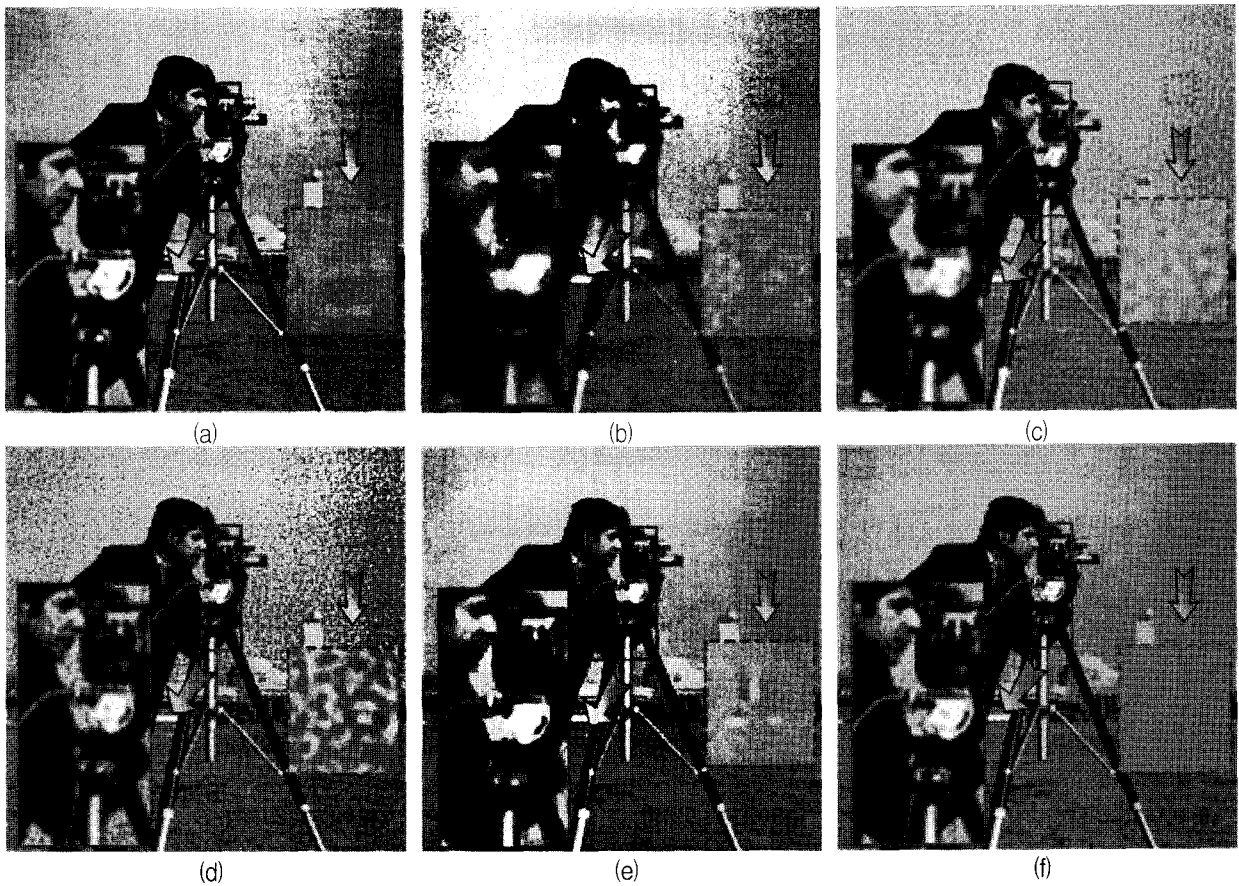


그림 10. 카메라맨(SNR=20dB) 영상복원 결과: (a) 원 영상, (b) 열화영상, (c) CLS 필터로 복원된 영상, (d) 위너필터로 복원된영상, (e) ForWaRD로 복원된 영상, (f) 제안한 알고리즘으로 복원된 영상

Fig. 10. The results of cameraman image: (a) original image, (b) degraded image, (c) restored image using CLS filter, (d) restored image using wiener filter, (e) restored image using ForWaRD, (f) restored image using proposed algorithm.

표 1. 다른 복원방법과 제안한 알고리즘의 비교(PSNR)

Table 1. The comparison of our algorithm and other methods.

영상종류	복원방법	SNR(dB)				
		10dB	15dB	20dB	25dB	30dB
레나 (lena)	위너필터	19.4107	23.0064	25.9989	28.4912	30.6751
	ForWaRD	22.5111	26.3593	28.7904	30.7209	32.5752
	제안한 알고리즘	23.0753	25.832	27.2293	28.058	28.5695
카메라맨 (cameraman)	위너필터	18.3805	21.9558	24.8976	27.3836	29.6433
	ForWaRD	21.4574	25.2772	27.9558	30.1454	32.1775
	제안한 알고리즘	21.988	24.5017	25.8227	26.6135	27.0247
보트 (boat)	위너필터	19.7316	23.1096	25.8274	28.0559	30.1425
	ForWaRD	21.4753	25.9007	28.7978	31.0852	33.3475
	제안한 알고리즘	23.0012	26.1915	27.8694	29.9195	30.7891
골드힐 (goldhill)	위너필터	21.3369	25.1582	28.1724	30.4359	32.3542
	ForWaRD	25.1394	29.3201	31.8550	33.9855	36.0594
	제안한 알고리즘	26.5003	28.7491	30.4552	32.9603	34.1482
발바라 (barbara)	위너필터	18.8393	21.4319	23.2648	24.7741	26.3495
	ForWaRD	20.5333	23.0286	24.2606	25.3963	26.7876
	제안한 알고리즘	25.5778	27.3331	29.0261	30.6011	31.2284

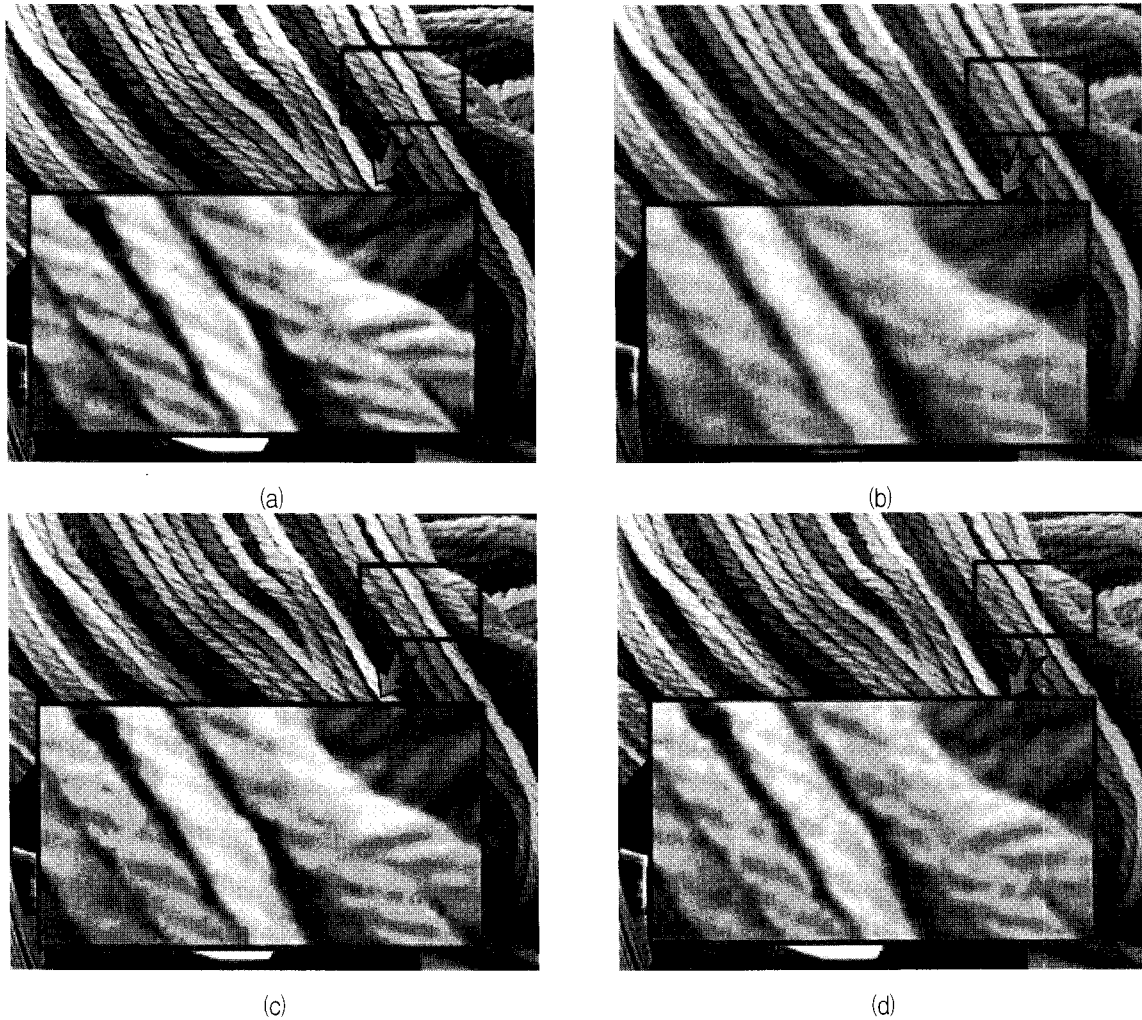


그림 11. 고주파가 많은 영상에서의 실험 결과:

(a) 원 영상, (b) 열화 영상, (c) ForWaRD로 복원된 영상, (d) 제안하는 알고리즘으로 복원한 영상

Fig. 11. The result of high frequency image: (a) original image, (b) degraded image, (c) restored image using ForWaRD, (d) restored image using proposed algorithm.

추가된 영상이며, 그림 11 (c)와 (d)는 각각 ForWaRD와 제안한 알고리즘을 이용하여 복원한 영상이다. 그림 11 (c)와 그림 11 (d)를 비교해 보면, 그림 11 (c)는 에지 주위의 잡음성분이 없는 반면 세밀한 에지 정보를 살려내지 못해 선명도가 떨어지는 것을 확인 할 수 있다. 그에 비해, 제안한 알고리즘은 에지 주위의 미세한 잡음 성분이 존재하지만, 세밀한 에지의 손실 없이 복원되는 장점을 보인다.

V. 결 론

본 논문은 웨이블릿 변환의 특징을 이용한 적응적 영상 복원과 잡음 증폭 억제 알고리즘을 설명하였다. 제안한 알고리즘은 웨이블릿 영역에서 평탄 영역과 에지

영역을 분리하여 적응적으로 잡음 성분을 억제함과 동시에 변형된 베이글릿 함수를 이용하여 VWD를 적용한다. 이로써 에지 영역내의 잡음의 증폭 억제를 최대화 하면서도 선명한 영상복원이 가능하게 하였다.

제안한 알고리즘은 웨이블릿 영역의 공간적 정보와 주파수 정보를 이용하여 적응적 영상복원을 하였기 때문에, 기존의 주파수 영역에서의 영상 처리에 비해 복원 결과가 뛰어나며, 잡음에 강건한 복원이 가능하고 부작용도 적은 편이다. 그리고 최근의 영상복원기술인 ForWaRD가 주파수 영역과 웨이블릿 영역에서 각각 독립적인 처리를 위해 복잡했던 것에 비하여 제안한 알고리즘은 단순하면서도 비슷한 결과를 보인다. 제안한 알고리즘은 잡음 억제에 강한 특징을 살려 잡음제거 시스템에도 적용이 가능하다.

이런 장점에도 불구하고, 영상의 잡음의 양에 따라 세부조정 매개변수를 조절해야 한다는 문제를 가지고 있다. 따라서 향후 과제는 잡음의 양을 분석하여 자동으로 억제 정도를 결정하는 연구가 진행되어야 할 것이다.

참고 문헌

[1] J. Paik, "New application areas of image restoration: a perspective," Proc. Asia-Pacific Conference on Communication, vol. 2, pp. 775 - 778, August, 1993.

[2] M. Banham and A. Katsaggelos, "Digital image restoration," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 14, no. 2, pp. 24-41, March 1997.

[3] R. Gonzalez and R. Woods, Digital image processing, 2nd ed., Prentice-Hall, 2001.

[4] M. Banham, N. Galatsanos, H. Gonzalez, and A. Katsaggelos, "Multichannel restoration of single channel images using a wavelet-based subband decomposition," IEEE Trans. Image Processing, vol. 3, pp.821-833, November 1994.

[5] A. Jain, Fundamental of Digital Image Processing, Prentice-Hall, 1989.

[6] I. Daubechies, Ten lectures on wavelets, Society for Industrial and Applied Mathematics, 1992.

[7] S. Mallat, A Wavelet Tour of Signal Processing, New York: Academic Press, 1998.

[8] E. Balster, Y. Zheng, and R. Ewing, "Feature-based wavelet shrinkage algorithm for image denoising," IEEE Trans. Image Processing, vol. 14, no. 12, pp. 2024-2039, December 2005.

[9] D. Donoho, "Nonlinear solution of linear inverse problems by wavelet-vaguelette decomposition," Applied Computational and Harmonic Analysis, vol. 2, pp. 101-26, 1995.

[10] F. Abramovich and B. Silverman, "Wavelet decomposition approaches to statistical inverse problems," Biometrika, vol. 85, no. 1, pp. 115-129, 1998.

[11] 백준기, "첨단 영상 미디어 서비스와 영상복원 기술," 대한전자공학회, 전자공학회지 제 23권 제6호, pp. 636 - 647, 1996년 6월.

[12] H. Zheng, C. Xiaoqing, and L. Guoming, "Wavelet entropy measure definition and its application for transmission line fault detection and identification," International Conference on Power System Technology 2006, pp. 1 - 6, October 2006.

[13] R. Neelamani, H. Choi, and R. Baraniuk, "ForWaRD: Fourier-wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems," IEEE Trans. Signal Processing, vol. 52, no. 2, pp. 418-433, February, 2004.

저 자 소 개



전 신 영 (학생회원)
 2008년 중앙대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2009년 현재 중앙대학교 첨단영상
 대학원 석사과정 재학중.
 <주관심분야 : 영상복원, 영상개
 선>



이 은 성 (학생회원)
 2009년 중앙대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2009년 현재 중앙대학교 첨단영상
 대학원 석사과정 재학중.
 <주관심분야 : 영상복원, 계산 이
 미징>



김 상 진 (학생회원)
 2003년 강남대학교 전자공학과
 학사 졸업.
 2003년 중앙대학교 첨단영상
 대학원 석사 졸업.
 2005년 현재 중앙대학교 첨단영상
 대학원 박사과정 재학중.
 <주관심분야 : 영상복원, 계산 이미징, 실시간 객
 체추적 및 인식>



백 준 기 (평생회원)
 1984년 서울대학교 제어계측
 공학과 학사 졸업.
 1987년 노스웨스턴대학교 전기 및
 컴퓨터 공학과 석사 졸업.
 1990년 노스웨스턴대학교 전기 및
 컴퓨터 공학과 박사 졸업.
 2009년 현재 중앙대학교 첨단영상대학원 영상공
 학과 교수.
 <주관심분야: 영상복원, 신호처리, 반도체>