

에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터를 이용한 영상 신호의 스펙클 잡음 제거

정희원 박원용*, 장익훈**, 김남철***

Reduction of Speckle Noise in Images Using Homomorphic Wavelet-Based MMSE Filter with Edge Detection

Won-Yong Park*, Ick-Hoon Jang**, and Nam-Chul Kim*** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 스펙클 잡음으로 열화된 영상을 복원하기 위하여 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터를 제안한다. 제안된 방법에서는 스펙클 잡음이 섞인 영상을 로그 영역으로 변환한 다음 호모모르픽 방향성 MMSE 필터로 복원된 영상에 DIP 연산자를 적용하여 각 화소를 평탄 영역과 에지 영역으로 분류한다. 평탄 영역에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링을 수행하고 에지 영역에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링의 결과와 호모모르픽 방향성 MMSE 필터링의 결과를 가중하여 합하는 가중 평균 필터링을 수행한다. 그런다음 지수 함수를 이용하여 공간 영역으로 역 변환하여 복원된 영상을 얻는다. 실험 결과 제안된 방법으로 복원된 영상은 기존의 호모모르픽 평균 필터와 매디안 필터에 의하여 복원된 영상에 비하여 3.3-4.0 dB의 ISNR 성능 향상을 보였다. 또한 0.0103 - 0.0126의 에지 보존도 측정 파라미터 β 성능 향상을 보이고, 에지가 잘 보존되면서 잡음이 잘 제거된 우수한 주관적 화질을 보였다.

Key Words : speckle noise; wavelet-based MMSE filter; directional MMSE filter; homomorphic filter.

ABSTRACT

In this paper, we propose a homomorphic wavelet-based MMSE filter with edge detection to restore images degraded by speckle noise. In the proposed method, a noisy image is first transformed into logarithmic domain. Each pixel in the transformed image is then classified into flat and edge regions by applying DIP operator to the image restored by homomorphic directional MMSE filter. Each pixel in flat region is restored by homomorphic wavelet-based MMSE filter. Each pixel in edge region is restored by the weighted sum of the output of homomorphic wavelet-based MMSE filtering and that of homomorphic directional MMSE filtering. The restored image in spatial domain is finally obtained by applying the exponential function to the restored image in logarithmic domain. Experimental results show that the restored images by the proposed method have ISNR improvement of 3.3 - 4.0 dB and β , a measurement parameter on edge preservation, improvement of 0.0103 - 0.0126 and superior subjective image quality over those by conventional methods.

I. 서론

최근에 SAR(synthetic aperture radar) 영상이나

초음파(ultrasonic) 영상, 레이저(laser) 영상 등이 많은 분야에서 사용되고 있다. 이러한 영상들은 교주 파나 초음파, 레이저 펄스를 물체에 조사한 후 서로

* LG Philips LCD(주) 구미연구소 (wypark@lgphilips-lcd.com),

** 경운대학교 디지털전자정보공학부 (ihjang@ikw.ac.kr)

*** 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 (nckim@ee.knu.ac.kr)

논문번호 : 030126-0321, 접수일자 : 2003년 3월 21일

다른 매질 사이의 경계에서 반사되어 오는 신호 성분으로부터 만들어진다. 그래서 사람의 시각으로 볼 수 없는 물체의 내부까지도 보여준다. 하지만 영상을 얻을 때 조사된 펄스가 표면이 균일하지 못한 물체의 경계 면에서 반사되면 산란(scattering)과와 간섭(interference)과가 발생하고 이러한 신호들은 물체의 구조를 영상화하는 데 있어서 잡음 성분으로 작용한다. 흔히 스펙클 잡음(speckle noise)이라 불리는 이러한 잡음은 작은 반점 모양으로 영상 전체에 퍼져 나타나며, 일반적으로 볼 수 있는 가산 잡음(additive noise)이 아닌 승산 잡음(multiplicative noise)의 특성을 띤다^[1]. 스펙클 잡음은 영상을 열화시키며 원래의 영상 정보가 관찰자에게 제대로 전달되지 못하게 한다. 따라서 스펙클 잡음을 제거하여 영상 정보의 신뢰도를 높이기 위한 연구가 활발히 수행되어왔다^{[1]-[4]}.

스펙클 잡음을 제거하는 방법에는 공간 영역에서 처리하는 방법^{[1]-[3]}과 영상을 로그 영역으로 변환하여 가산 잡음 제거의 문제로 처리하는 방법^{[1],[4]} 등이 있다. 공간 영역에서 처리하는 방법에서 사용되는 필터로는 메디안 필터(median filter)^[1], 적응 가중 메디안 필터(adaptive weighted median filter)^[2], 그리고 EPOS(edge preserving optimized speckle) 필터^[3] 등이 있다. 이들 필터 중에서 메디안 필터는 국부 창(local window) 내의 중간 값을 출력한다. 적응 가중 메디안 필터는 메디안 필터의 잡음 제거 성능을 향상시키기 위하여 국부 창의 크기는 고정하고 국부 창으로부터 메디안 필터에 입력되는 국부 창 내의 각 화소의 수를 가변시킨다. 이때 가변되는 각 화소의 수는 적응적으로 결정된 가중치에 따라 결정된다. EPOS 필터는 영상의 방향성을 고려하여 잡음을 감소시키므로 에지는 잘 보존할 수 있지만 잡음의 추정이 잘되지 않을 경우에는 좋은 성능을 기대하기 어렵다.

로그 영역에서의 스펙클 잡음 제거 방법으로는 로그 영역에서의 평균 필터^[1], 다해상도 비선형 필터^[4] 등을 사용하는 방법들이 있다. 평균 필터는 국부 창 내의 화소 값들의 평균을 취하는 필터로서 창이 클수록 잡음을 많이 감소시키지만 에지를 심하게 블러링(blurring) 시킨다. 다해상도 비선형 필터는 영상을 웨이블릿(wavelet) 변환 한 후, 각 대역내에서 추정된 잡음의 표준편차에 비례하는 역치(threshold) 값을 이용한 연역치화(soft thresholding)로써 잡음을 감소시킨다. 이 방법은 역치 값을 잘 추정하면 잡음을 많이 감소시키고 좋은 화질을 얻

을 수 있다. 그러나 역치 값을 잘 추정하지 못하면 성능 이득이 떨어지고 에지도 잘 보존하지 못하게 된다.

본 논문에서는 스펙클 잡음을 제거하기 위하여 본 저자들이 발표했던 웨이블릿 기반 MMSE (minimum mean square error) 필터^[5]와 방향성(directional) MMSE 필터^[6]를 로그 영역에 적용하는 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터와 호모모르픽 방향성 MMSE 필터를 제안한다. 또한 이 방법들의 장점을 조합한 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터도 제안한다. 제안된 호모모르픽 필터들에서는 먼저 스펙클 잡음이 섞인 영상을 로그 영역으로 변환하여 가산 잡음 제거의 문제로 전환한 다음, 로그 영역에서 잡음을 제거하고 지수 함수를 이용하여 로그 영역의 영상을 공간 영역의 영상으로 역 변환하여 복원된 영상을 얻는다. 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터에서는 로그 영역의 영상에 대하여 웨이블릿 변환을 수행한 다음 각 부대역 별로 필터 창의 크기를 달리하는 MMSE 필터로써 잡음을 제거한다. 그리고 호모모르픽 방향성 MMSE 필터에서는 로그 영역으로 변환된 영상에 대하여 국부 창 내에서 정해진 4개 방향의 국부 경사와 1차원 필터링 값을 가중하여 합하는 가중 평균 필터 기능을 MMSE 필터에 첨가하여 잡음을 제거한다. 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터에서는 로그 영역에서 방향성 MMSE 필터링 한 후 에지 연산자(edge operator)를 이용하여 각 화소를 평탄 영역과 에지 영역으로 분류한다. 평탄 영역에서는 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터링을 수행하고, 에지 영역에서는 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터의 출력과 호모모르픽 방향성 MMSE 필터의 출력을 가중하여 합하는 가중 평균 필터링을 수행한다. 실험 결과, 제안된 방법으로 처리한 영상들이 스펙클 잡음이 잘 제거되어 기존의 방법들로 처리한 영상들에 비하여 높은 성능 이득을 보이고 주관적 화질도 우수함을 확인하였다.

II. 기존의 스펙클 잡음 제거 필터

영상에 승산 잡음의 특성을 가진 스펙클 잡음이 섞인 관측 영상은 다음과 같이 모델링 된다^{[1],[4]}.

$$g(i, j) = f(i, j) e(i, j) \quad (1)$$

여기서 $g(i, j)$ 는 스펙클 잡음이 섞인 관측 영상이



(a)



(b)

그림 1. (a) Lena 영상, (b) 스펙클 잡음으로 열화된 영상
Fig. 1. (a) Lena image and (b) the image degraded by speckle noise.

고, $f(i, j)$ 와 $e(i, j)$ 는 각각 원 영상과 스펙클 잡음을 나타낸다. 기존의 스펙클 잡음 제거 필터 중에서 대표적인 것은 공간 영역에서 메디안 필터^[1]를 사용하는 방법이다. 메디안 필터는 다음과 같이 관측 영상 $g(i, j)$ 의 국부 창 내의 화소 값들 중에서 중간 값을 출력한다.

$$\hat{f}(i, j) = \text{median} [g(i+k, j+l)] \quad (2)$$

$$(k, l) \in W$$

여기서 W 는 중심 위치가 (i, j) 인 국부 창을 나타내고 $\hat{f}(i, j)$ 는 복원 영상을 나타낸다.

스펙클 잡음이 (1)식과 같이 승산 잡음으로 모델링 되는 경우에는 공간 영역에서 원 영상과 잡음 성분을 분리하기가 어렵다. (1)식과 같이 모델링되



그림 2. 스펙클 잡음 제거를 위한 호모모르픽 필터링 방법의 블록도

Fig. 2. Block diagram of homomorphic filtering for reduction of speckle noise.

는 열화된 관측 영상을 로그 영역으로 변환시키면 스펙클 잡음이 다음과 같이 가산 잡음의 형태로 원 영상에 더해져서 나타난다.

$$y(i, j) = \log f(i, j) + \log e(i, j) \\ = x(i, j) + n(i, j) \quad (3)$$

여기서 $y(i, j) = \log g(i, j)$ 는 로그 영역으로 변환된 관측 영상이고, $x(i, j) = \log f(i, j)$ 와 $n(i, j) = \log e(i, j)$ 는 각각 로그 영역으로 변환된 원 영상과 스펙클 잡음을 나타낸다. 이때 로그 영역으로 변환된 스펙클 잡음 $n(i, j)$ 는 정재적(stationary)인 백색 가산 잡음(additive white noise)의 특성을 갖는다^{[1],[4]}. 본 논문에서는 $n(i, j)$ 가 평균이 0이고 분산이 σ_n^2 인 정제적인 백색 가산 가우시안 잡음이라고 가정하고 이를 제거하는 방법에 관하여 논의하기로 한다. 그림 1은 512×512 크기의 Lena 영상과 이를 로그 영역으로 변환하여 입력 SNR(signal to noise ratio)이 10 dB인 백색 가우시안 잡음을 가산한 후 지수 함수를 이용하여 공간 영역으로 역변환한 영상으로서 승산 잡음 즉, 스펙클 잡음으로 열화된 영상을 보여준다. 그림 1에서 보면 승산 잡음인 스펙클 잡음은 평탄 영역에서 영상을 더 심하게 열화시킨다는 것을 알 수 있다.

그림 2는 로그 영역에서 잡음을 제거하는 호모모르픽 필터링 방법의 블록도를 보여준다. 그림 2에서 보면 호모모르픽 필터링 방법에서는 관측 영상을 로그 영역으로 변환하고 (3)식에 근거하여 가산 잡음 제거 필터를 이용하여 잡음을 제거한 다음 지수 함수로 공간 영역으로 역 변환하여 복원 영상을 얻는다. 대표적인 필터인 호모모르픽 평균 필터는 다음과 같이 로그 영역에서 관측 영상 $y(i, j)$ 의 국부 창 내의 화소의 평균값을 취하여 잡음을 제거한다.

$$\hat{x}(i, j) = \frac{1}{N_W} \sum_{(k, l) \in W} y(i+k, j+l) \quad (4)$$

여기서 N_W 는 중심 위치가 (i, j) 인 국부 창 W

내의 화소의 개수를 나타내고, $\hat{x}(i, j)$ 는 로그 영역에서 잡음이 제거된 영상을 나타낸다. 그러다음 지수 함수를 이용하여 공간 영역에서의 복원 영상 $\hat{f}(i, j) = \exp\{\hat{x}(i, j)\}$ 를 얻는다.

III. 제안된 스펙클 잡음 제거 필터

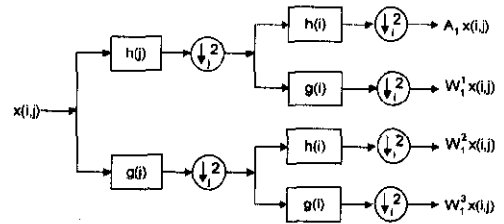
본 장에서는 먼저 영상 신호에 대한 웨이브렛 변환^[7]에 관하여 간략히 살펴보기로 한다. 그리고 가산 잡음 제거 필터인 웨이브렛 기반 MMSE 필터^[5]와 방향성 MMSE 필터^[6]를 로그 영역에 적용하는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터와 호모모르픽 방향성 MMSE 필터를 제안한다. 또한 이들 필터들의 장점을 조합한 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터를 제안한다.

1. 웨이브렛 변환

1차원 신호에 대한 웨이브렛 변환은 LPF 필터 $h(i)$ 와 HPF 필터 $g(i)$ 그리고 downsampler의 조합으로써 수행된다. 역 웨이브렛 변환은 LPF 필터 $\tilde{h}(i)$ 와 HPF 필터 $\tilde{g}(i)$ 그리고 upsampler의 조합으로써 수행된다. 영상 신호에 대한 웨이브렛 변환은 수평 방향으로 1차원 변환을 수행하고 그 결과를 다시 수직 방향으로 1차원 변환하는 것으로 수행될 수 있다. 그림 3은 원 영상에 대한 웨이브렛 변환을 첫 번째 스케일까지 수행하여 4개의 부대역으로 분해하는 과정과 이로부터 역 웨이브렛 변환을 수행하여 원 영상을 합성하는 과정이다. 임의의 $J(J \geq 2)$ 번째 스케일까지의 웨이브렛 변환은 첫 번째 스케일에서 분해된 부대역 신호 중에서 주파수가 가장 낮은 기저 대역 신호를 입력 신호로 하여 그림 3(a) 과정을 J 번째 스케일까지 반복하여 수행함으로써 $3J + 1$ 개의 부대역으로 분해하는 것이다. 그리고 역 웨이브렛 변환은 가장 높은 스케일에서 분해된 4개의 부대역을 입력으로 하여 그림 3(b) 과정을 반복적으로 수행하여 원 영상을 합성하는 것이다.

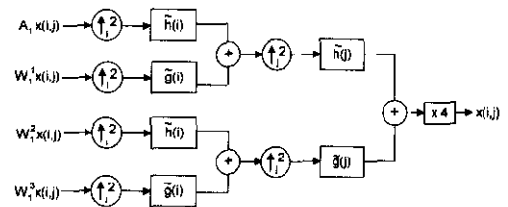
2. 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터

로그 영역에서 가산 잡음이 더해져있는 관측 영상 $y(i, j) = A_0 y(i, j)$ 에 대하여 그림 3의 웨이브렛 변환을 J 번째 스케일까지 수행하여 $\{A_J y(i, j), (W_s^1 y(i, j), W_s^2 y(i, j), W_s^3 y(i, j))_{1 \leq s \leq J}\}$ 와 같



- \boxed{F} : convolve (horizontal or vertical line) with the filter F
- $\textcircled{\downarrow 2}$: downsampling of horizontal line by 2
- $\textcircled{\downarrow 2}$: downsampling of vertical line by 2

(a)



- \boxed{F} : convolve (horizontal or vertical line) with the filter F
- $\textcircled{\uparrow 2}$: upsampling of horizontal line by 2
- $\textcircled{\uparrow 2}$: upsampling of vertical line by 2
- $\boxed{\times 4}$: multiply by 4

(b)

그림 3. (a) 웨이브렛 변환, (b) 역 웨이브렛 변환
Fig. 3. (a) Wavelet transform and (b) inverse wavelet transform.

은 $3J + 1$ 개의 부대역으로 분해한다. 여기서 $A_J y(i, j)$ 와 $W_s^d y(i, j)$ 은 각각 기저 대역 신호와 s 번째 스케일의 $d(1 \leq d \leq 3)$ 방향의 웨이브렛 부대역 신호를 나타낸다. 이때 웨이브렛 변환에 사용한 LPF 필터 $h(i)$ 의 필터 계수의 합이 1이면 1차원 변환을 한번 수행할 때 downsampler에 의하여 신호의 전력이 $1/2$ 씩 줄어들게 되므로, 수평 수직 방향으로 한번씩 1차원 변환을 수행하여 얻어지는 부대역에서는 잡음의 분산이 $1/4$ 로 줄어들게 된다. 따라서 분산이 σ_n^2 인 잡음은 s 번째 스케일의 부대역에서 $\sigma_n^2/4^s$ 이 된다. 그리고 기저 대역에서는 평균이 0이 아니고, 나머지 웨이브렛 부대역에서는 평균이 0이므로 웨이브렛 영역에서의 MMSE 필

터는 다음과 같이 구성된다.

$$A_J \hat{x}(i, j) = m_{A_J x}(i, j) + \frac{\sigma_{A_J x}^2(i, j)}{\sigma_{A_J x}^2(i, j) + \sigma_n^2/4^J} \times [A_J y(i, j) - m_{A_J x}(i, j)] \quad (5)$$

$$W_s^d \hat{x}(i, j) = \frac{\sigma_{W_s^d x}^2(i, j)}{\sigma_{W_s^d x}^2(i, j) + \sigma_n^2/4^s} W_s^d y(i, j), \quad 1 \leq s \leq J, 1 \leq d \leq 3 \quad (6)$$

여기서 $A_J \hat{x}(i, j)$ 와 $W_s^d \hat{x}(i, j)$ 은 각각 기저 대역과 s 번째 스케일의 d 방향의 웨이브렛 부대역에서 필터링된 신호를 나타낸다. 그리고 (5)식의 $m_{A_J x}(i, j)$ 은 원 영상의 기저 대역에서의 평균을 나타내고, $\sigma_{A_J x}^2(i, j)$ 와 $\sigma_{W_s^d x}^2(i, j)$ 는 각각 원 영상의 기저 대역과 나머지 웨이브렛 부대역에서의 분산을 나타낸다. 이들 통계치는 잡음이 섞인 관측 영상의 각 부대역 신호로부터 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{m}_{A_J x}(i, j) = \frac{1}{[2m(J)+1][2n(J)+1]} \times \sum_{k=-m(J)}^{m(J)} \sum_{l=-n(J)}^{n(J)} A_J y(i+k, j+l) \quad (7)$$

$$\hat{\sigma}_{A_J x}^2(i, j) = \max \{ \hat{\sigma}_{A_J y}^2(i, j) - \sigma_n^2/4^J, 0 \} \quad (8)$$

$$\hat{\sigma}_{W_s^d x}^2(i, j) = \max \{ \hat{\sigma}_{W_s^d y}^2(i, j) - \sigma_n^2/4^s, 0 \} \quad (9)$$

여기서

$$\hat{\sigma}_{A_J y}^2(i, j) = \frac{1}{[2m(J)+1][2n(J)+1]} \times \sum_{k=-m(J)}^{m(J)} \sum_{l=-n(J)}^{n(J)} [A_J y(i+k, j+l) - \hat{m}_{A_J x}(i, j)]^2 \quad (10)$$

$$\hat{\sigma}_{W_s^d y}^2(i, j) = \frac{1}{[2m(s)+1][2n(s)+1]} \times \sum_{k=-m(s)}^{m(s)} \sum_{l=-n(s)}^{n(s)} [W_s^d y(i+k, j+l)]^2 \quad (11)$$

(11)식의 $[2m(s)+1] \times [2n(s)+1]$ 은 필터 창의 크기로서 스케일 계수 s 가 커짐에 따라 그 크기가 작아진다.

이상에서 설명한 방식으로 로그 영역에서 가산 잡음을 제거한 다음 역 웨이브렛 변환과 지수 합수를 통하여 공간 영역에서의 복원 영상을 얻는다. 이러한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링으로 복원된 영상은 잡음은 잘 제거되어 있지만 강한 에지 주변에서 링잉(ringing) 현상이 나타난다^[8]. 그러므로 이러한 링잉 현상을 줄여주면서 잡음을 제거할 필요가 있다. [5]에서는 이러한 링잉 현상을 줄여주기 위하여 (11)식의 국부 통계를 주파수 특성이 유사한 화소들만으로 구하였다.

3. 호모모르픽 방향성 MMSE 필터

(3)식에 근거한 호모모르픽 방향성 MMSE 필터의 구성은 다음과 같이 된다.

$$\hat{x}(i, j) = m_x(i, j) + \frac{\sigma_x^2(i, j)}{\sigma_x^2(i, j) + \sigma_n^2} [\hat{y}(i, j) - m_x(i, j)] \quad (12)$$

여기서 $\hat{x}(i, j)$ 는 로그 영역에서 필터링 된 신호를 나타낸다. 그리고 $m_x(i, j)$ 와 $\sigma_x^2(i, j)$ 는 각각 로그 영역에서의 원 영상 $x(i, j)$ 의 평균과 분산을 나타낸다. 이들 통계치는 잡음이 섞인 관측 영상으로부터 다음과 같이 추정한다.

$$\hat{m}_x(i, j) = \frac{1}{(2m+1)(2n+1)} \times \sum_{k=-m}^m \sum_{l=-n}^n y(i+k, j+l) \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_x^2(i, j) = \max \{ \hat{\sigma}_y^2(i, j) - \sigma_n^2, 0 \} \quad (14)$$

여기서

$$\hat{\sigma}_y^2(i, j) = \frac{1}{(2m+1)(2n+1)} \times \sum_{k=-m}^m \sum_{l=-n}^n [y(i+k, j+l) - \hat{m}_x(i, j)]^2 \quad (15)$$

이다. (13)식과 (15)식의 $(2m+1) \times (2n+1)$ 은 필터 창의 크기로서 영상 전체에 걸쳐서 고정된 크기를 사용하며 주로 5×5 ($m=n=2$) 크기가 사용

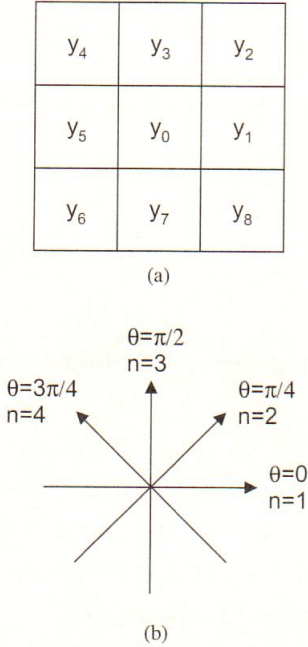


그림 4. 호모모르픽 방향성 MMSE 필터의 1차원 필터링을 위한 3×3 창 내의 화소와 4개 방향: (a) 3×3 창 내의 화소, (b) 4개 방향
Fig. 4. Pixels within 3×3 window for 1-D filtering of homomorphic directional MMSE filter and 4 directions: (a) pixels within 3×3 window and (b) 4 directions.

된다. 그리고 (12)식의 $\hat{y}(i, j)$ 는 다음과 같이 4개 방향으로의 1차원 필터링 값에 가중치를 곱하여 합하는 가중 평균 필터의 출력이다.

$$\hat{y}(i, j) = \sum_{\theta} w_{\theta}(i, j) \hat{y}_{\theta}(i, j),$$

$$\theta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4 \quad (16)$$

여기서 $\hat{y}_{\theta}(i, j)$ 는 그림 4와 같은 3×3 크기의 창 내의 화소에 대하여 다음과 같은 $y_0 = y(i, j)$ 를 중심으로 하는 θ 방향으로의 1차원 평균 필터를 나타낸다.

$$\hat{y}_{\theta}(i, j) = \frac{1}{2} y_0 + \frac{1}{4} (y_n + y_{n+4}),$$

$$(\theta, n) \in \{(0, 1), (\pi/4, 2), (\pi/2, 3), (3\pi/4, 4)\} \quad (17)$$

그리고 (16)식의 가중치 $w_{\theta}(i, j)$ 는 다음과 같이 국부 경사 $D_{\theta}(i, j)$ 를 정규화(normalization)한 것이다.

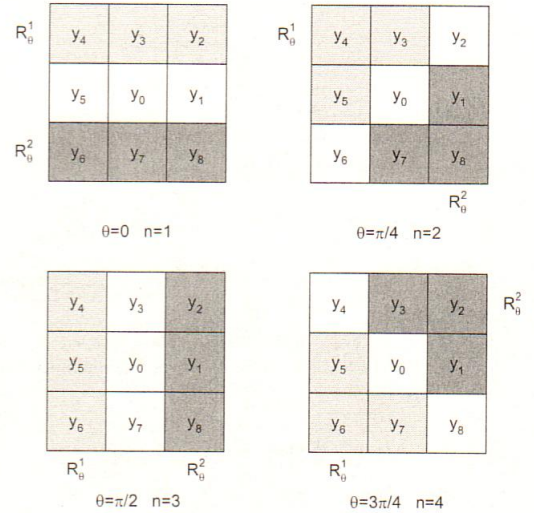


그림 5. θ 에 따른 R_{θ}^1 영역과 R_{θ}^2 영역
Fig. 5. Configuration of R_{θ}^1 and R_{θ}^2 regions according to θ .

$$w_{\theta}(i, j) = \frac{D_{\theta}(i, j)}{\sum_{\theta} D_{\theta}(i, j)},$$

$$\theta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4 \quad (18)$$

여기서 국부 경사 $D_{\theta}(i, j)$ 는 다음과 같은 R_{θ}^1 영역에서의 평균 밝기 값과 R_{θ}^2 영역에서의 평균 밝기 값의 차이이다.

$$D_{\theta}(i, j) = \frac{1}{3} \left| \sum_{k \in R_{\theta}^1} y_k - \sum_{k \in R_{\theta}^2} y_k \right| \quad (19)$$

그림 5는 θ 에 따른 R_{θ}^1 영역과 R_{θ}^2 영역을 보여준다. 호모모르픽 방향성 MMSE 필터는 평탄 영역에서는 $\sigma_n^2 \gg \sigma_x^2(i, j)$ 의 특성을 가지므로 필터 출력이 $\hat{x}(i, j) \approx m_x(i, j)$ 가 되어 평균 필터의 특성을 가진다. 그리고 에지 영역에서는 $\sigma_x^2(i, j) \gg \sigma_n^2$ 의 특성을 가지므로 $\hat{x}(i, j) \approx \hat{y}(i, j)$ 가 되어 4개 방향의 국부 경사와 1차원 필터링 값을 가중하여 합하는 가중 평균 필터의 특성을 가진다. 그러므로 평탄 영역에서의 잡음도 잘 제거하고 에지 영역에서의 잡음도 에지를 잘 보존하면서 제거한다. 하지만 평탄 영역에서의 잡음 제거 성능은 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터에 비하여 떨어진다.

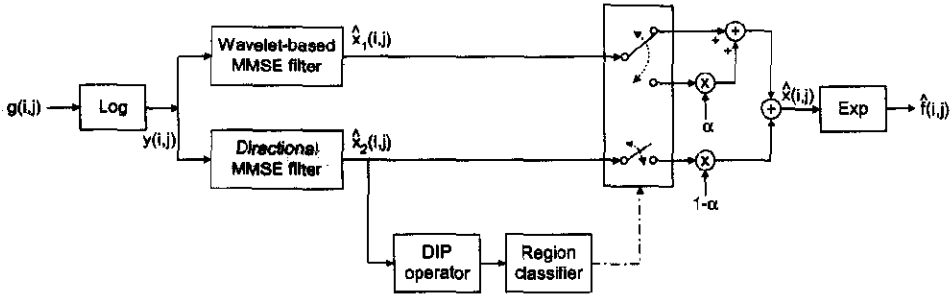


그림 6. 제안된 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 방법의 블록도
 Fig. 6. Block diagram of the proposed homomorphic wavelet-based MMSE filtering with edge detection.

4. 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터

본 절에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터의 우수한 잡음 제거 특성과 호모모르픽 방향성 MMSE 필터의 에지 보존 특성을 가지는 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터를 제안한다. 제안된 방법에서는 먼저 스펙트럼 잡음으로 열화된 입력 영상 $g(i, j)$ 를 로그 영역으로 변환하여 $y(i, j)$ 를 얻은 다음, 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터로써 잡음을 제거하여 복원 영상 $\hat{x}_1(i, j)$ 를 얻는다. 한편, 로그 영역에서 관측 영상 $y(i, j)$ 에 섞여있는 가산 잡음의 분산 σ_n^2 은 원 영상 $x(i, j)$ 의 밝기 값의 변화가 거의 없는 영역에서 추정이 가능하다. 본 논문에서는 로그 영역에서의 가산 잡음의 분산을 다음과 같이 관측 영상의 국부 분산들 중에서 가장 작은 값으로 추정한다.

$$\hat{\sigma}_n^2 = \min_{(i,j)} \sigma_y^2(i, j) \quad (20)$$

여기서 $\sigma_y^2(i, j)$ 는 관측 영상의 (i, j) 위치에서의 국부 분산을 나타낸다. 이때 복원 영상 $\hat{x}_1(i, j)$ 는 에지 영역과 평탄 영역에서 잡음이 잘 제거되어 있지만, 강한 에지 영역에서 링잉 현상이 발생한다. 그러므로 제안된 방법에서는 에지 영역을 검출하여 평탄 영역에서는 복원 영상 $\hat{x}_1(i, j)$ 를 출력하고, 에지 영역에서는 호모모르픽 방향성 MMSE 필터와 병합하여 잡음을 제거한 결과를 출력한다.

관측 영상 $y(i, j)$ 는 잡음으로 열화된 영상이므로 $y(i, j)$ 로부터 에지 영역을 검출하면 그 정확도

가 떨어진다. 따라서 잡음을 제거한 후에 에지 영역을 검출하면 그 정확도를 높일 수 있다. 제안된 방법에서는 에지를 잘 보존하면서 잡음을 제거하는 호모모르픽 방향성 MMSE 필터로써 잡음이 제거된 또다른 복원 영상 $\hat{x}_2(i, j)$ 를 얻은 다음 $\hat{x}_2(i, j)$ 로부터 에지 영역을 검출한다. 먼저 호모모르픽 웨이브렛 기반 방향성 MMSE 필터로 잡음이 제거된 영상에서는 강한 에지 주변에서 링잉 현상이 발생하는 사실을 고려하여 강한 에지 부분을 세밀하게 검출하는 연산자인 DIP(difference of inverse probabilities) 연산자^[9]를 사용하여 에지 영상을 구한다. 그런다음 에지 영상에서 국부 창을 이용하여 국부 창 내에서 에지 화소들의 수가 비에지 화소들의 수보다 많으면 그 중심 화소 $\hat{x}_2(i, j)$ 는 에지 영역 R_e 에 속하는 것으로 결정하고, 그렇지 않으면 평탄 영역 R_f 에 속하는 것으로 결정한다.

$\hat{x}_2(i, j)$ 로부터 각 화소에 대한 영역 분류가 완료 되면 에지 영역에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링의 결과와 호모모르픽 방향성 MMSE 필터링의 결과를 가중하여 합한 값을 출력한다. 그리고 평탄 영역에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링의 결과 값을 출력한다. 즉, 다음과 같은 잡음이 제거된 영상 $\hat{x}(i, j)$ 를 얻는다.

$$\hat{x}(i, j) = \begin{cases} \alpha \hat{x}_1(i, j) + (1 - \alpha) \hat{x}_2(i, j), & \text{if } \hat{x}_2(i, j) \in R_e \\ \hat{x}_1(i, j), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

여기서 α 는 가중치를 나타낸다. 마지막으로 $\hat{x}(i, j)$ 를 지수 함수를 이용하여 공간 영역으로

표 1. 로그 영역에서 입력 SNR 10 dB의 백색 가우시안 잡음이 섞인 스펙클 잡음으로 열화된 Lena 영상에 대한 결과
Table 1. Results for Lena image degraded by speckle noise in which white Gaussian noise of 10 dB input SNR is added in logarithmic domain.

	Homomorphic 5×5 averaging filter	5×5 median filter	Homomorphic 5×5 directional MMSE Filter	Homomorphic wavelet-based MMSE filter	Homomorphic wavelet-based MMSE filter with edge detection
ISNR [dB]	6.0	6.7	9.0	9.8	10.0
β	0.9785	0.9808	0.9887	0.9906	0.9911

역 변환하여 스펙클 잡음이 제거된 복원 영상 $\hat{f}(i, j)$ 를 얻는다. 그림 6은 본 논문에서 제안된 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 방법의 블록도를 보여준다.

IV. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 512×512 크기의 Lena 영상과 SAR 영상들에 대하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 먼저 그림 1(b)의 스펙클 잡음으로 열화된 Lena 영상에 대하여 실험을 수행하였다. Lena 영상에 대한 객관적인 성능 평가의 척도로는 다음과 같은 ISNR(improved SNR)^[10]을 사용하였다.

$$\begin{aligned} \text{ISNR} &= 10 \log_{10} \frac{\text{output SNR}}{\text{input SNR}} \\ &= 10 \log_{10} \frac{\sigma_r^2 / \sigma_r^2}{\sigma_n^2 / \sigma_n^2} \end{aligned} \quad (22)$$

여기서 σ_r^2 과 σ_n^2 은 각각 원 영상의 전체 분산 및 잡음의 전체 분산을 나타내고, σ_r^2 은 다음과 같은 재생 오차 전력을 나타낸다.

$$\sigma_r^2 = \frac{1}{512 \times 512} \sum_{i=1}^{512} \sum_{j=1}^{512} [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2 \quad (23)$$

여기서 $f(i, j)$ 과 $\hat{f}(i, j)$ 는 각각 원 영상과 복원 영상을 나타낸다. 또한 다음과 같이 정의되는 에지 보존도를 측정하는 파라미터인 β ^[11]도 객관적 성능 평가의 척도로 사용하였다.

$$\beta = \frac{\Gamma(\Delta x - \bar{\Delta x}, \Delta \hat{x} - \bar{\Delta \hat{x}})}{\sqrt{\Gamma(\Delta x - \bar{\Delta x}, \Delta x - \bar{\Delta x}) \cdot \Gamma(\Delta \hat{x} - \bar{\Delta \hat{x}}, \Delta \hat{x} - \bar{\Delta \hat{x}})}} \quad (24)$$

$$\Gamma(I_1, I_2) = \sum_{(i,j)} I_1(i, j) I_2(i, j) \quad (25)$$

여기서 Δx 와 $\Delta \hat{x}$ 은 각각 원 영상 x 와 복원 영상 \hat{x} 를 HPF 필터인 3×3 라플라시안(Laplacian) 연산자로 필터링한 영상들이고, $\bar{\Delta x}$, $\bar{\Delta \hat{x}}$ 은 각각 Δx 와 $\Delta \hat{x}$ 의 평균을 나타낸다. β 는 0에서 1사이의 값을 가지며 1에 가까워질수록 에지를 잘 보존해 준다는 것을 의미한다. 웨이브렛 변환 필터로는 Irie의 QMF 필터^[12]를 사용하였고, 웨이브렛 기반 호모모르픽 MMSE 필터에서는 잡음 제거를 위하여 로그 영역으로 변환된 관측 영상에 대하여 웨이브렛 변환을 세 번째 스케일 ($J=3$)까지 수행하였다. 각 부대역에서의 필터 창은 $m(s) = n(s) = 4 - s$, $s=1, 2, 3$ 으로하여 첫 번째 스케일에서는 7×7, 두 번째 스케일에서는 5×5, 그리고 세 번째 스케일에서는 3×3 크기로 사용하였다. 그리고 호모모르픽 방향성 MMSE 필터의 국부 창은 5×5 크기로, 영역 구분을 위하여 사용하는 DIP 연산자의 국부 창은 9×9 크기로 사용하였다. 또한 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터의 (21)식의 에지 영역에서의 가중치 α 는 0.5로 두었다.

표 1은 스펙클 잡음으로 열화된 Lena 영상에 대하여 호모모르픽 5×5 평균 필터, 5×5 메디안 필터, 그리고 제안된 호모모르픽 방향성 5×5 MMSE 필터, 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터, 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터로 처리한 결과의 성능을 보여준다. 표 1에서 보면 제안된 호모모르픽 방향성 MMSE 필터가 호모모르픽 평균 필터와 메디안 필터에 비하여 각각 3.0 dB와 2.3dB의 ISNR 성능 향상을 보인다는 것

을 알 수 있다. 그리고 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터는 각각 3.8 dB와 3.1 dB의 ISNR 성

능 향상을 보이고, 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터는 각각 4.0 dB와 3.3 dB의 ISNR 성능 향상을 보인다. 또한, β 에서도 제안된 호모모르픽 방향성 MMSE 필터가 호모모르픽 평균 필터와 메디안 필터에 비하여 각각 0.0102와 0.0079의 β 성능 향상을 보인다는 것을 알 수 있다. 그리고 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터는 각각 0.0121과 0.0098의 β 성능 향상을 보이고, 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터는 각각 0.0126과 0.0103의 β 성능 향상을 보여 에지 보존도에 있어서도 제안된 방법들이 기존의 방법에 비하여 높음을 알 수 있다.

그림 7은 표 1의 실험에서 필터링된 결과 영상들을 보여준다. 그림 7(a)는 호모모르픽 5×5 평균 필터링 결과 영상, 그림 7(b)는 5×5 메디안 필터링 결과 영상, 그림 7(c)는 호모모르픽 5×5 방향성 MMSE 필터링 결과 영상, 그림 7(d)는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 결과 영상이며, 그림 7(e)는 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 결과 영상이다. 그림 7의 각 결과 영상에서 보면 호모모르픽 평균 필터링 결과 영상은 잡음은 비교적 잘 제거되어 있지만 에지가 심하게 블러링 되어있고, 메디안 필터링 결과 영상은 에지는 보존되어 있지만 잡음 성분이 많이 남아 있어서 영상이 깨끗하지 못하다. 하지만 호모모르픽 방향성 MMSE 필터링 결과 영상은 전체 영상에서 잡음이 많이 제거되어 있고 어깨 부분과 모자 위 부분의 에지 영역의 잡음이 잘 제거되어 선명하게 보인다. 그러나 배경 부분에서 잡음이 블러링된 형태로 남아있다. 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 결과 영상은 평탄 영역의 잡음이 많이 제거되었고 특히 우측 배경 부분의 잡음은 깨끗하게 제거되어 거의 원 영상에 가깝다. 그리고 에지 영역의 잡음도 많이 제거되었다. 하지만 어깨 및 얼굴선 주변 등의 강한 에지 주변에서 링잉 현상이 발생하여 있음을 알 수 있다. 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 결과 영상은 우측 배경 부분 등의 평탄 영역에서 잡음이 많이 감소되었고 에지 영역의 잡음도 많이 감소되었다. 또한, 강한 에지 주변에서 링잉 현상이 많이 줄어들어 다른 방법에 의한 결과 영상에 비하여 주관적 화질이 가장 우수함을 알 수 있다.

그림 8은 스펙클 잡음으로 열화되어 있는 SAR 영상과 이에 대한 각 필터링 결과 영상들을 보여준다. 그림 8(a)는 SAR 원 영상이고 열화가 많이 되

어 있음을 알 수 있다. 그림 8(b)는 호모모르픽 5×5 평균 필터링 결과 영상으로서 블러링이 많이 발생한 것을 볼 수 있다. 특히 우측의 복잡한 영역은 거의 형태를 구분하기 어렵다. 그림 8(c)는 호모모르픽 5×5 메디안 필터링 결과 영상으로서 좌측에 세로로 그어져 있는 영역들은 호모모르픽 평균 필터링 결과 영상에 비해 에지가 선명하게 나타난다. 그러나 다른 영역에서는 역시 블러링이 발생하여 에지를 쉽게 구분하기 어렵다. 그림 8(d)는 호모모르픽 5×5 방향성 MMSE 필터링 결과 영상으로서 영상 전체에서 잡음이 많이 제거되었고, 특히 에지 주변에서의 잡음이 잘 제거된 것을 볼 수 있다. 하지만 영상의 우측의 복잡한 영역에서는 블러링이 발생하였고 영상의 좌측 아래 부분과 세로로 그어진 어두운 부분에서는 잡음이 조금 남아 있음을 알 수 있다. 그림 8(e)는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 결과 영상으로서 평탄 영역의 잡음이 많이 제거되었고 에지 영역의 잡음도 많이 감소되었다. 그러나 가운데에 있는 강한 에지 주변에서 링잉 현상이 발생하였음을 알 수 있다. 그림 8(f)는 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링 결과 영상으로서 평탄 영역의 잡음이 많이 감소되었고 에지 영역의 잡음도 많이 감소되었다. 또한 가운데 위쪽 영역을 포함한 강한 에지 주변에서의 링잉 현상이 많이 제거되어 다른 방법으로 필터링한 결과 영상에 비하여 주관적 화질이 가장 우수함을 알 수 있다. 그림 8(a)의 SAR 영상이외의 다른 스펙클 잡음으로 열화된 SAR 영상들에 대한 실험도 이와 유사한 결과를 보였다.

V. 결론

본 논문에서는 스펙클 잡음으로 열화된 영상을 복원하기 위하여 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터를 제안하였다. 제안된 방법에서는 로그 영역으로 변환된 관측 영상에 대하여 방향성 MMSE 필터링 한 후 DIP 연산자를 이용하여 각 화소를 평탄 영역과 에지 영역으로 분류한다. 평탄 영역에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터링을 수행하고 에지 영역에서는 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터의 출력과 방향성 MMSE 필터의 출력을 가중하여 합하는 가중 평균 필터링을 수행한다. 실험 결과 로그 영역에서 입력 SNR이 10 dB 인 백색 가우시안 잡음이 가산된 스펙클 잡음으로 열화된 Lena 영상에 대하여 제안된



(a)



(b)



(c)



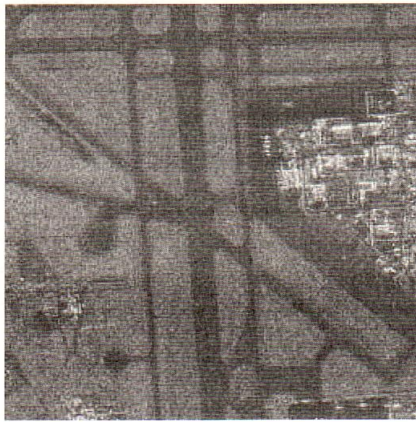
(d)



(e)

그림 7. 그림 1(b) 영상에 대한 복원 영상: (a) 호모모르픽 5×5 평균 필터, (b) 5×5 메디안 필터, (c) 호모모르픽 5×5 방향성 MMSE 필터, (d) 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터, (e) 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE 필터

Fig. 7. Restored images for the image in Fig. 1(b): (a) homomorphic 5×5 averaging filter, (b) 5×5 median filter, (c) homomorphic 5×5 directional MMSE filter, (d) homomorphic wavelet-based MMSE filter, and (e) homomorphic wavelet-based MMSE filter with edge detection.



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

그림 8. SAR 영상과 복원 영상: (a) 원 영상, (b) 호모모르픽 5×5 평균 필터, (c) 5×5 메디안 필터, (d) 호모모르픽 5×5 방향성 MMSE 필터, (e) 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터, (f) 에지 영역을 고려한 호모모르픽 웨이블릿 기반 MMSE 필터

Fig. 8. SAR image and its restored images: (a) original image, (b) homomorphic 5×5 averaging filter, (c) 5×5 median filter, (d) homomorphic 5×5 directional MMSE filter, (e) homomorphic wavelet-based MMSE filter, (f) homomorphic wavelet-based MMSE filter with edge detection.

필터로 필터링 한 결과 영상은 기존의 호모모르픽 평균 필터와 메디안 필터로 필터링 한 결과 영상보다 3.3-4.0 dB의 ISNR 성능 향상을 보였다. 그리고 에지 보존도 측정 파라미터 β 에 대하여도 이들 필터링 결과 영상에 비하여 0.0103-0.0126의 성능 향상을 보였고, 복원 영상의 주관적 화질도 더 우수함을 알 수 있었다. 또한 스펙클 잡음으로 열화된 SAR 영상에 대하여도 이와 유사한 성능 향상을 보여 그 성능이 우수함을 확인하였다.

참 고 문 헌

[1] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1989.

[2] T. Loupas, W. N. McDicken, and P. L. Allan, "An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasonic image," *IEEE Trans. Circuits Syst.*, 36(1), pp. 129-135, Jan. 1989.

[3] H. Xie, F. T. Ulaby, L. E. Pierce, and M. C. Dobson, "Performance matrices for SAR speckle-suppression filters," in *Proc. IEEE IGRSS'99*, Hamburg, June/July 1999, pp. 1540-1542.

[4] X. Zong, A. F. Laine, and E. A. Geiser, "Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing," *IEEE Trans. Med. Imag.*, 17(4), pp. 532-540, Aug. 1998.

[5] I. H. Jang and N. C. Kim, "Locally adaptive Wiener filtering in wavelet domain for image restoration," in *Proc. IEEE TENCON'97*, Brisbane, Dec. 1997, pp. 25-28.

[6] N. C. Kim and S. H. Jung, "Adaptive image restoration using local statistics and directional gradient information," *IEE Electron. Lett.*, 23(12), pp. 610-611, June 1987.

[7] S. G. Mallat, "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 11(7), pp. 674-693, July 1989.

[8] 박원용, 장익훈, 김남철, "호모모르픽 웨이브렛 기반 MMSE필터를 이용한 초음파 영상의

스펙클 잡음 제거," 2000년도 제13회 신호처리 학회 논문집, 13(1), 2000년 9월, pp. 679-682.

[9] Y. J. Ryoo and N. C. Kim, "Valley operator for extracting sketch features: DIP," *IEE Electron. Lett.*, 24(8), pp. 461-463, Apr. 1988.

[10] J. S. Lim, *Two-Dimensional Signal and Image Processing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1990.

[11] X. Hao, S. Gao, and X. Gao, "A novel multiscale nonlinear thresholding method for ultrasonic speckle suppressing," *IEEE Trans. Med. Imag.*, 18(9), pp. 787-794, Sep. 1999.

[12] K. Irie and R. Kishimoto, "A study on perfect reconstructive subband coding," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.*, 1(1), pp. 42-48, Mar. 1991.

박 원 용(Won-Yong Park)

정희원



1995년 2월 : 영남대학교 공과 대학 전자공학과 (공학사)
 2001년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 2001년 2월~현재 : LG Philips LCD(주) 구미연구소 회로설계 1 팀 주임연구원

<주관심분야> 영상처리, 디스플레이

장 익 훈(Ick-Hoon Jang)

정희원



1986년 2월 : 경북대학교 공과 대학 전자공학과 (공학사)
 1988년 2월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)
 1998년 8월 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1988년 2월~1994년 2월 : 국방과학연구소 연구원
 1998년 3월~현재 : 경운대학교 디지털전자정보공학부 조교수

<주관심분야> 영상처리, 멀티미디어, 컴퓨터 비전

김 남 철(Nam-Chul Kim)

정회원



1978년 2월 : 서울대학교 공과
대학 전자공학과 (공학사)

1980년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 (공학석사)

1984년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과 (공학박사)

1984년 3월~현재 : 경북대학교 전자전기컴퓨터학부
교수

1990년 1월~1994년 12월 : 생산기술연구원 HDTV
신호처리분과위원

1994년 1월~1996년 12월 : 한국통신학회 편집위원

1994년 1월~1996년 12월 : 대한전자공학회 편집위원

1996년 1월~현재 : 한국방송공학회 편집위원, 이사

1997년 1월~1998년 12월 : 한국통신학회 신호처리
연구회 위원장

<주관심분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터
비전