

논문 2009-46SC-6-9

웨이블릿영역에서 위너필터를 이용한 디지털 방사선 영상 복원

(Digital Radiography Images Restoration with Wiener Filter in Wavelet Domain)

정재원*, 김동윤**

(Jae Won Jeong and Dong Youn Kim)

요약

디지털 방사선 영상은 첨가되는 잡음에 의해 영상이 흐려지고, 시스템 특성에 의해 왜곡된 영상을 얻게 된다. 이런 현상들은 보고자하는 영상의 본질을 보기 어렵게 한다. 왜곡된 영상을 복구하기 위해 웨이블릿 영역에서 다해상도 위너필터를 적용하였다. 다해상도 위너필터는 시스템 임펄스 응답과 잡음에 의해 변형된 프랙탈 신호의 복원을 위하여 Chen이 최초로 제안하였다. 본 논문에서는 Chen이 제안한 다해상도 위너필터를 2차원 영상 데이터에 대하여 적용하였다. 다해상도 위너필터와 다른 방법의 성능을 비교하기 위하여, 두 종류의 웨이블릿 필터들에 대하여 시스템 임펄스 응답과 잡음 전력의 특성에 따라 실험을 하였다. 첨가된 잡음 전력이 20-32 dB 일 때, 본 논문에서 제안한 방법의 신호 대 잡음비는 기존의 위너필터에 비해 0.5-2.0 dB 더 좋은 성능을 보였다.

Abstract

Digital radiography (DR) images are corrupted by the additive noise, and also distorted by system impulse response. These unwanted phenomena are obstacles to obtain the desired image. To recover the original image, we applied multiscale Wiener filters in wavelet domain for DR images. The multiscale Wiener filter is first proposed by Chen for the restoration of fractal signals which are distorted by the system impulse response and additive noise. In this paper, we extended the multiscale Wiener filter to the two dimensional data. To compare the performance of ours with others, some simulations are given for a couple of wavelet filters with different wavelet levels, system impulse responses and various noise power. When the additive noise powers are between 20-32 dB, the signal to noise ratio(SNR) of the proposed system is 0.5-2.0 dB better than that of the traditional Wiener filter method.

Keywords : DR image, Restoration, Undecimated Wavelet, Wiener filter

I. 서론

디지털 방사선(Digital Radiography:DR) 영상 시스템에서 DR 영상의 화질을 높이기 위해 많은 연구들이 진행되어왔다. DR 영상에서는 큰 대조도와 낮은 대조도의 미세한 변화가 함께 포함되어 있어 미세한 병변의 변화를 잘 볼 수 있게 하기 위하여 대조도 강화 연구가 많이 진행되었다. 이러한 대조도 강화 방법으로 낮은

주파수 대역은 억제하고 높은 주파수 대역을 강화시켜 영상을 잘 보이도록 하는 Unsharp Masking 방법이 있다^[1]. 그러나 이러한 영상 처리 방법은 주파수 성질만을 이용하여 영상처리를 하게 되어 공간적 특성을 이용할 수 없다. Vuytsteke는 이러한 문제를 해결하기 위하여 다중 스케일 방법 중 라플라시안 피라미드 변환을 이용하여 대조도를 강화하는 방법을 제안하였다^[2]. 또한 Coifman은 신호를 이동시켜 웨이블릿 변환한 변환 계수와 이동시키지 않은 데이터를 변환하여 얻은 변환계수들을 평균화하는 하는 방법을, 그리고 Donoho는 이동 불변 웨이블릿 중 한 방법인 Translation Invariant 웨이블릿 변환으로 신호의 잡음을 제거하는 방법을 제

* 학생회원, ** 정회원, 연세대학교 의공학부
(Department of Biomedical Engineering,
Yonsei Univ.)

접수일자: 수정완료일: 2009년11월

안하였다^[6].

그러나, DR 영상은 잡음에 의하여 열화가 일어날 뿐만 아니라, DR 시스템 임펄스 응답에 의한 왜곡이 동시에 일어나므로 잡음제거 혹은 대조도 강화 방법 중 하나만을 적용해서는 영상이 크게 개선되지 못한다. 디지털 영상에서 영상 열화와 왜곡을 동시에 제거하기 위한 영상 재건 방법에는 네 가지의 방법이 있다^[12]. 첫 번째 방법은 원 영상과 복원된 영상의 차이를 최소화 하는 확률적 복원방법으로 잡음을 정상적(stationary)로 가정할 경우 위너필터가 최적의 필터가 된다^[3, 13]. 두 번째 방법은 Lagrangian을 최소화하는 방법으로 영상을 재건하는 방법이다^[14]. 세 번째 방법은 반복적 복원방법이다. 이 방법은 임의의 제약으로 잡음의 정도를 조절하고, 매 반복 시, 복원을 결정하는 매개변수를 갱신함으로써 더 좋은 결과를 보여줄 수 있다^[4]. 마지막 방법은 회기적 복원방법이다. 이 방법은 반복적 방법보다 메모리를 적게 필요로 한다는 장점이 있다^[12].

이러한 방법들 가운데 위너필터^[4]는 디지털 영상 복원 방법에서 가장 효과적인 방법으로 알려져있다^[1]. 본 논문에서는 웨이블릿 영역에서 위너필터를 적용하고자 한다. 그러나 일반적인 웨이블릿 변환은 각 레벨마다 크기가 반으로 감소하여 각각의 레벨에서 동일한 위너필터를 적용하는 것이 불가능하다. 이를 해결하기 위하여 본 논문에서는 Shensa가 제안한 비소거(undecimated) 웨이블릿 방법을 제안하였다^[12]. 이 방법에서는 각 레벨에서의 웨이블릿 계수들의 수가 같으므로 동일한 위너필터의 사용을 가능하게 한다. Chen은 이러한 비소거 웨이블릿 영역에서 위너필터를 이용한 다중 스케일 위너필터 뱅크 방법을 1/f fractal 신호에 대하여 제안하였다^[9]. 본 논문에서는 DR 영상에 대하여 Chen이 제시한 방법을 이차원으로 확장하였으며 이를 이용하여 DR 영상에서의 잡음과 시스템 특성에 의한 열화현상을 제거하고자 한다.

II. 재료 및 방법

1. DR영상 획득 과정

DR영상 $g(x,y)$ 은 그림 1과 같이 원영상 $f(x,y)$ 에 DR 시스템 임펄스 응답 $h(x,y)$ 이 컨볼루션 된 후 잡음 $w(x,y)$ 이 더해져 얻어지게 된다.

위 시스템 모델로부터 획득된 영상은 수식적으로 다음과 같이 표현된다.

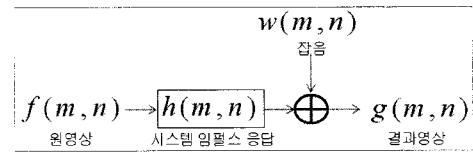


그림 1. DR 영상 획득 시 시스템 모델

Fig. 1. System model for the acquisition of DR images.

$$g(x,y) = \iint_{-\infty}^{\infty} h(\lambda,\gamma) f(x-\lambda, y-\gamma) d\lambda d\gamma + w(x,y) \quad (1)$$

식(1)은 이산신호에 대하여 다음과 같다.

$$g(m,n) = \sum_p \sum_q h(p,q) f(m-p, n-q) + w(m,n) \quad (2)$$

2. 다해상도 변환

$M \times N$ 크기 DR영상 $f(m,n)$ 의 웨이블릿 변환은 저주파, 수평, 수직, 대각 성분으로 분할한다. 이 다해상도 변환의 l 레벨 저주파 성분은 다음과 같다^[1].

$$W_\varphi[f](l,a,b) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) \varphi_{l,a,b}(m,n) \quad (3)$$

위 수식에서 $\varphi_{l,a,b}(m,n) = 2^{l/2} \varphi(2^l m - a, 2^l n - b)$, $\varphi(m,n) = \varphi(m)\varphi(n)$ 이다. 그리고 이 수식에서 φ 는 스케일링 함수(scaling function)를 의미한다.

$$\varphi(m) = \sum_a h_\varphi(a) \sqrt{2} \varphi(2m - a) \quad (4)$$

식(3)에서 $[f]$ 는 $f(m,n)$ 에 대한 웨이블릿 변환임을 의미한다. 또한 h_φ 는 스케일링 계수이다.

$$W_\psi^i[f](l,a,b) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m,n) \psi_{l,a,b}^i(m,n) \quad (5)$$

(where, $i = \{H, V, D\}$)

이때 H 는 수평성분, V 는 수직성분, D 는 대각 성분을 나타낸다. 또한 $\psi_{l,a,b}^i(m,n) = 2^{l/2} \psi^i(2^l m - a, 2^l n - b)$, $\psi^H(m,n) = \psi(m)\varphi(n)$, $\psi^V(m,n) = \varphi(m)\psi(n)$, $\psi^D(m,n) = \psi(m)\psi(n)$ 과 같다. 그리고 이 수식에서 ψ 은 웨이블릿 함수(wavelet function)를 의미한다.

$$\psi(m) = \sum_a h_\psi(a) \sqrt{2} \varphi(2m - a) \quad (6)$$

여기서 h_ψ 은 웨이블릿 계수이다. 직교 웨이블릿인 경우, 웨이블릿 함수의 계수와 스케일링 함수의 계수의 관계는 식(7)과 같다.

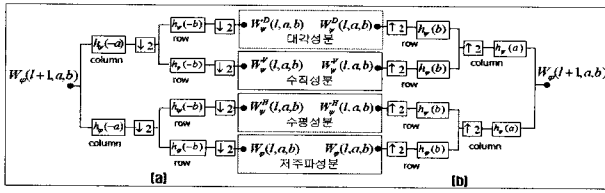


그림 2. 2D 소거 웨이블릿 변환 : (a) 분석 (b) 복원
Fig. 2. 2D decimated wavelet transform: (a) the analysis filter bank; (b) the synthesis filter bank.

$$h_{\psi}(a) = (-1)^a h_{\varphi}(1-a) \quad (7)$$

또한 웨이블릿 역변환 과정은 다음과 같다.

$$f(m,n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_a \sum_b W_{\varphi}[f](l_0, a, b) \varphi_{l_0, a, b}(m, n) + \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{i=H, V, D} \sum_{l=l_0}^L \sum_a \sum_b W_{\psi}^i[f](l, a, b) \psi_{l, a, b}^i(m, n) \quad (8)$$

이러한 웨이블릿 분석 과정과 복원 과정을 도식적으로 표현하면 그림 2와 같다.

그림 2는 1레벨 변환을 나타낸다. 변환이 더 진행될 경우, 저주파성분에 대하여 더 진행한다. 이제까지 설명된 변환은 소거(decimated) 웨이블릿 변환이다. 하지만 이 변환은 이동 불변하지 않다. 이를 설명하기 위해 $f_{\tau, \lambda}$ 은 $f(m, n)$ 에 대하여 m 축으로 τ 만큼, n 축으로 λ 만큼 이동한 영상을 나타낸다. 즉, $f_{\tau, \lambda} = f(m - \tau, n - \lambda)$ 이다. 이 값을 식(3)에 대입하면 다음 수식을 얻게 된다.

$$\begin{aligned} W_{\varphi}[f_{\tau, \lambda}](l, a, b) &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_m \sum_n 2^{l/2} f(m - \tau, n - \lambda) \varphi(2^l m - a, 2^l n - b) \\ &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_m \sum_n 2^{l/2} f(m, n) \varphi(2^l(m + \tau) - a, 2^l(n + \lambda) - b) \\ &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_m \sum_n 2^{l/2} f(m, n) \varphi(2^l m - (a - 2^l \tau), 2^l n - (b - 2^l \lambda)) \\ &= W_{\varphi}[f](l, a - 2^l \tau, b - 2^l \lambda) \\ &\neq W_{\varphi}[f](l, a - \tau, b - \lambda) \end{aligned} \quad (9)$$

식 (9)로부터 소거 웨이블릿 변환은 이동불변하지 않은 것을 알 수 있다. 위 수식에서 τ 와 λ 를 $2^{-l}\tau$, $2^{-l}\lambda$ 로 교체하면 다음 수식으로 표현된다.

$$W_{\varphi}[f_{2^{-l}\tau, 2^{-l}\lambda}](l, a, b) = W_{\varphi}[f](l, a - \tau, b - \lambda) \quad (10)$$

본 논문에서는 비소거(undecimated) 웨이블릿을 사용하고자 하므로 소거 웨이블릿 변환에서 사용된 downsampling 부분 즉, 식(3), (5)에서 2^l 과, 식(4), (6)에서 m 앞의 2를 제거하면 비소거 웨이블릿이 된다. 비소

거 웨이블릿 변환의 저주파(수식(11)), 고주파 성분(수식 (13))은 각각 다음과 같이 표현된다.

$$W_{\varphi}[f](l, a, b) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) \tilde{\varphi}_{l, a, b}(m, n) \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \tilde{\varphi}_{l, a, b}(m, n) &= 2^{l/2} \tilde{\varphi}(m - a, n - b), \quad \tilde{\varphi}(m, n) = \tilde{\varphi}(m) \tilde{\varphi}(n) \\ \tilde{\varphi}(m) &= \sum_a h_{\varphi}(a) \sqrt{2} \varphi(m - a) \end{aligned} \quad (12)$$

$$W_{\psi}^i[f](l, a, b) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) \tilde{\psi}_{l, a, b}^i(m, n), \quad (13)$$

$$i = \{H, V, D\}$$

$$\begin{aligned} \tilde{\psi}_{l, a, b}^i(m, n) &= 2^{l/2} \tilde{\psi}^i(m - a, n - b), \\ \tilde{\psi}^H(m, n) &= \tilde{\psi}(m) \tilde{\varphi}(n), \\ \tilde{\psi}^V(m, n) &= \tilde{\psi}(m) \varphi(n), \\ \tilde{\psi}^D(m, n) &= \varphi(m) \tilde{\psi}(n), \\ \tilde{\psi}(m) &= \sum_a h_{\psi}(a) \sqrt{2} \varphi(m - a) \end{aligned} \quad (14)$$

위 수식에서 ($\tilde{\cdot}$)는 비소거 웨이블릿을 의미한다. 이동불변성을 알아보기 위해, $f_{\tau, \lambda}$ 을 비소거 웨이블릿 변환하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} W_{\varphi}[f_{\tau, \lambda}](l, a, b) &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} 2^{l/2} f(m, n) \tilde{\varphi}(m + \tau - a, n + \lambda - b) \\ &= W_{\varphi}[f](l, m + \tau, n + \lambda) \end{aligned} \quad (14)$$

이 수식으로부터 비소거 웨이블릿은 이동불변함을 확인할 수 있다. 비소거 웨이블릿 변환의 분석 및 복원 과정은 그림 3과 같이 나타낼 수 있다.

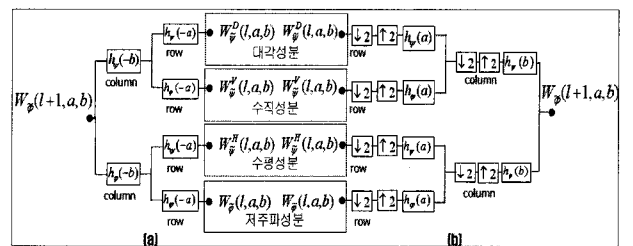


그림 3. 2D 비소거 웨이블릿 변환 : (a) 분석 (b) 복원
Fig. 3. 2D undecimated wavelet transform: (a) the analysis filter bank; (b) the synthesis filter bank.

3. DR영상의 다해상도 변환

식(2)에서 DR시스템의 출력영상 $g(m, n)$ 은 웨이블릿

변환에서 0레벨 신호로 표기할 수 있다. 즉, $g(m,n)$ 은 $W_\varphi[g](0,a,b)$ 이고, 이 신호는 식(2)를 사용하여 다음과 같이 표현된다.

$$W_\varphi[g](0,a,b) = \sum_p \sum_q h(p,q) W_\varphi[f](0,a-p,b-q) + W_\varphi[w](0,a,b) \quad (16)$$

또한 $W_\varphi[g](l,a,b)$ 과 $W_\psi^i[g](l,a,b)$ 는 다음과 같이 표현된다. 비소거 웨이블릿 변환의 1레벨은

$$W_\varphi[g](1,a,b) = \sum_m \sum_n \tilde{\varphi}_{1,a,b}(m,n) W_\varphi[g](0,m,n)$$

이고, 비소거 웨이블릿 변환의 2레벨은 다음과 같다.

$$W_\varphi[g](2,a,b) = \sum_m \sum_n \tilde{\varphi}_{2,a,b}(m,n) W_\varphi[g](1,m,n) = \sum_m \sum_n \tilde{\varphi}_{2,a,b}(m,n) \sum_{m_1} \sum_{n_1} \tilde{\varphi}_{1,m,n}(m_1,n_1) W_\varphi[g](0,m_1,n_1)$$

일반적으로 비소거 웨이블릿 변환의 l 레벨 저주파 성분은 다음과 같고,

$$W_\varphi[g](l,a,b) = \sum_m \sum_n \tilde{\varphi}_{l,a,b}(m,n) W_\varphi[g](l-1,m,n) = \sum_m \sum_n \tilde{\varphi}_{l,a,b}(m,n) \sum_{m_1} \sum_{n_1} \tilde{\varphi}_{l-1,m,n}(m_1,n_1) \dots \sum_{m_{l-1}} \sum_{n_{l-1}} \tilde{\varphi}_{1,m_{l-2},n_{l-2}}(m_{l-1},n_{l-1}) W_\varphi[g](0,m_{l-1},n_{l-1}) \quad (17)$$

l 레벨 고주파 성분은 다음과 같다.

$$W_\psi^i[g](l,a,b) = \sum_m \sum_n \tilde{\psi}_{l,a,b}^i(m,n) W_\varphi[g](l-1,m,n) = \sum_m \sum_n \tilde{\psi}_{l,a,b}^i(m,n) \sum_{m_1} \sum_{n_1} \tilde{\varphi}_{l-1,m,n}(m_1,n_1) \dots \sum_{m_{l-1}} \sum_{n_{l-1}} \tilde{\varphi}_{1,m_{l-2},n_{l-2}}(m_{l-1},n_{l-1}) W_\varphi[g](0,m_{l-1},n_{l-1}) \quad (18)$$

식(18)에 식(16)을 대입하면,

$$W_\psi^i[g](l,a,b) = \sum_p \sum_q h(p,q) \sum_m \sum_n \tilde{\psi}_{l,a,b}^i(m,n) \dots \sum_{m_{l-1}} \sum_{n_{l-1}} \tilde{\varphi}_{1,m_{l-2},n_{l-2}}(m_{l-1},n_{l-1}) W_\varphi[f](0,m_{l-1},n_{l-1}) + \sum_m \sum_n \tilde{\psi}_{l,a,b}^i(m,n) \dots \sum_{m_{l-1}} \sum_{n_{l-1}} \tilde{\varphi}_{1,m_{l-2},n_{l-2}}(m_{l-1},n_{l-1}) W_\varphi[w](0,m_{l-1},n_{l-1}) = \sum_p \sum_q h(p,q) W_\psi^i[f](l,a-p,b-q) + W_\psi^i[w](l,a,b) = h(a,b) \circ W_\psi^i[f](l,a,b) + W_\psi^i[w](l,a,b) \quad (19)$$

이때 \circ 는 이산 컨볼루션 연산을 의미한다.

4. 다해상도 위너필터뱅크

그림 4는 l 레벨에서의 위너필터를 통과한 신호 $\hat{W}_\psi^i[f](l,a,b)$, 원신호 $W_\psi^i[f](l,a,b)$ 및 차이 신호 $W_\psi^i[e](l,a,b)$ 의 관계를 보여준다. 여기서, $\hat{\cdot}$ 은 근사치를 나타낸다.

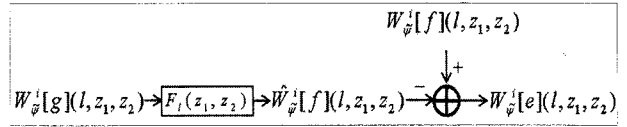


그림 4. l 레벨 웨이블릿 신호, 원신호 및 차이신호
Fig. 4. l th level wavelet, original and error signal.

l 레벨 최적 위너필터를 구하기 위해서는 l 레벨 위너필터의 출력신호 $\hat{W}_\psi^i[f](l,a,b)$ 와 원신호 $W_\psi^i[f](l,a,b)$ 와의 오차를 최소화하도록 설계되어야 한다. 이를 위해 비용함수(cost function)를 다음과 같이 정의한다.

$$\xi = E\{W_\psi^i[e](l,a,b)^2\} \quad (20)$$

이때, E 는 기대치(expectation) 연산을 의미하며, 식은 다음과 같다.

$$E[x(m,n)] = \sum_m \sum_n x(m,n) P_X[x(m,n)] \quad (21)$$

수식 표현을 간단히 하기 위하여 l 레벨 위너필터 $F_l(z_1, z_2)$ 을 F_l 로 표현하면, F_l 을 최적화하기 위해, 식(20)를 미분하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial \xi}{\partial (F_l)_k} = E\left[2 W_\psi^i[e](l,a,b) \frac{\partial W_\psi^i[e](l,a,b)}{\partial (F_l)_k}\right], k = (k_1, k_2) \quad (22)$$

비용함수의 최소값은,

$$\frac{\partial \xi}{\partial (F_l)_k} = 0 \quad (23)$$

일 때 얻어진다. 그림 4에서 오차신호는 다음과 같다.

$$W_\psi^i[e](l,a,b) = W_\psi^i[f](l,a,b) - \hat{W}_\psi^i[f](l,a,b) \quad (24)$$

또한, $\hat{W}_\psi^i[f](l,a,b)$ 은

$$\hat{W}_\psi^i[f](l,a,b) = (F_l)_k(a,b) \circ W_\psi^i[g](l,a,b) \quad (25)$$

이므로, 식(24)를 미분하여 다음 수식을 얻을 수 있다.

$$\frac{\partial W_{\psi}^i[e](l, a, b)}{\partial (F_l)_k} = \frac{\partial \widehat{W}_{\psi}^i[f](l, a, b)}{\partial (F_l)_k}$$

$$= W_{\psi}^i[g](l, k_1 - a, k_2 - b) \quad (26)$$

식(26)을 식(22)에 대입하면,

$$\frac{\partial \xi}{\partial (F_l)_k} = E[2W_{\psi}^i[e](l, a, b)W_{\psi}^i[g](l, k_1 - a, k_2 - b)] \quad (27)$$

이고, 식(23)으로부터 식(27)은 0이 될 때, 최적화된 값을 갖기 때문에 다음 수식을 도출할 수 있다.

$$E[W_{\psi}^i[e](l, a, b)W_{\psi}^i[g](l, k_1 - a, k_2 - b)] = 0 \quad (28)$$

식(24), (25)와 (28)로부터

$$E[W_{\psi}^i[g](l, k_1 - a, k_2 - b)\{W_{\psi}^i[f](l, a, b) - (F_l)_k \cdot W_{\psi}^i[g](l, a, b)\}] = 0 \quad (29)$$

이다. 식(29)를 Z-변환하면,

$$Z\{W_{\psi}^i[g](W_{\psi}^i[f] - F_l \cdot W_{\psi}^i[g])\} = 0 \quad (30)$$

이때, $\Phi_{fg}(z_1, z_2) \equiv W_{\psi}^i[f](l, z_1, z_2) \times W_{\psi}^i[g](l, z_1, z_2) / MN$

이고 $\Phi_{gg}(z_1, z_2) \equiv W_{\psi}^i[g](l, z_1, z_2) \times W_{\psi}^i[g](l, z_1, z_2) / MN$ 으로 전력 스펙트럼 밀도를 나타낸다. (z_1, z_2) 는 다음 수식과 같이 Z-변환을 의미한다.

$$X(z_1, z_2) = Z[x(a, b)] = \sum_{a=0}^{\infty} \sum_{b=0}^{\infty} x(a, b) z_1^{-a} z_2^{-b} \quad (31)$$

식(30)으로부터 다음 관계를 구할 수 있다.

$$F_l(z_1, z_2) = \frac{\Phi_{fg}(z_1, z_2)}{\Phi_{gg}(z_1, z_2)} \quad (32)$$

원영상과 잡음은 비상관(uncorrelated) 이므로 식(19)로부터 다음 수식들을 얻을 수 있다^[3].

$$\Phi_{gg} = |H(z_1, z_2)|^2 \Phi_{ff} + \Phi_{ww} \quad (33)$$

$$\Phi_{fg} = H^*(z_1, z_2) \Phi_{ff} \quad (34)$$

식(32), (33), (34)로부터

$$F_l(z_1, z_2) = \frac{H^* \Phi_{ff}}{H^* H \Phi_{ff} + \Phi_{ww}} = \frac{1}{H} \frac{|H|^2}{|H|^2 + \Phi_{ww} / \Phi_{ff}} \quad (35)$$

이며, 이는 다해상도 위너필터이다. 이 수식은 각 레벨의

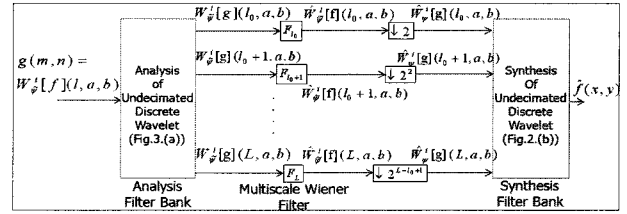


그림 5. 다해상도 위너필터

Fig. 5. Multiscale Wiener filter.

웨이블릿 상수에 다음과 같이 적용된다.

$$\widehat{W}_{\psi}^i = F_l W_{\psi}^i, \quad \widehat{W}_{\bar{\psi}} = F_L W_{\bar{\psi}} \quad (36)$$

DR 영상은 그림 5와 같이 식(36)을 적용 후, 역변환 과정을 통해 복원되게 된다.

III. 결과 및 고찰

제안한 다해상도 위너필터를 DR 영상에 대해 적용하였다. 실험에서 사용한 프로그램은 Matlab, version, 2007a (Mathworks, Natick, MA, USA)이다. 본 실험에서 다음 네 가지의 파라미터를 변화시켜 실험하였다: 1) 웨이블릿 레벨, 2) 시스템 임펄스 응답 특성, 3) 잡음 전력, 4) 웨이블릿 필터 종류. 또한 제안한 방법과 기존의 위너필터 성능을 잡음 대 신호 비(Signal-to-Noise Ratio)를 통하여 비교하였으며, 512×512의 DR 영상을 사용하였다. 사용한 웨이블릿은 4 레벨로 실험을 했는데, 그 이유는 레벨 4 이상일 경우 SNR의 변화가 거의 없었기 때문이다.

실험에서 사용한 시스템 임펄스 응답 특성은 가우시안 형태로 수식은 다음과 같다:

$$h(m, n) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(m^2 + n^2)} \quad (37)$$

실험에서 시스템 임펄스 응답의 분산을 1, 2, 3, 4로 변화 시키면서 시스템 임펄스 응답을 변화 시켰으며, 각 시스템 임펄스 응답에 대하여 잡음전력 20, 23, 26, 29, 32 (dB)에 대하여 실험하였다. 그리고 Daubechies, Coiflet 의 두 가지 웨이블릿 종류를 사용하였다. (Daubechies 웨이블릿 필터의 탭은 12개이고, Coiflet 웨이블릿의 필터 탭은 30개 이다.)

다음은 시스템 임펄스 응답 및 잡음 전력에 따른 SNR값을 표기하였다.

위의 표에서 사용한 SNR 수식은 다음과 같다:

표 1. 시스템 임펄스 응답 특성과 잡음 전력에 따른 SNR (dB). B_N_Image : 흐려지고 잡음 첨가된 영상의 SNR, Wiener : 일반적인 위너필터를 적용한 영상의 SNR. UWT(db12) : 다우비치 12탭 웨이블릿 필터를 이용한 위너필터를 적용한 영상의 SNR, UWT(coif30) : Coiflet 30탭 웨이블릿 필터를 이용한 위너필터를 적용한 영상의 SNR

Table 1. SNR (dB) according to the system impulse responses and noise powers. B_N_Image : SNR of the blurred and noisy image, Wiener : SNR after applying the traditional Wiener filter, UWT(db12) : SNR after applying the multiscale Wiener filter (Daubechies filter tab : 12), UWT(coif30) : SNR after applying the multiscale Wiener filter (Coiflet filter tab : 30).

		잡음전력(dB)	20	23	26	29	32
σ = 1	SIR	B_N_Image	27.4	27.0	26.4	25.4	23.9
		Wiener	29.5	29.1	28.6	27.9	27.2
		UWT(db12)	30.8	30.2	29.6	28.7	28.0
		UWT(coif30)	31.1	30.4	29.6	28.6	27.9
σ = 2	SIR	B_N_Image	24.6	24.4	24.1	23.5	22.5
		Wiener	25.7	25.4	25.1	24.7	24.3
		UWT(db12)	27.6	27.3	26.8	26.3	25.7
		UWT(coif30)	27.7	27.3	26.9	26.3	25.6
σ = 3	SIR	B_N_Image	22.5	22.4	22.1	21.7	21.0
		Wiener	23.4	23.2	22.9	22.6	22.4
		UWT(db12)	24.5	24.3	24.1	23.7	23.4
		UWT(coif30)	25.0	24.8	24.4	24.0	23.5
σ = 4	SIR	B_N_Image	21.0	20.9	20.7	20.4	19.9
		Wiener	21.9	21.7	21.4	21.2	21.0
		UWT(db12)	22.4	22.3	22.2	22.0	21.7
		UWT(coif30)	23.2	23.0	22.9	22.6	22.2

$$SNR = 10 \log \frac{\sum_m \sum_n (f(m,n))^2}{\sum_m \sum_n (f(m,n) - g(m,n))^2} \quad (38)$$



그림 6. 원 영상과 시스템 임펄스 응답과 잡음에 의하여 왜곡된 영상 (a) 원 영상 (b) 흐려지고 잡음 첨가된 영상

Fig. 6. Original image and corrupted image by the system impulse response and the additive noise (a) original image (b) blurred and noisy image.

또한 잡음 전력을 계산한 수식은 다음과 같다:

$$\text{잡음전력}(dB) = 10 \log \sum_m \sum_n \frac{(w(m,n))^2}{M \times N} \quad (39)$$

표 1은 전통적인 위너필터와 제안된 방법을 사용한 결과 영상에 대한 SNR의 비교표이다. Daubechies 웨이블릿 변환과 위너필터를 사용한 경우 기존의 위너필터 방법과 비교한 결과 약 0.5-1.9 dB (SIR의 σ=4이고 잡음전력이 20일 때 0.5 dB, SIR의 σ=2이고 잡음전력이 20일 때 1.9 dB) 높았으며, Coiflet 웨이블릿 변환과 위너필터를 사용한 경우 0.7-2.0 dB (SIR의 σ=1이고 잡음전력이 32일 때 0.7 dB, SIR의 σ=2이고 잡음전력이 20일 때 2.0 dB) 개선됨을 확인할 수 있었다.

그림 6은 본 실험에 사용한 512x512 DR 원영상과 시스템 임펄스 응답과 잡음에 의해서 왜곡된 영상이다. 위너필터를 이용한 결과 영상과 제안된 웨이블릿 영역에서 위너필터를 이용한 영상을 비교해보면, 기존 위너필터의 경우 영상의 개선이 있지만, 그와 함께 왜곡이 발생한다. 그러나 제안한 알고리즘의 경우 잡음이 감소되며 영상의 왜곡도 발생하지 않는 것을 볼 수 있었다.

IV. 결론

DR 영상 시스템에서 출력되는 영상은 시스템 고유의 임펄스 응답과 잡음에 의하여 열화된 영상을 얻을 수밖에 없으며, 이로 인하여 진단시 관심영역을 정확히 볼 수 없는 문제가 있으므로 영상 시스템 자체에서 발생하는 시스템 임펄스 응답을 보정하고 잡음을 줄일 수 있

는 방법이 필요하다.

본 연구에서는 비소거 웨이블릿 변환을 이용하여 얻어진 각 영역에서 잡음의 분산 및 시스템 임펄스 특성에 따라 위너필터를 적용하여 영상을 복원하는 방법을 제안하였다. 본 연구에서 제안한 웨이블릿 영역에서 위너 필터를 이용한 방법이 기존의 위너필터보다 SNR이 0.5~2.0 dB 개선된 결과를 얻을 수 있었다.

이론적으로 완벽하게 복원이 가능하던 위너필터를 비소거 웨이블릿 영역에서 적용함으로써 이미지 복원은 기존의 위너필터에 비하여 매우 좋은 효과를 가지는 것을 알 수 있다. 앞으로 비소거 웨이블릿 영역에서 칼만(Kalman) 필터를 적용할 경우 더 향상된 영상을 얻을 수 있을 것으로 기대한다.

참 고 문 헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital Image Processing, second edition", Prentice-Hall, 2002.
- [2] P. Vuylsteke and E. Schoeters, "Multiscale Image Contrast Amplification (MUSICA)", in Proceedings of SPIE, ed. M. H. Loew, vol. 2167, p.551-560, SPIE, Bellingham, 1994.
- [3] R. R. Coifman and D. L. Donoho, "Translation-Invariant De-Noising" in Wavelets and Statistics, ed. A. Antoniadis and G. Oppenheim, Springer-Verlag, Berlin, 1995.
- [4] M. R. BANHAM and A. K. KATSAGGELOS, "Digital Image Restoration", IEEE Transactions on Signal Processing, p.24-41, 1997.
- [5] F. B. Behrouz, "Adaptive Filters Theory and Applications", John Wiley & Sons, 1999.
- [6] H. C. Andrews and B. R. Hunt, "Digital Image Restoration", Prentice-Hall, 1977.
- [7] N.P. Galatsanos and A.K. Katsaggelos, "Methods for Choosing the Regularization Parameter and Estimating the Noise Variance in Image Restoration and their Relation," IEEE Transactions on Image Processing, vol.1, p.322-336, 1992.
- [8] E. Meinel, "Origins of Linear and Nonlinear Recursive Restoration Algorithms," Journal Optical Soc. Amer., vol. 3, p.787-799, 1986.
- [9] B. S. Chen and C. W. Lin, "Multiscale Wiener Filter for the Restoration of Fractal Signals : Wavelet Filter Bank Approach", IEEE Transactions on signal processing, vol. 42, no. 11, p.2972-2982, 1994.
- [10] S. Dippel, M. stahl, R. Wiemker, and T. Blaffert, "Multiscale Contrast Enhancement for

Radiographies: Laplacian Pyramid versus Fast Wavelet Transform", IEEE Transactions on medical imaging, vol. 21, no. 4, p.343-353, 2002.

- [11] K. K Shung, M. B. Smith, and B. M. W. Tsui, "Principles of Medical Imaging" Academic Press, San Diego, 1992.
- [12] M. J. Shensa, "The Discrete Wavelet Transform: Wedding the A Trous and Mallat Algorithms", IEEE Transactions on signal processing, vol. 40, no. 10, p.2464-2482, 1992.
- [13] A. H. Sayed and T. Kailath, "A Survey of Spectral Factorization Methods", Numerical Linear Algebra with Applications, p.467-496, 2001.
- [14] R. L. Lagendijk and J. Biemond, "Iterative Identification and Restoration of Images," Boston: Kluwer, 1990.

저 자 소 개



정 재 원(학생회원)
2008년 2월 연세대학교 의용전자공학과 학사,
2008년 3월~현재 연세대학교 의공학과 석사과정.
<주관심분야 : 의료영상, 신호처리, DR 영상 시스템>



김 동 윤(정회원)
1981년 2월 연세대학교 전기공학과 학사,
1983년 2월 연세대학교 전기공학과 석사,
1990년 12월 Rensselaer Polytechnic Institute Ph.D.
1995년 2월 연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과 조교수,
1983년 2월 연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과 부교수,
1983년 2월~현재 연세대학교 보건과학대학 의공학과 교수.
<주관심분야 : 정보화 이론과 코딩, 인공시각론, 의료영상신호처리, 검출 및 추정이론>