

공간 적응적 임계값 설정을 통한 X-ray 영상의 잡음 제거

유주완 이종민 김희율

한양대학교 전자통신컴퓨터공학과

{juwoan, igor}@vision.hanyang.ac.kr, wykim@hanyang.ac.kr

Noise Reduction of X-ray Image by Spatially Adaptive Thresholding

Juwoan Yoo, Jongmin Lee, Whoi-Yul Yura Kim

Dept. of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University

요약

본 논문에서는 피라미드 계층간에 나타나는 잡음 신호의 특성을 바탕으로 라플라시안 피라미드를 이용한 X-ray 영상의 잡음 제거 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 잡음 제거를 위해 X-ray 영상 신호의 지역적 표준 편차와 신호의 영역적 특징을 이용하였다. 지역적 표준 편차는 영상의 경계선 정도와 비례하는 특징을 가지기 때문에 지역적 표준 편차를 이용하여 경계 정보의 손실을 막았다. 또한 라플라시안 피라미드의 각 계층에 잡음 신호가 좁은 면적을 가지며 분포되는 영역적 특징을 이용하여 평평한 지역에서 잡음 신호의 제거 성능을 높였다. X-ray 영상 및 잡음이 첨가된 표준 영상에 대한 실험을 통해 제안된 방법이 경계 정보의 유지와 잡음 제거에서 기존의 방법보다 향상된 성능을 보임을 확인하였다.

1. 서론

X-ray 영상 취득 시 X-ray 입력 장치의 특성에 의해 영상에 추가되는 잡음 신호는 X-ray 영상의 분석을 어렵게 하기 때문에 영상을 이용한 진단에 있어 신뢰할 수 없는 결과를 초래한다. 이에 따라 의료 영상의 잡음 제거는 정확한 진단 정보의 제공을 위해 많은 연구의 대상이 되어왔다. 가우시안 필터로 대표되는 전통적인 필터를 이용한 잡음 제거 방식은 잡음 제거 성능은 뛰어나지만 경계 정보의 손실이 발생하여 의료 영상에는 적합하지 않다. 이러한 부작용을 피하기 위해 영상 신호의 주파수 특성 분석을 통한 잡음 제거 방식들이 의료 영상의 경계 정보 유지와 잡음 신호의 제거라는 목적으로 연구되었다[1]. 특히 웨이블릿이나 피라미드를 통한 영상의 분석은 영상 신호의 주파수 및 공간적 특성을 동시에 관찰할 수 있어 의료 영상의 잡음 신호 제거에 많이 이용되었다[2].

Bao와 Zhang에 의해 제안된 MPTH(Adaptive Multiscale Products Thresholding) 방법은 MRI 영상내의 가산성 정규 잡음의 제거에 적절한 방법으로 알려져 있다[2][3]. 그러나 MRI 영상은 X-ray 영상과 대상으로 하는 의료 분야가 다르고 특히 사용자의 관심이 영상의 일부 경계선 지역에 집중되는 X-ray 영상에서는 기존의 MRI 영상에 적용하는 방법이 효과적이지 못하다.

본 논문에서는 X-ray 영상의 잡음 신호 제거와 경계 정보의 보존을 위해 기존의 계층간의 곱을 이용한 방법에 공간 적응적 임계값 설정을 적용한 잡음 제거 방법을 제안한다. 또한 웨이블릿 기반의 방법은 피라미드 방법에 비해 계산량이 많기 때문에 수행 속도의 향상을 위해 라플라시안 피라미드의 계층간의 곱을 이용한다[4].

X-ray 영상의 잡음은 고주파적 특성을 가지고 있기 때문에 피라미드를 이용하여 영상 신호를 주파수 크기별로 분해하게 되면 피라미드 층이 올라감에 따라 잡음 성분이 영상 신호에 비해 급격하게 사라지는 특성을 보인다. 이러한 성질을 이용하여 서로 다른 층의 라플라시안 피라미드의 계층간의 곱에 적절한

임계값을 설정하면 라플라시안 피라미드에서 영상 신호와 잡음 신호를 구분할 수 있다.

영상 신호의 지역적 표준 편차는 영상의 경계선 정도에 비례하는 특성을 가지고 있어 이것을 이용하면 잡음 제거 시에 경계선 지역에서 과도한 경계 정보의 손실을 막을 수 있다. 또한 피라미드 계층간 곱의 신호를 면적별로 구분하면 잡음 신호는 작은 면적을 가지면서 영상 전반에 넓게 분포하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 다음 두 가지의 기준을 이용하여 임계값을 선정한다.

- (1) X-ray 입력 영상의 지역적 표준편차
- (2) 피라미드 계층간 곱의 2차원적 신호 영역 정보

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 라플라시안 피라미드를 이용하여 피라미드 계층간 곱을 구성하는 방법을 설명한다. 3장에서는 피라미드 계층간 곱을 이용한 적응적 임계값 적용 방식에 대해 논의하고 4장에서는 논의된 방법에 대해 실험을 통해 성능을 평가한다. 마지막으로 5장에서 논문의 내용을 종합한다.

2. 피라미드 계층간의 곱 생성

영상을 라플라시안 피라미드로 분해하였을 때 잡음 신호는 라플라시안 피라미드의 계층(L_k)이 높아질수록 급격히 줄어든다. 이때 L_k 는 k 층의 라플라시안 피라미드를 의미하며 k 값이 1씩 증가할수록 층이 올라가면서 피라미드의 크기가 1/4로 작아진다. 이러한 잡음 신호의 성질을 이용하여 이웃하는 라플라시안 피라미드 계층간의 곱 ($P_k = L_k \odot L_{k+1}$)에 임의의 임계값을 적용하면 계층이 올라감에 따라 급격하게 줄어드는 신호와 크기를 유지하는 신호를 분리할 수 있다. 즉, 라플라시안 피라미드의 신호를 영상 신호와 잡음 신호로 구분할 수 있다. 이때 P_k 는 라플라시안 피라미드의 이웃하는 서로 다른 계층 k 와 $k+1$ 을

같은 크기로 두고 같은 위치의 계수 값을 서로 곱하는 것($A \otimes B$)을 나타내며 식은 다음과 같다.

$$P_k = L_k \odot L_{k+1} = L_k \otimes EXPAND(L_{k+1}) \quad (1)$$

이때 $EXPAND$ 는 $N \times N$ 영상을 보간법을 통해 $2N \times 2N$ 영상으로 확장하는 것을 나타낸다. 생성된 P_k 에 적절한 임계값을 설정하여 잡음과 영상 신호를 분리하게 되면 잡음 신호 제거를 통해 원본 영상의 복원이 가능하게 된다. 잡음 신호가 제거된 라플라시안 피라미드 계층은 다음 식에 의해 재구성된다.

$$\tilde{L}_k = f(P_k, L_k) \quad (2)$$

이 때 f 는 3장에서 설명할 적응적 임계값 설정을 통한 잡음 제거 함수이다. 그림 1은 Lenna 영상을 라플라시안 피라미드로 분해하고 P_k 계층을 구한 영상이다.

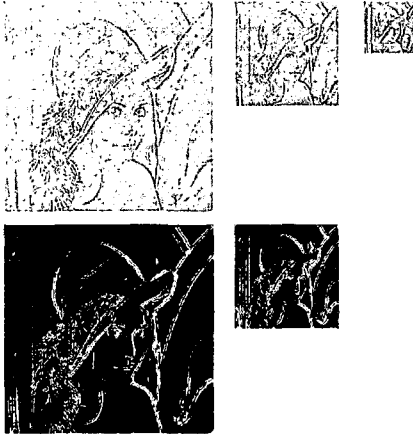


그림 1. Lenna 영상의 L_k, P_k

3. 적응적 임계값 설정을 통한 잡음 제거 방법

P_k 를 이용하여 잡음 신호와 영상 신호를 분리하기 위한 잡음 제거 함수는 아래와 같은 임계값 적용 방식을 따른다. 일반적으로 임계값 적용 방법은 Hard와 Soft 임계값 적용으로 구분된다[5]. Hard의 경우 입력값 l 이 임계값보다 작을 경우 출력은 0이고 크거나 같을 경우 입력값이 출력된다. Soft의 경우 l 이 임계값보다 작을 경우 출력값은 0이지만 크거나 같은 경우에는 임계값에서 임계값을 뺀 값을 출력한다. 두 가지 경우를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$\text{Hard } \tilde{l}_i = l \times 1\{|l| > t\}$$

$$\text{Soft } \tilde{l}_i = \text{sgn}(l) \times \max(0, |l| - t)$$

Hard 임계값 결정이 경계값을 기준으로 극단적인 차이를 보이는 반면에 Soft 임계값 결정은 경계값 주위의 값에서 부드러운 변화를 유도할 수 있다. 제안하는 방법은 Soft threshold를 P_k 의 각 계수에 적용하여 라플라시안 피라미드 신호를 잡음 신호와 영상 신호로 구분한다.

제안하는 방법의 알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

- 1) 입력 영상을 라플라시안 피라미드로 분해한다.
- 2) 식 (1)을 이용하여 P_k 를 구한다.
- 3) 각 P_k 에 식(2)를 적용하여 잡음 신호가 제거된 라플라시안 피라미드 \tilde{L} 를 얻는다. 이때 f 는 다음과 같다.

$$f(L, P) = \begin{cases} 0 & P(x, y) < t_1 \\ & \text{or } A(x, y) < t_2 \\ \text{sgn}(L(x, y)) \cdot \max(0, |L(x, y)| - t_1) & \text{else} \end{cases}$$

이때 t_1 과 t_2 는 각각 지역적 표준 편차와 영역 정보를 이용해 구한 임계값이다. $A(x, y)$ 는 P_k 에서 크기가 t_1 이상이고 (x, y) 와 2차원적으로 연결된 픽셀의 개수이다.

- 4) 잡음 신호가 제거된 라플라시안 피라미드 \tilde{L} 를 가우시안 피라미드와 결합하여 영상을 재구성한다.

잡음 제거 함수 f 에 쓰이는 임계값(t_1, t_2)의 결정 방법은 각각 3.1절과 3.2절에 설명한다.

3.1 지역적 표준편차 기반 임계값 결정 방식

Donoho는 계층간 곱의 각 계층에 적절한 임계값이 $t = \sigma_N \sqrt{2 \log N}$ 임을 제시하였다.[6] 이때 σ_N 는 잡음 신호의 표준편차이고 N 은 신호의 크기이다. Bao와 Zhang은 계층간의 곱을 이용한 방법에서 σ_N 를 다음과 같이 제안하였다.[2]

$$\sigma_N = \frac{\text{Median}(|L_k|)}{0.6745}$$

그러나 P_k 의 전체 영역에 동일한 임계값을 설정할 경우 영상의 경계선 지역에서 경계선 정보가 잡음 신호와 함께 제거되고 평평한 지역에서는 잡음 신호의 제거가 불충분하게 된다. 따라서 영상의 경계 정보를 유지하면서 잡음을 제거하기 위해서는 영상 신호의 지역적 특징에 따라서 임계값을 조절해야 한다.

영상 신호의 지역적 표준 편차를 조사해 보면 신호의 경계 성분이 강한 지역에서는 크게 나타나고 경계성분이 약한 지역에서는 작게 나타난다. 따라서 지역에 존재하는 경계선 정보의 세기는 영상 신호의 지역적 표준 편차를 이용하여 파악이 가능하다. 이러한 특성을 이용하여 표준 편차를 t_1 에 반영하면 신호의 경계선 정보의 세기에 따라 다른 임계값의 적용이 가능하다. Donoho의 임계값에 지역적 표준 편차를 첨가한 임계값은 다음과 같다.

$$t_1(x, y) = \frac{\sigma_N \sqrt{2 \log N}}{\sigma_R(x, y)}$$

이때 N 은 피라미드 계층의 크기이고 $\sigma_R(x, y)$ 은 5×5 영역내의 지역적 표준 편차이다. 위 식을 사용하면 지역적 표준 편차가 큰 곳에서는 $t_1(x, y)$ 값이 작게 나타나 경계 정보의 손실을 막을 수 있게 된다.

3.2 영역 기반 임계값 결정 방식

P_k 를 분석해 보면 그림 2에서 보는 바와 같이 잡음으로 보이는 신호는 작은 면적을 가지면서 영상 전반에 넓게 분포하고 있고 영상으로 보이는 신호는 넓은 면적을 가지면서 뭉쳐 있는 것을 확인할 수 있다. 잡음 신호가 작은 면적을 가고 영상 신호가 넓은 면적을 가지는 것에 착안하여 P_k 내의 각 신호의 면적을 분석하여 임계값 t_2 이하의 작은 면적을 가지는 신호를 잡음 신호로 보고 제거한다. t_2 식은 다음과 같다.

$$t_2 = \log_2 N$$

이 때 N 은 P_k 의 전체 면적이다. 그림 2는 잡음 신호가 포함된 P_k 와 t_2 에 의해 잡음이 제거된 P'_k 의 영상이다.

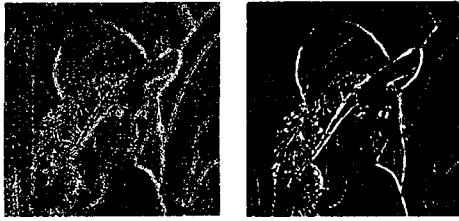


그림 2. 잡음이 있는 P_k 와 잡음이 제거된 P'_k

4. 실험 및 실험 결과

제안한 방법의 성능 측정을 위해 의료용 X-ray 영상과 512x512 크기의 Lenna, Airplane 표준 영상에 각기 다른 표준 편차를 가지는 가산성 정규 잡음을 첨가한 영상을 사용하였다.

영상의 주파수별 분해를 위하여 3개의 계층을 가지는 라플라시안 피라미드를 생성하였으며 각 층에 적응적 임계값 설정 방법을 적용하여 잡음 신호를 제거하였다. 제안한 방법의 성능은 생성된 표준 영상의 경우 결과의 PSNR을 통해 측정하였고 X-ray영상은 치아 진단에 있어 중요하게 보는 2개의 ROI에 대한 CNR(contrast to noise ratio)[2]을 통해 측정하였다. 또한 Bao와 Zhang의 MPTH(Adaptive Multiscale Products Thresholding)방법[2]의 결과와 성능을 비교하였다.

표준 영상과 잡음의 표준편차에 대한 PSNR은 표 1과 같다.

표 1. Lenna, Airplane 영상에 대한 PSNR[dB]

σ	Lenna			Airplane		
	10	13	15	10	13	15
잡음 첨가 영상	28.4	26.1	24.8	28.4	26.1	24.8
MPTH	30.8	30.4	30.1	30.7	30.3	29.9
제안한 방법	34.4	33.4	32.6	32.5	31.6	30.5

표준 영상에서의 결과를 보면 제안한 방법이 잡음 영상에 비해서 6~8dB 정도 향상된 성능을 보이고 있다. MPTH에 비해서도 2~6dB 정도 뛰어난 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. X-ray 영상의 ROI에 대한 CNR 결과는 다음과 같다.

표 2. X-ray 영상의 CNR

	ROI 1	ROI 2
원본	4.95	3.65
MPTH	5.36	5.02
제안한 방법	5.50	5.22

X-ray 영상에서의 결과를 보면 제안한 방법이 원본 영상에 비해 ROI 1에서는 약 0.6 ROI 2에서는 약 1.6의 성능 향상을 보여주고 있다. MPTH에 비해서도 우수한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 실험 결과 제안한 방법이 표준 영상과 X-ray영상 모두에서 경계 정보 유지와 잡음 제거에 뛰어난 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 그림 3은 치아 X-ray 영상 잡음 제거 결과 영상이고 ROI이다. 그림 3의 좌측 하단이 ROI 1이며 중앙 하단이 ROI 2이다.



(a) 원본 (b) MPTH (c) 제안한 방법

그림 3. 치아 X-ray 영상의 결과 및 ROI

그림 4는 ROI 1에 대한 잡음 제거 결과이고 그림 5는 결과의 3차원적 표현이다.



(a) 원본 (b) MPTH (c) 제안한 방법

그림 4. ROI 1의 잡음 제거 결과



(a) 원본 (b) MPTH (c) 제안한 방법

그림 5. ROI 1의 잡음 제거 3차원적 표현

5. 결론

본 논문에서는 X-ray 영상의 경계 정보를 잃지 않으면서 효과적으로 잡음을 제거하기 위해 신호의 경계 정보와 지역적 표준 편차와의 관계 및 잡음 신호의 2차원적 영역 특성을 이용한 잡음 제거 방식을 제안하였다. 제안한 방법은 영상의 표준 편차 및 신호의 면적 정보를 이용하여 영상에 지역 적응적으로 임계값을 정함으로써 잡음 제거 성능을 향상시키면서 경계 정보의 손실을 줄였다. X-ray 및 표준 영상을 이용한 실험 결과의 PSNR 비교를 통해서 제안한 방법이 잡음 제거에 우수한 성능을 보임을 보였고 ROI의 CNR 비교를 통해 영상의 경계 정보 유지에 뛰어난 성능을 보임을 확인하였다.

참고 문헌

[1] Stenphane G. Mallat, "A Theory For Multiresolution Signal Decomposition : The Wavelet Representation," IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 11, No. 7, July 1989.

[2] Paul Bao & Lei Zhang, "Noise Reduction For Magnetic Resonance Images Via Adaptive Multiscale Products Thresholding," IEEE Transactions on medical imaging, vol. 22, No. 9, July 2003.

[3] Lei Zhang, Paul Bao, Xiaolin Wu, "Multiscale LMMSE-Based Image Denoising with Optimal Wavelet Selection," IEEE Transactions on circuits and systems for video technology, vol. 15, No. 4, April 2005.

[4] Peter J. Burt & Edward H. Adelson, "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code," IEEE Transactions on communications, vol. COM-31, No. 4, July 1983.

[5] Alle Meije Wink, Jos B. T. M. Roerdink, "Denoising Functional MR Image : Comparison of Wavelet Denoising and Gaussian Smoothing," IEEE Transactions on medical imaging, vol. 23, No. 4, March 2004

[6] D.L Donoho & I. M. Johnstone, "Ideal Spatial Adaptation via Wavelet Shrinkage," Biometrika, vol. 81, pp 425-255, 1994.