

Wavelet을 이용한 영상처리

전우상*, 한군희**
 *더블유에스컨설팅(CEO)
 **백석대학교 정보통신학부
 wsjeon@ynu.ac.kr

Image Processing Using the Wavelet

Woosang Jeon*, Kun-Hee Han**
 *WScounseling(CEO)
 **Division of Information & Communication Engineering, Baekseok University.

요 약

본 논문에서는 움직임에 의해 흐려지고 잡음으로 훼손된 영상에 대하여 영상전체에 일률적으로 복원 처리를 행하는 기존의 적용방법들에서 나타나는 문제점을 해결하고자 영상의 국부적인 특성과 방향성을 고려한 복원방법을 제시한다. 이는 평면영역과 윤곽영역을 적응적으로 처리하기 위하여 윤곽의 방향성을 찾기 위하여 다해상도 신호분석인 wavelet 계수를 적용하여 처리하는 방법을 제안한다.

1. 서론

잡음에 의해 훼손되고 흐려진 영상의 복원은 잡음을 제거하는 평활화 과정과 윤곽부분을 복원하는 이중적인 관계를 가진다. 즉, 잡음을 평활화하는 경우에는 윤곽도 같이 평활화되며 윤곽을 복원하는 경우에는 잡음도 동시에 강조되는 문제점이 있다. 이런 문제점을 해결하기 위하여 정칙화 방법이^{[1][2]} 도입되었고 최근까지도 연구가 진행되고 있다.

Biamond, Legendijk 그리고 Katsaggelos^[3-5] 등은 기존의 처리방법에 정칙화 이론을 적용함으로써 리플현상과 같은 복원 오차를 감소시키고 라플라시안 정칙화 연산자를 복원방법에 적용한 방법을 제안하였다. 그러나 이러한 방법들에는 정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하고, 정칙화 파라미터를 영상의 국부적인 특성을 고려하지 않고 영상전체에 일률적으로 정칙화를 행함으로써 윤곽부분에 리플잡음이 발생하였고 평면부분에서도 잡음증폭을 피할 수 없었으며, 또한 시각적으로 중요한 윤곽부분의 복원에 효율적이지 못한 문제점을 안고 있었다.

본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 영상을 평면영역과 윤곽영역으로 나누고 윤곽방향성을 고려한 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 평면영역과 윤곽영역의 방향특성에 따라 적응적으로 처리하는 복원방법을 제안한다. 이는 영상으로부터 방향성정보를 추출하여, 평면영역에서는 기존의 라플라시안 정칙화 연산자를 사용하여 잡음의 증폭을 효과적으로 억제하고, 윤곽부분에서는 복원효과를 증대시키기 위하여 윤곽의 방향특성에 맞는 방향성 정칙화 연산자를 사용하여 리플현상을 억제하여 윤곽부분의 해상도를 향상시키고자 한다.

본 논문의 구성은 2장에서 정칙화 반복복원방법에 대한 일반적인 이론을 제시하였고, 3장에서는 윤곽방향 추출방법을 설명하였으며, 4장에서는 제안한 방법을 적용한 실험 및 그 결과를 분석하고, 5장에서 결론을 맺었다.

2. 정칙화이론^[4]

원 영상이 흐려지고 가산잡음에 의해 훼손되었을 경우 영상의 훼손모델은 다음과 같다.

$$g = Hf + n \tag{1}$$

여기서 g, f, n 은 각각 잡음이 섞인 훼손된 영상, 원 영상, 가산잡음을 표현한다. H 는점 확산 함수이다.

잡음과 흐려짐이 동시에 발생하여 훼손된 영상의 복원에서는 잡음의 평활화와 윤곽의 복원이 서로 상반된 이중적 관계이다. 따라서 정칙화 방법은 해의 집합으로부터 가장 적합한 복원해를 구하기 위한 기준을 정의한다. 복원해가 만족해야 하는 잡음 평활화 기준은 다음과 같다.

$$\Phi(\hat{f}) = \|g - H\hat{f}\| \leq \|n\| = \epsilon \tag{2}$$

여기서 \hat{f} 는 복원된 해이고 ϵ 은 잡음 상수이다. 윤곽의 복원 기준은 다음과 같이 정의한다.

$$\Omega(\hat{f}) = \|C\hat{f}\| \leq E \tag{3}$$

C 는 정칙화 연산자로서 고주파 통과 필터의 성질을 갖는 선형 연산자로, 윤곽부분의 잡음증폭을 억제하는데 사용된다. 이때 E 는 상수이다. 정칙화 해는 식(2)의 조건을 만족하는 상태에서 식(3)을 최소화함으로써 구할 수 있다. 즉

$$\Omega(\hat{f}) = \|g - H\hat{f}\|^2 + \alpha \|C\hat{f}\|^2 \leq 2\epsilon^2 \tag{4}$$

의 정칙화 기준을 만족하는 해를 구한다. 여기서 α 는 정칙화 파라메타로 상수이다.

3. 다해상도 신호분석에 의한 방향성 추출

정칙화 연산자로 라플라시안 연산자를 사용하여 영상 전체에 일률적으로 적용함으로써 윤곽영역을 복원할 때 윤곽부분에 리플잡음을 발생시켜 시각적으로 만족스러운 결과를 얻을 수 없었다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위하여 평면영역에서의 잡음증폭을 효과적으로 억제 시켜주고 윤곽영역에서의 해상도 향상과 윤곽과 같은 방향으로 나타나는 리플잡음을 줄일 수 있도록 하기 위한 방법으로 기존의 윤곽 방향 후보를 찾는 템플릿 매칭 방법 대신 웨이블릿 변환의 필터계수를 적용하였다^[6].

그림 1은 웨이블릿 변환을 이용하여 구조를 다른 해상도를 가지는 구조로 만든 결과이다. 2단계 웨이블릿 분해를 적용한 것으로서 H(High)는 고주파 성분대역이고, L(Low)은 저주파 성분대역, 그리고 숫자 1과 2는 분해단계를 나타낸다. LL영역은 부대역 중에서 가장 중요한 대역으로서 크기가 줄어들면서도 원영상의 성질을 대부분 포함하고 있는 대역이며, LH_{1,2}, HL_{1,2}, HH_{1,2} 영역은 각각 입력되는 영상의 수평성분, 수직성분, 대각선 성분의 에지 정보를 포함하고 있다.

본 논문에서는 그림 1과 같은 형태의 대역으로 분리하여 각 영역의 정보를 추출하기 위해 사용하는 필터계수는 5/3 필터계수를 사용한다. 다음 표 1은 일반적으로 알려져 있는 5/3 필터계수를 나타내었다.

[표 1] 기본 5/3 필터 계수

	Analysis Filter Coefficients		Synthesis Filter Coefficients	
	Lowpass Filter $h_L(i)$	Highpass Filter $h_H(i)$	Lowpass Filter $g_L(i)$	Highpass Filter $g_H(i)$
0	6/8	1	1	6/8
±1	2/8	-1/2	-1/2	2/8
±2	-1/8			-1/8

4. 실험 결과 분석

본 논문에서의 실험에 사용된 표준영상은 "Lena" 영상을 사용하며, 이 표준영상에 수평방향으로 크기 L 만큼 움직여서 흐려진 영상에 20dB의 가우시안 잡음이 추가시킨 훼손 영상을 입력으로 사용한다. 움직임에 의한 흐려진 영상의 전달 함수는 다음과 같다.

$$H(n) = \begin{cases} \frac{1}{L}, & 0 \leq n < L \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (5)$$

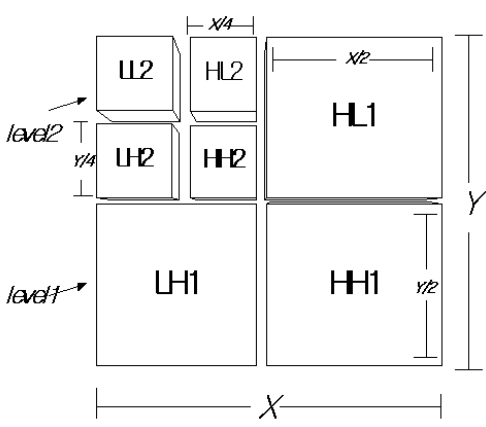
훼손영상 g 는 전달함수에 의해 흐려진 영상에 20dB의 BSNR(Blurred SNR)을 갖는 의사 가우시안 백색잡음이 첨가된 영상이고 이때 흐려진 영상의 신호 대 잡음비 BSNR(Blurred SNR)은 다음과 같다.

$$BSNR = \frac{\text{variance of the blurred image}}{\text{variance of the additive noise}} = \frac{\sigma_{HF}^2}{\sigma_n^2} \quad (6)$$

화질의 평가적도는 k 번째 반복하여 복원된 영상의 객관적인 개선정도를 판단할 수 있는 ISNR(Improved SNR)을 사용하였다. 복원된 결과는 각 반복횟수에 따라 기존의 방법과 비교하였다.

$$ISNR = 10 \log \frac{\sum_{(i,j) \in I} (g(i,j) - f(i,j))^2}{\sum_{(i,j) \in I} (f(i,j) - \hat{f}_k(i,j))^2} \quad (7)$$

"Lena" 원영상은 그림 2에 나타내었다. 훼손된 영상에 대하여 기존의 방법을 이용하여 복원한 결과와 제안한 방법을 이용한 복원방법의 결과 및 그에 대한 오차영상을 그림 3에 나타내었다. 그림(a)는 훼손영상이며 그림(b)는 훼손영상의 오차이다. 그림(c)는 기존의 방법에 라플라시안 정칙화 연산자를 영상 전체에 일률적으로 처리한 결과이고 그림(d)는 그림 (c)의 오차영상으로 윤곽부분에 리플잡음이 많고 평면영역에 잡음이 남아있음을 알 수 있다.



[그림1] Two-level wavelet transform



[그림 2] 원영상



(a)



(b)



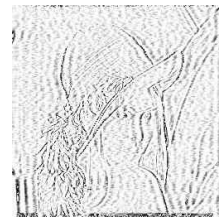
(c)



(d)



(e)



(f)

[그림 3] "Lena" 영상에 대한 복원된 영상과 오차영상

각 반복횟수 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30번째에서의 ISNR을 서로 비교하면 기존의 방법의 ISNR은 0.63, 1.86, 2.32, 2.49, 2.55, 2.54, 2.49 dB이고 제안된 방법의 ISNR은 0.68, 1.94, 2.14, 2.24, 2.27, 2.28, 2.29 dB이다. 또한 각 반복 횟수에서의 MSE를 비교해보면, 기존 방법은 295, 222, 200, 192, 189, 190, 192 이었고 제안된 방법은 283, 206, 196, 192, 190, 190, 190 이되어 수렴의 안정성을 보이고 있다. 참고로 훼손영상의 초기 MSE는 359.25 이었다.

본 논문에서 기존의 방법과 제안된 방법 모두 반복시 수렴율이 좋아지고 MSE가 개선됨을 알 수 있었다.

5. 결 론

디지털 영상 복원은 훼손되거나 오류 때문에 왜곡된 디지털 영상을 원래의 디지털 영상과 가장 가까운 형태로 복원하는 과

정이다. 예를 들어 의료영상장비는 임상병리검사 장비와 더불어 질병의 진단 및 치료에 필수적인 데이터를 제공하는 장비로서 병원장비 구성의 50% 이상을 차지하는 중요한 장비이다. 의료 영상시스템의 기본원리는 X선, 초음파, 자장, 열분포 등의 에너지로부터 얻은 영상신호 성분을 사진 또는 TV 화면으로 직접 표시하거나 컴퓨터를 사용하여 신호처리를 거친 후에 필요한 영상 정보를 얻고 있다. 이에 대하여 잡음으로 훼손된 영상을 복원할 시 영상의 국부적인 특성을 고려하여 적용함으로써 기존에 나타나는 문제점들을 해결할 수 있는 방법들이 꾸준히 연구되어져야 할 것이다. 영상복원은 의공학에 있어서도 전처리 과정에서 많이 활용될 수 있는 연구 분야이며 특히 사람의 생명과 직결되는 대상으로 하는 것이니만큼 복구에 대한 연구 방법은 중요한 가치를 가질 수 있을 것으로 판단된다. 실험의 샘플 또한 다양한 범위에서 실험을 하여 제안한 방법의 우수성을 입증할 필요를 느낀다.

참 고 문 헌

- [1]. A. N. Tikhonov and V. Y. Arsenin, *Solution of Ill-Posed Problems*, Washington, D.C. : V. H. Winston and Sons, 1977
- [2]. K. Miller, "Least-squares Method for Ill-Posed Problems with a Prescribed Bound," *SIAM J. Math Anal.*, vol. 1, pp. 52-74, Feb. 1970
- [3]. R. L. Lagendijk, J. Biemond, and D. E. Boekee, "Regularized Iterative Image Restoration with Ringing Reduction," *IEEE Trans. ASSP*, vol. 36, no. 12, pp. 1874-1888, Dec. 1988
- [4] R. L. Lagendijk, J. Biemond, *Iterative Identification and Restoration of Images*, pp.71-88, *Kluwer Academic Publishers*, 1991
- [5] A. K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Opt. Eng.* 28(7), pp. 735-748, 1989
- [6] 전우상, 한군희, "잡음으로 훼손된 영상에 대한 새로운 영상처리방법론," 한국산학기술학회, 제11권 제3호, pp965-970, 2010