

퍼지를 이용한 다해상도 기반 의료영상 노이즈 제거 기술

고승현*, 이준환**

*전북대학교 컴퓨터공학과

**전북대학교 컴퓨터공학과

e-mail:ccurian86@jbnu.ac.kr

Multi-scale Noise Reduction Technique for Medical Image Using Fuzzy

Seung-Hyun Ko*, Joon-Whoan Lee**

*Dept of Computer Engineering, Chonbuk National University

**Dept of Computer Engineering, Chonbuk National University

요 약

의료영상에서의 노이즈는 환자 진단에 있어서 막대한 영향을 미치는 영상의 화질을 떨어트림으로써, 진단에 대한 유효성을 낮추게 된다. 특히, 현재 이슈화 되고 있는 저선량 의료영상은 기존의 고선량 의료영상보다 노이즈 레벨이 높으며, 이에 따라서 의료영상에서의 노이즈 제거 기술은 매우 중요한 사안으로 부각되고 있다. 본 논문에서 제시하는 노이즈 제거 기술은 각각의 투영 영상을 여러개의 부대역(sub-band)으로 분해하는 것으로부터 시작한다. 분해된 각각의 부대역 영상은 엣지 검출기를 통하여 엣지 부분과 평탄한 영역으로 구별되어 진다. 검출된 엣지는 0 ~ 1 사이의 값으로 정규화 되며, 퍼지 기반의 연산을 통하여 엣지의 확실성을 나타내는 엣지맵으로 변환하게 된다. 이 엣지맵을 통하여 각 부대역 영상의 필터링 정도를 제어하고, 분해된 각 부대역을 결합하는 방식을 취함으로써 영상의 엣지 부분을 최대한 보존하면서 노이즈는 효과적으로 제거하도록 하였다.

1. 서론

의료 영상은 인체 내부의 조직이나 기관을 포함하여 의학적으로 유용한 모든 생체 정보를 영상화한 데이터를 의미한다. 이러한 정보를 통해 환자의 질병을 정확히 진단하는 목적으로 많이 사용되기 때문에 의료 영상의 형태학적 정보 수준과 화질은 때로는 환자의 삶을 결정짓는 요소가 되기도 한다. 하지만 이러한 의료영상은 영상 획득 과정에서 카메라 렌즈나 장비 등의 문제로 인해 잡음이나 회전, 왜곡 등이 생길 수 있다. 이러한 의료 영상의 잡음 문제에 대해서 다양한 노력들이 진행되어져 왔으며, 선형(Linear)필터, 비등방성 확산(Anisotropic Nonlinear diffusion)필터[1], 웨이블릿(Wavelet) 기반 필터[2], 비국소적(Non-Local Mean) 필터[3] 등이 사용되어지고 있다. 선형 필터의 경우 개념적으로 간단하고 적용이 쉽다는 장점이 있으나, 영상에 나타난 경계 정보를 손상시키고, 영상을 흐릿하게 한다는 단점이 있다. 비등방성 확산 필터는 영상의 경계를 비교적 잘 보존하지만 반복 임계값 설정과 같은 적응적인 파라미터를 찾아내기가 힘들고, 반복 임계값이 높아질 수록 연산량이 많아 지는 것이 단점이다. 웨이블릿 기반 필터는 노이즈로부터 원본 신호를 분리할 수 있다는 장점이 있지만, 높은 노이즈가 포함된 영상에서는 물체의 경계를 많이 해칠 수 있다. 비국소적 필터는 경계를 비교적 잘 살리지만 비등방성 확산 필터와 마찬가지로 계산이 매우 복잡하다.

본 논문에서는 위에서 열거한 것처럼 형태학적 경계 정보를 잘 살림과 동시에 노이즈를 효과적으로 분리하여 제거할 수 있는 방법을 제안한다.

2. 제안하는 방법

본 논문에서 제시하는 방법은 그림 1과 같다. 먼저, 영상의 다해상도 분해를 통한 부대역(Sub-band)별 영상을 획득한다. 획득한 각각의 부대역별 영상은 퍼지 로직 기반의 연산을 통하여 엣지 신뢰도 맵(Edge Confidence Map)을 구하며, 엣지 신뢰도 맵을 이용하여 각 부대역 영상에 비선형적인 필터를 적용한다. 필터를 적용한 영상은 합성 과정을 거쳐 최종적인 결과 영상을 획득한다.

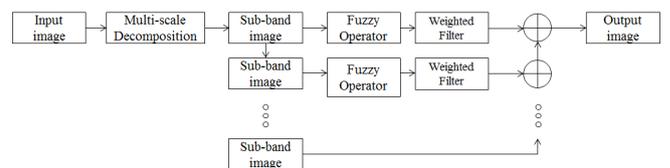


그림 1. 제안하는 퍼지 로직 기반의 다해상도 노이즈 제거

2.1 다해상도 분해 방법

일반적으로 영상에서 엣지와 노이즈 부분 등의 대비 정보는 고주파수 영역에 존재하며, 영상에 명암 정보는 주로 저주파수 영역에 존재하게 된다. 다해상도 분해 방법은

일반적으로 고주파수 영역과 저주파수 영역을 분리해 내는 좋은 방법이므로, 고주파수 영역을 구하기 위해서 본 논문에서는 라플라시안 피라미드(Laplacian Pyramid)[4]를 이용하여 각 부대역별 영상을 획득하게 된다. 라플라시안 피라미드를 구성하기 위한 가우시안 피라미드의 구성 방법은 식 (1)과 같으며, 이를 이용하여 라플라시안 피라미드의 구성은 식 (2)와 같다.

$$g_n = REDUCE(g_{n-1}) \quad (1)$$

$$L_l = g_l - EXPAND(g_{l+1}) \quad (2)$$

수식 (1)에서 n 은 피라미드의 레벨을 나타내며, g_0 은 입력 영상과 같다. REDUCE 연산은 지역 통과 필터를 취한 후 영상을 서브 샘플링하는 것을 의미한다. 마찬가지로 수식 (2)에서 l 은 피라미드의 레벨을 나타내며, EXPAND 연산은 영상의 업 샘플링을 의미한다. 이때, 업 샘플링시 보간법은 4x4 격자 값들을 윈도우로 이용하여 이웃픽셀을 참조하여 보간하는 3차 회선 보간법(Cubic Convolution Interpolation)을 적용하였다. 3차 회선 보간법은 비어있는 데이터를 보간할 때 가중치를 양방향으로 줄 수 있어 일반적인 양선형 보간(Bilinear Interpolation) 또는 최인접 보간(Nearest Neighbor Interpolation) 보다 오차가 줄어드는 이점이 있다.

2.2 퍼지 기반 엣지 신뢰도 맵

일반적으로 확실한 엣지 부분과 그렇지 않은 부분을 2진 논리(binary logic)을 적용하여 노이즈를 제거하는 방법을 Hard switching 필터라 하며, 이것은 엣지가 모호하거나, 높은 노이즈 레벨을 가진 영상에 적용하게 되면 잘못된 필터로 인해 인공구조(Artifact)를 만들어 낼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 퍼지 연산과 퍼지 규칙을 적용하여 영상에서 발견된 엣지의 확실한 정도를 나타내는 엣지 신뢰도 맵을 구한 후 신뢰도에 따른 가중 필터를 취한다.

논문에서 사용되는 퍼지 연산과 퍼지 규칙을 위한 일반적인 퍼지 연산은 표 1과 같다.

<표 1> 일반적인 퍼지 연산

Fuzzy Intersection	Algebraic product $r_A(\mu)r_B(\mu)$
Fuzzy Union	Algebraic sum $r_A(\mu) + r_B(\mu) - r_A(\mu)r_B(\mu)$

표 1에서 $r_A(\mu)$ 와 $r_B(\mu)$ 는 퍼지집합 A와 B에 상응되는 membership 이며, μ 는 전체 집합 U 의 요소라 할 수 있다.

우선, 퍼지 논리를 이용하여 엣지 신뢰도 맵을 구하기 전에 각 부대역 영상에 소벨 엣지 검출기를 이용하여 영상의 Gradient Magnitude를 구한 후, 이 값을 멤버쉽 함수(Membership Function) BIG를 이용하여 정규화 한다. 멤버쉽 함수 BIG은 식 (3)과 같다.

$$BIG = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq 0 \\ \frac{x}{b} & \text{if } 0 < x < b \\ 1 & \text{if } x > b \end{cases} \quad (3)$$

여기에서 x 는 Gradient Magnitude 값을 나타내고, b 는 멤버쉽 함수 BIG의 기울기를 결정하는 사용자 조절 파라미터 값이다. b 의 값은 특정 윈도우내의 편차 값의 총합의 평균값으로 지정하며, 이러한 특성으로 인하여 노이즈가 심한 영상에서는 기울기를 완만하게 하여 노이즈에 강하게 하고, 노이즈가 적은 영상에서는 조금의 엣지에도 민감하게 반응하도록 하여 준다.

정규화한 영상에서 다음과 같은 퍼지 규칙을 적용하여 엣지 신뢰도 맵을 구한다. 퍼지 규칙은 3x3 크기의 윈도우에서 가운데 픽셀과 그 주변의 이웃하는 픽셀 $(x+i, y+j)(i, j = -1, 0, 1)$ 에 적용되며, 아래와 같다.

만약, 3x3윈도우의 가운데 픽셀의 Membership이 BIG이고 가운데 픽셀에 이웃하는 최소 3개의 픽셀 또한 BIG이면, 가운데 픽셀은 확실한 엣지이다.

아래의 그림 1은 퍼지 규칙을 가시적으로 표현한 예이다.

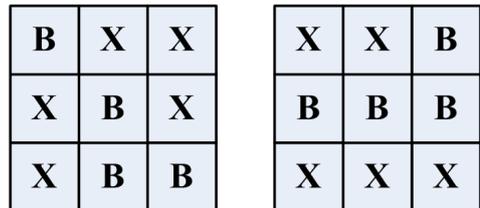


그림 1. 퍼지 규칙 예시

위의 예시에서 B는 membership을 나타내며, X는 규칙에서 제외되는 부분으로, 총 16개의 규칙을 생성하여 퍼지 규칙의 전제부는 퍼지 대수 곱을 적용하며, 결론부는 퍼지 대수 합 연산을 통해 구한다. 이렇게 구해진 영상은 엣지 신뢰도 맵이라 정의한다.

2.3 가중 양방향 필터

일반적인 잘 알려진 양방향 필터(Bilateral Filter)[5]는 경계를 보존하면서(Edge preserving) 노이즈를 감소시키는 필터로, 대표적인 특징은 보통 가우시안에 기초하여 중심 픽셀로부터의 위치 값에 의존하여 노이즈 필터링 부분과 중심 픽셀의 영상 값과 주변 픽셀의 영상 값에 따른 가중치를 적용한다는 것이다. 이러한 특성으로 양방향 필

터의 커널 모양은 평탄한 지역에 생긴 노이즈 부분에 대해서는 넓은 종모양의 분포를 가지게 되어 노이즈를 제거하게 되고, 영상의 엣지 부분에 대해서는 좁고 뾰족한 종모양의 분포를 가지게 하여 최대한 엣지를 보존하도록 한다. 그림 2는 위에서 설명한 일반적인 가우시안 필터와 양방향 필터의 차이점을 나타내고 있다.

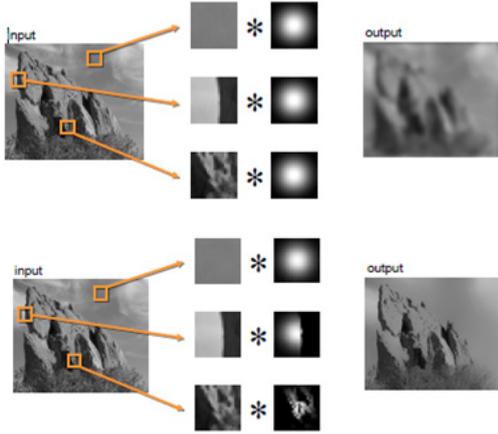


그림 2. 일반 가우시안 필터(위)와 양방향 필터(아래)

일반적으로 픽셀 p 위치에서의 값을 $f(p)$ 라 할 때, 양방향 필터는 식 (4)와 같다.

$$\frac{1}{N_p} \sum_{q \in D} \phi_g(p-q) \phi_h(f(p)-f(q)) f(q) \quad (4)$$

이며, 여기에서

$$N_p = \sum_{q \in D} \phi_g(p-q) \phi_h(f(p)-f(q)), \quad (5)$$

$$\phi_m(t) = \exp\left(\frac{-t^2}{2m^2}\right) \quad (6)$$

D 는 중심 픽셀 p 에서의 이웃하는 픽셀들의 집합이며, g, h 는 filtering 파라미터이다.

여기에 더 나아가 앞에서 구했던 엣지 신뢰도 맵을 이용하여 추가적인 가중치를 주면, 식 (4)를 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$f(p) + (1-\alpha(p)) \left(\frac{1}{N_p} \sum_{q \in D} \phi_g(p-q) \phi_h(f(p)-f(q)) f(q) \right) \quad (7)$$

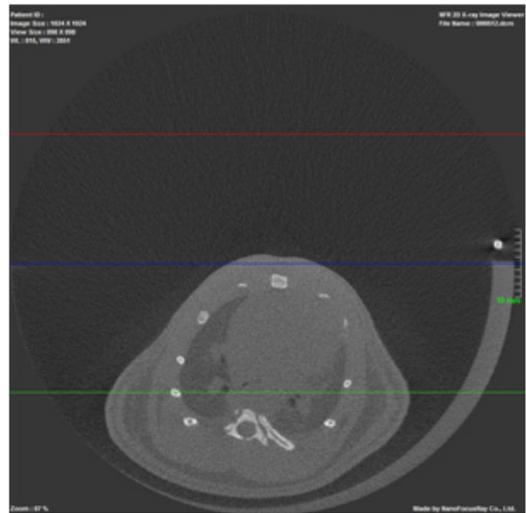
여기에서 $\alpha(p)$ 는 방법 2.2에서 구한 엣지 신뢰도 맵이다.

3. 실험 방법 및 결과

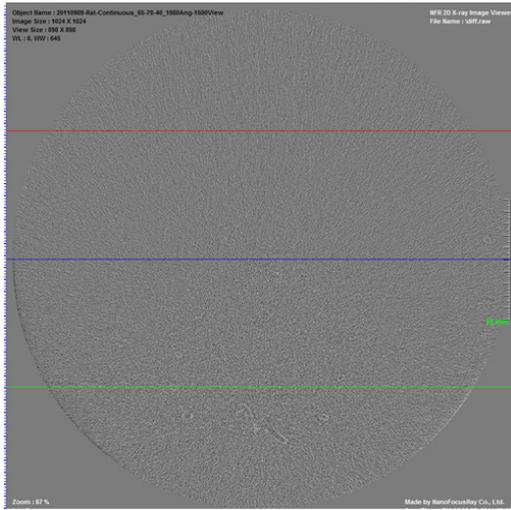
본 논문에서 제안한 방법의 실험 데이터는 (주)나노포커스레이의 전임상 소동물 실험용 micro-CT인 Polaris-G90 장비에서 얻은 데이터를 이용하여 진행하였으며, 실험용 쥐의 영상을 대상으로 하였다. Polaris-G90은 Cone-beam X-Ray 발생장치와 평판형 검출기를 통하여 고해상도의 투영 데이터 및 CT 영상을 얻을 수 있는 것이 특징적인 장비이다. 일단, 투영 영상 데이터는 16bit raw data 포맷으로, 1° 도당 한 장씩 영상을 획득하여 총 360장의 영상 데이터 집합으로 구성된다. 영상 데이터 집합에 속한 각각의 투영 영상을 본 논문에서 제안한 알고리즘을 통해 노이즈를 제거한 후 필터 보정 역투영법(filtered back projection)을 적용하여 투영 데이터로부터 $512 \times 512 \times 512$ 크기의 3D 단층 영상을 획득하게 된다.

식 (3)에서 기술한 멤버쉽 함수의 기울기를 조절하는 파라미터 b 는 통상적으로 $2.5\sigma_{av}$ 로 선택하였으며, 여기서 σ_{av} 는 영상에서 윈도우 내 편차의 전체 합의 평균값이다.

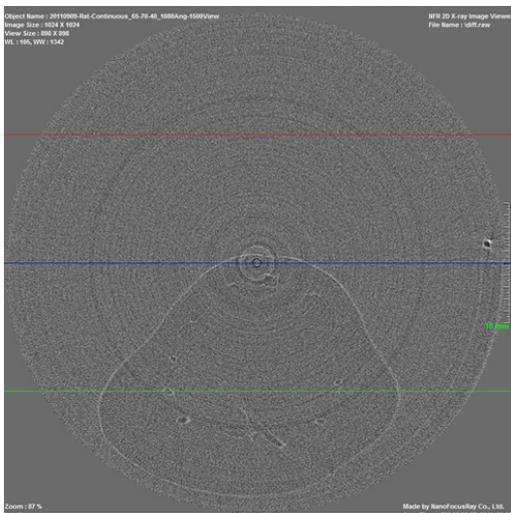
그림 3의 (a) 영상은 원본 영상이며, (b)는 본 논문에서 제안한 방법을 적용하여 얻은 영상과 원본 영상의 차 영상, (c) 영상은 일반 가우시안 필터를 적용하여 얻은 영상과 원본의 차 영상으로써, 본 논문에서 제안한 방법으로 노이즈를 제거한 후의 영상의 엣지 부분은 원본과 동일한 수준을 유지하면서, 노이즈는 많이 줄어들었음을 확인할 수 있다.



(a)

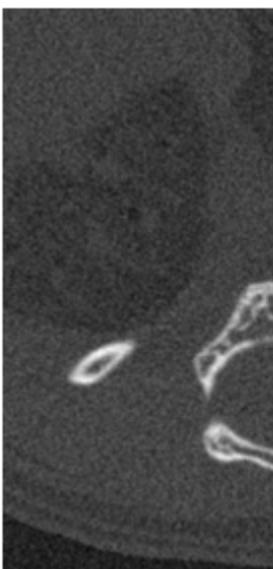


(b)

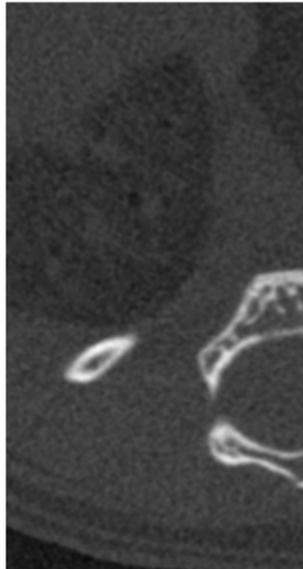


(c)

그림 3. (a) 원본 영상, (b) 원본과 제안한 노이즈 제거 후 영상간의 차 영상, (c) 원본과 가우시안 필터 노이즈 제거 후 영상간의 차 영상.



(a)



(b)

그림 4. 위 데이터는 쥐의 폐 부분에 대한 영상으로 (a)는 원본영상, (b)는 논문에서 제안한 노이즈 제거 영상이다. (a)에 비해서 (b) 영상이 전체적으로 엷지는 보존되고 노이즈가 줄어들음을 확인할 수 있다.

4. 결론

본 논문에서 제안한 퍼지를 이용한 다해상도에서의 의료영상 노이즈 제거 기술은 일반적인 노이즈 제거 기술보다 형태학적인 정보를 잘 보존하면서 동시에 노이즈를 제거하는 방법이다. 기존에 엷지 보존 노이즈 제거 기술로 많이 알려져 있는 비등방성 확산 필터 방식이나 안정화된 역확산 필터(stabilized inverse diffusion equations)와 같은 기술은 노이즈 제거에서 우월한 성능을 보이거나 반복적인 적용값으로 인해 연산 복잡도가 증가한다. 반면, 본 논문에서 제안한 방법은 기존의 엷지 보존 알고리즘을 통한 노이즈 제거 방법보다 연산 복잡도가 줄어들고, 형태학적 정보는 유지하게 된다.

이러한 장점들은 의료영상 보다 나은 영상을 제공함으로써 환자에 대한 진단 정확도를 증가시킬 수 있을 것으로 보인다.

참고문헌

- [1] P. Perona, J. Malik, "Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, pp. 629-639, 1990.
- [2] C.S. Anand, J.S. Sahambi, "MRI Denoising Using Bilateral Filter in Redundant Wavelet Domain", IEEE Region 10 Conference TENCON, pp. 1-6, 2008.
- [3] A.N. Avanaki, A. Diyanat, S. Sodagari, "Optimum Parameter Estimation for Non-Local Means Image Denoising Using Corner Information", 9th International Conference on Signal Processing, pp. 861-863, 2008.
- [4] P. J. Burt and E. H. Adelson, "The Laplacian pyramid as a compact image code," IEEE Trans. Commun., 31: 532-540, 1983.
- [5] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," IEEE ICCV, pp. 839-846, 1998