

Wavelet을 이용한 CT 3차원 뇌혈관에서의 노이즈 제거 필터 구현

성열훈^{1,2,*}, 박현재¹, 강행봉¹

¹가톨릭대학교 컴퓨터 공학과

²분당서울대학교병원 진단방사선과

radimage^{1,2,*}@snubh.org, hjpark¹@intime.co.kr, hbkang¹@catholic.ac.kr

Wavelet-based Noise reduction filter for 3-dimensional Computed Tomography brian angiography

Yeol-Hun Seong^{1,2,*}, Hyeon-Jae Bak¹, Hang-Bong Kang¹

¹Dep. of Computer Engineering The Catholic University

²Dep. of Diagnostic Radiology The Seoul National University Bundang Hospital

요 약

X-ray를 이용한 CT(Computed Tomography : 이하 CT)영상은 사물에 대해 회전하면서 X-ray가 투과하여 감압 정도에 따라서 영상을 획득하지만 검사 목적과는 관계없이 발생하는 통계적인 오차로 인해 정확한 CT영상의 구성을 교란하거나 방해하여 영상의 질을 저하시키고 미세 부분의 관찰 능력을 감소시키는 장애 요인인 아티팩트(artifact)라는 노이즈가 발생한다. 이러한 노이즈를 제거하는 필터를 설계 할 때는 두 가지 고려해야 할 사항이 있는데 첫째는 영상 내의 노이즈를 정확히 판단하여 효과적으로 제거해야 하며, 둘째로는 원래의 영상에 가깝도록 경계와 같은 세부 영역을 보존해야 한다는 점이다. 기존에는 mean 필터나 median 필터, 그리고 Gaussian 필터 등을 사용했지만 상세한 부분을 보존하기에는 실패하는 단점이 있다. 따라서 본문에서는 wavelet 변환을 하여 영상의 주파수 대역을 저주파 영역과 고주파 영역으로 분리하여 각각의 영역에서 노이즈를 제거할 수 있도록 적합한 필터를 설계하고 방법을 제안하여 그 필터를 CT 3차원 뇌혈관 영상에 적용하여 많은 노이즈를 제거하였고 낮은 Threshold값에서도 작은 혈관을 관찰 할 수 있었다.

1. 서 론

의료영상 중 노이즈 제거의 기원은 자기공명영상(Magnetic Resonance Imaging : MRI)을 응용한 Bao와 Zhang에 의한 노이즈 제거 기술이 알려져 있다[1,2]. 하지만 Bao와 Zhang은 디지털 X-ray 영상의 시퀀스로부터 두드러지게 다른 특성을 가지고 있는 MRI데이터에 적용하였기 때문에 CT영상에는 적합하지 않았다. 그 밖에 의료 영상 노이즈 제거 방법은 mean 필터, median 필터[3,4], 그리고 Gaussian 필터에 근거를 둔다. 이들 필터들은 효과적으로 작은 반점을 제거하지만 단지 low-pass 필터이기 때문에 많이 상세한 부분을 보존하기에는 실패하는 단점이 있다.

최근에는 노이즈 데이터로부터 신호를 복원하기 위한 강력한 도구로서 wavelet transform을 사용하고 있다[5,6]. 그 이유는 wavelet 변환을 하여 영상의 주파수 대역을 저주파 영역과 고주파 영역으로 분리하여 각각의 영역에서 노이즈를 제거할 수 있도록 적합한 필터를 설계할 수 있기 때문이다. 본 논문에서는 일반적으로 많이 사용되는 노이즈 제거 필터와 복잡한 wavelet coefficient shrinkage 필터와 몇몇 비교하였으며 이를 위해 저주파 대역에는 Kuan이 고안한 필터[7]를 이용하였고 고주파 대역에는 Soft Thresholding을 수행하여 뇌혈관 CT영상에서 생기는 노이즈를 제거한 후 이를 3차원 볼륨 렌더링하여 그 결과 영상을 얻었다.

본 논문의 구조는 2장에서 기존의 노이즈 제거 필터에 대해서 서술하고, 3장에서는 제안한 노이즈 필터 구조를 설명하고 4장에서는 실험 결과에 대해 기술하고, 마지막으로 5장에서 결론으로 마친다.

2. 기존 필터들의 특성

가. 평균(Mean) 필터

어떤 영상에 노이즈가 있다고 할 때, 그 영상을 보고 알 수 있는 것은 노이즈의 농도와 그 주변 농도의 급격한 농도차가 있어서 눈에 거슬린다는 것이다. 이러한 노이즈의 성질을 이용하여 노이즈 제거를 행하는 수법을 smoothing이라고 부른다. 단, 영상 데이터의 경계 부분도 급격한 농도차가 있기 때문에 이 경계의 부분과 노이즈 부분을 어떠한 방법으로 분리하여 노이즈만을 제거하는가가 smoothing 과정의 중점이 된다. 이를 위한 간단한 노이즈 제거법이 이동 평균법(Mean)이다. 이 기법은 영상을 흐리게 하면, 세밀한 노이즈는 눈에 보이지 않게 된다는 점에서 착안되었다

그러나 이 방법으로는 노이즈나 경계를 고려하지 않고 모두 흐

리게 해 버리기 때문에 노이즈를 제거할 수 있어도 원하는 결과 영상이 흐리게 되고 만다. 이것은 영상 데이터의 경계 부분도 급격한 농도차가 있기 때문에 이 경계 부분과 노이즈 부분을 분리하여 노이즈만 제거하지 못하는 문제점을 가지고 있다.

나. 중앙값(Median) 필터

Median 필터는 임펄스 노이즈를 제거하기에 적합하며 Low pass 필터 보다 예리한 경계를 좀더 잘 보존하는 장점이 있고 가장 일반적으로 사용되는 필터이다. 즉 각 화소의 명암도가 평균값 대신에 그 화소의 주변 점들 내에서 명암도의 중간 값으로 대체된다. 이 방법은 특별히 노이즈의 형태가 강하고 길쭉한 선과 같은 요소들로 구성되어 있을 때 효과적이고 모서리 선명화가 잘 보존되는 특성을 가지고 있으며 고주파수 특징을 보이는 다른 성분들이 제거되는 단점과 정렬을 하기 때문에 Mean 필터에 비하여 5배 정도의 시간이 더 걸리는 단점이 있다.

다. 가우시안(Gaussian) 필터

노이즈 중에는 갑자기 파 튀는 노이즈도 아니고 계속 같은 레벨의 노이즈도 아니고, 어느 정도 랜덤하면서 자연계에서 쉽게 볼 수 있는 분포를 갖는 노이즈이 있는데 이를 가우시안(Gaussian) 분포 또는 정규 분포를 가지는 노이즈라고 일컫는다. Gaussian 필터는 이러한 노이즈를 제거하는 필터이다. Mean 필터와 비슷한 성질을 가지고 있지만 Gaussian ('bell-shaped') hump의 형태로 표현되는 다른 kernel을 이용한다는 점이 다르다.

즉 kernel의 중앙 픽셀의 값에 더 가중치를 주는데 mean 필터의 uniformly weighted average에 대비된다. 때문에 Gaussian 은 mean 필터보다는 경계를 더 보존하고 더 부드러운 성질을 가지고 있다[8,9].

3. 제안한 노이즈 필터의 구조

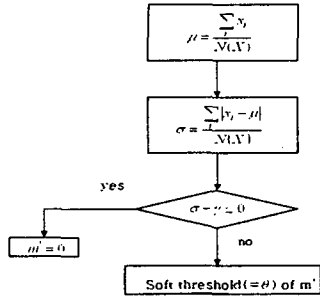
3.1 고주파 영역의 필터링 알고리즘

고주파 영역에서의 노이즈 제거는 랜덤노이즈의 효과적인 제거가 핵심이며, 랜덤노이즈의 특성을 찾아내어 효율적인 제거를 꾀한다. (그림 2)을 보면 먼저 마스크 내의 모든 픽셀의 평균값을 구한 후 편차 (variance)를 구한다.

이때 $\sigma - \gamma \leq 0$ 이면 현재 픽셀의 새로운 데이터 m' 을 0으로 설정한

다. 하지만 $\sigma > \gamma > 0$ 이면 현재 픽셀의 새로운 값 m' 을 soft thresholding 한다.

Soft threshold에 사용할 threshold θ 가 낮아지면 분산이 높아지도록 (식1)처럼 정의하면



(그림2) 고주파 영역에서 새로운 중앙값 m' 을 결정하기 위한 pipeline

$$\theta = \beta \cdot \frac{\gamma}{\sigma - \gamma} \quad (식 1)$$

β : 상수(실험적으로 구한 $\sqrt{2}$ 을 적용)
 γ : coefficient

이고 m' 은 현재 픽셀의 현재 값인 m 과 다음과 같은 함수 관계를 갖는다.

$$m' = f(m, \theta) \\ f(m, \theta) = m - \theta \quad \text{if } m \geq \theta \\ 0 \quad \text{otherwise}$$

마지막으로 축소된 고주파 성분을 강화하기 위하여 m' 에 경계강화 결정자 δ 을 곱한다.

$$m'' = m' \cdot \delta \quad (식 2)$$

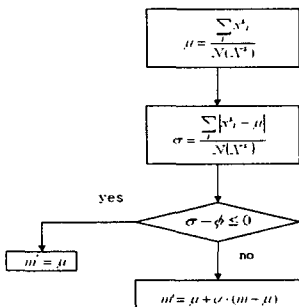
마스크 내의 분산이 크면 경계가 존재할 가능성이 크다. 하지만 랜덤노이즈가 나타난 경우를 보면 편차가 크지 않다.

결국 분산을 구함으로써 경계와 랜덤노이즈를 결정할 수 있다 이렇게 구한 σ 을 이용하여 soft threshold를 수행한다.

γ 가 크면 θ 의 감소율이 작으며 따라서 픽셀 값을 더 많이 축소시키게 된다. 결국 γ 가 높으면 노이즈를 더 많이 제거하게 된다. 또 σ 가 높아질수록 θ 가 0에 근접하는 것을 볼 수 있으며, σ 가 높으면 경계가 있을 가능성이 크므로 thresholding은 거의 하지 않게 된다.

3.2 저주파 영역의 필터링 알고리즘

X-선 투과로 얻어지는 많은 영상들은 산란선 등으로 반점(Speckle) 노이즈를 포함하고 있기 때문에 이를 제거하는 작업이 먼저 수행되어야 한다. 반점(Speckle) 노이즈를 제거하는 가장 일반적인 방법으로는 화소의 평균값으로 반점(Speckle)을 제거하는 필터링이 있다. 여러 가지 필터링 기법 중에서 mean 필터와 median 필터는 반점(Speckle)을 제거하는 데 사용될 수 있지만 고주파수 특징을 보이는 다른 성분들도 제거되기 때문에 적합한 방법이 아니기 때문에 본 논문에서는 Kuan 필터를 이용하여 고주파수 성분을 보존하면서 반점(Speckle)을 효율적으로 제거할 수 있다. 이러한 방법들은 에지를 보존하면서 고주파수의 반점(Speckle)을 제거하는데 효과적이다. 이러한 개념을 적용한 필터링 기법을 저주파 대역에서 수행하게 된다.



(그림3) 저주파 영역에서 새로운 중앙값 m' 을 결정하기 위한 pipeline

(그림3)와 같이 먼저 mask내의 평균을 (식3)처럼 구한다. 이때 mask 중심 값의 차이가 Δ 이하인 것만 구하는데 Δ 값은 90을 실험적으로 구하였다.

$$\mu = \frac{\sum x_i}{N(X^i)} \quad (식 3)$$

$X = \{X^S, X^D\}$: 마스크 내의 픽셀 set

X^S : 현재 위치의 픽셀과의 차이가 $\Delta (=90)$ 이하인 픽셀 set

X^D : 현재 위치의 픽셀과의 차이가 $\Delta (=90)$ 이상인 픽셀 set

$N(\cdot)$: 집합내의 원소 개수

마스크내에서 현재 픽셀의 값만을 취하는 이유는 현재 위치의 픽셀이 위치한 텍스처의 경향을 조사하여 그 경향에 대응하는 값을 취한다는 의미이다.

저주파 영역에서의 노이즈를 텍스처 내에서의 ripple로 나타내며, 이러한 ripple을 평탄하게 만드는 과정이다. (그림4)에서 구역B를 보면 작은 ripple을 볼 수 있으며 이러한 ripple을 제거하기 위하여 평균값 μ 와 분산 σ 을 구하게 된다. 이 때 마스크 내에서 상이한 텍스처가 나타나게 되면 마스크 내의 전체 픽셀의 평균값과 분산은 그 의미를 상실하게 된다. (그림4)에서 이러한 경우를 볼 수 있으며 구역A와 구역B는 상이한 텍스처이다. 이 경우 전체 픽셀의 평균을 구하게 되면 a 가 되며 이 값은 구역B의 텍스처를 대표할 수 없는 값이다. 따라서 마스크 내에서 m 을 대체할 평균값은 μ 이 올바른 값이며 μ 은 구역B의 평균값이다.

다음은 편차(variance) σ 을 구하며 (식4)과 같다.

$$\sigma = \frac{\sum |x_i - \mu|}{N(X^i)} \quad (식 4)$$

이때 $\sigma - \phi \leq 0$ 이면 현재 픽셀의 새로운 데이터 즉 필터 된 m' 을 평균값으로 설정한다.

$$\text{if } (\sigma - \phi \leq 0) \quad (식 5)$$

$$m' = \mu$$

ϕ : 저주파 영역의 노이즈 제거 강도 결정자(=coefficient)

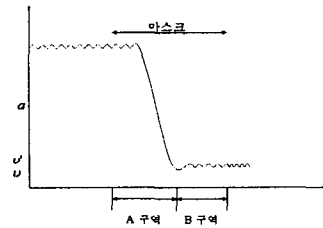
하지만 $\sigma - \phi > 0$ 이면 현재 픽셀의 새로운 값 m' 을 평균으로부터 가중치를 부여한 값으로 설정한다.

$$\alpha = \phi \cdot \frac{(\sigma - \phi)}{\sigma} \quad (식 6)$$

$$m' = \mu + \alpha \cdot (m - \mu)$$

ϕ : α 값을 결정하는 고정 상수(실험적으로 구한 1.2를 적용)

m : 현재 픽셀의 현재 값



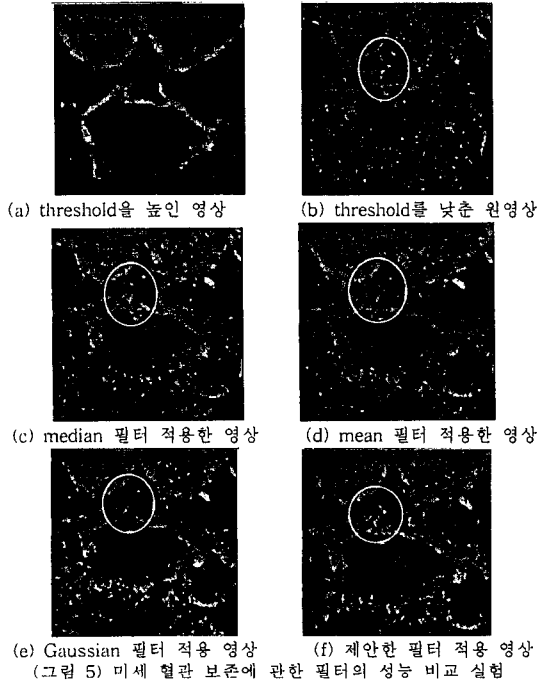
(그림4) 마스크내의 평균값 결정 과정

(식4)부터 (식6)까지의 과정은 앞에서 구한 μ 와 σ 을 이용하여 새로운 값 m' 을 구하는 과정으로 노이즈 제거 결정자 ϕ 에 의존한다. ϕ 는 사용자가 결정하게 되며 값이 높아질수록 노이즈를 많이 제거하게 된다. 즉 다시 말하면 ϕ 가 높으면 α 값은 빨리 떨어지게 되며 따라서 기울기 α 역시 작아지고, m' 은 평균값에 가까워지게 된다.

4. 실험 결과

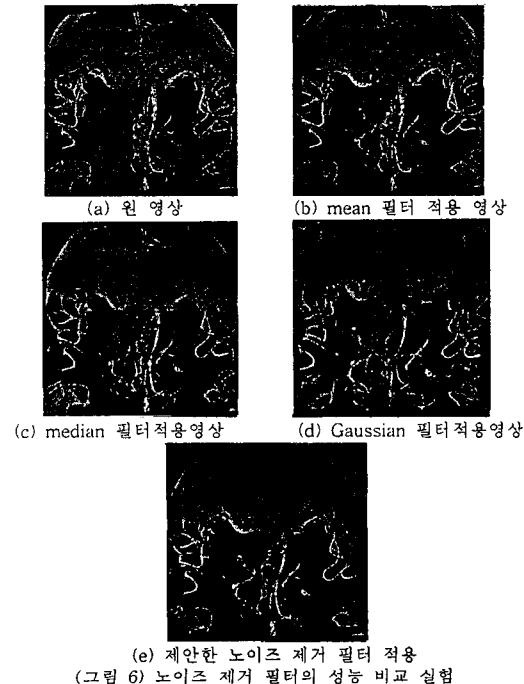
(그림5)은 뇌혈관 중에서 가장 중요한 대뇌동맥류(Willis' circle)의 구성을 볼륨렌더링(volume rendering)하여 보여주고 있다. (그림5)의 a를 보면 높은threshold(=100이상)로 노이즈가 제거되었지만 오른쪽 후교동맥의 미세 혈관은 보이지 않으며 왼쪽 후교동맥혈관의 굵기도 얇아져 보인다. 반면 (그림5)의 b의 영상은 threshold를 30이하로 낮춘 영상으로써 많은 노이즈가 발생되어 혈관들을 관찰하기가 어렵다.

가. 미세 혈관 보존에 관한 필터의 성능 비교 실험



또한 (그림5)의 c, d, e에서는 기존 노이즈 제거에 사용되고 있는 mean 필터, median 필터, 그리고 Gaussian 필터를 사용하여 노이즈를 제거하였지만 혈관도 같이 제거가 되어 혈관이 매우 가늘어졌음을 볼 수 있었다. 하지만 본 논문에서 제안한 필터에서 γ 값은 7, ϕ 값은 3.5, δ 값은 1.2로 설정하여 노이즈를 제거한 (그림5)의 f는 노이즈도 제거가 되면서 혈관은 보존이 되었음을 알 수 있다.

나. 노이즈 제거 필터의 성능 비교 실험



(그림 6) 노이즈 제거 필터의 성능 비교 실험

(그림6)의 결과 영상을 보면 기존의 필터들은 노이즈를 제거하기는 하지만 효과적으로 제거가 되지 않는다고 동시에 영상의 경계를 파괴하는 현상을 보여 혈관들이 가늘어 보인다. 따라서 영상이 뚜렷하게 된다는 단점을 지니고, 결과적으로 영상의 질을 현저히 떨어뜨리는 결과를 낳는다. 그러나 본 논문에서 제안한 노이즈 제거 필터에서 γ 값은 5, ϕ 값은 3, δ 값은 1.2로 설정하여 사용한 결과를 보면 영상의 질은 떨어뜨리지 않으면서 노이즈만을 효과적으로 제거하였고 혈관의 원래 굵기를 보존하고 미세 혈관을 확인할 수 있다.

다음 표1은 실험한 dataset의 영상조건과 coefficient γ 와 ϕ 그리고 δ 설정 값을 열거하였다

case #	Image size	slice #	Pixel size(mm)	slice thickness (mm)	FOV	ϕ	γ	δ
1	512X512	100	0.32 x 0.32	0.5	163 x 163	7	3.5	1.2
2	512X512	110	0.34 x 0.34	0.5	176 x 176	5	3	1.2
3	512X512	100	0.35 x 0.35	0.5	180 x 180	5.5	3.2	1.2
4	512X512	100	0.44 x 0.44	0.5	227 x 227	6	3.4	1.2
5	512X512	90	0.31 x 0.31	0.5	160 x 160	6.3	3.4	1.2

표1. 실험한 dataset 영상조건과 coefficient γ 와 ϕ 그리고 δ 설정 값

실험결과 고주파 영역의 coefficient γ 은 3~4정도가 가장 적당하였으며 경계강화 결정자 δ 는 1.2를 곱하였고, 저주파 영역의 coefficient ϕ 값은 5이상은 주어야 노이즈가 제거됨을 알 수 있었다.

5. 결론

웨이블릿 기반의 주파수 분석법을 이용하여 고주파 대역과 저주파 대역에서 각각 정확한 노이즈를 판단할 수 있는 노이즈 개선 필터를 적용하였으며, 공간상에서의 노이즈 제거를 시도함으로써 CT 검사 시 물리적으로 생기는 아티팩트 때문에 발생하는 노이즈를 제거하였고, 손실될 수 있는 영상의 경계정보를 보존하여 3차원 영상의 질을 끌어올리고자 하였다. 구현 전의 실험 결과, 노이즈 없는 영상을 보기 위해서 높은 Threshold값으로 3차원영상으로 구성하였기 때문에 미세혈관의 관찰이 쉽지 않았다. 하지만 구현 후의 본 실험에는 낮은 Threshold값의 환경에서 노이즈만 제거하고 기존의 실측 혈관의 두께는 유지할 수 있었고 미세 혈관의 관찰이 용이하여 진단적 가치를 높일 수 있었다.

하지만 지속적으로 진보되고 있는 다양한 진단 장비와 특징적인 인체 구조에서 생길 수 있는 특유의 노이즈 모델링을 만들어야 하는 과제와 이런 노이즈 모델과 부합 할 수 있는 노이즈 제거 필터링을 만들어야 하는 과제가 남아 있다.

6. 참고 문헌

- [1] Bao, P., Zhang, L. "Noise reduction for magnetic resonance images via adaptive multiscale products thresholding", IEEE Trans Med Imaging 22, 1089-1099, 2003.
- [2] Pizurica, A., Philips, W., Lemahieu, I., et al. "A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging", IEEE Trans Med Imaging 22, 323-331, 2003
- [3] A. Ioannidis, D. Kazakos, and D. D. Watson, "Application of median filtering on nuclear medicine scintigram images", in Proc. 7th Int. Conf. Pattern Recognition, pp 33-36, 1984.
- [4] E. R. Ritenour, T. R. Nelson, and U. Raff, "Application of the median filter to digital radiographic images", in Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Speech, Signal Processing, pp 23.1.1-23.1.4, 1984
- [5] E. P. Simoncelli and E. H. Adelson, "Noise removal via Bayesian wavelet coring", in Third Int Conf. Image Processing, vol. 1, pp 379-382, September 1996.
- [6] L. Gagnon and A. Jouan, "Speckle filtering of SAR images A comparative study between complex-wavelet based and standard filters", in SPIE Proc., vol. 3169, pp 80-91, 1997.
- [7] Kuan, D. W., Sawchuk, A.A., Strand, T.C., and Chavel, P. "Adaptive Restoration of Images with Speckle", IEEE Transaction on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 35, 373-382, 1987
- [8] Davies Machine Vision, "Theory, Algorithms and Practicalities", Academic Press, pp 42 - 44, 1990.
- [9] Gonzalez and R. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley Publishing Company, pp 191, 1992.