

자기공명영상에서 다양한 구조들을 고려한 비선형 이방성 필터링

論 文

52D-3-4

Nonlinear Anisotropic Filtering with Considering of Various Structures in Magnetic Resonance Imaging

宋 映 澈*

(Young-Chul Song)

Abstract - In this paper, a nonlinear anisotropic filtering method without the loss of important information happened due to the repeated filtering in magnetic resonance images is proposed. First of all original images are divided into four regions, e.g., SPR(Strong Plain Region), EPR(Easy Plain Region), SER(Strong Edge Region), and EER(Easy Edge Region). An optimal template among multiple templates is selected, then the nonlinear anisotropic filtering based on the template is applied in pixel by pixel basis. In the proposed algorithm, filtering strength of EER containing important information is adjusted very weak and filtering strength for remaining regions is also adjusted according to the degree of the importance. In spite of repeated filtering, resulting images by the proposed method could still preserve anatomy information of original images without any degradation. Compared to the existing nonlinear anisotropic filtering, the proposed filtering method with multiple templates provides higher reliability for filtered images.

Key Words : nonlinear anisotropic filtering, magnetic resonance image, multiple template, region classification

1. 서 론

신호대잡음비(SNR) 또는 해상도대잡음비(CNR)는 진단에 사용되는 의학 영상의 질을 판정하는 중요한 영상 파라미터들이다. 이러한 파라미터들의 향상을 위하여 자기공명영상 분야에서는 영상내의 노이즈를 적절히 제거하는 많은 연구들이 진행되어 왔다. 보편적으로 값비싼 하드웨어의 추가나 영상 획득시 사용되는 획득 파라미터들의 최적화 방법이 제시되었다. 하지만 값비싼 하드웨어 추가는 지나친 비용 부담을 요구하며, 신호대잡음비와 해상도에 대해 최적화된 획득 파라미터들의 사용 또한 여전히 적절한 노이즈 제거를 위해서는 전체적인 획득 시간이 증가되어야 하는 문제점을 드러내었다. 또한 새로운 해부학적이고 기능적인 정보를 얻기 위해 사용되는 고속 영상 획득 방법은 영상내 노이즈를 증가시켜 신호대잡음비를 저하시키는 주요한 원인이 되고 있다. 이러한 문제점들을 해결하려는 방편으로 영상의 획득 과정에 영향을 미치지 않는 후처리(postprocessing) 방법들이 꾸준히 연구되어 왔다.

기존의 후처리 필터링 방법들은 미리 정의된 템플릿과 계수들로 구성되어 있어서 필터링된 출력이 필터 계수들과 함께 템플릿상의 주위 화소(pixel)들과 현재 화소의 그레이레벨에 대한 가중치의 합에 의해 결정되어 왔다[1]. 예를 들면, 피드백 성분의 존재 여부에 따른 FIR(Finite Impulse

Response)과 IIR(Infinite Impulse Response) 필터, 국부 통계를 이용하여 필터링 방향과 필터 계수들을 선택하는 비적응(nonadaptive) 또는 적응(adaptive) 필터링 등이 있다. 기존의 필터링 방법들은 평탄 영역에서는 평균 효과로 인해 신호대잡음비의 향상을 가져오나 에지(edge) 영역에서는 에지 열화를 발생시킨다. 이러한 기존의 필터의 단점을 보완하기 위하여 해상도의 현저한 저하 없이도 신호대잡음비를 향상시킬 수 있는 적응 필터링 방법들이 제안되어 왔다. 예를 들어, Wiener 필터[2], 2-D 적응 재귀 필터(2-D adaptive recursive filter)[3], 비선형 이방성 필터(nonlinear anisotropic filter)[4], 그리고 우리가 제안했던 적응 템플릿 필터(adaptive template filter)[5] 등을 들 수 있다. 국부 통계를 기반으로 하는 적응 알고리즘들은 현재 화소의 상대적인 가중 계수를 미리 정의된 템플릿 상의 주위 화소의 계수들과 비교하여 조절할 수 있다. 이러한 방향 적응 필터는 네 방향 중 하나의 에지 방향을 추정하며 필터링을 적용함으로써 에지 열화를 줄일 수 있다.

다양한 적응 필터링 방법들 중 비선형 이방성 필터링 방법은 영상내의 노이즈를 효과적으로 제거하여 뛰어난 신호대잡음비의 향상을 가져온다. 의학영상에서의 필터링의 조건으로는 영상내의 해부학적 정보를 지닌 상세 구조(detailed structure)들과 경계 부분(boundary part)들을 적절히 보존하면서 균일한(homogeneous) 영역에서는 우수한 노이즈 제거 효과를 보이는 것이다. 이러한 측면에서 비선형 이방성 필터링은 자기공명영상의 필터링 방법으로 매우 효과적이다. 그러나 필터의 특성상 적절히 노이즈를 제거하기 위해서는 필터링을 반복적으로 적용해야 하므로 평탄 영역이나 에지 영역 모두에서 필터링이 과도하게 이루어질 수

* 正 會 員 : 慶北大 工大 電子工學科 助教授 · 工博
接受日字 : 2002年 10月 7日
最終完了 : 2003年 2月 15日

있다. 특히 평탄 영역 중 기울기가 천천히 변화하는 부분이나 에지 영역 중 상세 구조를 가지는 부분에서 많은 정보 손실을 가져온다. 본 논문에서는 이러한 비선형 이방성 필터링의 단점을 극복하기 위하여 원영상을 평탄 영역과 에지 영역으로 구분 한 후 평탄 영역 중에서도 인간의 시각에 민감한 작은 기울기의 변화를 갖는 영역에 대해서는 해상도의 유지와 노이즈 제거 효과를 모두 고려한 필터링을 수행하였으며, 균일한 성분이 강한 영역에 대해서는 기존의 이방성 필터링 방법과 대등한 수준의 '노이즈 제거' 효과를 갖도록 하였다. 또한 에지 영역으로 분류되는 상세 구조들과 경계 부분들에 대해서는 전자의 경우 최대한의 에지 보존성을 갖도록 하였으며, 후자의 경우에는 에지를 보존하면서도 적절한 노이즈 제거가 이루어지도록 하였다. 이를 위하여 제안한 방법에서는 기존의 고정된 네 방향 성분이 아닌 다양한 방향 성분을 지닌 다중 템플릿들을 정의하여 사용하였다. 본 논문은 2장에서 비선형 이방성 필터링에 대해 기술하였으며, 3장에서는 제안한 필터링 알고리즘을, 4장에서는 모의 실험 결과를 기술하였고, 5장에서 결론을 맺었다.

2. 비선형 이방성 필터

비선형 이방성 필터링은 Perona와 Malik에 의해 제안된 이방성 확산(anisotropic diffusion) 과정을 기반으로 한다[6]. 이방성 확산 필터링은 평탄 영역내에서 강한 확산 작용으로 영상을 smoothing 시키는 반면에 에지 영역에 도달하여서는 확산 작용을 멈춤으로써 에지를 보존한다. 즉 확산 과정은 일종의 smoothing 과정이라 볼 수 있다. 식 (1)은 비선형 확산 필터를 이산적 형태로 표현한 것이다.

$$I_{i,j}^{n+1} = I_{i,j}^n + \lambda [c_N \cdot \nabla N I + c_S \cdot \nabla S I + c_E \cdot \nabla E I + c_W \cdot \nabla W I]_{i,j}^n \quad (1)$$

여기서 λ 는 확산율을 조절하는 파라미터로 $0 \leq \lambda \leq 1/4$ 을 가지며, E, W, S, N(동, 서, 남, 북)은 국부 기울기의 방향성분을, 기호 ∇ 는 기울기 연산자 그리고 n 은 반복적인 필터링 단계를 나타낸다. 국부 기울기는 식 (2)와 같이 현재 화소에 가장 가까운 이웃 4 화소의 차이로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \nabla N I_{i,j} &= I_{i-1,j} - I_{i,j} \\ \nabla S I_{i,j} &= I_{i+1,j} - I_{i,j} \\ \nabla E I_{i,j} &= I_{i,j+1} - I_{i,j} \\ \nabla W I_{i,j} &= I_{i,j-1} - I_{i,j} \end{aligned} \quad (2)$$

비선형 이방성 확산 필터의 확산 강도는 확산 함수 $c(\nabla I, K)$ 에 의해서 조절된다. 확산 함수 $c(\nabla I, K)$ 는 국부 기울기의 크기에 의존하고 점진적으로 감소하는 형태를 나타내며, 영역 내부에서는 확산하지만 큰 기울기들을 갖는 경계 영역에서는 확산이 발생되지 않는다. 식 (3)은 알려진 확산 함수를 나타낸 것이다.

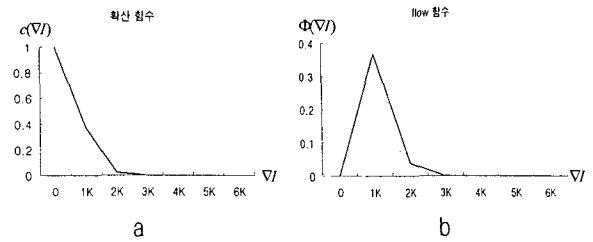


그림 1 (a) 확산 함수(확산 강도 c 대 국부 기울기 ∇I). (b) Flow 함수(flow $\Phi(\nabla I)$ 대 국부 기울기 ∇I)

Fig. 1 (a) Diffusion function(Diffusion strength c vs. local gradient ∇I). (b) Flow function(flow $\Phi(\nabla I)$ vs.local gradient ∇I)

$$c(\nabla I, K) = \exp\left(-\left(\frac{|\nabla I|}{K}\right)^2\right) \quad (3)$$

그림 1(a)는 국부 기울기가 증가함에 따라 점진적으로 감소하는 확산 계수를 보인 것이다. 파라미터 K 는 영상이 가지는 노이즈 레벨에 따라 달리 선택될 수 있다. 파라미터 K 와 기울기 ∇I 와의 관계를 설명하기 위해서 $c \times \nabla I$ 를 $\Phi(\nabla I)$ 로 정의하는데 이것을 flow라 부른다. 그림 1(b)에서 보듯이 최대 flow는 기울기 ∇I 와 K 가 같아지는 곳에서 얻을 수 있다. 만약 ∇I 가 K 보다 작아지는 경우(평탄 영역을 의미) flow는 점차적으로 줄어들어 결국 영이 되며, ∇I 가 K 보다 커지는 경우(에지 영역을 의미)에도 앞선 경우와 동일하게 flow가 점차적으로 영으로 줄어들게 된다. 결국 K 가 고정되어 있다고 가정했을 때 각 영역에서의 필터링 강도는 ∇I 의 크기에 의해 결정되게 된다. 즉 ∇I 가 커질수록 에지 영역일 확률이 높으므로 flow는 적어지고 필터링 강도가 줄어들어 에지를 보존하며, ∇I 가 작을수록 평탄 영역일 확률이 높으므로 flow는 커지고 필터링 강도가 증가되어 노이즈를 효과적으로 제거할 수 있다. 그러나 비선형 이방성 필터링은 에지를 보존하는 특징을 가졌음에도 불구하고 필터의 특성상 신호대잡음비를 향상시키기 위해서는 반복적인 필터링이 요구되어 영상 내부의 중요한 정보들이 제거될 수 있다. 특히 신호대잡음비의 향상보다는 해상도대잡음비를 중요시 여기는 의학영상의 필터링에 있어서 이것은 중요한 문제점으로 대두될 수 있다. 본 논문에서는 이러한 의학 영상의 특징에 적합한 필터링을 수행하기 위해서 ∇I 를 조절하여 각 영역의 중요도에 따라 필터링의 강도가 조절되도록 하였다.

3. 제안한 필터링 알고리즘의 기술

3.1 평탄 영역과 에지 영역의 분류

본 논문에서는 입력 영상들을 평탄 영역과 에지 영역으로

분류하였다. 또한 평탄 영역 중 강한 평탄 성분을 가진 영역을 SPR, 나머지 영역을 EPR로, 에지 영역 중 강한 에지 성분을 가진 영역을 SER, 나머지 영역을 EER로 정의하였다. 그림 2는 모의 실험에서 사용한 필터링 되지 않은 원영상인 그림 4(a)와 그림 6(a)에 소벨 연산자(sobel operator)를 적용하여 각각의 영상을 4개의 영역으로 분류한 것이다. 영역들은 다음의 규칙들에 의해서 분류되었다.

$$\begin{aligned}
 S < T_1 &\rightarrow \text{SPR} \\
 T_1 \leq S < T_2 &\rightarrow \text{EPR} \\
 T_2 \leq S < T_3 &\rightarrow \text{EER} \\
 S \geq T_3 &\rightarrow \text{SER}
 \end{aligned} \tag{4}$$

여기서 T_1, T_2, T_3 와 T_4 는 정해진 문턱값들이고, S는 각 화소에서의 소벨 연산을 적용한 후의 결과 값이다. 그림 2에서 보듯이 SPR로 판정된 영역은 배경부분 전체와 영상 내의 균일성이 강한 부분들로 구성되며, EPR은 자기공명영상에서 시각적으로 중요한 역할을 하는 작은 기울기 변화들을 갖는 부분들로 구성되어 있다. SER은 영상의 최외각 부분과 영상 내부에 존재하는 강한 에지 성분들을 대표하며, EER은 영상 내부의 상세 구조들을 나타낸다. 표 1은 각 영역이 시험 영상들에서 차지하는 비율을 나타낸 것이다.

표 1 시험 영상들에서 각각의 영역이 차지하는 비율
Table 1 Percentage of each region in test images

분류된 영역	SPR	EPR	SER	EER
영상의 종류				
그림 4(a)의 헤더영상 (256×256)	64.5%	16.8%	12.9%	5.8%
그림 6(a)의 헤더영상 (512×512)	72.3%	16.0%	8.5%	3.3%

3.2 최적화된 다중 템플릿들의 선택

제안된 알고리즘에서는 정의된 다중 템플릿들을 사용하여 각각의 화소에 최적화된 템플릿이 선정되도록 하였다. 정의된 템플릿들은 서로 다른 크기를 가지고 있다. 예를 들면, 그림 3은 3×3 영상 크기를 가지는 다중 템플릿들을 보여주고 있는데, 3~9 까지의 템플릿 크기를 갖는 총 247개의 템플릿들로 구성되어 있다. 다중 템플릿들 중에서 주어진 화소에 최적화된 템플릿의 선택은 식 (5)를 이용한 템플릿상의 화소값들의 SD(Standard Deviation)에 의해 결정된다.

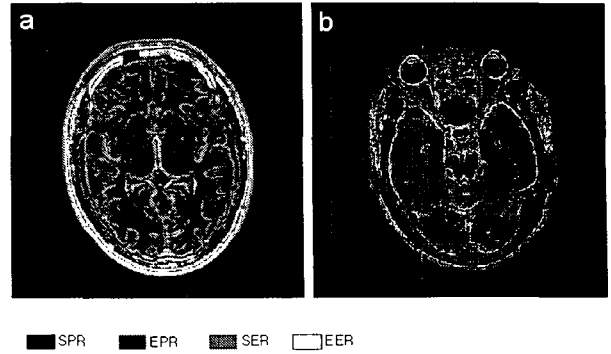


그림 2 소벨 연산자를 사용한 원영상들의 영역 분류
Fig. 2 Region classification of original images using the Sobel operator

$$\begin{aligned}
 SD_j &= \sqrt{\frac{1}{N_j - 1} \sum_{(l,m) \in T_j} \{x(l,m) - \bar{x}(l,m)\}^2} \\
 \bar{x}(l,m) &= \frac{1}{N_j} \sum_{(l,m) \in T_j} x(l,m)
 \end{aligned} \tag{5}$$

여기서 x 는 입력 화소 값이며, SD_j 는 j 번째 템플릿상의 화소 값들의 표준 편차이며, N_j 는 템플릿 T_j 안에 존재하는 화소 수를 나타낸다. 식 (5)에서 표준 편차의 분모항이 N_j 대신 $N_j - 1$ 로 사용된 이유는 서로 다른 템플릿 크기를 사용함으로써 발생할 수 있는 bias들을 보상하기 위한 unbiased estimate의 한 방안으로 사용한 것이다[7]. 주어진 화소에 대한 최적화된 템플릿의 선택 방법은 다음과 같다. 첫째로 SPR의 경우 국부적으로 일정한 영상 강도를 가지므로 템플릿 상에 존재하는 SD는 주로 랜덤 노이즈로 의해 발생한 것이다. 그러므로 이 영역에 대해서는 과감한 필터링을 수행하여 최대한의 노이즈 제거 효과를 내는 것이 유리하다. 이를 위해서는 크기가 큰 템플릿을 선택하는 것이 바람직하므로 다중 템플릿들 중 7~9의 크기를 갖는 템플릿

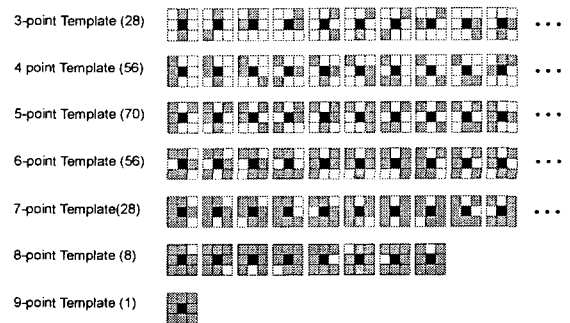


그림 3 제안된 알고리즘에서 정의된 다중 템플릿들
Fig. 3 Multiple templates defined in the proposed algorithm

들에서 최적화된 템플릿이 선택되도록 설정했다. 식 (3)에서 보듯이 큰 필터링 효과를 내기 위해서는 설정한 템플릿들에서 최소의 SD를 갖는 템플릿을 선택하는 것이 바람직하다. 둘째로 EPR은 SPR과 유사한 특성을 가지고 있지만 영상내에서 작은 기울기의 변화를 가진 부분들의 집합으로 구성되어 있다는 차이가 있다. 이 영역은 EER 주위의 영역에서 많이 발견되므로 과도한 필터링을 적용할 경우 의학영상의 해부학적 구조가 파괴될 가능성이 높으며 해상도에 심각한 영향을 미치게 된다. 이것을 고려하여 영상내의 구조들을 최대한 살리면서도 평탄 영역의 필터링에서 중요시되는 신호대잡음비의 향상을 보장할 수 있도록 5의 크기를 갖는 템플릿은 5의 크기를 갖는 템플릿들 중에서 최소의 필터링 효과를

플릿들을 사용하여 필터링 하였다. 이 때 최적화된 템플릿 낼 수 있는 즉 SD가 최대가 되는 템플릿이 된다. 셋째로 SER에서 측정된 SD는 템플릿 상에 존재하는 에지로 인한 화소간의 강도 차이로 인해 발생하므로 과도한 필터링 수행 시 해상도에 큰 영향을 미치게 된다. 하지만 본 논문에서 정의한 SER은 대부분 영상의 최외각 에지들로 구성되어 있으므로 전적으로 에지를 보존하는데 중점을 두기보다는 SPR과 동일한 크기의 템플릿과 템플릿 선택 방법을 사용하여 에지를 보존하면서도 적절한 필터링이 이루어지도록 하였다. 마지막으로 EER은 영상내부의 중요한 상세 구조를 가지는 에지들로 구성되어 있으므로 필터링을 최소화하여 에지를 보존할 필요가 있다. 이것을 위해 가장 작은 3의 크기를 갖는 템플릿들 중에서 최대의 SD를 갖는 템플릿을 선택하여 필터링 하였다.

3.3 영상안의 노이즈 추정

영상내에 존재하는 노이즈 K를 추정하기 위하여 균일한 화소 강도를 가지는 배경 영역 일부를 선정한다. 다음에 선정된 영역에서의 국부 SD를 구한 후 1.526배를 곱하면 오브젝트(object) 내에 존재하는 SD를 구할 수 있다(즉, $K=SD \times 1.526$)[8]. 또 다른 방법으로는 현재 화소와 이웃 화소들간의 국부 기울기에 대한 누적 히스토그램을 구한 후 그것의 90%되는 값을 K로 결정할 수 있다[3]. 본 논문에서는 전자의 경우를 사용하였으며 SD는 10×10 크기의 배경 영역에서 구하였다.

4. 필터링 결과

제안한 필터링 알고리즘의 성능을 확인하기 위해서 1.5-T 전신(whole body) 자기공명 시스템에서 획득한 그림 4와 그림 6의 12 비트 헤더 영상들을 시험 영상으로 사용하였다. 시험 영상들은 출력을 위해 8 비트로 정규화하는 과정을 거쳤으므로 영상 내에 존재하는 노이즈가 상당 부분 제거되었지만 실제로는 적지 않은 노이즈 성분이 포함되어 있다. 예를 들어 그림 4(a)의 경우에 오브젝트 영역에서 추정된 노이즈의 SD는 37.28, 그림 6(a)의 경우에는 62.87로 나타났다. 필터링 적용시 사용되는 파라미터로 식 (1)의 λ 는 1/4로 설정하였으며, 그림 4(a)와 그림 6(a)의 K는 각각 추정된 노이즈 값과 동일한 37.28과 62.87을 사용하였다.

그림 4는 256×256 크기를 갖는 헤더 영상을 필터링한 결과 영상들과 오차 영상들을 보이고 있다. 그림 4(a)는 필터링 되지 않은 원영상이며, 그림 4(b)는 기존의 비선형 이방성 필터링을 사용하여 필터링한 결과 영상이고, 그림 4(c)는 제안한 방법으로 필터링한 결과 영상이다. 그림 4(b)와 그림 4(c)의 오른쪽에 나타낸 영상들은 각각 필터링한 결과 영상들과 원영상간의 오차 영상을 보인 것이다. 오차 영상을 자세히 관찰해 보면 기존의 방법에서는 오브젝트 안의 평탄 영역이나 에지 영역의 구별 없이 거의 같은 오차가 발생됨을 확인할 수 있다. 이것은 영역별 중요도에 무관한 필터링이 이루어졌음을 의미하는 것으로 자기공명영상에 갖는 해부학적 구조의 손실로 인하여 영상내에 존재하는 중요한 정보들을 이용할 수 없게 된다. 반면에 제안한 방법의 오차

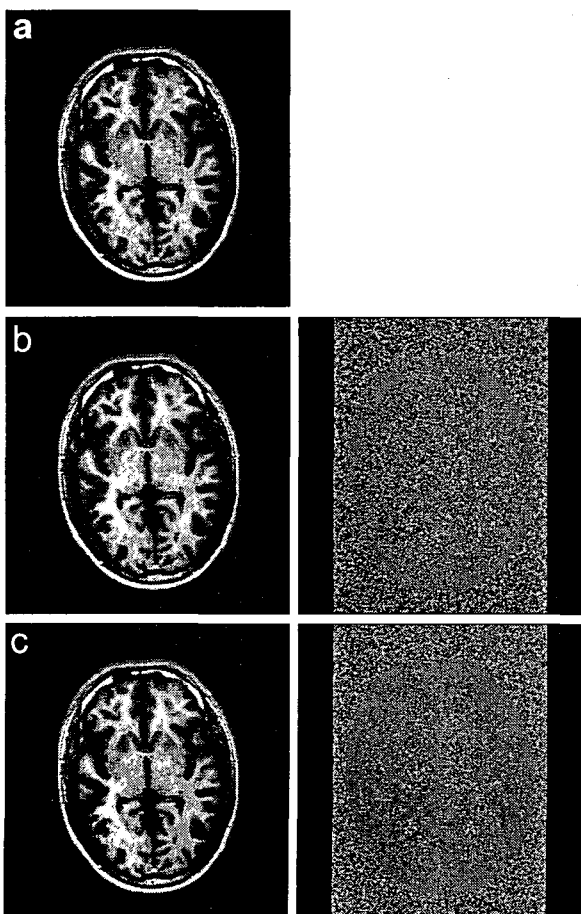


그림 4 헤더 영상의 비선형 이방성 필터링(256×256 , 12bit, $K=37.28$). (a) 원영상. (b) 기존의 비선형 이방성 필터에 의해 필터링된 영상(26번 반복). (c) 제안한 알고리즘에 의해 필터링된 영상(8번 반복). 오차 영상은 10배 증폭하였다

Fig. 4 Nonlinear anisotropic filtering of header image(256×256 , 12bit, $K=37.28$). (a) Original image. (b) Filtered image by the existing nonlinear anisotropic filter(26 iterations). (c) Filtered image by the proposed algorithm(8 iterations). Difference images are amplified by a factor of 10

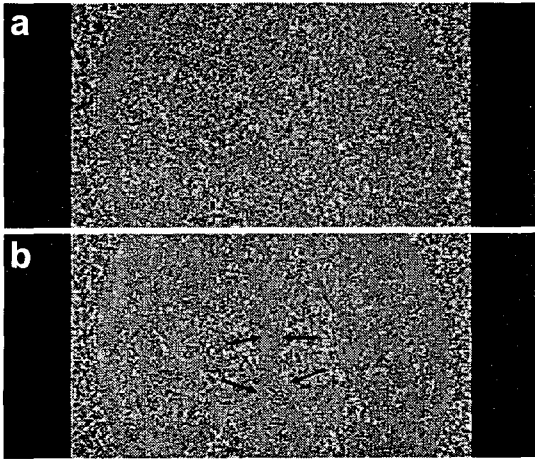


그림 5 (a) 그림 4(b)의 오차 영상을 확대한 부분.
 (b) 그림 4(c)의 오차 영상을 확대한 부분
 Fig. 5 (a) Zoomed part for difference image of Fig. 4(b). (b) Zoomed part for difference image of Fig. 4(c)

영상을 관찰해 보면 분리된 4개의 영역의 중요도에 맞게 필터링 강도가 적절히 조절되었음을 확인할 수 있다. 특히 해부학적 구조를 갖는 영역에 대해서는 정보의 손실이 최소화 되도록 필터링 강도를 조절함으로써 필터링된 영상에서의 신뢰성을 확보하였다. 그림 5는 그림 4(b)와 그림 4(c)의 오차 영상들의 일부분을 확대해서 보인 것이다. 제안된 방법인 그림 5(b)의 오차 영상을 보면 기존의 방법의 오차 영상인 그림 5(a)에 비해 영역별 중요성이 고려된 필터링이 이루어졌음을 명확히 확인할 수 있다.

그림 6의 경우는 512×512 크기를 갖는 헤더 영상을 그림 4와 같은 방법으로 필터링된 영상들과 오차 영상들을 보여주고 있다. 그림 6(b)와 그림 6(c)의 오른쪽에 나타난 영상들은 각각 필터링된 영상들과 원영상간의 오차 영상을 나타낸다. 오차 영상들을 관찰해 보면 그림 4의 결과와 동일하게 제안된 방법에서는 영역별로 적절한 필터링이 이루어진 반면 기존의 방법에 있어서는 영역에 무관한 필터링이 이루어짐으로써 오차가 영상 전반에 동일하게 나타남을 볼 수 있다. 이것은 그림 6(b)와 그림 6(c)의 오차 영상을 확대한 그림 7에서 더욱 명확히 관찰 할 수 있다. 시험 영상들에 대한 필터링 회수의 결정은 평탄 성분으로 구성되어 신호대잡음비의 향상에 크게 공헌하는 SPR에서의 필터링 강도를 기준으로 삼았다. 즉 필터링을 반복 적용해 가면서 SPR에서 기존의 방법과 제안한 방법의 필터링 강도가 서로 일치하는 필터링 회수를 찾아내어 필터링의 반복 회수로 설정하였다. SPR 영역에서 같은 필터링 강도를 가지기 위해서 기존의 방법인 그림 4(b)의 경우에는 26번의 필터링이 요구되지만 제안한 방법인 그림 4(c)의 경우에는 상대적으로 적은 8번의 필터링이 요구된다. 같은 조건을 만족시키기 위해서 그림 6(b)와 그림 6(c)의 경우에는 각각 14번과 5번의 필터링이 요구된다. 이처럼 제안한 방법에 있어서의 필터링 회수의 감소는 고정된 형태의 템플릿이 아닌 다중 템플릿들을 정의하여 각각의 영역에 적합한 템플릿을 할당하도록 하

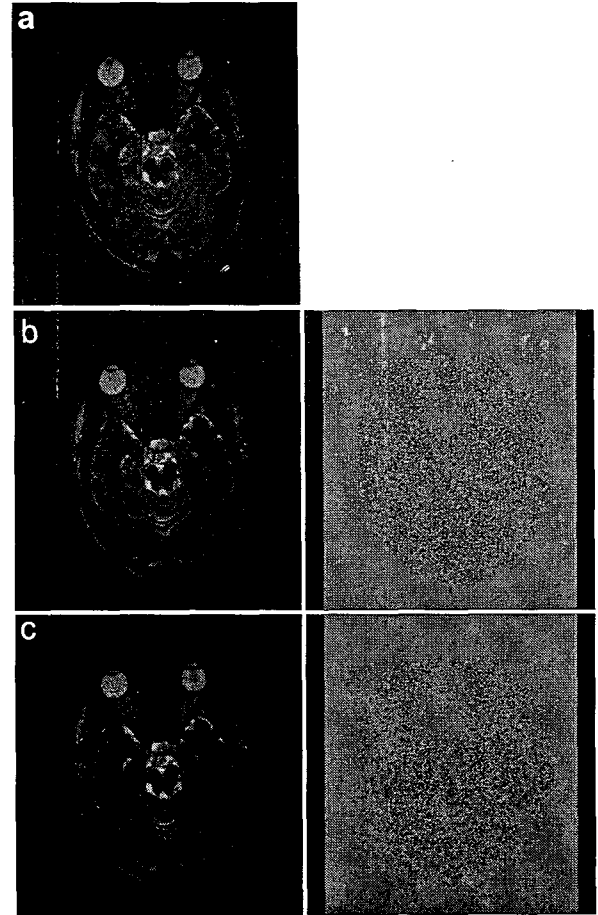


그림 6 헤더 영상의 비선형 이방성 필터링(512×512 , 12bit, $K=67.87$). (a) 원영상. (b) 기존의 비선형 이방성 필터에 의해 필터링된 영상(14번 반복). (c) 제안한 알고리즘에 의해 필터링된 영상(5번 반복). 오차 영상은 10배 증폭하였다

Fig. 6 Nonlinear anisotropic filtering of header image(512×512 , 12bit, $K=67.87$). (a) Original image. (b) Filtered image by the existing nonlinear anisotropic filter(14 iterations). (c) Filtered image by the proposed algorithm(5 iterations). Difference images are amplified by a factor of 10

였기 때문에 가능하였다.

표 2는 그림 4와 그림 6의 필터링 성능을 좀 더 자세히 관찰하기 위하여 4개의 영역에 따른 오차 영상들에 대한 SD를 구한 것이다. 앞서 언급한 것처럼 기존의 방법과 제안한 방법에서 SPR의 필터링시 필터링 강도를 동일하게 적용하므로 오차 영상들에서의 SD 또한 거의 동일하게 나타난다. 동일한 SPR을 기준으로 하여 나머지 3 영역에 대한 SD를 비교해 보면 다음과 같다. 256×256 크기의 헤더 영상에서 기존의 이방성 필터링의 경우 중요한 정보를 포함하는 EPR과 EER에 대한 오차 영상의 SD가 각각 10.6, 10.1로 거의 동일하게 나타났다. 이것은 영역별 중요성이 고려되지 않은 필터링이 이루어졌음을 의미하며 필터링 회수가 증가

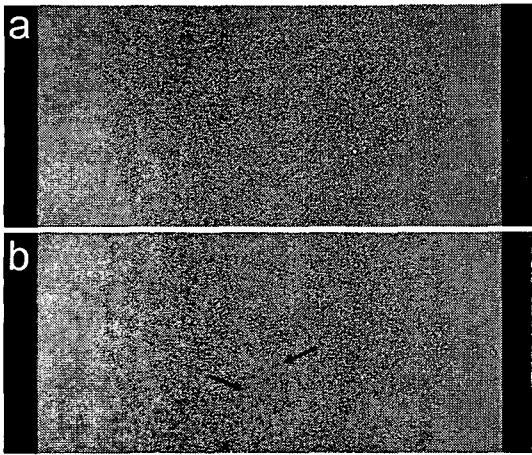


그림 7 (a) 그림 6(b)의 오차 영상을 확대한 부분
 (b) 그림 6(c)의 오차 영상을 확대한 부분
Fig. 7 (a) Zoomed part for difference image of Fig. 6(b). (b) Zoomed part for difference image of Fig. 6(c)

표 2 원영상과 필터링된 영상의 차에 의해서 생성된 오차 영상들의 특징들. 성능 평가를 위하여 SPR, EPR, SER, 그리고 EER에 대한 표준편차를 비교하였다

Table 2 The characteristics of the difference images obtained by the subtraction of the filtered images from the original images. To evaluate performance, standard deviations for SPR, EPR, SER, and EER are compared

영상의 종류 필터링 방법	헤더영상(256×256)				헤더영상(512×512)			
	SPR	EPR	SER	EER	SPR	EPR	SER	EER
기존의 이방성 필터	12.5	10.6	8.4	10.1	20.1	16.0	13.7	15.0
제안한 알고리즘	12.6	8.4	7.1	3.5	20.0	11.6	10.8	5.8

함에 따라 영상내의 정보 손실 또한 증가할 것으로 판단된다. 이에 반해 제안된 방법은 강한 평탄 성분을 지닌 SPR에서 기존의 필터링 방법과 동일한 노이즈 제거 성능을 가지며, EPR에서는 필터링된 영상의 해상도와 노이즈 제거 효과를 모두 만족시키도록 설계되었다. 이것은 오차 영상의 SD에서 확인 가능하데 기존의 방법의 10.6보다 작지도 크지도 않은 8.4로 나타났다. 영상 내부의 상세 구조의 기반이 되는 EER에서는 영역의 중요성을 충분히 고려하여 SD가 3.5가 되도록 필터링 하였다. 마지막으로 경계 에지를 대표하는 SER은 상대적으로 중요성이 떨어지므로 적절한 노이즈 제거가 이루어지도록 하였다. 이와 같이 제안한 방법에서는 의학 영상의 영역별 중요도에 따라 필터링 강도를

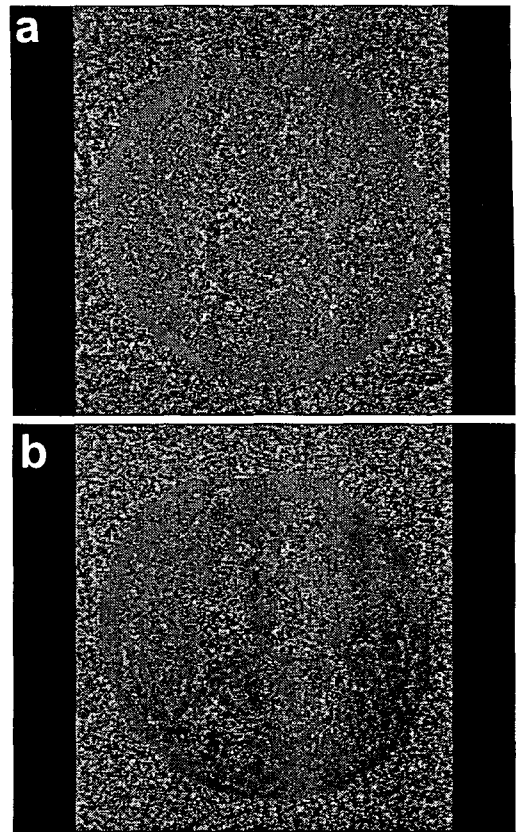


그림 8 원영상(그림 4(a))과 필터링된 영상들간의 오차 영상. (a) 기존의 이방성 필터링에 의한 오차 영상(50번 반복). (b) 제안된 알고리즘에 의한 오차 영상(13번 반복). 오차 영상은 10배 증폭하였다.

Fig. 8 Difference images obtained by the subtraction of the filtered images from the original image(Fig. 4(a)). (a) Difference image by the existing nonlinear anisotropic filter(50 iterations). (b) Difference image by the proposed algorithm(13 iterations). Difference images are amplified by a factor of 10

달리 적용함으로써 신뢰성 있는 필터링이 가능하도록 하였다.

기존의 비선형 이방성 필터링이 앞서 수행한 모의 실험 결과보다 월등한 노이즈 제거 효과를 갖기 위해서는 필터링 회수를 증가시켜야 하므로 필터링된 영상에 대한 신뢰성이 현저하게 떨어지게 된다. 이러한 단점은 제안한 방법과 같이 영역별 중요도에 따라 필터링 강도를 조절할 수 있는 알고리즘을 개발하여 필터링 회수의 증가로 인한 중요 정보들의 손실을 방지함으로써 극복될 수 있다. 그림 8과 그림 9는 시험 영상들인 그림 4(a)와 그림 6(a)에 필터링 회수를 증가시킨 후 나온 결과 영상들과 원영상과의 오차 영상들을 보인 것이다. 앞선 모의 실험과 같이 두 방법들에서의 필터

5. 결 론

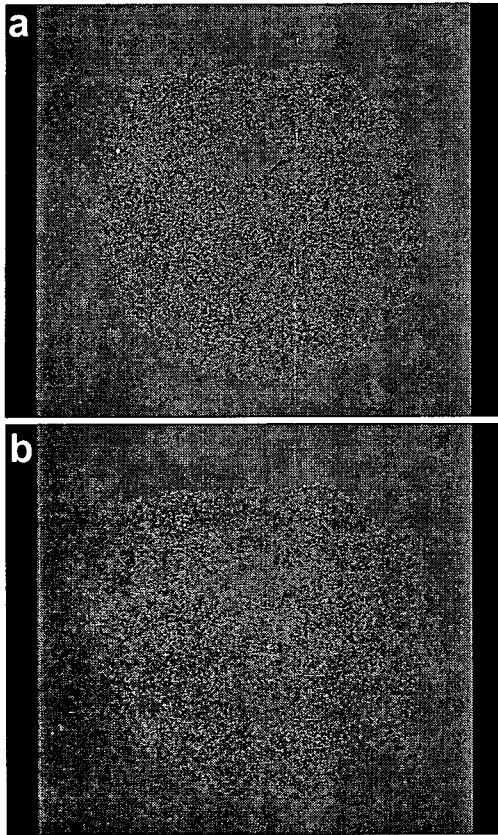


그림 9 원영상(그림 6(a))과 필터링된 영상들간의 오차 영상. (a) 기존의 이방성 필터링에 의한 오차영상(30번 반복). (b) 제안된 알고리즘에 의한 오차 영상(8번 반복). 오차 영상은 10배 증폭하였다

Fig. 9 Difference images obtained by the subtraction of the filtered images from the original image(Fig. 6(a)). (a) Difference image by the existing nonlinear anisotropic filter(30 iterations). (b) Difference image by the proposed algorithm(8 iterations). Difference images are amplified by a factor of 10

링 회수의 기준은 SPR에서의 필터링 강도가 동일하게 되는 시점이다. 이런 기준은 그림 4(a)에 대해서 기존의 이방성 필터링은 50번, 제안한 방법은 13번의 필터링을 수행함으로써 만족된다. 그림 8(a)와 그림 8(b)는 필터링된 영상에 대한 오차 영상으로 제안한 방법의 경우 필터링이 반복되었음에도 불구하고 여전히 영역별 중요도에 따른 필터링이 가능한 반면에 기존의 방법에서는 오차가 영상 전반에 걸쳐 증가되었음을 관찰할 수 있다. 그림 6(a)를 필터링한 경우인 그림 9(b)에서도 동일하게 제안한 방법의 영역별 중요성에 따른 필터링 효과를 관찰할 수 있다. 이러한 결과는 필터링의 회수가 증가할수록 더욱 극명해지므로 제안한 알고리즘의 성능에 더욱 큰 신뢰성을 부여할 수 있게 된다.

본 논문에서는 자기공명영상에서 비선형 이방성 필터의 반복적인 필터링으로 인해 발생할 수 있는 중요한 정보들의 손실을 방지하여 신뢰성 있는 필터링이 가능하도록 하는 방법을 제안하였다. 이를 위하여 시험 영상을 평탄 영역인 SPR, EPR과 에지 영역인 SER, EER로 분류하였으며, 고정된 형태의 템플릿 대신 다중 템플릿들을 정의하여 분리된 영역들 각각에 최적화된 템플릿들이 선택되도록 하였다. 선택된 템플릿들을 통하여 반복적인 필터링을 적용한 결과, SPR에서는 기존의 비선형 이방성 필터와 대등한 성능을 가지면서, EPR에서는 신호대잡음비와 해상도를 모두 고려한 필터링이 이루어졌고, SER에서는 강한 에지들을 적절히 필터링 하였으며, EER에서는 영상내에 존재하는 상세 구조들을 최대한 보존하는 필터링이 이루어졌다. 이처럼 제안한 방법은 영역별 중요도와 무관한 기존의 비선형 이방성 필터와는 달리 영역별 특징에 부합되는 적절한 필터링을 통해 자기공명영상에 갖는 해부학적인 정보를 최대한 보존할 수 있는 알고리즘이다. 제안한 방법의 성능은 필터링된 영상과 원영상 간의 오차 영상과 그것에서 측정된 SD에 의해서 확인되었다. 동등한 신호대잡음비의 향상을 위해서 제안한 방법은 기존의 방법에 비해 훨씬 적은 반복 회수를 필요로 하며, 필터링 회수의 증가로 인한 영상내의 정보 손실 또한 거의 찾아 볼 수 없었다. 이처럼 제안된 방법은 필터링된 영상에 신뢰성을 부여함으로써 실제 필드에 적용하기에 적합하다 할 수 있다.

앞으로의 과제로는 기존의 비선형 이방성 필터가 가지는 반복적인 필터링으로 인한 필터링 시간의 증가와 최적화된 템플릿의 선별에 걸리는 시간을 줄여 나가는 것이다. 전자를 위해서는 식 (3)의 지수항에 적절한 가중치를 적용하여 적은 반복으로도 필터링 효과를 극대화하는 방안을 강구할 수 있으며, 후자를 위해서는 주변 화소들에서 이미 선택한 템플릿들을 우선적으로 적용하거나 템플릿의 누적 히스토그램을 통해 확률이 큰 템플릿을 우선 적용하는 방법 등을 고려할 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, Digital Image Processing, Addison-Wesley, pp. 191-195, 1992.
- [2] P. Chan and J.S. Lim, "One-Dimensional processing for adaptive image restoration," IEEE Trans. ASSP, vol. 33, pp. 117-126, February 1985.
- [3] K. Rank and R. Unbehauen, "An adaptive recursive 2-D filter for removal of gaussian noise in images," IEEE Trans. Imag. Proc. vol. 1, pp. 431-436, July 1992.
- [4] G. Gerig, O. Kubler, R. Kikinis, and A. Jolesz, "Nonlinear anisotropic filtering of MRI data," IEEE Trans. Med. Imag. vol.11, pp.221-232, 1992.
- [5] C. B. Ahn, Y. C. Song, and D. J. Park, "Adaptive template filtering for signal-to-noise ratio enhancement in magnetic resonance imaging," IEEE

Trans. Med. Imag. vol. 18, no. 6, pp. 549-556, June 1999.

- [6] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., vol. 12, no. 7, pp. 629-639, July 1990.
- [7] A. Papoulis, Probability, Random Variables, and Stochastic Processes, McGraw-Hill, Tokyo, 1965.
- [8] A. Macovski, Noise in MRI, Magn. Reson. Med. vol. 36, pp. 494-497, April 1996.

저 자 소 개



송 영 철(宋映澈)

1969년 2월 4일생. 2001년 8월 광운대학교 전기공학과 박사. 2002년~현재 경북대학교 전자전기공학부 조교수

Tel : 053-950-7324

Fax : 053-950-6614

E-mail : songyc03@ee.knu.ac.kr