

적용 템플릿 필터링에서의 Edge artifact 제거

안창범\*, 송영철  
 광운대학교 전기공학과

Reduction of Edge Artifact in Adaptive Template Filtering

C. B. Ahn\* and Y.C. Song

Department of Electrical Engineering, Kwangwoon University

**Abstract** - Adaptive template filtering has been proposed recently for an enhancement of signal-to-noise ratio. In some magnetic resonance images whose gray levels have relatively small dynamic ranges, e.g., T1 imaging, however, artificial stair-like artifact is observed in edge regions. This is partially due to edge enhancement effect in such voxels that contain multiple compounds at the boundaries of tissues. The gray levels of these voxels tend to change those of near voxels that contain single compound by the adaptive filtering, which exaggerate edge discontinuities. In this paper, we propose a technique to eliminate such artifact by identifying those voxels and assigning a larger template for them. Filtered images with the proposed technique show substantial visual enhancement at the edges without degradation of peak signal-to-noise ratio compared to the original adaptive template filtering for both magnetic resonance images and phantom images

발생하는 artifact를 제거하였다. 본 논문의 구성은 2장에서 최근에 제안된 적용 템플릿 필터링에 대하여 간단히 기술하며, 3장에서는 다중 성분을 가진 영상들과 제안한 알고리즘을, 4장에서는 실험 결과를 기술하였고, 마지막 5장에서는 결론을 맺었다.

2. 적용 템플릿 필터링

적용 템플릿 필터링 알고리즘에서는 다중 템플릿들을 사용하며, 주어진 픽셀에 대해 우선 최적화된 템플릿을 선택한다 [1]-[2]. 정의된 템플릿들은 서로 다른 크기를 가질 수 있다. 다중 템플릿들 중에서 주어진 픽셀에 대해 최적화된 템플릿은 아래 식을 이용한 템플릿상의 픽셀값들의 표준 편차(SD)에 의해 결정된다.

$$\sigma_f(k, l) = \sqrt{\frac{1}{N_j - 1} \sum_{(k, l) \in T_j} \{x_f(k, l) - \bar{x}_f(k, l)\}^2}$$

$$\bar{x}_f(k, l) = \frac{1}{N_j} \sum_{(k, l) \in T_j} x_f(k, l) \quad (1)$$

여기에서  $x_j$ 는 입력 픽셀 값이며,  $\sigma_f(k, l)$ 는 템플릿  $T_j$ 에서의 픽셀 값들의 국부 표준 편차이며,  $(k, l)$ 은 현재 픽셀의 좌표, 그리고  $N_j$ 는  $T_j$  템플릿의 크기를 나타낸다. (1) 식의 표준 편차가 문턱값(Threshold) 이상 또는 이하에 따라 평탄 및 에지 템플릿으로 분류한다.

주어진 픽셀에 대한 최적화된 템플릿의 선택 과정은 다음과 같다 : (i) 모든 템플릿들에 대한 국부 SD를 계산한다. (ii) 템플릿을 두 종류로 분류한다 : 하나는 문턱값 보다 작은 SD를 가지고 있는 템플릿의 집합으로 평탄 템플릿( $S_P$ )들을 나타내며, 다른 하나는 문턱값 보다 큰 SD를 가지는 것으로 에지 템플릿( $S_E$ )을 나타낸다. (iii) 만약 평탄 템플릿  $S_P$ 에 속하는 원소가 있을 경우, 최적화된 템플릿은 집합  $S_P$  안에서 최대의 크기를 가지는 템플릿으로 하며, 집합  $S_P$ 에 속하는 원소가 없을 경우, 최적화된 템플릿은 에지 템플릿  $S_E$  안에서 최소의 SD를 갖는 템플릿으로 한다.

일단 최적화된 템플릿이 선택되면, 필터 계수들은 아래의 2-D LLSE를 사용함으로써 얻어진다 [3].

$$y(k, l) = \frac{\sigma_x^2(k, l)x(k, l) + \sigma_n^2 x(k, l)}{\sigma_x^2(k, l) + \sigma_n^2}$$

$$\sigma_x^2(k, l) = \max\{0, \sigma_x^2(k, l) - \sigma_n^2\} \quad (2)$$

여기서  $y(k, l)$ 은 필터링된 출력,  $\sigma_x^2(k, l)$ 과  $\sigma_n^2$ 은 각각  $(k, l)$ 에서 입력 영상의 국부 분산과 영상의 전반에 걸쳐 일정한 노이즈 분산을 나타낸다. 식 (2)에서 볼 수 있듯이, 만약 국부 분산이 노이즈 분산 보다 충분히 작은 경우(예를 들어, 평탄 영역) 필터 출력은 템플릿상의 입력 그레이레벨들의 평균에 접근하게 되며, 반대로 국

1. 서 론

의학 영상에 있어서 신호대잡음비(SNR) 또는 대조도 대잡음비(CNR)는 진단에 사용되는 의학 영상의 질을 판정하는 중요한 영상 파라미터들이다. 최근에 발표된 적용 템플릿 필터링(Adaptive template filtering)은 신호대 잡음비와 대조도대잡음비 측면에서 기존의 필터링 방법들보다 우수한 성능을 보여준다 [1]-[2]. 적용 템플릿 필터링은 현재 픽셀을 필터링 하기 전에 다중 템플릿 중에서 가장 잘 매칭이 되는 템플릿을 선택하여 선택된 템플릿에 대하여 최소제곱오차 필터링을 적용하며, 이 과정을 모든 픽셀에 대해 반복적으로 수행한다.

의학영상에서 내부의 구조적인 표현은 공간 해상도에 의해 크게 좌우된다. 자기공명영상시스템에 있어서 해상도의 향상은 측정시간의 증가와 직결되기 때문에 실질적으로는 공간 해상도를 제한 받을 수밖에 없다. 따라서 자기공명영상에서 에지 경계면상의 픽셀들은 제한된 공간 해상도로 인하여 두 가지 이상의 다른 조직들의 성분을 포함할 수 있다. 이러한 다중 성분((Multiple compound)을 포함하는 픽셀들을 적용 템플릿 필터링을 사용하여 필터링 할 경우 에지 경계선상에서 계단 모양의 artifact가 발생한다. 이 원인은 다중 성분을 가진 픽셀들을 필터링 하기 위하여 선택된 템플릿들이 두 조직들의 성분을 적절히 고려한 형태가 아니라 어떤 특정한 조직의 성분에 치우친 형태의 템플릿일 수 있기 때문에 필터링된 픽셀의 그레이레벨은 어느 한쪽의 성분 값에 가까운 값으로 바뀌기 때문이다. 본 논문에서는 이러한 적용 템플릿 필터링의 문제점을 해결하기 위한 새로운 방법을 제안하였다. 제안한 방법에서는 다중 성분을 포함하는 픽셀들을 선별해 낸 후 이러한 픽셀들에 대해서는 가장 큰 템플릿을 할당함으로써 에지 경계선상에서

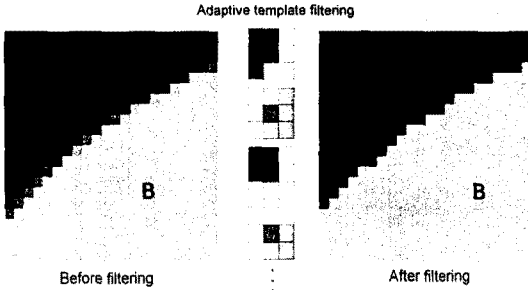


그림 1. 다중 성분을 가진 픽셀들을 필터링 할 때 나타날 수 있는 계단 모양의 artifact

부 분산이 노이즈 분산 보다 충분히 클 경우(예를 들어, 에지 영역) 필터 출력은 입력 값과 거의 동일하게 된다.

### 3. 다중 성분을 가진 영상들

진단에 사용되는 대부분의 의학영상들은 유한한 해상도를 가지기 때문에 partial volume 효과를 가진다. 예를 들어 자기공명영상의 경우 gray level은 각 voxel 안의 spin 신호의 합으로 나타나는데 tissue의 경계면에 있는 voxel 들은 여러 성분들을 포함할 수 있기 때문에 이들의 gray level은 voxel 내의 성분들의 상대적인 크기에 따라 결정된다. 따라서 이들 voxel의 gray level은 인근의 하나의 성분만 가진 voxel 들의 사이 값을 가지게 된다. 이러한 voxel 들에 대하여 적응 템플릿 필터링을 적용할 경우 이러한 사이 값은 인근의 단일 성분의 voxel 들의 gray level의 영향에 의하여 단일 성분의 값으로 접근하게 되어 경계의 discontinuity가 증가하는 경향이 있다. 이 경우 그림 1에서 보듯이 계단모양의 artifact가 발생할 수 있다. 특히 T1 자기공명영상과 같이 동적 범위가 상대적으로 좁은 영상에서 이러한 artifact는 더욱 잘 발생하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 다중 성분을 포함하는 픽셀들을 찾아내고, 이러한 픽셀들에 대해서는 큰 템플릿을 할당함으로써 계단 모양의 artifact를 줄이도록 하였다.

#### 3.1 다중 성분을 포함하는 템플릿 제작

다중 성분을 가지는 voxel 들에 대한 적응 템플릿 필터링의 성능을 평가하기 위하여 먼저 다중 성분을 갖는 템플릿을 제작하였다. 그림 2의 템플릿은 380x356 크기의 8 비트 그레이레벨을 수학적인 phantom으로 다양한 형태의 object들로 구성되어 있다. 먼저 상단은 다양한 폭의 종모양의 object 들로 sine 함수로 경계면을 정의하였다. 가운데 단에는 직선을 이용하여 정의한 여러 가지 삼각형과 gray level 이 서서히 바뀌는 원 모양의 object가 있으며 하단에는 세 개의 원 모양의 object가 있다. 하단의 왼쪽 원은 수학적으로 경계면이 정의된 원

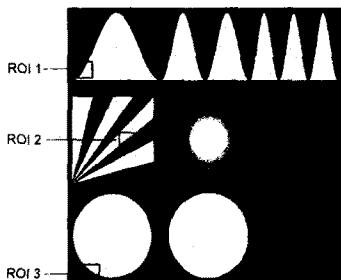


그림 2. 필터링 효과를 보기 위해 8 비트 그레이레벨 380x356 크기의 다중 성분을 갖도록 제작한 템플릿

이며, 이와 비교를 위하여 옆의 두 원은 voxel 단위로 경계면이 정의된 유사한 원이다. 가운데 단의 gray level이 점진적으로 변하는 object를 제외한 나머지의 object 들의 내부 gray level은 동일하며, 수학적으로 정의된 object들의 경계면에 있는 voxel의 그레이레벨은 voxel 내에서 두 object 가 차지하는 비율에 따라 아래와 같이 나타내었다.

$$I = \frac{I_a \cdot V_a + I_b \cdot V_b}{V_a + V_b} \quad (3)$$

여기에서  $I_a$ 와  $I_b$ 는  $\alpha$ -object와  $\beta$ -object의 그레이레벨이며,  $V_a$ 와  $V_b$ 는 픽셀 안에서  $\alpha$ -object와  $\beta$ -object가 차지하는 부피를 나타낸다. 그림 2에 표시한 ROI 영역들은 필터의 성능을 보다 자세히 평가하기 위하여 정의한 영역이다.

#### 3.2 다중 성분을 포함하고 있는 voxel들의 선별과정

다중 성분을 포함하고 있는 voxel들을 선별하기 위하여 다음과 같은 과정을 적용하였다. 먼저 다중 성분의 voxel 들이 edge 근처에 있게 되므로 sobel 연산을 적용하여 에지 또는 에지에 가까운 픽셀들을 검출한다 [5]. 이때 검출된 픽셀들을 집합  $S_M$ 으로 정의한다. 다음으로  $S_M$ 에 포함된 픽셀들에 대해 thinning 알고리즘을 적용시킨다. Thinning 과정으로 집합  $S_M$ 에 포함되어 있는 픽셀의 수를 줄일 수 있어 앞으로 적용할 과정들에 대한 시간을 단축시킨다. 다음으로 노이즈 성분들로 인하여 에지로 판단된 픽셀들을 제거하기 위하여 자신의 주변 8-이웃들이 집합  $S_M$ 에 전혀 존재하지 않는 단일 점들을 제외시켰다. 집합  $S_M$ 의 원소 픽셀들에 대하여  $45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  그리고  $180^\circ$  방향에 대한 인접한 gray level의 기울기를 구한 후 가장 큰 기울기를 갖는 방향을 찾는다. 가장 큰 기울기를 갖는 방향에서 집합  $S_M$ 의 원소 픽셀의 그레이레벨( $G_m$ )이 아래 식의 범위 내에 존재한다면, 해당 픽셀을 다중 성분을 가진 픽셀로 분류한다.

$$G_m - 0.25\Delta < G_m < G_m + 0.25\Delta$$

$$G_m = (G_{m-1} + G_{m+1}) / 2 \quad (4)$$

$$\Delta = |G_{m-1} - G_{m+1}|$$

여기에서  $G_{m-1}$ 과  $G_{m+1}$ 은 가장 큰 기울기를 갖는 방향으로 에지 픽셀  $G_m$ 의 오른쪽과 왼쪽에 해당하는 픽셀들의 그레이레벨들이다.

일단 다중 성분들을 포함하는 픽셀들을 분류하면 다양한 필터링 방법들을 고려할 수 있다. 그 중 간단하면서도 효과적인 방법 중의 하나는 가장 큰 템플릿(3x3)을 할당하는 것이다. 가장 큰 템플릿을 할당받은 픽셀들은 상대적으로 큰 표준 편차를 갖게되어 linear least square error 알고리즘의 적용 시 식(2)의 평균term의 상대적으로 작아지게 되어 과도한 필터링이 줄어들어 현재의 그레이레벨에 가까운 출력이 얻어진다.

### 4. 실험 결과

알고리즘의 성능을 확인하기 위하여 그림 2의 템플릿 영상을 시험영상으로 사용하였다. 시험 영상에 백색 가우스 잡음을 첨가하였으며, 필터링의 성능은 최대신호대 잡음비(PSNR)를 사용하여 측정하였다.

그림 3은 다중 성분을 포함하고 있는 픽셀들을 선별해 내는 과정을 나타낸 것으로 (a)는 잡음이 첨가된 시험 영상에 sobel 연산을 취하여 에지를 검출한 영상이며, (b)는 thinning 알고리즘을 적용한 결과이다. 그림 3(c)는 (b)의 영상에서 노이즈로 인한 단일 점들을 제거한 결과

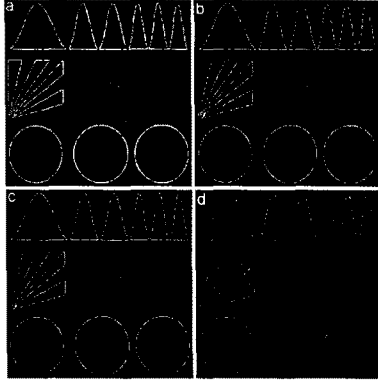


그림 3. 다중 성분을 포함하고 있는 픽셀들을 선별해 내는 과정. (a) sobel 연산을 적용한 영상, (b) Thinning 알고리즘을 적용한 영상, (c) 단일 점들을 제거한 영상, (d) 다중 성분을 포함하고 있는 픽셀들.

이며, (d)는 식(6)을 적용하여 최종적으로 다중 성분을 포함하고 있다고 판정한 픽셀들이다.

그림 4는 적응 템플릿 필터링을 사용하여 출력된 결과 영상들이다. 그림 4(a)는 노이즈가 첨가된 필터링 되지 않은 영상이며, (b)는 기존의 적응 템플릿 필터링을 사용하여 필터링한 결과 영상이고, (c)는 제한한 다중 성분을 고려한 적응 템플릿 필터링의 결과 영상이다. 표 1은 적응 템플릿 필터링과 제한된 다중 성분을 고려한 적응 템플릿 필터링간의 정량적인 성능을 최대신호대잡음비 측면에서 비교한 것이다. 비교한 결과 다중 성분을 고려한 경우가 고려하지 않은 경우에 비해 같거나 약간 향상된 성능을 보임을 확인 할 수 있다. 결국 다중 성분을 고려한 적응 템플릿 필터링은 적응 템플릿 필터링의 고유한 신호대잡음비 성능을 저해하지 않고도 에지 경계 부분에서의 시각적 향상을 가져오게 된다.

제한한 알고리즘을 의학 영상에 적용하기 위하여 whole body 자기공명영상시스템(Magnum,1.0 Tesla)에서 얻은 T1 영상을 시험 영상으로 사용하였다. 그림 5(a)의 대뇌와 뇌량의 경계선상에 존재하는 다중 성분이 (b)의 영상에는 거의 고려되어 있지 않아 계단 모양의 artifact가 발생하는 반면 다중 성분을 고려한 적응 템플릿을 적용한 (c)의 경우 artifact가 제거되어 시각적으로 상당히 향상되었음을 알 수 있다.

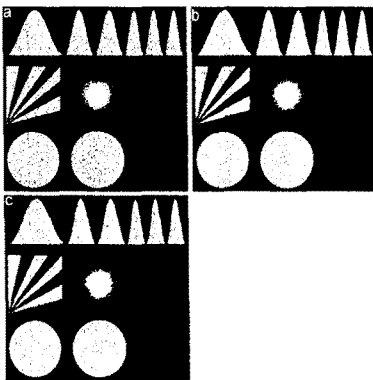


그림 4. 필터링된 결과 영상들. (a) 노이즈가 첨가된 원본 영상 (PSNR=24dB), (b) 적응 템플릿 필터링을 적용한 영상, (c) 다중 성분을 고려한 적응 템플릿 필터링을 적용한 영상.

표 1. 적응 템플릿 필터링 적용 시 다중 성분을 고려한 경우와 고려하지 않은 경우의 최대신호대잡음비.

필터링 방법	노이즈 레벨	
	24dB	28dB
적응 템플릿 필터링	31.4dB	35.3dB
다중 성분을 고려한 적응 템플릿 필터링	31.4dB	35.5dB

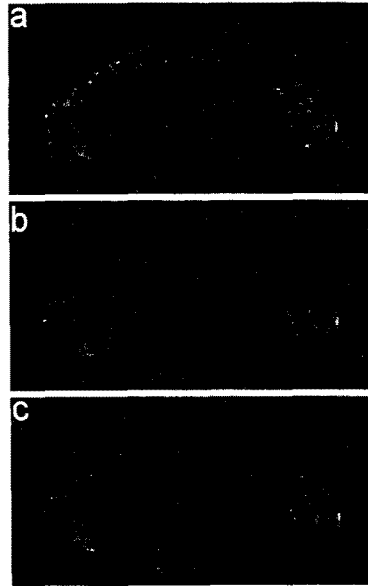


그림 5. (a) 필터링 하기 전 영상, (b) 적응 템플릿 필터링 영상, (c) 다중 성분을 고려한 적응 템플릿 필터링 영상.

#### (참 고 문 헌)

- [1] 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, pp.549-556, 1999.
- [2] C.B. Ahn, D.J. Park, Y. Yi, and Y.C. Song, "Local Shape Adaptive Template Filtering for Signal to-noise Ratio Enhancement in Magnetic Resonance imaging," Proc. SPIE Med. Imag., vol. 3338, pp.884-892, San Diego, 1998.
- [3] P. Chan and J.S. Lim, One dimensional processing for adaptive image restoration, IEEE Trans. ASSP, vol.33, pp.117-126, 1985.
- [4] A. Papoulis, *Probability, Random Variables, and Stochastic Processes*, Tokyo: McGraw Hill, 1965.
- [5] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison Wesley, New York, 1992.