

적응 템플릿 필터링 및 웨이블렛 기반 영상 압축 연구

송영철

경북대학교 전자전기컴퓨터학부

A Study on Adaptive Template Filtering and Wavelet-based Image Compression

Young Chul Song

School of Electrical Engineering and Computer Scince, Kyungpook National University

Abstract - 본 논문에서는 영상상에서의 노이즈를 제거하기 위한 방법과 영상을 압축하기 위한 방법을 제안하였다. 영상을 필터링하기 위한 방법으로 해상도의 손상 없이 영상의 신호대잡음비(SNR)를 개선시킬 수 있는 국부 형태 적응 필터링을 제안하였다. 제안한 알고리즘에서는 템플릿 형태가 고정되어 있는 기존의 필터링 방법 대신에 다중 템플릿들을 정의하였다. 적응 템플릿 필터링을 자기공명영상에 적용할 때 기존의 필터링 방법들에 비하여 향상된 결과를 얻을 수 있으나, T; 영상과 같이 비교적 작은 동적 범위를 가진 영상에서는 에지에서 제단보양의 artifact가 발견되곤 한다. 본 논문에서는 다중 성분을 갖는 복셀들을 선별하여 이들에 대해서는 가장 큰 크기의 템플릿을 활용함으로써 artifact를 제거하는 방법을 제안하였다. 영상 압축에 있어서는 두 가지 모델이 제안되었다. 첫 번째로, 향상된 정수 기반 웨이블렛 변환을 사용한 무손실에 가까운 압축을 제안하였으며, 두 번째로, 완전 복원이 가능한 정수 기반 웨이블렛 변환을 사용한 통합된 유/무손실 압축을 제안하였다. 모의 실험에서, 제안된 알고리즘에 의해 재구성된 영상들은 부동 소수점 기반 웨이블렛 변환과 JPEG에 의해 재구성된 영상들에 비해 높은 신호대잡음비를 보였다.

1. 서 론

본 논문에서는 노이즈 제거를 위해 새로운 적응 템플릿 필터링 방법을 제안하였고, 제안된 적응 템플릿 필터링의 성능을 평가하기 위해서 MR 영상들과 천연영상들 그리고 다수의 에지를 가진 영상을 사용하여 모의실험을 수행하였으며, 기존의 최적화된 적응 필터링 방법들과 비교하였다.

필터링된 MR 영상들은 데이터베이스화되어 서버에 저장되게 된다. 현재 병원내에서는 의학영상정보를 취득하거나 저장, 전송 및 검색할 수 있는 PACS (Picture Archiving Communications System)라는 검색 시스템이 설치되어 있어 의사들이 자신의 PC상으로 활용한 영상 데이터들을 로드하여 환자들을 진찰하는 경우가 빈번하게 이루어지고 있다. 그러나 이러한 방대한 영상 데이터들을 저장하기 위해서는 상당히 큰 저장 공간이 필요하게 되어 경제적 손실이 크게 발생되며, 영상 데이터의 과다한 크기로 인해 영상 전송에 많은 시간을 요하게 된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해서는 영상의 크기를 줄이는 영상 압축 기법이 필수적이다.

지금까지 대부분의 정지영상 압축에는 JPEG을 사용해 왔다. 그러나 JPEG의 변환 방식인 DCT(Discrete Cosine Transform)는 고동률, 고압축을 필요로 하는 분야에서는 블록간에 왜곡 현상(블록킹 현상)이 발생할 뿐만 아니라 에지 열화를 가져오는 단점을 가지고 있다. 이러한 단점을 극복하기 위해서 최근에는 웨이블렛 변환(wavelet transform)을 이용한 압축 방식이 주로 연구되고 있다. 본 논문에서는 인간의 신체를 다루는 의

학 영상의 중요성을 고려하여 영상 데이터를 무손실로 압축하여 전송할 수 있는 정수기반 웨이블렛 변환을 사용하였다. 정수기반 웨이블렛 변환은 부동소수점 기반 웨이블렛 변환에 비하여 에너지 집중도가 약간 떨어지는 측면이 있지만, 최대 에러를 일정하게 제한 할 수 있어 영상의 신뢰성 측면에 있어서는 향상된 결과를 가져온다. 특히 의학영상의 압축에 있어서의 최대에러의 제한은 중요한 요소가 될 수 있다. 본 논문에서는 영상을 압축하기 위해서 무손실 또는 무손실에 가까운 압축을 수행하여 영상을 압축하는 방식과 손실-무손실 압축이 하나의 알고리즘에 구현되어 영상 데이터를 원하는 비트율에 맞게 전송할 수 있는 방식 등 두 가지 방법을 제시하였다.

본 논문의 전체적인 구성은 앞서 기술한 필터링 방법과 압축 알고리즘들을 기술하고 제안한 방법들이 의학영상에서 뿐만 아니라 천연영상이나 그리고 에지가 많이 포함되어 있는 영상 모두에서 우수한 성능을 보임을 다양한 모의 실험을 통해 확인하는 과정으로 구성되어 있다.

2. 본 론

2.1 제안한 적응 템플릿 필터링

제안된 알고리즘에서는 다중 템플릿들을 정의하였으며, 우선 주어진 픽셀에 대해 최적화된 템플릿을 결정한다. 정의된 템플릿들은 서로 다른 크기를 가지고 있다. 예를 들면, 그림 1은 3×3 영상 크기를 가지는 다중 템플릿들을 보여주고 있는데, 3~9 까지의 템플릿 크기를 갖는 총 247개의 템플릿들로 구성되어 있다. 다중 템플릿들 중에서 주어진 픽셀에 대해 최적화된 템플릿의 선택은 식 1을 이용한 템플릿상의 픽셀값들의 표준 편차(SD)에 의해 결정된다.

$$\sigma_j(k, l) = \sqrt{\frac{1}{N_j - 1} \sum_{(k', l') \in T_j} (x(k', l') - \bar{x}_j(k, l))^2} \quad (1)$$

$$\bar{x}_j(k, l) = \frac{1}{N_j} \sum_{(k', l') \in T_j} x(k', l')$$

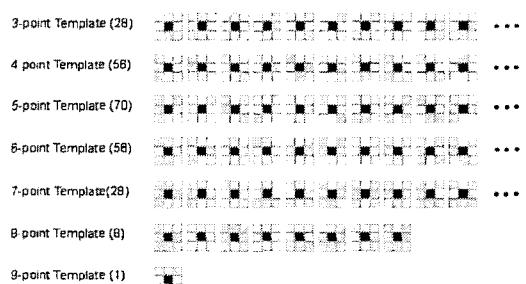


그림 1. 국부 형태 적응 필터링에 사용된 다중 템플릿들

여기서 x 는 입력 픽셀 값이며, $\sigma_x(k, l)$ 는 템플릿 T_j 상의 픽셀 값들의 국부 표준 편차이며, (k, l) 은 현재 픽셀의 좌표, 그리고 N_j 는 T_j 의 템플릿 크기를 나타낸다. 주어진 픽셀에 대한 최적화된 템플릿의 선택 과정은 다음과 같다.

- 1) 모든 템플릿들에 대한 국부 SD를 계산한다.
- 2) 템플릿을 두 종류로 분류한다 : 하나는 문턱값 보다 작은 SD를 가지고 있는 템플릿의 집합으로 평탄 템플릿들 (S_P)을 나타내며, 다른 하나는 문턱값 보다 큰 SD를 가지는 것으로 에지 영역들 (S_E)을 나타낸다.
- 3) 만약 어떤 원소들이 집합 S_P 안에 속한다면, 최적화된 템플릿은 집합 S_P 안에서 가장 큰 템플릿 크기를 가진 하나가 되며, 그 외의 경우의 최적화된 템플릿은 집합 S_E 안에서 최소의 SD를 가진 하나가 된다. 일단 최적화된 템플릿이 선택되면, 필터 계수들은 식 2의 2-D adaptive LLSE를 사용함으로써 얻어진다.

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

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

평탄 영역과 에지 영역을 분류하는데 사용되는 문턱값은 식 3에 정의하였다.

$$\tau = a\sigma_n \quad (3)$$

여기서, σ_n 은 추정된 노이즈 표준 편차를 나타내며, a 는 조절 가능한 scale factor이다. 최대신호대잡음비는 문턱값에 의존하여 약간씩 변화하며, $\tau = 1.2\sigma_n - 1.6\sigma_n$ 에서 가장 높은 수행 결과를 보이고 있다.

2.2 적응템플릿 필터링에서의 볼륨효과 제거

에지 상의 복셀(voxel)들은 제한된 공간 해상도로 인하여 두 가지 이상의 여러 조직의 성분을 포함하는 경우가 많은데 이러한 다중 성분(multiple compound)을 포함하는 복셀들에 적응 템플릿 필터링을 적용할 경우 그림 2에서와 같이 에지 경계선상에서 계단 모양의 artifact가 관찰되곤 한다.

이러한 다중 성분을 포함하고 있는 복셀들을 선별하기 위한 과정은 다음과 같다. 먼저 다중 성분의 복셀들은 에지 근처에 있게 되므로 Sobel 연산을 적용하여 에지 또는 에지에 가까운 복셀들을 검출한다. 이때 검출된 복셀들을 집합 S_M 으로 정의한다. 다음으로 S_M 에 포함된 복셀들에 대하여 thinning 알고리즘을 적용한다. Thinning 과정으로 집합 S_M 의 복셀 수를 줄여 처리

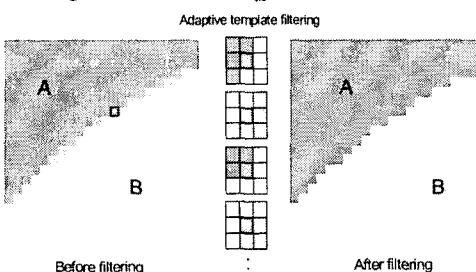


그림 2. 관찰된 에지 경계선상에서의 계단 모양의 artifact

시간을 단축시키고, 또한 다중 성분의 복셀들의 과다한 검출을 방지하여 적응 템플릿 필터링의 성능이 저하되는 것을 방지한다.

다음으로 잡음 성분들로 인하여 에지로 검출된 복셀들을 제거하기 위하여 자신의 주변 8 이웃들이 집합 S_M 에 포함되어 있지 않는 독립점들을 제거한다. 끝으로, 집합 S_M 의 각 복셀들에 대하여 45° , 90° , 135° 그리고 180° 방향으로 그레이레벨의 기울기를 구한 후 가장 큰 기울기를 갖는 방향을 찾는다. 가장 큰 기울기를 갖는 방향으로 집합 S_M 의 복셀의 그레이레벨(G_m)이 식 4의 범위 내에 존재한다면, 그 복셀을 다중 성분을 가진 복셀로 판단한다.

$$\begin{aligned} \overline{G_m} - 0.25\Delta &< G_m < \overline{G_m} + 0.25\Delta \\ \overline{G_m} &= (G_{m-1} + G_{m+1}) / 2 \\ \Delta &= |G_{m-1} - G_{m+1}| \end{aligned} \quad (4)$$

여기에서 G_{m-1} 과 G_{m+1} 은 가장 큰 기울기를 갖는 방향으로 복셀 G_m 의 오른쪽과 왼쪽에 해당하는 복셀의 그레이레벨이다.

2.3 제안한 압축 알고리즘들

본 논문에서는 영상 압축을 위하여 정수 연산 웨이블렛 변환인 TS 변환을 사용하여 양자화 과정을 없앰으로써 무손실 압축을 보다 효율적으로 구현하였다. 또한 ncar lossless 압축에서 최대 에러(peak error)를 일정한 범위내(1, 2)로 제한함으로써 복원된 영상의 신뢰성을 높였다. 이를 위하여 원영상을 전처리 양자화(prc-quantization) 함으로써 압축비를 높였고, 양자화시 문제가 되는 재구성 영상의 시각적인 저하를 제안한 다중 양자화 방법을 사용함으로써 향상 시켰다. 제안한 양자화 방법을 사용하여 재구성한 영상들의 시각적인 향상을 좀 더 자세히 판찰하기 위하여 기존의 양자화 방법과 제안한 다중 양자화 방법으로 재구성한 영상들에 고주파 필터를 적용하여 비교한 결과 제안한 양자화 방법으로 재구성한 영상이 시각적으로 월등히 향상됨을 확인 할 수 있었다. TS 변환 필터를 사용하여 분할한 영상에서 가장 낮은 대역을 제외한 나머지 대역에서 영(zero)값이 많이 나오는 것을 고려하여 영의 길이와 그 다음 영이 아닌 값을 하나로 묶어서 허프만 부호(Huffman code)화 하였다.

다른 모델로 단일 부호열에서 순서/무순서 부호화 및 점진적 전송을 위한 정지영상 압축 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 완전 복원이 가능한 정수형 웨이블렛 변환인 S+P 변환을 사용하여 변환 계수들을 비트 평면으로 나타낸 후, wavelet 비트 평면-밴드 영역(WBB Domain: Wavelet Bitplane-band Domain)을 중요도에 따라 순서화 함으로써 점진적 전송이 가능하게 하였다. 즉, MSE(mean square error)측면에서 보다 중요한 대역을 먼저 전송함으로써 낮은 비트율에서도 우수한 화질을 얻을 수 있을 뿐만 아니라 비트열을 모두 전송하게 되면 단일 비트열에서 궁극적으로 무손실 부호화까지 가능한 부호기를 구성하였다.

3. 결 론

제안된 국부 형태 적응 필터링의 수행 성능을 모의 실험 결과 현존하는 필터링 방법들 중 가장 좋은 성능을 보였던 LLSE 알고리즘과 2-D 적응 계귀 필터와 비교하였다. MR angiogram들에 이러한 알고리즘들을 적용한 결과를 그림 3에 보였다. 필터링들은 마지막 angiogram에 적용시킬 수도 있으며, processing(예를 들어 maximum intensity projection) 전에 section 영상들에 각각에 적용시킬 수도 있다. 그림 3(b)의

2-D LLSE 알고리즘을 사용하여 필터링한 경우에는 고주파 성분을 포함하고 있는 혈관에서는 전혀 필터링이 수행되지 않았다. 적응 재귀 필터 그림 3(c)에서는 에지 열화가 관찰되었으며, 제안한 알고리즘 3(d)에서는 어떤 애고도 관찰되지 않았다.

그림 4는 다중 성분이 포함된 복셀들에 적용 템플릿 필터링을 적용할 경우로 제안된 알고리즘을 전신 자기공명영상시스템 (Magnum 1.0 Tesla, Medison)에서 얻은 T₁ 영상에 적용한 결과이다. 그림 4(a)의 대뇌와 뇌량의 경계선상에 존재하는 다중 성분을 포함하는 복셀들이 기존의 적응 필터링에서는 인접한 영역의 단일 성분의 그레이레벨로 바뀌어 4(b)의 영상에서는 계단 모양의 artifact가 발생하는 반면 제안된 적응 템플릿 필터링을 적용한 4(c)의 경우에는 이러한 artifact가 나타나지 않음을 알 수 있다. 그림 5는 다양한 압축 방법들에 의해 압축된 영상들과 에러영상들을 나타낸다.

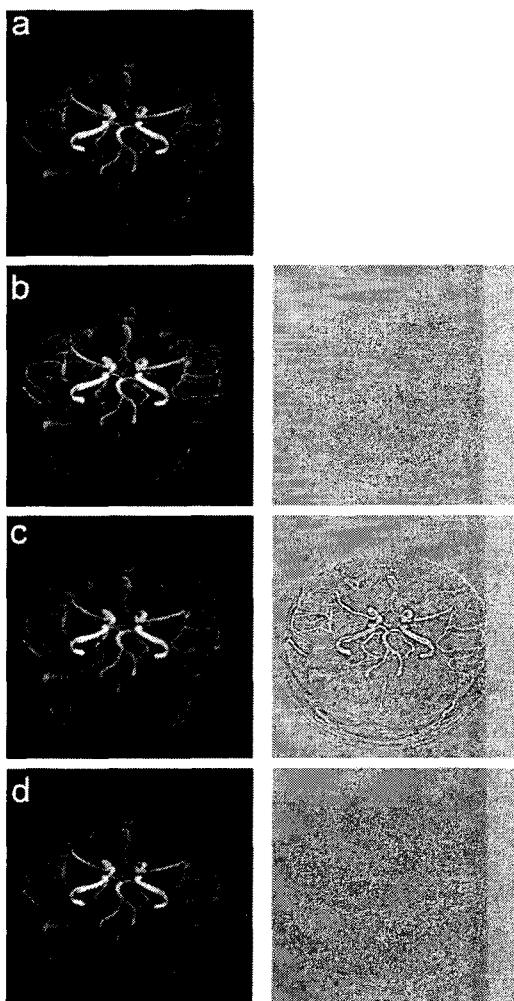


그림 3. 1.0 Tesla에서 얻은 MR angiograms (256 × 256 크기를 갖는 16 bit 그레이스케일 영상들). (a) 필터링 되지 않은 영상. (b) 적응 2-D LLSE. (c) 적응 재귀 필터와 (d) 제안된 알고리즘. 에러 영상들은 10배 증폭하였다.

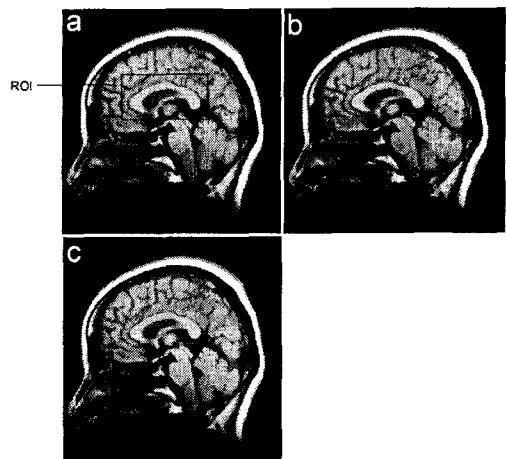


그림 4. T₁-weighted 자기 공명영상에 대한 적응 템플릿 필터링. (a) 필터링 되지 않은 영상. (b) 적응 템플릿 필터링에 의해 필터링된 영상. (c) 제안한 알고리즘에 의해 필터링된 영상

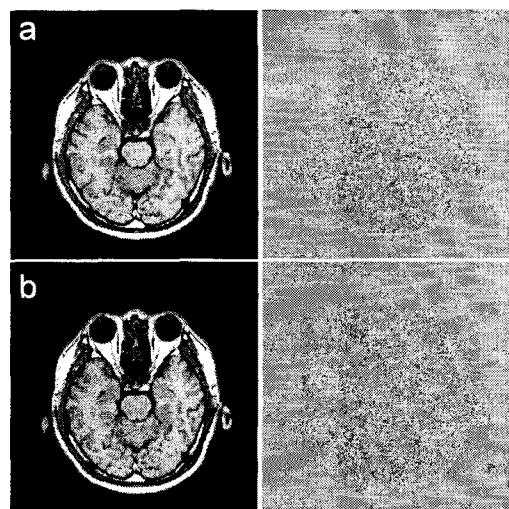


그림 5. 다양한 압축 방법들에 의해 압축된 영상들과 에러영상들(비트율 = 1.93 bits/pixel). (a) 제안된 방법 (PSNR = 49.1dB, Peak error = 2). (b) 소수점 기반 웨이블렛 압축 (PSNR = 48.2dB, Peak error = 7).

[참고 문헌]

- [1] 송영철, "적응 템플릿 필터링 및 웨이블렛 기반 영상 압축 연구," 박사학위 논문, 2001.
- [2] 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, 1999.