

초음파 진단 기기에서의 시간 이득 보상과 다이내믹 범위 조절을 위한 자동 최적화 알고리즘

이덕운, 김용선, 나종범
한국과학기술원 전자전산학과

Automatic optimization for time gain compensation and dynamic range control in ultrasound diagnostic systems

Duhgoon Lee*, Yong Sun Kim**, and Jong Beom Ra***

Electrical Engineering & Computer Science Department

Korea Advanced Institute of Science and Technology

E-mail : *dolee, **yskim@issserver.kaist.ac.kr, ***jbra@ee.kaist.ac.kr

Abstract

For efficient and accurate diagnosis of ultrasound images, the time gain compensation (TGC) and dynamic range (DR) control of the ultrasound echo signal are important. TGC is for compensating the attenuation of the ultrasound echo signal along the depth, and DR is used to control the image contrast. In this paper, we propose an algorithm for finding the optimized values of TGC and DR automatically. For TGC, the degree of compensation is determined along the depth based on the effective attenuation estimation of ultrasound signal. For DR optimization, we introduce a novel cost function on the basis of the characteristics of ultrasound image, which provides the minimum value at the optimal DR. Experiments have been performed by applying the proposed algorithm to a real US imaging system. The results show that the algorithm automatically can determine the values of TGC and DR in real-time so that the subjective quality of the corresponding US image may be good enough for diagnosis.

I. 서론

초음파 장비는 신체에 끼치는 영향이 작고 실시간으로 영상을 얻을 수 있는 장점을 지니고 있어서 의료 진단 시스템에 널리 쓰이고 있다. 그러나 초음파 시스템은 CT, MR 시스템에 비해 영상 획득 과정에서 사용

자의 개입이 많이 필요하다는 단점을 가지고 있다. 초음파 영상 획득 과정에서 사용자가 가장 빈번히 조절하는 파라미터는 TGC 와 DR 이며, 이 파라미터들은 초음파 영상에 크게 영향을 미친다. TGC 는 초음파 에코가 깊이에 따라 감쇠하는 것을 보상해 주기 위한 파라미터이고, DR 파라미터는 넓은 범위의 에코에서 디스플레이 될 범위를 정해주는 역할을 한다. 그러므로 TGC 와 DR 을 사용자의 조절 없이 자동으로 최적의 값으로 정하는 것은 매우 중요한 일이다.

초음파 영상은 기본적으로 수백 개의 scan line 의 배열로 구성되어 있다. 깊이에 따른 보상 curve 는 각 scan line 마다 다르게 적용되는 것이 아니라, 전체가 하나의 시간 이득 보상 curve 에 의해 동일하게 적용된다. 초음파 장비에서 dynamic range 조절은 넓은 범위의 log compression 된 데이터를 디스플레이 가능하도록 8bit 데이터로 범위를 줄여주는 역할을 한다. DR 에 의한 log-compressed 에코와 8bit gray 영상 사이의 관계를 간단히 나타내면 그림 1 과 같다. DR 에 따라서 디스플레이 되는 영상의 콘트라스트가 달라지게 되고 soft tissue 의 거친 정도가 달라지게 되는데, 이것은 임상적인 화질에 많은 영향을 미친다.

기존의 초음파 에코 신호의 시간 이득 보상에 관한 연구는 RF 신호 레벨에서 이루어졌고, 알고리즘의 구현

을 위해서는 하드웨어를 수정할 필요가 있었다[1][2]. 초음파 영상에서 콘트라스트 향상을 위한 연구도 많이 수행되었다[3][4]. 그러나 이들 연구는 국소적인 영역 기반으로서, 앞서 정의한 DR 파라미터의 최적 값을 구하는 방법으로는 적합하지가 않다.

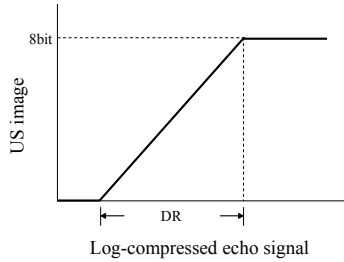


그림 1 DR 모델링

본 논문에서는, 초음파 장비의 핵심적인 파라미터인 TGC 와 DR 의 최적 값을 자동으로 찾는 것을 목표로 한다. 제안한 알고리즘은 기존의 시간 이득 보상과 콘트라스트 향상에 관한 연구와 차별된다.

II. TGC 최적화

제안한 알고리즘은 TGC 최적화와 DR 최적화로 이루어져 있다. 알고리즘의 입력 데이터는 깊이에 따른 보상이 적용되지 않은 log-compressed 에코 신호이다.

초음파 에코 신호는 시간에 따라 지수적으로 감쇠한다고 알려져 있다. 따라서 신호의 넓은 범위를 줄여주기 위한 log-compression 이 수행된 후의 초음파 영상은 선형으로 감쇠한다고 말할 수 있다. 그러므로 log-compressed 에코의 감쇠는 직선으로 모델링 될 수가 있다. 강인하게 영상의 깊이에 따른 감쇠를 추정하고 보상하기 위해서 다음의 방법을 수행한다.

3.1 Vertical profile

먼저 입력 영상을 M 개의 세로 영역으로 나눈다. 각 세로 영역이 N 개의 에코 신호로 이루어져 있을 때, 각각의 vertical profile 은 식 (1)과 같이 정의된다.

$$v_k(n) = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N u_k(m,n) \quad (1)$$

$v_k(n)$ 은 k 번째의 vertical profile 을 말하고, $u_k(m,n)$ 은 각 세로 영역 내에서 (m,n) 위치의 밝기값을 나타낸다.

3.2 직선 모델링

M 개의 vertical profile 을 직선으로 모델링 한다. 정의된 vertical profile 에 대해서 직선으로 모델링 하는 것은 초음파 신호의 감쇠를 정확하게 추정하기 위해서이다. 각 scan line 의 에코 신호는 노이즈로 인해 깊이에 따른 감쇠를 추정하기 힘들다. 이러한 문제를 극복하기 위해서 여러 에코 신호를 묶어서 평균한 vertical profile 이 필요하다. Vertical profile 을 직선으로 추정하기 위해서 least squares fit 방법을 사용하였다. Vertical profile 과 추정된 직선은 그림 2 에 나타나 있으며, 추정된 직선은 초음파 신호의 감쇠를 잘 나타내고 있다.

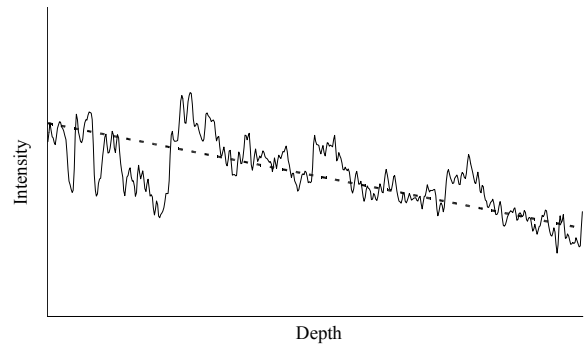


그림 2 Vertical profile(실선)과 추정된 직선(점선)

3.3 시간 이득 보상

각각의 vertical profile 에 대해서 추정된 직선들을 이용하여, 영상 전체의 깊이에 따른 감쇠를 나타내는 하나의 감쇠 직선을 만든다. 이 때, M 개의 vertical profile 의 직선 중에서, 선택된 직선의 평균으로 영상의 감쇠를 대표하는 직선을 정의한다. 초음파 에코 획득 과정에서 발생하는 gain rolloff 현상과 신체 내부에 국소적인 어두운 영역이 있는 경우에는 전체적인 감쇠를 추정하는데 방해가 될 수가 있다. 영상의 깊이에 따른 감쇠를 추정하는데 방해가 주는 이러한 artifact 들을 제거하기 위해서 몇 개의 직선만 선택하는 것이 필요하다. 위의 artifact 는 직선으로 모델링 할 때, 직선의 기울기를 지나치게 가파르게 하는데 영향을 미친다. 따라서 선택되는 직선은 모든 직선 중에서 기울기가 작은 것 몇 개로 정한다.

추정된 감쇠 직선의 기울기를 바탕으로, 깊이에 따

른 영상의 밝기를 보상할 수가 있다. 시간 이득 보상은 감쇠 직선의 기울기를 0 으로 만들어주는 것이라고 볼 수 있다. 그러나 직선의 기울기를 영으로 만들어주게 되면, 깊은 영역에서의 보상 정도가 커지게 되어 노이즈도 함께 크게 증폭되는 문제가 발생한다. 임상 진단의 관점에서, 이렇게 과도하게 보상된 영상은 바람직하지 않다. 그러므로, 추정된 직선의 기울기를 0 이 아니라 의미 있는 다른 기울기 값으로 만들어줌으로써 시간 이득 보상이 이루어져야 한다.

III. DR 최적화

DR 최적화 알고리즘의 전체 구조는 그림 3 과 같다. 간단한 초음파 모델에서, log-compressed 에코에 DR 을 적용하면 8bit gray 초음파 영상이 만들어진다. DR 최적화 알고리즘은 DR 을 변화시켜가면서 그에 따라 바뀌는 8bit gray 영상의 특성을 측정하여 제안한 cost function 이 최소가 되는 DR 을 선택한다. 영상의 특성 측정은 edge 를 바탕으로 이루어 진다. edge 검출은 DR 의 변화에 따라 계속 반복적으로 수행 하는 것이 아니라, 계산의 효율을 위해서 적당한 DR 이 적용된 영상에 대하여 한번만 수행한다. 영상의 특성은 DR 의 변화에 따라 미리 생성된 edge map 을 바탕으로 측정된다.

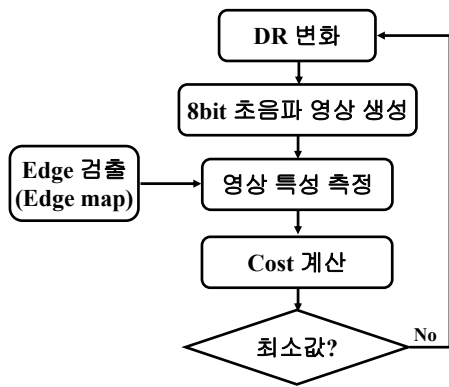


그림 3 DR 최적화 알고리즘 구성

일반적으로 anisotropic diffusion model 이 edge 검출에 뛰어나다고 알려져 있다. 제안한 알고리즘에서는 edge 검출 방법으로 이 방법을 채택하였다[5][6]. 이 방법을 이용하여, 각 픽셀의 edge 여부와 edge 방향을 저장하여 edge map 을 작성한다.

3.1 Measures

DR 이 변화함에 따라, edge map 을 바탕으로 새롭게 정의된 측정값은 edge 콘트라스트(Edge Contrast: EC)와 soft tissue 의 거친 정도(Soft Tissue Roughness: STR)이다.

EC 는 edge 픽셀의 중심으로 하는 윈도우 내에서 edge 에 의해 나누어지는 두 영역의 밝기값의 차이로 정의되며, 식(3)과 같이 주어진다.

$$EC = \frac{1}{K} \sum_{(i,j) \in E} (|f(i,j) - m_A| + |f(i,j) - m_B|) \quad (3)$$

여기서 집합 E 는 영상에서 edge 픽셀의 집합을 의미하고, K 은 edge 픽셀의 개수를 말한다. f(i,j)는 (i,j) 픽셀을 중심으로 하는 윈도우 내에서, edge 픽셀 (i,j)에 의해 생기는 edge 직선의 밝기값 평균을 의미한다. m_A 와 m_B 는 윈도우 내에서 생성된 edge 직선에 의해 나누어지는 두 영역의 밝기값 평균을 나타낸다.

일반적으로 초음파 영상의 soft tissue 가 거칠어지면 표준 편차는 커지게 되고, 그 반대도 성립한다. 따라서 표준 편차가 STR 을 나타내는 지표로 사용될 수가 있다. 이 측정값을 나타내는 식은 다음과 같다.

$$STR = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{(i,j) \notin E} (u(i,j) - \frac{1}{L} \sum_{(i,j) \notin E} u(i,j))^2} \quad (4)$$

여기서 L 은 edge 가 아닌 영역의 픽셀 개수를 나타내고, u(i,j)는 픽셀 (i,j)에서의 영상의 밝기값을 의미한다.

3.2 Cost function

임상적으로 DR 에 의해 조정되는 바람직한 영상은 EC 가 높으면서 STR 은 작은 영상이다. 임상적으로 최적의 DR 을 찾기 위해서 이러한 사실을 참고하여 cost function 을 제안한다. 제안한 cost function 은 EC 의 역수와 STR 의 가중치 합으로 정의되며, 식(5)와 같이 주어진다.

$$J(DR) = \frac{\lambda}{EC + \epsilon} + STR \quad (5)$$

여기서 ε 는 분모가 0 이 되는 것을 막아주는 상수이고, λ 는 가중치 값으로서 실험적으로 구해진다.

제안한 cost function 은 EC 가 크고 STR 이 작을수록 작은 값을 가지게 되므로, 최적의 DR 일 때 최소의 cost 를 가진다. Cost 를 최소로 하는 DR 을 찾는 문제는, 최적화 알고리즘 중에서 capture 범위 이내에서 안정적으로 최소값에 수렴한다고 알려져 있는 Downhill simplex 방법을 사용하여 해결한다.

IV. 실험 결과

제안한 알고리즘을 실제 초음파 진단 시스템에 적용하여 그 결과를 살펴본다. 실험 영상은 가장 빈번하게 스캐닝 되는 부위인 Thyroid 에 대해서 획득하였다. 실제 신체 부위를 scan 한 것이기 때문에, 알고리즘을 수행하고 저장하는 시간차이로 인해 결과 영상에서 알고리즘 적용 전, 후의 영상에 시간 차이가 존재한다. 하지만, 이러한 영상의 차이가 알고리즘이 적용된 효과를 살펴 보는 데는 크게 문제가 되지 않는다.

그림 4(a)는 TGC 와 DR 최적화 이전의 초음파 영상이다. 그림 4(b)는 TGC 최적화만 수행한 결과이다. 예상대로, 원본 4(a)와 비교해 볼 때, 깊은 영역에서 보상이 잘 되었음을 알 수가 있다. 그림 4(c)는 DR 최적화만 수행한 결과이다. 그 결과 4(a) 보다 더 높은 콘트라스트를 보여주고 있다. TGC 와 DR 최적화를 모두 수행한 결과는 그림 4(d)에 나타나 있다. 원본 4(a)와 비교해 볼 때, 최종 결과 영상 4(d)는 주관적 화질이 매우 좋아졌음을 알 수가 있다.

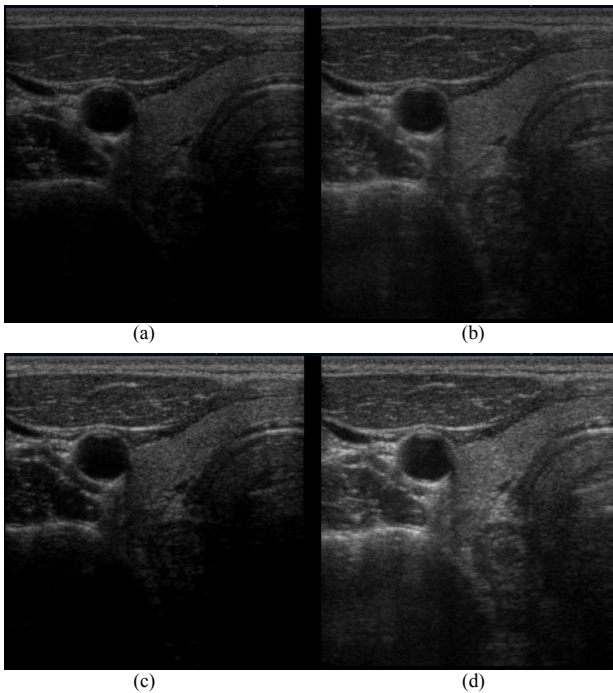


그림 4 실험 결과 (a) 원본 영상, (b) TGC 최적화 영상, (c) DR 최적화 영상, (d) 최종 영상

V. 결론

본 논문에서는, 초음파 진단 시스템에서 영상의 화질에 크게 영향을 미치는 TGC 와 DR 파라미터를 최적화 하는 알고리즘을 제안한다. TGC 를 최적화 하기 위해서, 초음파 에코의 감쇠를 안정적으로 추정하는 방법을 제안하고, 추정된 감쇠 직선의 기울기를 바탕으로 깊이에 따른 보상 정도를 결정한다. DR 최적화를 위해서, EC 와 STR 이라는 두 가지 측정값을 정의한다. 제안된 cost function 은 EC 의 역수와 STR 의 가중치 합으로 정의되고, 이 cost function 은 최적의 DR 일 때 최소값을 가지게 된다. 제안한 알고리즘을 실제 초음파 장비에 적용한 결과, TGC 와 DR 이 실시간으로 자동 최적화 되는 것을 결과 영상을 통해 확인할 수가 있었다. 초음파 진단 장비의 화면에 나타나는 영상의 주관적 화질은 임상적인 진단에 도움이 될 것으로 기대한다.

참고문헌

- [1] D. I. Hughes and F. A. Duck, "Automatic attenuation compensation for ultrasonic imaging," *Ultrasound Med. Biol.*, vol. 23, pp. 651-664, 1997.
- [2] W. D. Richard, "A new time-gain correction method for standard B-mode ultrasound imaging," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 8, pp. 283-285, 1989.
- [3] P. F. Stetson, F. G. Sommer, and A. Macovski, "Lesion contrast enhancement in medical ultrasound imaging," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 16, pp.416-424, August 1997.
- [4] C. Munteanu and A. Rosa, "Gray-scale image enhancement as an automatic process driven by evolution," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 34, pp. 1292-1298, April 2004.
- [5] Y. S. Kim and J. B. Ra, "Improvement of ultrasound image based on wavelet transform: speckle reduction and edge enhancement," in *Proc. SPIE Medical Imaging 2005*, Vol. 5747, pp. 1085~1092, 2005.
- [6] K. Z. Abd-Elmoniem, et. al., "Real-Time Speckle Reduction and Coherence Enhancement in Ultrasound Imaging via Nonlinear Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, vol. 49, no. 9, pp. 997-1014, Sept. 2002.