

측면거리 상관함수를 이용한 수동주사 초음파 영상 프레임들로부터의 3차원 영상 재구성

준회원 이 준 호*, 정회원 김 남 철**, 김 상 현***

Reconstruction of 3D Ultrasound Image from Freehand Scanned Frames Using Lateral Correlation Functions

Jun Ho Lee* *Associated Member*

Nam Chul Kim**, and Sang Hyun Kim*** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 수동주사로 얻은 2차원 연속 프레임으로 3차원 초음파 영상 재구성을 위한 연속 프레임의 프레임 간 거리 추정 방법을 제안하였다. 수동주사로 얻은 연속 프레임은 프레임간 거리가 불균일하기 때문에 이를 그대로 3차원 영상으로 재구성하면 실제 인체 장기의 형태와 다른 영상을 얻게 된다. 제안한 알고리듬에서는 연속 프레임의 프레임간 거리를 추정하기 위하여 매 프레임의 블록별 측면거리 상관함수를 얻고, 측면거리 상관함수들이 프로브의 진행축과 초음파 센서의 배열축이 이루는 평면상에서 동방성을 가진다는 가정 하에 인접 프레임내의 각 블록간의 프레임간 거리를 추정하였다. 인접 프레임간 추정거리는 프레임 내에서 블록단위로 추정된 프레임간 거리를 평균하여 얻었다. 실험 결과, 제안한 알고리듬의 프레임간 추정거리 곡선은 기준 진행거리 상관함수를 이용한 방법의 추정거리 곡선에 비해서 실제 프레임간 거리 곡선에 가까웠고, SNR비교에서 제안한 방법이 기존의 방법에 비해 좋은 결과를 보였다. 그리고, 기존의 알고리듬에 비해 제안한 알고리듬으로 재구성한 3차원 영상이 원영상에 더 흡사한 것을 볼 수 있었다.

ABSTRACT

An efficient algorithm is presented for estimating interframe distances in a 2D frame sequence acquired by freehand scanning for the reconstruction of 3D ultrasound image. Since the interframe distances in a 2D frame sequence that is scanned with hand-held ultrasound probe are not uniform, the 3D image reconstructed directly from the 2D data may greatly deviate from the actual view of the human organs. For estimating interframe distances in a 2D frame sequence, we determine lateral correlation functions that are assumed to be isotropic in the lateral-elevation plane at image blocks of each frame. Using the isotropic assumption, the interframe distances of corresponding image block pairs of the adjacent frames are estimated. The interframe distance of each adjacent frames finally is estimated by averaging the block-wise estimated distances. The experimental results show that the estimated interframe distance curves of the proposed algorithm are closer to the real interframe distance curves than those of the method using a reference elevation correlation function, and that the proposed algorithm has better SNR performance than the conventional method. In addition, the 3D images reconstructed by the proposed algorithm are more similar to the original 3D images.

* 경북대학교 전자공학과 영상통신연구실(junolee@palgong.kyungpook.ac.kr),

*** (주)메디슨(shkim@medison.co.kr),

** 경북대학교 전자공학과 영상통신연구실(nckim@ee.kyungpook.ac.kr)

논문번호 : 00302-0731, 접수일자 : 2000년 7월 31일

I. 서론

현대의 첨단 의료용 영상기기 중의 하나인 초음파 영상기기는 실시간으로 영상을 보여줌으로써 즉각적인 진료를 가능하게 하고, 초음파 프로브(probe)를 손으로 자유롭게 조작하는 것이 가능하여 원하는 진료 부위를 여러 형태로 관찰할 수 있는 장점이 있다[1, 2]. 가격면에서도 CT나 MRI에 비하여 훨씬 저렴하여 매우 실용적인 의료 장비로 평가되고 있다. 초음파 영상기기는 서로 다른 매질로 이루어진 경계면에서 반사되는 초음파를 이용하여 인체의 해부학적 구조를 관찰하는 것으로 반사파의 크기를 밝기값으로 비구어 2차원 영상으로 표시하는 B-모드(Brightness-mode) 표현 방법^[3]을 적용함으로써 본격적으로 의료 진단용으로 사용되어 왔다.

그러나, 2차원 영상들만으로는 인체 장기의 3차원 구조를 정확하게 해석하여 진단하는 것이 쉽지 않다. 이러한 2차원 초음파 영상의 한계를 극복하기 위한 방법의 하나로써 3차원 초음파 영상을 얻기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다^[1, 2]. 3차원 초음파 영상은 일반적으로 2차원 연속 프레임들을 하나씩 일정간격으로 쌓아서 구성한 3차원 볼륨을 렌더링(rendering) 처리하여 만들어진다. 이때, 일정간격으로 쌓인 프레임들의 실제 프레임간 거리가 같지 않다면 재구성된 장기의 모양이 실제 장기의 모양과는 다른 왜곡된 3차원 영상으로 재구성된다. 실제로는 같은 거리라도 2차원 연속 프레임을 얻을 때 프로브가 빠르게 움직인 부분은 3차원 영상 내에서 거리가 짧게 보이고, 프로브가 느리게 움직인 부분은 상대적으로 길게 보인다. 따라서, 3차원 볼륨을 구성할 때에는 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임이 필요하다. 균일한 프레임간 거리를 가지는 연속 프레임을 구성하려면 실제 연속 프레임의 프레임간 거리를 정확히 알고, 그 거리에 근거하여 인위적으로 프레임을 삽입하거나 제거해야 한다.

연속 프레임 내의 프레임간 거리를 얻는 방법으로는 기계주사(mechanical scanning), 위치감지 센서가 달린 프로브의 수동주사(free-hand scanning)^[4, 5], 그리고 3차원 프로브^[6, 7]를 이용하는 방법이 있다. 이러한 방법들을 이용하면 프레임간 거리를 정확하게 얻을 수 있지만, 프로브를 기계적으로 고정시키거나 프로브에 부가적인 장치를 추가하게 되고, 3D 프로브의 경우에는 2차원 프로브에 비해서 훨씬 많은 초음파 센서 어레이(array)를 사용해야 하므로

초음파 영상 기기의 가격이 상승하고 진료자가 프로브를 움직일 때에 불편함을 감수해야 하는 단점이 있다. 따라서, 기계 장치나 위치 감지 센서의 도움을 받지 않고 수동주사 방식으로 얻은 영상들의 프레임간 거리를 정확히 추정할 수 있다면 초음파 진단 장치의 가격을 크게 낮출 수 있고, 프로브를 원하는 진단 부위에 손쉽게 움직일 수 있어서 진단이 용이해진다.

위치감지 센서가 부착되지 않은 프로브의 수동주사로 얻은 초음파 영상들의 프레임간 거리를 추정하기 위하여 기준 연속 프레임들로부터 구한 프로브의 진행거리, 즉 프레임간 거리에 대한 정재적인 상관 함수를 사용하는 방법이 연구된 바 있다^[8]. 여기서는 진단 부위와 유사한 조직에 대해 얻은 기준 프레임들로부터 정재적인 기준 진행거리 상관함수(reference elevation correlation function)를 구한 후, 입력 프레임별로 계산한 프레임간 상관도를 이 진행거리 상관함수에 대응시켜서 프레임간 거리를 추정한다. 그러나, 이러한 방법은 초음파 연속 영상들에 대한 진행거리 상관함수가 비정재적인 경우에는 프레임간 거리를 부정확하게 추정하게 되고, 결과적으로 왜곡된 3차원 영상을 얻게 된다.

본 논문에서는 초음파 어레이 배열방향의 측면거리 상관함수(lateral correlation function)가 프로브 이동방향의 진행거리 상관함수와 같다는 등방성의 가정 아래 2차원 초음파 영상들의 프레임간 거리를 추정하는 방법을 제안한다. 먼저 매 프레임을 일정 크기의 블록들로 나눈 후, 각 블록에 대하여 측면거리 상관함수를 부분 선형 근사하여 얻는다. 다음으로 각 블록에 대하여 진행거리 상관도를 구하고, 등방성 가정에 근거하여 측면거리 상관함수에서 진행거리 상관도에 대응되는 측면거리를 프레임간 거리로 추정한다. 마지막으로 추정 거리에 따라 선형보간 하여 균일한 프레임간 거리를 갖는 연속 프레임을 구성하고 이로부터 3차원 볼륨을 구성한 후, 렌더링 처리하여 3차원 영상을 재구성한다.

제안한 알고리듬의 성능을 분석하기 위해서 모의 연속 프레임, 기계주사로 얻은 연속 프레임으로부터 프레임간 거리가 불균일하게 되도록 인위적으로 구성된 연속 프레임, 그리고 수동주사로 얻은 연속 프레임에 대하여 프레임간 거리를 추정하였다. 그리고, 추정결과를 이용하여 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임을 만든 후, 이를 3차원 영상을 재구성하고, 기준 진행거리 상관함수를 이용하는 방법과 결과를 비교하였다.

II. 3차원 초음파 영상 재구성

1. 3차원 영상 재구성 과정

초음파 2차원 연속 프레임들은 그림 1과 같이 X 방향으로 배열된 초음파 센서들을 내장한 프로브가 Z 축으로 이동함에 따라 초음파가 Y 축으로 조사되면서 $X-Y$ 평면에 평행하게 얹어진다.

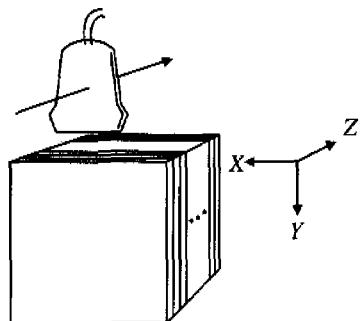


그림 1. $X-Y-Z$ 공간 상에서의 프로브를 이용한 연속 프레임 획득

일반적인 3차원 초음파 영상 재구성은 그림 2와 같이 전처리 과정, 3차원 볼륨 구성과 렌더링 과정으로 나뉘고, 전처리 과정은 다시 공간위치 보정, 프레임간 거리 추정, 그리고 프레임 보간으로 나뉘어 진다. 인체의 피부에 밀착된 상태로 움직이는 프로브로 얻어진 연속 프레임은 피부의 완만한 굴곡으로 인해 각 프레임의 중심축이 휘어 있고, 비등속 운동으로 인해 프레임간 거리가 일정하지 않다. 따라서, 왜곡 없는 3차원 볼륨을 구성하기 위해서는 먼저 입력되는 각 프레임들의 공간적인 위치를 보정하여 휘어 있는 각 프레임의 중심축을 바로 잡아주고, 프레임간 거리를 추정하여 프레임 보간으로 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임을 만든다. 그런 다음 이를 쌓아서 3차원 볼륨을 구성한다. 마지막으로, 3차원볼륨은 표면 렌더링(surface rendering)이나 볼륨 렌더링(volume rendering)과 같은 과정을

거쳐서 영상으로 표현되어 다양한 각도에서 관찰할 수 있다.

2. 기준 진행거리 상관함수를 이용한 3차원 영상 재구성⁽⁸⁾

기준 진행거리 상관함수를 이용한 3차원 초음파 영상 재구성 알고리듬의 핵심적인 내용을 정리하면 다음과 같다.

- 1) 활영 대상이 되는 인체 조직과 유사한 조직으로부터 미리 얻어놓은 기준 연속 프레임에서 프로브 진행거리에 대하여 그림 3과 같은 기준 진행거리 상관함수 $\rho(d)$ 를 얻는다.

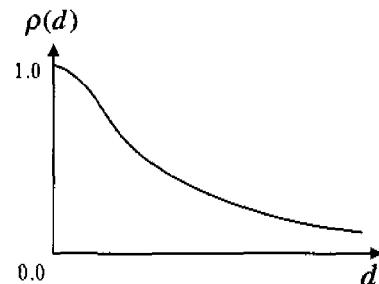


그림 3. 프로브 진행거리에 대한 기준 상관함수

- 2) 프로브를 움직여서 2차원 연속 프레임을 얻고 얻어진 각 프레임들을 $M \times M$ 화소(pixel)을 가지는 영상 블록들로 나눈다. 그런 후에 진행거리 축 상에서 각각 z_1 와 $z_2 = (z_1 + \Delta z)$ 에 위치하고 있는 인접한 두 프레임에 대하여 각 프레임 내에서 동일한 위치의 있는 블록 $B_{z_1}^i$ 과 $B_{z_2}^i$ 사이의 상관도를 다음과 같이 구한다.

$$\rho_{z_1}^i(\Delta z) =$$

$$\frac{\sum_{x,y} [B_{z_1}^i(x,y) - \bar{B}_{z_1}^i(x,y)] [B_{z_2}^i(x,y) - \bar{B}_{z_2}^i(x,y)]}{\sqrt{\sum_{x,y} [B_{z_1}^i(x,y) - \bar{B}_{z_1}^i(x,y)]^2} \sum_{x,y} [B_{z_2}^i(x,y) - \bar{B}_{z_2}^i(x,y)]^2}} \quad (1)$$

- 3) z_1 와 z_2 번째 프레임들 내의 블록간 상관도들을

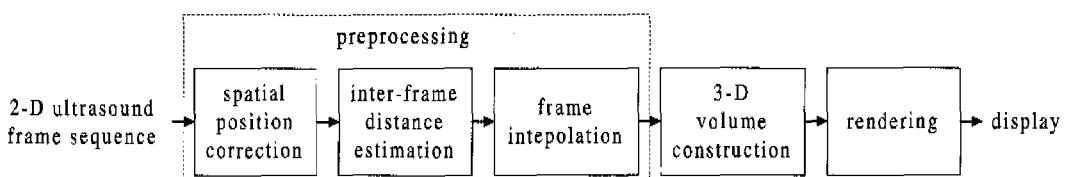


그림 2. 3차원 초음파 영상 재구성을 위한 블록도

다음과 같이 가중 평균하여 두 프레임간의 상관도 δ_{z_1} 를 구한다.

$$\delta_{z_1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i \cdot \rho_{z_1}^i(\Delta z) \quad (2)$$

여기서, N 는 한 프레임 내의 블록의 개수, w_i 는 i 번째 블록 쌍에 대한 가중치를 나타낸다.

- 4) 위에서 구한 프레임간의 상관도 δ_{z_1} 를 미리 구해 놓은 기준 진행거리 상관함수 $\rho(a)$ 에 대응시켜 다음과 같이 z_1 와 z_2 번째 프레임간 거리를 추정한다.

$$d_{z_1} = \rho^{-1}(\delta_{z_1}) \quad (3)$$

여기서, d_{z_1} 는 z_1 와 z_2 번째 프레임간 추정된 거리이다.

- 5) 추정된 프레임간 거리를 이용하여 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임을 구성하고, 이로부터 얻어진 3차원 블록을 랜더링 처리하여 3차원 영상을 재구성한다.

기준 진행거리 상관함수를 이용하는 방법은 기준 연속 영상에 대하여 진행거리 상관함수를 구성하게 되므로 촬영 대상이 되는 인체 조직과 사용되는 초음파 프로브가 바뀔 때마다 다른 기준 상관함수를 선택해야 하는 번거로움이 있다. 또한, 실제 인체 조직으로부터 얻은 초음파 연속 프레임에 대한 진행거리 상관함수는 비정재적인 특성을 지닌다.

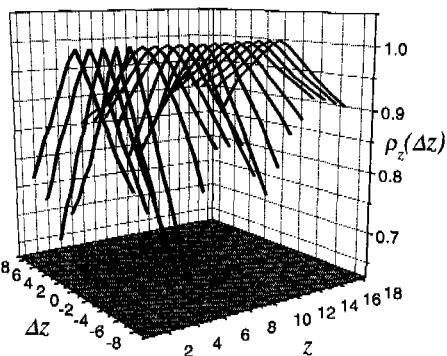


그림 4. 실제 연속 프레임 Face에서의 Z축에 따른 진행거리 상관함수들

그림 4는 실제 연속 프레임 Face에 대한 진행거리 측상의 각 위치에서 구한 진행거리 상관함수들을 보여주고 있다. 그림 4를 보면, 프로브의 진행방향 측상의 위치에 따라 진행거리 상관함수들의 형태가 크게 달라서 선형 모델이나 지수적 모델(exponential model)과 같이 잘 알려진 형태로 간단히 모형화 될 수 없음을 알 수 있다. 이처럼 비정재적인 진행거리 상관함수를 정재적으로 해석하는 프레임간 거리 추정 방법은 큰 오차를 포함하는 결과를 가져올 수 있다는 것을 쉽게 예측할 수 있다.

III. 제안한 초음파 3차원 영상 재구성

인체 장기내의 조직들에서 특정 방향으로 상관성이 크게 나타나지 않는 경우, 프로브 내의 센서들이 모두 동일한 특성을 지니고 있다면 센서의 배열방향과 프로브의 진행방향이 이루는 $X-Y$ 평면상에서 상관 함수가 등방성을 가진다고 할 수 있다. 다시 말해서, 측면거리 상관함수는 같은 거리에 대하여 진행거리 상관함수와 같다고 할 수 있다. 제안한 알고리듬에서는 기준 연속 프레임의 진행거리 상관함수를 이용하지 않고, 매 프레임의 각 블록의 측면거리 상관함수를 이용하여 프레임간 거리를 추정한다. 블록 $B_{z_1}^i$ 와 그 자신이 Δx 만큼 X 축 방향으로 평행 이동한 블록간 측면거리 상관 함수를 식(1)과 같이 정의할 수 있다.

제안한 알고리듬에서의 프레임간 거리 추정과정은 다음과 같다.

- 1) 2차원 연속 프레임을 얻고 각 프레임을 블록으로 나눈 후, 프레임 내의 모든 블록에 대하여 (4)식으로 주어지는 Δx 에 따른 상관도들을 계산한다. 다음, 이 결과들을 그림 5와 같이 부분 선형 근사함으로써 측면거리 상관함수 $\eta_{z_1}^i(\Delta x)$ 를 얻는다.
- 2) $B_{z_1}^i$ 와 $B_{z_2}^i$ 사이의 진행거리 상관도 $\rho_{z_1}^i(\Delta z)$ 를 (1)식에 따라서 구한다.
- 3) 등방성 가정에 근거하여 $B_{z_1}^i$ 와 $B_{z_2}^i$ 사이의 프레임간 거리 $d_{z_1}^i$ 를 추정한다. 상관함수의 등방성 가정은 그림 6과 같이 나타낼 수 있으며, 수

$$\eta_{z_1}^i(\Delta x) = \frac{\sum_{x,y} [B_{z_1}^i(x, y) - \bar{B}_{z_1}^i(x, y)] [B_{z_1}^i(x + \Delta x, y) - \bar{B}_{z_1}^i(x + \Delta x, y)]}{\sqrt{\sum_{x,y} [B_{z_1}^i(x, y) - \bar{B}_{z_1}^i(x, y)]^2} \sum_{x,y} [B_{z_1}^i(x + \Delta x, y) - \bar{B}_{z_1}^i(x + \Delta x, y)]^2} \quad (4)$$

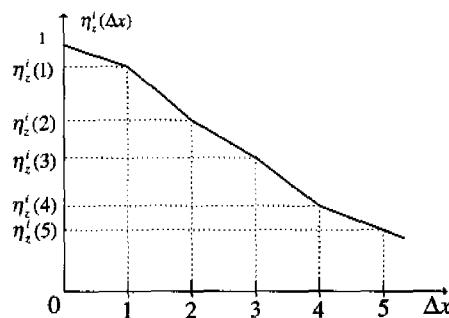


그림 5. 부분선형 근사된 측면거리 상관함수

식적으로는 다음과 같이 표현된다.

$$\eta_{z_1}^i(d) = \rho_{z_1}^i(d) \quad (5)$$

따라서, $d_{z_1}^i$ 는 다음과 같이 추정된다.

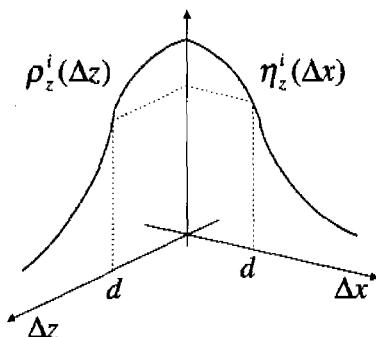


그림 6. X-Y 평면상에서의 상관함수의 등방성

$$d_{z_1}^i = \eta_{z_1}^{i-1}(\delta_{z_1}^i) \quad (6)$$

4) z_1 와 z_2 번째 프레임의 거리 d_{z_1} 를 복록별로 추정된 프레임간 거리 $d_{z_1}^i$ 로부터 다음과 같이 구한다.

$$d_{z_1} = \frac{1}{N} \sum_{|d_{z_1}^i - m| < \sigma} d_{z_1}^i \quad (7)$$

여기서, m 과 σ 은 모든 복록들에 대한 $d_{z_1}^i$ 의 평균과 표준편차를 나타낸 것이다. N 은 조건 $|d_{z_1}^i - m| < \sigma$ 을 만족하는 $d_{z_1}^i$ 의 개수를 나타낸다. 그리고 이 조건은 과대 추정치나 과소 추정치를 평균에서 제외하기 위한 것이다.

5) 추정된 프레임간 거리들로부터 선형 보간을 이용

하여 그림 7과 같이 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임을 구성한 후, 이로부터 얻은 블록을 렌더링하여 3차원 영상을 재구성한다. 이때의 선형 보간은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\hat{I}_i(x, y) = I_{S^-}(x, y) + \frac{I_{S^+}(x, y) - I_{S^-}(x, y)}{\hat{d}_{S^-}} \quad (8)$$

여기서, $S_i = \sum_{k=0}^i \hat{d}_k$, $S^- = \max\{l | S_l < i\}$, 그리고 $S^+ = \max\{l | S_l > i\}$ 이다. 이 식에서 $I_i(x, y)$ 와 $\hat{I}_i(x, y)$ 는 각각 프레임 보간 전과 보간 후의 프레임 화소 (x, y) 의 밝기값을 나타내며, \hat{d}_k 는 연속 프레임내의 k 번째 프레임과 그 인접 프레임간의 거리이다.

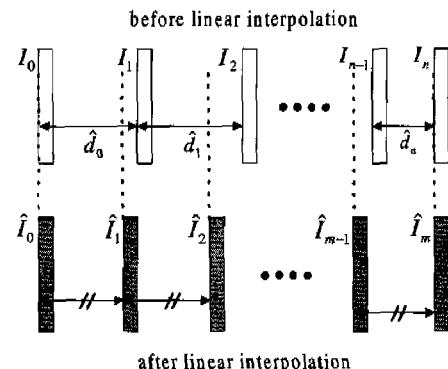


그림 7. 연속 프레임들에 대한 선형 보간의 예

IV. 실험 결과 및 고찰

모의 연속 프레임의 경우 프로보가 이동축 상에 고정되어 있다고 가정하여 발생시켰으며, 실험에 사용된 실제 연속 프레임들의 경우에도 기계주사로 얻었거나 프로보가 이동축 상에 고정된 상태에서 수동주사로 얻었기 때문에, 모든 실험에서 공간위치 보정 과정은 생략하고 바로 프레임간 거리를 추정하여 3차원 영상을 재구성하였다. 이때, 프레임간 거리 추정을 위한 블록의 크기는 32×32 로 하였다. 기준 진행거리 상관함수는 각 블록들의 (1)식 ($w_i = 1$)과 (2)식을 사용하여 각 프레임별로 진행거리에 따른 상관도를 구한 후, 연속 프레임 전체에 대해 평균하여 구하였다. 제안한 알고리듬과 기존의 알고리듬의 성능은 재구성된 3차원 영상, 프레임간 추정거리 곡선, 그리고 추정한 프레임간 거리의

SNR(signal-to-noise power ratio)로 비교하였다.

그림 8은 프레임간 거리가 균일한 모의 연속 프레임 Phantom으로 구성한 3차원 볼륨의 어떤 $X-Y$ 평면을 보여주고 있다. Phantom은 인체 내의 장기를 나타내는 여러 개의 타원체의 작은 볼륨들을 포함하고 있는데, 그 내부는 Gaussian 확률분포를 갖는 분리형(separable)의 1차 마코프 랜덤 필드(first order Markov Random Field)^[9]로 채워졌다. 각 영역을 구성하는 마코프 랜덤 필드는 표 1에 주어진 바와 같이 평균 밝기, 인접 화소간의 상관계수, 그리고 표준편차를 각각 다르게 발생되었다.

표 2. 프레임간 거리 추정 방법들의 SNR 성능

	Mean	Standard deviation	Correlation coefficient
Area 1	0	0	0
Area 2	30	40	0.97
Area 3	180	15	0.99
Area 4	210	20	0.96
Area 5	190	25	0.95
Area 6	140	30	0.98
Area 7	200	25	0.97
Area 8	150	35	0.96

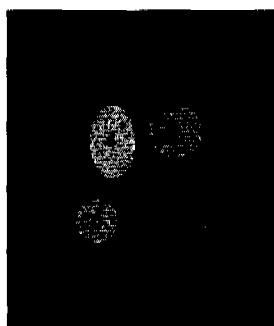


그림 8. Phantom의 $X-Y$ 단면영상

그림 9에서는 Phantom에 대하여 제안한 알고리들과 기준의 알고리들로 재구성한 3차원 영상을 보여주고 있다. (a)는 원래의 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임에 대한 3차원 영상이고, (b)는 인위적으로 프레임간 거리를 불균일하게 만든 연속 프레임의 3차원 영상이다. (c)는 기준 진행거리 상관함수를 이용한 방법을 적용한 결과이고, (d)는 제안

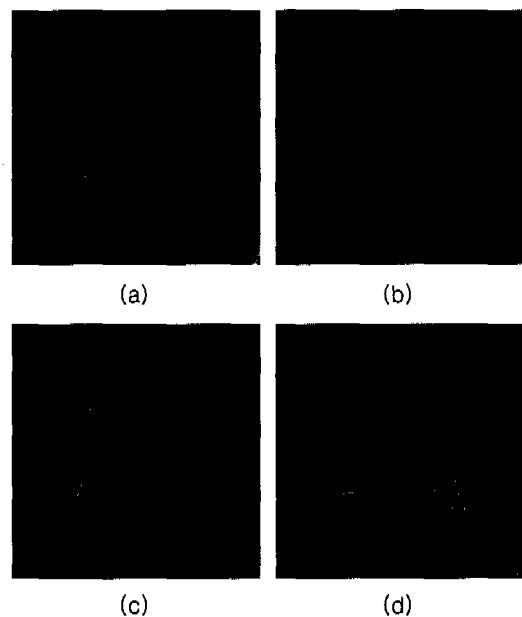


그림 9. Phantom에 대한 실험: (a) 원영상, (b) 프레임간 거리가 불균일하게 재구성된 영상, (c) 기준의 알고리듬을 적용한 결과, (d) 제안한 알고리듬을 적용한 결과

하는 알고리듬을 적용한 결과이다. (b)를 보면 원영상인 (a)에 비해서 위쪽의 두 타원체는 짜그러져 있고, 아래쪽의 두 타원체는 아래위로 늘어나 있는 것을 볼 수 있다. 이를 재구성한 3차원 영상들인 (c)와 (d)를 보면, (c)에서는 위쪽과 아래쪽의 타원체들의 길이는 늘어나거나 줄어들었지만, 그 모양들이 원영상의 타원체들과는 많이 다르게 보이는 반면, (d)의 타원체들은 모양이나 길이 면에서 원영상의 타원체들과 거의 같은 것을 볼 수 있다.

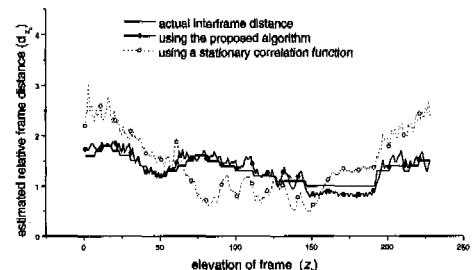


그림 10. Phantom에 대한 실제 프레임간 거리 곡선과 추정거리 곡선 비교

그림 10은 Phantom의 실제 프레임간 거리와 추정된 프레임간 거리의 진행거리에 따른 곡선들을

보여주고 있는데, 제안한 알고리듬의 추정거리 곡선은 실제 프레임간 거리 곡선에 전반적으로 가깝고 기존의 알고리듬의 추정거리 곡선은 실제 거리 곡선으로부터 부분적으로 크게 벗어나 있는 것을 볼 수 있다.

그림 11은 기계주사로 얻은 연속프레임 Face에 대한 실험 결과이다. 프레임간 거리를 불균일하게 만든 연속 프레임으로 얻은 3차원 영상인 (b)를 보면 빨바닥 모양의 물체가 원영상 (a)에 비해 매우 훌쭉해져 있음을 볼 수 있다. 기준 진행거리 상관함수를 이용한 방법을 적용한 결과인 (c)의 경우에는 빨바닥 모양의 물체가 원영상에 비해 매우 뚱뚱해져 있지만, 제안한 알고리듬을 적용한 결과인 (d)를 보면 빨바닥 모양의 물체가 원영상 (a)의 것과 거의 유사한 것을 볼 수 있다.

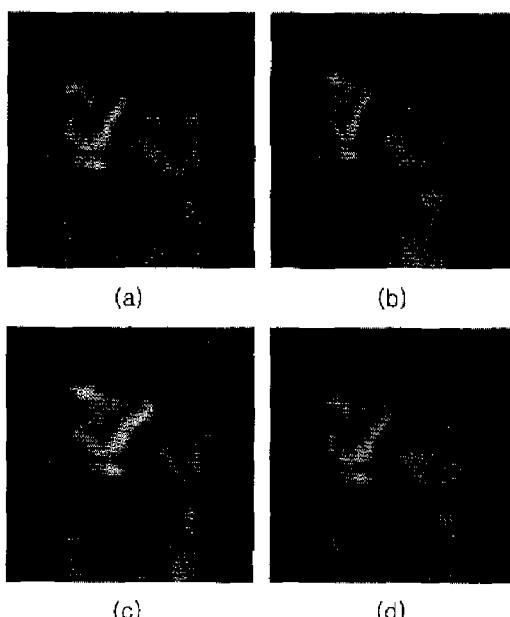


그림 11. Face에 대한 실험 결과: (a) 원영상, (b) 프레임간 거리가 불균일하게 재구성된 영상, (c) 기준의 알고리듬을 적용한 결과, (d) 제안한 알고리듬을 적용한 결과

그림 12는 Face의 실제 프레임간 거리와 추정된 프레임간 거리의 진행거리에 따른 곡선들을 보여주는 것으로 제안한 알고리듬의 추정거리 곡선은 실제 거리 곡선에 매우 가깝게 따라가고 있으나, 기존의 알고리듬의 추정거리 곡선은 부분적으로 큰 오차를 보이고 있음을 알 수 있다.

실제 연속 프레임의 프레임간 거리를 \hat{d}_z 로 두었

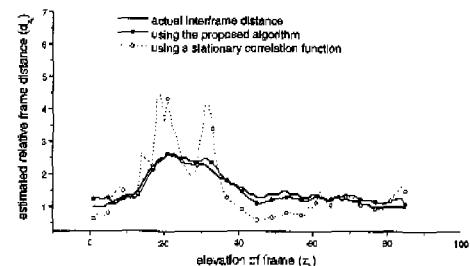


그림 12. Face에 대한 실제 프레임간 거리 곡선과 추정거리 곡선 비교

을 때, 입력 연속 프레임의 프레임간 거리에 대한 SNR을 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$SNR = 10 \log_{10} \frac{P_s}{P_e} = 10 \log_{10} \frac{\sum(d_z)^2}{\sum(d_z - \hat{d}_z)^2} \quad (10)$$

여기서, P_s 는 실제 프레임간 거리의 전력이고, P_e 는 추정된 프레임간 거리에 대한 추정오차 전력을 나타낸다.

표 2에서는 제안한 방법과 기준 진행거리 상관함수를 이용하는 방법들의 SNR을 비교하였다. Phantom과 Face에 대하여 제안한 알고리듬이 기존의 알고리듬보다 각각 8dB, 13dB정도 높은 것을 볼 수 있다.

표 2. 프레임간 거리 추정 방법들의 SNR 성능

Input frame sequence	Conventional method	Proposed method
Phantom	9.97 dB	18.06 dB
Face	7.67 dB	20.92 dB

그림 13은 실제 사람의 손에 의해서 얻은 연속 프레임 Gaia에 대한 실험 결과를 보여주고 있다. 알고리듬 적용전인 (a)을 보면, 태아의 이마 부분이 늘어나 있어서 비정상적인 형태를 띠고 있다. 기준 진행거리 상관함수를 사용한 결과 (b)를 보면 태아의 이마 부분이 원영상에 비해서 더 늘어나 있어서 얼굴의 중심부분이 상대적으로 몰려 있지만, 제안한 알고리듬을 적용하여 재구성된 3차원 영상을 보면 (a)나 (b)에 비해서 훨씬 균형 잘린 태아의 얼굴을 볼 수 있다.

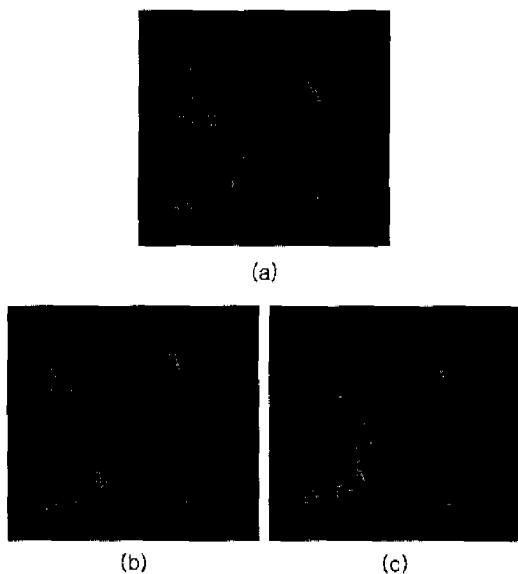


그림 13. Gaia 영상에 대한 실험 결과: (a) Gaia 영상, (b) 기존의 알고리듬을 적용한 결과, (c) 제안한 알고리듬을 적용한 결과

V. 결 론

본 논문에서는 사람 손의 움직임으로 얻어진 2차원 초음파 연속 프레임으로 3차원 영상을 재구성 할 때 발생할 수 있는 영상의 왜곡을 방지하기 위하여, 매 프레임의 블록별로 구한 측면거리 상관함수와 이 상관함수가 진행거리 상관함수와 같다는 등방성의 가정을 이용하여 2차원 초음파 영상들의 프레임간 거리를 추정하는 방법을 제안하였다. 제안한 알고리듬에서는 매 프레임내의 모든 영상 블록에 대하여 측면거리 상관함수를 부분선형 근사로 모델링하고, 여기에 상관함수의 등방성 가정을 이용하여 영상 블록별 프레임간 거리를 추정하였다. 그리고, 추정된 영상 블록별 거리를 평균해서 프레임간 거리를 추정하고, 추정 결과를 바탕으로 프레임간 거리가 균일한 연속 프레임을 만들었다. 마지막으로 3차원 블록을 구성한 후, 이를 렌더링 힘으로써 3차원 영상을 재구성하였다.

실험 결과, 기존의 알고리듬에 비해서 제안한 알고리듬의 추정거리 곡선들이 실제 프레임간 거리 곡선들에 훨씬 가까웠으며, SNR비교에서도 제안한 알고리듬은 기존의 방법에 비해 약 8~13dB정도 높게 나왔다. 재구성된 3차원 영상을 보면, Phantom과 Face의 경우에는 제안한 알고리듬으로 재구성된 3차원 영상이 기존의 알고리듬으로 재구성된 3차원

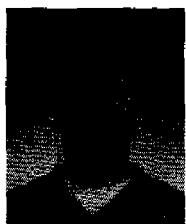
영상에 비해 원영상과 더 흡사한 것을 볼 수 있다. Gaia의 경우에도 제안한 알고리듬으로 재구성한 3차원 영상이 눈으로 보기기에 훨씬 자연스러운 것을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] T. R. Nelson and T. T. Elvins, "Visualization of 3D ultrasound data", IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 13, pp. 50-57, Nov. 1993.
- [2] A. Fenster and D. B. Downey, "3-D ultrasound imaging: A review", IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, vol. 15, pp. 41-51, Nov.-Dec. 1996.
- [3] Z. H. Cho, J. P. Jones, and M. Singh, Foundation of Medical Image, John Wiley & Sons, 1994.
- [4] D. F. Leotta, P. R. Gilja, O. H. Detmer, and J. M. Jong, "Three-dimensional ultrasound imaging using multiple magnetic tracking systems and miniature magnetic sensors", IEEE Proc. Ultrasonics Symposium '95, vol. 2, pp. 1415-1418, Feb. 1995.
- [5] N. Pagoulatos, W. S. Edwards, D. R. Haynor, and Y. Kim, "Interactive 3D registration of ultrasound and magnetic resonance images based on a magnetic position sensor", IEEE Trans. Inform. Technol. Biomedicine, vol. 34, pp. 278-288, Dec. 1999.
- [6] T. White, K. Erikson, and A. Nicoli, "A real-time 3D ultrasonic imager based on a 128/spl times/128 transducer array", IEEE Proc. 18th Annual International Conference of Engineering in Medicine and Biology Society, vol. 5, pp. 2109-2110, Jan. 1997.
- [7] J. M. Bureau, W. Steichen, and G. Lebail, "A two-dimensional transducer array for real-time 3D medical ultrasound imaging", IEEE Proc. Ultrasonics Symposium '98, vol. 2, pp. 1065-1068, Feb. 1998.
- [8] M. Li, "System and method for 3-D medical imaging using 2-D scan data", United States Patent, patent no. 5582173, 1996.
- [9] A. Rosenfeld, Image Modeling, Academic Press, 1980.

이 준 호(Jun Ho Lee)

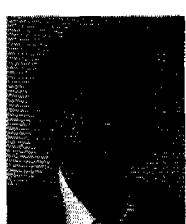
준회원



1999년 2월 : 경북대학교
전자공학과 (공학사)
1999년 3월 ~ 현재 : 경북대학교
대학원 전자공학과 석사
과정
<주관심분야> 영상처리, 영상통신,
컴퓨터 비전

김 남 칠(Nam Chul Kim)

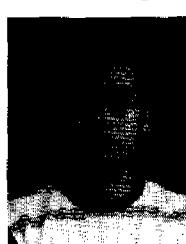
정회원



1978년 2월 : 서울대학교
전자공학과(공학사)
1980년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과
(공학석사)
1984년 2월 : 한국과학기술원
전기 및 전자공학과
(공학박사)
1984년 3월 ~ 현재 : 경북대학교 전자전기공학부 교수
1990년 1월 ~ 1994년 12월 : 생산기술연구원 HDTV
신호처리분과위원
1994년 1월 ~ 1996년 12월 : 한국통신학회 편집위원
1994년 1월 ~ 1996년 12월 : 대한전자공학회 편집위원
1996년 1월 ~ 현재 : 한국방송공학회 편집위원, 이사
1997년 1월 ~ 1998년 12월 : 한국통신학회 신호처리
연구회 위원장
<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터 비전

김 상 현(Sang Hyun Kim)

정회원



1991년 2월 : 경북대학교
전자공학과 (공학사)
1993년 2월 : 경북대학교대학원
전자공학과 (공학석사)
1998년 2월 : 경북대학교 대학원
전자공학과 (공학박사)
1998년 2월 ~ 현재 : (주)메디슨
전임 연구원

<주관심 분야> 영상처리, 영상압축, 컴퓨터 비전,
의료영상