

사용자 조정 풍선 : Visible Human의 다리 근육 분할의 적용

(User-steered balloon: Application to Thigh Muscle Segmentation of Visible Human)

이 정 호 * 김 동 성 ** 강 흥 식 ***
(Jeongho Lee) (Dongsung Kim) (Heungsik Kang)

요 약 진단이나 인체 모델의 형성에 있어서 필수적인 의료 영상의 분할(Segmentation)은 정확성을 얻기 위해 대부분 수작업에 의해 수행되고 있다. 하지만 수작업은 많은 시간이 소비되며, 같은 영역을 재 분할했을 때 동일한 결과를 얻기가 어렵다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 사용하기 편리하면서 수작업의 정확성을 유지할 수 있는 반자동화된 영상 분할방법을 제안한다. 제안된 방법은 먼저 사용자로부터 분할하고자 하는 영역의 경계에 해당하는 제어점을 몇 개 입력받고 제어점들간의 최소 비용 경로를 연결하여 외곽선을 획득하는 Live-wire를 수행한다. 하지만 Live-wire는 톱날 모양의 외곽선을 형성하거나 영역의 침식을 발생시키므로, 이러한 문제점을 해결하기 위해서 획득된 분할 영역의 외곽선을 재설정시킨 후 이것을 장벽으로 사용하여 SRG(Seeded Region Growing)을 수행하였다. 제안된 User-steered balloon방법은 Live-wire의 문제점을 해결할 뿐만 아니라, SRG가 성장시 새어나가는(Leakage) 문제점도 해결할 수 있다. 본 논문에서는 제안된 방법을 가지고 Visible Human의 다리 근육에 대한 분할을 수행하여 제안된 방법을 검증하였다.

Abstract Medical image segmentation, which is essential in diagnosis and 3D reconstruction, is performed manually in most applications to produce accurate results. However, manual segmentation requires lots of time to segment, and is difficult even for the same operator to reproduce the same segmentation results for a region. To overcome such limitations, we propose a convenient and accurate semiautomatic segmentation method. The proposed method initially receives several control points of an ROI(Region of Interest Region) from a human operator, and then finds a boundary composed of a minimum cost path connecting the control points, which is the Live-wire method. Next, the boundary is modified to overcome limitations of the Live-wire, such as a zig-zag boundary and erosion of an ROI. Finally, the region is segmented by SRG(Seeded Region Growing), where the modified boundary acts as a blockage to prevent leakage. The proposed User-steered balloon method can overcome not only the limitations of the Live-wire but also the leakage problem of the SRG. Segmentation results of thigh muscles of the Visible Human are presented.

1. 서 론

의료 영상 분할은 환자의 진단이나 인체 모델의 형성 등에 있어서 중요한 요소로서, 신뢰성 있는 결과를 얻기 위해 대부분 수작업을 통하여 이루어지고 있다. 그러나 수작업에 의한 분할은 많은 비용이 소비되며, 동일 영상을 다시 분할했을 때 같은 결과를 얻기가 어렵다. 이를 해결하기 위해 많은 영상 분할방법들이 제안되었지만, 의료 영상이 갖는 경계의 모호성과 잡음성분(Noise) 때문에 완전 자동화된 분할방법은 만족할만한 결과를 제

· 본 연구는 1998년도 선도 기술 의료공학 기술개발사업(과제번호: HMP-98-G-1-002-A)의 지원에 의해 이루어진 것임.

* 비 회 원 : 숭실대학교 정보통신전자공학부
lecoley@intocom.soongsil.ac.kr

** 종신회원 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수
dongsung@saint.soongsil.ac.kr

*** 비 회 원 : 서울대학교 의과대학 교수
hskang@radcom.snu.ac.kr

논문접수 : 1999년 3월 26일

심사완료 : 1999년 11월 17일

공해주지 못했다.

기존의 의료 영상 분할방법은 임계값 기반 방법, 경계 기반 방법, 영역 기반 방법, 그리고 혼합 방법과 같이 크게 네 가지 형태로 분류할 수 있다[1]. 먼저 임계값 기반의 영역 분할 방법은 배경과 분할하고자 하는 영역이 임계값으로 명확하게 구별이 된다는 가정 하에 정확한 임계값을 찾아 분할을 수행하는 방법이다. 이러한 방법으로 Liel[2]는 영상을 분할하기 위해서 임계값을 가변적으로 결정하는 적응적 임계값 기법을 사용하였고, Li 등[3]은 다양한 밝기값 범주(Intensity category)로 분류된 다중 모드(Multimodal) MR 영상을 분할하기 위해서 지식 기반 임계값 기법을 사용하였다. 그러나, 임계값 기반 검출법은 분할하고자 하는 영역과 배경이 명확하게 구별되는 임계값을 구하기 어렵고, 영상의 공간적인 특성을 이용하지 못하므로 정확한 분할에는 어려움이 있다. 다음으로 경계 기반 검출법은 분할하고자 하는 영역의 경계에서는 명암도나 색깔의 변화가 크다는 가정 하에 에지(Edge)와 같은 경계 성분을 찾아 분할을 수행하는 방법이다. 하지만 실제 의료 영상에는 영역의 경계가 모호한 부분이 많아서 적용에 어려움이 있다. 이를 해결하기 위해 Kass등[4]과 Snell등[5]은 Active contour와 같은 방법을 이용하여 모호한 경계 부분에서 곡선의 에너지와 영상의 에너지로 이루어진 전체 에너지를 최소화시켜 경계를 획득하는 방법으로 분할하는 방법을 제안하였다. 그러나 Active contour는 초기 곡선의 선택이 어렵고 잡음 성분을 극복하기 위해 설정된 세부 곡선이 실제 경계를 완벽하게 반영하지 못하는 단점이 있다. 다음으로 영역 기반 방법은 동일한 영역은 동질성을 지닌 화소들로 구성된다는 가정 하에 동질성을 측정하여 분할을 수행하는 방법이다. 이러한 방법으로 Adams등[1]은 주어진 씨앗점(Seed)과 이웃 화소와의 평균값 차이를 구해, 설정된 임계값과 비교하였으며, Kapur[6]는 3차원 Gradient-Echo MR 영상을 분할하기 위해서 통계학적 정보를 이용하였고, Lachmann과 Barillot[7]는 뇌의 MR 영상 내에서 뇌 조직을 분리하기 위해 군집류 분석법(Cluster analysis)과 베이지안 완화법(Bayesian relaxation)을 사용하였다. 하지만 영역 기반 방법은 의료 영상이 서로 다른 영역의 경계에서도 유사한 특성을 나타내는 경우들이 있어서 분할의 어려움을 갖는다. 마지막으로 혼합 방법은 경계 기반 검출법과 영역 기반 검출법을 상호 보완적으로 이용하여 분할을 수행하는 방법이다. 이러한 방법으로 Chakraborty[8]는 MR 영상을 분할하기 위해서 경계 기반 검출법과 통계학적인 접근법을 혼용하였다. 하지만

혼합 방법은 상호 보완적일 때도 있지만, 상호 충돌적인 값을 갖을 때 선택하기가 어려운 문제점이 있다.

본 논문에서는 이와 같은 완전 자동화된 영역 분할 방법의 단점을 보완하기 위해서 반자동화된 영역 분할 방법을 제시하고 Visible Human의 칼라 단면 영상의 다리 근육을 분할하는데 적용하였다. Visible Human 영상은 얼려놓은 시체를 1mm 간격의 단면으로 자른 영상이다. 이것은 미국 National Library of Medicine (NLM)에서 제작하여 공개하였는데 세계적으로 3차원 모델을 만들기 위해 많은 연구가 수행 중이다[9]. Visible Human 영상은 CT(Computed Tomography) 및 MRI(Magnetic Resonance Image), 칼라 단면 영상(Photographic cross-section color image)이 있다. 실험에 사용한 칼라 단면 영상은 RGB 각각의 색깔값에 대하여 8bit 씩 24bit의 색깔값을 지니고 있으며 2048×1216의 해상도를 가진 1871 장의 영상으로서 칼라 단면 영상의 전체 크기는 15 GByte이다[10]. 그림 1은 이러한 칼라 단면 영상의 예로서 독자의 편리를 위해, 피부 및 뼈 그리고 근육들에 대한 설명을 덧붙였다.

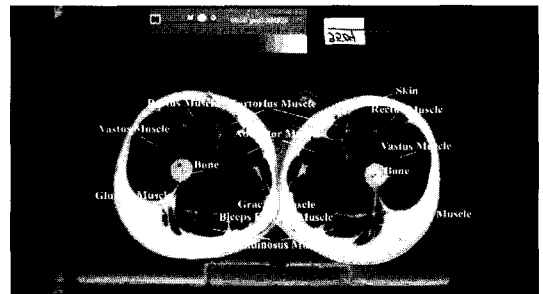


그림 1 Visible Human의 칼라 단면 영상

본 논문에서 제안하는 반자동화 분할 방법은 User-steered balloon 방법으로 부른다. User-steered balloon 방법은 분할하고자하는 영역의 경계 부분에 몇 개의 제어점을 받아, 그 제어점들간의 최소 비용 경로를 찾아 연결하는 Live-wire 방법을 먼저 사용한다. 다음으로 이렇게 얻어진 경계가 갖는 튕날 모양의 외곽선과 영역 침식을 해결하기 위해 외곽선을 수정하고, 수정된 외곽선을 영역 성장 시의 장벽으로 이용하여 영역을 성장시키는 Edge-limited SRG를 수행한다.

제안된 방법의 전체 구성도를 2절에서, Live-wire를 3절에서 설명하였다. Edge-limited SRG를 4절에서 설명하였으며 Visible Human 다리 근육에 적용한 결과를 5절에서 보이고, 6절에서 결론을 맺었다.

2. 전체 구성

Visible Human 영상은 한 장의 영상이 7MB를 넘는 큰 데이터이기 때문에 원영상의 해상도로 처리하려면 메모리 공간이나 시간상의 제약이 많다. 따라서 대부분의 Visible Human 데이터는 축소된 해상도에서 처리된다[12]. 하지만 이렇게 축소된 해상도에서 얻어진 분할 결과는 원영상의 해상도를 이용한 결과보다 정확성이 떨어진다. 본 논문에서는 이러한 점을 개선시키면서도 속도 및 비용을 절감시키기 위하여 첫 번째 단계에서 1024×608로 축소된 영상에서 Live-wire를 이용하여 분할하고자 하는 근육 영역의 대략적인 외곽선을 획득하고 원영상으로 해당 부위를 잘라내어 만든 영상(Clip Image)을 만든다. 두 번째 단계에서 외곽선을 분류(Classification)하여 외부로 확장시킨 후 확장된 외곽선을 영역 성장 시에 발생할 수 있는 새어나감을 막아주는 장벽으로 이용하여 분할을 수행한다. 그림 2는 분할의 전체 순서도를 보여주고 있다.

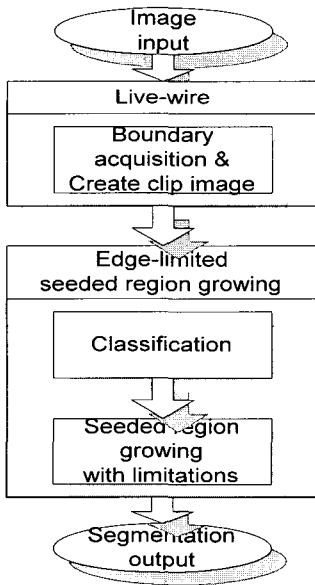


그림 2 User-steered balloon의 전체 순서도

3. Live-wire를 이용한 외곽선 획득

Live-wire는 사용자에게 의해 입력된 제어점간의 최소 비용을 이루는 경로를 찾음으로서, 분할을 수행하는 경계 기반 검출법이다.

3.1 제어점 입력

먼저 사용자에게 의해 제어점이 입력되어진다. 그러나 분

할에 사용될 제어점이 사용자에게 의해 정확하게 경계에 표시되는 것은 힘들다. 이러한 이유로 사용자가 경계의 근처 위치에 초기점을 주변 주변 화소들에 대해 경계 성분이 가장 강한 화소를 검사하여 입력점을 옮겨 주는 Boundary Snapping[10][13]을 이용하여 제어점을 선택한다. 그림 3은 Boundary Snapping에 의하여 입력된 제어점의 예이다.



그림 3 Boundary Snapping

3.2 Local Cost 계산 및 외곽선 획득

입력된 제어점을 시작점으로 하여 Local cost map[11]을 형성하고 최소 경로를 찾음으로써 분할을 수행한다. Live-wire의 Local cost map은 구배도 크기 $f_c(q)$, 영점 교차점 $f_x(q)$, 구배 방향성 $f_b(p, q)$ 로 구성되며 제어점 p 에서 q 까지의 Local Cost는 식(1)과 같이 표현된다.

$$k(p, q) = w_c f_c(q) + w_x f_x(q) + w_b f_b(p, q) \tag{1}$$

여기서 w_c, w_x, w_b 는 영상에 적합한 분할 가중치를 나타내며 $w_c=0.14, w_x=0.43, w_b=0.43$ 이다. 식(1)에서 구배도 크기 $f_c(q)$ 는 영상에서 영역의 경계 성분을 나타내는 1차 미분값을 정규화한 값으로 식(2)와 같이 표현된다.

$$f_c = 1 - \left(\frac{G}{\max(G)} \right) \tag{2}$$

이 때 좌표 (x, y) 에서의 구배도 G [14]는 식(3)과 같다.

$$\nabla G = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right] \tag{3}$$

영점 교차점은 경계의 위치를 나타내는 정보인 영상의 2차 미분값을 나타낸다. 2차 미분값이 영점 교차점을 지나는 것은 경계 특성을 지닌 것이므로 $f_x(q)$ 에 최소

비용인 0값을 할당하고 그 외는 최대 비용인 1값을 할당한다. 본 논문에서는 영점 교차점을 계산하기 위하여 그림 4와 같은 형태의 LOG(Laplacian of Gaussian) 마스크[15]를 사용하였다.

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

그림 4 Laplacian of Gaussian mask

구배 방향성[11]은 기준 화소를 중심으로 대각선 방향의 화소보다 수직·수평 방향의 화소에 더 작은 값을 할당하게 되며 식(4)과 같이 계산된다

$$f_D(p, q) = \frac{2}{3\pi} \{ \cos[d_p(p, q)]^{-1} + \cos[d_q(p, q)]^{-1} \} \quad (4)$$

식(4)에서 $d_p(p, q)$ 와 $d_q(p, q)$ 는 식(5)(6)과 같이 구성된다.

$$\begin{aligned} d_p(p, q) &= D(p) \cdot L(p, q) \\ d_q(p, q) &= L(p, q) \cdot D(q) \end{aligned} \quad (5)$$

$$L(p, q) = \begin{cases} q-p & \text{if } D(p) \cdot (q-p) > 0 \\ p-q & \text{if } D(p) \cdot (q-p) < 0 \end{cases} \quad (6)$$

여기서 “·”는 벡터의 내적이다. 식(5)에서 D는 단위 법선 벡터로서 영상 내의 x방향의 구배도 G_x 와 y 방향의 구배도 G_y 에 의해서 식(7)과 같이 정의된다.

$$D(p) = (G_x(p), -G_y(p)) \quad (7)$$

위와 같이 형성된 Local cost map을 가지고, 제어점 간의 최소 경로를 찾음으로써 분할을 수행하고 외곽선을 획득한다. 그러나 Local cost만을 이용하여 최소 경로를 찾는 Live-wire는 3가지 단점을 가지고 있다. 첫째는 인접한 영역간의 경계 부분에서 툽날 모양의 외곽선을 형성할 수 있다[16]. 이러한 경우는 인접 영역의 경계 부분에 더 작은 비용을 가지는 화소가 존재할 경우에 발생하며, 이로 인해 툽날 모양의 외곽선을 형성한다. 둘째는 제어점이 분할하고자 하는 ROI(Region Of Interest) 영역의 경계가 아닌 안쪽에 놓여 있을 경우

영역의 침식을 일으킬 수 있다. Live-wire는 제어점을 반드시 통과해야 하므로 영역을 침식시키는 분할을 수행하게 되는 것이다. 그림 5는 Vastus 근육으로서 원안의 영역은 툽날 모양의 외곽선과 제어점이 영역 안쪽에 놓였을 때의 침식을 보여주고 있다. 셋째는 곡률이 큰 ROI 영역의 모서리 부분을 잘라 버릴 수 있다. 모서리를 돌아가면서 형성된 비용보다 모서리를 자르면서 가는 비용이 작은 경우에는 모서리 부분을 자르는 분할을 수행한다. 그림 6은 Gluteus Maximus 근육으로서 모서리 부분에서 영역을 가로지르는 분할을 원 안에서 보여주고 있다.

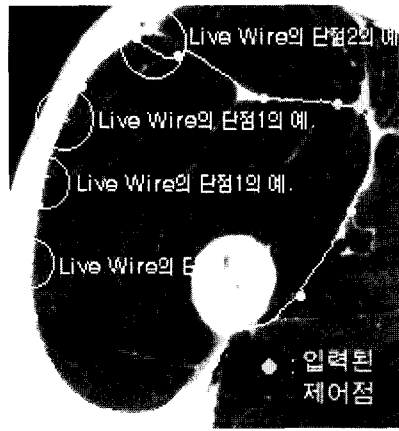


그림 5 Live Wire의 단점 1과 2



그림 6 Live Wire의 단점 3

본 논문에서는 위와 같은 Live-wire의 문제점을 개선

하기 위하여, 4절에서의 Edge-limited SRG를 사용하여 최종 분할을 수행하였다.

4. Edge-limited SRG

4.1 분류(Classification)를 통한 외곽선 재설정

3절에서 설명한 Live-wire를 통해서 얻어진 외곽선은 분할하고자 하는 근육을 침식하는 경우와 지방 등 다른 영역을 포함하는 경우로 나눌 수 있다. 지방 등 다른 영역을 포함하는 경우에는 내부에서 근육을 성장시킴으로써 제거할 수 있지만, 근육의 일부가 침식된 경우에는 외곽선이 성장의 경계로 작용되므로 그 침식 오차를 복원할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 영역 성장 이전에 먼저 침식된 외곽선 부분을 영역 외부로 확장시켜서 침식 부위가 포함될 수 있도록 외곽선을 재설정한다. 외곽선을 외부로 확장시켜 재설정하기 위해서는 먼저 현재 외곽선 부분(Segment)이 외부로 확장 가능한지를 분류(Classification)하여 가능한 것만 외부로 확장시켜야 한다. 외곽선을 확장하여 근육과 구분되어지는 영역을 포함하면 확장시키지만, 만약 외곽선을 확장해서 근육과 구분이 되어지지 않는 또 다른 근육 영역을 포함시키면 확장시키지 않고 현재 외곽선을 유지한다. 이런 분류를 위해서 외곽선을 일정 크기의 부분(Segment)으로 나누고, 각 부분을 다음과 같이 세 가지 범주로 나눈다. 첫째는 충분한 크기의 지방 성분이 있는 경우이다. 이러한 경우는 외곽선의 충분한 확장이 이루어진다. 둘째는 서로 다른 근육 사이에 얇은 지방 성분이 있는 경우이다. 이러한 경우는 확장 가능한 최대 거리까지도 능동적인 확장이 이루어진다. 마지막으로 인접한 근육이 육안으로 식별이 불가능할 정도로 붙어 있어서 구별되어지는 지방 성분이 없는 경우이다. 이러한 경우 외곽선의 위치는 현재 위치에 고정된다.

외곽선 부분(Segment)의 분류는 먼저 그림 7과 같이 외곽선 상의 화소값으로부터 법선 방향으로 거리 d만큼 떨어진 화소값을 검사하여, 그 부분이 지방 성분이면 첫 번째 경우에 해당되므로 외곽선을 검사 부분까지 충분히 확장시킨다. 만약에 그 부분이 근육 성분이면 기하학적 거리를 d-1, d-2의 순서로 줄이면서 능동적인 검사를 하며 지방 성분이 있으면 두 번째 경우에 해당되므로 해당되는 부분까지만 확장한다. 만약 이런 능동적 검사로 지방을 찾을 수 없으면 세 번째 경우에 해당되므로 외곽선을 그대로 유지하며 본 논문에서 사용한 최대 확장 거리는 7 화소이다.

이상과 같은 분류 알고리즘의 세부적인 절차를 의사 코드(Pseudo code)로 그림 8에 나타내었다.

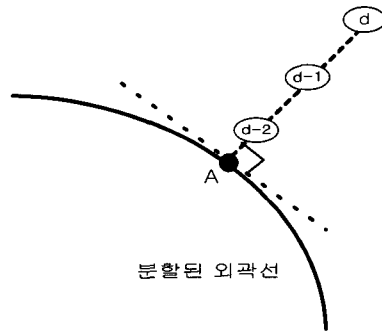


그림 7 Classification 기법

```

분류 알고리즘

Input :
    Boundary(x,y) : 외곽선 상의 좌표값

Data Structures:
    D : 기하학적 최대 검사 거리
    Nd(x,y): 법선 방향으로 거리 d의 좌표값
    Color(x,y): (x,y)에서의 색값값
    Fat : 지방 성분의 임계값

Output:
    C(x,y) : 재설정된 좌표값

Algorithm :
    Begin
    for(d=D, D-1, ... 0)
        if(Color(x,y)>Fat){
            C(x,y)=Nd(x,y)
            break
        }
        else if(Color(x,y)<Fat && d=0){
            C(x,y)=Boundary(x,y)
        }
    }
    End
    
```

그림 8 분류 알고리즘의 의사 코드(Pseudo code)

그림 5의 Vastus 근육의 외곽선이 분류된 후 확장된 결과를 그림 9에 나타냈다.

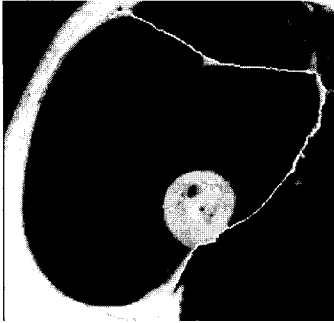


그림 9 Vastus 근육의 재설정된 외곽선



(a)원 영상



(b)일반적인 SRG에 의한 분할

그림 10 일반적인 SRG에 의한 새어나감

4.2 성장의 한계가 주어진 영역 성장

재설정된 외곽선으로 경계지어진 영역에서, 근육 안쪽의 임의로 선택된 한 점과 동일한 성질을 갖는 픽셀들을 포함시킴으로써 최종분할을 수행한다. 영역 확장에 사용된 방법은 Adams등[1]이 제안한 SRG로 입력된 씨앗점(Seed)을 중심으로, 이웃한 화소가 초기점과 동일성을 만족한다고 판정되는 경우에, 그 이웃점을 현재 영역의 집합에 추가시키고, 추가된 이웃점을 다시 초기점으로 하여, 재귀적으로 더 이상 포함시킬 이웃한 점이 없을 때까지 영역을 성장시킨다. SRG는 국부적인 탐색에 의해 분할영역을 찾기 때문에 영역이 아주 가는 통로를 통해서 다른 영역과 연결되어 있으면 두 영역이 한 영역으로 분할된다. 이렇게 새어나가는 것(Leakage)은 Visible Human 영상처럼 서로 다른 근육간의 경계가 모호한 경우에는 빈번하게 나타난다. 그림 10의 (b)는 일반적인 영역 성장법만을 사용하여 분할을 수행한 분할 결과로서 서로 다른 근육간의 경계가 모호하여 새어나감이 생긴 것을 보여주고 있다. 본 논문에서는 이를 해결하기 위해 4절에서 만들어진 재설정된 외곽선을 경계로 이용하여 성장 시 외곽선과 만나면 더 이상 성장하지 않게 함으로써 새어나감을 해결하였다. 그림 11은 그림 9의 Vastus 근육을 SRG를 이용해 얻은 최종 분할 영상을 보여주고 있다.



그림 11 Vastus 근육의 User-steered balloon에 의한 최종분할

5. 실험결과

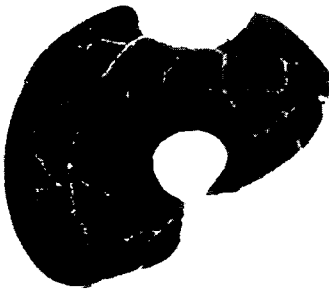
실험에 사용된 영상은 Visible Human의 다리 근육들로서 허벅지(Thigh) 부위인 Slice 번호 960부터 1179년까지, 220장의 영상에서 Vastus 근육을 분할하였다.

그림 12는 영상의 Slice 번호가 1104인 Vastus 근육이다. 그림 12의 (a)는 대부분의 영역이 얇은 지방 성분

과 맞닿아 있는 근육의 외곽선을 확장시킨 영상이다. 얇은 지방 성분과 맞닿아 있는 부분에서 일어난 능동적 확장을 통하여 정확한 분할이 수행된 것을 그림 12의 (b)에서 볼 수 있다.



(a)재설정된 외곽선



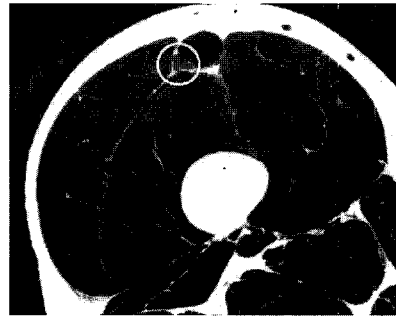
(b)최종 분할결과

그림 12 Vastus 근육의 정확한 분할 예

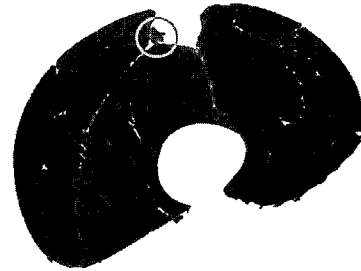
그림 13에는 Vastus 근육의 분할 오류를 보였다. 그림 13은 영상의 Slice 번호가 1175인 Vastus로서 원 안의 영역은 허벅지 근육(Thigh)의 상위 부분에서는 하나의 근육으로 존재하다가 무릎 부위로 내려가면서 건(Tendon)으로 형태가 변형되고 있는 부분이다. 이러한 경우 그림 12의 (b)와 같이 정확히 잘라내지 못하고 오류를 범하였다. 이처럼 근육이 건(Tendon)으로 변화는 부위에 있어서는 근육과 색깔값이 비슷한 건(Tendon)을 구분 지을 수 있는 새로운 형태의 분할 요소의 설정이 필요하다.

표 1 Vastus 근육의 분할 결과

분할 정확도	95% 이상	90% ~ 95 %	90% 이하
갯수	191	24	5
비율	87%	11%	2%



(a)원영상



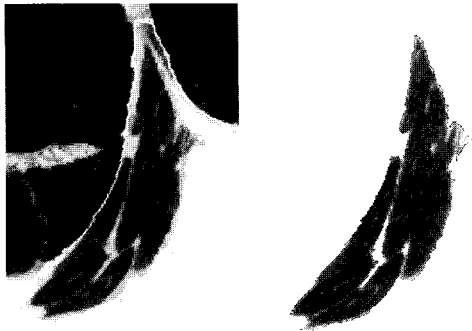
(b)최종 분할결과

그림 13 Vastus 근육의 분할 오류의 예

220 장의 Vastus 근육의 분할 결과를 표 1에 나타내었다. 표 1의 분할 정확도는 본 논문의 분할 결과를 사용하여 3차원 모델화시키는 과정에서 전문가에 의해 구분 지어졌다.

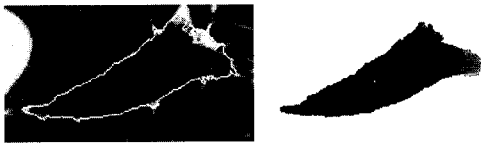
제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 Visible Human의 다리 근육 영상 중 Gluteus Maximus 근육 및 Adductor Brevis 근육에서도 분할을 수행하였다. 그림 14는 Gluteus Maximus 근육이다. 그림 14의 (a)에서 보는 것처럼 대부분의 영역이 지방 성분에 둘러싸여 있고, 경계가 매우 복잡하여 수작업으로 하기가 무척 어려운 부분이다. 뾰족한 모서리 부분도 정확한 분할이 수행된 것을 그림 14의 (b)에서 볼 수 있다.

그림 15는 Adductor Brevis 근육이다. 그림 15의 (a)에서 보듯이 대부분의 영역이 같은 근육 성분과 맞닿아 있다. 이러한 경우 그림 15의 (b)와 같이 대부분의 외곽선이 확장되지 못한 채 Live-wire에 의해서 얻어진 외곽선을 유지하고 있어 만족스러운 분할이 수행되지 못했다. 이를 해결하기 위해서는 외곽선을 최적화시키는 방법에 관한 연구가 필요하다.



(a)재설정된 외곽선 (b)최종 분할 결과

그림 14 Gluteus Maximus 근육의 분할



(a) 재설정된 외곽선 (b)최종 분할결과

그림 15 Adductor Brevis 근육의 분할

6. 결론

본 논문에서는 서로 다른 영역간의 경계가 유사한 Visible Human의 다리 근육의 분할을 위해서 User-steered balloon 방법을 제안하였다. 제안된 User-steered balloon 방법은 Live-wire를 이용하여 분할하고자 하는 근육 영역의 대략적인 외곽선을 획득한 다음 획득된 외곽선을 확장시키고 성장 시의 장벽으로 이용하는 Edge-limited SRG로서 분할을 수행하는 방법이다. 또한 제안된 방법은 경계 기반 검출법인 Live-wire가 지닌 유사 영역의 인접공간에서 발생하는 틈날 모양의 외곽선 형성과 사용자의 입력 오류를 수정할 수 있으며, 영역 기반 분할법인 SRG의 새어나감 문제를 해결할 수 있다. 제안한 방법으로 220장의 허벅지 근육 중 Vastus 근육을 분할하여 98% 이상의 정확성을 획득하였다. 향후 근육과 거의 유사한 건(Tendon)을 구분 지을 수 있는 분할 요소와 근육들이 붙어있는 경우 발생하는 영역 침식이나 확장을 해결하는 방법에 대해 연구하고자 한다. 또한 제안된 방법을 이용하여 Visible Human의 피부를 분할하고자 한다.

참고 문헌

- [1] R.Adams and L.Bischof, "Seeded Region Growing," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 6, pp. 641-647, 1994.
- [2] W.Lie, "Automatic Target Segmentation by Locally Adaptive Image Thresholding," IEEE Transaction on Image Processing, Vol. 4, No. 7, pp. 1036-1041, 1995
- [3] C.Li, D.Godgof, and L.Hall, "Knowledge-Based Classification and Tissue Labeling of MR Images of Human Brain," IEEE Transaction on Medical Image, Vol. 12, No. 2, pp. 740-750, 1993.
- [4] M.Kass, A.Witkin, and D.Terzopoulos. "Snakes: Active Contour Models," International Journal of Computer Vision, Vol. 1, pp. 312-331, 1988.
- [5] J.Snell, M.Merickel, J. M. Ortega, J. C. Goble, J. Brookeman, and N. Kassell, "Segmentation of The Brain from 3-D MRI Using a Hierarchical Active Surface Template," Proceeding of SPIE: Medical Imaging, Vol. 2167, pp. 2-9, 1994.
- [6] T.Kapur, W.Grimson, W.Wells III, and R.Kinis, "Segmentation of Brain Tissue from Magnetic Resonance Images," Medical Image Analysis, Vol 1. No. 2, pp. 109-127, 1996.
- [7] F.Lachmann and C.Barillot, "Brain Tissue Classification from MRI Data by Means of Texture Analysis," Proceeding of SPIE: Medical Imaging VI: Image Processing, Vol. 1652, pp. 72-83, 1992.
- [8] A.Chakraborty, L.H.Staib, and J.S.Duncan, "An Integrated Approach to Boundary Finding in Medical Images," Proceeding of IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis, pp. 13-22, 1994.
- [9] Michale J. Ackerman, "The Visible Human Project," Proceedings of the IEEE, Vol. 86, No. 3, pp. 504-514, 1998
- [10] George R. Thoma and L.Rodney Long, "Compressing and Transmitting Visible Human Images", IEEE Multimedia , Vol. 4, No.2 , pp. 36-45, 1997
- [11] W.Barrett and E.Mortensen, "Interactive Live-Wire Boundary Extraction," Medical Image Analysis, Vol. 1, No. 4, pp. 331-341, 1997.
- [12] T.Schiemann, U.Tiede, and K.Höhne, "Segmentation of the Visible Human for High-Quality Volume-Based Visualization," Medical Image Analysis, Vol. 1, No. 4, pp. 263-270, 1997.
- [13] M.Gleicher, "Image Snapping," Proceeding of ACM SIGGRAPH 95: Computer Graphics and Interactive Techniques, pp. 183-190, 1995
- [14] R.Gonzalez and R.Woods, Digital Image Processing, pp. 416-423, Addison Wesley, 1993
- [15] Ramesh Jain, Rangachar Kasturi, and Brian G. Schunck, Machine Vision, pp. 134-136, McGraw-Hill, 1995

- [16] 이정호, 김동성, 강홍식, "Visible Human 영상분할을 위한 Live-Ribbon : 다리 근육 분할의 적용", 신호처리 합동 학술 대회, Vol. 11, No. 1, pp. 11-14, 1998.



이 정 호

1998년 호서대학교 전자공학과에서 학사를 취득하였으며 현재, 숭실대학교 대학원 전자공학과 석사과정에서 재학중이고 관심분야는 영상 처리 및 압축, 의료 영상 분할이다.



김 동 성

1986년 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업(학사). 1988년 서울대학교 대학원 전산공학과 졸업(석사). 1994년 University of Southern California, Computer Engineering, Ph.D. 1994년 ~ 1996년 2월 University of California, Riverside, Postdoctoral Researcher. 1996년 ~ 현재 숭실대학교 정보통신전자공학부 조교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 의학영상처리임



강 홍 식

서울대학교 의과대학에서 윗, 석사, 박사 학위를 취득하고, 1985년 ~ 현재 서울대학교 의과대학 교수로 재직중. 현재 3차원 의상영상연구회 회장, 방사선학회, 의공학회, PACS학회 이사. 관심분야는 근골격계 방사선과학과 3차원 의학영상