

# 평가함수에 의해 혼합된 다수의 분할 방법을 적용한 Visible Human 컬러 영상의 분할 (Integration of Multiple Segmentation Methods based on Evaluation Functions for Segmentation of Visible Human Color Images)

김한영<sup>†</sup> 김동성<sup>\*\*</sup> 강홍식<sup>\*\*\*</sup>

(Hanyoung Kim) (Dongsung Kim) (Heungsik Kang)

**요약** 본 논문에서는 두 가지 이상의 분할 방법을 혼합하여 분할했을 때, 분할 결과의 정확성이 전체적으로 개선되어지면서 동시에 영역 경계의 각 부분에서도 단일 분할 방법의 결과보다 향상될 수 있는 혼합형 분할 방법을 제안한다. 이 방법은 다수의 분할 방법을 순차적으로 적용하는데, 한 분할 방법에 의한 결과를 현재 방법과 다음 적용할 방법의 특성을 고려한 평가함수로 분석하여 신뢰도가 높은 부분은 유지하고, 낮은 부분들을 다음 방법들에서 개선한다. 제안된 방법을 Visible human 컬러 영상의 근육을 분할하는데 적용하였고, Balloon 방법, 최소비용경로탐색 방법, 그리고 영역성장법이 혼합되어 사용되었다. 실험에서 얻어진 최종 분할 결과는 전체적으로 정확성이 개선되었을 뿐만 아니라, 국부적으로도 단일 분할 방법의 결과보다 향상되었음을 확인하였다.

**키워드** : 혼합형 분할방법, 평가함수, 의료영상분할, 신체단면영상

**Abstract** This paper proposes an approach integrating multiple segmentation methods in a systematic way, which can improve overall accuracy without deteriorating accuracy of highly confident segments of boundaries generated by constituent methods. A segmentation method produces boundary segments, which are then evaluated with an evaluation function considering pros/cons of the current and next methods to apply. Boundary segments with low confidence are replaced by a next method while the other segments are kept. These steps are repeated until all segmentation methods are applied. The proposed approach is implemented for the segmentation of muscles in the Visible Human color images. A Balloon method, a minimum cost path finding method, and a Seeded Region Growing method are integrated. The final segmentation results showed improvements in both overall evaluation and segment-based evaluation.

**Key words** : Integrated segmentation, Segmentation method, Medical image, Visible human

## 1. 서론

의료영상의 분할은 진단, 관심 영역의 가시화, 모델링,

검색 등의 응용분야에서 필수적인 전처리 단계로 많은 연구가 이루어지고 있다. 기존 연구 방법을 살펴보면, 임계값에 의한 분할 방법, 경계(boundary) 기반의 분할 방법, 영역 기반의 분할 방법, 혼합형 분할 방법으로 크게 나누어 질 수 있다. 첫 번째로, 임계값에 의한 분할 방법은 분할하고자 하는 영역과 배경을 구분할 수 있는 임계값이 있다고 가정하고, 정확한 임계값을 찾기 위한 방법들을 연구하였으며, Lie[1]은 영상 분할을 위해 가변적으로 적용할 수 있는 임계값 설정 방법을 제시하였다. 그러나 영역과 배경을 완전하게 분리할 수 있는 임계값들을 찾는 문제는 쉽지 않고, 그런 임계값들이 존재하지 않을 수도

· 본 연구는 한1998년도 선도기술 의료공학 기술개발사업(과제번호 : HMP-98-G-1-002-A)의 지원에 의하여 이루어진 것임

† 비 회 원 : 숭실대학교 정보통신전자공학부  
hanyoung@kebi.com

\*\* 종신회원 : 숭실대학교 정보통신전자공학부 교수  
dongsung@e.ssu.ac.kr

\*\*\* 비 회 원 : 서울대학교 의과대학  
kanghs@radcom.snu.ac.kr

논문접수 : 2001년 12월 24일

심사완료 : 2003년 1월 16일

있기 때문에 정확한 분할을 하기에는 한계가 있다.

경계 기반의 방법들은 영역이 명확한 경계들로 구분되어 있다는 가정으로, 그 경계를 구성하는 특징(feature)들을 이용하여 관심영역을 분할하는 방법이다. 그러나 영역의 경계에 이러한 특징들이 항상 존재하지는 않고, 또한 잘못된 에지(edge)가 실제 경계 주변에 있을 경우에는 이러한 에지 정보 자체만으로 분할을 하기에는 어려움이 있다. 이를 보완하기 위해 경계 곡선의 내부에너지와 영상의 에지 에너지로 구성된 전체 에너지가 최소화되도록 초기 곡선을 최적화시켜 영역의 경계를 찾는 active contour 방법[2-5]에 관한 연구가 많이 이루어졌다. 이 방법은 작은 잡음에 강인하고, 모호한 경계에서도 좋은 분할 결과를 제공할 수 있다. 그러나 심하게 튀어나오거나 들어간 작은 가지들을 충실하게 분할하기가 어렵고, 영역 내부와 외부에 존재하는 국부적인 최소값에 최적화되어 올바른 경계를 찾지 못하는 경우가 발생할 수도 있다.

영역 기반의 방법들은 하나의 영역이 동질한 화소들로 구성되어 있다고 가정하고, 이웃한 동질 화소들을 찾는 방법에 대해 연구하였다. Adams 등[6]은 관심 영역 내부 화소들의 평균 밝기값과 비교 화소의 밝기값 차이로 동질성을 판단하여 영역을 확장하는 분할 방법을 제안하였다. Vincent와 Soille[7]은 의미 있는 최소값들을 동일한 높이만큼씩 확장시켜 이웃하는 영역과 만나는 위치를 경계로 결정하는 Watershed 방법을 제안하였다. 그러나 영역 기반 방법들은 의료영상에서 흔히 나타나는 모호한 경계로 인해 인접 영역까지 포함하는 누수(leakage) 문제를 가지고 있다.

마지막으로, 혼합형 분할 방법은 각 분할 방법의 단점을 보완하기 위해 경계 기반의 방법과 영역 기반의 방법을 함께 사용한다. Chakraborty 등[8]은 경계를 찾기 위해 밝기값 기울기(gradient) 정보와 영역 정보를 모두 이용하였고, Chakraborty와 Duncan[9]는 밝기값 기울기와 영역 정보의 효율적인 혼합을 위해 게임 이론(game theory)을 제안하였으며, Leventon 등[10]은 level set 방법의 누수현상을 방지하기 위해 영역의 형태에 관한 정보를 이용하였다. Lee 등[11]은 수작업 분할 결과를 개선하기 위해 active contour 방법과 Edge-based SRG 방법을 순차적으로 적용하는 진화적 분할 방법을 제안하였다. 그러나 일반적인 혼합형 분할 방법은 분할 결과의 전체적인 정확도를 개선시키는데 초점을 맞추었기 때문에 국부적으로는 하나의 분할 방법만을 사용했을 때보다 저하된 결과를 얻을 수도 있다. 본 논문에서는 두 가지 이상의 분할 방법을 혼합하여 분할할 때, 분할 결과의 정확성이 전체적으로 개선되어지면서 동시에 경계의 각 부분

에서도 개별적인 분할 방법의 결과들보다 향상될 수 있는 혼합형 분할 방법을 제안한다. 이를 위해 평가함수를 사용하여 각 방법의 분할 결과를 분석 평가하고, 신뢰성이 떨어지는 경계부분들만을 다른 방법들로 개선한다. 제안된 평가함수 기반의 혼합형 분할 방법의 성능을 검증하기 위해 미국 National Library of Medicine(NLM)에서 제공하는 신체 단면 영상인 Visible human 영상 중 컬러 영상의 다리 근육 분할에 적용하였다. 구현된 혼합형 분할 방법은 active contour 방법, 최소비용경로탐색 방법, 그리고 영역성장법을 혼합하였다.

2장에서는 평가함수에 의한 혼합형 분할 방법의 개념을 설명하고, 3장은 첫 번째 혼합으로 Balloon 힘을 포함하는 active contour 방법과 최소비용경로탐색 방법의 혼합 방법에 대해 설명한다. 4장에서는 두 번째 혼합 과정으로 첫 번째 혼합의 결과와 영역성장법의 혼합 방법을 설명한다. 5장에서는 제안된 방법을 이용하여 Visible human 영상의 근육을 분할한 실험 결과에 대해 설명하고, 6장에서 결론을 맺는다.

## 2. 평가함수에 의한 혼합형 분할 방법

기존의 혼합형 분할 방법은 서로 다른 분할 방법의 상호작용을 통하여 개선된 결과를 얻을 수 있다는 가정에 연구되었다. 단일 방법에 의한 분할 결과는 다음 방법의 분할 과정에 영향을 미치게 되고, 각 분할 방법의 결과들보다 전체적으로 개선된 최종 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 최종 결과중의 일부는 단일 방법에 의한 결과보다 저하될 수 있을 뿐 아니라 초기의 좋지 않은 분할 결과로 인해 다음에 적용된 분할 방법의 결과가 더욱 악화되는 문제가 나타날 수 있다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 다수의 분할 방법을 순차적으로 혼합하여 적용할 때, 이전 분할 방법의 결과에서 얻어진 경계를 일정한 크기의 세그먼트들로 나누고, 현재 분할 방법과 다음에 적용할 분할 방법의 특성을 고려한 평가함수를 통해 신뢰도를 계산하여, 신뢰도가 높은 세그먼트들은 그대로 유지되고, 신뢰도가 낮은 세그먼트들은 다음 분할 방법에서 개선되어진다. 강한 에지로 구성된 뾰족한 모양의 세그먼트는 완만한 형태를 유지하려는 성질을 포함하는 active contour 방법보다 밝기값 기울기 정보만을 이용한 분할 방법이 유리하고, 역으로 경계의 일부가 모호한 경우에는 전자의 방법이 더 좋은 결과를 얻을 수 있다. 그러므로 순차적으로 적용되는 두 개의 분할 방법은 서로 경쟁하여 현재 분할한 방법이 유리하면 그 부분을 남겨놓고, 불리한 부분은 다음 방법에서 개선한다. 본 논문에서 제안한 분할 방법이 기존의 평가함수에 의해 최적이 되는

세그먼트 결과를 선택하는 방법[12]와의 차이점은 초기 화와 진화에 있다. 기존의 방법은 모든 가능한 분할 방법을 적용하고, 각 결과들을 평가함수로 평가한 후, 그 중에서 가장 좋은 것을 고르는 접근 방법이다. 모든 방법들이 동일한 초기 조건으로부터 분할을 시작하기 때문에 초기 설정에 민감한 방법들은 좋지 않은 초기 조건이 주어졌을 때 만족스럽지 못한 결과를 만들 수 있다. 또한 다양한 방법을 사용하더라도 가장 나은 결과만이 선택 될 뿐이므로, 동일한 분할 방법을 반복 적용하여 점차 좋은 초기 조건들로부터 더 나은 결과를 얻을 수 있는 분할 결과 자체의 진화는 얻을 수 없다.

제안된 분할 방법은 Visible human 컬러 영상의 근육 영역을 분할하기 위해 세 개의 분할 방법으로 구성되고, 각 방법의 특성을 고려하여 두 개의 평가함수를 사용하였다. 사용되는 분할 방법의 적용 순서는 각 분할 방법들의 강건성과 세밀성을 기준으로 순차적으로 적용된다. 초기 곡선에 둔감한 Balloon 방법이 먼저 적용되어, 분할 결과가 부분적으로 큰 오차가 발생하지 않도록 하고, 다음으로 점점 더 세밀한 부분까지 정확하게 얻을 수 있는 최소비용경로탐색 방법과 영역성장방법이 평가함수에 의해 선택적으로 적용된다. 각 평가함수는 해당되는 절에서 자세히 설명한다.

**3. Balloon과 최소비용경로탐색 방법의 혼합**

**3.1 Balloon 방법**

Balloon 힘을 포함하는 active contour 방법은 수식 (1)과 같이 정의된 에너지를 최소화시킴으로서 영역의 경계를 검출한다.

$$E_{Total} = \alpha \cdot E_{Int} + \beta \cdot E_{Ext} + \gamma \cdot E_{Balloon} \quad (1)$$

여기서  $E_{Int}$ ,  $E_{Ext}$ ,  $E_{Balloon}$ 은 각각 내부에너지, 외부 에너지, Balloon 에너지이고,  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ 는 각 에너지의 가중치 값으로 각각  $\alpha=1.0$ ,  $\beta=1.0$ ,  $\gamma=1.2$ 를 사용하였다. 최적의 경계는 초기 곡선에서 샘플링된 제어점들의 에너지 합이 최소가 되도록 제어점들을 이동시킴으로써 얻어진다. 내부에너지는 곡선의 탄성과 곡률에 관계된 에너지 함수로써 탄성 에너지는 제어점들 간의 간격을 일정하게 유지하려 하고, 곡률에너지는 제어점들 사이의 곡률이 작아지도록 하는 특성을 가지고 있다. 외부에너지는 영상의 밝기 값 기울기가 높은 위치로 제어점을 이동시키려는 에너지이고, Balloon 에너지는 제어점들을 밖으로 확장시키려는 에너지이다.

Balloon을 이용한 분할 방법의 처리 속도를 향상시키기 위하여 Greedy 알고리즘을 적용하였다. Greedy 알고

리즘은 국부 에너지의 최소화로 얻어진 경계곡선이 전역적으로도 에너지가 최소화될 수 있다는 가정으로, 영상 전체가 아닌 제어점 주변 영역만을 검색함으로 최적화 곡선을 효율적으로 찾는 방법이다. 초기 곡선이 전역적인 최적 경계와 큰 차이가 없는 경우에 신속하고 정확한 결과를 제공한다. 최적화의 종료 조건은 매 최적화 과정에서 원래 위치에서 이동된 제어점의 개수가 임계값보다 작을 때, 전역적으로 최적화가 되었다고 간주하여 종료한다. Balloon 에너지를 일반적인 Greedy Snake 방법[4]에 포함시키기 위해 각 제어점에서 법선 벡터를 Balloon 힘의 방향으로 사용한다. 탐색창 안에 있는 이동 가능한 픽셀에서 Balloon 에너지의 크기는 그림 1과 같이 법선 벡터와 탐색창의 중심에서 각 인접 화소로 향하는 벡터의 내적으로 계산된다.

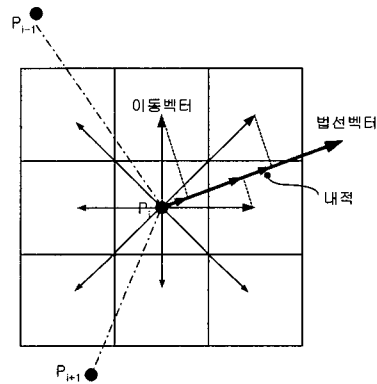


그림 1 Balloon 에너지의 크기

Balloon 에너지는 경계 곡선을 확장시키는 역할을 하고, 초기 입력 곡선에 둔감하여 강인한 성질을 가지고 있다. 그러나 영역 경계의 밝기값 기울기 크기가 작아 외부 에너지가 Balloon 에너지를 제어하지 못한다면, 곡선이 필요 이상 확장되는 문제가 발생한다. 그러므로 Balloon 방법은 작은 잡음이나 모호한 경계가 나타나는 경우에는 강건한 분할 결과를 얻을 수 있으나 정밀한 분할 결과를 얻기는 힘들다. 이러한 단점은 다른 분할 방법과의 혼합 사용에 의해 개선될 수 있다.

**3.2 최소비용경로탐색 방법**

최소비용경로탐색 방법은 영역의 실제 경계를 연결하는 경로의 비용이 모든 가능한 경로들 중에서 최소의 비용이라는 가정으로 영역의 경계를 산출한다. 전역적으로 최소의 비용을 가지는 경로를 찾기 위해 시작점과 끝점을 연결하는 각 부분 비용들의 합을 전체 비용으로 계산하고

그 값이 최소가 되는 경로를 선택한다. 먼저 픽셀 p와 그 인접 픽셀 q 사이의 부분 비용  $C_{local}(p, q)$ 은 수식(2)와 같이 정의된다.

$$C_{local}(p, q) = w_g \cdot G(q) + w_z \cdot Z(q) + w_d \cdot D(q) \quad (2)$$

$G(\cdot)$ ,  $Z(\cdot)$ ,  $D(\cdot)$ 는 각각 gradient, laplacian zero crossing, gradient direction을 나타낸다. 그리고  $w_g$ ,  $w_z$ ,  $w_d$ 는 각 함수의 가중치 값이며, 현재  $w_g=0.14$ ,  $w_z=0.43$ ,  $w_d=0.43$ 을 사용하여 gradient만을 이용한 경우보다 정확한 비용을 계산할 수 있도록 한다. 최소비용경로탐색 방법은 시작점과 끝점을 반드시 지나가는 경로를 영역의 경계로 획득하기 때문에 초기 설정이 분할 결과에 많은 영향을 주게 되고, 결국 시작점과 끝점이 실제 영역의 경계에 있는 점이어야 보다 정확한 분할을 할 수 있다. 영역 내부나 외부에서 제어점이 선택되면 결과 곡선이 영역을 침식하거나 외부영역을 포함할 수 있고, 또한 실제 경계 주변에 잡음(noise)이나 간섭(interference)이 있을 경우에는 그 부분의 비용이 더 작은 경우가 발생하여 지그재그(zig-zag)형태의 경계를 형성하는 문제점들을 갖고 있다.

### 3.3 Balloon과 최소비용경로탐색 방법의 혼합

Balloon 방법과 최소비용경로탐색 방법이 혼합된 분할 방법은 관심 영역을 분할하는데 있어 어느 방법이 더 적절한가를 측정할 수 있는 평가함수를 필요로 한다. 우선 Balloon 방법에 의해 예측된 관심 영역의 경계를 20 화소 크기의 세그먼트로 나누고, 각 세그먼트를 밝기값 기울기와 간섭의 크기로 나타내는 함수로 평가한다. 세그먼트의 경계 상에 있는 화소들의 에지 크기 값이 작다면 Balloon 방법 적용 시에 필요 이상 확장될 수 있고, 역으로 세그먼트 주위에 간섭을 일으킬 수 있는 잡음이나 인접한 영역의 경계가 있다면 최소비용경로탐색 방법은 잘못된 경계를 검출할 수 있기 때문에 이를 고려하여 평가함수를 구성하였다. 먼저 세그먼트의 에지 강도를 측정하는 함수를 수식(3)과 같이 정의한다.

$$G(S_i) = \sum_k \frac{Gradient(b_k)}{n} \quad (3)$$

한편,  $S_i = \{ b_1, b_2, b_3, \dots, b_n \}$  이고,  $b_k$ 는 각 세그먼트를 이루는 화소이다. 각 화소의 밝기값 기울기 값은  $3 \times 3$  크기의 Sobel 연산자에 의해 계산된다. 세그먼트의 간섭 값은 영역의 실제 경계를 찾는 데 있어 방해가 되는 영상 특징(feature)들이 주변에 얼마나 많이 존재하는지를 측정한다. 이러한 간섭을 정량적으로 측정하기 위해 영상에서 경계를 유추하는 함수를 추론(inference) 함수로 정의한다. 그러나 추론함수를 정확하게 구현하기 위해서는 영역의 경계를 찾기 위해 사용할 수 있는 모든 영

상처리 방법들을 고려해야 하기 때문에 구현이 현실적으로 불가능하므로, 간략화된 추론함수를 제안한다. 제안된 추론함수는 영상의 경계를 추론하기 위해서 영상 특징 중에 밝기값 기울기만을 사용한다고 가정한다. 따라서 수식(4)와 같이 간섭은 실제 영상의 밝기값 기울기 값들로부터 계산되는 추론 값과 분할하고자 하는 영역만이 명확하게 존재하는 이상적인 영상의 밝기값 기울기 값들로 얻어지는 추론 값의 차에 의해 구해진다. 실제 영상이 이상적인 영상과 가까울수록 간섭은 작아지게 된다.

$$Interference = Inference(\nabla I_{real}) - Inference(\nabla I_{ideal}) \quad (4)$$

밝기값 기울기에 의한 추론함수 역시 정확하게 정의하기는 매우 어려운 문제이므로 비례함수를 이용하여 간단히 구현한 간섭함수를 수식(5)와 같이 표현한다.

$$Interference(b_k) = |G(I_{real}) - G(I_{ideal})| * IM(b_k) \quad (5)$$

$IM(\cdot)$ 은 Influence mask이고, 2차원 Gaussian 형태를 이루고 있어 중심점에서 거리가 멀어질수록 값이 작아진다. 즉 이상적인 경계에 가까이 있는 실제 밝기값 기울기는 큰 간섭을 일으키고, 이상적인 경계와 먼 위치에 있는 밝기값 기울기는 작은 간섭을 일으킨다. 여기서  $b_k$ 는 세그먼트의 k 번째 화소이다. 각 세그먼트에서의 간섭 크기  $I(S_i)$ 는 수식(6)과 같이 세그먼트를 구성하는 화소들의 간섭 평균값으로 나타낸다.

$$I(S_i) = \sum_k \frac{Interference(b_k)}{n} \quad (6)$$

Balloon과 최소비용경로탐색 방법의 혼합을 위해 사용되는 평가함수는 수식(7)과 같고, 가중치는  $a=0.6$ 을 사용한다.

$$Eval_{Balloon}(S_i) = a \cdot G(S_i) + (1-a) \cdot I(S_i) \quad (7)$$

$Eval_{Balloon}(S_i)$ 가 작다는 것은 밝기값 기울기와 간섭의 크기가 작다는 것을 의미하고, Balloon 보다는 최소비용 경로탐색 방법이 적합하다고 판단할 수 있다.  $Eval_{Balloon}(S_i)$ 가 임계값보다 보다 작은 세그먼트들을 선별하여, 해당되는 세그먼트들은 그 시작점과 끝점을 있는 최소비용경로탐색 방법의 결과를 이용하여 분할 결과를 개선한다.

## 4. 영역성장법의 혼합

### 4.1 영역성장법

제안된 분할 방법의 첫 번째 단계에서 Balloon과 최소비용경로탐색 방법의 혼합으로 잡음에 강한 분할 결과를 얻었지만, 두 가지 방법들이 가지는 단점, 즉 빠른 경계 분할의 어려움과 잡음에 민감한 문제들을 개선하고, 세밀한 부분까지 정확하게 분할하기 위해 화소의 컬러 값을

기반으로 분할하는 영역성장법을 혼합한다. 영역성장법은 이웃하는 화소가 동질성을 가질 경우 집합에 포함시켜 영역을 확장시키면서 경계를 찾는 방법이다. 동질성의 판단은 비교 대상 화소의 컬러 값과 이미 집합에 포함된 화소들의 평균 컬러 값의 차를 이용한다.

#### 4.2 영역성장법의 혼합을 위한 평가함수

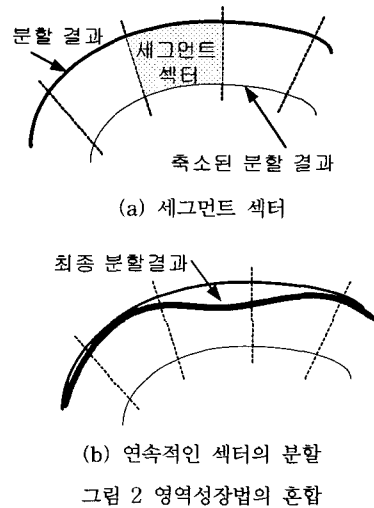
첫 번째 혼합단계에서 얻어진 분할 경계가 두 번째 혼합 단계의 평가함수 입력으로 사용된다. 첫 번째 단계에서 얻어진 경계를 살펴보면, 관심 영역을 침식하거나, 외부의 다른 영역을 포함하는 경우가 발생할 수 있는데, 내부영역의 침식은 Balloon을 수행하는 과정에서 외부로 밀어내는 힘에 의해 거의 발생하지 않고, 외부영역을 포함하는 경우만이 주로 발생한다. 또한 최소비용경로탐색 방법에서도 Balloon 방법 결과에 비해 우수한 구간만을 적용하였으므로, 일부 잡음에 의해 포함된 외부영역이 대부분의 오차를 차지한다. 이를 해결하기 위해 두 번째 혼합단계에서는 현재 얻어진 영역의 경계가 외부 영역을 포함했다면, 그 외부 영역은 관심 영역과 비교할 때, 동질하지 않는 화소로 구성되었을 것이라고 가정하고, 경계를 구성하는 화소들의 컬러 값이 분할하고자 하는 영역과 동질한지를 검사하는 평가함수를 사용하였다. 평가를 위하여 경계는 첫 번째 혼합방법보다 더 작은 5 화소 크기의 세그먼트로 다시 나누어지고, 수식(8)과 같이 각 세그먼트의 구성 화소들 중에서 동질성을 가지는 화소들의 개수를 구하는 함수  $H(S_i)$ 에 의해 각 세그먼트의 신뢰성이 평가된다.

$$Eval_{SRC}(S_i) = H(S_i) = \sum_k Homogeneity(b_k) \quad (8)$$

$$Homogeneity(b_k) = \begin{cases} 1, & \text{if } |RGB(b_k) - RGB_{mean}(S_i)| < threshold \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

수식(9)는 1차 혼합에 의해 얻어진 경계에 있는 화소  $k$ 의 컬러 값  $RGB(b_k)$ 와 영역 경계 내부의 컬러 평균값  $RGB_{mean}(S_i)$ 의 차이가 임계값보다 작으면 동질한 화소로 간주하여 그 화소의 Homogeneity 값은 1로 하고, 임계값보다 크면 0으로 한다. 이때,  $RGB_{mean}(S_i)$ 는 경계 상에 있는 화소의 안쪽으로 인접한 화소들의 컬러 평균값으로 구하지 않고, 세그먼트  $S_i$ 에서 일정 거리만큼 경계의 안쪽에 위치한 화소들의 컬러 평균값을 이용한다. 영역 전체에서의 컬러 값은 편차가 클 수 있으므로 해당 세그먼트 주변 영역의 컬러 평균값만을 이용하면, 두 번째 혼합 단계의 세그먼트는 5 화소의 크기로 구성되기 때문에 그 크기가 작아 실제 관심 영역 내부의 컬러 값을 반영하기에는 미흡하여 인접해 있는 세그먼트의 내부 컬러 값을 함께 포함하여 평균을 구한다.

평가함수  $Eval_{SRC}(S_i)$ 에 의해 얻어진 값이 임계값 보다 작아 신뢰도가 떨어진다고 판단되면 해당 세그먼트는 세밀한 분할이 가능한 영역성장법의 결과로 대체된다. 사용되는 임계값은 현재 동질성을 가지지 않는 화소가 5 개의 화소 중 하나 이상 존재하면 영역성장법으로 개선하도록 구현하였다. 세그먼트의 개선 과정에서 영역성장법의 적용 방법은 그림 2와 같이 경계를 축소(erosion)시켜 만들어진 세그먼트 섹터를 만들고, 그 중심에 씨앗점을 할당한다. 평가함수에 의한 값이 임계값보다 작은 섹터들이 연속적으로 나타날 경우에는 하나로 묶어 영역성장법을 수행한다.



## 5. 실험 및 결과

본 논문에서 제안된 혼합형 분할 방법의 성능을 검증하기 위해 Visible human 컬러 영상의 근육을 분할하는 실험을 수행하였다. 미국 NLM에서 제공하는 Visible human 영상은 3차원 재구성을 통해 해부학 학습용으로 많이 사용되고 있으며, 컴퓨터단층영상(Computed Tomography), 자기공명영상(Magnetic Resonance image), 컬러 단면 영상의 세 종류로 구성되어 있다. 컬러 단면 영상은 총 1871장으로, 크기는 2048×1216, 컬러 깊이는 24비트 RGB 값을 가지는데, 일반 단층영상이나 자기공명영상과 같은 흑백 영상에 비해 가시효과가 크지만 컴퓨터 처리가 복잡하다는 특성이 있다. 실험에 사용된 영상은 Visible human 컬러 영상에서 Adductor longus, Adductor magnus, Vastus 등의 다리 근육을 중심으로 선택하였다. 선택된 근육들은 다른 근육들과 인접해 있어 모호한 경계가 많이 나타나고, 날카로운 돌출 부분이 있기 때문에 기존 분할 방법으로 분할할 때 정확

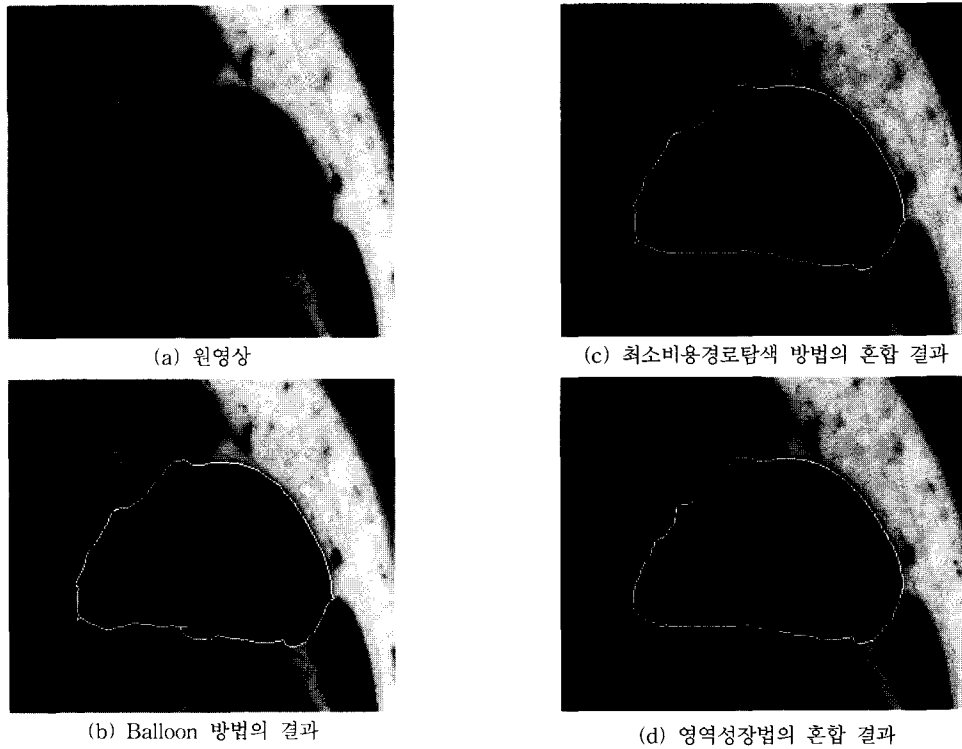


그림 3 Adductor longus 근육의 분할 결과

한 결과를 얻기 어렵다. 제안된 방법에 의한 최종 분할 결과는 전체적으로 정확도가 향상되었을 뿐만 아니라, 혼합하는 과정에서 각각의 분할 방법을 단독으로 사용한 결과보다 열화되는 문제를 해결하였다.

그림 3의 (a)는 Adductor longus 근육의 원 영상, (b)는 Balloon 방법만을 적용한 경우의 결과를 나타낸다. (b)에서는 모호한 경계로 인하여 Balloon 힘이 제어되지 못해 필요 이상 확장되어 아래 인접한 근육을 포함하는 문제를 확인할 수 있다. (c)는 최소비용경로탐색 방법을

적용하여 Balloon의 결과에서 필요 이상 확장된 부분을 개선한 결과이고, (d)는 영역성장법을 이용하여 이전 단계에서 포함된 지방을 제거함으로써 화소 단위까지 정확도를 높인 결과를 보여준다.

그림 4의 (a)는 Adductor magnus 근육의 원영상, (b)는 Lee 등이 제안한 진화적 분할 방법의 분할 결과, (c)는 평가함수에 의한 혼합형 분할 방법의 분할 결과이다. Adductor magnus 근육은 모호한 경계뿐만 아니라 날카로운 돌출부 사이에 지방이 포함되어 있는 부분이 많



그림 4 Adductor magnus 근육의 분할 결과

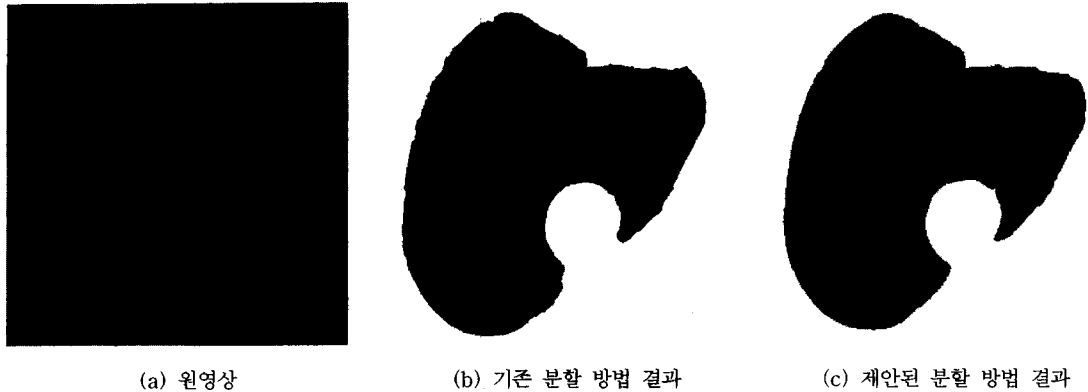


그림 5 Vastus 근육의 분할 결과

이 있지만, 제안된 방법을 이용하여 성공적으로 분할할 수 있었다. 다수의 분할 방법을 평가할 수 없이 순차적으로 적용하는 진화적 분할 방법은 (b)와 같이 분할 결과가 국부적으로 하나의 분할 방법만을 적용한 경우보다 열화되는 문제가 나타나지만, 평가함수를 사용하면 (c)와 같이 전체적인 분할 결과의 개선과 함께 국부적으로도 결과가 개선되는 효과를 얻을 수 있다.

그림 5는 Vastus 근육의 분할 결과를 보여주고 있다. 220장의 근육 영상을 분할한 결과 191장에서는 98% 이상의 정확도를 보였고, 나머지 29장의 영상에서도 95% 이상의 정확도를 나타내었다. 분할 결과의 정확도를 계산하기 위해 실험자가 직접 수작업으로 분할한 결과와 제안된 방법에 의한 분할 결과의 차이를 Hausdorff 거리 계산법[14]를 이용하여 측정하였다.

## 6. 결론

다수의 분할 방법들을 평가함수에 의해 선택적으로 혼합하여 최종 결과가 전체적으로 개선시킬 수 있을 뿐만 아니라, 영역 경계의 각 부분에서도 개별적인 분할 방법에 의한 결과보다 향상시킬 수 있는 혼합형 분할 방법을 제안하였다. Balloon 방법을 이용하여 강건한 분할을 수행하고, 이를 평가하여 결과의 신뢰도가 높은 부분은 현 결과를 유지하고, 낮은 부분에 대해서는 최소비용경로탐색 방법과 영역성장법을 이용하여 개선하였다. 본 방법을 적용하여 Visible human 컬러 영상에서 모호한 경계를 가지는 근육들을 정확하게 분할할 수 있음을 실험을 통하여 확인하였다. 향후 과제로는 적절한 분할 방법을 선택하는데 그치지 않고, 경쟁하는 다수의 분할 방법들을 사용하여 분할 결과를 최적화시키는 방법에 관하여 연구하고자 한다. 또한 평가함수를 체계적으로 도출할 수 있는

방법에 관한 연구가 필요하겠다.

## 참고 문헌

- [1] W. Lie, "Automatic target segmentation by locally adaptive image thresholding," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 4, No. 7, pp. 1036-1041, 1995.
- [2] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: active contour models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, No. 3, pp. 312-331, 1988.
- [3] L. D. Cohen, "Note on active contour models and balloons," *CVGIP Image Understanding*, Vol. 53, pp. 211-218, 1991.
- [4] D. J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature estimation," *CVGIP Image Understanding*, Vol. 55, No. 1, pp. 14-26, 1992.
- [5] T. McInerney and D. Terzopoulos, "Deformable models in medical image analysis: A Survey," *Medical Image Analysis*, Vol. 1, No. 2, pp. 91-108, 1996.
- [6] R. Adams and L. Bischof, "Seeded region growing," *IEEE Trans. on the Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 6, pp. 641-647, 1994.
- [7] L. Vincent and P. Soille, "Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations," *IEEE Trans. on the Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, No. 6, pp. 538-598, 1991.
- [8] A. Chakraborty, L. Staib, and J. Duncan, "Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information," *IEEE Trans. on medical imaging*, Vol. 15, No. 6, pp. 859-870, 1996.

- [ 9 ] A. Chakraborty and J. S. Duncan, "Game-theoretic integration for image segmentation," IEEE Trans. on the Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 21, No. 1, pp. 12-30, 1999.
- [10] M. E. Leventon, W. E. L. Grimson, and O. Faugeras, "Statistical shape influence in geodesic active contours," Proc. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 316-323, 2000.
- [11] J. Lee, D. Kim, and H. S. Kang, "User-steered balloon : Application to thigh muscle segmentation of visible human," Journal of Korea Information Science Society, Vol. 27, No. 3, pp. 266-274, 2000.
- [12] C. Chu and J. K. Aggarwal, "The integration of image segmentation maps using region and edge information," IEEE Trans. on the Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 12, pp. 1241-1252, 1993.
- [13] M. J. Ackerman, "The visible human project," Proceedings of the IEEE, Vol. 86 No. 3, pp. 504-511, 1998.
- [14] C. Vikram and Y. M. Kim, "A methodology for evaluation of boundary detection algorithm on medical images," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 16, No. 5, pp. 642-652, 1997.



**김 한 영**  
 1998년 숭실대학교 전자공학과 학사.  
 2000년 숭실대학교 전자공학과 석사. 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학과 박사과정. 관심분야 : 의학영상처리, 영상 압축



**김 동 성**  
 1986년 서울대학교 전자공학과 학사.  
 1988년 서울대학교 전자공학과 석사.  
 1994년 University of Southern California 공학박사. 1996년 University of California, Riverside, Post-Doctoral Researcher. 현재 : 숭실대학교 정보통신전자공학과 조교수. 관심분야 : 컴퓨터비전, 의학영상처리



**강 홍 식**  
 1977년 서울대학교 의과대학 학사. 1980년 서울대학교 대학원 의학 석사. 1985년 서울대학교 대학원 의학 박사. 현재 : 서울대학교 의과대학 교수. 관심분야 : 근골격계 방사선과학, 3차원 의학영상