

다중 모달 정합에 의한 Visible Human의 뼈 분할 방법

(Bone Segmentation Method of Visible Human using Multimodal Registration)

이 호[†] 김 동 성^{**} 강 흥 식^{***}
(Ho Lee) (Dongsung Kim) (Heungsik Kang)

요 약 본 논문에서는 Visible Human 컬러 단면 영상에서 인접한 지방 영역과 색상 특성이 유사하여 구별이 매우 힘든 뼈 영역을 분할하기 위해 다중 모달 정합 방법을 제안한다. 뼈와 그 인접영역의 구별이 뚜렷한 CT 영상에서 뼈를 분할하고 두 영상의 정합을 이용하여 컬러 영상에서 최종 뼈 분할을 수행한다. CT 영상에서 뼈의 분할 방법은 임계값 기반 방법을 사용하였고, 정합은 두 영상에서 신체 부위를 임계값 기반의 방법을 사용하여 분할된 객체들의 경계를 상호 상관관계(cross-correlation)방법을 사용하여 수행하였다. 제안된 방법은 Visible Human 컬러 단면 영상 중에 뼈와 인접 지방이 유사하여 그 분할이 어려운 머리부위와 다리부위에 적용하여 고무적인 결과를 얻었다.

키워드 : 의료영상 분할, 다중 모달, 정합, 비저할 휴먼

Abstract This paper proposes a multimodal registration method for segmentation of the Visible Human color images, in which color characteristics of bones are very similar to those of its surrounding fat areas. Bones are initially segmented in CT images, and then are registered into color images to lineate their boundaries in the color images. For the segmentation of bones in CT images, a thresholding method is developed. The registration method registers boundaries of bodies in CT and color images using a cross-correlation approach, in which the boundaries of bodies are extracted by thresholding segmentation methods. The proposed method has been applied to segmentation of bones in a head and legs whose boundary is ambiguous due to surrounding fat areas with similar color characteristics, and produced promising results.

Key words : Medical image segmentation, Multimodal, Registration, Visible Human

1. 서 론

Visible Human영상은 미국의 NLM(National Library of Medicine)에서 제공한 데이터로서 1994년에 공개되어 3차원 재구성용 통해 해부학 학습용으로 사용되고 있으며, 인간의 구조 분석을 위해 많은 연구에 사용되었다. 이 데이터베이스는 컬러 단면 영상(Photo-

graphic cross-sectional color image), MR(Magnetic Resonance)영상, CT(Computer Tomography)영상으로 구성되어 있다[1]. 컬러 단면 영상은 2048×1216의 해상도로 1871장이 1mm 간격으로 획득되어있다. CT영상은 512×512 해상도의 12bit의 밝기값을 갖고 있으며 냉동하고 나서 얻은 frozen영상과 냉동하기 전에 찍은 fresh 영상으로 구분된다. frozen CT영상은 1mm 간격으로 1871장으로 이루어져있고, fresh CT영상은 머리, 몸통, 다리영상으로 1mm, 3mm, 5mm간격으로 500장으로 이루어져 있다. MR영상은 12bit의 밝기값으로 256×256의 해상도로 4mm간격으로 이루어져 있다. 특히 이러한 영상 중에 해부학적 학습에 도움이 되는 컬러 단면 영상의 3차원 재구성 및 가시화하기 위한 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 3차원 재구성 및 가시화 연구를 위

· 본 연구는 2001년도 보건의료기술연구개발사업(단독기초연구지원:과제번호 01-PJ1-PG3-51300-0004)의 지원에 의하여 이루어진 것임

† 비 회 원 : 서울대학교 전기·컴퓨터공학부

holee@cglab.snu.ac.kr

** 종신회원 : 숭실대학교 정보통신전자공학과 교수

dongsung@e.ssu.ac.kr

*** 비 회 원 : 서울대학교 의과대학 교수

kanghs@radcom.snu.ac.kr

논문접수 : 2002년 10월 5일

심사완료 : 2003년 4월 4일

해서는 선 치료로 2차원영상에서 인체의 해부학적 구조를 분리하여 나타내는 분할 과정이 필요하다. 하지만 해부학적 구조 중에서도 뇌 부위의 뼈 영역과 다리뼈의 일부는 주위의 지방 영역과 컬러 색상의 특징이 매우 유사하여 육안으로 구분하기가 무척 어렵기 때문에, 해부학의 지식을 갖고 있는 방사선과 의사들도 정확한 경계를 수작업으로 구분하기에 어려움을 겪는다. 이런 영역은 영상 특성을 이용하여 분할하는 일반적인 분할 방법[2-5]을 적용하여서는 정확한 분할을 얻는 것은 매우 힘들다. 본 논문에서는 이런 뼈의 분할을 위해서 다중모달 정합(multimodal registration) 방법을 적용하여 뼈의 구분이 비교적 명확한 CT영상에서 뼈의 경계를 추출하고, 그 결과를 정합을 통하여 컬러영상에서 최종 분할을 수행하고자 한다. 정합은 두 영상에서 관심 부위인 신체를 먼저 분할하고 그 경계인 피부를 추출하여 고정 변환(rigid transformation) 정합[6]을 수행한다. 고정 변환 정합을 수행하는 이유는 컬러 단면 영상과 frozen 영상이 모양의 변형이 없고 영상간의 신체의 크기, 위치, 각도의 변화만이 있기 때문이다.

기존의 고정 정합방법들은 영상 차감(image subtraction), 주축(principal axes), 조인트 엔트로피(joint entropy), 상호정보량(mutual information), 상호상관(cross-correlation) 방법들이 있다. 영상 차감[7]은 두 영상간의 명암도 차이를 측정하는 방법으로 가장 직관적인 유사성 측정 방법이나 다중 모달 정합에서는 적용이 어려움이 있다. 주축방법[6,8]은 영상의 중앙 포인트를 잡아 회전과 이동을 통해 대략적인 위치로 정합하는 방법으로 다중 모달 정합에 적용이 가능하지만 관심이 있는 두뇌 부위와 다리 부위에서는 정확한 위치로 정합을 하기는 어렵다. 조인트 엔트로피 측정 방법[6,9]은 두 확률변수간의 관계를 나타내는 것으로 이변량 히스토그램과 확률밀도 계산으로 이루어진다. 상호정보량방법[6,10,11]은 조인트 엔트로피 측정 방법에 주변 엔트로피(marginal entropy)를 고려한 방법이다. 이 두 방법 모두 정합이 엔트로피가 최소가 될 때 이루어지지 않는 경우에는 적용의 어려움이 있다. 상호상관 방법[6]은 관심이 있는 영역의 상호 상관이 최대가 되게 정합을 하는 방법으로 영상 전체나 경계부위만을 비교할 수 있다. 본 논문에서 사용할 수 있는 정합방법은 상호정보량 방법과 상호상관관계 방법이 가장 적합하다. 이중 상호정보량은 컬러영상에서 다른 컬러 특성을 갖고 있는 많은 영역들이 CT영상에서 동일한 밝기 특성을 나타내기 때문에 열화된 정합결과를 제공할 것으로 분석되므로, 경계를 사용한 상호 상관관계를 적용한다. 또한 실험을 통

한 검증에서도 경계를 사용한 상관관계 방법이 상호정보량 방법보다 강인하고 정확한 정합결과를 제공하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 제안한 정합에 의한 뼈 분할 방법에 대해 전체적인 구성을 제시하고, 제3장에서는 컬러 단면 영상과 CT영상에서 피부영역을 분할하기 위해 영상 특성을 이용한 분할 방법에 대해 설명하고, 제4장에서는 분할된 피부 영역을 사용하여 정합하는 방법에 대해 설명한다. 제5장에서는 피부 영역간의 정합을 통해 추출된 최적화된 변환 파라미터를 이용하여 CT영상에서 분할된 뼈 영역을 컬러 단면 영상에 변환시킴으로서 최종적인 뼈 영역을 분할해내는 방법에 대해 설명한다. 제6장에서 실험 결과를 제시하고, 제7장에서 결론을 내렸다.

2. 정합에 의한 뼈 분할 방법

정합에 의한 뼈 분할 방법은 Visible Human 컬러 단면 영상에서 뼈 영역이 주위의 영역들과 구분하기 힘든 영상에 대해 뼈의 구분이 명확한 CT 영상에서 뼈를 분할하고 정합을 통해서 분할된 뼈의 영역을 컬러 영상에 변환시켜 분할하는 방법이다. 정합은 한 개의 모달이나 다중의 모달에서 획득된 두개 이상의 영상을 일치시킴으로써 한 개의 영상에서 얻을 수 없는 정보를 얻기 위해서 사용되는 방법이다. 특별히 의료영상에서 다중 모달의 정합은 CT와 MR의 정합, 구조영상과 PET, SPECT 등의 기능영상의 정합을 통하여 각각의 모달에서 얻을 수 있는 정보를 통합하여 보다 정확한 진단을 하는데 많이 사용되고 있다. 본 논문에서는 이러한 다중 모달의 정합의 한 종류로서, 일반적인 적용방법과 다른 컬러 영상과 CT영상의 정합을 통해서 보다 정확한 분할을 얻고자 한다.

제안한 방법은 크게 세 가지 모듈로 구성된다: CT와 컬러 영상에서 신체 부위의 분할, 신체 피부의 정합, 그리고 CT에서 뼈 영역 분할 및 컬러영상으로 변환. 첫 번째 모듈로써 두 영상간의 정합을 위해서 영상 전체를 정합시키지 않고, 영상 안에 있는 관심 신체 부위만을 분할하고 그 경계를 추출한다. 이때 신체부위의 경계는 피부의 경계가 된다. 두 번째 모듈은 추출된 피부 경계의 정합으로, CT영상에서 얻어진 경계를 컬러영상으로 상호 상관관계 방법을 사용하여 정합시켜 변환 파라미터를 계산한다. 마지막 모듈로써, CT영상에서 임계값 기반의 방법으로 뼈 영역을 분할하고 그 결과를 두 번째 모듈에서 계산된 정합 변환 파라미터를 사용하여 컬러영상에 정합시켜 컬러영상에서 뼈의 경계를 분할한다. 제안된 방법으로 Visible Human의 머리 부위와 다리

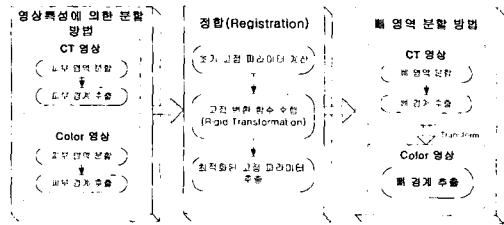


그림 1 정합에 의한 뼈 분할 방법의 순서도

부위처럼 뼈와 주변의 지방이 매우 유사한 컬러 값을 갖고 있어서 전문가도 육안으로 분할이 어려운 부위의 분할을 수행하였다. 그림 1은 본 논문에서 적용한 정합에 의한 뼈 분할 방법의 전체 순서도를 보여주고 있다.

3. 영상 특성에 따른 분할 방법

컬러 영상과 CT영상에서 신체 부위를 분할하는 방법은 각 영상에서의 영상특성을 이용하여 분할한다. 먼저 컬러 영상에서는 Visible Human의 단면을 만들기 위해서 푸른색의 젤라틴(Gelatine)을 사용해서 고정을 하였으므로, 배경 영역인 젤라틴을 HSV의 색상(Hue) 값과 RGB영역상의 Red 정보를 이용하여 제거하고, 정확한 경계를 위해서 노이즈 제거 방법을 적용한다. CT에서의 신체 부위 분할은 신체가 배경보다 밝은 밝기 값을 갖고 있으므로, 이 특성을 이용하여 분할하고 작은 노이즈를 필터링을 통해서 제거한다.

3.1 Visible Human 컬러 단면 영상에서 피부영역 분할

컬러 단면 영상에서 피부영역의 분할은 HSV의 색상(Hue)정보와 RGB의 Red정보를 임계값 기반(threshold)의 분할방법[4]을 적용하여 분할한다. H의 값은 식(1)처럼 구하고, 0에서 255로 정규화 하였다.

$$H = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{\sqrt{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^2}} \right\} \quad (1)$$

$$H = \begin{cases} \frac{(360 - H)}{180} \times 255 & \text{if } B > G \\ \frac{H}{180} \times 255 & \text{if } B \leq G \end{cases}$$

정규화된 색상(hue)이 200이상이고, Red값이 70 이상인 영역을 AND 시켜서 피부영역 후보로 추출한다.

피부 영역 후보 중에는 원하는 피부 영역과 더불어 노이즈들이 검출된다. 배경영역의 작은 노이즈의 제거를 위해 $A \circ B = (A \text{ Erosion } B) \text{ Dilation } B$ (B 는 3×3 의 정사각형 마스크)처럼 침식확장방법(opening operator)[12]을 사용한다. 피부의 크기가 3만화소 이상이므로

이보다 작은 영역들은 연결화소군(connected component)의 크기 제약 조건을 통해 노이즈로 간주하여 제거하였다. 이런 방법에 의하여 젤라틴 영역뿐만 아니라 피부 내부의 영역도 제거될 수도 있지만, 이런 내부 영역은 젤라틴으로 채워진 주변 배경을 제외한 부분을 채우는 홀(hole) 채움 방법을 사용하여 복원한다.

3.2 Visible Human CT 영상에서 피부영역 분할

CT영상에서 피부영역의 분할은 gray 밝기 정보를 임계값 기반의 분할방법[4]을 적용하여 분할한다. Visible Human의 CT영상은 1024~3071의 범위의 밝기값을 가지는데 피부영역은 배경을 제외한 부분이므로, 배경영역을 제외한 밝기값인 300이상인 영역만을 피부영역으로 추출한다. 노이즈의 제거를 위해서 컬러 단면 영상과 같은 방법으로 침식확장방법[12]과 연결화소군의 크기 제약 조건(피부크기는 4천 화소이상)을 이용한다. 임계값으로 인한 피부 영역내부의 홀을 채우기 위해 같은 방법으로 홀채움을 적용하여 최종적인 피부영역을 분할한다.

3.3 피부 영역 경계 추출

피부영역과 배경영역은 서로 다른 레이블을 가지고 있으므로, 경계추출은 영상에 3×3 마스크를 적용하여 관심영역의 화소들 중, 마스크 내에 2개 이상의 서로 다른 레이블이 존재하는 화소를 경계로 하는 외부 경계를 결정한다.

그림 2의 (a)와 (b)는 제안한 영상특성에 따른 분할방법을 적용하여 컬러 단면 영상과 CT영상에서 피부영역을 분할하고 분할된 영역에서 경계를 추출한 것이다.



(a) 컬러 단면 영상 (b) CT 영상

그림 2 영상 특성에 따른 분할방법

4. 정합(Registration)

Visible Human 컬러 단면 영상과 CT영상의 정합은 능률적이며 보다 정확한 정합을 위해서 계층적인(hierarchical) 정합방법을 사용한다. 먼저 컬러영상과 CT영상에서 분할된 피부영역의 바운딩 박스(bounding

box)들만을 사용하여 초기 고정 파라미터(scaling, translation, rotation)를 계산하고, 축소된 탐색영역에서 신체부위의 경계들의 상호 상관관계가 최대가 되는 정합 변환 함수를 획득한다.

4.1 초기 고정 파라미터 계산

고정 파라미터(rigid parameter)는 X축과 Y축의 확대/축소(scaling)변수, X축과 Y축의 이동(translation)변수, 원점 중심의 회전(rotation) 변수로 구성되어 있다. 컬러 단면 영상과 CT영상에서 분할된 피부영역의 경계를 이루는 포인트 중에 최대, 최소가 되는 포인트를 이용하여 바운딩박스를 각각 생성해서 가로축과 세로축의 크기와 중심점을 계산한다. 계산된 가로축과 세로축의 크기의 비율로 확대/축소를 획득하고, 이동은 중심점을 서로 일치하여 획득하고, 회전은 0도로 초기화한다.

4.2 최종 고정 변환 함수 계산

최종 고정변환 함수의 계산을 위해서 초기 고정 변환 함수의 변수값의 한정된 영역에서 컬러 단면영상의 경계에 CT영상의 경계를 정합시키는 고정 변환함수를 탐색한다[6]. 추출하고자 하는 변환함수는 확대/축소, 이동, 회전 변수이고, 이들의 수식은 식 (2)에 확대/축소 변환 수식과 식 (3)에 이동 및 회전 변환 수식에 나타나 있다.

$$\begin{bmatrix} S'_x \\ S'_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_{CT} - Center_{CT} \\ P_{CTy} - Center_{CT} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} P_{CT}(a) \\ P_{CTy}(a) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S'_x \\ S'_y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ -\sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Center_{Color} + T_x \\ Center_{Color} + T_y \end{bmatrix} \quad (3)$$

여기서 S는 확대/축소변수, θ 는 회전각도, T는 이동변수를 나타낸다. 또한 P_{CT} 는 CT의 경계점들이고, Center는 각 영상에서 신체부위 중심점이다. 각 변수의 탐색 공간으로 이동변수는 X와 Y방향에 대해서 -4 ~ +4 화소 범위에서 1화소 간격, 회전변수는 -1도 ~ +1도에서 0.1도 간격, 크기는 -0.02 ~ +0.02의 범위에서 0.01 간격이다. 이러한 탐색 공간에서 최대값을 갖는 변환함수를 최종 고정변환 변수로 획득하였다.

4.3 최적화된 고정 변환 파라미터 추출

최적화된 고정 변환 파라미터는 상호상관(cross correlation)관계를 이용하여 계산한다[6]. 상호상관관계의 수식은 식 (4)에 나타나 있다. N은 전체 경계 길이를 말하고, $P(i)$ 는 i번째에 해당하는 경계점이다.

$$CC = \frac{1}{N} \sum_i P_{CT}(i) P_{Color}(i) \quad (4)$$

고정 변환 시 피부 경계의 상관관계(correlation)가 최대가 될 때의 확대/축소, 이동, 회전 변수를 최적화된 고정 변환 파라미터로 결정한다. 결정된 최적화된 고정



(a) 초기 고정 파라미터 적용



(b) 최적화 고정변환 파라미터 적용

그림 3 각각의 파라미터를 적용하여 두 경계간의 차이를 보인 결과

파라미터를 통해 CT영상의 경계를 컬러 단면 영상으로 변환하여 최종적으로 정합한다.

그림 3은 다리 단면영상으로 일부영역을 확대하여 (a) 초기 고정 파라미터를 적용했을 때와 (b) 최적화된 고정 변환 파라미터를 적용했을 때의 차이를 보이고 있다.

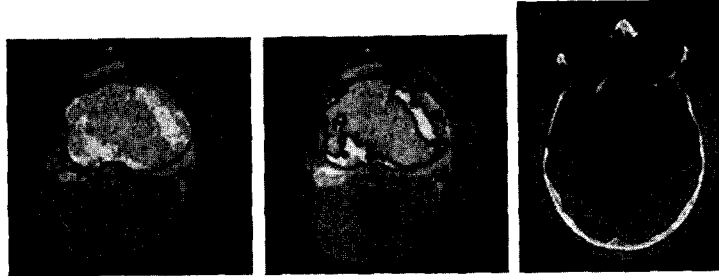
5. 뼈 영역 분할 방법

CT영상에서 뼈를 분할하고, 그 경계를 추출하여 정합에서 얻어진 최종 변환함수 피부 경계간의 정합을 통해 추출된 최적화된 파라미터를 CT영상에서 분할된 뼈 영역의 경계를 컬러 단면 영상내의 최적화된 위치로 변환하여 최종적인 뼈 영역을 분할한다.

5.1 CT영상에서 뼈 영역 분할 및 경계 추출

CT영상에서 일반적으로 뼈 영역은 밝기값이 가장 크고 뚜렷함으로 임계값 기반방법[4]으로 뼈 영역을 추출한다. 뼈 영역은 밝기값이 1180이상인 영역을 뼈 영역 후보로 추출하고, 연결화소군을 이용하여 크기 제한 조건을 통해 노이즈를 제거한다. 그리고 CT영상에서는 뼈의 외곽을 구성하고 있는 치밀뼈가 뚜렷이 보이는 대신 내부의 해면뼈가 제대로 나타나지 않으므로 뼈의 내부를 채워주기 위해 홀채움을 통해 내부영역을 채워 최종적인 뼈 영역을 분할한다.

그러나 CT영상 중에 일부 영상은 영상 획득 시 많은 노이즈를 가지고 있어 임계값 기반 방법만으로는 적용하기가 어렵다. 그림 4의 (a)는 (b)에서 알 수 있듯이 임계값 기반 방법을 적용하기 힘든 영상으로 반자동 분할 방법인 스네이크(Snake)와 최소비용경로탐색방법



(a) 반자동 방법과 수작업 분할의 적용 (b) 임계값 기반 방법의 적용 (c) 임계값 기반 방법의 적용

그림 4 CT영상에서 뼈 영역 분할 및 경계 추출

(Live-wire), 그리기 분할도구를 이용하여 분할한 결과이다. 스네이크는 곡선의 에너지와 영상의 에너지가 최소가 되도록 분할하는 방법으로 노이즈에 강하다[5]. 최소비용경로탐색방법은 제어점 사이의 최소 경로로 분할하는 방법이다[3]. 그림 4의 (c)는 임계값 기반 방법을 적용한 머리 단면 영상이다.

5.2 컬러 단면 영상에서 뼈 영역 경계 추출

CT영상에서 분할된 뼈 영역의 경계를 최적화된 파라미터로 인해 컬러 단면 영상으로 변환되는데 이때 변환된 경계는 매끄럽지 않은 곡선으로 나타나게 된다. 이는 분석 면에서는 정확한 분할 결과로 인정되지만, 3차원 모델링 및 사용자의 요구에 의해 분할 결과의 열화가 발생되지 않는 범위 내에서 곡선을 매끄럽게 하는 스무딩(smoothing) 과정이 필요하다.

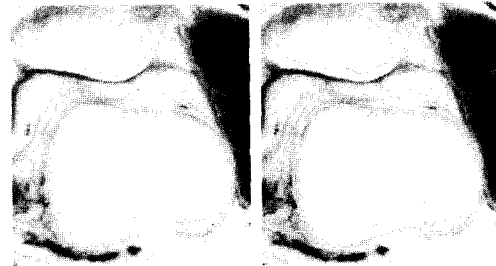
곡선의 스무딩은 다음과 같은 순서로 진행된다. 우선, 분할된 결과 곡선에서 임의의 추출비율(sampling rate)로 제어점을 뽑아내고, 이를 다섯 개씩 순차적으로 묶어서(5)와 같이 Polynomial 보간 방정식에 의해 완전한 곡선으로 수정(fitting)한다.

$$P_N(x) = \sum_{k=0}^N \frac{(x-x_0)\dots(x-x_{k-1})(x-x_{k+1})\dots(x-x_N)}{(x_k-x_0)\dots(x_k-x_{k-1})(x_k-x_{k+1})\dots(x_k-x_N)} y_k \quad (5)$$

여기서 N은 제어점의 전체 개수, x_k 와 y_k 는 각 제어점의 좌표, $P_N(x)$ 는 보간된 포인트의 좌표이다. 추출비율이 작게 되면 원래 분할 결과로부터 변형되는 크기가 많아지고, 반대로 추출비율이 커지면 변형되는 양이 작아진다.

그림 5에서 (a)는 보간 하지 않고 뼈 영역을 분할한 결과이고 (b)는 Polynomial 보간을 통해 뼈 영역을 분할한 결과이다.

그림 6은 CT영상에 추출된 뼈의 경계를 최적화된 변환 파라미터로 인해 컬러 단면영상으로 변환하여 최종



(a) 보간하지 않고 적용 (b) Polynomial 보간법

그림 5 Polynomial 보간법을 적용한 뼈 분할 결과



그림 6 정합에 의한 뼈 추출

적인 뼈 영역을 분할한 결과이다.

6. 실험 결과 및 분석

본 논문에서의 제안한 방법은 PentiumIV 1.4GHz에서 Visual C++ 6.0으로 구현하여 수행하였으며 Visible Human 컬러 단면 영상 중에 뼈의 구분이 어려운 머리부위와 다리부위에 각각 200장씩 총 400장에 적용하였다.

표 1 피부영역 분할 결과

영상	분할 정확도	95%이상	90%~95%	90%이하
컬러단면	개수	396	4	0
	비율	99%	1%	0%
CT	개수	398	2	0
	비율	99.5%	0.5%	0%

표 2 피부영역 정합 결과

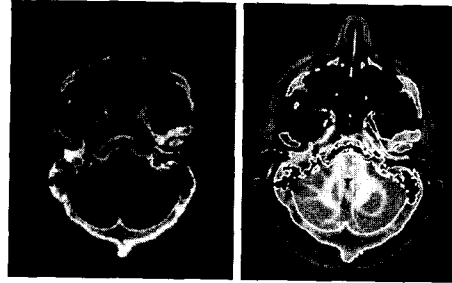
정합부위	정합 정확도	90%이상	80%~90%	80%이하
머리	개수	198	2	0
	비율	99%	1%	0%
다리	개수	190	8	2
	비율	95%	4%	1%

표 3 뼈 영역 분할 결과

영상	분할 정확도	95%이상	90%~95%	90%이하
CT	개수	384	0	16
	비율	96%	0%	4%

표 1은 피부영역을 분할한 결과이다. 표 1의 분할 정확도는 진단 방사선과 전문가가 수작업으로 분할한 결과와 제안된 방법에 의한 분할 결과의 차이를 Hausdorff 거리 계산법[13]을 이용하여 구분 지어졌다. 표 1에서 보는 것처럼 제안된 방법을 사용한 결과 99% 이상의 영상에 대해서 정확도 95% 이상을 획득할 수 있었다. 정확도 95% 이상을 분석에서 사용하지 않는 이유는 진단 방사선과 전문가들간의 수작업 결과들도 약 5% 정도의 오차를 포함할 수 있으므로, 그 이상의 구분은 특별한 의미가 없어서 분석에서 세부 구분을 행하지 않았다.

표 2는 분할된 피부 영역간의 정합 결과로 정합 정확도는 CT영상과 컬러 단면 영상의 경계가 1화소이하로 일치된 점들을 기준으로 하였다. 표 2에서 보는 것처럼 정합 정확도는 머리 영상이 보다 정확한 정합결과를 보였고, 전체 영상에서 정합의 정확도가 90% 이상인 영상들이 95% 이상이었다. 다리 영상 중에 정합 정확도가 80% 이하인 것은 피부 분할결과가 두 영상간에 차이를 보인 영상이다. 정합의 정확도가 90% 이상으로 더 개선의 여지가 보여지는데 이는 2차원 영상의 고정변환 한 계로 분석되어 진다. 컬러영상의 절단면의 위치와 CT영상의 절단면의 위치나 각도가 원래부터 일치하지 않기 때문에 3차원 정합을 수행하지 않고는 그 이상의 정확도가 얻어지기 힘들 것으로 사료된다. 하지만 3차원 정합에 있어서도 보간에 의한 영상의 재구성에 의해서 새로운 영상을 만들고 그 영상들간의 정합이 있어야 하기 때문에 그렇게 많은 개선은 힘들 것으로 사료된다.



(a) CT 원 영상 (b) 뼈 영역 분할

그림 7 머리 영상의 뼈 영역 분할 결과

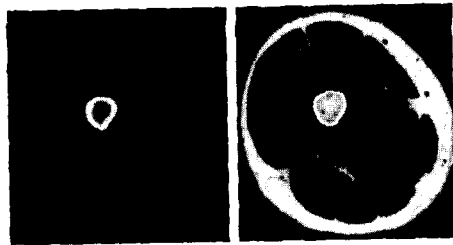
현재 컬러 단면 영상에서 정합의 정확도는 약 20~30% 경계에서 최대 1~2개의 화소의 오차이고 대부분의 경계에서 정확히 일치한다.

표 3은 CT영상에서 임계값 기반 방법을 적용한 분할 결과로 CT영상의 경우 뼈의 밝기값이 다른 영역과 육안으로 구별이 됨으로 전문가에 의해 구분 지어졌다. 96%영상에서 95% 이상의 분할 정확도를 보였고, 나머지 4%영상은 잡음이 다수 첨가된 영상들로 반자동 분할 방법 적용으로 분할이 가능하다.

분할된 뼈의 경계와 컬러영상과 CT영상의 정합 함수를 이용하여 컬러영상에서의 뼈 영역을 분할한다. 그림 7은 머리에 해당되는 영상으로 제안한 방법으로 뼈 영역을 분할한 결과이다. (a)의 CT 원 영상에서 추출된 뼈의 영역의 경계 포인트들을 고정변환을 통해 컬러 단면 영상에 정합하여 뼈 영역을 분할한 결과가 (b)에 나타나 있다. 그림 7에서 보는 것처럼 머리 영상에서는 뼈와 인접한 영역이 매우 유사한 컬러 특성을 갖고 있기 때문에 컬러영상만을 이용한 방법으로는 자동 및 반자동의 분할 방법으로 좋은 결과를 획득하기가 무척 어렵다.

그림 8은 제안한 방법을 다리 영상에 적용하여 뼈 영역을 분할한 결과이다.

제안한 방법의 타당성을 검증하기 위해 기존 분할 방법 중에서 스네이크(Snake)방법[5]을 사용한 분할 결과와 제안한 방법을 비교했고, 제안된 방법에서 사용한 정합 방법의 타당성을 검증하기 위해서 상호정보량 정합 방법을 사용하여 분할하는 방법을 구현하여 비교 분석하였다. 머리 컬러 단면영상의 경우 육안으로 구분이 어려우므로 스네이크 적용이 용이하지 않고 제안된 방법만으로 분할이 가능하므로 비교자제가 무의미하다. 비교가 가능한 다리영상 중에 뼈, 근육과 지방영역을 육안으로 구분할 수 있는 영상 50장을 선택하여 실험을



(a) CT 원 영상 (b) 뼈 영역 분할
그림 8 다리 영상의 뼈 영역 분할 결과

표 4 각각의 방법들을 적용한 뼈 영역 분할 결과

방법	분할의 정확도	90%이상	90%미만
스네이크	개수	18	32
	비율	36%	64%
MI	개수	36	14
	비율	72%	28%
제안한 방법	개수	50	0
	비율	100%	0%

하였다. 표 4는 각각의 방법들을 적용하여 뼈 영역을 분할한 것으로 전문의에 의해 구분 지어졌다. 스네이크 방법을 컬러 영상에 적용했을 때의 분할 정확성과 상호정보량 정합 방법을 사용했을 때의 분할 정확성, 제안된 방법의 분할 정확성을 비교했다.

그림 9는 표 4의 실험 영상 중에 하나로 (a)는 원 영상의 뼈 영역을 확대한 것이고, (b)는 기존의 분할 기법 중에 스네이크를 컬러 단면 영상에 적용한 결과이다. (c)는 MI를 적용한 결과이며, (d)는 제안한 방법으로 뼈 영역을 분할한 결과이다.

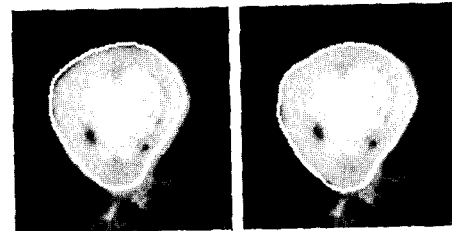
스네이크를 이용하면 화살표가 가리키는 부분인 지방 영역까지 과 분할됨을 볼 수 있으며, MI를 적용하면 큰 오차를 보임을 볼 수 있다. 그러나 제안한 방법은 지방 영역과 뼈 영역을 구분해서 분할됨을 볼 수 있다.

7. 결론

본 논문은 분할하고자 하는 관심 영역이 그 주위의 영역들과 구분이 힘든 경우에 있어서 다른 모달에서 획득한 분할 결과를 정합을 통하여 적용하여 보다 정확한 분할 결과를 얻는 방법에 관해서 설명했다. Visible human의 컬러영상에서 뼈의 경계가 모호한 머리부분과 다리부분의 분할을 위해서, 컬러와 CT영상에서 신체 부위별로 경계를 추출하여 그 신체 부위의 고정 변환 정합 함수를 상호 상관관계 기반의 방법으로 획득하고 CT영상에서 임계값 기반의 분할 방법으로 추출한 뼈의 영역을 컬러영상에 변환함수를 적용하여 최적의 위치로



(a) 원 영상 (b) Snake 이용



(c) MI 적용 (d) 제안한 방법을 이용

그림 9 Snake, MI, 제안한 정합방법간의 뼈 영역 분할 결과

변환하여 컬러 단면 영상에서 최종적인 뼈 영역을 분할하는 방법을 구현하였다. 제안한 방법은 컬러 단면 영상 중에 주위의 영역들과 모호한 경계를 지닌 뼈에 해당되는 영역을 수작업으로 분할했던 것에 비해 정확하고, 능률적이며, 자동적으로 분할할 수 있게 했다. 향후 연구로는 고정 변환 정합 방법이후에 변형정합(deformable registration)방법을 적용하여 보다 정확한 정합 결과를 획득하고자 하며, 뼈 이외의 다른 신체 장기에서도 적용하고자 한다.

참고 문헌

- [1] M.J. Ackerman, "The Visible Human Project," Proceedings of the IEEE, Vol.86, No.3, pp.504-511, Mar. 1998.
- [2] 구교범, 김동성, 김종효, 정규식, "계곡 검출을 이용한 의학영상의 자동분할: 손목뼈의 CT영상에의 적용", 정보과학회지 25권 11호, pp.1686-1692, Nov. 1998.
- [3] 이정호, 김동성, 강홍식, "혼합형 분할법: 진화에 의한 분할", 대한의공학회, 27권 1호, pp.96-97, May 1999.
- [4] W. Lie, "Automatic Target Segmentation by Locally Adaptive Image Thresholding," IEEE Transaction on Image Processing, Vol.4, No.7, pp.1036-1041, Jul. 1995.
- [5] L.D. Cohen, "On Active Contour Model and Balloons," Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding, Vol. 53, pp.211-218, Mar. 1991.
- [6] J.B.A. Maintz, M.A.Viergever, "A survey of medi

- cal image registration," *Medical Image Analysis*, Vol.2, No.1, pp.1-36, Nov. 1998.
- [7] J.B. Hajnal, N. Saeed, E.J. Soar, A. Oatridge, I.R. Young, G.M. Bydder, "A Registration and interpolation procedure for subvoxel matching of serially acquired MR images," *Journal of Computer Assisted Tomography*, Vol. 19, pp. 289-296, 1995.
- [8] A.P. Dhawan, L.K. Arata, A.V. Levy, J. Mantil, "Iterative Principal Axes Registration Method for Analysis of MR-PET Brain Images," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, Vol. 42, No. 11, pp. 1079-1087, Nov. 1995.
- [9] A. Collignon, D. Vandermeulen, P. Suetens, G. Marchal, "3D multi-modality medical image registration using feature space clustering," *Computer Vision, Virtual Reality and Robotics in Medicine*, Vol. 905, pp. 195-204, Apr. 1995.
- [10] F. Maes, A. Collignon, G. Marchal, P. Suetens, "Multimodality Image Registration by maximization of Mutual Information," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.16, No.2, pp.187-198, Apr. 1997.
- [11] J.P.W. Pluim, J.B.A. Maintz, M.A. Viergever, "Image Registration by Maximization of Combined Mutual Information and Gradient Information," *IEEE Transaction on Medical Imaging*, Vol.19, No.8, pp.809-814, Aug. 2000.
- [12] R.G. Gonzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Welsey. pp.518-560, Sep. 1993.
- [13] 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.



이 호

2000년 숭실대학교 전자전기정보통신공학부 학사. 2002년 숭실대학교 정보통신공학과 석사. 현재 : 서울대학교 전기·컴퓨터공학부 박사과정. 관심분야는 의학 영상처리, 그래픽스

김 동 성

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 30 권 제 4 호 참조

강 흥 식

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 30 권 제 4 호 참조