

조직 기반 계층적 non-rigid 정합: Visible Human 컬러 단면 영상과 CT 다리 영상에 적용

김계현⁺ · 이 호⁺ · 김동성⁺ · 강흥식⁺⁺

숭실대학교 정보통신전자 공학부⁺, 서울대학교 의과대학⁺⁺

(2003년 4월 25일 접수, 2003년 8월 1일 채택)

Hierarchical Non-Rigid Registration by Bodily Tissue-based Segmentation: Application to the Visible Human Cross-sectional Color Images and CT Legs Images

GyeHyun Kim⁺, Ho Lee⁺, Dongsung Kim⁺, Heung Sik Kang⁺⁺

School Electronic Engineering, Soongsil Univ⁺, School of Medicine, Seoul National University⁺⁺

(Received April 25, 2003. Accepted August 1, 2003)

요약: 해부학적 구조의 변형이 존재하는 두 영상을 정합하기 위하여 연구되는 non-rigid 정합 방법은 환자간의 정합, 환자와 표준영상간의 정합, 동일환자에서 변형을 갖는 부위의 정합 등을 이용한 진단 및 연구에 사용되어 현재 많은 연구가 진행되고 있는 분야이다. 본 논문에서는 서로 형태와 색상 특성이 다른 Visible Human 컬러 영상과 CT 영상의 다리 부위를 정합하기 위하여 해부 영상에서 두드러진 차이를 보이는 뼈, 근육, 지방 조직을 분할하고 분할된 각 조직의 경계 단위를 계층적인 정합을 하는 조직 기반 정합 방법을 제안하였다. 제안한 조직 기반의 정합은 색상 특성이 두드러지게 변하는 경계 부위를 정확히 정합하므로 기존의 특징점을 이용한 정합 방법에 비하여 강력하고 정확한 결과를 얻음을 실험을 통하여 검증하였다. 또한 계층적인 정합은 분할된 조직의 바운딩 박스(bounding box) 정합, 전역 Rigid 정합과 지역 non-rigid 정합, 정합 보간(interpolation)을 순차적으로 실행하여 효율적인 계산 시간을 제공하였다.

Abstract: Non-rigid registration between different modality images with shape deformation can be used to diagnosis and study for inter-patient image registration, longitudinal intra-patient registration, and registration between a patient image and an atlas image. This paper proposes a hierarchical registration method using bodily tissue based segmentation for registration between color images and CT images of the Visible Human leg areas. The cross-sectional color images and the axial CT images are segmented into three distinctive bodily tissue regions, respectively: fat, muscle, and bone. Each region is separately registered hierarchically. Bounding boxes containing bodily tissue regions in different modalities are initially registered. Then, boundaries of the regions are globally registered within range of searching space. Local boundary segments of the regions are further registered for non-rigid registration of the sampled boundary points. Non-rigid registration parameters for the un-sampled points are interpolated linearly. Such hierarchical approach enables the method to register images efficiently. Moreover, registration of visibly distinct bodily tissue regions provides accurate and robust results in region boundaries and inside the regions.

Key words: Visible Human, Bodily tissue based segmentation, Hierarchical non-rigid registration

서 론

Visible Human 영상은 미국의 NLM(National Library of Medical)에서 공개한 데이터로 남자의 신체에 대해서 CT, MR, 단면영상을 획득한 것으로 신체 구조 분석의 많은 연구에 사용되었다[1,2]. MR영상이 비 활동성인 상태의 신체에서 획득되어서 관심을 덜받은 반면, CT영상은 단면영상과 비교할

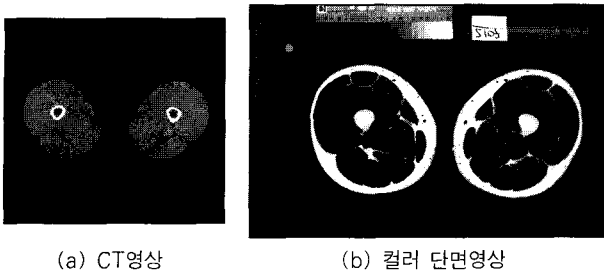
본 연구는 2001년도 보건의료기술연구개발사업(단독기초연구지원: 과제번호 01-PJ1-PG3-51300-0004)의 지원에 의하여 이루어진 것임

통신저자: 김동성, (156-743) 서울시 동작구 상도동 1번지

숭실대학교정보통신전자공학부

Tel. 02)822-8441, Fax. 02)821-7653

E-mail. dongsung@e.ssu.ac.kr



(a) CT영상

(b) 컬러 단면영상

그림 1. 실험 영상 (Visible Human 영상)

으로써 의학 학습과 연구에 많은 도움이 되어 이의 정합이 관심을 받고 있다.

단면영상은 2048×1216의 해상도로 24bit 컬러 값을 가지고 있으며 1mm 슬라이스 간격의 총 1871장으로 구성되어 있다. CT영상은 냉동하기 전에 획득한 fresh CT와 냉동 후에 획득한 frozen CT가 존재하며 12비트(bit)의 그레이(gray) 색상 값을 지니고 있고 512×512의 해상도로 이루어져 있다. Fresh CT영상은 머리, 몸통, 다리 영상으로 1mm, 3mm, 5mm 슬라이스 간격의 총 500장으로 구성되어 있고, frozen CT영상은 1mm 슬라이스 간격의 총 1871장으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 수작업을 통하여 서로 대응하는 컬러 단면영상과 Fresh CT영상의 다리 부위를 결정하여 정합에 사용하였다. 단면영상과 CT영상의 한 예제가 그림1에 나타나 있다.

CT영상과 컬러 단면영상의 정합을 위해 기존의 연구를 고찰해 보면, 최소 SSD(sum of squared difference), 상호 상관관계(cross-correlation), 조인트 엔트로피(joint entropy), 상호 정보량(mutual information) 방법들이 있다[3]. 최소 SSD 이론은 두 영상의 명암도의 차이를 직관적으로 분석하여 최소 SSD일 때 최대 정합 벡터를 구한다. 그러나 이 방법은 컬러 단면영상과 CT영상과 같은 인터 모달리티(inter-modality) 정합에는 부적합하다. 조인트 엔트로피(joint entropy) 이론은 두 영상에서 확률분포의 밀도로 관계를 나타낸다. 두 영상의 이변량이 작을수록 조인트 엔트로피는 작아지고 이때 유사성은 커지게 된다[3,4]. 그러나 두 영상의 고유 엔트로피는 고려하지 않으므로 영상의 변화에 따라 엔트로피도 변하게 되는 문제점이 있다. 두 영상의 고유 엔트로피를 고려하는 방법인 상호 정보량(mutual information) 이론[3,5,6]이 있다. 이 방법은 상호 정보량이 정합을 대변하지 못하는 경우에는 오류를 범하게 된다. 또한 두 영상의 유사도를 수치적으로 구하는 상호 상관관계(cross-correlation) 방법들은 상호 상관관계에 적합한 특징을 사용해야 하는 어려운 점이 있다.

Visible Human 컬러 단면영상과 CT영상을 자세히 관찰해 보면 이들은 동일한 인체로부터 획득된 영상이지만, 영상의 획득 시간과 장비의 차이가 존재하고, 컬러 단면과 CT의 단면 촬영 위치가 정확히 일치하지 않으므로, 그림2와 같이 컬러 단면영상과 CT영상 사이에는 변형이 생기게 된다[7]. 그림2는 Visible Human 컬러 단면 영상과 CT영상의 지방, 근육, 뼈 조직들의 rigid 정합의 예이다. Visible Human 컬러 단면영상

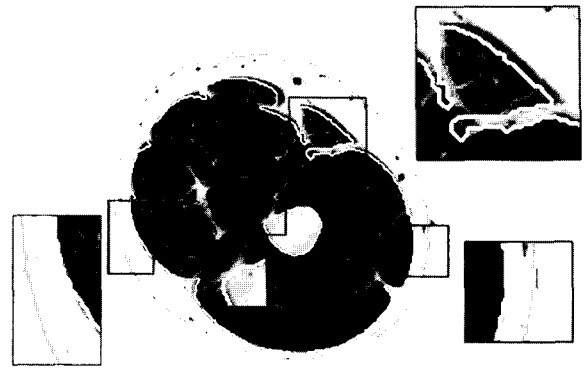


그림 2. rigid 정합의 예

에서 각 조직들 사이의 경계가 선으로 구분되어 있다. 그리고 그 위에 rigid 정합 결과인 CT영상의 각 조직 경계가 그려져 있다. 이 그림에서 컬러 단면영상의 각 조직 경계와 CT의 각 조직 경계가 영상의 변형에 의하여 단순한 rigid 정합만으로는 모든 부위에서 정확한 정합을 이룰 수 없음을 알 수 있다.

일반적으로 non-rigid 정합은 두 영상에서 윤곽의 특징들을 수동 또는 자동으로 찾아 특징간의 변형 벡터를 구하는 방법으로 정합을 수행하였다[8]. 그러나 특징벡터를 자동으로 찾는 것은 모호성이 많아서 잡음에 민감하고, 수동으로 찾기에 너무 많은 수작업이 요구되어 사용에 부적합하다. 또한 특징점과 떨어진수록 정합의 결과도 부정확해 지므로 정확하게 정합되기 어려운 단점이 있다.

본 논문에서는 지방, 근육, 뼈 조직들을 먼저 분할하고, 그 분할된 조직들을 rigid 정합을 한 다음, non-rigid정합을 수행하는 계층적인 정합을 한다. 분할은 정합에 필요한 특징들을 자동적이면서 강인하게 얻을 수 있고, 계층적 정합은 정확하면서도 능률적으로 신체의 변형을 정합 할 수 있게 한다.

제2장에서는 전체 정합 시스템에 대한 개요를 설명하고, 제3장에서는 정합의 전처리 과정인 분할 과정을 설명하고, 제4장에서는 계층적 non-rigid 정합을 수행하기 위한 초기 변형벡터, 전역 rigid 정합, 지역 non-rigid 정합 방법에 대하여 설명한다. 그리고 제5장에서 실험 결과 및 분석을 제시하고, 제6장에서 결론을 내렸다.

시스템 개요

제안하는 조직단위의 다리 영상 정합 방법은 조직별 분할, 전역 rigid 정합, 지역 deformable 정합으로 나누어진다. 전체 개요도가 그림 3에 나타나 있다.

분할은 컬러 단면영상과 CT영상에서 각 조직에 해당하는 색상의 임계값을 이용하여 분할하고, 작은 잡음 성분을 제거하기 위하여 기하학적 필터(Morphological filter)의 열림 오퍼레이터를 적용하고, 기하학적 필터로 제거되지 않는 비교적 큰 잡음 성분은 연결화소군 알고리즘을 적용하여 그 크기제약조건을 사용하여 제거하였다. 그리고 조직 내부에 임계값 이하의

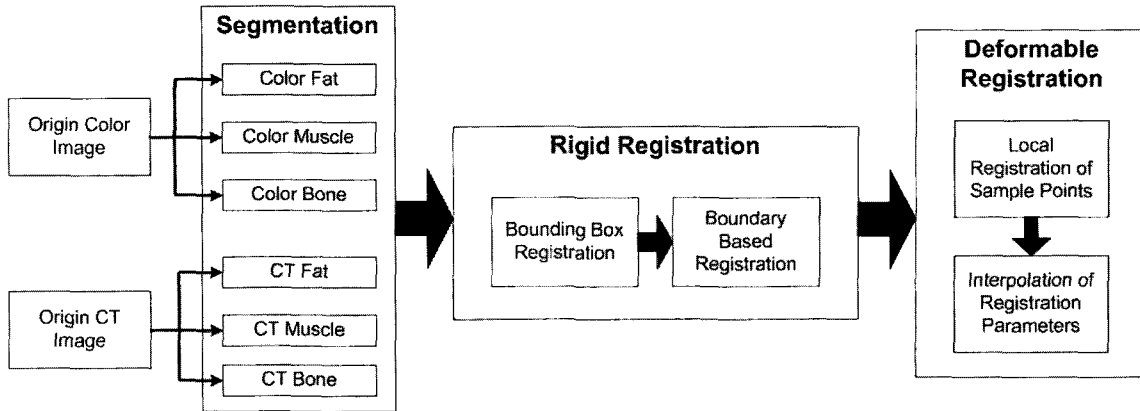


그림 3. 조직 기반의 계층적 non-rigid 정합 순서도

화소로 인해 생기는 빈 공간은 홀 필링(hole filling) 알고리즘을 적용하여 최종적인 분할결과를 얻는다.

분할된 조직의 경계를 정합하기 위해서는 많은 계산량이 필요하다. 본 논문에서는 정합의 능률성을 얻기 위해서 계층적으로 정합을 수행한다. 먼저 전역 rigid 정합을 수행하고, 지역 non-rigid 정합을 수행한다. 또한 전역 rigid 정합에서도 속도 향상을 위해서 분할된 조직의 바운딩 박스(bounding box)를 계산하여 그들의 정합을 먼저 수행하고, 좁혀진 범위내에서 전역 rigid 정합을 수행한다. 전역 rigid 정합에서 계산되는 정합 벡터는 컬러 단면영상과 CT영상이 갖고 있는 자유도가 이동, 회전, 크기 벡터[3]이므로 이들을 계산한다. Non-rigid 정합은 분할된 조직의 경계를 일정 간격으로 추출(sampling)하고 추출된 특징점에서 지역적인 정합을 수행한다. 그리고 특징점 이외의 모든 경계 화소에 대한 정합 벡터를 찾기 위하여 이웃한 특징점의 지역 정합 벡터 값들을 보간(interpolation) 알고리즘을 사용하여 계산한다.

계층적 분할

정확한 정합을 위해서는 정합 후에 이들 조직의 경계가 일치하도록 하는 것이 가장 중요하다. 그래서 본 논문에서는 지방, 근육, 뼈 조직을 각각 정합하는 방법을 제안한다. 컬러 단면영상에서 오른쪽 다리와 왼쪽다리에 각각 지방, 근육, 뼈가 존재하므로 총 6개의 조직으로 분할한다. CT영상에서도 마찬가지로 6개의 조직으로 분할한다.

분할 방법의 구성은 크게 4가지 모듈로 구성된다: 임계치를 이용한 후보 영역 분할, 기하학적 필터, 홀 필링(hole filling), 경계 추적(boundary tracking).

첫 번째 모듈로써 한 조직은 거의 비슷한 색상값을 가지고 있는 특성을 이용하여 각 조직에 해당하는 색상의 임계치를 적용하여 분할[9]하는 것이다.

컬러 단면영상의 신체 영역을 분할하기 위해서 Visible Human 단면영상을 만드는 과정에서 고정액으로 사용된 푸른 색의 젤라틴(gelatine) 영역을 제거한다. 배경 영역인 젤라틴은

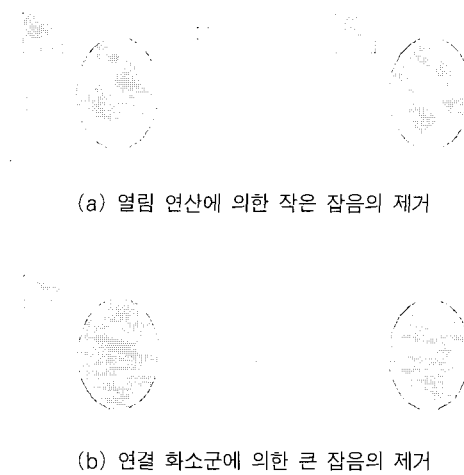


그림 4. 기하학적 필터의 적용

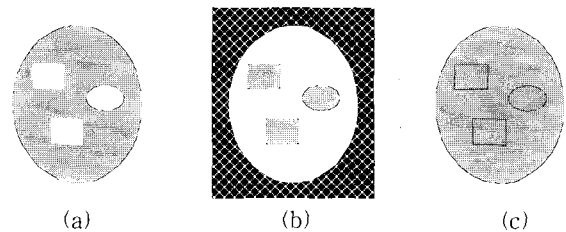


그림 5. 홀 필링

HSV 색채 모델의 색상(hue) 채널(channel)에서 두드러지게 드러난다. 색상 채널의 값은 수식1처럼 구하고 0에서 255 값으로 정규화 하였다.

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

$$H = \begin{cases} \frac{(360 - H')}{180} \times 255 & \text{if } B > G \\ \frac{H'}{180} \times 255 & \text{if } B \leq G \end{cases} \quad (1)$$

그리고 지방, 근육, 뼈의 영역을 구분하기 위하여 각 조직에서 뚜렷하게 구분되는 RGB 색채 모델의 빨강색(red) 채널을 사용하였다. 컬러 단면 영상에서 색상이 100 이하이고 빨강색이 125 이상인 영역을 지방 후보 영역으로 추출하고, 색상이 100 이상이고 빨강색이 160 이하인 영역을 근육 후보 영역으로 추출하고, 빨강색이 160 이상인 영역을 뼈 후보 영역으로 추출하였다.

CT 영상을 분할하기 위해서는 0 에서 255 값으로 정규화된 영상의 밝기값을 사용하였다. 밝기값이 45 이상, 85 이하의 영역은 지방 후보 영역으로 추출하고, 밝기값이 85 이상, 130 이하의 영역을 근육 후보 영역으로 추출하고, 밝기값이 130 이상인 영역을 뼈 후보 영역으로 추출하였다.

두 번째 모듈로써 기하학적 필터를 이용하여 잡음 성분을 제거한다. 임계치를 이용한 분할은 주변의 작은 잡음이 검출되는 문제점과 관심 영역과 유사한 색상값을 가지는 영역도 검출되는 문제점이 있으므로 이를 보완하기 위하여 기하학적 필터를 적용한다[10].

후보 영상에서 그림4 (a)와 같이 작은 잡음들은 열림 연산을 수행하여 제거한다. 열림 연산으로 제거되지 않는 비교적 큰 잡음은 그림4 (b)와 같이 연결 화소군 알고리즘을 적용하여 동질 영역의 화소 수에 제약을 주어 일정 화소 수 이하의 영역은 잡음이라 간주하고 제거한다.

세 번째 모듈로써 홀 팰링을 수행한다. 임계치를 이용하여 분할할 때 관심 조직 내부에 존재하는 잡음에 의하여 빈 공간이 생기게 되므로 이러한 공간을 채워주기 위하여 홀 팰링 알고리즘을 적용한다. 홀 팰링을 하기 위하여 우선 임계치로 분할한 영상을 그림5(a)와 같이 이진 영상으로 변환한다. 다음으로 이진 영상을 반전시키고 연결 화소군 알고리즘을 이용하여 배경 영역을 제거하면 관심영역 내부에 존재하는 빈 공간이 추출된다.

다음으로 이진 영상(a)과 추출된 빈 공간 영상(b)을 논리 OR연산을 시킴으로 빈 공간을 채운다. 그리고 최종적으로 지

방 영역에서 근육 영역과 뼈 영역을 제거하여 지방 영역으로 결정하고, 근육 영역에서 뼈 영역을 제거하여 각 조직이 중복되지 않도록 한다. 그림6은 지방, 근육, 뼈 조직이 최종적으로 분할된 결과이다.

네 번째 모듈로써 경계 추적(boundary tracking)을 수행한다. 분할된 결과에서 각 외곽 경계를 추적하여 정합에 사용할 조직 사이의 경계를 추출한다. 경계 추적 방법은 먼저 영상을 한 화소씩 탐색하여 관심 영역의 첫 화소를 찾고 이 화소를 경계의 시작 화소로 결정한다. 경계는 연결 리스트(linked list) 형태로 보관되어 경계의 시작 화소 좌표가 배열에 첫 번째로 저장된다. 다음 경계 화소는 경계를 저장하는 연결 리스트 배열의 마지막 좌표에 해당하는 화소에 3×3 마스크를 적용하여 이웃한 화소들 중에서 마스크 내에 서로 다른 레이블이 존재하고 이전 경계화소가 아닌 화소가 다음 경계 화소라고 결정한다. 그리고 이 화소의 좌표를 연결 리스트에 저장한다. 이러한 방법을 경계의 시작점과 만날 때까지 반복하여 각 조직에서 두께가 1인 경계를 추출한다.

계층적 non-rigid 정합

본 논문에서 제안한 경계기반 정합 방법은 컬러 단면 영상과 CT 영상의 변형을 정합하기 위해서 영상의 가장 특징이 되는 조직의 경계를 제어선으로 정의하여 정합하므로 기존의 제어점을 이용한 정합하는 방법보다 계산량이 많아지는 문제점이 생길 수 있다. 이러한 문제점을 방지하기 위하여 계층적인 정합 방법을 적용하여 계산량을 효과적으로 줄일 수 있었다. 계층적 정합 방법은 분할 결과를 이용하여 바운딩 박스(bounding box)의 비율 계산하여 초기 정합 벡터를 찾고, 전역 rigid 정합을 수행을 하여 근사한 rigid 정합 벡터를 찾고, 정합 영역을 추출하여 지역 non-rigid 정합을 수행하고 그 결과를 보간(interpolation)하여 최종적인 결과를 얻는다.

1. 전역 rigid 정합

Non-rigid 정합은 매우 많은 계산이 필요하므로 탐색 범위를 최소화하기 위하여 전역 rigid 정합을 수행하여 근사한 정합 벡터를 추출한다. 먼저 Rigid 정합을 하기 위한 전처리 과정으로 컬러 단면영상과 CT영상의 다리 조직 위치와 크기의 차이를 대략적으로 정합을 하여 초기 변형 벡터를 찾는다.

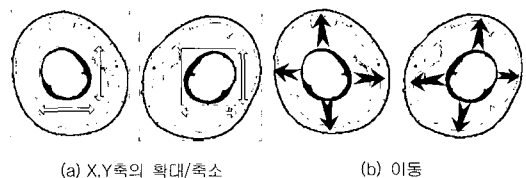


그림 7. 바운딩 박스(bounding box)에 의한 정합

초기 변형 벡터를 구하기 위하여 컬러 단면영상과 CT영상에서 분할된 다리 조직의 외곽 경계를 포함하는 최소의 박스

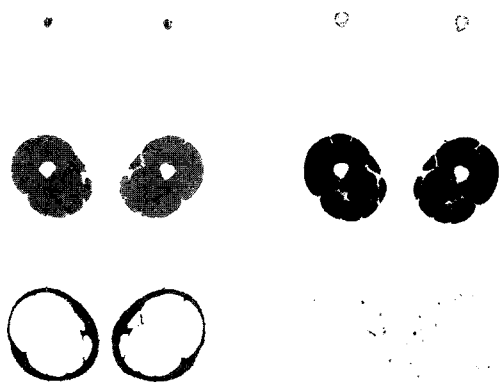


그림 6. CT 영상과 컬러 단면 다리 영상의 좌, 우의 지방, 근육, 뼈 분할 결과

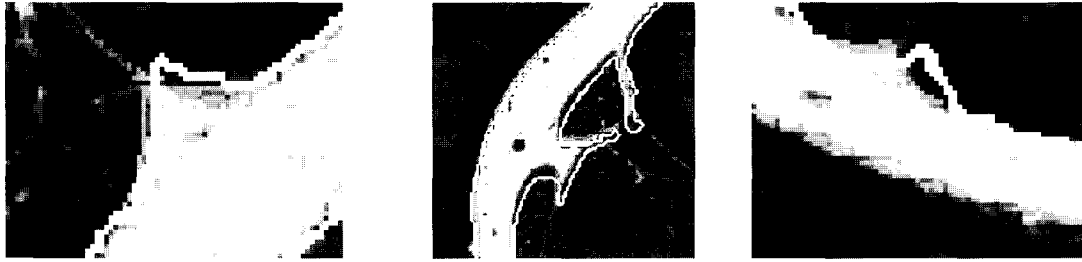


그림 8. 전역 rigid 정합 결과

(box)를 생성하고 이 박스의 가로와 세로의 길이 비를 각각 계산하여 그림7 (a)와 같이 확대/축소(scaling) 벡터를 계산한다. 그리고 이 박스의 중심 위치가 일치하도록 그림7 (b)와 같이 이동(translation) 벡터를 계산한다. 그리고 초기 변형 벡터의 회전(rotation) 벡터는 0도로 초기화한다. 수식2는 확대/축소 벡터(S)와 이동 벡터(T)의 계산식이다.

$$S = \frac{Lenght_{COLOR}}{Lenght_{CT}}$$

$$T = Center_{COLOR} - Center_{CT} \quad (2)$$

전역 rigid 정합은 초기 변형 벡터에서 탐색을 시작하여 유사도가 최대가 되는 변형 벡터를 찾는다. 전역 rigid 정합에 사용한 알고리즘은 적은 계산시간을 요구하여 전역 정합에 적합한 상호 상관관계(cross-correlation) 이론을 수정하여 적용하였다. 상호 상관관계 이론은 두 경계 영상의 유사성을 수치적으로 표현한다. 일반적으로 사용되는 수식은 수식3과 같지만 계산량이 많고 복잡한 단점이 있기 때문에 이를 개선하기 위하여 본 논문에서는 수식4와 같이 새로운 방법을 제안하였다.

$$C = \frac{\delta^2_{LR}}{(\delta^2_L \delta^2_{Rm})^{\frac{1}{2}}}$$

$$\delta^2_{LR} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m [\{I_{L(i,j)} - \mu_L\} \{I_{R(i,j)} - \mu_R\} / (mn)] \quad (3)$$

$$D = \sum_{i=1}^n C(i) \quad (4)$$

수식4의 C(i)는 변형벡터에 의해 이동한 CT 영상의 i번째 경계 화소와 가장 가까운 컬러 영상 경계의 거리가 0일 때 2의 값을 가지고, 거리가 1일 경우 1의 값을 가지고, 거리가 1 이상일 경우에는 0의 값을 가진다. 그래서 두 영상의 경계가 유사성이 높을수록 D는 커지게 되고 최대의 D를 가지는 변형 벡터를 찾는다. 이 수정된 상호 상관관계 방법은 식이 매우 간단하여 계산량이 적으므로 매우 빠른 계산 속도를 얻을 수 있다.

이러한 방법으로 전역 rigid 정합을 수행하여 적은 계산량으로 근사한 정합 벡터를 찾을 수 있다. 그러나 그림8과 같이 컬러 단면 영상과 CT영상의 변형이 존재하는 부분은 rigid 정합

으로는 정확히 정합되지 않으므로 rigid 정합 결과를 초기값으로 하는 지역 non-rigid 정합을 수행한다.

2. 지역 non-rigid registration

분할된 조직의 경계를 정합시키기 위해서는 제어선에 대한 변형 벡터를 찾아야 하므로 몇 개의 제어점을 이용하여 정합하는 방식보다 매우 많은 계산이 필요로 한다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 논문에서는 분할된 조직의 경계선에서 일정거리에 있는 점들을 추출(sampling)하여 그 주위의 영역을 지역 정합을 하기 위한 영역으로 추출하고, 추출된 각 영역을 상호 상관관계 이론을 사용하여 정합한 후, 변형 벡터를 보간하여 최종적인 경계 정합 결과를 얻는 방법을 제안하였다.

신체 조직 경계를 정합하기 위해 모든 경계 화소에 대하여 정합 벡터를 찾는 방법은 비효율적이기 때문에 경계에서 정합할 점들을 추출(sampling)하여 정합을 수행한다. 조직의 경계는 영상의 크기와 조직의 크기에 따라서 길이가 달라지므로 추출 주기를 각 조직마다 20~80화소로 가변적으로 적용하여 추출한다. 추출된 각 특징점들은 지역 정합을 하기 위하여 각 특징점에 해당하는 정합 영역을 추출한다. 이 정합 영역을 작게 생성하면 정합 속도는 빨라지고, 국부적인 변형에 더욱 정확하게 정합되지만, 지역 최대값에 민감하게 반응하는 문제점이 있다. 그래서 지역 정합 영역은 인접한 특징점의 정합 영역과 중복되는 부분이 작으면서 최대의 크기를 갖는 정사각형 영역으로 추출해야 하므로 특징점 추출(sampling) 주기의 1.4 배의 길이가 가로, 세로가 되는 정사각형 영역을 지역 정합 영역으로 정한다. 따라서 뼈와 같이 작은 조직은 지역 정합 영역이 작고, 지방처럼 큰 조직은 지역 정합 영역이 커지게 되어 신체 조직과 영상의 크기에 따라 적용적으로 지역 정합이 이루어진다.

경계로부터 추출된 Visible Human 컬러 영상의 지역 정합 영역과 CT 영상의 지역 정합 영역을 정합하여 정합도가 최대가 되는 변형 벡터를 찾는다. 지역 정합 영역의 정합 방법은 상호 상관관계 방법과 상호 정보량 방법을 이용하여 정합도를 계산한다. 상호 정보량은 전역 rigid 정합에서 소개된 수정된 상호 상관관계 방법과 같다. 상호 정보량 방법은 수식5를 이용하여 최대 정합 벡터를 계산한다. H(X,Y)는 Visible Human 컬러영상의 지역 정합 영역과 CT영상의 지역 정합 영역의 조인트 엔트로피이고, 두 영역의 유사도가 커지면 엔트로피는 작

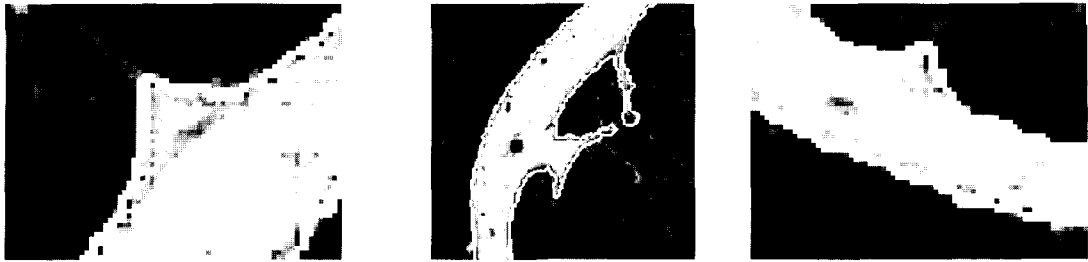


그림 10. 지역 non-rigid 정합 결과

아지게 된다. 단순히 조인트 엔트로피만으로 유사도를 평가하면 지역 정합 영역 자체의 엔트로피 차이로 인해 오차가 생기는 문제점이 있으므로 상호 정보량 방법을 이용하였다. Visible Human 컬러 영상과 CT영상의 상호 정보량 $I(X;Y)$ 가 최대가 되는 정합 벡터를 찾는다.

$$I(X; Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y)$$

$$H(X) = \sum_{x \in X} P(x) \log \frac{1}{p(x)}, H(Y) = \sum_{y \in Y} P(y) \log \frac{1}{p(y)}$$

$$H(X, Y) = \sum_{x \in X} \sum_{y \in Y} P(x, y) \log \frac{1}{P(x, y)} \quad (5)$$

이렇게 찾은 정합 벡터는 경계에서 추출된 각각의 점들의 지역 정합 벡터이기 때문에 그림9에서와 같이 정합된 점들 사이 경계 화소의 변형 벡터를 보간(interpolation)하여야 한다. 본 논문에서는 이러한 사이 화소를 보간하기 위하여 수식6를 제안하였다. 보간 하여야 할 화소로부터 가장 가까운 $P(k)$ 와 $P(k+1)$ 의 거리 비를 이용하여 $P(k)$ 와 $P(k+1)$ 에서의 변형벡터인 $T_i(k)$, $T_i(k+1)$ 로부터 변형 벡터를 보간한다.

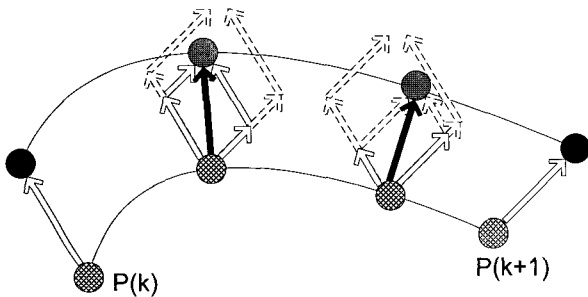


그림 9. 변환 벡터의 보간

$$T_i = T_i(k) \times \alpha + T_i(k+1) \times \beta$$

$$\text{where } \alpha = \frac{dis_{ik+1}}{dis_{ik} + dis_{ik+1}} \text{ and } \beta = \frac{dis_{ik}}{dis_{ik} + dis_{ik+1}}$$

$$\text{and } dis_{ik} = \text{distance}(\text{point}_i, \text{point}_k) \quad (6)$$

이렇게 추출한 경계를 보간을 함으로써 정합하고자 하는 각

조직의 경계들을 그림10과 같이 최종적으로 모든 경계에 대하여 변형 벡터를 찾는다. 이러한 방법으로 적은 계산량으로 강한 결과를 얻을 수 있었다

실험 결과 및 분석

제안하는 정합 방법은 Pentium IV-1.8G PC에서 visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다. 실험에서는 다리 조직 기반의 계층적 non-rigid 정합을 시도하여 다리 영상의 특징인 뼈, 근육, 지방의 경계에 대한 정합결과의 정확성과 효율성을 검증하였다.



(a) rigid 정합 결과



(b) 조직 기반의 계층적 non-rigid 정합 결과

그림 11. rigid 정합과 non-rigid 정합 결과 비교

본 논문에서 제안한 계층적 non-rigid 정합 방법은 그림11에서 보듯이 rigid 정합으로 해결할 수 없는 해부 영상의 변형을 효과적으로 정합 하였다. Rigid 정합 결과인 그림11(a)에서 컬러 단면 영상의 조직경계와 전역 rigid 정합된 CT 영상의 조직경계가 일치하여 정확히 정합된 영역도 있지만 CT와 컬러 단면 영상의 변형에 의하여 경계의 일부가 일치하지 않는

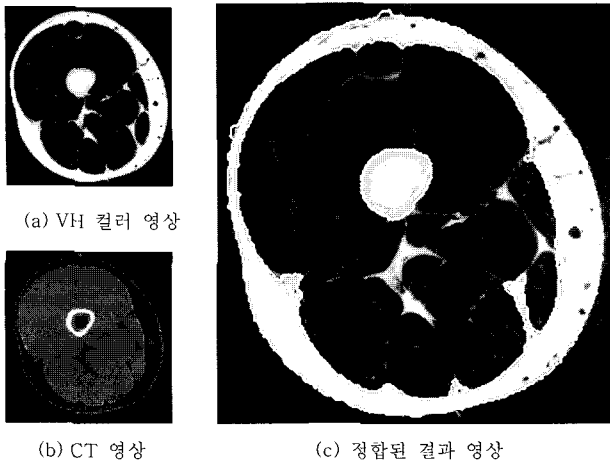


그림 12. 조직 기반의 계층적 non-rigid 정합 결과

영역을 확인할 수 있다. 이러한 문제점을 해결한 계층적 정합 non-rigid 정합 결과인 그림11(b)에서는 컬러 단면 영상의 조직경계와 지역 non-rigid 정합된 CT 영상의 조직 경계가 정확히 일치함을 확인할 수 있다.

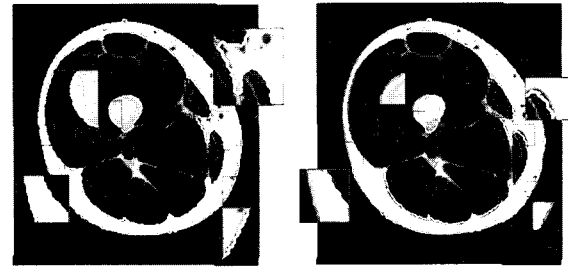
최종적으로 본 논문에서 제안한 정합 방법의 결과는 그림12에서 각 조직의 경계가 정확히 정합됨을 확인할 수 있다. 그림 12의 (a)와(b)는 Visible Human 컬러 단면 영상과 CT 영상이고 조직의 경계가 표시되어 있다. (c)는 최종적인 정합 결과이다. 그림12의 (c)의 영상은 Visible Human Color 영상이고 그 위에 non-rigid 정합된 CT영상의 조직별 경계가 흰색 선으로 그려져 있다. 흰색으로 그려진 CT의 정합된 경계가 Visible Human 컬러 영상에 정확히 정합된 모습을 보여주고 있다.

본 논문에서 사용한 상호 상관관계 이론과 상호 정보량 이론을 적용한 결과를 그림13에서 비교하였다. 상호 정보량 이론을 적용한 정합 결과는 그림13(b)와 같이 비슷한 형태의 다른 조직의 경계로 수렴하는 현상이 발생하고, 상호 상관관계 이론을 적용한 정합 결과는 그림13(a)에서 보듯이 매우 정확한 결과를 얻을 수 있었다. 결과적으로 상호 정보량 이론보다 상호 상관관계 이론이 더 정확하고 강력한 결과를 유도하였다.

표1은 컬러 단면 영상과 CT 영상의 각 조직 분할 결과이다. 각 조직의 분할 결과를 평가하기 위하여 방사선과 전문가가 수작업으로 분할한 결과와 제안된 방법에 의한 분할 결과의 차이를 Hausdorff 거리 계산법[11]을 이용하였다. 그리고 color영상, CT 영상을 각 200장씩, 총 400장의 영상을 평가하

표 1. 분할 결과의 정확도

영상	분할 정확도	100%~95%	95%~90%	90%~0%
Color Images	개수	198	2	0
	비율	99%	1%	0%
CT Images	개수	199	1	0
	비율	99.5%	0.5%	0%



(a) 상호 상관관계 적용 결과 (b) 상호 정보량 적용 결과

그림 13. 상호 상관관계와 상호 정보량 이론의 정합 결과

였다. 표1 에서 보는 것처럼 제안된 방법을 사용한 결과중 99% 이상의 영상에 대하여 95% 이상의 정확도를 획득할 수 있었다. 정확도 95% 이상을 분석에서 사용하지 않는 이유는 진단 방사선과 전문의들 간의 수작업 결과들도 약 5% 정도의 오차를 포함 할 수 있으므로, 그 이상의 구분은 특별한 의미가 없어서 분석에서 세부 구분을 행하지 않았다.

표2는 컬러 단면 영상과 CT영상의 다리 조직 경계의 정합 결과이다. 정합 정확도는 CT영상 다리 조직 경계와 컬러 단면 영상 다리 조직 경계가 1화소 이하로 일치된 점들을 기준으로 하였다. 표2 에서 보는 것처럼 정합 정확도는 지방 조직이 근육과 뼈에 비하여 정합도가 높은 것을 확인할 수 있다. 이는 근육 영역에서 매우 큰 변형 부분이 있기 때문에 정합이 정확히 이루어지지 않은 부분이 존재할 경우에 수가 더 크기 때문이다. 정확도는 지방 영상에서 10% 미만의 오류를 가지는 정합은 지방 조직에서 99.5% 이고, 근육 조직에서 95%이고, 뼈 조직에서 99% 이다.

결 론

본 논문에서는 해부학적 변형이 존재하는 Visible Human 컬러 단면 영상과 CT 다리 영상에서 각각의 뼈, 근육, 지방조직들의 경계를 계층적으로 정합하는 방법을 제안하였다. 제안한 조직 경계기반 정합 방법은 해부 영상에서 가장 큰 정보를 가지고 있는 각 조직 사이의 경계를 정합하기 때문에 기존의 제어점을 이용한 non-rigid 정합 방법에서 제어점과 먼 영역에서 부정확하게 정합되는 문제를 해결하고 매우 정확한 non-rigid 정합 결과를 얻을 수 있었다. 또한 초기 마운딩 박스

표 2. 다리 조직 경계의 정합결과 정확도

정합 부위	정합 정확도	100%~90%	90%~80%	80%~0%
Fat	개수	199	1	0
	비율	99.5%	0.5%	0%
Muscle	개수	190	8	2
	비율	95%	4%	1%
Bone	개수	198	2	0
	비율	99%	1%	0%

(bounding box) 정합을 수행하여 컬러 단면 영상과 CT 영상의 다리 부위의 초기 이동벡터를 찾고, 전역 rigid 정합으로 근사한 변형 벡터를 찾은 후, 지역 non-rigid 정합으로 최종적인 변형 벡터를 찾는 계층적인 정합방법을 적용하여 정합 벡터의 탐색범위를 효과적으로 줄이고, 일반적으로 매우 많은 계산을 필요로 하는 non-rigid 정합의 연산 시간을 최소화하였다.

제안한 방법을 확장하여 Visible Human 컬러 단면영상과 일반환자의 CT영상의 정합 벡터를 이용한 와핑 알고리즘을 개발하여 일반환자 CT영상을 컬러 CT영상으로 복원하는 방법을 개발하고자 한다. 조직 경계 기반 정합 방법은 해부 영상에서 가장 중요한 정보를 가지고 있는 신체 조직의 경계를 정확히 정합 하므로 다리 부위와 같이 조직의 구분이 뚜렷한 해부 영상에서 매우 효과적인 결과를 보일 것이다.

참 고 문 헌

1. T. Schiemann, U. Tiede, and K.H. Höhne, "Segmentation of the Visible Human for High-Quality Volume-Based Visualization," Medical Image Analysis, Vol. 1, No. 4, pp. 263-270, 1997
2. H. Lee, D. Kim, "Registration of Visible Human cross-sectional images and normal CT images using segmentation based on material characteristics," Workshop of IPIU, Vol.1, pp.115-118, Jan. 2002
3. J.B. A Maintz, M.A. Viergever, "A survey of medical image registration," Medical Image Analysis, Vol.2, No.1, pp.1-36, Nov. 1998
4. 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, pp. 195-204, Apr. 1995
5. 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
6. 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
7. B.M. Dawant, "Non-rigid registration of medical images: purpose and methods, a short survey," IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp. 465-468, 2002
8. Y. Wang "Integrated Approaches to Non-rigid Registration in Medical Images," IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 102-108, 1998
9. W. Lie, "Automatic Target Segmentation by Locally Adaptive Image Thresholding," IEEE Transaction on Image Processing, Vol.4, No.7, pp.1036-1041, Jul. 1995
10. R.G. Gonzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing," Addison Welsey, pp.518-560, Sep. 1993
11. 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