

계층적 정합을 이용한 Visible Human 다리 Color 영상과 CT 영상의 정합

김계현⁰ 이재준 김동성

송실대학교 정보통신학과

iamkgh@hotmail.com⁰, jaejun@ul.ssu.ac.kr, Dongsung@e.ssu.ac.kr

Hierarchical Registration of Anatomical Color Images and CT images for the Visible Human Legs

GyeHyun Kim⁰, Jaejun Lee, Dongsung Kim

School of electronic engineering, Soongsil university

요 약

해부학적 구조의 변형이 존재하는 신체 부위를 정합하기 위하여 연구되는 non-rigid 정합 방법은 현재 의료 영상 분야에서 매우 중요한 주제이고 많은 연구가 이루어 지고 있다. 본 논문에서는 Visible Human Color 단면 영상과 CT영상 사이에 존재하는 다리 모양의 변형을 정합 하기 위하여 계층적인 non-rigid 정합 방법을 제안하였다. 제안한 계층적 정합 방법은 영역 경계를 이용한 global rigid 정합으로 초기 변형 벡터를 찾고, 정합 할 영역을 sampling하여 local non-rigid 정합을 수행 한 후 결과를 interpolation하여 전체 영역에 대한 최종 정합 벡터를 계산하였다. 결과적으로 더욱 효율적이고 강력한 non-rigid 정합 결과를 얻을 수 있었다.

1. 서 론

본 연구에 사용된 Visible Human Color 단면 영상과 CT 영상은 동일한 인체로부터 획득된 영상 이지만, 영상 획득 방법과 시점의 차이가 존재하고 focus가 일치하지 않는 등의 이유에 의하여, 두 영상의 신체 부위에는 변형이 존재한다[1]. 이처럼 서로 다른 형태의 신체 부위를 정합하기 위해 일반적으로 두 영상에서 특징 점들을 추출하고 각 tie-point들의 변형 벡터를 찾음으로 non-rigid 정합을 수행한다. 그러나 두 영상에서 관심 신체 부위는 서로 다른 좌표영역에 독립적으로 존재하고 영상 고유의 색상 표현 방식에 차이가 있으므로 이러한 두 영상에서 동일한 특징 정보를 찾아서 tie-point의 변형 벡터를 구하는 과정이 매우 어렵다. 또한 보다 정확한 정합을 위해서는 많은 특징 점이 필요로 하고 이에 따라 많은 계산 량이 요구되어 전체적인 처리속도가 떨어진다. 본 논문에서는 이러한 문제점 들을 해결하기 위하여 복잡한 해부 영상에서 신체 부위의 경계를 이용하여 특징을 찾아내고 global rigid 정합과 local non-rigid 정합을 계층적으로 수행 하여 보다 효율적인 결과를 유도하였다.

일반적으로 영역기반 정합을 하기 위하여 사용되는 알고리즘은 최소 SSD(sum of squared difference), 상호 상관관계(cross-correlation)[2], 조인트 엔트로피(joint entropy)[2,3], 상호 정보량(mutual information) [2,4,5] 등이 있다. 최소 SSD 이론은 두 영상의 명암도의 차이를 직관적으로 분석하여 최소 SSD일 때 최대 정합 벡터를 구한다. 그러나 이 방법은 Color 영상과 CT영상과 같은 inter-modality 정합에는 부적합하다. 상호 상관관계(cross-correlation) 이론은 두 영상의 유사성을 수치적으로 표현한다. 일반적으로 상호 상관관계를 구하기 위하여 사용되는 수식1은 C가 1에 가까울수록 유사성이 크다. 그러나 이 방법은 계산 량이 많고 복잡한 단점이 있다. 그래서 본 연구에서는 이러한 식을 수식2와 같이 개선하여 계산 량을 줄일 수 있었다.

$$C = \frac{\delta^2_{LR}}{(\delta^2_L \delta^2_R)^{\frac{1}{2}}} \quad \delta^2_{LR} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \{I_L(i, j) - \mu_L\} \{I_R(i, j) - \mu_R\} / (mn)$$

수식. 1

$$CC = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n P_{Color}(i, j) P_{CT}(i, j)$$

수식. 2

조인트 엔트로피(joint entropy) 이론은 두 영상에서 확률분포의 밀도로 관계를 나타낸다. 수식3에서 두 영상의 이변량이 작을수록 조인트 엔트로피는 작아지고 이때 유사성은 커지게 된다[2,4,5].

$$H(X,Y) = -\sum p(X=x, Y=y) \log(p(X=x, Y=y)) \quad \text{수식. 3}$$

$$I(X,Y) = H(X) + H(Y) - H(X,Y) \quad \text{수식. 4}$$

상호 정보량(mutual information) 이론은 두 영상의 조인트 엔트로피에서 원 영상의 엔트로피를 고려한 엔트로피이다. 수식4에서 상호 정보량이 최대가 될 때 유사성은 커지게 된다.

2. 제안된 알고리즘

해부 영상은 매우 복잡한 정보를 가지고 있으므로 영상에서 가장 두드러진 특징이 되는 boundary 정보를 정합의 기본 정의로 입력한다. 두 영상의 상관관계가 최대화 되는 이동 벡터를 계산하기 위해서는 설정된 전체 영역에서 처리되어야 하므로 많은 계산량이 요구된다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 전역 rigid 정합을 수행한 후 그 결과를 non-rigid 정합 초기값으로 사용하여 탐색 범위를 크게 줄임으로 계산량을 크게 줄일 수 있다. 그림1은 본 논문에서 제안한 계층적 정합 방법의 구조를 보여주고 있다.

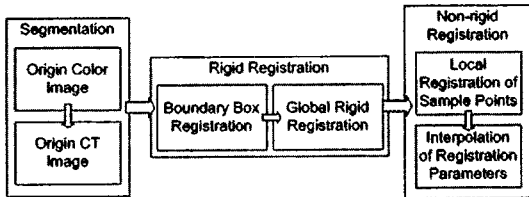


그림. 1

2.1. Segmentation

분할 방법의 구성은 크게 4가지 모듈로 구성된다: 임계값을 이용한 후보 영역 분할, 기하학적 필터, hole filling, boundary tracking. 첫 번째 모듈로써 신체 조직과 배경을 분리하기 위하여 신체에 해당하는 색상 값으로 임계값을 적용하여 분할 하는 것이다. 컬러 단면은 HSV 색체 모델의 hue 채널과 RGB 색체 모델의 red 채널의 특징을 이용하여 영상의 배경을 임계치 방법으로 제거한다. CT 영상을 분할

하기 위해서는 0~255 값으로 정규화된 영상의 밝기값을 이용하여 배경을 제거하였다. 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. 영상에서 작은 노이즈들은 열링 연산을 수행하여 제거한다. 열링 연산으로 제거되지 않는 비교적 큰 잡음은 연결 최소군 알고리즘을 적용하여 일정 최소 수 이하의 영역은 잡음이라고 간주하고 제거한다. 세 번째 모듈로 관심 조직 내부에 존재하는 잡음에 의하여 생기는 빈 공간들을 채워주기 위하여 hole filling 연산을 수행한다. 네 번째 모듈로써 boundary tracking을 수행한다. 분할된 결과에서 각 외곽 boundary를 추적하여 정합의 기본 정보로 사용한다.

2.2. Global Rigid Registration

Global rigid 정합은 영상의 전 영역을 조사하여야 하므로 매우 많은 계산 시간이 요구된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 컬러 단면 영상과 CT 영상에서 분할된 다리 조직을 포함하는 최초의 박스(box)를 생성하고 이 박스의 비율을 계산하여 그림2와 같이 초기 변형 벡터를 계산한다.

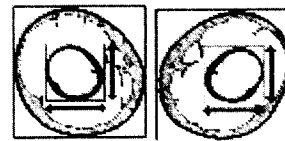


그림. 2

그리고 수식5와 같이 확대/축소, 회전, 이동을 하면서 상호 상관관계 값과 상호 정보량 값이 최대인 이동 벡터를 찾는다[2].

$$\begin{bmatrix} Color_x \\ Color_y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T_x & \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 & T_y & -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_x & 0 & 0 \\ 0 & S_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} CT_x - Center_x \\ CT_y - Center_y \\ 1 \end{bmatrix} \quad \text{수식. 5}$$

2.3. Local Non-rigid Registration

Local non-rigid 정합을 하기 위하여 신체 분할된 조직의

boundary를 sampling하여 지역 정합 영역으로 추출한다. 각 영역에서 상호 정보량 이론과 상호 상관관계 이론을 선택하여 두 영상의 상관성이 최대값을 가지는 변형 벡터를 찾는다.

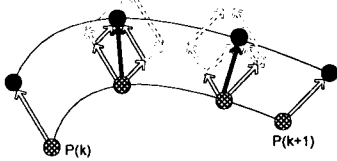


그림. 3

여기서 계산된 변형 벡터는 boundary에서 sampling된 부분의 local 정합 벡터이므로 그림3에서와 같이 정합된 점들 사이 경계 화소의 변형 벡터를 보간(interpolation)하여야 한다. Local 정합 벡터를 보간 하기 위하여 수식6 에서와 같이 거리 비례 보간 방법을 적용 하였다.

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

$$\text{where } \alpha = \frac{dis_{ik+1}}{dis_{ik} + dis_{ik+1}} \text{ and } \beta = \frac{dis_{ik}}{dis_{ik} + dis_{ik+1}} \text{ 수식. 6}$$

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

이렇게 sampling한 경계를 보간 함으로써 최종적으로 모든 boundary의 변형 벡터를 구할 수 있다.

3. 결과 및 분석

그림4의 (a)는 상호 상관관계 이론을 적용한 결과이고, (b)는 상호 정보량을 적용한 결과이다. 정합 결과를 확인하기 위하여 컬러 단면 영상의 boundary를 초록색으로 그렸고 그 위에 정합된 CT영상의 boundary를 노랑색으로 표현 하였다.

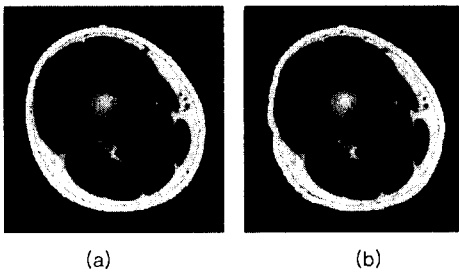


그림. 4

상호 정보량 이론을 적용한 정합 결과는 피부와 근육의 경계가 가까운 일부 부분에서 다른 조직으로 수렴하는 현상이 발생하는 문제점이 있다. 상호 상관관계 이론을 적용한 정합 결과는 CT영상과 color 단면 영상의 변형을 복원하여 정확히 정합되었다.

4. 결 론

본 논문에서는 Visible human color 단면 영상과 CT 영상의 변형을 계층적인 non-rigid 정합 방법을 사용하여 효율성을 증대시켰다. 상호 정보량 정합은 다른 조직으로의 수렴 현상으로 인해 부분적으로 부정확한 결과가 생기는 문제점이 있고, 상호 상관관계 이론은 매우 정확하고 강력한 결과를 얻을 수 있었다.

본 연구를 바탕으로 환자의 CT 영상을 visible human color 칼라 영상과 정합하여 칼라 CT 영상으로 복원하는 방법을 개발 할 것이다.

참고문헌

[1] Benoit M.Dawant. "Non-rigid registration of medical images: purpose and methods, a short survey", IEEE International Symposium on Biomedical Imaging, pp.465-468, 2002

[2] 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

[3] 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

[4] 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

[5] 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