

복부 컴퓨터단층촬영 영상에서 다중 아틀라스 기반 위치적 정보를 사용한 계층적 장기 분할

김현진[†], 김현아^{††}, 이한상^{†††}, 홍헬렌^{††††}

Hierarchical Organ Segmentation using Location Information based on Multi-atlas in Abdominal CT Images

Hyeonjin Kim[†], Hyeun A Kim^{††}, Han Sang Lee^{†††}, Helen Hong^{††††}

ABSTRACT

In this paper, we propose an automatic hierarchical organ segmentation method on abdominal CT images. First, similar atlases are selected using bone-based similarity registration and similarity of liver, kidney, and pancreas area. Second, each abdominal organ is roughly segmented using image-based similarity registration and intensity-based locally weighted voting. Finally, the segmented abdominal organ is refined using mask-based affine registration and intensity-based locally weighted voting. Especially, gallbladder and pancreas are hierarchically refined using location information of neighbor organs such as liver, left kidney and spleen. Our method was tested on a dataset of 12 portal-venous phase CT data. The average DSC of total organs was $90.47 \pm 1.70\%$. Our method can be used for patient-specific abdominal organ segmentation for rehearsal of laparoscopic surgery.

Key words: Hierarchical Organ Segmentation, Multi-atlas, Atlas Selection, Registration, Locally-weighted Voting

1. 서 론

최근 복강경 및 로봇 수술이 많아짐에 따라 수술 전 리허설 및 수술계획을 위해 복부 컴퓨터 단층촬영(Computed Tomography, CT) 영상에서 복부 장기를 분할하여 모델링하는 것이 필요하다[1,2]. 또한 복부 장기에서 발생하는 암 주변 장기의 방사선 조사를

최소화하기 위한 방사선 치료 계획을 세우는데도 장기 분할이 선행되어야 한다[3,4]. 이 때, 임상 전문가가 수동으로 장기를 분할하거나 반자동 분할 프로그램을 이용하여 복부 장기를 분할하는 경우, 시간이 오래 걸리고, 임상 전문가의 간 분할 결과에 차이가 발생하는 한계가 있어 복부 장기를 자동으로 분할하는 연구가 진행되고 있다[1,3,4,5,6,7,8]. 그러나 Fig. 1과

※ Corresponding Author : Helen Hong, Address: (01797) 621 Hwarang-ro, Nowon-gu, Korea, TEL : +82-2-970-5756, FAX : +82-2-970-5981, E-mail : hlhong@swu.ac.kr
Receipt date : Oct. 10, 2016, Revision date : Nov. 18, 2016
Approval date : Dec. 3, 2016

[†] Dept. of Software Convergence, Seoul Women's University
(E-mail : hyunjinkim@swu.ac.kr)

^{††} Dept. of Software Convergence, Seoul Women's University
(E-mail : hakim@swu.ac.kr)

^{†††} School of Electrical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology
(E-mail : hansanglee@kaist.ac.kr)

^{††††} Dept. of Software Convergence, Seoul Women's University

※ This work was supported by ETRI R&D Program [16ZC1420, The Development of a Realistic Surgery Rehearsal System based on Patient Specific Surgical Planning] funded by the Government of Korea. We would like to thank to Prof. Woojin Hyoung at Severance Hospital and Yoomin Kim at CHA Bundang Medical Center to provide abdominal CT dataset.

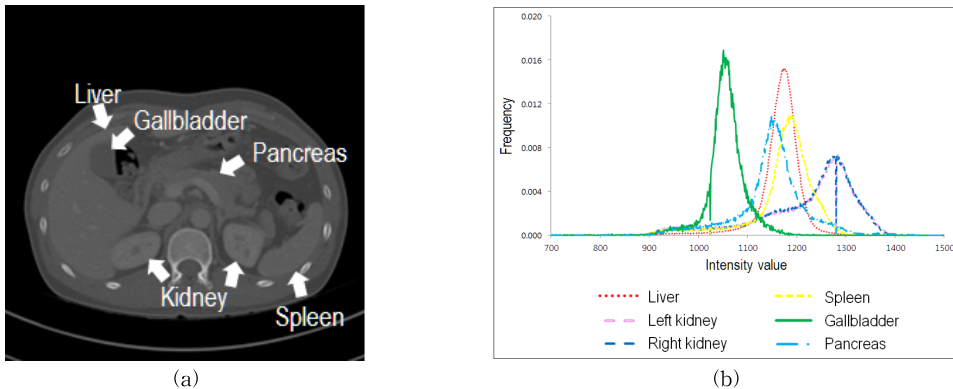


Fig. 1. Characteristics of the abdominal CT image at portal venous phase: (a) adjacency of abdominal organs, (b) intensity similarity of abdominal organs.

같이 복부 CT 영상에서 복부 장기들의 위치가 서로 인접해 있고, 밝기값이 유사하여 자동 분할 시 주변에 유사한 밝기값을 가진 장기로의 누출(leakage)이 발생하여 정확한 장기 분할에 한계가 있다.

복부 CT 영상에서 복부 장기를 자동 분할 연구는 변형모델 기반과 확률 아틀라스 기반 방법으로 나누어 볼 수 있다. 변형모델 기반 방법에서는 주로 레벨셋 기법을 이용하여 복부 장기를 분할하였으며 다음과 같은 연구가 있다. Campadelli[3] 등은 복부 장기 중간, 신장, 비장에 대하여 해당 장기를 포함한 몸통 박스(body box)를 수동으로 위치화한 후, 밝기값을 이용하여 대략적으로 장기를 추출하고, 거리 값 임계치를 달리한 두 번의 팍스트 마칭 방법(fast marching method)을 통하여 분할 결과를 개선한 후 후처리를 수행하여 장기를 분할하였다. Wang[4] 등은 300HU 임계치로 하여 초기 씨앗점 영역을 추출하고, 이들 영역에서 레벨셋 기법을 이용하여 0HU 밝기값 이내에서 피부층과 지방을 분할한 후, 레벨셋 기법을 통해 첫 번째 레벨에서는 복부 체강(ventral cavity), 두 번째 레벨에서는 흉강(thoracic cavity) 및 복골반강(abdominopelvic cavity), 세 번째 레벨에서는 복부 장기의 모델을 이용하여 분할하는 순으로 전체 복강에서 장기까지 큰 영역 분할 후 그 내에서 작은 영역 분할 순으로 순차적으로 수행하였다. 하지만 변형모델 기반으로 복부 장기를 분할하는 경우 밝기값이 유사한 장기가 인접해 있을 경우 다른 장기로의 누출(leakage)이 발생하고 장기에 암이 있는 경우 밝기값이 상이하여 분할이 덜 되어 분할 정확도가 떨어지는 한계가 있다.

확률 아틀라스 기반 방법에서는 훈련 아틀라스들을 대상 영상에 정렬하여 정렬된 마스크의 확률값을 계산하여 나온 확률 아틀라스를 이용하여 복부 장기를 분할하였으며 다음과 같은 연구가 있다. Burkel[5] 등은 훈련 데이터를 이용하여 복부 장기의 가우시안 혼합모델(Gaussian Mixture Model, GMM)을 생성한 후 이를 이용하여 대상 영상에서 사후확률을 계산하고, 훈련 아틀라스와의 강제, 어파인, 비강제 정합을 통해 정렬하여 확률 아틀라스를 생성한 후 사후확률과 확률아틀라스를 결합하여 나온 최대 확률로 복부 장기를 분할하였다. Linguraru[6] 등은 하나의 훈련 아틀라스에 다른 훈련 아틀라스의 영상 및 장기 간 어파인 정합을 통하여 정렬하여 확률 아틀라스를 생성한 후 확률 아틀라스와 대상 영상 간 비강제 정합을 수행하고 최단거리 활성 외곽선(Geodesic Active Contour)을 이용하여 복부 장기를 분할한 후 장기의 밝기값 임계치를 설정하여 임계치 내에 있는 분할 결과만 선정함으로써 유사 밝기값의 다른 장기를 제거하여 분할 결과를 개선하였다. Kim[7] 등은 훈련 아틀라스들을 대상 영상에 정렬하여 정렬된 마스크에 밝기값 기반 가중치를 주어 초기 아틀라스를 생성한 후 이를 이용하여 마스크 기반 어파인 정합을 통해 분할 결과를 개선하였다. 하지만 확률 아틀라스를 이용하여 복부 장기를 분할하는 경우, 환자 다양성으로 인한 아틀라스 정합 오류로 인해 분할 정확성에 영향을 미치는 한계가 있다. 이와 같은 문제를 줄이기 위하여 Wolz[1] 등은 대상 영상과 훈련 아틀라스를 정렬하여 밝기값 유사도를 측정 후 설정된 임계치 이하일 경우 유사 아틀라스로 선정하고, 정렬

된 영상에서 장기 영역에서의 밝기값 유사도 및 각각 복셀의 패치와 주변 복셀의 패치 내 밝기값을 측정하여 유사도를 계산한 후 이를 이용하여 확률 아틀라스를 생성한 후 그래프-컷을 통하여 최종적으로 복부 장기를 분할하였다. Oda[8] 등은 훈련 영상 간 비강체 정합을 수행한 후 정규화된 상호 상관(Normalized cross correlation, NCC)을 측정하여 훈련 아틀라스 내에서 유사 아틀라스끼리 분류(clustering)하고, 분류 영역에서 각각 평균 영상을 생성한 후, 대상 영상과 분류 영역의 평균 영상을 비교하여 유사한 평균 영상의 분류 영역을 선택한 후 그 안에 있는 훈련 영상을 사용하여 확률 아틀라스 생성 및 그래프-컷을 통하여 복부 장기를 분할하였다. 하지만 훈련 영상을 분류하는 과정에서 영상 기반 밝기값 유사도를 통해 분류한 것으로 장기 내부의 밝기값 유사 정도를 반영하기 힘들다는 한계가 있다.

본 논문에서는 복부 CT 영상에서 간, 좌우 신장, 비장, 췌장, 담낭의 위치적 다양성에 강한 다중 아틀라스를 사용한 계층적 다기관 분할 방법을 제안한다. 훈련 아틀라스에서 대상 영상과 유사한 아틀라스를 선정하기 위해 3차원 뼈 기반 유사정합 및 주요 장기 내 밝기값 기반 유사도 측정을 통해 대상 영상의 장기 형상 변이가 큰 훈련 아틀라스를 제외하고, 복부 장기의 위치를 파악하기 위해 3차원 영상 기반 유사정합을 통하여 복부 장기를 초기 분할하며, 유사 밝기값 영역으로의 누출을 막기 위해 3차원 마스크 기반 어파인 정합을 통하여 간, 좌우 신장, 비장의 분할 결과를 개선하고, 주변 장기와의 위치관계를 이용하여 계층적으로 담낭과 췌장의 분할 결과를 개선한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 다중 아틀라스를 통한 유사 아틀라스 선정 및 밝기값 기반

의 지역적 가중 투표를 통하여 초기 분할을 진행하고, 계층적으로 복부 장기 분할을 개선하는 과정을 설명한다. 3장에서는 본 제안방법을 복부 CT 영상에 적용하여 실험한 결과를 제시하며, 4장에서는 결론을 맺는다.

2. 다중 아틀라스 기반의 계층적 장기 분할

Fig. 2는 본 논문에서 제안하는 복부 장기 자동 분할을 위한 순서도로 크게 세 단계로 구성된다. 첫째, 대상 영상의 복부 장기 영역과 유사한 아틀라스를 선정하기 위해 뼈 영역 기반의 3D 유사 정합을 통해 아틀라스를 정렬한 후 간, 좌우 신장, 비장 영역의 밝기값 기반 유사도를 측정하여 유사 아틀라스를 선정한다. 둘째, 복부 장기별 위치를 파악하기 위해 영상 기반의 3D 유사 정합 및 밝기값 기반의 지역적 가중투표를 통해 복부 장기를 초기 분할한다. 셋째, 초기 분할 결과의 정확도를 높이기 위하여 간, 좌우 신장, 비장 영역에 대하여 마스크 기반 3D 어파인 정합을 통하여 아틀라스를 정렬한 후 밝기값 기반의 지역적 가중투표를 통해 분할 결과를 개선한다. 위치적, 형태적 다양성을 갖는 담낭과 췌장에 대해서는 주변의 분할 장기의 상대적 위치 관계를 고려해 계층적으로 분할 결과를 개선한다.

2.1 장기 영역 밝기값 유사도 측정을 통한 유사 아틀라스 선정

아틀라스 기반으로 장기를 분할하는 경우, 환자별 복부 장기 형상의 다양성으로 인해 아틀라스 정합 오류가 발생하고 이는 분할 정확도를 감소시키는 한계가 있다. 또한 영상 전체 영역에서 밝기값 기반 유사도를 측정하여 유사 아틀라스를 선정하는 경우, 남

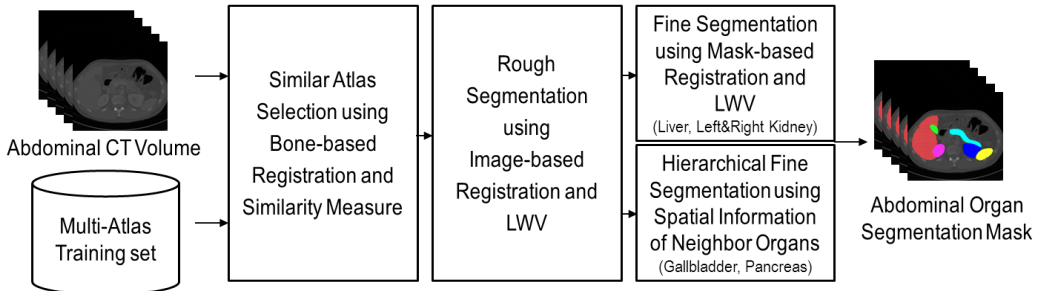


Fig. 2. The pipeline of the proposed abdominal organ segmentation method.

녀의 지방 및 근육량 차이가 존재하고 장기 간 밝기 값이 유사하여 부정확한 유사 아틀라스를 선정할 수 있다. 따라서 본 절에서는 정합의 정확도를 높이고, 남녀 간 영상 차이에 영향 받지 않기 위해 뼈 영역 기반 정합을 통해 몸통의 위치를 맞춰주고 뼈 영역 내부 장기 중 데이터 간 장기의 모양이 사람마다 비교적 편차가 작은 장기를 이용해 장기 영역 내 밝기 값 기반 유사도를 측정하여 유사 아틀라스를 선정한다.

복부 CT 영상에서 서로 다른 분포를 갖고 있는 영상의 밝기 값 간 범위를 맞춰주기 위하여 영상의 밝기 값 I 를 식 (1)을 통해 0~255 사이로 정규화 한다[9].

$$I = \begin{cases} 0 & , \text{if } I \leq t_{\min} \\ \frac{(I - t_{\min}) \times 255}{t_{\max} - t_{\min}} & , \text{if } t_{\min} < I \leq t_{\max} \\ 255 & , \text{if } I > t_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

이 때, I 는 원본 영상의 화소의 밝기값이고, t_{\min} 과 t_{\max} 는 각각 최소 임계치와 최대 임계치로 최소 임계치는 배경 영역의 밝기값이 포함되도록 설정하고, 최대 임계치는 뼈 영역의 밝기값이 포함되도록 설정하였으며 이는 실험을 통하여 각각 823HU, 1423HU로 산정한다.

뼈 영역 기반 정합을 수행하기 위해 우선 대상 영상과 훈련 아틀라스 영상에서 밝기값이 255인 갈비 뼈 및 흉골 영역을 임계값 기법으로 추출한다. 추출된 대상 영상의 뼈 영역과 훈련 아틀라스 영상의 뼈 영역을 이용하여 3D 유사 정합(similarity registration)을 수행하여 식 (2)를 최소화하는 변환행렬 \hat{T}_S 를 구한다[10].

$$\hat{T}_S = \operatorname{argmin}_{T_S} \sum_i |B^i - T_S^{-1}(B_j^i)| \quad (2)$$

이 때, B^i 는 대상 영역의 뼈 영역의 i 번째 화소이고, B_j^i 는 j 번째 훈련 아틀라스 영상의 뼈 영역의 i 번째 화소이고, T_S 는 x, y, z 축 이동, 회전 및 확대축소의 총 9개의 파라미터를 이용하여 만든 변환행렬이다. 수행 시간이 오래 걸리는 비강체 정합 대신 위치 및 크기를 맞춰줄 수 있는 유사 정합을 수행하였다. 그 후 식 (3)을 통해 대상 영상과 j 번째 훈련 아틀라스 영상의 간, 좌우 신장, 비장에서 밝기 값 기반 유사도 $NADD_j^{organ}$ (normalized average density difference, NADD)를 측정 후 유사 아틀라스 A_j 를

선정한다[11].

$$NADD_j^{organ} = \frac{1}{N_j^{organ}} \times \sum \frac{|organ_j(I - I_j)|}{\max(I)}$$

$$Avg_{NADD} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n NADD_j^{avg} \quad (3)$$

$$A_j = \begin{cases} selected & , \text{if } NADD_j^{avg} < Avg_{NADD} \\ not\ selected & , \text{if } NADD_j^{avg} \geq Avg_{NADD} \end{cases}$$

이 때, $\max(I)$ 는 대상 영상의 최대 밝기값이고, $organ_j(I - I_j)$ 는 장기 영역에서 대상 영상 I 와 j 번째 훈련 아틀라스 영상 I_j 에서의 밝기값의 차이를 나타내고, Avg_{NADD} 는 모든 훈련 아틀라스에서의 $NADD_j^{avg}$ 의 평균을 의미하고, n 은 훈련 아틀라스의 개수를 의미하며, $NADD_j^{avg}$ 는 간, 좌우 신장, 비장의 $NADD_j^{organ}$ 의 평균을 의미한다.

유사 아틀라스 선정 단계에서 뼈 영역 기반 3D 유사 정합과 주요 장기 영역 내 밝기 값 유사도를 사용함으로써 성별과 비만도에 따른 지방, 근육 등 장기 외 영역의 밝기 값에 영향을 받지 않고 주요 장기 영역과 유사한 밝기 값을 갖는 아틀라스를 선정할 수 있다.

2.2 영상 기반 정합을 통한 복부 장기 초기 분할

복부 장기 분할 시, 장기별 마스크를 이용하여 정합을 수행해야 하므로 장기별 위치 파악이 가능한 대상 영상의 마스크가 필요하다. 따라서 본 절에서는 영상 기반 유사 정합을 통해 복부 장기 초기 분할을 수행하여 대상 영상의 마스크를 생성한다.

초기 복부 장기 모델 추출을 위해 대상 영상과 선정된 j 번째 훈련 아틀라스 영상 간 3D 유사 정합을 수행하여 식 (4)를 최소화하는 변환 행렬 \hat{T}_S 를 구한다[10].

$$\hat{T}_S = \operatorname{argmin}_{T_S} \sum |I - T_S^{-1}(I_j)| \quad (4)$$

이 때, I 는 대상영상이고, I_j 는 j 번째 훈련 아틀라스 영상이고, T_S 는 x, y, z 축 이동, 회전 및 확대축소의 총 9개의 파라미터를 이용하여 만든 변환행렬이다. 전단 수행 시 장기 영역이 아닌 지방, 근육 등의 밝기 값에 영향을 받아 영상 변형이 심하게 될 수 있으므로 위치 및 몸통의 크기만 조절하였다.

기존 다수투표(majority voting, MV) 기법은 훈련

아틀라스의 레이블을 이용하여 투표하여 누적 투표값이 최대가 되는 영역을 채택하는 방법으로, 이를 사용하여 분할하는 경우 투표수로 결정되기 때문에 정합 오류에 크게 영향을 받는다[10]. 따라서 정합 오류에 대한 민감도를 줄이기 위해 정합된 훈련 아틀라스 영상에서 밝기값 유사도 가중치를 적용한 지역적 가중투표로 초기 복부 장기 모델을 추출한다. 선정된 j 번째 다기관 아틀라스 L_j 에 대하여 식 (5)와 같이 지역적 가중투표를 통해 초기 복부 장기 모델 L 를 분할한다.

$$L = \operatorname{argmax}_j \omega L_j^{T_s} \quad (5)$$

이 때, w 는 아틀라스에서 추출한 각 장기별 밝기값 히스토그램에서 대상 화소의 확률값이며 $L_j^{T_s}$ 는 유사정합을 통해 정합된 아틀라스를 의미한다.

복부 장기 초기 분할을 수행함으로써 장기별 위치 파악이 가능하게 되어 대상 영상의 초기 마스크를 생성할 수 있고, 밝기값 기반의 지역적 가중투표를 사용하여 장기의 밝기값을 반영하여 정합 오류에 영향을 적게 받고, 분할 정확도를 높여준다.

2.3 계층적 마스크 기반 정합을 통한 복부 장기 분할 개선

초기 복부 장기 모델은 영상 기반 정합에서의 정합 오류로 인해 초기 장기 위치화의 정확도가 떨어지면 경계가 불분명한 주변 영역으로의 누출(leakage)이 발생하는 한계가 있다. 따라서 본 절에서는 마스크 기반의 어파인 정합을 통해 정합의 정확도를 높여 분할 결과를 개선하며 위치적, 형태적 다양성으로 인해 초기 분할 정확도가 낮은 담낭과 췌장의 경우 다른 기관과의 위치적 관계를 이용하여 계층적으로 분할 결과를 개선한다.

간, 좌우 신장 및 비장은 초기 분할에서의 위치 정확도가 높아 초기 분할 모델과 훈련 아틀라스 간 마스크 기반 3D 어파인 정합(affine registration)을 수행하여 식 (6)을 최소화하는 변환 행렬 \hat{T}_A 를 구한다[10].

$$\hat{T}_A = \operatorname{argmin}_{T_A} \sum_i |L - T_A^{-1}(L_j)| \quad (6)$$

이 때, L 은 초기 분할 모델이고, L_j 는 j 번째 훈련 아틀라스이고, T_A 는 x, y, z축 이동, 회전, 확대축소

및 전단의 총 12개의 파라미터를 이용하여 만든 변환 행렬이다. 위치와 크기를 맞춰주면서 전단을 수행함으로써 장기의 형태를 유사하게 맞춰줄 수 있다. 정합된 훈련 아틀라스 마스크에서 밝기값 기반의 지역적 가중투표로 초기 복부 장기 분할 결과를 개선한다.

선정된 j 번째 훈련 다기관 아틀라스 L_j 에 대하여 식 (7)과 같이 지역적 가중투표를 통해 개선된 복부 장기 모델 L^{fine} 을 분할한다.

$$L^{fine} = \operatorname{argmax}_j \sum_j \omega L_j^{T_A} \quad (7)$$

이 때, w 는 아틀라스에서 추출한 각 기관별 히스토그램에서 대상 화소의 확률값이며 $L_j^{T_A}$ 는 어파인 정합을 통해 정합된 기관별 아틀라스를 의미한다.

담낭은 장기의 크기가 작아 초기 분할에서의 위치 정확도가 낮고, 간과 위치적으로 붙어 나타나면서 밝기값 특성이 간과 상이하여 간의 분할 정보를 이용한다. 식 (6)을 이용하여 초기 담낭 분할 모델과 훈련 담낭 아틀라스 간의 마스크 기반 3D 어파인 변환(affine transformation)을 이용하여 담낭을 정렬한 후 담낭 밝기값 기반의 지역적 가중투표로 초기 담낭 분할 결과를 개선한다. j 번째 훈련 담낭 아틀라스 L_{j-gall} 에 대하여 식 (8)과 같이 지역적 가중투표를 통해 담낭 마스크 L_{gall} 을 분할한다. 그 후 식 (6)과 식 (7)을 이용하여 담낭 마스크 L_{gall} 과 훈련 담낭 아틀라스 간 마스크 기반 3D 어파인 정합을 수행한 후 담낭 밝기값 기반의 지역적 가중투표를 통해 담낭 마스크를 최종 분할한다.

$$L_{gall} = \operatorname{argmax}_j \sum_j \omega_{gall} L_{j-gall}^{T_A, liver} \quad (8)$$

이 때, w_{gall} 은 아틀라스에서 추출한 담낭의 히스토그램에서 대상 화소의 확률값이며 $L_{j-gall}^{T_A, liver}$ 는 간의 어파인 변환을 통해 정합된 담낭 아틀라스를 의미한다.

췌장은 위치와 형태의 다양함으로 초기 분할 정확도가 낮고, 위치적으로 간과 좌측 신장 및 비장과 붙어서 나타나기 때문에 간과 좌측 신장 및 비장의 분할 정보를 이용한다. 초기 췌장 분할 모델과 훈련 췌장 아틀라스 간의 마스크 기반 3D 어파인 변환을 이용하여 췌장을 정렬하고, 좌측 신장 및 비장의 모델과 훈련 아틀라스 간의 마스크 기반 3D 어파인 정합을 수행하여 얻은 어파인 변환을 이용하여 췌장을

정렬한 후 채장 밝기값 기반의 지역적 가중투표로 초기 채장 분할 결과를 개선한다. j 번째 훈련 채장 아틀라스 L_{j_panc} 에 대하여 식 (9)와 같이 지역적 가중투표를 통해 채장 마스크 L_{panc} 을 분할한다. 그 후 식 (6)과 식 (7)을 이용하여 채장 마스크 L_{panc} 과 훈련 채장 아틀라스 간 마스크 기반 3D 어파인 정합을 수행한 후 채장 밝기값 기반의 지역적 가중투표를 통해 채장 마스크를 최종 분할한다.

$$L_{panc} = \operatorname{argmax}_j \omega_{panc} L_{j_panc}^{T_A\text{-liver}} L_{j_panc}^{T_A\text{-lkidspl}} \quad (9)$$

이 때, w_{panc} 는 아틀라스에서 추출한 채장의 히스토그램에서 대상 화소의 확률값이고, $L_{j_panc}^{T_A\text{-liver}}$ 는 간의 어파인 변환을 통해 정합된 채장 아틀라스이며, $L_{j_panc}^{T_A\text{-lkidspl}}$ 는 좌측 신장 및 비장의 어파인 변환을 통해 정합된 채장 아틀라스를 의미한다.

복부 장기 분할 개선 단계에서 마스크 기반의 정합을 수행함으로써 장기 주변의 유사 밝기값 영역과 상관없이 장기의 형상을 이용하여 정합하므로 실제 장기 모양과 유사하게 정합이 가능하고, 담낭과 채장의 경우, 주변 장기와의 위치적 관계를 이용하여 계층적으로 장기를 분할함으로써 위치적, 형태적 다양성에 대해 강인하게 분할을 수행하여 분할 정확도를 높여준다.

3. 실험 및 결과

실험을 위해 사용된 데이터는 SIEMENS SOMA-TOM Definition Flash CT에서 획득한 12개의 복부 조영증강 정맥기 영상이다. 영상 해상도는 256×256 이며, 슬라이스 장 수는 39~45장이다. 화소 크기는 $1.18 \sim 1.26 \text{mm}^2$ 이며, 슬라이스 간격은 6mm인 영상을 사용하였다. 제안방법의 성능평가를 위해 육안평가와 정확성평가를 수행하였고, 실험은 12개의 영상 중 데이터 변형을 수행하지 않은 7개의 영상 각각에 대해 나머지 11개 영상을 훈련영상으로 사용하는 단일잔류(leave-one-out) 교차검증을 수행하였다. 본 제안방법의 평가를 위해 실험 데이터는 방사선사에 의해 복부 장기가 수동으로 분할되었고, 영상 기반 정합을 통한 초기 분할 결과(Method A), 마스크 기반 정합을 통한 분할 개선 결과(Method B) 및 계층적 분할 개선 결과(Method C)를 비교하였다.

Fig. 3은 각 비교방법으로 복부 장기를 추출한 결

과이다. Fig. 3 (b)는 Method A의 결과로 장기의 위치는 대략적으로 파악이 가능하나 주변의 유사 밝기값 영역으로 누출이 발생했다. Fig. 3 (c)는 Method B의 결과로 마스크 기반 정합 시 초기 분할 결과가 양호한 간, 좌우 신장, 비장의 분할 결과는 양호하나 초기 분할 결과의 정확도가 떨어지는 담낭과 채장의 분할 결과에서 여전히 주변 유사 밝기값 영역으로 누출이 발생했다. Fig. 3 (d)는 담낭과 채장에 계층적 방법을 적용한 Method C의 결과로 담낭의 경우 담낭과 붙어있는 간의 공간적 위치 정보를 함께 고려하였고, 채장의 경우 채장 근처에 있는 간과 좌측 신장 및 비장의 공간적 위치 정보를 함께 고려함으로써 주변으로의 누출이 최소화되는 것을 보였다.

정확성 평가를 위해 방사선사에 의해 수동 분할 결과와 비교방법 별 분할 결과를 다이스 유사계수(Dice similarity coefficient, DSC), 민감도(Sensitivity), 특이도(Specificity)를 식 (8)을 통해 계산하여 비교하였다[12]. DSC는 자동 분할 영역과 수동 분할 영역 간의 중복률을 측정하였고, 민감도는 수동 분할 영역에서 자동 분할 영역이 존재할 확률을 평가하였으며, 특이도는 수동 분할 영역이 아닌 영역에서 자동 분할 영역이 아닌 영역이 존재할 확률을 평가하였다.

$$DSC = 100 \times \frac{2TP}{2TP + FN + FP}$$

$$Sensitivity = 100 \times \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$Specificity = 100 \times \frac{TN}{TN + FP}$$

이 때, TP(True Positive)는 수동 분할한 장기 영역에서 자동 분할된 영역의 화소 개수를 의미하고, TN(True Negative)는 수동 분할한 장기 영역이 아닌 영역에서 자동 분할되지 않은 영역의 화소 개수를 의미하고, FP(False Positive)는 수동 분할한 장기 영역이 아닌 곳에서 자동 분할된 영역의 화소 개수를 의미하며, FN(False Negative)는 수동 분할한 장기 영역에서 자동 분할되지 않은 영역의 화소 개수를 의미한다.

Fig. 4는 전체 복부 장기에 대하여 비교방법의 DSC, 민감도, 특이도를 Box plot을 통해 비교한 그래프이다. Method A를 적용하였을 때 DSC, 민감도 및 특이도는 각각 88.66%, 91.31%, 98.80%로 나타났고,

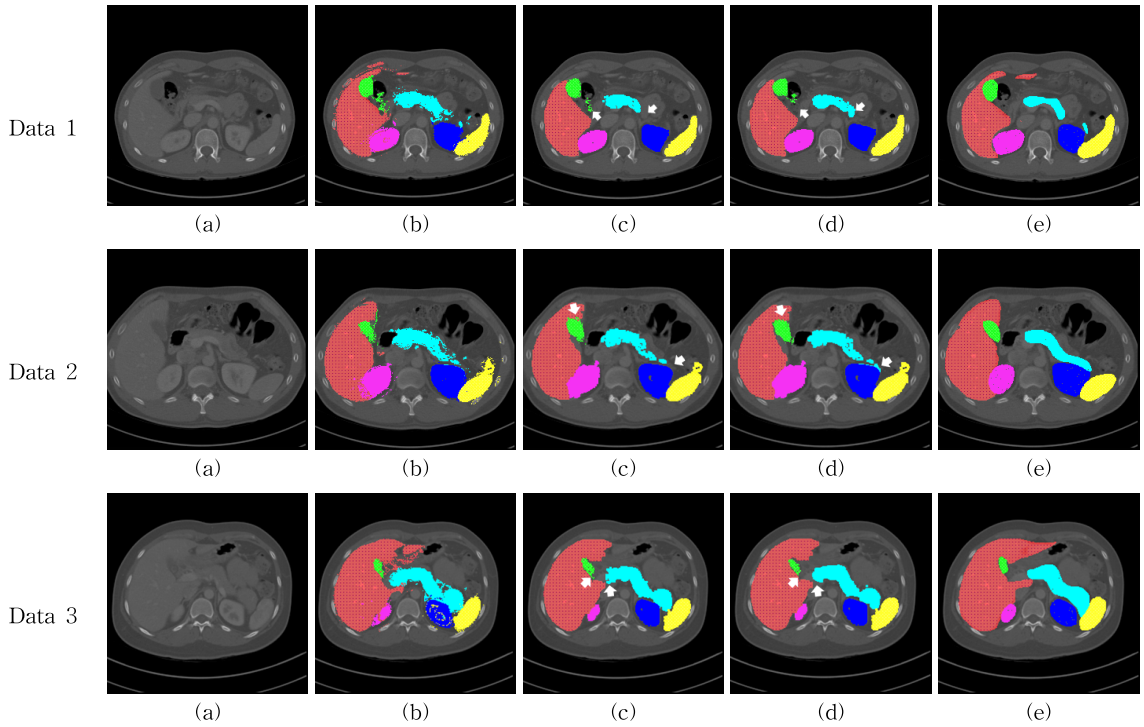


Fig. 3. Segmentation results in abdominal CT images: (a) Abdominal CT image, (b) Method A, (c) Method B, (d) Method C, (e) Manual segmentation.

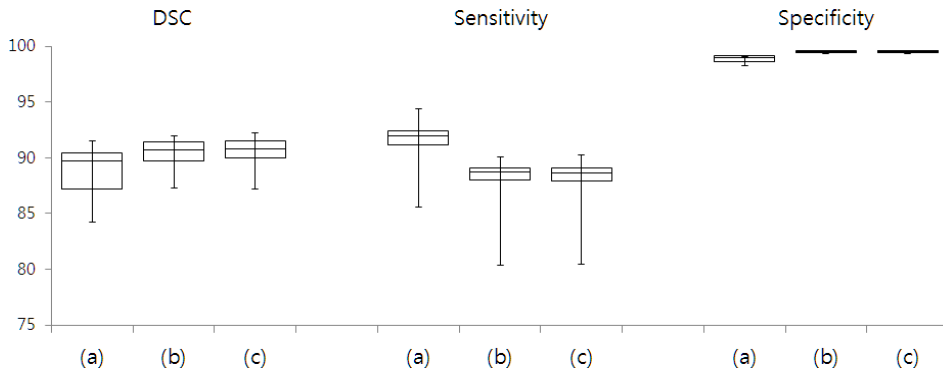


Fig. 4. Segmentation result in Abdominal CT images: (a) Method A, (b) Method B, (c) Method C.

Method B를 적용하였을 때 90.33%, 87.63%, 99.48%로 나타나 Method A 대비 DSC와 특이도가 각각 1.67%, 0.68% 향상되었으나 민감도는 Method A에서 주변 영역으로의 누출(leakage)의 영향으로 인해 민감도가 높게 나타나 3.68% 감소되었다. Method C를 적용하였을 때 DSC, 민감도 및 특이도는 각각 90.47%, 87.61%, 99.51%로 나타나 Method A 대비 DSC와 특이도가 각각 1.81%, 0.71% 향상되었고,

Method B 대비 DSC와 특이도가 각각 0.14%, 0.03% 향상되었다. 이 때, Method C의 평가지수가 비교방법에 비해 증감율이 낮은 이유는 다른 장기 대비 상대적으로 부피가 작은 담낭과 췌장에만 계층적 방법이 적용되었기 때문에 계층적 방법을 사용하지 않은 분할 개선 대비 제안방법의 분할 정확도 개선 반응이 적은 것으로 나타났다.

Table 1은 간, 좌측 신장, 우측 신장, 비장, 담낭,

Table 1. Accuracy evaluation of abdominal organ segmentation

		DSC	Sensitivity	Specificity
Liver	Method A	89.95 ± 2.72	91.65 ± 2.36	99.34 ± 0.28
	Method B	91.42 ± 1.98	87.64 ± 3.72	99.78 ± 0.06
	Method C	91.45 ± 1.99	87.69 ± 3.75	99.78 ± 0.06
Left kidney	Method A	83.77 ± 2.38	86.87 ± 8.17	99.87 ± 0.04
	Method B	88.69 ± 3.48	88.78 ± 4.79	99.92 ± 0.03
	Method C	88.69 ± 3.48	88.78 ± 4.79	99.92 ± 0.03
Right kidney	Method A	83.86 ± 4.17	85.60 ± 7.58	99.89 ± 0.04
	Method B	87.31 ± 3.66	86.77 ± 5.78	99.93 ± 0.05
	Method C	87.31 ± 3.66	86.77 ± 5.78	99.93 ± 0.05
Spleen	Method A	83.82 ± 3.29	83.31 ± 5.17	99.90 ± 0.03
	Method B	87.07 ± 3.62	81.26 ± 5.95	99.97 ± 0.01
	Method C	87.07 ± 3.62	81.26 ± 5.95	99.97 ± 0.01
Gallbladder	Method A	68.63 ± 6.20	72.35 ± 9.53	99.97 ± 0.01
	Method B	73.50 ± 6.92	79.15 ± 7.06	99.97 ± 0.01
	Method C	75.79 ± 6.55	76.41 ± 5.35	99.98 ± 0.01
Pancreas	Method A	58.74 ± 8.44	77.69 ± 8.13	99.72 ± 0.09
	Method B	63.07 ± 6.37	71.71 ± 9.36	99.83 ± 0.07
	Method C	65.97 ± 5.08	73.23 ± 9.30	99.85 ± 0.06

췌장 분할 결과의 정확성 평가 결과이다. 모든 장기에서 Method C를 수행했을 때 DSC가 가장 높은 것을 확인할 수 있다. 간, 좌측 신장, 우측 신장, 비장의 경우 Method B까지 수행하였을 때 Method A를 수행했을 때에 비해 DSC가 각각 1.47%, 4.92%, 3.45%, 3.25% 향상되었고, 담낭과 췌장에서 Method C를 수행했을 때, Method B를 수행했을 때에 비해 DSC가 각각 2.29%, 2.9% 향상되었고 육안으로 확인했을 때 장기 영역이 아닌 곳에서 분할되었던 눈에 띄는 노이즈가 줄어든 것을 확인할 수 있다.

4. 결 론

본 논문에서는 복부 CT 영상에서 뼈 기반 유사 정합과 유사도 측정을 통한 유사 아틀라스를 선정하고, 영상 기반 유사 정합을 통한 복부 장기 초기 분할 모델을 생성하고, 마스크 기반 어파인 정합을 통한 계층적 장기 분할을 통해 분할 개선 방법을 제안하였다. 유사 아틀라스 선정 시 뼈 영역 기반 정합과 주요 장기 영역 내 밝기값 유사도 측정을 통해 성별과 비만도에 따른 지방, 근육 등 장기 외 영역의 밝기값에 의한 정합 오류로 인해 분할 정확도가 낮아지는 것을 방지하고, 선정된 유사 아틀라스와 대상영상 간 시간이 많이 소요되는 비강체 정합 대신 유사 정합과 어

파인 정합을 사용함으로써 소요 시간은 줄어들면서 정합 정확도는 유지할 수 있도록 영상기반 정합 및 마스크 기반 정합을 순차적으로 수행하였다. 또한 복부 장기 초기 분할 결과 중 분할 결과가 양호한 간, 좌우 신장, 비장과 달리 장기의 크기가 작아 초기 분할에서의 위치 정확도가 낮은 담낭 및 위치와 형태의 다양함으로 초기 분할 정확도가 낮은 췌장에 대해 다른 기관과의 위치적 관계를 이용하는 계층적 방법을 통해 분할 정확도를 향상시켰다.

실험 결과 전체 장기 분할 결과에 대하여 제안 방법의 계층적 복부 장기 분할 결과와 전문가에 의한 수동분할 결과 간의 DSC가 90.47%를 보였으며, 간, 좌측 신장, 우측 신장, 비장의 경우 영상 기반 정합을 통한 초기 분할 결과 대비 마스크 기반 정합을 통한 분할 개선 결과 간의 DSC가 각각 1.47%, 4.92%, 3.45%, 3.25% 향상된 분할 정확도를 보였고, 담낭, 췌장의 경우 영상 기반 정합을 통한 초기 분할 결과 대비 계층적 분할을 통한 분할 개선 결과 간의 DSC가 각각 7.16%, 7.23% 향상된 분할 정확도를 보였다. 하지만 위치 및 형태의 다양성으로 인하여 담낭과 췌장의 분할 정확도가 여전히 낮다는 한계가 있다. 본 제안 방법은 복강경 및 로봇 수술의 수술 전 리허설 및 수술계획 과정에서 복부 장기의 사전 분할에 활용될 수 있으며, 복부 장기의 질병 진단 및 치료

계획을 위한 장기의 형태 파악에 사용될 수 있다.

REFERENCE

- [1] R. Wolz, C. Chu, K. Misawa, M. Fujiwara, K. Mori, and D. Rueckert, "Automated Abdominal Multi-Organ Segmentation With Subject-Specific Atlas Generation," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 32, No. 9, pp. 1723-1730, 2013.
- [2] J. Bano, A. Hostettler, S.A. Nicolau, S. Cotin, C. Doignon, H.S. Wu, et al., "Simulation of Pneumoperitoneum for Laparoscopic Surgery Planning," *MICCAI'12 Proceedings of the 15th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, Part 1, LNCS 7510, pp. 91-98, 2012.
- [3] P. Campadelli, E. Casiraghi, and S. Pratisoli, "A Segmentation Framework for Abdominal Organs from CT Scans," *Journal of Artificial Intelligence in Medicine*, Vol. 50, Issue 1, pp. 3-11, 2010.
- [4] C. Wang and O. Smedby, "Automatic Multi-organ Segmentation Using Fast Model based Level Set Method and Hierarchical Shape Priors," *Proceedings of the VISCERAL Organ Segmentation and Landmark Detection Challenge co-located with IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, pp. 25-31, 2014.
- [5] R.P. Burke, Z. Xu, C.P. Lee, and R.B. Baucom, "Multi-Atlas Segmentation for Abdominal Organs with Gaussian Mixture Models," *SPIE Medical Imaging*, Vol. 9417, No. 7, pp. 941707-941707, 2013.
- [6] M.G. Linguraru, J.K. Sandberg, Z. Li, F. Shah, and R.M. Summers, "Automated Segmentation and Quantification of Liver and Spleen from CT Images Using Normalized Probabilistic Atlas and Enhancement Estimation," *Medical Physics*, Vol. 37, No. 2, pp. 771-783, 2010.
- [7] H. Kim, H. Kim, H. Lee, and H. Hong, "Hierarchical Multi-Atlas Segmentation of Organs on Abdominal CT images," *Proceeding of Spring Conference of the Korea Multimedia Society 2016*, Vol. 19, No. 1, pp. 183-184, 2016.
- [8] M. Oda, T. Nakaoka, T. Kitasaka, K. Furukawa, K. Misawa, and M. Fujiwara, et al, "Organ Segmentation from 3D Abdominal CT Images Based on Atlas Selection and Graph Cut," *Proceedings of MICCAI'11 the Third International Conference on Abdominal Imaging: Computational and Clinical Applications*, pp. 181-188, 2011.
- [9] D. Kang and J. Ha, *Digital Image Processing*, Infinitybooks, Korea, 2010.
- [10] H. Kim, H. Kim, H. Lee, and H. Hong, "Automatic Segmentation of Femoral Cartilage in Knee MR Images Using Multi-atlas-based Locally-weighted Voting," *Journal of Korean Institute Information Scientists and Engineers*, Vol. 43, No. 8, pp. 869-877, 2016.
- [11] H. Jo, H. Hong, and J. Goo, "Pulmonary Nodule Registration in Serial CT Scans Using Global Rib Matching and Nodule Template Matching," *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 45, pp. 87-97, 2014.
- [12] Y. Kim, J. Jung, H. Hong, and S. Hwang, "Automated Prostate Cancer Detection on Multi-parametric MR imaging via Texture Analysis," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 4, pp. 736-746, 2016.



김 현 진

2014년 2월 서울여자대학교 멀티 미디어학과 학사
2016년 8월 서울여자대학교대학 원 정보미디어학과 석사
2016년 9월~현재 서울여자대학교대학원 컴퓨터학과 박사과정 재학 중

관심분야 : 의료영상처리, 영상정합, 영상분할



이 한 상

2011년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 학사
2013년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사
2013년 3월~현재 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사과정 재학 중

관심분야 : 의료영상처리, 영상분할, 컴퓨터비전



김 현 아

2014년 2월 서울여자대학교 멀티 미디어학과 학사
2016년 2월 서울여자대학교대학 원 정보미디어학과 석사

관심분야 : 의료영상처리, 영상분할



홍 헬 렌

1994년 2월 이화여자대학교 전자 계산학과 학사
1996년 2월 이화여자대학교 전자 계산학과 석사
2001년 8월 이화여자대학교 컴퓨터학과 박사

2001년 9월~2003년 7월 서울대학교컴퓨터공학부 BK 박사후연구원
2003년 8월~2006년 2월 서울대학교컴퓨터공학부BK 계약조교수
2006년 3월~현재 서울여자대학교 소프트웨어융합학과 부교수
관심분야 : 의료영상처리, 영상매칭, 컴퓨터그래픽스, HCI