

복부 CT 영상에서 위의 자동적인 추출 및 체적 계산

(Automatic Extraction of Stomach from Abdominal CT Image and Volumetry)

박 승 란 [†] 박 종 원 ^{**} 노 승 무 ^{***}

(Seung Ran Park)(Jong Won Park)(Seung Moo Noh)

요 약 복부 CT 영상에서 위의 자동적인 추출에 대하여 연구하였다. 복부 CT 영상에는 여러 장기가 비슷한 명암 값을 나타내며 분포 해 있다. 본 논문에서는 복부 CT 영상의 여러 장기 가운데 위를 자동적으로 추출하는 알고리즘을 개발하였다. 위는 움직이는 장기이며, 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분으로 나뉘어져 있다. 이를 바탕으로 히스토그램 분석을 통한 명암 값 정보와 위치 정보를 이용하여 위를 탐색하고, 주변 다른 장기를 제거하는 다듬기 과정으로 완전한 위 추출 알고리즘을 완성하였다. 또한 돼지 실험에서 추출된 위의 체적을 비교하여, 개발된 알고리즘의 정확성을 검증한 결과 약 95%의 정확도를 보였다.

Abstract This paper describes an automatic extraction method of the stomach from the abdominal Computed Tomography(CT) image. On the abdominal CT images, there are many organs which are represented as the very similar grey values. Stomach has two specific properties: one is that stomach is a moving organ and it consists of two regions. In this paper, extraction of the stomach from the abdominal CT images is performed by using these two properties. The extraction consists of the grey level thresholding, object density calculation, trimming, and merging. After the extraction, a volume of the stomach is calculated. The sensitivity was approximately 95% in the pig's CT image experiment.

1. 서 론

CT(Computed Tomography)나 MR(Magnetic Resonance) 영상을 처리하는 의료 영상 처리 기술은 전문의들에게 있어 치료나 수술을 위한 계획과 방법 등을 결정하는데 매우 중요한 역할을 한다. 현재의 진단은 의료인들의 전문적 지식과 경험에 의해 시각적으로 이루어지고 있다. 이를 컴퓨터를 이용한 시스템으로 수행한다면 시간 단축과 함께 진단의 정확성을 높일 수 있으며

이로써 많은 양의 진료 또한 이루어 질 수 있다[1].

컴퓨터가 의료 영상을 분석하고 진단 할 수 있는 시스템을 구축하기 위한 첫 단계로 의료 영상을 정확하게 분석 할 수 있는 알고리즘 개발이 선행되어야 한다. 이에 본 연구는 복부 CT 영상내의 여러 장기 가운데 움직이는 장기인 위를 선택하여 이를 일반적인 영상처리 알고리즘을 이용하여 자동적으로 추출해 내는 방법을 연구하였다[2] [3] [4] [5] [6] [7].

본 연구에서 선택되어진 복부 CT 영상 내의 위는 움직이는 장기이며 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분으로 나뉘어져 있는 특징을 보이고 있다. 따라서, 이를 동시에 추출하는 알고리즘 개발은 모든 장기의 추출에 대한 기초적인 방법을 제시할 수 있으며, 위 배출 기능의 정확한 계산, 그리고 일정한 크기 이상의 종양에 대한 자동 인식에도 이용될 수 있다는 점에 의의를 두고 연구되었다. 또한 복부 CT 영상 내에서 위에 대한 추출의 시도가 현재까지 이루어지지 않았다는 점

[†] 학생회원 : 충남대학교 정보통신공학과
srpark@crow.cnu.ac.kr

^{**} 종신회원 : 충남대학교 정보통신공학과 교수
jwpark@crow.cnu.ac.kr

^{***} 비회원 : 충남대학교 일반외과 교수
seungnoh@cnu.ac.kr

논문접수 2000년 4월 18일
심사완료 2000년 12월 11일

에도 커다란 의의를 두고 연구되었다.

복부 CT 영상은 여러 가지 명암 값으로 각 장기에 대한 정보를 나타내고 있다. 따라서, CT 영상에 대한 명암 값 분석으로 관심 영역(regions of interest)의 장기에 대한 추출이 이루어 질 수 있다. 정상인의 복부 CT 영상에서 위에 대한 명암 값을 분석한 결과, 음식물로 채워진 부분에 대한 명암 값은 85 - 88, 공기로 채워진 부분에 대한 명암 값은 0 - 10 분포로 항상 동일하게 나타났다. 따라서, 이를 바탕으로 본 연구에서는 복부 CT 영상 내에서 위의 위치를 추적하여 자동적으로 위를 추출할 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

본 논문은 복부 CT 영상의 특징과 전처리 과정을 먼저 기술한 후, 명암 값 탐색을 바탕으로 한 위 추출 과정, 그리고 추출된 위의 체적 계산 과정, 알고리즘의 정확성을 검증하기 위한 실험과 결론으로 구성되어 있다.

2. 전처리 과정

2.1 복부 CT 이미지의 물리적 특징

CT 영상을 처리하기 위해서 .dcm 파일로 되어 있는 원 CT 영상을 다음과 같이 .pgm 파일로 변환시킨다. (이때 사용되어지는 유틸리티는 ACR-NEMA (American College of Radiology-National Electrical Manufacturers Association)에서 마련한 표준 규격인 DICOM(Digital Image Communication in Medicine)을 사용한다[8].)

```
$ dicom2 -r *.dcm
$ raw2pgm [x-axis size] [y-axis size] -o [output file] -maxval [maximum value]
```

이와 같은 방법으로 확장자가 .pgm으로 변환된 파일은 512*512 크기의 이미지 파일로써 하나의 픽셀을 표현하는데 16비트를 사용하며, 이로 인하여 하나의 이미지 파일의 크기는 약 520K Byte가 된다. 그러나, 일반적으로 하나의 픽셀 표현에는 8bit 만 사용하여도 이미지 해상도에 지장이 없는 점을 감안하여 이미지 파일 크기를 약 260K Byte로 줄여서 처리한다. 이를 위해 사용되어진 유틸리티로는 이미지 처리 프로그램인 XV[9]를 사용하여 파일 크기를 변환하였고, 이로써 프로그램 처리 속도 개선 및 디스크 용량 절감 효과를 보였다. 한편, 8 bit pgm으로 변환된 파일에는 0에서 255까지의 명암 값으로 인체 복부 내부의 여러 장기가 표현되어 있다.

2.2 복부 CT 영상에서의 명암 값 분석

복부 CT 영상에 담겨져 있는 각 장기들은 서로 다른 장기와 구별되는 일정 영역의 명암 값 분포를 갖고 있

기 때문에 이를 바탕으로 장기에 대한 정보 획득과 영역 추출이 가능하다.

먼저, 전체 복부 CT 영상을 입력 값으로 받아 명암 값 분포에 따라 고유의 색으로 변환시켜주는 방법을 이용하여 시작적으로 장기별 구분을 한 다음 각 장기별로 명암 값 히스토그램을 분석하여 각 장기에 대한 피크 값을 찾아내었다[2] [3] [10]. 그 결과 음식물로 채워진 부분은 85 - 88, 공기로 채워진 부분은 0 - 10 명암 값 분포를 나타내었다. 위와 같은 방법으로 전체 복부 CT 영상에 대한 히스토그램 분석으로 얻어진 각 장기의 명암 값 분포는 다음 표 1과 같다.

표 1 복부 CT 영상에서 장기의 명암 값 분포 범위

장기 이름	명암 값 분포 범위
위(Stomach)	85 - 88, 0 - 10
비장(Spleen)	90 - 92
지방(Fat)	60 이하
신장(Kidney)	84 - 90
뼈(Bone)	117 - 178
근육(Muscle)	90 - 92
간(Liver)	90 - 92
문맥(Vessel)	84 - 95

3. 위 추출(Stomach Segmentation)

복부 CT 영상에서 각 장기의 정확한 추출은 장기별 판단에 큰 도움을 줄 수 있다. 따라서 장기의 추출은 CT 영상 인식에 있어서 가장 기초적인 작업이라 할 수 있다. 본 논문에서는 움직이는 장기인 위를 선택하여 추출하였다.

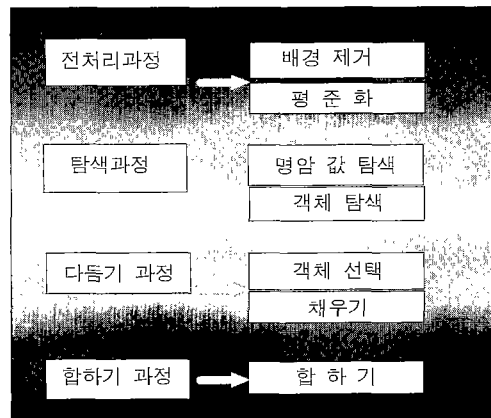


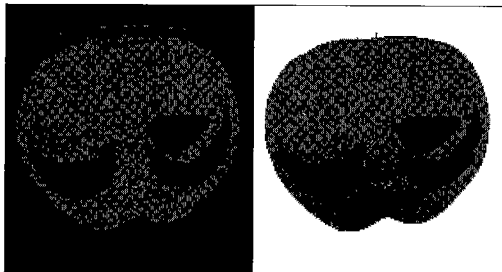
그림 1 알고리즘 순서도

CT 영상에서 장기 추출 방법은 장기별 특징적인 정보를 바탕으로 하는데 대표적으로 명암 값 정보, 위치 정보, 크기 정보, 모양 정보 등을 들 수 있다[2][3][4][5][6]. 위는 CT 영상에서 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분으로 나뉘어져 나타나는 특징을 보인다. 이를 바탕으로 본 논문에서는 명암 값 정보와 위치 정보를 바탕으로 추출을 시도하였다. 다음 그림 1 은 본 알고리즘의 순서도이다.

3.1 배경 제거

8 bit pgm으로 변환된 복부 CT 영상을 분석해 보면 사람의 몸통 바깥 부분은 명암 값 0을 갖는 검은 부분으로 둘러싸여 있다. 이를 배경 부분이라 하였는데, 이는 장기 추출의 관심 영역에 포함되지 않으므로 사전에 제거하여 장기 추출을 용이하게 하였다.

배경 부분 명암 값 0을 중심으로 이와 동일한 명암 값을 가지는 픽셀들을 흰색으로 바꿔주는 방법으로 배경을 제거한다. 그림 2는 원 CT 영상과(a) 배경이 제거된 영상(b)이다.



(a) 원 CT 영상 (b) 배경이 제거된 결과

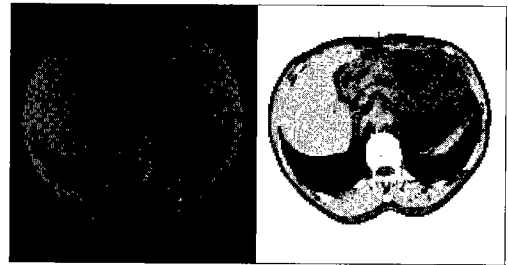
그림 2 원 CT 영상(a) 과 배경이 제거된 결과 영상(b)

3.2 평준화

배경이 제거된 CT 영상을 관찰해보면, 시각적인 장기 구분이 모호할 정도로 여러 장기가 특정 범위에 인접해 있다. 또한 명암 값 분포가 고루 퍼져 있지 않고 일정 범위에만 국한되어 있어 영상 처리 시 임계값(Threshold)을 결정하기도 어렵다.

따라서, 0 - 255 범위, 즉 모든 스케일에 균등하게 분포하도록 하는 히스토그램 변환 기법[2][4]을 사용하여 각 장기별 명암 대비를 극대화 시켰다. 이는 평준화 과정으로 히스토그램에 대한 균등한 분포가 되어 각 장기별 명암 값 간격이 넓어지므로 시각적 구분이 명확하게 된다. 평준화 과정 결과 영상은 중간 결과 영상의 상호 확인 등을 위한 참조 이미지로 사용되어 질 수 있다. 그림 3 은 원 CT 영상(a)과 평준화 과정을 수행한 결

과 영상(b)이다.



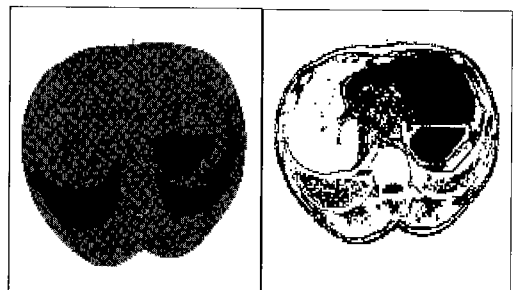
(a) 원 CT 영상 (b) 평준화 과정 결과

그림 3 원 CT 영상(a)과 평준화 과정 결과 영상(b)

3.3 명암 값 탐색

히스토그램 분석을 통해 알아 낸 위의 명암 값 정보를 바탕으로 배경이 제거된 CT 영상에서 위를 탐색한다. 위는 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분으로 나뉘어져 나타나 있는 특징을 보이는 데 각 부분의 해당 명암 값은 음식물로 채워진 부분은 85 - 88, 그리고 공기로 채워진 부분은 0 - 10 분포이다.

정상인의 경우 위에 대한 명암 값은 항상 동일하기 때문에 처음 히스토그램 분석을 통해 얻은 명암 값 분포가 모든 CT 영상에 대해 일률적으로 적용될 수 있다. 이 범위에 어긋날 경우 비정상 위를 가진 환자의 CT 영상으로 간주한다. 본 논문에서는 정상인의 복부 CT 영상으로 제한하고 알고리즘을 개발하였다. 따라서 이를 바탕으로 각 명암 값에 해당되는 픽셀만을 남기고 나머지는 노이즈로 간주하고 픽셀 값을 흰색으로 제거시킨다. 결과 이미지는 그림 4와 같다.



(a) 배경이 제거된 영상 (b) 명암 값 탐색 결과

그림 4 원 영상(a)에서 명암 값을 탐색한 결과 영상(b)

3.4 객체 탐색

명암 값 탐색 과정으로 찾아진 영상을 살펴보면 탐색

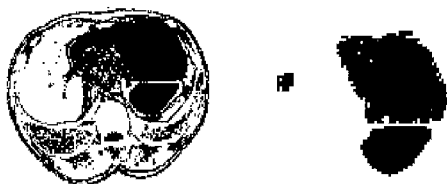
대상으로 정한 위를 제외하고도 다른 장기가 상당 부분 함께 추출되었음을 볼 수 있다. 이를 노이즈로 간주하고 제거하는 과정을 객체 탐색 과정으로 채택한다.

명암 값이 위와 같은 분포를 가졌기 때문에 명암 값 탐색 과정에서 함께 추출된 다른 장기의 특성을 살펴보면, 위와는 다르게 픽셀의 밀도가 낮은 것을 알 수 있다. 이를 바탕으로 밀도 계산을 수행하여 위와 다른 장기를 구별해 보았다.

먼저, 전체 영상 512*512 가운데 명암 값 탐색 과정으로 얻어진 위 영상은 전체 영상의 외곽 부분에는 나타나지 않으며 위의 위치 정보가 복부 CT 영상의 중앙 부분을 중심으로 걸쳐 있다는 사실을 고려하여 탐색 범위를 400*400으로 한정시킨다. 이로써 수행 시간을 단축시킨다. 그리고 400*400 영상 내에서 검은 픽셀이 나타나면 픽셀들의 밀도를 계산한다. 밀도는 밀집되어 있는 객체내의 총 픽셀 수를 계산하여 나타낸다. 밀도가 계산된 전체 검은 픽셀들은 밀도가 높은 차례로 오름차순으로 정렬되며, 가장 높은 밀도를 나타내는 객체가 음식물로 채워진 부분으로 선택되며, 두 번째로 밀도가 높은 객체가 공기로 채워진 부분으로 선택된다.

단, 다른 장기 또한 밀도가 높을 수 있다는 경험적 통계를 바탕으로 세 번째로 밀도가 높은 객체까지 우선 선별한다. 그리고 나머지 검은 픽셀들은 노이즈로 간주하고 영상에서 흰색으로 제거시킨다.

그림 5는 탐색 대상 객체를 추적하여 찾아내고 나머지는 노이즈로 간주하고 흰색 픽셀로 바꿔준 결과 영상이다.



(a) 명암 값 탐색 결과 (b) 객체 찾기 결과

그림 5 명암 값 탐색 결과 영상(a)에서 객체 찾은 결과 영상(b)

3.5 객체 선택

이제 영상에는 위라고 고려되어 찾아진 객체들이 남겨져 있다. 이 영상을 분석해보면, 검은 픽셀 덩어리인 객체들이 3개 존재하게 된다. 이 가운데 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분을 선택해야 하는데, 가장 큰 밀도를 갖는 객체가 항상 음식물로 채워진 부분이 되고, 나머지 객체 가운데 하나가 공기로 채워진 부분이

된다. 이는 두 번째, 세 번째로 밀도가 높은 객체들로부터 중에서 공기로 채워진 위 부분을 찾아야 하는데 방법은 다음과 같다.

보통 두 번째로 밀도가 높은 객체가 공기로 채워진 위 부분으로 선택된다. 그러나, 위치 정보를 확인하여 음식물로 채워진 부분과 거리가 너무 멀리 떨어져있는 경우는 위의 선택에서 제외시킨다. 즉 밀도가 높은 순으로 그리고 음식물로 채워진 부분과의 거리가 상하 방향이고 가까운 것일 수록 공기로 채워진 부분으로 선택되어진다. 그림 6은 선택되어진 객체의 결과 이미지이다.

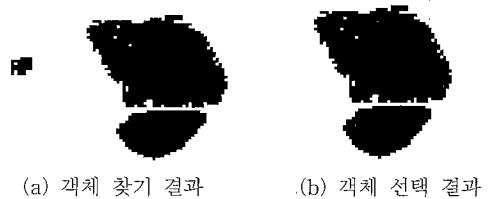


그림 6 3개의 객체 영상(a)에서 선택된 위의 영상(b)

3.6 채우기

다음 과정은 선택되어진 두 객체들을 다듬는 과정이다. 두 객체의 내부를 살펴보면 작은 홀(Hole)등이 관찰되어진다. 이는 장기 내부에 존재하는 미세한 혈관이나 점으로써 명암 값이 다르기 때문에 명암 값 탐색 과정에서 제외되어 하얀 홀로 남게 되었다. 그러나, 이 또한 장기 내부의 일부이므로 이를 채워주는 과정을 수행한다. 본 논문에서는 각 객체에 Morphological Filter 가운데 Erosion과 Dilation 연산을 적용시켰다[2][4][5]. 내부의 홀들을 채울 수 있는 structure element 크기로는 3*3 square structure element가 사용되었다. Structure element가 이 크기 보다 큰 경우에는 연산 시간이 오래 걸리는 단점이 있으며, 3*3 크기 보다 작은 경우에는 내부 홀이 채워지지 않는 경우도 발생한다. 따라서, 경험적 통계로써 3*3 크기가 내부의 홀을 채울 수 있는 가장 적합한 크기로 선택되어졌으며 이를 이용하여 Erosion과 Dilation 연산이 각각 한번 씩 수행되었다. 각 연산은 다음과 같이 이루어진다.

가운데의 한 픽셀 값이 주변에 있는 다른 8개의 픽셀들의 값과 비교 연산이 이루어진다. 이웃하는 8개의 모든 픽셀들의 값이 해당 픽셀의 값과 같을 경우에는 원래 값을 유지하고, 주위의 8개 픽셀 값 중 하나라도 다른 값이 존재한다면 해당 픽셀의 값은 다른 값으로 변환이 된다.

Dilation 연산을 영상에 적용시키면 검은 색으로 표현

된 객체의 크기가 커지고 흰색으로 표현된 객체는 작아진다. 이 방법으로 객체 내부의 홀을 메울 수 있다. Erosion 연산은 반대 개념으로, 영상에 적용시키면 검은 색으로 표현된 객체의 크기는 감소하고 흰색으로 표현된 객체의 크기는 커지게 된다.

그러므로, Dilation 연산을 수행한 후 전체적으로 확장된 영상에 다시 Erosion 연산을 수행시키면, Dilation 연산으로 확장되었던 경계선 부분은 원래의 경계를 다시 찾게 되고 내부에 있던 작은 홀들은 메워지게 된다. 그러나, Dilation 연산으로 확장된 영역의 내부에 있는 작은 홀들은 Erosion 연산을 수행하여도 다시 원래의 홀로 돌아오지 않는다. 이는 이미 Dilation 연산 과정을 거치면서 검은 픽셀로 바뀌어 객체의 일부로 포함되어 버리기 때문이다.

결국, Dilation 연산 후 Erosion 연산을 수행하면 전 단계에서 추출된 영역의 크기에는 변화를 주지 않으면서 객체 내부에 흰색으로 표시되어 있던 작은 홀들을 객체의 일부로 변화시킬 수 있는 것이다. 이로써 내부의 모든 홀들이 메워 지게 된다. 그림 7은 Dilation 연산과 Erosion 연산 효과를 보여주는 영상이다.

그림 7(a) 영상에 Dilation 연산을 적용하면 그림 7(b) 영상과 같이 검은 픽셀의 경계선에서 한 픽셀씩 채워질 뿐 아니라 내부 홀도 채워진다. 이 영상에 다시 Erosion 연산을 적용시키면 원래의 경계선을 회복하면서 객체 내부에 존재하던 홀은 객체 내부로 이미 흡수되어 변화

지 않는 결과를 보인다(그림 7(c)). 그림 8은 Dilation 연산과 Erosion 연산을 복부 CT 영상에 적용시킨 예이다.

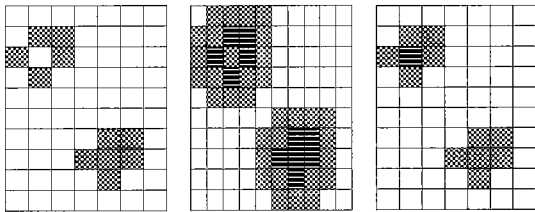
3.7 합하기

채우기 과정을 수행한 영상을 살펴보면, 객체로 인정된 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분만이 남게 된다. 그러나, 두 객체는 서로 일정한 간격을 두고 위치해 있다. 이는 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분 사이에 90 - 92 명암 값 분포를 갖는 근육 층이 존재하여, 명암 값 탐색 과정에서 누락되었기 때문이다.

그러나, 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분 사이의 근육 층 또한 위 내부로 인정되어야 하므로 각각 떨어져서 추출된 부분과 그 사이의 제거된 근육 층을 연결해 주는 과정이 필요하다. 이를 합하기 과정이라 하였으며 방법은 다음과 같다.

전체 512*512 영상 가운데 객체가 존재하는 범위의 최소사각형을 먼저 구하여 탐색 시간을 단축시킨다. 다음으로 최소 사각형의 네 모서리에서 각각 시작하여 사각형 내부를 40*40 마스크 이미지를 사용하여 스캔한다. 마스크 이미지는 등근 공 모양으로 선택하여 부드러운 경계선을 만들 수 있도록 하였으며 마스크 이미지의 크기는 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분이 떨어져 있는 사이 간격 보다 크게 만들어 두 부분이 연결될 수 있도록 한다. 40*40 마스크 이미지는 경험적 통계 값으로 충분한 크기로 선택되었다.

최소 사각형의 왼쪽 모서리로부터 마스크 이미지가 이동되면서 각 마스크 이미지와 선택되어진 객체 이미지의 겹쳐지는 픽셀 수를 계산한다. 두 이미지 사이에 겹쳐지는 픽셀 수가 통계적 경험치로 얻어진 임계값보다 적은 픽셀들은 명암 값이 0으로 바뀌고, 임계값보다 겹쳐지는 픽셀수가 많은 픽셀들은 명암 값이 30으로 바뀐다. 이 과정으로 최소 사각형 내부에 있으면서 선택되어진 위 부분의 경계선 바깥 부분, 즉 배경 부분은 겹쳐지는 픽셀이 적어 임계값 이하 픽셀로 결정되며 명암 값이 0으로 바뀌게 되고, 선택되어진 위 부분은 마스크 이미지와 겹쳐지는 부분이 임계값 이상이 되어 명암 값이 30으로 바뀌게 된다. 그리고, 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분 사이에 떨어져 있는 간격에서의 마스크 이미지와의 비교는 마스크 이미지의 크기를 이 떨어져 있는 간격보다 크게 설정해 놓았기 때문에 떨어진 부분의 양쪽 모서리 부분이 마스크 이미지와 겹쳐지는 부분이 거의 없으므로 임계값 이하가 되어 마스크 이미지 크기만큼이 명암 값 0으로 대체된다. 즉, 떨어져



(a) 원영상 (b) Dilation 연산 (c) Erosion 연산

그림 7 Dilation and Erosion 연산



(a) 채우기 전 영상 (b) 채우기 과정 결과

그림 8 채우기 과정 수행 전(a) 과 후 영상(b)

있던 경계 부분이 마스크 이미지의 외곽선 명암 값 0으로 대체되는 것이다. 다음 과정으로 명암 값이 0으로 바뀐 이미지는 명암값 255, 즉 배경 색으로 바꾸고 명암 값이 30인 객체 이미지는 명암 값 0, 즉 찾고자 하는 객체 이미지로 바꾼다. 이로써 떨어져 있던 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분 사이가 연결된다.

다음 과정으로는 경계선은 연결되었지만 그 내부가 아직 채워지지 않아 흰 픽셀로 존재하므로 이 부분을 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분과 같은 명암 값인 검은 픽셀로 바꿔주는 과정을 수행한다. 이는 좌표마다 픽셀의 명암 값이 처음으로 0 인 지점에서 다음 0 명암 값을 갖는 픽셀을 만날 때까지 모든 픽셀의 명암 값을 0으로 바꿔주는 과정을 통해서 이루어진다. 그림 9는 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분 사이를 연결해주는 마스크 이미지와 과정 설명이다.



(a) 마스크 이미지 (b) 연결된 이미지 (c) 합하기 과정 결과

그림 9 마스크 이미지(a)를 이용한 합하기 과정(b)과 결과 영상(c)

다음 그림 10은 본 연구에서 수행된 알고리즘에 의한 진행 결과 영상들이다.



(a) 원 영상 (b) 배경 제거 (c) 평준화 (d) 명암 값 탐색



(e) 객체 탐색 (f) 객체 선택 (g) 채우기 (h) 합하기

그림 10 복부 CT 영상에 대한 알고리즘 적용 결과 영상

3.8 체적 계산

지금까지 언급된 과정으로 위에 대한 자동적인 추출이 이루어졌다. 추출에 대한 정확성을 검증하기 위하여 외과 전문의의 도움으로 총 50명에 해당하는 복부 CT 영상에 본 알고리즘을 적용시켜 보았다. 또한 알고리즘 적용으로 추출된 위 영상과 외과 전문의에 의해 수동으로 추출된 위 영상에 대해 체적을 계산해 보았다. 체적 계산 방법은 다음과 같다[10].

$$V = \sum_{i=1}^{N-1} (((L_p \times X \times Y) \text{ of } S_i + (L_p \times X \times Y) \text{ of } S_{i+1}) / 2) \times D$$

- N : 추출된 위를 포함하는 슬라이스의 수
- S_i : 슬라이스 번호
- D : 슬라이스 사이의 간격
- L_p : 추출된 위를 구성하는 픽셀의 수
- X : 한 픽셀의 가로 길이
- Y : 한 픽셀의 세로 길이

보통 한 사람의 복부 CT 영상은 15 - 20 장의 슬라이스로 구성된다. 그리고, 각 요소 정보는 CT 영상에 포함되어 있는 header 파일을 기반으로 추출하였다. header 파일에는 영상에 대한 구성과 형식에 대한 정보로부터 환자 정보에 이르기까지 비교적 많은 양의 정보가 수록되어 있다[11]. 본 연구에서는 header 파일에 있는 슬라이스 간격, 픽셀의 가로 길이, 세로 길이 등을 이용하여 체적을 계산하였다. 그리고, 추출된 위를 구성하는 픽셀의 수는 결과 영상 내에 존재하는 픽셀 수를 계산하여 산출하였다.

다음 표 2는 본 연구로 추출된 위의 체적과 외과 전문의에 의해 추출된 위의 체적 산출 표이다.

표 2 체적 산출 비교 표

	본 연구에 의해 추출된 위의 체적	외과 전문의에 의해 추출된 위의 체적
평균 (Liter)	0.674	0.638
오차 (%)	3.62	

4. 실험

본 연구에서 개발된 알고리즘을 돼지 복부 영상에 적용시켜 보았다. 생후 4 개월 된 Landrace 중 24Kg 돼지를 동물용 마취제 rumpum를 사용한 후 7mm, 10mm 간격으로 복부 CT 영상을 촬영하였다. 촬영 후 외과 전문의에 의한 장기 해부 과정을 통해 실제 돼지 위가 무게 212.54 Kg, 체적 500ml 라는 것을 실측하였다.

다음 과정으로 돼지 복부 CT 영상에 본 연구에서 개발된 동일한 알고리즘을 적용시킨 후 결과 영상으로 체적을 계산해 보았다. 표3 은 실제 측정된 체적과 알고리즘으로 측정된 체적을 비교한 표이다.

표 3 실측된 체적과 알고리즘으로 계산된 체적 비교

	실측된 위의 체적	알고리즘에 의해 계산된 위의 체적
체적 (ml)	500	479
오차 (%)	4.2	

돼지 복부 영상에 대한 실험으로써 표 3에서 알 수 있듯이 본 연구에 의한 알고리즘의 오차율이 5% 이하라는 사실이 입증되었다. 다음 그림 11은 돼지 복부 영상에 대한 알고리즘 진행 결과 영상들이다.

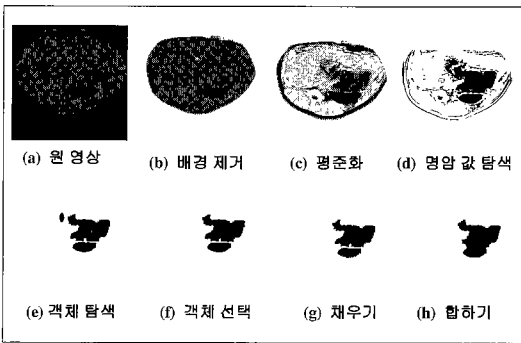


그림 11 돼지 복부 CT 영상에 대한 알고리즘 적용 결과 영상

5. 결론

지금까지 복부 CT 영상의 특징을 파악하고 CT 영상에서 위의 자동적인 추출에 대하여 연구하였다. 한 사람의 복부 CT 영상은 15 - 20 슬라이스로 구성되어 있으며 header 파일을 수록하고 있다. CT 영상에서 위의 특징은 다음과 같다.

음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분으로 나뉘어져 있으며 보통 CT 영상의 오른쪽 중심을 기점으로 상,하 방향으로 존재하며 명암 값 분포가 음식물로 채워진 부분은 85 - 88, 공기로 채워진 부분은 0 - 10을 나타낸다.

본 연구에서는 이를 바탕으로 먼저 불필요한 배경을 제거하고 명암 값의 히스토그램과 위치 정보를 이용하여 위를 탐색하고 내부 채우기 과정, 그리고 분리되어져

서 찾아진 음식물로 채워진 부분과 공기로 채워진 부분을 합하는 과정을 수행하였다. 또한 완전하게 추출된 위의 체적을 계산하였다.

총 50명의 정상인 복부 CT 영상에 대해 알고리즘을 적용시킨 후 추출된 위의 영상에 대한 체적을 계산해 본 결과 의과 전문의에 의해 매뉴얼 방식으로 측정된 결과와 5% 이하의 오차를 보였다. 그리고, 본 알고리즘을 돼지 복부 영상에 적용시켜 본 결과 실험에 의한 실측치와 5% 이하의 오차를 보이며 위가 추출되었다.

이로써 본 연구는 복부 CT 영상 내에서 위의 정확한 추출을 수행하는 알고리즘을 개발하였다. 이는 움직이는 장기의 자동적인 추출이라는 점에 의의를 둘 수 있으며, 본 연구에서 개발된 알고리즘은 추출된 위의 체적을 이용한 위 배출 기능의 정확한 계산, 일정한 크기 이상의 종양에 대한 자동 인식과 의학용 프로그램의 제작 등에 폭 넓게 이용될 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] J. K. Udupa and G. T. Herman, "3D Imaging in Medicine," CRC Press, 1991.
- [2] H. E. Burdick, "Digital Imaging theory and application," McGraw_Hill, inc. 1997.
- [3] S. E. Umbaugh, "Computer Vision and Image processing : A Practical Approach Using CVIPtools," Prentice Hall PTR , 1998.
- [4] D. H. BALLARD and C. M. BROWN "Computer Vision," Prentice Hall, 1982.
- [5] J. R. Parker, "Algorithm for image processing and Computer Vision," John Wiley and Sons, inc. 1997.
- [6] M. J. CARLOTTO, "Histogram Analysis Using a Scale Space Approach," IEEE Transaction on PAMI, pp 121-129, Jan. 1987.
- [7] S. H. Yoo, J. S. Cho, S. M. Noh, K. S. Shin, J. W. Park, "Advanced Liver Segmentation by Using Pixel Ratio in Abdominal CT Image" 2000 International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications(ITC-CSCC'2000), Vol.1, pp.39 - 42, 2000.
- [8] Information Processing Engineering Dept., "DICOM2 Installation and Usage Manual," UTC, France.
- [9] J. Bradley, "XV : Interactive Image Display for the X Window System," version 3.0a, 1994.
- [10] S. H. Yoo, H. K. Yoo, Y. C. Sung, J. S. Cho, S. M. Noh, K. S. Shin, J. W. Park, "Segmentation of Liver and Spleen by using Lattice estimation system in abdominal CT image" ITC-CSCC'99, Vol.2, pp.991 - 994, 1999.

[11] NEMA draft standards, "Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM)," Part 1 - 14.



박 승 란

1998년 2월 충남대학교 공과대학 정보통신공학과 졸업, 공학사. 1998년 3월 ~ 1998년 12월 시스템공학연구소 설계정보화연구실 연구조원. 1999년 2월 ~ 현재 충남대학교 공과대학 정보통신공학과 석사과정. 관심분야는 영상처리, 컴퓨터 그

래픽스, 객체지향 프로그래밍.



박 종 원

1979년 2월 충남대학교 전자공학과 졸업, 공학사. 1981년 2월 한국과학기술원 전산학과 졸업, 전산학 석사. 1991년 8월 한국과학기술원 전산학과 졸업, 전산학 박사. 1995년 ~ 현재 충남대학교 공과대학 정보통신공학과 정교수. 관심분야는

영상처리, 병렬처리, 의공학



노 승 무

1976년 2월 충남대학교 의과대학 졸업, 의학사. 1992년 2월 전북대학교 대학원 졸업, 의학 박사. 1990년 8월 ~ 현재 충남대학교 의과대학 일반외과 부교수.