[UCI]I804:24011-200000233314

*2006*年 *2*月

碩士學位論文

해부학적 구조 추출을 위한 영상 멀티스케일 분할 알고리즘

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

情 報 通 信 工 學 科

安 瑛 恩

해부학적 구조 추출을 위한
영상 멀티스케일 분할 알고리즘

Image Multiscale Segmentation Algorithm
for extracting Anatomical Structures

*2006*年 *2*月 日

朝 鮮 大 學 校 大 學 院

情 報 通 信 工 學 科

安 瑛 恩

해부학적 구조 추출을 위한
영상 멀티스케일 분할 알고리즘

指 導 敎 授　朴　鍾　安

이 論文을 工學碩士學位申請 論文으로 提出함.

2005 年　*10* 月　　日

朝 鮮 大 學 校　大 學 院

情 報 通 信 工 學 科

安　瑛　恩

安 瑛 恩의 碩士學位 論文을 認准함

委員長　朝鮮大學校　敎授　韓　承　朝　　印

委　員　朝鮮大學校　敎授　邊　宰　榮　　印

委　員　朝鮮大學校　敎授　朴　鍾　安　　印

2005 年　*12* 月　　日

朝鮮大學校　大學院

목 차

도 목 차 ····· iii
ABSTRACT ····· v

Ⅰ. 서 론 ····· 1
A. 국내외 연구 동향 ····· 2
B. 영상 분할의 문제점 분석 ····· 4
C. 본 연구의 내용 및 구성 ····· 5
II. 영상 분할 ····· 7
A. 영상 분할 방법 ····· 7
1. 에지를 이용한 분할 ····· 7
2. 임계치 처리 ····· 8
3. 영역 기반 분할 ····· 9
4. 유역 변환에 의한 분할 ····· 11
B. 주파수 영역에서의 영상 처리 ····· 14
1. 주파수 영역에서의 필터링 ····· 14
2. 고속 푸리에 변환 ····· 15
3. 고속 푸리에 변환을 이용한 필터링 ····· 17
Ⅲ. 광학 변환 함수(OTF) ····· 19
Ⅳ. 영상 분할 알고리즘 설계 ····· 21
A. 제안한 영상 분할 알고리즘 ····· 21
Ⅴ. 시뮬레이션 ····· 27

Ⅵ. 결론 ····· 47
참고문헌 ····· 48

도 목 차

그림 2.1 에지를 이용한 영상 분할의 절차 ····· 8
그림 2.2 두 모드 히스토그램의 시각적 분석에 의한 임계치 선정 ····· 9
그림 2.3 영역 분할 및 병합 방법 ····· 11
그림 2.4 유역변환 ····· 12
그림 2.5 거리변환을 이용한 방법 ····· 13
그림 2.6 주파수영역에서의 필터링 ····· 15
그림 2.7 2차원 고속 푸리에 변환의 원리 ····· 16
그림 2.8 공간 주파수 영역 필터링 과정 ····· 17
그림 4.1 제안한 알고리즘 ····· 21
그림 4.2 3×3 사이즈 윈도우 ····· 25
그림 4.3 Processed Image ····· 26
그림 4.4 OSo Image ····· 26
그림 5.1 폐의 원 영상 ····· 27
그림 5.2 광학 변환 함수(*OTF*) ····· 27
그림 5.3 푸리에 변환 ····· 28
그림 5.4 프로세스 된 영상 ····· 28
그림 5.5 신장의 원 영상 ····· 28
그림 5.6 광학 변환 함수(*OTF*) ····· 28
그림 5.7 푸리에 변환 ····· 29
그림 5.8 프로세스 된 영상 ····· 29
그림 5.9 원 영상 ····· 30

그림 5.10 원 영상에서 추출할 부분(폐) ····· 30
그림 5.11 OTF 필터에 의해 여러 부분이 추출된 HRCT 영상 ····· 31
그림 5.12 σ_1과 σ_2의 값에 따른 OTF 필터 ····· 39

ABSTRACT

Image Multiscale Segmentation Algorithm for extracting Anatomical Structures

An, YoungEun
Advisor : Prof. Park, JongAn, Ph.D.
Department of Information & Communications,
Graduate School of Chosun University

Various image segmentation techniques have been presented in the literature for the segmentation of the images. However, there are a few multiscale segmentation methods that can segment the image so that various components within the image could be separate data multiple resolutions or scales.

In this paper present a new segmentation method based on an optical transfer function implemented in the Frequency domain and with this new segmentation technique, This paper demonstrate that it is possible to segment the images into its various components at multiple scales hence separating the information available in the image. The processing is done in the frequency domain by using the Fast Fourier Transform. The corresponding Fourier spectrum of the images and the corresponding filters used for extraction of various structures are also shown.

Ⅰ. 서 론

최근 정보통신기술의 급속한 발전으로 멀티미디어 데이터베이스로부터 영상 정보를 검색하는 일이 빈번히 발생되고 있으며, 이를 위한 내용기반 영상검색 방법들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 현재 개발이 되어 있는 내용기반 영상 검색 시스템은 주로 전체영상에 대한 다양한 특징을 추출하여 검색하는 방법이다. 이러한 검색 시스템에서는 “주어진 영상 내 어떤 한 부분과 유사한 영상들을 검색하라”와 같은 질의 수행은 어렵게 된다. 따라서 영역기반의 영상 검색을 위해서는 영상 분할이 필수적이다.

영상 분할 방법은 크게 자동 영상 분할(Automatic Segmentation)과 반자동 영상 분할(Semi-automatic Segmentation)로 나눌 수 있다. 그리고 이들 기법은 대체로 자연 영상에서 의학 영상에 이르는 다양한 영상의 유형에 따라 각각 달리 적용된다.

예를 들어 고해상도 컴퓨터 단층촬영(High Resolution Computed Tomography : HRCT)을 실행하는 목적은 여러 가지 폐질환, 예를 들어 폐기종, 결절, 간질성 폐질환 등의 평가를 위한 것이다. HRCT 영상은 매우 얇게 영상을 분할함으로서 훨씬 치밀해진 해상도를 보여주는 장점이 있다. 그러나 이 치밀한 분할로 인하여 한 사람의 환자를 위해서만도 우리는 수없이 많은 작은 부분들로 이루어진 영상의 연속상을 얻게 된다. 이것은 모든 영상들을 시각적으로 평가하는 데 많은 시간을 소비하는 결과를 가져온다. [1]에 의하면 경험이 많은 관찰자들은 보통 40%에서 70%의 비율로 폐질환에 대해 올바른 진단을 내린다. 따라서 HRTC 영상을 분석하기 위한 자동화된 분할기법에 대한 필요가 발생한다. 이 문제는 이미 이 분야에서 여러 번 지적되어 왔던 사항이지만 HRCT 영상을 일률적인 크기로 세분화하는 것에 대해서는 여전히 의견이 일치되지 못하고 있다. 일부는 반자동 분할기법을 제안하는 반면 또 다른 일부

는 자동 분할기법을 사용하고 있으므로 현재 이 부분은 매우 활발한 연구의 주제가 되고 있다.

이것은 현재 영상 분야에 존재하는 다양한 현상들 중 하나의 예에 불과하다. 본 연구에서는 주파수 영역에 적용되는 광학적 변환기능을 토대로 한 멀티스케일 분할 기법을 소개하고 이 새로운 분할 기법과 함께 영상을 다양한 비율로 쪼개어 영상 안에서 정보를 분리하는 것이 가능하다는 것을 보여준다. 이 기법은 필터파라미터의 초기 선정에서 사용자의 시각적 정보입력을 요구하기 때문에 반자동 분할기법의 종류에 속한다고 할 수 있다. 일단 초기 파라미터가 선정되고 나면 그 다음부터는 다양한 학습 알고리즘이 사용될 수 있다.

A. 국내외 연구 동향

국내에서의 영상 분할에 대한 연구는 오랜 기간에 걸쳐 얼굴인식, 객체 검출 같은 보안 시스템 등 다양한 방법으로 발전되어 왔다. 그것은 크게 자동 분할과 반자동 분할로 나눌 수 있는데, 자동 분할은 영상의 밝기 값을 기준으로 한 분할 방법으로 비교적 정확한 영역의 경계를 찾지만 단지 영상의 밝기 정보만을 이용했기 때문에 비디오 객체의 경계는 정확히 찾아내지 못하고 있다. 그래서 나온 것이 반자동 영상 분할 기법인데, 이것은 자동 영상 분할 기법에 제공된 인지 정보를 효과적으로 이용하는 부분과 분할된 객체를 추적하는 부분이라 할 수 있다. 반자동 영상 분할은 크게 화면 내 영상 분할과 화면 간 영상 분할로 구성된다. 화면 내 영상 분할은 전체 레이블링, 국부 레이블링, 전체 레이블 마스크와 국부 레이블 마스크의 융합으로 이루어진다. 화면 간 영상 분할에서는 분할된 비디오 객체의 움직임 추정을 통해 영상 분할을 완성한다.

국외로는 Rickman과 Stonham[2]은 옆부분이 서로 붙은 여러 개의 작은 등변삼각형을 이용하는 방법을 제공하였다. 그들은 무작위로 등변삼각형의 각각의 끝부분에서 픽셀견본을 채취하였다. 그러면 세 개의 견본이 다시 각각의 삼각

형을 만들게 된다. 그들은 이 세 쌍의 배열을 비교하였으며 100개의 영상 데이터베이스를 사용하였다.

Pass와 Zabih[3]가 제안한 방법은 히스토그램 정규화이다. 그들은 픽셀의 공통된 부분들로 히스토그램 공간을 분할하였다. 그 다음 부가적인 특징을 사용하여 이것을 정규화 하였다. 사용된 부가적인 특징은 영상의 중심이 된다. 영상의 중심은 75%의 센터모스트(centermost) 픽셀로서 정의된다. 그들의 데이터베이스는 14,554개의 영상으로 이루어졌다.

M.S. Brown[4]은 해부학적 모델을 만들어 내기 위해 정확한 해부학적 지식을 사용하였다. 그는 1313개의 영상 중 104개의 데이터 시리즈를 고려했을 때 폐 분할의 86%는 정확한 반면 14%는 수동 수정작업이 필요하다는 것을 보여주었다[5].

S.Hu.[6]은 각각의 CT 영상의 최적 임계치를 계산해 내기위해 반복적인 탐색 기법을 사용하였으며 폐 부분을 분할하기 위해 조건부 모폴로지컬 연산을 사용하였다.

Zhang과 Valentino[7]는 CT 분할 영상 안의 각각의 픽셀을 다른 해부학적 구조로 분류하기 위해 인공적인 신경망을 사용할 것을 제안하였다.

Bin Zheng[8]은 단순한 6개의 단계를 포함한 완전 자동 분할과정을 제안하였다.

Jan-Martin Kuhnigk[9]은 폐엽 분할을 위해 해부학적 유도 3D 유역 변환(watershed transform)을 이용하였다.

Zhang[10]은 사선균열(Oblique Fissures)을 이끌어 내기 위해 퍼지 이론 시스템을 먼저 사용하고 바로 그래프 검사를 하는 상호적 기법을 제안하였다. 그는 후에 같은 시스템이 3D Shape Constraint를 포함하도록 확장하였다[11].

Jei Wie[12]는 영상의 각 픽셀을 위해 DCT 묘사기를 사용하자고 제안하였다. 각각의 픽셀에 라벨을 지정하기 위해 적응 K-means 클러스터링 알고리즘이 사용되었다.

이외에도 국내외에서의 영상 분할 방법의 연구는 진행되어져왔고 최근까지도 계속하여 새로운 알고리즘이 개발 중에 있다.

B. 영상 분할의 문제점 분석

기존의 영상 분할 방법들은 윤곽선 검출에 의한 윤곽선 기반 분할과 영역 기반 분할 두 가지로 분류할 수 있다.

윤곽선 기반 분할 방법에서는 전처리 과정을 통하여 입력 영상의 영역 경계 정보를 강조하고, 임계치 방법을 통하여 윤곽 성분을 추출하게 된다. 많은 윤곽 검출방법들이 연구되어 왔으나, 대상물의 실제 경계선에 해당되는 윤곽성분을 정확하게 검출하는 것은 힘들며, 자연 영상에서는 잡음 등으로 인한 다양한 형태의 윤곽성분이 존재하기 때문에 잡음에 의한 영향을 최소화하는 것이 필수적이다.

영역기반의 분할 방법으로는 클러스터링방법, 영역분리 및 병합(split & merge) 방법과 영역확장 방법이 널리 이용되고 있다. 클러스터링 방법으로는 비교적 구현이 간단한 K-means 방법과 퍼지 C-means(FCM) 클러스터링 방법이 이용되고 있으나, 이들 방법은 분할되는 클러스터 수를 미리 지정해야 한다는 점과 초기 클러스터 중심의 위치를 추정하는데 어려움이 있고, 반복처리로 인해 수행시간이 많이 소요가 된다는 것이 단점으로 지적되고 있다.

영역분리 및 병합 방법은 분리 과정과 병합 과정을 통하여 임의의 모양의 균질한 영역(homogeneous region)을 추출하는 분할 방법으로 분할 과정에서는 일반적으로 4분 트리 구조가 많이 이용된다. 이 방법은 비교 조건에 많은 영향을 받게 되며, 분할 조건은 영역 내 화소들의 밝기가 일정하고 잡음에 의한 영향이 적다는 가정 하에 사용됨으로써 일반적인 사연 영상에서는 효과적인 결과를 얻을 수 없고, 블록기반의 영역 분할 방법의 문제점인 윤곽 정보의 소실이 단점으로 지적되고 있다. 영역 확장 방법은 여러 개의 seed point로부터 유사한

성질을 가지는 이웃화소들을 합쳐서 점차적으로 확장시켜 나가는 방법이다. 이러한 영역 확장 방법은 초기 seed point를 선택하는 방법, 이웃하는 화소와 유사도를 측정하는 방법, 영역 확장의 종료시점 등을 결정하기 위한 기준을 적절히 설정해야 하는 문제점을 가지고 있다. 이외에도 이완법(relaxation)을 이용한 방법이 있으나 클러스터링 방법과 마찬가지로 반복처리로 인한 수행시간이 많이 소요되는 단점이 지적되고 있다.

C. 본 연구의 내용 및 구성

영상 분할은 주어진 영상에서 의미 있는 영역을 분리해 내는 과정을 말하며, 영상 검색에 있어서 중요한 문제 중의 하나로 여러 가지 영상 분할 방법이 제안되어 왔다. 분할 방법은 자동 분할과 반자동 분할로 나누어 질 수 있다. 이 영상 분할 기법들이 영상 세분화 분야에 소개되어 왔다. 그러나 영상 안의 여러 부분들이 다양한 해상도나 비율로 나누어 분할하는 멀티스케일 분할 기법은 소개된 적이 없다.

따라서 본 논문에서는 해부학적 구조 추출을 위해 주파수 영역에서 사용되는 광학 변환 함수(Optical Transfer Function : OTF)를 적용한 새로운 영상 멀티스케일 분할 기법을 소개하고 영상을 다양한 비율로 쪼개어 분할하여 영상 안의 정보를 분리하는 것이 가능하다는 것을 보여주었다. 그리고 이에 대한 성능 시험으로 다양한 해부학적 구조를 추출하였으며 또한 이때 사용된 각각의 필터와 영상에 상응하는 푸리에 스펙트럼도 보여주었다. 이를 위하여 제 Ⅱ장에서는 영상 분할 방법과 주파수 영역에서의 영상 처리에 대해 설명하고, 제 Ⅲ장에서는 본 논문에서 사용한 광학 변환 함수에 대해 설명하고, 제 Ⅳ장에서는 본 논문에서 제안한 영상 멀티스케일 분할 알고리즘에 대해 기술한다. 그리고 제 Ⅴ장에서는 시뮬레이션을 통하여 타당성을 입증하며, 그 시뮬레이션 결

과에 대한 분석 및 고찰을 한 후 제 Ⅵ장에서 결론을 맺는다.

II. 영상 분할

A. 영상 분할 방법

영상 분할이란 영상을 밝기, 색상, 텍스처, 모션 등의 특징 값이 유사한 영역으로 나누는 것을 의미한다. 일반적으로 영상 내에 존재하는 특정 객체를 인식하거나 분석하기 위해서는 그 객체의 영역만을 정확하게 추출할 필요가 있기 때문에 영상 분할은 여러 영상 처리 분야의 기초적인 연구로써 진행되고 있다. 최근에는 동영상에서 움직임 정보를 이용하여 움직임이 있는 객체와 배경을 분리하는 형태의 영상 분할에 관한 연구도 활발히 진행되고 있다. 본 장에서는 영상 분할 방법을 크게 분류하여 에지를 이용한 영상 분할, 임계치 처리, 영역 기반 분할, 유역 변환에 의한 분할의 네 가지에 대해 고찰해 보고자 한다.

1. 에지*(Edge)*를 이용한 영상 분할

에지는 영역의 경계, 예를 들면 대상물과 배경 등을 나타내는 특징으로 불연속부를 나타낸다. 각 픽셀의 에지처럼 보이는 부분을 구하는 방법을 에지 검출이라고 한다. 에지는 영상 안에서 상당한 밝기의 차이가 있는 곳이고 이것은 대개 물체의 윤곽선에 해당하는 곳이다. 또한 에지는 대개 영상의 밝기의 불연속이나 그 미분치의 불연속점에 존재한다. 에지를 검출하기 위해서는 먼저 에지를 검출하는 연산자를 영상에 적용시켜야 한다. 에지를 이용한 영상 분할의 절차는 그림 2.1과 같이 먼저 그라디언트 연산을 이용하여 그라디언트를 구하고 각 픽셀 위치에서 그라디언트의 크기와 방향을 구한다. 그라디언트는 그 위치에서의 최대 명도 변화를 나타낸다. 그라디언트의 방향을 90° 회전시키면 윤곽선의 방향이 얻어진

다.

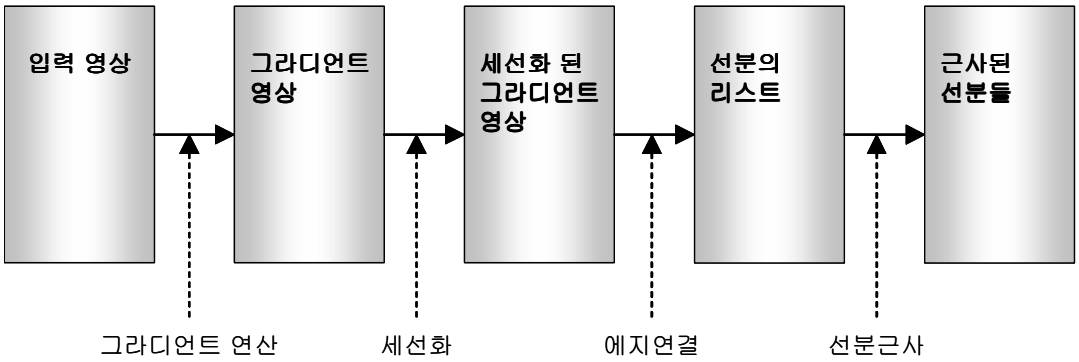


그림 2.1. 에지를 이용한 영상 분할의 절차

그라디언트 연산자는 연산자가 가지고 있는 저역 통과 필터 효과 때문에 윤곽선을 흐리게 한다. 따라서 가는 윤곽선을 만들기 위해 보통 윤곽선의 세선화 연산이 행해진다. 세선화 연산은 윤곽선을 한 픽셀 두께로 만든다. 연결 절차는 서로 관련된 윤곽선 점들을 모아 하나의 체인으로 만든다. 이런 연결 절차는 서로 연결된 점들의 좌표를 가지고 있는 리스트를 출력한다. 마지막 절차로 윤곽선 점들의 체인에 의해 표시되는 윤곽선이 선분에 의해 근사된다. 따라서 전체 영상 분할 절차에 의해 마지막으로 출력되는 것은 양끝 점의 좌표로 표시되는 선분들의 집합이다. 선분이나 윤곽선 점들을 서로 연결하여 서로 분리된 영역을 구할 수 있으면 좋겠지만 에지를 이용한 영상 분할에서는 상당히 어려운 일이다. 에지를 이용한 분할은 입력 영상의 방대한 픽셀의 개수와 비교하면 선분의 리스트는 상당한 정도의 데이터 감소가 이루어졌다는 것과 영상 영역의 윤곽선에 대한 구조적인 기술을 얻을 수 있는 장점을 가지고 있다.

2. 임계치 처리

영상 임계치 처리는 직관적인 속성과 구현의 단순함 때문에 영상 분할의 응용에서 중심적인 위치를 점유하고 있다. 그림 2.2 의 밝기 히스토그램은 객체와 배경의 화소들이 두개의 지배적인 모드로 군집화된 밝기 레벨을 갖는 형태로, 어두운 배경에 밝은 객체로 구성된 영상 $f(x,y)$에 해당한다고 가정하자. 배경으로부터 객체를 추출하는 한 가지 분명한 방법은 이들 두 모드를 분리하는 임계치 T를 선택하는 것이다. 그러고 나면, $f(x,y) \geq T$인 모든 점 (x,y)를 객체점이라 부르고, 그렇지 않으면 배경점이라 부른다. 달리 설명하면, 임계치 처리된 영상 $g(x,y)$는 다음과 같이 정의된다.

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 \text{ if } f(x,y) \geq T \\ 0 \text{ if } f(x,y) < T \end{cases} \qquad (2.1)$$

1 로 레이블링된 화소들은 객체에 해당하고, 0 으로 레이블링된 화소들은 배경에 해당한다. T를 상수로 정하면, 이 방법을 전역적 임계치 처리라고 부른다.

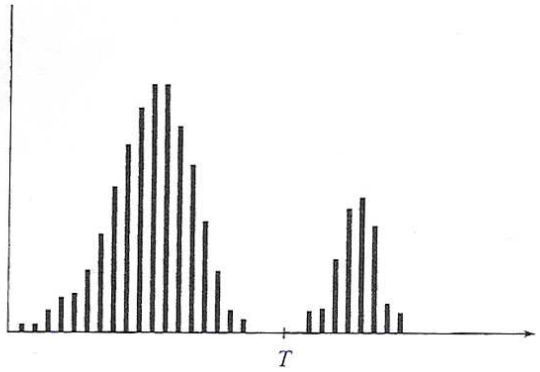


그림 2.2. 두 모드 히스토그램의 시각적 분석에 의한 임계치 선정

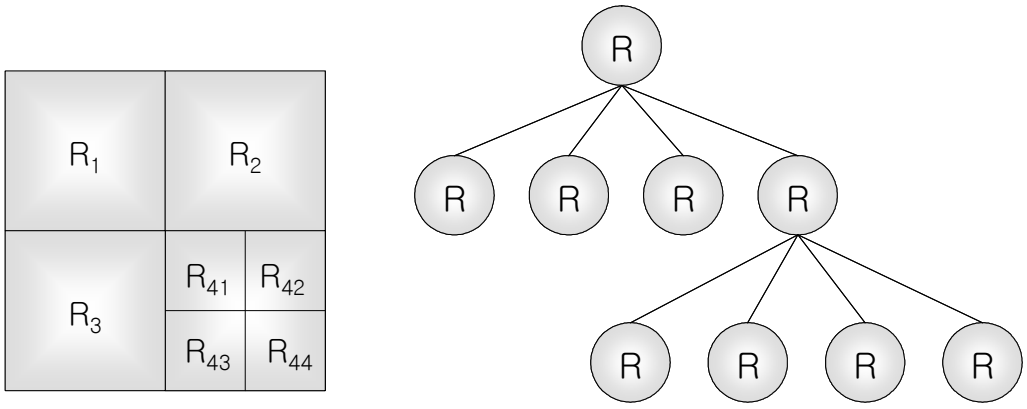
3. 영역 기반 분할

영역 기반 분할은 영역을 직접 찾는 것에 기반 하는 분할 방법이다. 이는 영역 확장법과 영역 분할 및 병합이 있다.

영역 확장법은 확장을 위한 미리 정의된 기준에 따라 화소들 혹은 부영역들을 더 큰 영역들로 군집화하는 과정이다. 기본적인 접근 방법은 seed point들로부터 시작하여 seed point와 유사한 미리 정의된 그레이 레벨 또는 칼라의 특정 범위 같은 속성들을 갖는 이웃 화소들을 각 seed point들에 붙임으로써 영역을 확장시킨다. 사전 정보가 없을 때, 한 가지 방법은 궁극적으로 확장 과정 동안 화소들을 영역들에 할당하는 데 사용될 똑같은 속성들을 모든 화소에서 계산하는 것이다. 이 계산 결과가 클러스터로 나타난다면, 속성들이 이들 클러스터의 중심 근처에 놓이는 화소들은 seed point들로 사용될 수 있다. 유사도 기준의 선정은 해결하려는 문제와 영상 데이터의 유형에 따라 달라진다. 묘사자들 만으로는 영역 확장 과정에서 인접성 정보가 사용되지 않는다면 잘못된 결과를 만들어 낼 수도 있다. 영역 확장법에서 또 다른 문제는 중단 규칙을 공식화하는 것이다. 기본적으로 영역의 확장은 그 영역에 속하기 위한 기준을 만족시키는 화소가 더 이상 존재하지 않는다면 멈춰야 한다. 밝기 값, 텍스처, 칼라와 같은 기준들은 특성상 지역적이며 영역 확장의 내력을 고려하지 않는다. 영역 확장 알고리즘의 성능을 향상시키는 추가적인 기준은 크기 개념, 현재까지 확장한 화소들과 후보 화소 사이의 유사성, 확장되고 있는 영역의 모양 등을 이용한다. 이런 형태의 묘사자들을 사용하기 위해서는 기대되는 결과들에 대한 모델을 적어도 부분적으로 얻을 수 있다는 가정이 필요하다.

영역 분할 및 병합 방법은 영상을 처음에 임의로 몇 개의 분리된 영역들로 나눈 후, 그 영역들을 다시 병합 혹은 분할하는 것이다. R을 전체 영상 영역이라 하고 속성 P를 선택하자. R을 분할하는 한 가지 접근 방법은 R을 계속해서 점점 더 작은 4분면으로 나누어 모든 영역 R_i에서 $P(R_i) = TRUE$가 되게 하는 것이다. 전체 영상에서 시작하여, $P(R) = FALSE$이면 그 영상을 4분면들로 나눈다. 나누어진 4분면에 대하여 P가 FALSE이면 다시 그 4분면을 부

4분면들로 나누는 방식이다.



(a). 분할된 영상 (b). 4분 트리

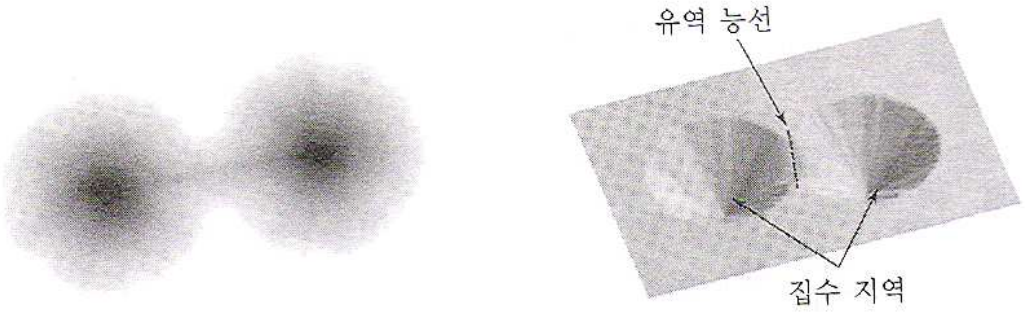
그림 2.3. 영역 분할 및 병합 방법

이 분할 방법은 그림 2.3 에 보이는 것과 같이 각 노드가 정확히 네 개의 자식 노드들을 가지는 4분 트리라 하는 형태의 편리한 표현 방법이다. 여기서 4분 트리의 노드들에 해당하는 부 영상들을 4분 영역 혹은 4분 영상이라 부른다. 트리의 루트는 전체 영상에 해당하고, 각 노드는 4개의 자식 노드로 나누어질 수 있다. 그림 2.3 에서는 R_4만이 더 나누어졌다. 분할만을 적용한다면, 최종 분할은 같은 속성들을 갖는 인접한 영역들로 구성된다. 이와 같은 단점은 분할 뿐만 아니라 병합도 할 수 있게 함으로써 해결될 수 있다.

4. 유역 변환에 의한 분할

유역(watershed)은 지리학에서 서로 다른 강의 지류들에 의해 배수되는 영역들을 나누는 능선이다. 분수령이라고도 부른다. 집수 지역(catchment basin)은 물을 강이나 저수지로 흘러 보내는 지리학적 영역이다. 유역 변환(watershed

transform)은 이 아이디어들을 여러 가지 영상 분할 문제를 풀기 위하여 그레이-스케일 영상 처리에 적용하는 것이다. 유역 변환을 이해하려면 먼저 그레이-스케일 영상을 $f(x, y)$값을 높이로 해석하는 위상학적 표면으로 생각해야 한다. 예를 들어, 그림 2.4(a) 의 간단한 영상을 그림 2.4(b) 로 3차원 표면으로 보여줄 수 있다. 이 표면에 빗방울이 떨어진다고 생각하면 빗방울은 집수 지역으로 레이블링된 두 영역으로 모이게 될 것이 분명하다. 레이블링된 유역 능선에 정확하게 떨어진 빗방울은 두 집수 지역 중의 하나로 모일 확률이 같다. 유역 변환은 그레이-스케일 영상에서 집수 지역과 능선을 찾는다. 영상 분할 문제를 푸는 도구로서, 핵심 개념은 시작 영상을 다른 영상으로 변화시키는데, 변화된 영상에서 집수 지역이 찾으려는 객체 혹은 영역이다.



(a). 진한 얼룩의 그레이-스케일 영상 (b). 레이블링 된 유역 능선과 집수 지역을 갖는 표면으로 본 영상

그림 2.4. 유역 변환

이 유역 변환 방법에는 거리 변환을 이용한 방법, 기울기를 이용한 방법, 마커-제어 방법이 있다.

분할을 위해 유역 변환과 함께 자주 사용되는 도구는 거리 변환이다. 이진 영상의 거리 변환은 상대적으로 간단한 개념이다. 각 화소로부터 가장 가까운

영이 아닌 화소까지의 거리로 변환하는 것이다. 그림 2.5 는 거리 변환을 보여준다. 그림 2.5(a) 는 작은 이진 영상 매트릭스이고, 그림 2.5(b) 는 그에 해당하는 거리 변환이다. 1 인 화소들은 거리 변환 값이 0 임을 알아야 한다.

	0.00 0.00 1.00 2.00 3.00
1 1 0 0 0	0.00 0.00 1.00 2.00 3.00
1 1 0 0 0	
0 0 0 0 0	1.00 1.00 1.41 2.00 2.24
0 0 0 0 0	
0 1 1 1 0	1.41 1.00 1.00 1.00 1.41
	1.00 0.00 0.00 0.00 1.00

(a). 작은 이진 영상 (b). 거리 변환

그림 2.5. 거리 변환을 이용한 방법

기울기 크기는 분할에서 유역 변환을 이용하기 전에 그레이-스케일 영상을 전처리하기 위해 자주 사용된다. 기울기 크기 영상은 물체의 에지를 따라 높은 화소 값을 가지며, 다른 곳에서는 낮은 화소 값을 갖는다. 이상적으로는 그러면 유역 변환을 하면 객체의 에지들을 따라 유역 능선들이 나타날 것이다.

기울기 영상에 유역 변환을 직접 적용하면 잡음과 기울기의 지역적 불규칙성 때문에 대개 과분할이 생기게 된다. 그에 따른 문제점들은 분할 결과를 실제로 쓸모없게 만들 정도로 심각할 수 있다. 여기서 논의 중인 관점에서는 이것은 많은 수의 분할 영역들을 의미한다. 이 문제에 대한 실질적인 해결책은 분할 과정에 부가적인 지식을 가져다주도록 설계된 전처리 단계를 도입하여 허용할 수 있는 영역 수를 제한하는 것이다. 과분할을 제어하는데 사용되는 한 가지 방법은 마커 개념에 기반 한다. 마커는 영상에 속하는 연결 성분(connected component)이다. 각 관심 객체 안에 있는 일련의 내부 마커들과 배경에 있는 일련의 외부 마커들을 가져야 한다. 내부 마커들과 외부 마커들이 주어지면, 최

소값 부과(minima imposition)라 불리는 과정을 이용하여 기울기 영상을 수정한다. 최소값 부과 방법은 지역 최소값들이 오직 표시된 위치들에서만 나타나도록 그레이-스케일 영상을 수정하는 것이다. 다른 화소 값들은 모든 다른 지역 최소값을 제거하는데 필요하기 때문에 증가 된다.

B. 주파수 영역에서의 영상 처리

1. 주파수 영역에서의 필터링

공간 및 주파수 영역에서 선형 필터링을 위한 기초는 콘볼루션 정리이다.

$$f(x,y) * h(h,y) \leftrightarrow H(u,v)F(u,v) \quad (2.2)$$

또한 역으로,

$$f(x,y)h(h,y) \leftrightarrow H(u,v) * G(u,v) \quad (2.3)$$

이다. 여기서 기호 '$*$'는 두 함수의 콘볼루션을 나타내며, 양방향 화살표 양쪽 식은 푸리에 변환 쌍을 구성한다. 식(2.2) 는 두 공간 함수의 콘볼루션은 두 함수의 푸리에 변환 간의 곱의 역 푸리에 변환을 계산해서 얻을 수 있음을 의미한다. 역으로, 두 공간 함수의 콘볼루션의 푸리에 변환은 두 함수 의 변환 간의 곱이 된다.

공간 영역에서의 필터링은 영상 $f(x,y)$와 필터 마스크 $h(x,y)$간의 콘볼루션으로 구성된다. 콘볼루션 정리에 의하면 주파수 영역에서 $F(u,v)$와 공간 필터의 푸리에 변환인 $H(u,v)$를 곱해서 같은 결과를 얻을 수 있다. $H(u,v)$를

통상적으로 필터 변환 함수라고 부른다.

주파수 영역에서의 필터링은 규정된 방식으로 $F(u,v)$를 수정하는 필터 변환 함수를 선택하는 것이다.

그림 2.6 은 주파수 영역에서의 필터링의 기본 단계이다.

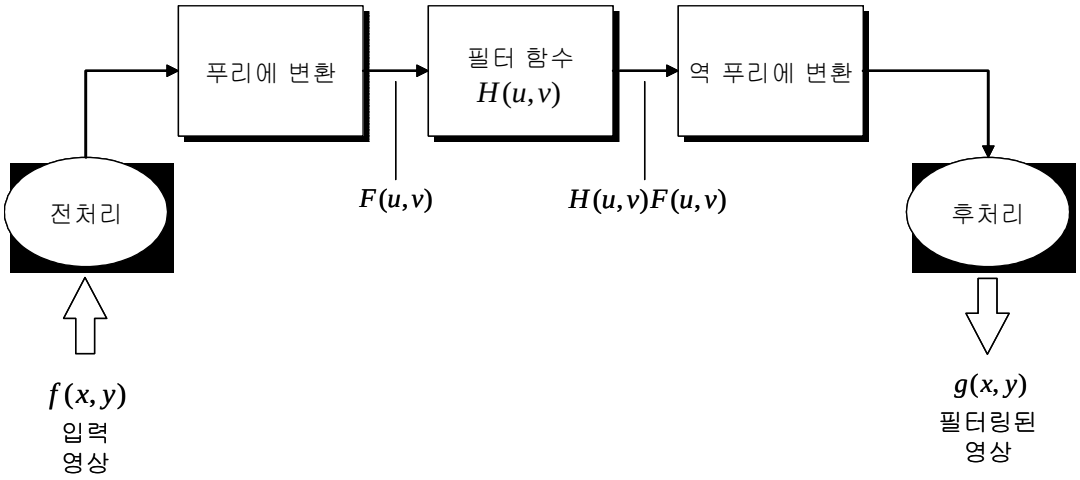


그림 2.6. 주파수 영역에서의 필터링

2. 고속 푸리에 변환

1차원에서 데이터의 크기인 N에 대한 이산 푸리에 변환의 계산은 N^2의 연산량을 필요로 한다. 왜냐하면 N개의 데이터마다 N번의 합과 복소수의 곱셈이 필요하기 때문이다. 결국 2차원의 $N \times N$의 크기의 영상에 적용하면 무려 $(N^2)^2$ 의 복잡도와 상당한 시간이 소요된다. 그러므로 N^2 연산량이 필요한 DFT는 실시간 처리에 어려움이 있었다. 이 방대한 연산량의 문제를 해결하고자 개발된 알고리즘이 1942년에 나온 고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform : FFT)이다. 고속 푸리에 변환은 1960년대 중반 J.W. 콜리와 J.W.

터키에 의해 일반적으로 알려지게 되었는데, 그보다 20년쯤 전부터 몇몇 사람들에 의해 독립적으로 발견되어 사용되어 왔다.

FFT는 N 길이의 경우 $N/2$의 길이인 두 개의 푸리에 변환의 합이 될 수 있다. 또한 이때 FFT는 분해 가능하므로, 2차원 연산식의 경우 두 개의 1차원 연산식으로 처리 가능하다. 이것은 먼저 수평 방향으로 1차원 FFT 거친 후, 수직 방향으로 다시 1차원 FFT 거치면 된다.

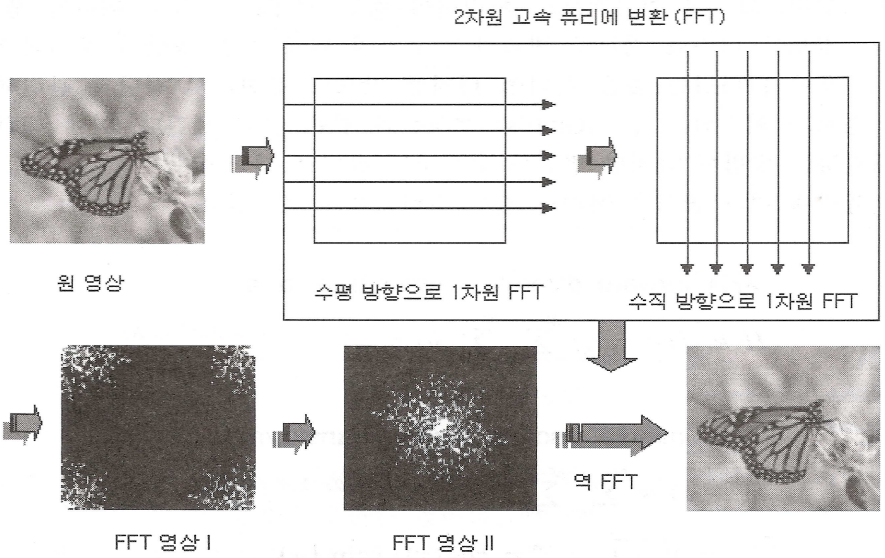


그림 2.7. 2차원 FFT의 원리

그림 2.7 의 FFT 영상 I 는 FFT 결과에서 우리 눈에 보기 쉽게 로그를 취한 것이며 FFT 영상 II는 모서리에 있는 부분을 중앙에 모이게 한 것이다. 그리고 역 FFT는 주파수 영역에서 공간 영역으로 변환한 것이며 FFT 영상에 아무런 처리를 하지 않으면, 원 영상과 거의 같은 결과를 얻는다. 그리고 FFT는 DFT에 비해 1차원의 경우 N^2의 복소수 곱 계산량을 $(N/2)log_2N$으로 낮출 수 있음에 따라 계산 속도도 상당히 빠르다. 따라서 영상처리에서 처리 시

간이 중요한 관계로 대부분 FFT를 사용한다. 그리고 영상의 크기가 반드시 2의 지수승이 되어야 한다. 만약에 2의 지수승이 아닐 때, 모자라거나 남는 부분을 특정 값으로 처리하는 영 삽입 과정을 거쳐야 한다.

FFT는 주로 방향 성분을 추출하는데 쓰이며, 주파수 영역 변환을 가능하게 하므로 영상의 특징 분석, 저주파와 고주파의 성분 조작에 의한 영상 개선, 지문인식, GIS라는 지도 인식, 영상 검색과 같은 영상 인식 시스템 등의 응용 분야에 많이 사용되고 있다.

3. 고속 푸리에 변환을 이용한 필터링

공간 영역에서 마스크를 기반으로 하여 처리하는 것이 간단하고 속도가 빠르기 때문에 많이 사용한다. 그러나 주파수 영역은 공간 영역의 저주파, 고주파 분리의 어려움을 해결 할 수 있기 때문에 매우 중요하다.

다음 그림 2.8 은 고속 푸리에 변환을 이용한 필터링의 구현 과정이다.

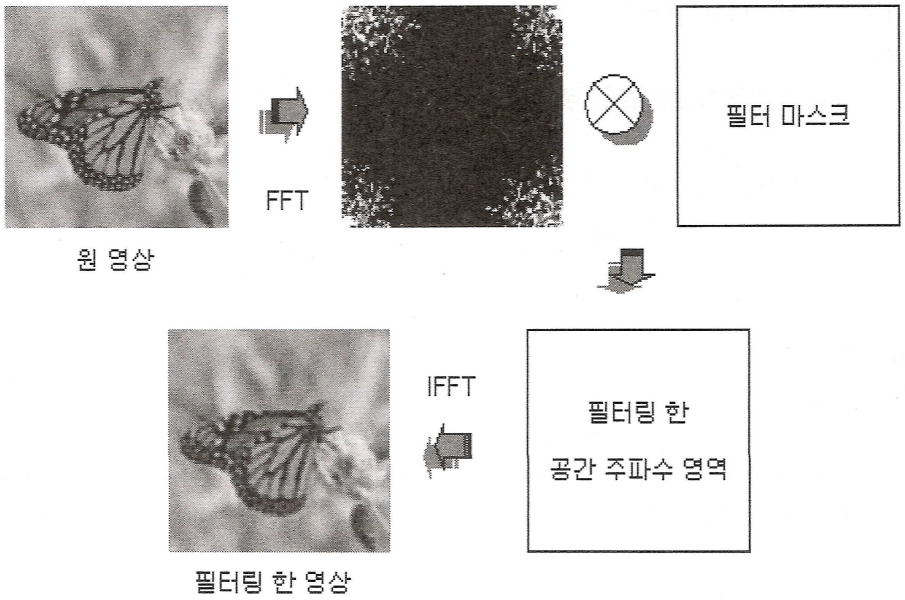


그림 2.8. 공간 주파수 영역 필터링 과정

그림 2.8 에서 고속 푸리에 변환을 수행한 결과와 원 영상의 크기를 가지는 필터 마스크를 가지고 화소 값끼리 곱셈을 하면 바로 필터링한 주파수 영역을 얻게 된다. 그 과정을 주파수 성분 조작이라고 한다. 따라서 필터 마스크를 어떻게 구성하느냐에 따라 영상을 얼마든지 조작할 수 있다.

저주파 통과 필터링은 고주파 성분을 제거하고 저주파 성분을 얻는 것인데, 주파수 영역의 고주파 성분은 영상의 에지와 잡음에 밀접하게 관련되어 있다. 따라서 저주파 통과 필터링 자체가 고주파 영역 내 있는 성분을 감소시키므로, 결국 블러링 또는 스무딩 이라는 효과를 얻게 된다.

완만한 주파수 반응으로 알려진 버터워스(Butterworth) 필터가 있는데, 이 필터는 버터워스 저주파 통과 필터(Butterworth lowpass filter : BLPF)와 버터워스 고주파 통과 필터(Butterworth highpass filter : BHPF)로 나뉘어진다.

버터워스 저주파 통과 필터는 고주파를 제거하는 데에 목적을 두는 것이라면, 버터워스 고주파 통과 필터는 영상의 고주파 성분인 에지를 검출하는 역할을 한다.

III. 광학 변환 함수(OTF)

완전한 광학계에서는 물체와 상이 1대 1 대응관계가 성립한다. 즉, 물체 평면의 한 점 (x, y)는 상면의 한 점 (X, Y)에 대응하게 된다. 배율이 1인 완전한 광학계에서는 상점에서의 빛의 세기 $I_i(X, Y)$는 물체점에서의 빛의 세기 $I_0(x, y)$와 같게 된다. 하지만 실제 광학계에서는 회절 및 수차로 인해 물체의 각 점에서 출발한 빛은 공액인 상 점 주위에 퍼지게 된다. 따라서 상은 그러한 퍼진 점들로 이루어지게 된다.

$I_0(x, y)$에서 $I_i(X, Y)$로의 광학적 변환은 점 퍼짐 함수 $G(x, y, X, Y)$로 기술할 수 있다. 점 퍼짐 함수가 G(X-x, Y-y)형태로 쓸 수 있다면 상점에서의 조도는

$$I_i(X, Y) = \iint I_0(x, y)G(X-x, Y-y)dxdy \qquad (3.1)$$

로, 즉 상점에서의 빛의 세기는 물체 점에서의 빛의 세기와 점 퍼짐 함수와의 콘볼루션이다. 그러므로 식(3.1)은 간단히 다음과 같이 표시된다.

$$I_i = I_0 * G \qquad (3.2)$$

만일 이들 함수의 푸리에 변환을 구했을 때 각각 $F(I_0), F(I_i), F(G)$라고 하면 '두 함수의 콘볼루션의 푸리에 변환은 각 함수의 푸리에 변환의 곱과 같다'라는 콘볼루션 정리에 의해

$$F(I_i) = F(I_0) \times F(G) \qquad (3.3)$$

가 된다. 여기서 $F(G)$를 광학 변환 함수(OTF)라고 한다. OTF는 광학계 물체의 공간 스펙트럼을 상의 스펙트럼으로 변환시켜 주는 함수이다.

OTF는 광학계의 결상 능력을 표현하는데 사용된다. 분해능은 얼마나 높은 주파수의 물체에 대한 정보가 광학계에 의하여 결상될 수 있는가에 관한 것이고, OTF는 공간 주파수 전역에 대한 광학계의 결상 능력을 표시한다.

IV. 영상 분할 알고리즘 설계

A. 제안한 영상 분할 알고리즘

본 논문에서 제안한 영상 분할 알고리즘은 광학 분할 기법(Optical Segmentation Technique)이라고 부르고 OSo 로 표기하는 양극성 비결집 영상 프로세싱(bipolar incoherent image processing) 기반의 새로운 영상 분할 기법이다. 아래 그림 4.1 은 제안한 알고리즘의 순서도이다.

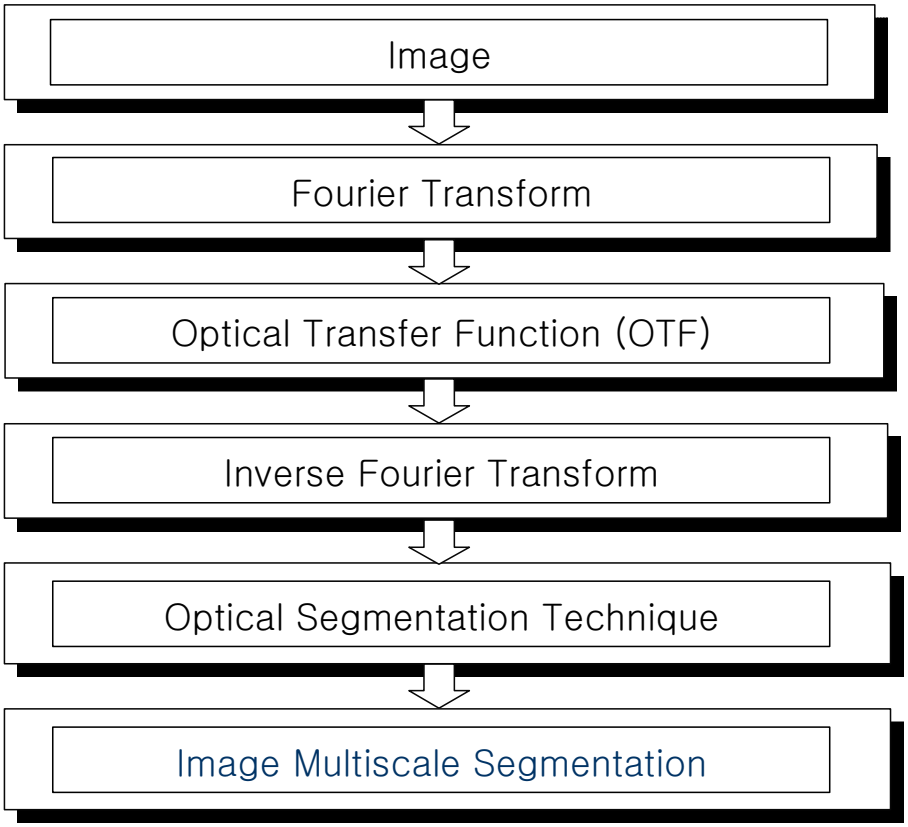


그림 4.1. 제안한 알고리즘

Ting-Chung Poon과 P. Banerjee[13]은 양극성 비결집 영상 프로세싱에 대해 자세한 논의를 한 바 있다. 일반적으로 표준 비결집 시스템을 갖춘 비결집 프로세싱은 광학 변환 함수가 동공 함수(pupil function)와 자기상관(autocoorrelation)이라는 점에서 그 한계가 있다. 혹은 점 퍼짐 함수는 음(-)이 아닌 실수라고 볼 수 있다. 음향광학 헤테로다이닝 영상 프로세싱(acousto-optic heterodyning image processing) 중 몇몇 기법은 비결집 시스템에서 양극성 점 퍼짐 함수를 실행하기 위해 고안된 것들이다. 본 논문에서는 이 기법들을 대게 양극성 비결집 영상 프로세싱이라 하고 있고, 이 분할 기법 역시 양극성 비결집 영상 프로세싱에 기반을 두고 있다.

이미지 픽셀 값의 선명도는 강도 이미지의 스펙트럼을 변환함수로 콘볼루션 하는 방식으로 얻을 수 있는데, 본 논문에서는 광학 변환 함수(OTF)를 사용하였다. 연산된 영상 $[i_c(x, y)]$는 다음과 같다.

$$i_c(x, y) = Re[\,|\,I'_0(x, y)\,|^2 * h_\Omega(x, y)\}] \qquad (4.1)$$

'$*$' 이 콘볼루션을 나타낼 때,

$|\,I'_0(x, y)\,|^2$=Spectrum of the Intensity Image
$h_\Omega(x, y) =$ Transfer Function

이고, 변환 함수(OTF)는 푸리에 영역에서 계산되며 콘볼루션 연산을 간단한 곱셈으로 간소화 시킨다. 변환함수는

$$h_\Omega(x, y) = F^{-1}\{\,OTF_\Omega(k_x, k_y)\}$$

일 때, 다음과 같다.

$$OTF_{\Omega}(k_x, k_y) = \text{ Optical Transfer Function}$$
$$k_x, k_y = \text{ Spatial frequencies}$$

따라서 식(4.1)에 의해 계산된 영상은

$$i_c(x, y) = Re[F^{-1}\{F\{|I'_0(x, y)|^2\} OTF_{\Omega}(k_x, k_y)\}] \quad (4.2)$$

여기서 F는 푸리에 변환을 나타내고 F^{-1}은 역 푸리에 변환을 나타낸다. 그리고 OTF는

$$OTF_{\Omega}(k_x, k_y) = \iint p_1(x', y')p_2(x' + fk_x/k_0, y' + fk_y/k_0)dx'dy' \quad (4.3)$$

이고, 여기서 f는 렌즈의 초점 길이이고 k_0는 빛의 파동 수이다.

OTF는 비결집 광학 시스템에서 두 동공(p_1, p_2)과 상호상관(cross correlation) 관계에 있다. 따라서 점 퍼짐 함수는 양극성이 되는 것이다. 위의 식(4.3)에서 p_1은 가우스 조리개 함수(Gaussian aperture function)의 차를, p_2는 작은 핀 홀 조리개를 나타낸다. p_1은 다음과 같다.

$$p_1 = exp[-a(x^2 + y^2)] - exp[-a_2(x^2 + y^2)]$$

그리고 a_1와 a_2가 일정할 때 p_2는 다음과 같다.

$$p_2 = \delta(x, y)$$

다음은 실행을 목적으로 한 식이다.

$$OTF_{\Omega}(k_x, k_y) = exp[-\sigma_1(k_x^2 + k_y^2)] - exp[-\sigma_2(k_x^2 + k_y^2)] \quad (4.4)$$

여기서 σ_1과 σ_2는 다음과 같다.

$$\sigma_1 = a_1(f/k_0)^2$$
$$\sigma_2 = a_2(f/k_0)^2$$

필터링 연산은 σ_1과 σ_2에 의존한다. 이 값들은 원하는 필터 모양을 제공하기 위해 조정될 수 있으며, 저역 통과, 대역 통과, 고역 통과 필터 연산으로 조정될 수 있다. 그러므로 연산자 파라미터는 영상 강도의 고주파 변화에 반응할 수 있게끔 쉽게 조정될 수 있다. 영상 부분의 고주파 구성물은 푸리에 영역에서의 프로세싱과 주파 분포 분석 과정을 통해 결정된다. 과거 푸리에 변환은 연산하는데 비용이 많이 들었으나 현재는 고속 PC의 보급으로 인해 컴퓨터 처리의 복잡성이 급격히 감소하여 더 이상 문제 거리가 되지 않는다. 주파수 영역에서의 프로세싱은 소음제거에도 특히 유용하여 소음 주파수가 쉽게 걸러진다. OTF가 HRCT 영상에 적용되면 다음 순서는 분할된 영상에서 분할된 구역의 경계점을 결정하는 일이다. (i, j)점을 결정하면 (i, j) 주위의 작은 윈도우에서 연산이 되고, 추출된 에지를 향상시키고 노이즈를 제거한 후에 (i, j)의 값은 그 윈도우 안 픽셀의 식(4.3)으로 계산된 값의 총 합으로 바뀌게 된다. 이 연산은 Sum of Modified Laplacian에 사용된 연산과 비슷하다. 그리고 이 연산

의 실행 결과는 그림 4.2, 그림 4.3 과 같다. 실험을 위해 우리는 그림 4.1과 같은 3×3 사이즈의 작은 윈도우를 사용했는데, 그 이유는 윈도우가 크면 영상이 부드러워 져서 실제의 선명한 점을 잃게 되기 때문이다. 그러므로 분할된 점은 광학 분할 기법을 뜻하는 OS_o 로 나타내며 다음과 같이 계산한다. 여기서 그림 4.2 의 경우 $N=1$ 이다.

$$OS_o(i, j) = \sum_{x=i-N}^{i+N} \sum_{y=j-N}^{j+N} i_c(x, y) \qquad (4.5)$$

(i−1, j−1)	(i, j−1)	(i+1, j−1)
(i−1, j)	(i, j)	(i+1, j)
(i−1, j+1)	(i, j+1)	(i+1, j+1)

그림 4.2. 3×3 사이즈 윈도우

그림 4.3. Processed Image

그림 4.4. OS_O Image

V. 시뮬레이션

본 논문에서 제안한 알고리즘은 다양한 타입의 영상에 대하여 MATLAB 6.5 소프트웨어를 사용하여 실험하였다. 그림 5.1 은 폐의 원 영상이고 그림 5.2 는 영상을 프로세스 하기 위해 광학 변환 함수(OTF)를 사용하여 만든 필터이다. 여기서 사용된 필터의 두 파라미터 σ_1과 σ_2의 값은 각각 0.01, 0.03이다. 그리고 본 논문에서 제안한 영상 멀티스케일 분할 기법은 그림 5.3 의 푸리에 영역에서 프로세스 하였다.

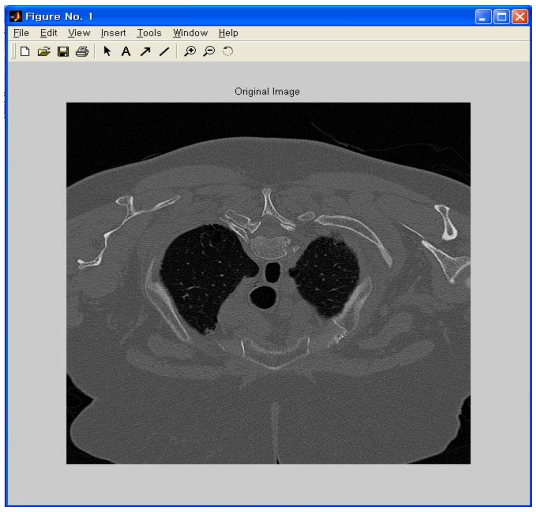


그림 5.1. 폐의 원 영상

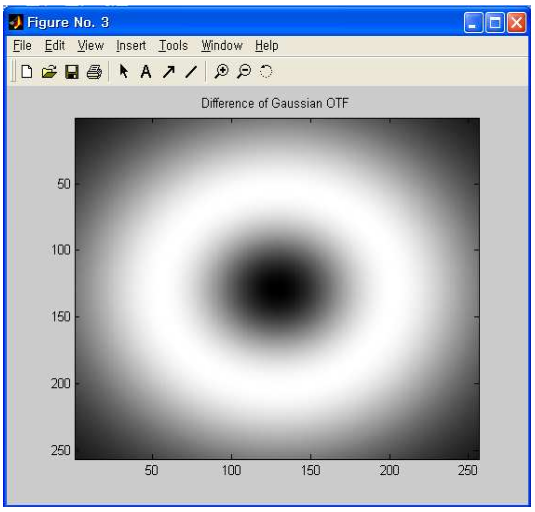


그림 5.2. 광학 변환 함수(OTF)

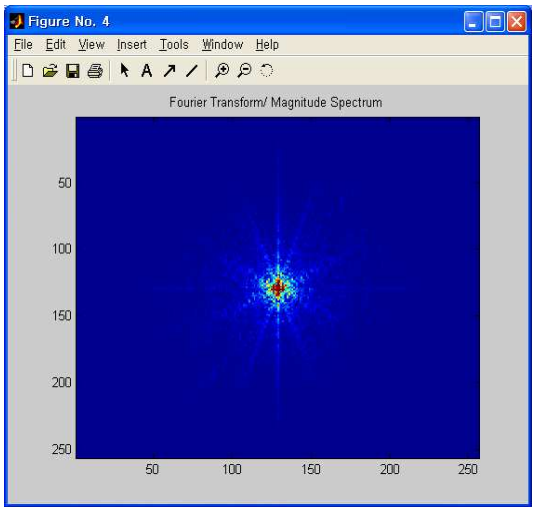


그림 5.3. 푸리에 변환

그림 5.4. 프로세스 된 영상

그림 5.5 의 신장 영상도 폐 영상과 같은 방법으로 프로세스 하였다.

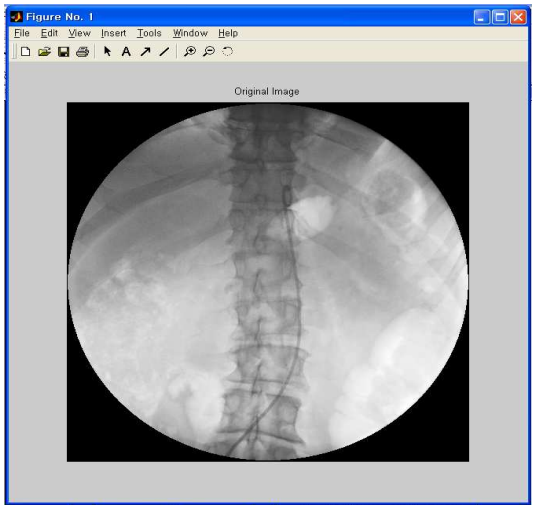


그림 5.5. 신장의 원 영상

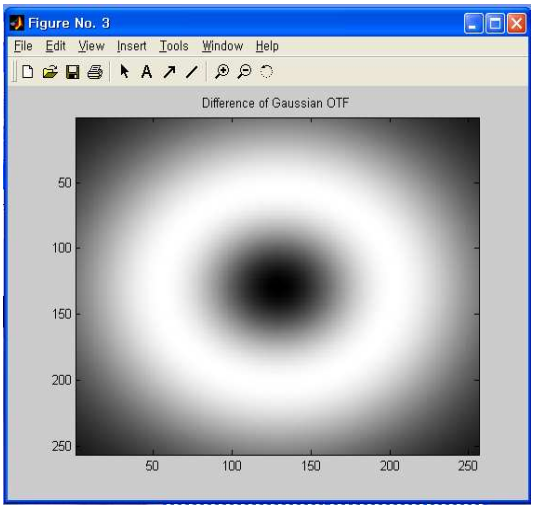


그림 5.6. 광학 변환 함수(OTF)

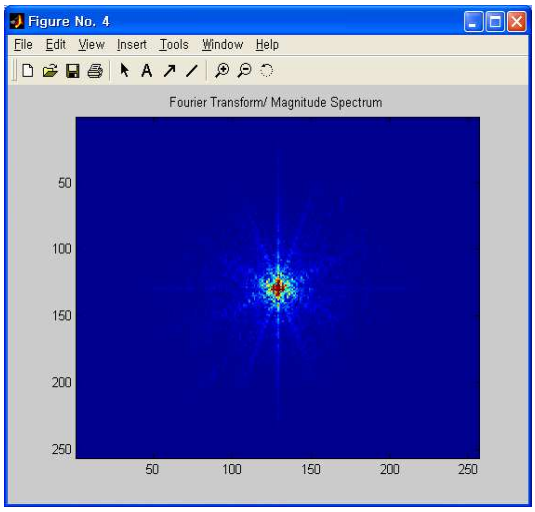


그림 5.7. 푸리에 변환

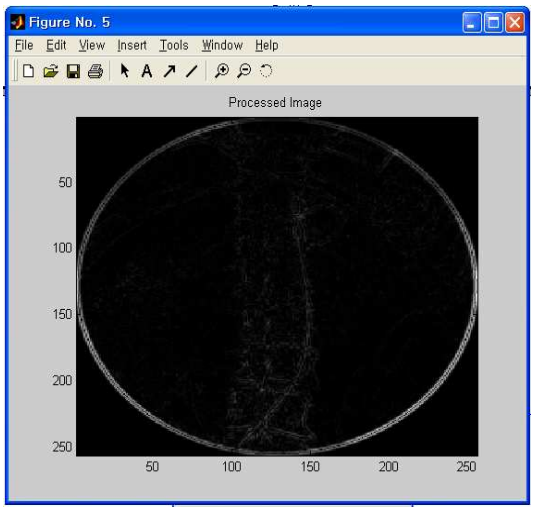


그림 5.8. 프로세스 된 영상

그림 5.11 제1열의 처음 1-3개 영상들은 중, 고주파로부터의 정보 없이 저역 통과 필터링 되었다. 그 결과 영상에서 선명한 에지가 없어졌고 블러링 효과가 나타났다. 그림 5.11 제1열의 나중 몇몇 이미지로 옮겨감에 따라 이미지에 에지 정보가 나타났다. 따라서 블러링도 적고 픽셀 값의 선명도도 보다 높았다. 제1열에 나타난 영상에서 명확히 알 수 있는 또 한 가지 사실은 다른 해부학적 구조들(골격, 폐 내부 구조물) 등이 확실하지 않은데 비해 폐는 확실히 드러난다는 점이다. 따라서 제1열의 영상을 이용하여 다른 영상으로부터 폐를 간단히 분리할 수 있다. 또한 제1열에서 시작하여 1-3번 영상을 살펴보면 영상에 조직 정보가 나타난다는 점을 알 수 있다.

그림 5.11 의 제2열은 고역 통과 필터링 된 영상들을 볼 수 있다. 즉, 영상 안에는 중주파 구성물들이 있는 것이다. 그림 5.11 의 제2열을 살펴보면, 영상에서 골격이 보이기 시작하고, 폐도 볼 수 있다는 점을 알 수 있다. 그러나 폐 내부의 해부학적 구조들은 두드러지게 나타나지 않았다.

그림 5.11 제3열의 영상들은 약간의 중주파와 약간의 고주파 구성물을 함께 가지고 있다. 폐는 제3열에서 사라지기 시작하다가 제4열에 가서는 완전히 사

라진다. 골격 구조는 제3열과 제4열 모두에서 명확히 드러난다. 제3열에서 볼 수 있는 다른 흥미로운 점은 폐 내부의 해부학적 구조가 두드러지게 보인다는 점이다. 그러므로 제2열과 제4열의 정보를 이용하여 제3열에 나타난 폐 경계 안쪽의 해부학적 구조물들을 분리할 수 있다.

그림 5.11 제4열의 영상들은 다른 주파 구성요소는 모두 제거하고 영상 안에 고주파 부분만을 남겨놓았을 때의 결과이다. 따라서 이 영상들은 고역 통과 필터로 필터링 되었다. 제4열에서 매우 흥미로운 점은 골격만을 볼 수 있을 뿐이고 폐나 조직, 폐 내부의 다른 해부학적 구조들은 보이지 않는다는 점이다. 그러므로 다른 해부학적 구조로부터 골격 부분을 분리해 낼 수 있다.

따라서 그림 5.11 의 모든 열들을 고찰함으로써 HRCT 영상에서 조직, 폐, 골격, 폐 내부의 해부학적 구조들을 분리해 낼 수 있다는 사실을 확인하였다. 따라서 OTF 기반의 필터를 사용하면, 다양한 레벨과 규모의 HRCT 영상을 분할하는 등 대규모의 분할을 수행할 수 있다.

그림 5.12 은 그림 5.11 에서 보여진 HRCT 영상에서 정보를 추출하는데 쓰여 지는 필터들을 나타내고 있다. 그림 5.12 의 영상에서 보여 지는 하얀 링은 주파가 통과 했던 구역을 나타내는 것이며, 다른 어두운 구역은 그 곳에 있는 주파 구성물이 차단되었다는 점을 보여주는 것이다.

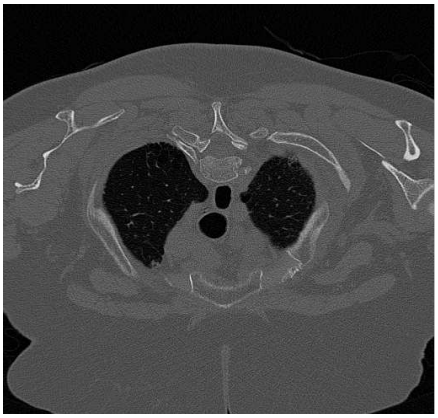
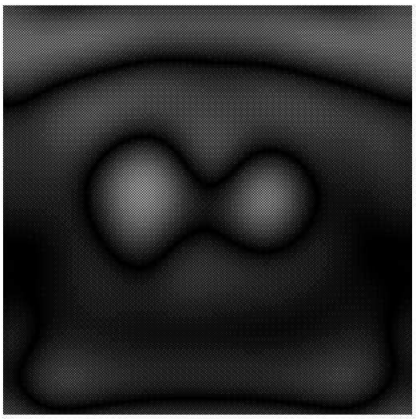
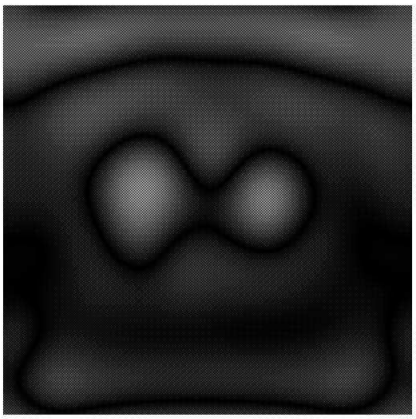


그림 5.9. 원 영상

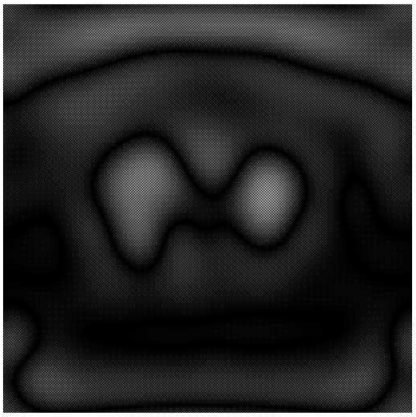
그림 5.10. 원 영상에서 추출할 부분(폐)



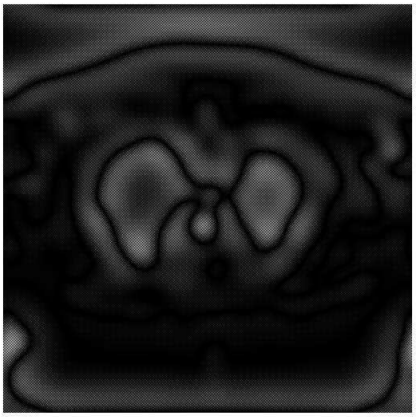
◆ $\sigma_1 = 10,\ \sigma_2 = 20$



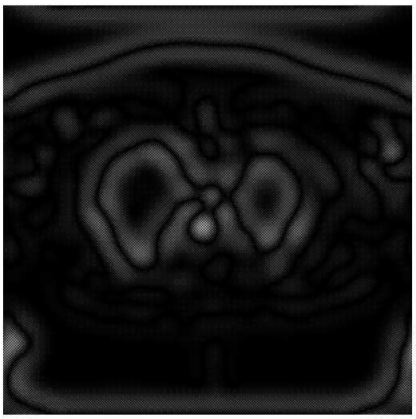
◆ $\sigma_1 = 10,\ \sigma_2 = 15$



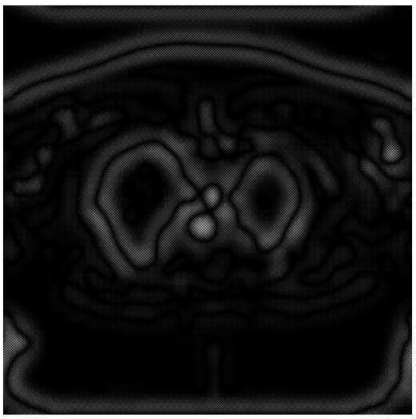
◆ $\sigma_1 = 5,\ \sigma_2 = 10$



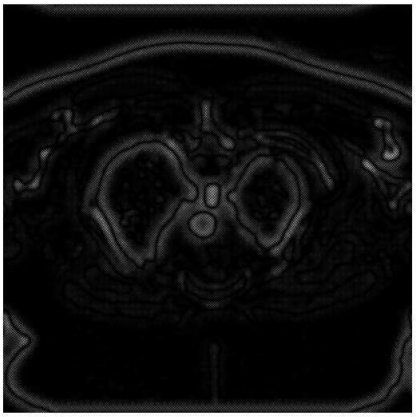
◆ $\sigma_1 = 1,\ \sigma_2 = 5$



◆ $\sigma_1 = 1,\ \sigma_2 = 1.5$

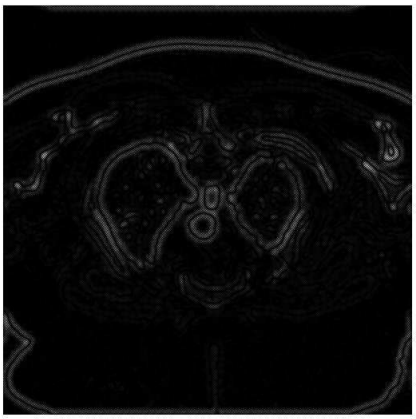


◆ $\sigma_1 = 0.5,\ \sigma_2 = 1$

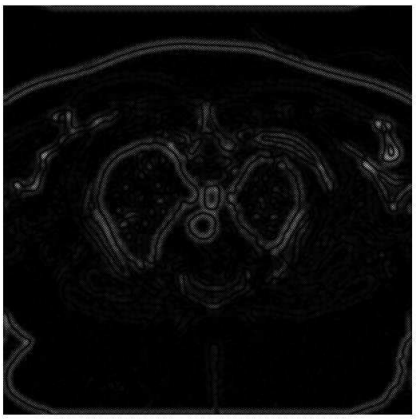


◆ $\sigma_1 = 0.1,\ \sigma_2 = 0.5$

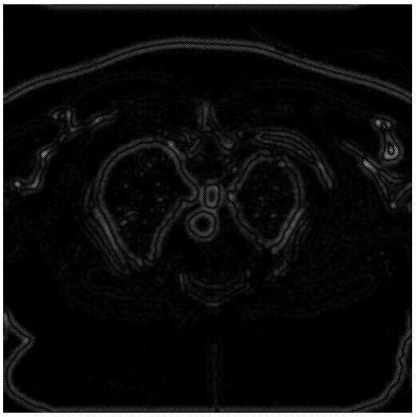
(a) 제1열



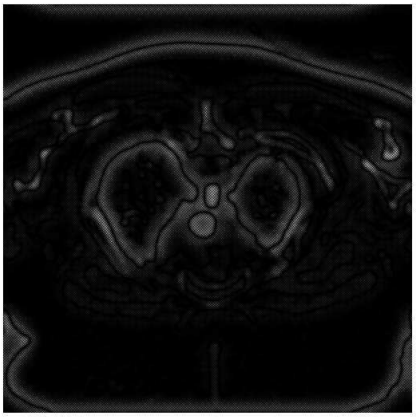
◆ $\sigma_1 = 0.09$, $\sigma_2 = 0.1$



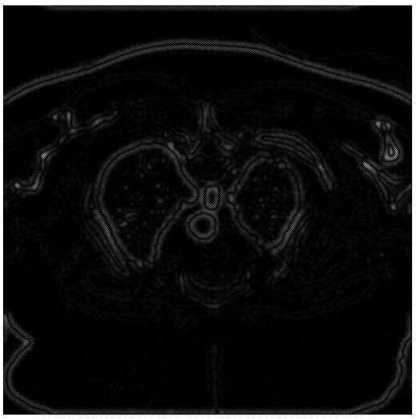
◆ $\sigma_1 = 0.09$, $\sigma_2 = 0.095$



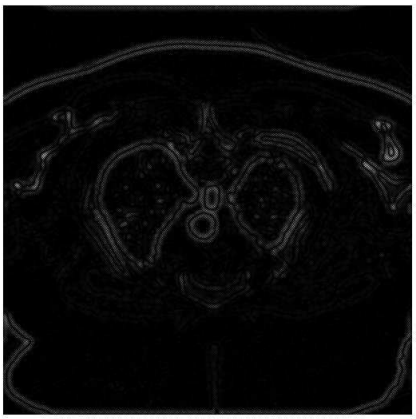
◆ $\sigma_1 = 0.08$, $\sigma_2 = 0.09$



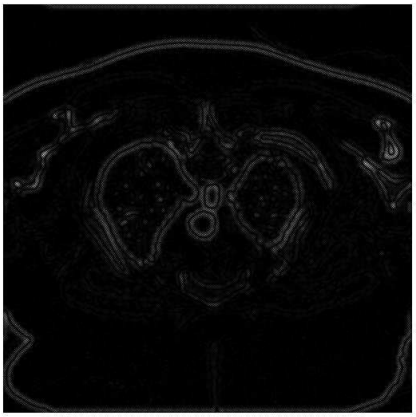
◆ $\sigma_1 = 0.08$, $\sigma_2 = 0.082$



◆ $\sigma_1 = 0.07,\ \sigma_2 = 0.08$

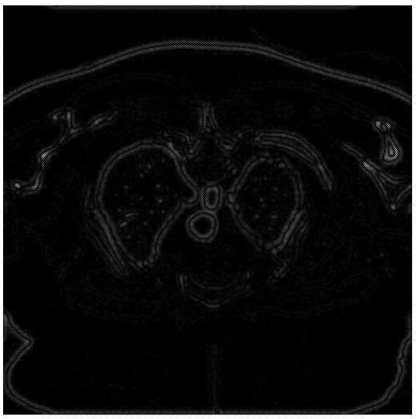


◆ $\sigma_1 = 0.07,\ \sigma_2 = 0.075$

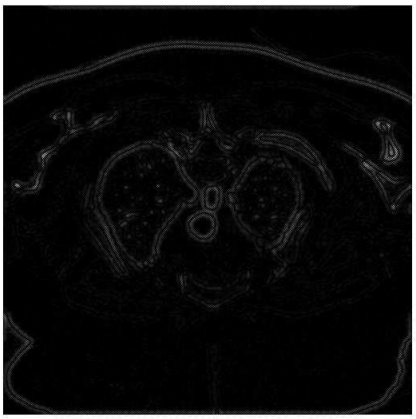


◆ $\sigma_1 = 0.06,\ \sigma_2 = 0.07$

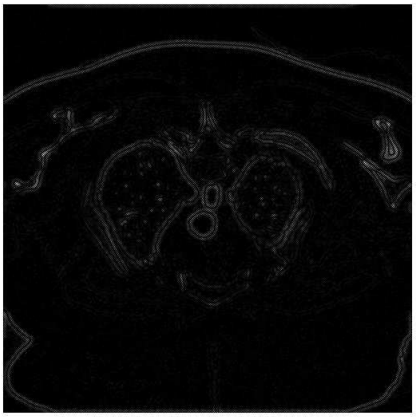
(b) 제2열



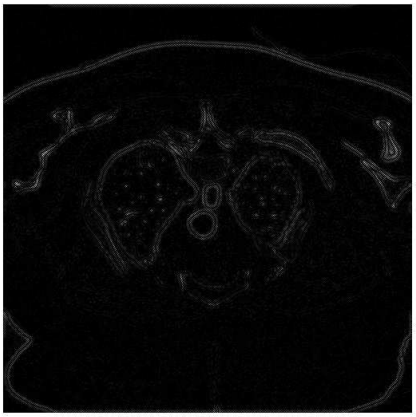
◆ $\sigma_1 = 0.05$, $\sigma_2 = 0.06$



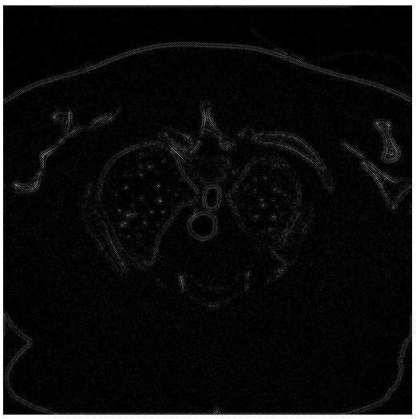
◆ $\sigma_1 = 0.04$, $\sigma_2 = 0.05$



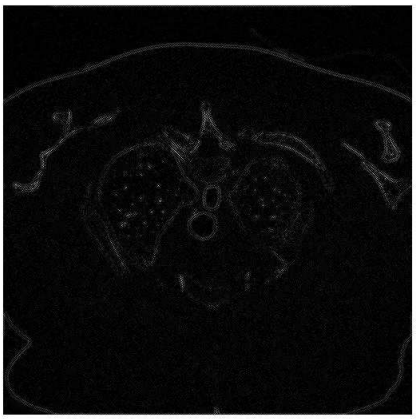
◆ $\sigma_1 = 0.03$, $\sigma_2 = 0.04$



◆ $\sigma_1 = 0.02$, $\sigma_2 = 0.03$



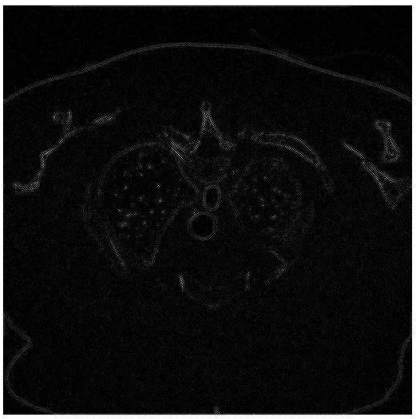
◆ $\sigma_1 = 0.01,\ \sigma_2 = 0.02$



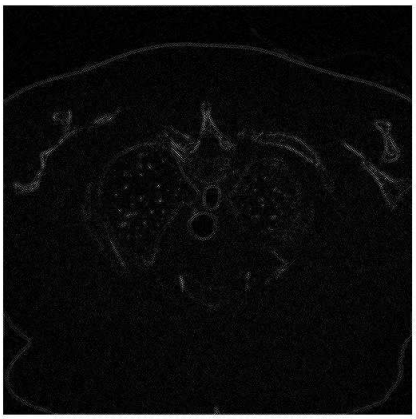
◆ $\sigma_1 = 0.009,\ \sigma_2 = 0.01$

◆ $\sigma_1 = 0.008,\ \sigma_2 = 0.009$

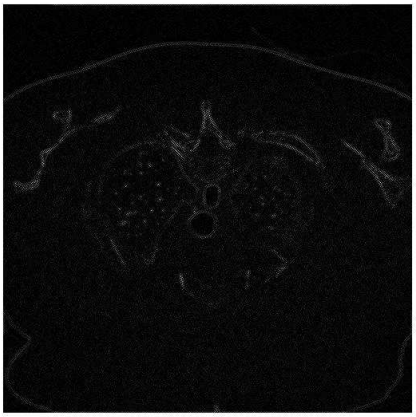
(c) 제3열



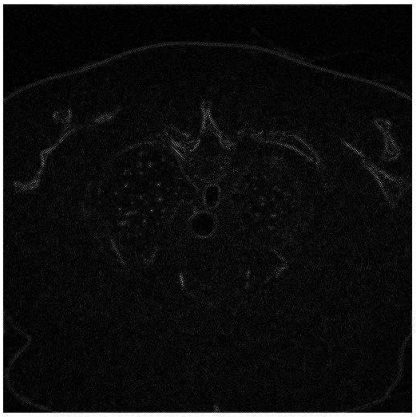
◆ $\sigma_1 = 0.007$, $\sigma_2 = 0.008$



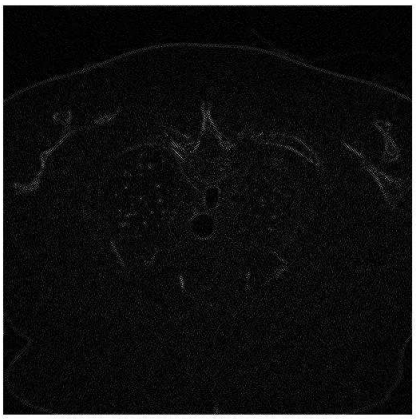
◆ $\sigma_1 = 0.006$, $\sigma_2 = 0.007$



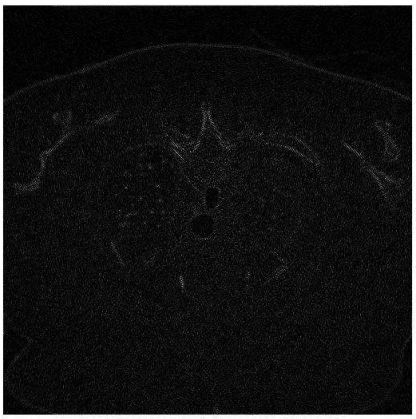
◆ $\sigma_1 = 0.005$, $\sigma_2 = 0.006$



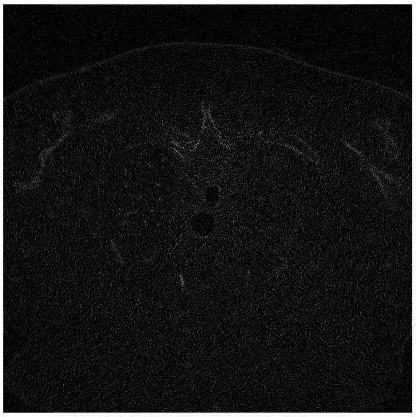
◆ $\sigma_1 = 0.004$, $\sigma_2 = 0.005$



◆ $\sigma_1 = 0.003,\ \sigma_2 = 0.004$



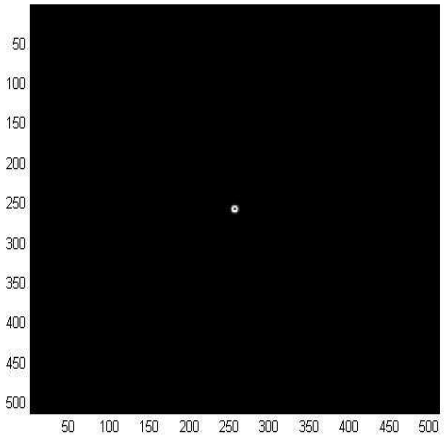
◆ $\sigma_1 = 0.002,\ \sigma_2 = 0.003$



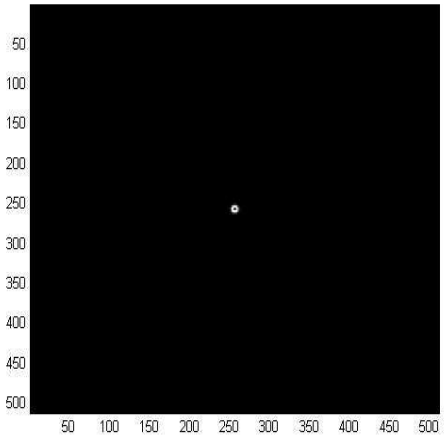
◆ $\sigma_1 = 0.001,\ \sigma_2 = 0.002$

(d) 제4열

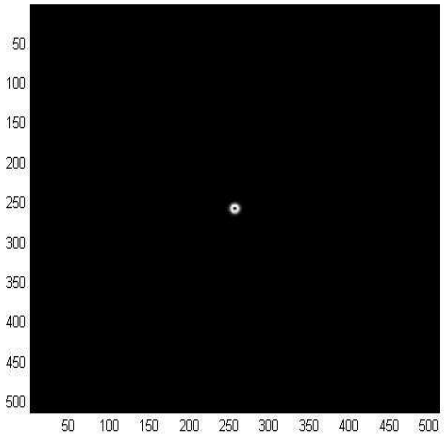
그림 5.11. OTF 필터에 의해 여러 부분이 추출된 HRCT 영상



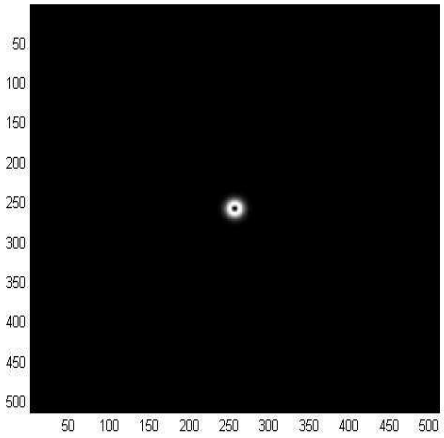
◆ $\sigma_1 = 10,\ \sigma_2 = 20$



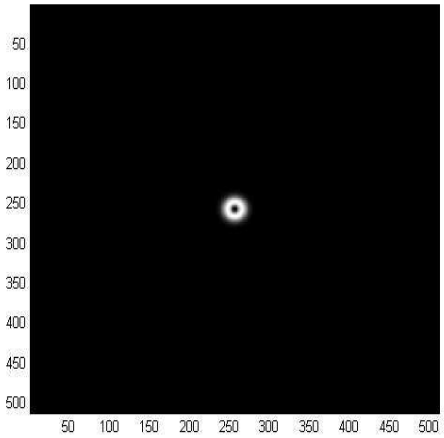
◆ $\sigma_1 = 10,\ \sigma_2 = 15$



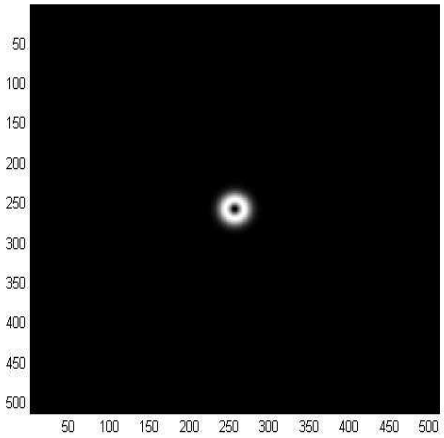
◆ $\sigma_1 = 5,\ \sigma_2 = 10$



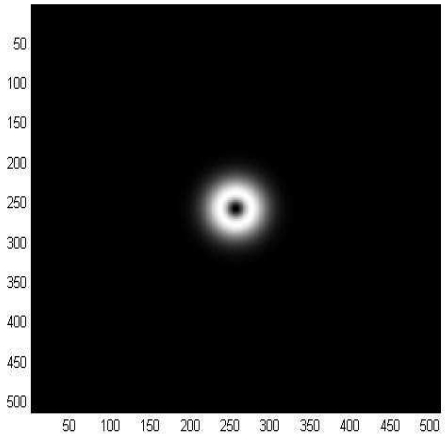
◆ $\sigma_1 = 1,\ \sigma_2 = 5$



◆ $\sigma_1 = 1,\ \sigma_2 = 1.5$

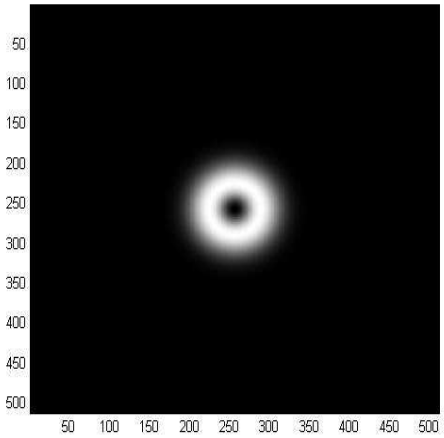


◆ $\sigma_1 = 0.5,\ \sigma_2 = 1$

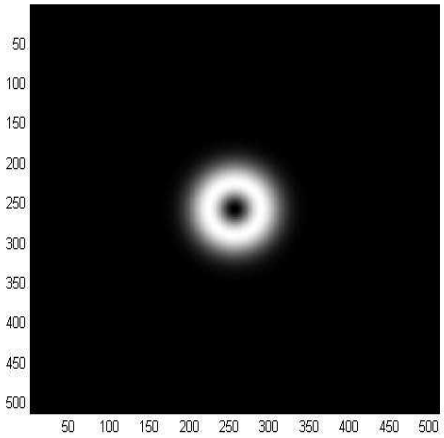


◆ $\sigma_1 = 0.1,\ \sigma_2 = 0.5$

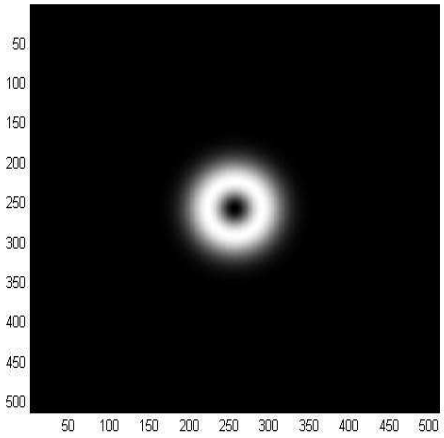
(a) 제1열



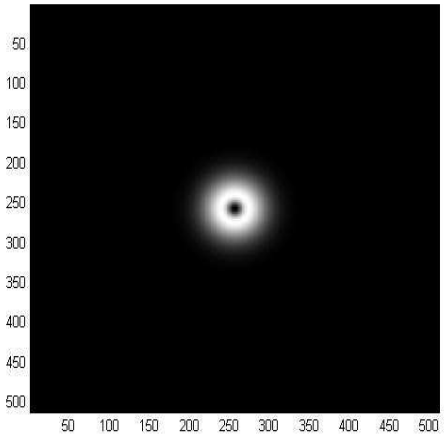
◆ $\sigma_1 = 0.09,\ \sigma_2 = 0.1$



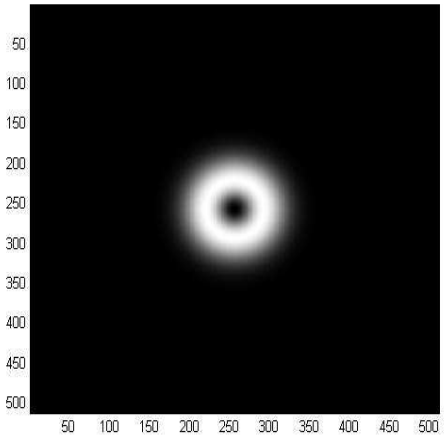
◆ $\sigma_1 = 0.09,\ \sigma_2 = 0.095$



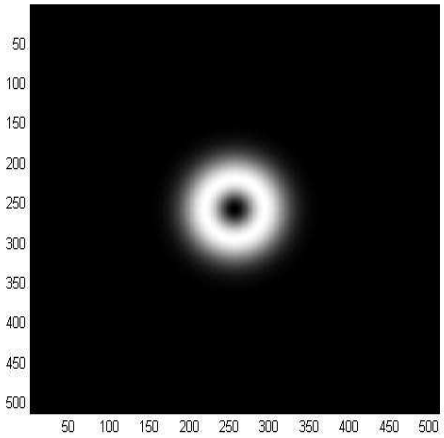
◆ $\sigma_1 = 0.08,\ \sigma_2 = 0.09$



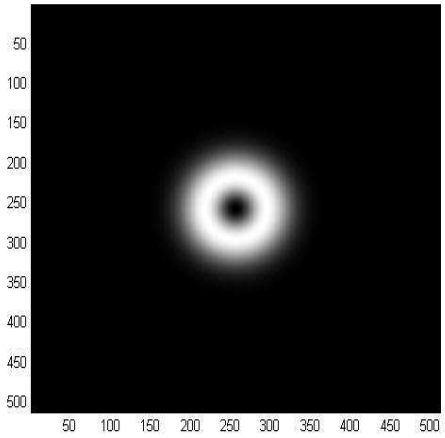
◆ $\sigma_1 = 0.08,\ \sigma_2 = 0.082$



◆ $\sigma_1 = 0.07,\ \sigma_2 = 0.08$

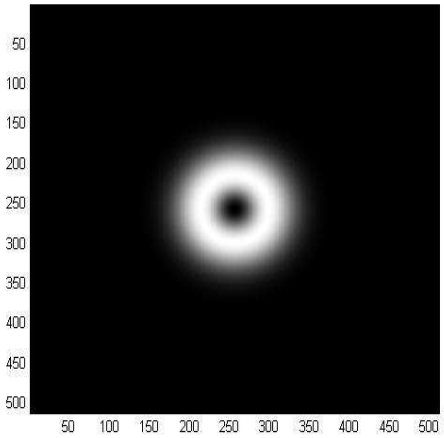


◆ $\sigma_1 = 0.07,\ \sigma_2 = 0.075$

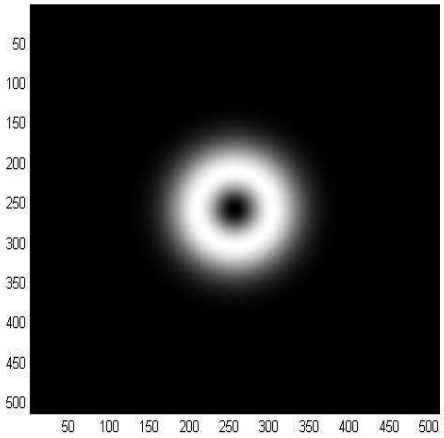


◆ $\sigma_1 = 0.06,\ \sigma_2 = 0.07$

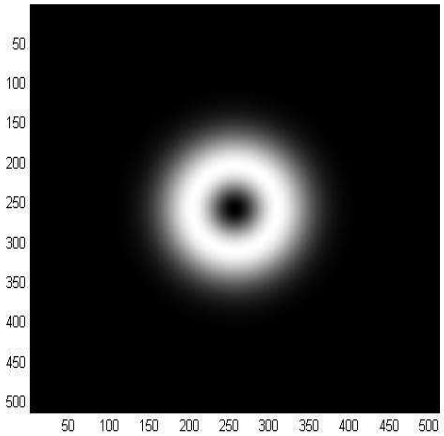
(b) 제2열



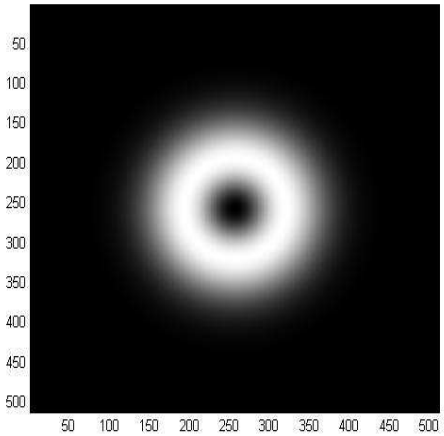
◆ $\sigma_1 = 0.05$, $\sigma_2 = 0.06$



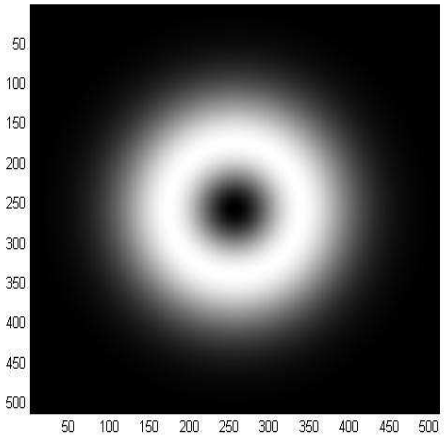
◆ $\sigma_1 = 0.04$, $\sigma_2 = 0.05$



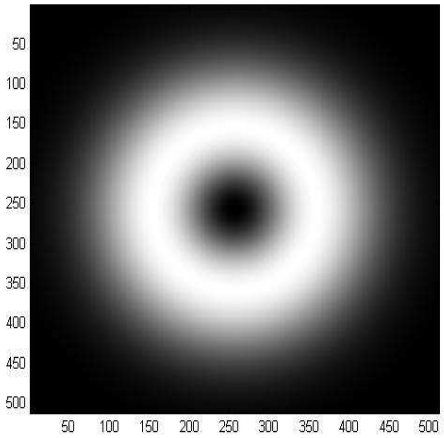
◆ $\sigma_1 = 0.03$, $\sigma_2 = 0.04$



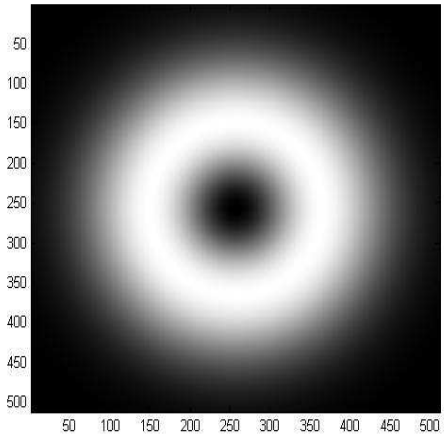
◆ $\sigma_1 = 0.02$, $\sigma_2 = 0.03$



◆ $\sigma_1 = 0.01,\ \sigma_2 = 0.02$

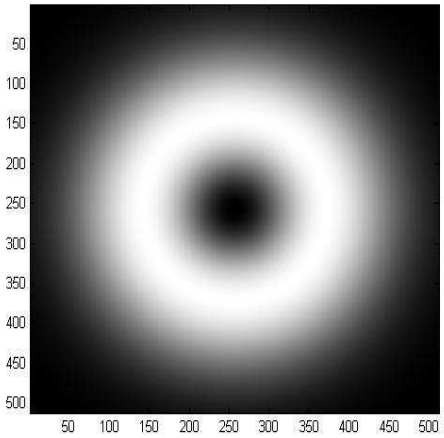


◆ $\sigma_1 = 0.009,\ \sigma_2 = 0.01$

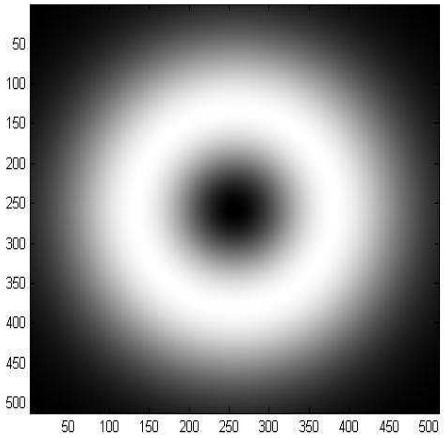


◆ $\sigma_1 = 0.008,\ \sigma_2 = 0.009$

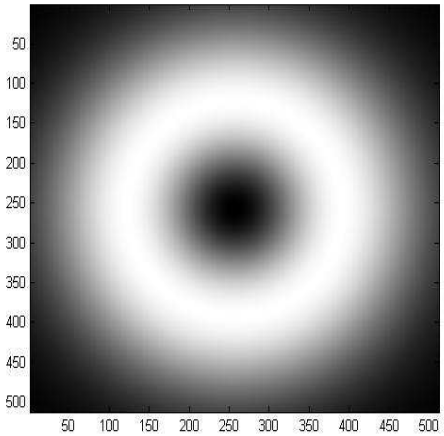
(c) 제3열



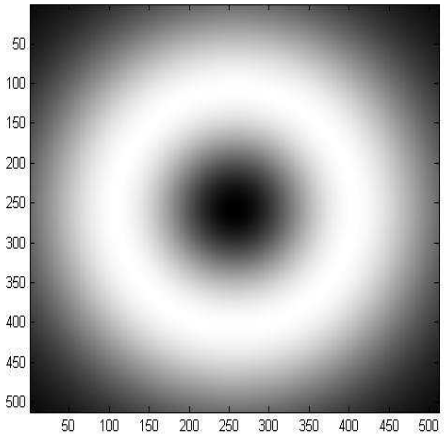
◆ $\sigma_1 = 0.007$, $\sigma_2 = 0.008$



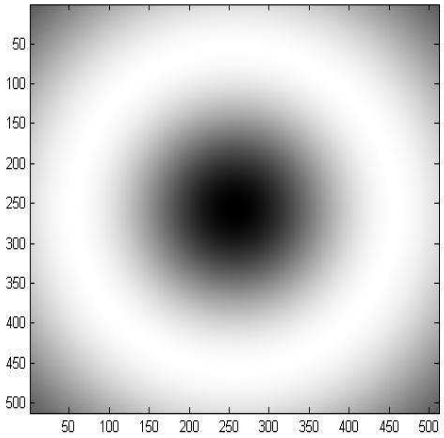
◆ $\sigma_1 = 0.006$, $\sigma_2 = 0.007$



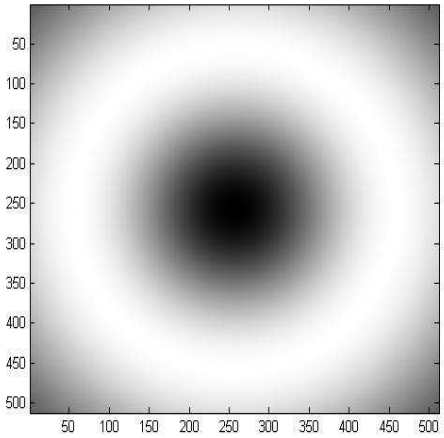
◆ $\sigma_1 = 0.005$, $\sigma_2 = 0.006$



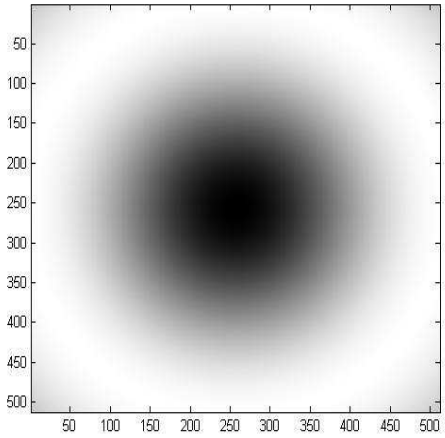
◆ $\sigma_1 = 0.004$, $\sigma_2 = 0.005$



◆ $\sigma_1 = 0.003,\ \sigma_2 = 0.004$



◆ $\sigma_1 = 0.002,\ \sigma_2 = 0.003$



◆ $\sigma_1 = 0.001,\ \sigma_2 = 0.002$

(d) 제4열

그림 5.12. σ_1과 σ_2의 값에 따른 OTF 필터

Ⅶ. 결론

본 논문에서는 해부학적 구조 추출을 위한 영상 멀티스케일 분할 알고리즘을 제안하였다. 폐 시험 영상을 고속푸리에변환을 이용하여 주파수 영역에서 처리 과정을 거쳐 광학적 변환 함수를 적용하도록 하였다. 그리고 이에 대한 성능 시험으로 다양한 해부학적 구조를 추출 하였으며 또한 이때 사용된 각각의 필터와 영상에 상응하는 푸리에 스펙트럼도 보여주었다. 제안된 알고리즘에 따라 여러 시험 영상을 사용하여 시뮬레이션 한 결과 다음과 같은 사실을 확인하였다.

- Optical Transfer Function(OTF)을 이용한 새로운 분할 방법을 제시하였다.
- 영상을 다양한 비율로 쪼개어 분할하여 영상 안의 정보를 분리하는 멀티스케일 분할 알고리즘을 개발하였다.
- 기존의 일정한 형식의 영상만 사용한 이전 알고리즘과는 다르게 여러 가지 형태의 영상 분석이 가능하였다.
- HRCT 영상에서 저역통과, 대역통과, 고역통과 필터를 이용하여 여러 가지 해부학적 구조 추출이 가능함을 확인하였다.

본 연구에서 제안한 '광학 변환 함수 기반 멀티스케일 영상 분할'의 개발은 복잡한 해상도나 스케일 등 다양하게 구성되어 있는 영상을 분할이 가능함으로써 여러 가지 의료 영상의 영상 분할 기법으로 널리 활용될 것으로 기대된다.

참고문헌

[1] K. Nishimura, T. Izumi, M. Kitaichi, S. Nagai, and H. Itoh, "The diagnostic accuracy of high resolution computed tomography in diffuse infiltrative lung diseases", Chest pp. 1149-1155, 1993.

[2] Rick Rickman and John Stonham. "Content based image retrieval using color tuple histograms", SPIE proceedings, pp. 2-7, February 1996.

[3] Greg Pass and Ramin Zabih. "Histogram Refinement for contentbased image retrieva",. In IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, pp. 96-102, December 1996.

[4] M.S. Brown, M.F. McNitt-Gray, N.J. Mankovich, J.G. GOldin, J. Hiller, L. S. Wilson, and D.R. Aberle, "Method for Segmentation chest CT image data using an anatomical model: Preliminary results", IEEE Transactions on Medical Imaging, pp. 828-839, 1997.

[5] M.S. Brown, M.F. McNitt-Gray, N.J. Mankovich, J.G. GOldin, J. Hiller, L. S. Wilson, and D.R. Aberle, "Knowledge based segmentation of thoracic computed tomography images for assessment of split lung function", Medical Physics", pp. 592-598, 2000.

[6] S. Hu, E.A. Hoffman and J.M. Reinhardt, "Automatic segmentation ofaccurate quantitation of volumetric X-ray CT images", IEEE Transactions on Medical Imaging, pp. 490-498, 2001.

[7] D. Zhang, D.J. Valentino, "Segmentation of anatomical structures in X-ray computed tomography images using artifical neural networks", SPIE, pp. 1640-1652, 2001.

[8] Bin Zheng, Joseph K. Leader, Glenn S. Maitz, Brian E. Chapman, Carl R. Fuhrman, Robert M. Rogers, Frank C. Sciurba, Andrew Perez, Paul

Thompson, Walter F. Good, and David Gur, "A simple method for automated lung segmentation in X-ray CT images", SPIE, pp. 1455-1463, 2003.

[9] Jan-Martin Kuhnigk, Horst K. hahn, Milo Hindennach, Volker Dicken, Stefan Krass, and Heinz-Otto Peitgen, "Lung lobe segmentation by anatomy guided 3D watershed transform", SPIE, pp. 1482-1490, 2003.

[10] L. Zhang, and J.M. Reinhardt, "Detection of lung lobar fissures using fuzzy logic", SPIE, pp. 188-199, 1999.

[11] L. Zhang, E.A Hoffman, and J.M. Reinhardt, "Lung lobe segmentation by graph search with 3D shape constraints", SPIE, pp. 204-215, 2001.

[12] Jie Wei, "Image segmentation based on situational DCT descriptors", Pattern Recognition Letters, pp. 295-302, 2002.

[13] Ting-Chung Poon and Partha P. Banerjee., "Contemporary optical image processing",1st ed. New York : Elsevier Science Ltd., 2001.

[14] Shree K. Nayar and Yasuo Nakagawa, "Shape from Focus: An effective Approach for Rough Surfaces", CRA90, pp. 218-225, 1990.

[15] Shree K. Nayar and Yasuo Nakagawa, "Shape from focus", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, pp 824-831, August 1994.

[16] Horst K. Hahn and Heinz-Otto Peitgen, "IWT-Interactive Watershed Transform : A hierarchical method for efficient interactive and automated segmentation of multidimensional grayscale images", SPIE, pp. 643-653, 2003.

[17] D. M. Denison, M. D. L. Morgan, and A. B. Millar, "Estimation of regional gas and tissue volumes of the lung in supine man using computed tomography", Thorax, pp. 620-628, 1986.

[18] M. S. Brown, M. F. McNitt-Gray, N. J. Mankovich, J. G. Goldin, J. Hiller, L. S. Wison, and D. R. Aberle, "Method for segmenting chest CT image data using an anatomical model ; Preliminary results", IEEE, 1997.

[19] T. N. Cornsweet and J. I. Yellot, Jr., "Intensity dependant spatial summstion", J. Opt. Soc. Am., Part A, pp. 1769-1786, 1985.

[20] G. Deng and L. W. Cahill, "An adaptive gaussian filter for noise reduction and edge detection", Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference, pp. 1614-1619, 1993.

[21] K. R. Barnes, "The Optical Transfer Function, American Elesvier", New York, 1971..

[22] T. L. Williams, A. Ashton and M .J. Worrall, "Dimensions, Tolerance, and OTF Characteristics of the SIRA Group 50mm Plano-Convex Test Lens", 1970.

[23] GENII Reference Manual, "Genesee Optics Software Inc.", Rochester, 1989.

[24] Code V Reference Manual Vol. Ⅱ, "Optical Research Associates, Pasadena", 1992.

[25] Rafael C. Gonzalez, and Richard E.Woods, "Digital Image Processing", Pearson Education