

論文2001-38SP-6-14

## 고밀도 유방영상에서 종양의 추출 (Detection of Mass on Dense Mammogram)

俞承和\*, 盧承武\*\*, 朴宗元\*

(Seung-Wha Yoo, Seung-Moo Noh, and Jong-Won Park)

### 요 약

제안된 연구는 유방촬영영상(Mammogram)에서 종양의 추출에 관한 연구로서, 맘모그램의 특성을 파악하여 종양에 대한 자동적인 추출을 시행하였다. 처리과정에서 동질성 특성을 이용하여 정상조직인 Cooper's ligament로부터 종양조직을 분리하였고 고밀도 후보에 대한 처리방법으로 다중 문턱값 적용방식을 사용하였다. 추출된 부분을 8-연결성 관계를 사용하여 1차 후보를 추출하였다. 1차 추출된 각 후보에 대하여 명암 값을 지형적 높이정보로 해석한 이분화영상으로 표현하여 이중원형성과 분포 비율을 비교하는 방법을 통하여 2차 후보 추출을 시행하였다. 최종적인 종양의 결정은 공간원형성 판단을 위한 반구 형태의 템플릿을 생성하여 비교하는 방법을 이용하여 후보에 대한 순위를 결정하였다. 알고리즘을 실제 종양이 확진된 환자의 136 예에 적용하여 추출된 결과와 전문의가 지정한 결과를 비교하여 93.38%의 민감도를 얻었으며, 최종 추출 단계에서는 124 예에서 1 순위로 종양을 추출하여 97.63%의 FP(False positive)의 결과를 나타냈다.

### Abstract

This paper proposed automated methods for the detection of breast mass. We analysed characteristic of the mass by using the features on mammograms. The homogeneity was used to distinguish mass and abnormal homogeneous tissue from the Cooper's ligament and multiple threshold method was used to deal with the high density candidates. By using the 8-connectivity, the first step candidates were selected. We generated the dualistic images of each candidate in which we regard the gray value as topographic height information. From these candidates, the second candidates were selected by comparing the circularity and the distribution rates. The final detection was done with the method in which we generated the template of each candidate and compared each other. From these methods, we grade the order from the candidate. We applied the algorithm to the 136 mammograms and compared to the radiologist's outlines of the lesions. The detection resulted that the sensitivity of the proposed methods was 93.38% and 97.63% FP(False positive) which we can segmented mass in the first grade in the 124 cases.

### 1. 서 론

한국 여성에서 유방암은 1980년대에 8.7%에서 97년

\* 正會員, 忠南大學校 工科大学 情報通信工學科  
(Dept. of Information Communications Engineering,  
Chungnam National Univ.)

\*\* 正會員, 忠南大學校 醫科大學 一般外科  
(Dept. of General Surgery, Chungnam National Univ.)

接受日字: 2001年3月7日, 수정완료일: 2001年9月24日

에는 13.3%로 증가하였다. 특히 식생활의 변화와 더불어 최근 수년간 급증하는 추세에 있다.

서구의 여러 나라에서도 유방암은 성인병의 수위를 차지하고 있으며, 이에 따라 스크리닝 유방촬영술에 의한 조기유방암 진단에 대한 많은 연구가 시행되어 왔다. 유방촬영영상에서 종양의 추출에 대한 연구는 추출하고자 하는 목적에 따라 다양한 방법이 적용되었다.

주어진 영상에서 종양을 추출하기 위해 Difference of Gaussian(DoG) filter<sup>1, 2)</sup>, Density-Weighted Contrast

Enhancement(DWCE) filter<sup>[3, 4]</sup>, Iris filter<sup>[5]</sup>, Radial gradient index(RGI)<sup>[6]</sup>, 하나의 breast 영상에서 좌, 우의 대칭성<sup>[7]</sup>, 텍스춰 유추<sup>[8]</sup>, Spatial Grey Level Dependence(SGLD) metric으로부터 도출된 texture feature<sup>[9]</sup>, First Derivative operator<sup>[10]</sup> 등을 이용하는 방법이 연구되었고, 추출해낸 종양을 분류하기 위해 Convolution Neural Network(CNN) 방법<sup>[11]</sup>, Wavelet Transform Modulus-Maxima 방법<sup>[12]</sup>, Directional wavelet transform(DWT) 방법<sup>[13]</sup>, 모양정보 이용<sup>[14]</sup>, Genetic Algorithm(GA)-based feature selection 방법<sup>[15]</sup> 등이 연구되었으며, 진단의학자들이 양성, 악성 종양을 분류해 놓은 것에 대해 자신들이 고안한 CAD의 효과를 측정하는 연구<sup>[16]</sup>도 있었다. 또한 추출한 종양의 spiculation 부분에 관한 연구도 많이 행하여졌는데, spiculation의 추출 및 분석을 위해 Rubber band straightening transform(RBST)<sup>[17]</sup>, Skeleton Analysis<sup>[18]</sup> 등의 방법들이 연구되었으며, spiculation 측정을 통해 CAD의 민감도를 평가<sup>[19]</sup>하는 논문도 있었다. Spiculation에 관한 연구는 유방암의 판별과정에서 중요한 요인으로 간주되는 요소로서, 현재 서구에서 진행되는 유방암에 관한 연구의 커다란 흐름이다.

그러나 이러한 연구들은 서양 여성을 대상으로 시행한 것이며, 유방실질의 분포가 한국 여성과 동일하다고 볼 수 없다. 한국 여성에서 고밀도 유방의 빈도는 40세에서 54세 사이에 급격히 감소하는 추세를 보이는 반면, 서양 여성에서는 40세에서 54세 사이에 걸쳐 별다를 차이가 없다. 40세 여성의 유방영상의 밀도를 비교하면 한국 여성은 78.3%에서 고밀도인 반면, 서양 여성은 47.2%에 불과했다. 또한 한국과 서양 여성의 연령별 평균 유방암 발생률을 비교하면 전반적으로는 서양 여성의 유방암 발생률이 한국 여성의 경우보다 훨씬 높지만 발생시기는 서로 다른 것으로 관찰되었다. 한국 여성에서는 전체 유방암의 약 34% 정도가 40~49세 여성에서 발생하나<sup>[20, 21]</sup> 미국 여성에서는 75~79세에서 가장 발생률이 높다<sup>[22]</sup>.

이러한 특성은 한국 여성의 경우, 40대에 고밀도영상으로 나타나는 경우가 서양에 비해 많으므로 40대 여성에서 유방촬영술의 민감도를 대폭 감소시키는 원인이 된다<sup>[23]</sup>. 실제로 한국 여성을 대상으로 한 보고<sup>[24]</sup>에서 유방암과 연관된 가장 흔한 유방실질의 유형은 이러한 고밀도 유방으로, 전체 유방암 환자들 중 42%가 이에 해당된다. 이러한 결과는 40대 한국 여성에서 유

방촬영술만으로 유방암을 진단하는 것이 서양과 같은 정도의 민감도를 얻을 수 없음을 시사한다.

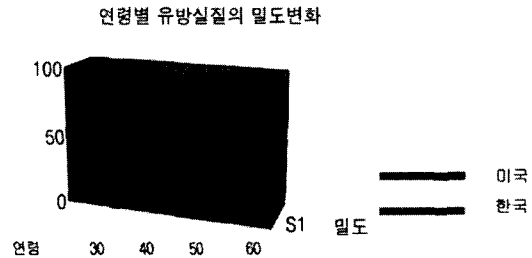


그림 1. 30~60대의 연령에서 한국여성과 서양여성의 연령별 유방실질의 밀도

Fig. 1. Parenchymal density on mammograms in Korean women and western women 30~60 years old.

한국 여성의 유방촬영영상에 대한 연구가 서양 여성을 대상으로 한 기존의 연구와 달리 이루어져야 하는 이유는 다음과 같이 요약해 볼 수 있다.

1. 기존의 방법으로는 고밀도 유방의 빈도와 연령별 유방암 발생률에 따라 서양의 결과와 같은 정도의 민감도를 기대하기 어렵다.
2. 서양여성의 경우와 달리, 스피큘레이션 특성이 분명하지 않고 발생빈도가 낮다.
3. 종양이 고밀도의 정상조직과 함께 압축되어 촬영된 경우가 많다.
4. 정상조직의 밀도가 높아, 종양이 이에 비해 명암값이 어둡게 나타나는 경우가 많다.

따라서 현재 의료계에서는 촉진 등과 더불어 유방 초음파와 유방조영술에 의한 스크리닝기술을 같이 시행하여 진단하고 있다. 본 연구는 컴퓨터 보조진단(Computer-Aided Diagnosis, CAD) 방법을 제시하여 의료인의 진단에 객관적 자료를 제공하고, 유방암 진단의 진단율을 높이는데 기여하여 환자의 예후 향상에 도움을 주고자 한다. 제안된 연구에서는 한국 여성을 대상으로 촬영된 고밀도의 유방촬영영상(mammogram)에서 종양을 추출하였고 이것을 진단방사선과 전문의의 판독결과와 비교하여 정확도를 측정하였다.

## II. 영상의 획득과 추출 과정

1. 유방촬영영상(Mammogram) 영상의 획득 과정

유방암의 조기 발견과 진단을 위해 현재 유방조영술(Mammography)이 보편적으로 쓰이고 있다. 유방촬영영상(mammogram)의 일반적인 공간 해상도(spatial resolution)는  $100\mu\text{m}$ 에서  $35\mu\text{m}$  정도이다.

촬영된 유방촬영영상을 컴퓨터 보조진단에 이용하기 위해서는 유방촬영영상의 디지털화가 요구된다. 디지털화 방식은 간접형 디지털화, 즉 필름-스크린 맘모그래피(Film-screen Mammography) 장비로 얻은 필름 유방촬영영상(Film Mammogram)을 광학 스캐너로 디지털화하는 방식을 이용하였다. 원본영상을 필름 스캐너를 사용하여 화소당  $0.1\text{mm} \times 0.1\text{mm}$  ( $100\mu\text{m}$ )의 공간 해상도와 8bit 명암값 해상도(화소 당 256개의 명암값)으로 디지털화 하였으며, 이렇게 획득된 영상의 일관된 처리를 위해 관심영역(ROI)을  $1024 \times 1024$  화소로 통일하는 작업이 선행되었다.

2. 종양추출의 방법 및 과정

유방촬영영상은 실질의 밀도가 높은 밝은부분과 밀도가 낮고 어두운 부분으로 나누어 볼 수 있다. 밀도가 낮은 부분에는 유방실질에 실과 같은 Cooper's ligament 조직이 퍼져 있는 정상조직이 포함되며 밀도가 높은부분에는 그림 2와 같이 종양부분과 밀도가 높은 정상조직이 포함된다.

유방영상에서 종양부분과 고밀도 정상부분은 떨어져

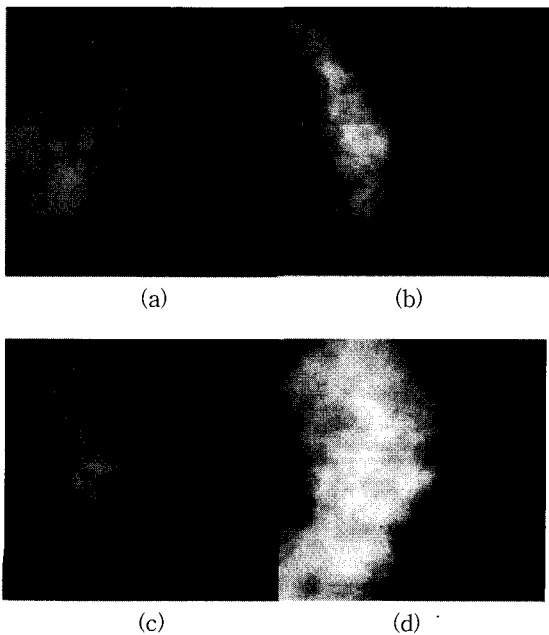


그림 2. 고밀도의 유방촬영영상  
Fig. 2. High density mammograms.

서 위치하기도 하지만 겹쳐서 나타나기도 하여 종양의 추출시에 문제가 된다. 특히 그림 2(a), (b)와 같은 경우는 초음파영상의 병행비교가 필요한 경우이다. 그림 2에서 보인 유방영상들은 모두 종양을 포함하고 있는 경우로서 판독의 난이도가 높은 경우에 속하였다.

제안된 논문에서 사용된 1차 후보추출 방법은 이러한 유방실질의 특성에 바탕을 두고, 밀도가 높은 부분을 동질영역으로 추출하였다. 추출된 동질영역에 대한 공간분포 비교를 통하여 1차 후보를 추출하였다.

2차와 최종추출 방법은 영상화소의 명암값 정보를 그 지점의 지형적 정보로 해석하여 처리하였다. 이전의 연구에서 지형적 정보를 영상에 응용하여, 영상의 명암값 정보를 지형적 기복으로 표현하려는 시도<sup>[25, 26]</sup>가 있었다. 이것은 지형학적 보간법을 통하여 경사영상 화소의 명암값을 고도정보에 응용하는 방법이다. 이러한 기반에서 고밀도의 정상조직과 종양조직의 특성을 공간 분포의 비교를 통하여 분리하고 1차 추출된 각 후보에 적용하였다.

공간적 해석을 위한 종양의 고유한 형태적 특성을 살펴보면, 일반적으로 종양부분은 높은 밀도를 지니므로 그림 3(a)와 같이 밝게 표현되며, 일정한 덩어리의 형태를 유지하므로 3차원적으로 구의 형태를 띠고 있다. 이러한 형태적 특성은 유방촬영과정에서 2차원으로

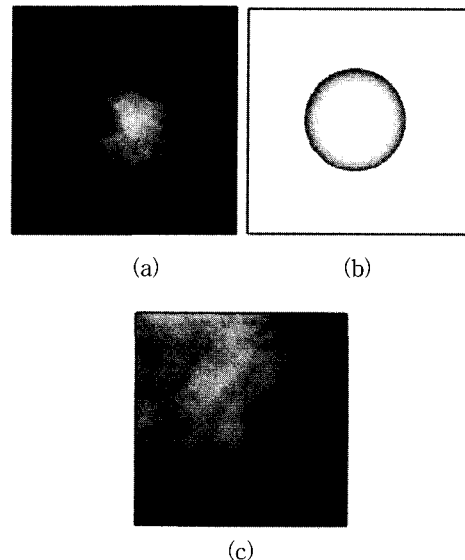


그림 3. 종양조직과 정상조직 (a) 종양영상 (b) 종양의 모형 (c) 고밀도의 정상조직  
Fig. 3. Mass tissue and normal tissue (a) mass tissue (b) model of mass (c) High density normal tissue.

압축되어 명암값이 종양으로 갈수록 밝아지는 동심원의 형태로 표현된다. 이에 반하여 정상조직은 (c)와 같이 종양부분과 유사하게 명암값이 높게 나타나지만 일정한 모양이 없이 불규칙한 형태를 띄고 있음을 볼 수 있다.

1차 추출을 마친 후보에는 종양뿐만이 아니라 정상 조직도 포함하고 있으므로 2단계의 추출에서는 후보들 중, 확실하게 종양이 아니라고 판단되는 후보들을 제거하는 방법을 사용하였고 최종추출 단계에서는 후보들 간의 순위결정을 통하여 가장 가능성이 있는 후보로 종양을 제시하였다. 제안된 연구는 종양이 아닌 후보들을 제거하는데 있지 않고, 종양일 가능성이 있는 모든 후보들을 제시함으로써, 종양을 포함하는 최소한의 후보를 제시하는데 역점을 두었다. 제안된 방법이 기존의 종양추출방법과 다른 특성은 다음과 같다.

(1) 고밀도의 한국여성의 유방촬영영상에 적합한 방법

한국 여성에서 유방암이 가장 빈발하는 연령층은 40~49세로 보고된 반면 서양의 경우, 60세 이상에서 많이 발병하는 것으로 조사되었다. 또한 같은 나이를 비교하여도 한국 여성 유방조직의 밀도가 높게 조사되었다. 이러한 유방실질의 판단 기준으로 미국의 BIRADS (Breast Imaging Reporting Data System)이라는 표준안<sup>27)</sup>이 제시되었다. 여기에서 유방조직이 이질적인 밀도를 보이는 Heterogeneous 단계인 3단계와 조직의 밀도가 심하게 높은 Diffuse dense 단계인 4단계에 해당하는 조직이 고밀도의 유방조직에 해당된다.

한국 여성을 대상으로 한 유방영상의 분석은 서양의 경우와 달리, 고밀도 유방의 빈도가 상당히 높다는 점에 유의해야 한다. 따라서 제안된 연구에서는 저밀도영상에서 적용되는 스피큘레이션 분석방식의 기존의 방법을 사용하지 않고 다중의 문턱값의 적용을 통하여 고밀도영상에 적합한 해석을 시도하였다.

(2) 동질성을 이용한 종양후보조직의 분리

제안된 연구에서는 유방실질의 동질성을 이용하여 후보부위를 추출하였다. 기존의 방법에서는 일반적으로 저-대조 영역의 추출을 위하여 스무딩영상과 강조영상을 컨버루션<sup>3, 4)</sup>하거나 템플릿 매칭방법<sup>12)</sup>을 사용하여 노즐을 찾고 있다. 이러한 방법은 유방조직의 정상적인 실질인 Cooper's ligament는 무시되고 명암값의 변이가 큰 종양 부분만 추출하는 방법이다. 이에 반하여 제안된 연구에서는 종양부분의 명암값이 동질상태라는 특성을 이용하여 유선이나 Cooper's ligament가 퍼져

있는 동질이 아닌 정상부분을 분리하였다. 이러한 특성은 1차 후보추출에서 구현되었다.

(3) 영상을 지형적 고도정보로 해석

제안된 연구에서는 영상화소의 명암값 정보를 지형적 정보로 해석하여 유방영상에 적용하고자 하였다. 일반적인 Cooper's ligament 조직에 비해 밀도가 높은 종양조직과 고밀도의 정상조직은 압축되어 영상에서 밝은 명암값으로 표현되었다. 이러한 특성이 고도영상에서는 높이정보로 해석되어 명암값이 밝은 부분은 고도가 높게, 어두운 부분은 낮게 표현되었다. 여기에서 구형 종양은 반구의 형태를 지니게 되고 고밀도의 정상조직은 불규칙적인 산맥의 형태를 띄게 되며 Cooper's ligament 조직은 낮은 평야와 같은 형태를 지니를 볼 수 있었다.

(4) 후보에 대한 순위비교방식을 통한 종양의 제시

제안된 연구에서는 2차 후보추출까지 종양이 아닌 후보를 탈락시키는 방법을 사용하였고, 최종의 추출과정에서는 반구 비교방식을 통하여 후보의 순위를 결정하였다. 이것은 종양과 종양이 아닌 후보에 대하여 일정한 문턱값을 부여하는 것이 무의미하기 때문이다. 더구나 한국인의 경우, 후보 중에는 종양과 같은 고밀도의 조직이 존재할 가능성이 많으므로 공간원형성을 고려한 반구형의 템플릿 비교방법이 효과적이었다. 따라서 절대적 문턱값의 부여에 의한 종양의 결정이 아니라 상대적 순위를 결정하는 방법이 제안되었다.

종양 추출을 위한 과정은 아래와 같다.

1. 동질성 및 공간분포 비교에 의한 1차 추출
  - 1) mesh 방법에 의한 다중 문턱값 추출
  - 2) 동질성 비교에 의한 동질영역 추출
  - 3) 각 동질영역에 대한 공간분포 비교를 통한 1차 후보의 추출
2. 명암값의 고도정보를 이용한 원형성과 분포비율에 의한 2차 추출
  - 1) 이분화된 고도영상 생성
  - 2) 2중 원형성 비교
  - 3) 분포비율 비교
3. 반구 비교 방법에 의한 최종 추출
  - 1) 각 후보에 대한 반구의 생성
  - 2) 반구를 이용한 후보의 순위결정

그림 4. 종양 추출의 과정

Fig. 4. Process of mass detection.

### Ⅲ. 종양의 추출

#### 1. 동질성 및 공간분포 비교에 의한 1차 추출

먼저 후보 선출을 위한 기준 명암값을 결정하였다. 기존의 방식에서는 단일 기준값을 적용하여 종양이 고밀도의 정상조직보다 어둡거나 고밀도 조직 속에 종양이 포함된 경우, 추출이 어려운 단점을 가지고 있었다. 제안된 방법에서는 다중의 문턱값을 결정하여 이러한 점을 해결하였다.

그림 5(a)는 고밀도의 조직속에 종양이 포함된 영상의 예이다. 기존의 단일 문턱값을 적용할 경우는 (b)와 같이 종양이 포함된 후보는 조직 속에 종양이 둘러쌓이게 되므로 독립적인 추출이 어렵다. 각각의 후보에 대하여 명암값의 공간분포를 조사하여 (c)와 같이 후보의 전체 면적에 비하여 고도가 높은부분(진하게 보이는 부분)의 비율이 낮은 후보에 대하여 2중의 문턱값을 적용하여 (d)와 같은 결과를 얻었다. (c) 영상은 후

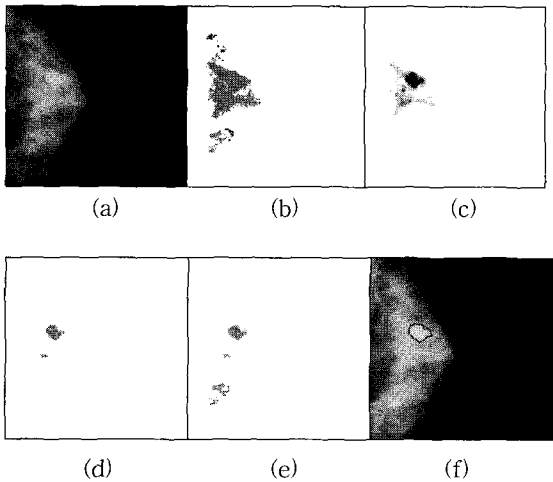


그림 5. 고밀도 유방영상에서 다중문턱값 적용을 통한 후보개정 (a) 입력영상 (b) 단일문턱값 적용 (c) 후보의 고도영상 (d) 개정된 문턱값에 대한 후보 (e) 다중문턱값 적용에 의한 후보조정 (f) 결과영상

Fig. 5. Candidate revision from the multiple threshold in high density mammogram (a) input image (b) application of single threshold (c) altitude image of candidate (d) candidate from the revised threshold value (e) candidate revision from the multiple threshold (f) result image.

보의 가장 밝은부분을 중심을 기준으로 영역을 확장해 나가면서 명암값을 결정하여 후보에서 명암값 대역을 표시한 영상으로, 후보의 고도가 표현된 영상이다. (e)의 열은 부분이 다중 문턱값의 적용으로 후보가 재결정되어 제거되는 부분이다. 따라서 원래의 후보 개수는 3개였으나 고밀도 후보 처리로 4개의 후보로 나뉘어졌다. (f)가 처리된 결과영상이다.

한편, 문턱값의 결정방법은 입력영상을 non-overlapping 블록의 형태인 메쉬로 나누어 각 메쉬에서 결정된 값들을 비교하여 최대값을 기준값으로 결정하였고 메쉬의 크기에 따라 다중의 문턱값을 얻을 수 있었다. 선택된 기준값을 1차 후보추출에 사용하였다.

동질성을 이용한 추출과정은 Cooper's ligament라는 유방실질로부터 종양후보영역을 분리하기 위한 과정이다. 이것은 유방실질과 종양부위의 조직의 차이로 인한 명암값 분포의 변이에 바탕을 두고 있다. 정상부위에서는 실질이 고르게 분포하지만, 종양부위에서는 종양에 의해 정상조직이 파괴되어 ligament가 나타나지 않았다. 영상에서는 정상조직의 붕괴가 동질화된 명암값으로 표현되었다. 즉, Cooper's ligament가 존재하는 정

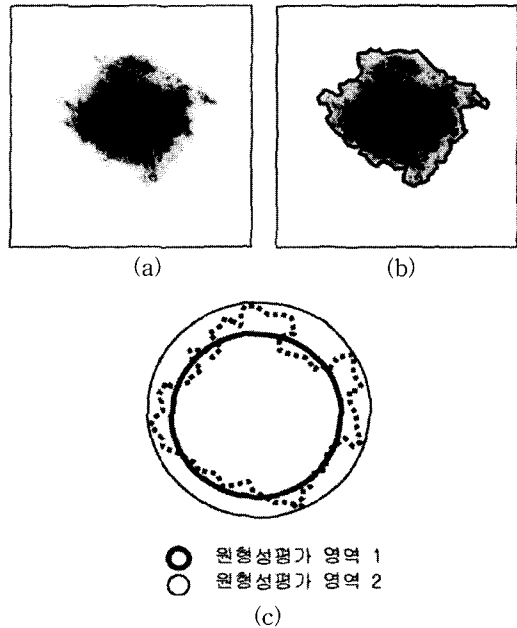


그림 6. 2차추출을 위한 영역표시 (a) 후보의 명암값을 2중의 고도영상으로 표현한 영상 (b) (a) 영상의 영역 분리 (c) 이중 원형성 평가영역

Fig. 6. Region for second step (a) image of double level gray value (b) region division of (a) (c) region for double circularity decision.

상조직에서는 명암값의 변이가 많은 조직이므로 화소의 위치가 변경되면 이전의 명암값에서 변이를 가져왔다. 반면에 동질의 종양조직은 화소의 위치가 변경되어도 원래의 명암값과 비교하여 변이가 없었다. 이러한 결과로 얻어진 영상에서 일정 크기 이상의 영역으로부터 떨어져 있는 작은 화소들을 폐영역추출방법을 사용하여 제거하였고 각 후보의 위치좌표값을 저장하고 2차 추출과정을 거치게 하였다.

2. 명암값의 고도정보를 이용한 원형성과 화소의 분포 비교에 의한 2차 후보추출

2차 추출을 위한 원형성과 분포비율 비교방법은 1차 추출에서 얻어진 후보의 위치좌표를 사용하여 입력영상에서 그 부분만을 추출하여 각 후보들에 대하여 조사하는 방법을 사용하였다. 기존의 원형성을 계산하는 방법은 "Circularity"<sup>[23]</sup> 방법인데, 여기서 원형성의 정도는 둘레의 길이와 면적에 따라 결정되었다. 위의 공식에 의하면 방사형의 종양은 후보에서 탈락하게 되며, 가늘고 긴 모양의 종양이 아닌 후보가 종양으로 판단될 가능성이 발생하였다.

제안된 연구에서는 이러한 점을 보완하고 보다 정확한 결과를 얻고자 후보들을 두 단계의 높이정보를 지

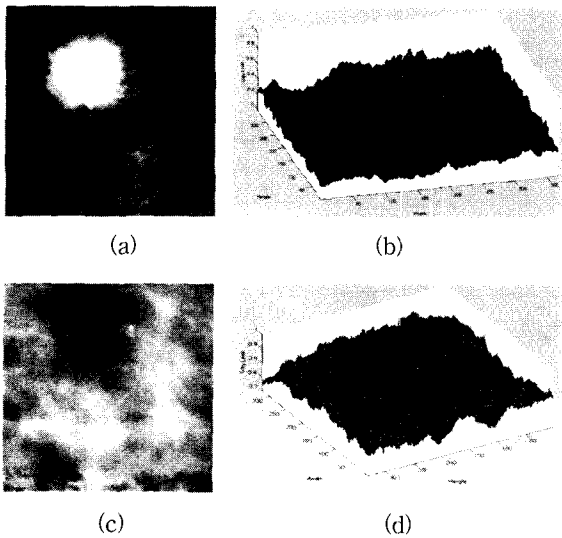


그림 7. 명암값의 지형적 해석에 의한 공간분포 (a)종양영상 (b) (a)영상의 공간 분포 (c) 고밀도의 정상조직 (d) (c)영상의 공간 분포

Fig. 7. Spatial distribution from the topographic analysis of gray value (a) image of mass (b) spatial distribution of (a) (c) normal tissue of high density (d) spatial distribution of (c)

닌 영상로 나타내고 2중의 원형성검사를 실시하였다. 이러한 영상은 일정한 고도를 기준으로 두 단계의 명암값으로 나타낸 영상으로서, 두 개의 원형성을 비교하여 공간원형성을 지닌 후보를 구하였다. 또한 각 부분에 대한 분포의 비율을 비교하는 방식을 사용하여 범위를 벗어나는 후보를 제거하였다.

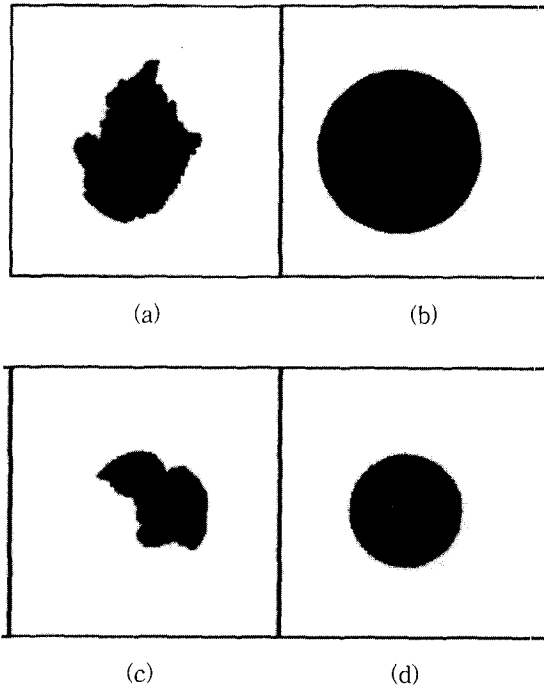


그림 8. 템플리트 비교에 의한 최종추출 (a) 종양후보 (b) (a)에 대한 템플리트 (c) 종양이 아닌 후보 (d) (c)에 대한 템플리트

Fig. 8. Last detection with the template (a) candidate of mass (b) template of (a) (c) candidate of non-mass (d) template of (c)

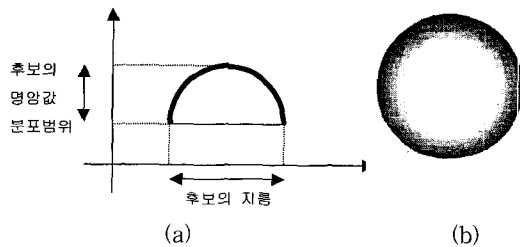


그림 9. (a) 템플리트의 공간좌표 (b) 템플리트의 2차원 명암값 분포

Fig. 9. (a) Range of templates's spatial coordinates. (b) two dimensional gray value distribution of template.

외접원의 반지름을  $r_1$  라 하고 내부의 원 반지름을  $r_2$  라 할 때, 이중 원형성 평가는 다음과 같이 계산된다.

$$\text{ratio\_circle} = r_{12} / r_{22} * 100(\%)$$

또한 두 단계의 높이정보로 표현된 영상에서 각 단계를 차지하는 화소의 비율은 각 후보마다 서로 다르게 나타나는데 이것은 각 후보가 고도에 따라 다른 화소의 분포를 지니기 때문이다. 이러한 특성은 모두 일정한 덩어리를 유지하는 구형의 종양과 정상조직과의 형태적 특성에 기인한 것으로 보았다. 두 영역의 화소

의 분포는 다음과 같이 계산된다.

$$\text{ratio\_pixel} = \text{sum}_{\text{upper}} / \text{sum}_{\text{total}} * 100(\%)$$

$\text{sum}_{\text{upper}}$  : circle<sub>1</sub> 영역의 화소 개수

$\text{sum}_{\text{total}}$  : circle<sub>1</sub> + circle<sub>2</sub> 영역의 화소 개수

### 3. 반구 비교방법에 의한 3차 추출

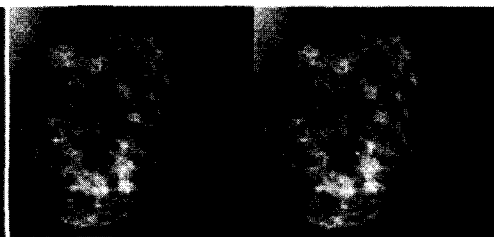
제안된 연구에서는 종양 후보의 응집성을 원형성 특성으로 파악하였다. 종양의 경우, 뭉쳐진 형태를 띄고 있으므로 영상으로 압축되면 반구형의 명암값 특성을 지니게 된다.

2차 추출된 후보 가운데, 후보들의 명암값을 3차원의

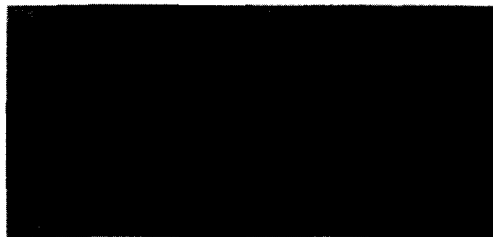
다음은 입력영상과 제안된 알고리즘을 적용하여 종양을 추출한 결과영상이다.



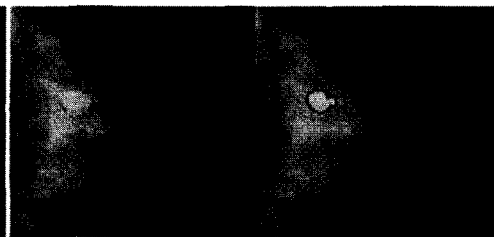
(a) 고밀도영상에서의 종양



(b) 스피클레이션 및 MCS를 포함한 종양



(c) 원형성이 낮고 정상조직과 유사한 종양



(d) 고밀도영상에서의 종양



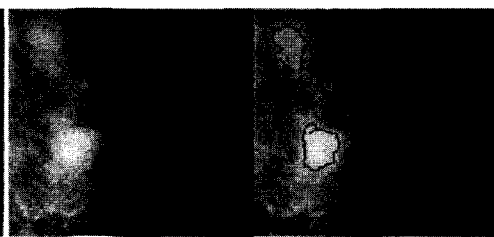
(e) 정상조직과 유사한 종양



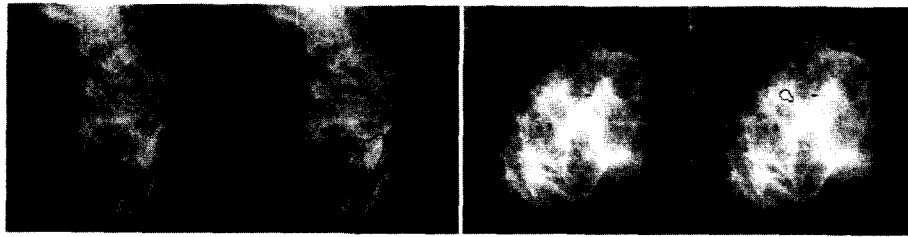
(f) 난이도가 높은 종양



(g) 명암값이 낮고 난이도가 높은 종양

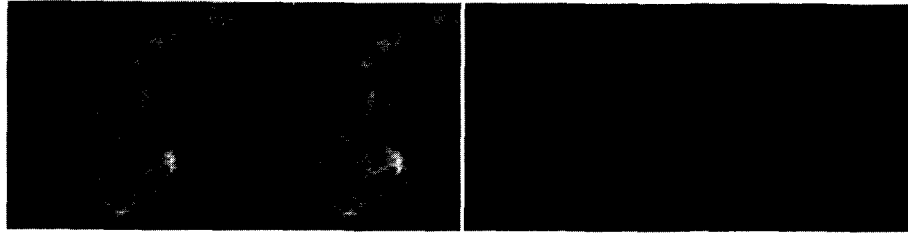


(h) 외곽선이 불분명한 두 개의 종양



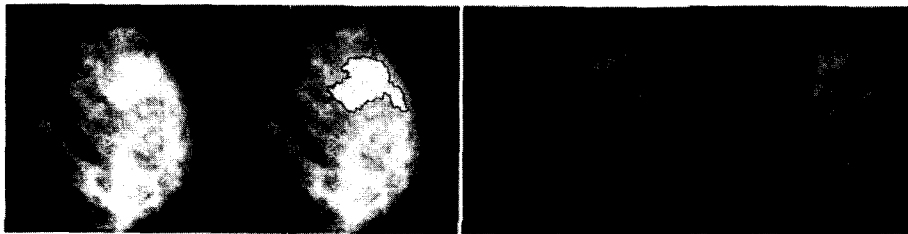
(i) 경계가 불분명한 종양

(j) 정상조직과 유사한 종양



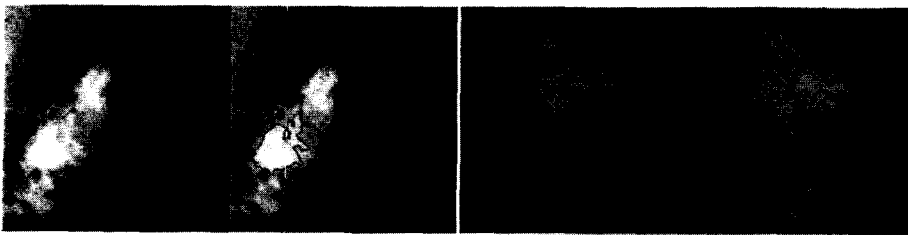
(k) 스피클레이션 및 MCS를 포함한 종양

(l) 명암값이 낮고 난이도가 높은 종양



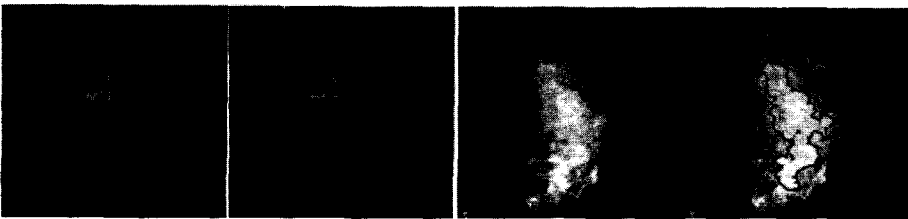
(m) 난이도가 높은 영상

(n) 난이도가 높은 영상



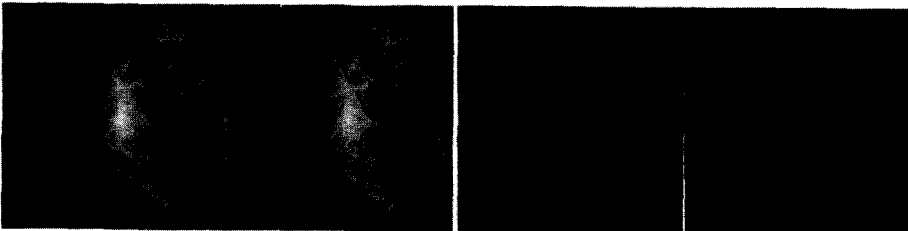
(o) 정상조직과 유사한 종양

(p) 경계가 불분명한 종양



(q) 난이도가 높은 종양

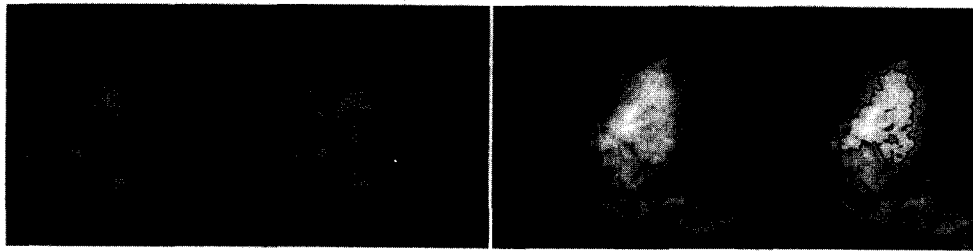
(r) 고밀도 종양



(s) 경계가 불분명한 종양

(t) 난이도가 높은 종양





(u) 난이도가 높은 두 개의 종양

(v) 난이도가 높은 종양

고도값으로 나타내면 그림 7과 같은 공간 분포특성을 보인다. 종양의 경우는 (b)와 같이 공간원형성을 보이고 있으나 정상조직인 경우에는 (d)와 같이 불규칙적인 형태를 띠었다.

제안된 연구에서는 이러한 형태적 특성에 근거하여 종양과 정상조직을 구분하였다. 즉 각 후보들을 반구 형태의 템플리트와 비교하고 그 순위를 결정하였다. 이

때 반구형 템플리트는 후보 각각에 대하여 높이(명암값)와 크기가 결정되어 자동으로 생성되도록 하였다.

그림 9(a)는 반구형 템플리트의 지름과 명암값 범위를 나타낸 것이다. 템플리트의 지름은 2차 추출과정에서 내부의 원을 결정하는 과정과 유사하다. (b)는 템플리트의 2차원적 명암값 분포를 나타내었다.

표 1. 136 예에 대한 처리결과

Table 1. Detection results in 136 mammograms.

No.	등급	1 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	last	No.	등급	1 <sup>st</sup>	2 <sup>nd</sup>	Last
1	2	1	1	1 <sup>st</sup>	69	4	0	0	1 <sup>st</sup>
2	3	0	0	1 <sup>st</sup>	70	3	0	0	1 <sup>st</sup>
3	3	0	0	1 <sup>st</sup>	71	2	0	0	1 <sup>st</sup>
4	4	6	5	1 <sup>st</sup>	72	3	0	0	1 <sup>st</sup>
5	4	0	0	1 <sup>st</sup>	73	3	1	1	1 <sup>st</sup>
6	4	4	1	1 <sup>st</sup>	74	4	1	1	1 <sup>st</sup>
7	3	1	1	1 <sup>st</sup>	75	4	*	*	*
8	4	0	0	1 <sup>st</sup>	76	4	0	0	1 <sup>st</sup>
9	4	5	3	1 <sup>st</sup>	77	3	0	0	1 <sup>st</sup>
10	3	1	1	1 <sup>st</sup>	78	4	0	0	1 <sup>st</sup>
11	2	1	1	1 <sup>st</sup>	79	4	*	*	*
12	4	2	1	1 <sup>st</sup>	80	3	4	4	1 <sup>st</sup>
13	1	0	0	1 <sup>st</sup>	81	2	3	0	1 <sup>st</sup>
14	4	1	1	1 <sup>st</sup>	82	4	3	2	1 <sup>st</sup>
15	3	1	0	1 <sup>st</sup>	83	1	0	0	1 <sup>st</sup>
16	3	5	4	1 <sup>st</sup>	84	4	2	1	2 <sup>nd</sup>
17	1	0	0	1 <sup>st</sup>	85	3	3	2	1 <sup>st</sup>
18	4	2	1	1 <sup>st</sup>	86	3	*	*	*
19	3	0	0	1 <sup>st</sup>	87	1	1	0	1 <sup>st</sup>
20	4	*	*	*	88	4	8	1	1 <sup>st</sup>
21	1	0	0	1 <sup>st</sup>	89	3	6	6	1 <sup>st</sup>
22	4	1	1	1 <sup>st</sup>	90	4	2	1	1 <sup>st</sup>
23	3	0	0	1 <sup>st</sup>	91	4	1	1	1 <sup>st</sup>
24	4	0	0	1 <sup>st</sup>	92	3	0	0	1 <sup>st</sup>

25	2	1	1	1 <sup>st</sup>	93	4	1	0	1 <sup>st</sup>
26	2	*	*	*	94	2	2	2	1 <sup>st</sup>
27	2	0	0	1 <sup>st</sup>	95	2	2	1	2 <sup>nd</sup>
28	1	0	0	1 <sup>st</sup>	96	2	0	0	1 <sup>st</sup>
29	1	0	0	1 <sup>st</sup>	97	1	1	1	1 <sup>st</sup>
30	2	0	0	1 <sup>st</sup>	98	2	3	3	1 <sup>st</sup>
31	2	2	0	1 <sup>st</sup>	99	2	0	0	1 <sup>st</sup>
32	1	0	0	1 <sup>st</sup>	100	1	7	3	1 <sup>st</sup>
33	4	4	3	2 <sup>nd</sup>	101	4	2	2	1 <sup>st</sup>
34	4	1	1	1 <sup>st</sup>	102	4	1	0	1 <sup>st</sup>
35	4	4	3	1 <sup>st</sup>	103	4	2	1	1 <sup>st</sup>
36	4	1	1	1 <sup>st</sup>	104	4	*	*	*
37	4	*	*	*	105	4	1	*	*
38	4	*	*	*	106	4	2	2	1 <sup>st</sup>
39	2	0	0	1 <sup>st</sup>	107	2	1	1	1 <sup>st</sup>
40	1	0	0	1 <sup>st</sup>	108	1	0	0	1 <sup>st</sup>
41	2	0	0	1 <sup>st</sup>	109	2	0	0	1 <sup>st</sup>
42	2	0	0	1 <sup>st</sup>	110	2	0	0	1 <sup>st</sup>
43	4	3	0	1 <sup>st</sup>	111	4	2	0	1 <sup>st</sup>
44	4	0	0	1 <sup>st</sup>	112	4	1	1	1 <sup>st</sup>
45	4	3	1	1 <sup>st</sup>	113	4	2	1	1 <sup>st</sup>
46	4	0	0	1 <sup>st</sup>	114	4	1	1	1 <sup>st</sup>
47	4	0	0	1 <sup>st</sup>	115	3	3	0	1 <sup>st</sup>
48	3	0	0	1 <sup>st</sup>	116	4	1	0	1 <sup>st</sup>
49	3	7	4	1 <sup>st</sup>	117	4	3	3	1 <sup>st</sup>
50	4	1	1	1 <sup>st</sup>	118	4	1	1	1 <sup>st</sup>
51	4	1	0	1 <sup>st</sup>	119	4	5	4	1 <sup>st</sup>
52	4	2	1	1 <sup>st</sup>	120	4	0	0	1 <sup>st</sup>
53	4	5	5	1 <sup>st</sup>	121	1	1	1	1 <sup>st</sup>
54	4	4	1	1 <sup>st</sup>	122	4	0	0	1 <sup>st</sup>
55	1	2	1	1 <sup>st</sup>	123	2	0	0	1 <sup>st</sup>
56	4	0	0	1 <sup>st</sup>	124	2	1	1	1 <sup>st</sup>
57	3	0	0	1 <sup>st</sup>	125	2	1	1	1 <sup>st</sup>
58	2	0	0	1 <sup>st</sup>	126	2	0	0	1 <sup>st</sup>
59	2	0	0	1 <sup>st</sup>	127	1	0	0	1 <sup>st</sup>
60	2	1	1	1 <sup>st</sup>	128	1	3	2	1 <sup>st</sup>
61	2	0	0	1 <sup>st</sup>	129	1	0	0	1 <sup>st</sup>
62	1	0	0	1 <sup>st</sup>	130	2	4	0	1 <sup>st</sup>
63	1	0	0	1 <sup>st</sup>	131	4	2	0	1 <sup>st</sup>
64	1	2	0	1 <sup>st</sup>	132	2	0	0	1 <sup>st</sup>
65	2	0	0	1 <sup>st</sup>	133	4	0	0	1 <sup>st</sup>
66	2	1	1	1 <sup>st</sup>	134	2	0	0	1 <sup>st</sup>
67	4	1	0	1 <sup>st</sup>	135	4	0	0	1 <sup>st</sup>
68	2	0	0	1 <sup>st</sup>	136	3	2	0	1 <sup>st</sup>

\* : 종양을 추출하지 못한 영상

IV. 실험 결과

제안된 연구에서 알고리즘을 총 136 예의 종양이 확인된 환자의 mammo그램 영상에 대하여 적용하였다. 입력 영상을 구현된 프로그램을 적용하여 결과영상을 생성하고, 진단방사선과 전문의가 지적하는 결과와 프로그램을 실행하여 나온 결과를 비교하여 정리하였다.

처리결과를 분석하면 표 2와 같이 136 예 중 127 예에서 종양을 추출하여, 6.61%의 오차율과 93.38%의 민감도를 보이고 있다.

각 추출단계에서 생성된 후보는 표 3과 같다. 구현된 알고리즘의 목적이 실제 종양만을 정확하게 추출하는데 있는 것이 아니라 종양일 가능성이 있는 모든 후보의 제시에 있는 점을 감안한다면 프로그램의 결과는 비교적 정확한 것으로 판단된다. 특히 최종추출에서 3예만을 두번째의 순위로, 나머지 124 예에서는 1순위로 종양을 지적하였다. 이것은 97.63%의 민감도를 나타내고 있다.

표 2. 종양추출의 민감도  
Table 2. Sensitivity of mass detection.

종양을 추출한 영상	127 case	93.38%
종양을 추출하지 못한 영상	9 case	6.61%
총 영상 개수	136 case	100%

표 3. 단계 별 FP(False positive) 개수(단위 : case)

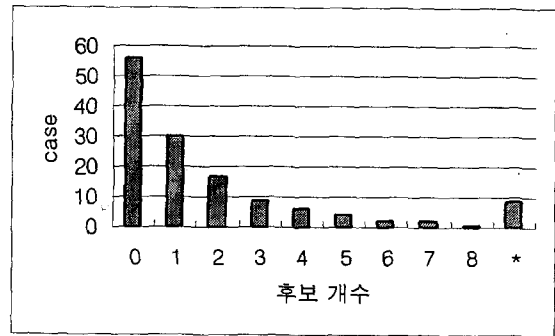
Table 3. Number of FP(False positive) in each detection.

후보 개수	0	1	2	3	4	5	6	7	8	합계
1차 추출	56	30	17	9	6	4	2	2	1	127
2차 추출	72	36	6	6	4	2	1	0	0	합계
최종 추출	124	3	0	0	0	0	0	0	0	127

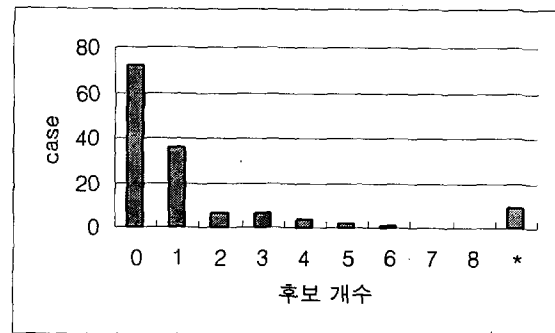
유방촬영의 소견은 그림 1과 같이 미국의 BIRADS (Breast Imaging Reporting Data System)이라는 유방 실질을 분류하는 표준안에 의해 구분된다. 따라서 연구에 사용된 136 예들을 이러한 BIRADS (Breast Imaging Reporting Data System)의 표준안에 의한 분류기준인 Fatty(그룹 1), Fibroglandular(그룹 2), Heterogeneous(그룹 3), Diffuse dense(그룹4)의 4가

지 그룹으로 구분하여 재분석하였는데, 결과는 표 4와 같다. 처리된 영상에는 그룹 1, 2의 영상에 비하여 그룹 3,4에 속한 영상의 비율이 높은 것으로 나타났다.

\*:종양을 추출하지 못한 영상



(a)



(b)

그림 10. FP(False positive) 개수 비교 (a) 1 추출의 FP (b) 2차 추출의 FP

Fig. 10. Number of FP(False positive) (a) FP in first detection (2) FP in second detection.

표 4. 136 예에 대한 미국의 BIRADS 표준안에 의한 유방실질분류(단위 : %)

Table 4. Parenchymal density on mammograms on 136 cases according to the classification of BIRADs.

Rating	1 fatty	2 Scattered fibroglandular	3 Heterogeneously dense	4 dense	total
Ratio	18%	16%	20%	46%	100%

그림 11(a)는 미국 여성의 유방영상<sup>19)</sup>에서 유방실질의 밀도 구성을 나타낸 그래프이며 (b)는 제안된 연구에서 사용된 유방영상의 밀도 구성이다. 일반적으로 서양 여성의 경우, 1과 2그룹에 속하는 비율이 높게 나타

나며, 한국인은 그룹 3, 4에 속하는 경우가 많다. 이것은 한국인의 경우, 종양이 발생하는 연령이 낮은 사실과 무관하지 않다.

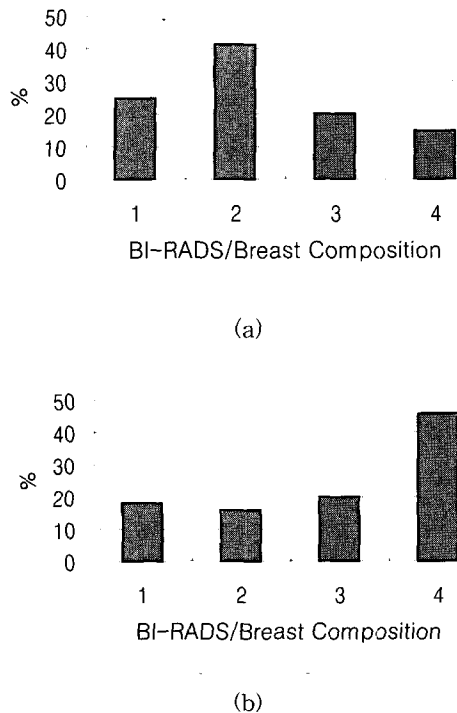


그림 11. 유방실질의 밀도 (a) 서양여성 (b) 한국여성 (제안된 알고리즘이 적용된 예)

Fig. 11. Parenchymal density on mammograms (a) western women (b) Korean women (proposed algorithm was applied).

## V. 결론

제안된 연구는 실제 종양이 확진된 종양영상에 대하여 종양의 후보들을 나타내어 각 후보에 대한 객관적인 판단 자료를 제시하고 순위가 가장 높은 후보로 종양을 결정함으로써 종양의 조기 발견과 전문가의 판독에 도움이 될 수 있도록 하였다. 이것을 위해 유방영상에서 종양의 특성을 지닌 노즐을 찾아 후보로 선정, 단계별로 조건을 만족하지 못하는 후보를 탈락시키는 방법과 순위를 결정하는 방법을 사용하여 종양을 추출하였다.

총 136 예의 맘모그램 영상을 제안된 방법으로 구현된 프로그램에 적용하여 결과를 분석하였다. 이 때, 사용된 예들을 미국의 BIRADS에 의한 4 그룹으로 나누어 정리하였다. 일반적으로 밀도가 높은 영상은 낮은

영상에 비하여 추출이 어려운 것으로 알려져 있고, 이러한 고밀도영상에서도 좋은 결과를 얻을 수 있었다는 점에서 제안된 방법의 성능을 알 수 있었다.

제안된 연구에서 사용된 예가 기존의 외국에서 연구된 예보다 고밀도의 예가 많았다는 점과 지금까지 유방영상의 처리에 대한 연구가 주로 서양 여성을 대상으로 이루어진 것을 감안하면 동양 여성의 유방영상을 대상으로 연구가 이루어지고 긍정적 결과를 얻을 수 있었다는 점이 제안된 연구의 의의라 볼 수 있다.

한편, 최종추출에서 종양에 대한 순위결정에서 97.63%라는 민감도를 나타내며 1 순위로 종양을 결정할 수 있었다는 점에서 템플릿 비교방식의 효과를 입증하였다. 또한 후보 가운데 순위를 결정하여 종양을 추출한 방법은 지금까지의 연구에서 볼 수 없는 방법이었다.

## 참고 문헌

- [1] W. E. Polakowski, D. A. Courmoyer, S. K. Rogers, M. P. DeSimio, D. W. Ruck, J. W. Hoffmeister, and R. A. Raines, Computer-Aided Breast Cancer Detection and Diagnosis of Masses Using Difference of Gaussians and Derivative-Based Feature Saliency, *IEEE Trans. on Med Imaging*, vol. 16, No. 5, pp. 811-819, Dec. 1997.
- [2] G. M. Brake, N. Karssemeijer, Single and Multiscale Detection of Masses in Digital Mammograms, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol. 18, No. 7 pp. 628-639, Jul. 1999.
- [3] N. Petrick, H. P. Chan, B. Sahiner and D. Wei, An Adaptive Density-Weighted Contrast Enhancement Filter for Mammographic Breast Mass Detection, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol. 15, No. 1, pp. 59-67, Feb. 1996.
- [4] N. Petrick, H. P. Chan, B. Sahiner and M. A. Helvie, Combined adaptive enhancement and region-growing segmentation of breast masses on digitized mammograms, *Med. Phys.*, vol. 26, No. 8, pp. 1642-1654, Aug. 1999.
- [5] H. Kobatake, M. Murakami, H. Takeo and S. Nawano, Computerized Detection of Malignant

- Tumors on Digital Mammograms, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol.18, No.5, pp. 369-378, May.1997.
- [6] M. A. Kupinski and M. L. Giger, Automated Seeded Lesion Segmentation on Digital Mammograms, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol.17, No.4, pp. 510-517, Aug.1998.
- [7] A. J. Mndez, P. G. Tahoces, M. J. Lado, M. Souto and J. J. Vidal, Computer-aided diagnosis : Automatic detection of malignant masses in digitized mammograms, *Med.Phys*, vol.25, No.6, pp.957-964, Jun.1998.
- [8] D. Wei, H.P. Chan, N. Petrick, B. Sahiner, M. A. Helvie, D. D. Adler and M. M. Goodsitt, False-positive reduction technique for detection of masses on digital mammograms : Global and local multiresolution texture analysis, *Med.Phys*, vol.24, No.6, pp.903-914, Jun.1997.
- [9] H. P Chan, D. Wei, M. A. Helvie, B. Sahiner, D. D. Adler, M. M. Goodsitt and N. Petrick, Computer-aided classification of mammographic masses and normal tissue : linear discriminant analysis in texture feature space, *Phys.Med.Biol*, vol.40, No.5, pp.857-876, 1995.
- [10] J. K. Kim, J. M. Park, K. S. Song and H. W. Park, Adaptive Mammographic Image Enhancement Using First Derivative and Local Statistics, *IEEE, Trans on Med Imaging*, vol.16, No.5 pp. 495-502, Oct.1997.
- [11] B. Sahiner, H. P. Chan, N. Petrick, D. Wei, M. A. Helvie, D. D. Adler and M. M. Goodsitt, Classification of Mass and Normal Breast Tissue : A Convolution Neural Network Classifier with Spatial Domain and Texture Images, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol.15, No.5, pp. 598-610, Oct.1996.
- [12] L. M. Bruce and R. R. Adhami, Classifying Mammographic Mass Shapes Using the Wavelet Transform Modulus-Maxima Method, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol.18, No.12, pp.1170-1177, Dec.1999.
- [13] L. Li, W. Qian and L. P. Clarke, Digital Mammography : Computer-assisted Diagnosis Method for Mass Detection with Multi-orientation and Multiresolution Wavelet Transforms, *Acad Radiol*, vol.4, No.11, pp. 724-731, Nov.1997.
- [14] R. M. Rangayyan, N. M. El-Faramawy, J. E. Leo Desautels and O. A. Alim, Measures of Acutance and Shape for Classification of Breast Tumors, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol.16, No.6, pp. 799-810, Dec.1997.
- [15] B. Sahiner, H. P. Chan, D. Wei, N. Petrick, M. A. Helvie, D. D. Adler and M. M. Goodsitt, Image feature selection by a genetic algorithm : Application to classification of mass and normal breast tissue, *Med.Phys*, vol.23, No.10, pp.1671-1684, Act.1996.
- [16] H. P. Chan, B. Sahiner, M. A. Helvie, N. Petrick, M. A. Roubidoux, T. E. Wilson, D. D. Adler, C. Paramagul, J. S. Newman and S. Sanjay-Gopal, Improvement of Radiologists Characterization of Mammographic Masses by Using Computer-aided Diagnosis : An ROC Study," *Radiology*, vol.212, No.3, pp.817-827, Sep.1999.
- [17] B. Sahiner, H. P. Chan, N. Petrick, M. A. Helvie and M. M. Goodsitt, Computerized characterization of masses on mammograms : The rubber band straightening transform and texture analysis, *Med.Phys*, vol.25, No.4, pp. 516-526, Apr.1998.
- [18] H. Kobatake and Y. Yoshinaga, Detection of Spicules on Mammogram Based on Skeleton Analysis, *IEEE Trans on Med Imaging*, vol.15, No.3 pp. 235-245, Jun.1996.
- [19] C. J. Vyborny, T. Doi, K. F. O'Shaughnessy, H. M. Romsdahl, A. C. Schneider and A. A. Stein, "Breast Cancer : Importance of Spiculation in Computer-aided Detection", *Radiology*, vol.215, No.3, pp.703-707, Jun.2000.
- [20] 한국중앙암등록본부, 한국중앙암 등록 사업연례보고서 1997.1-1997.12. 보건복지부, 1999

[21] Y.O. Ahn, B. J. Park, K. Y. Yoo, et al. "Incidence estimation of female breast cancer among Koreans, J Korean Med Sci. vol. 9, pp. 328-333, 1994.

[22] C. L. Kosany, LAG Ries, B. A. Miller, A. Harras, B. K. Edwards(eds), SEER Cancer Statistics Review, 1973-1992, Tables and Graphs, National Cancer Ins., NIH pub. No. 95-2789, Bethesda, MD,1995.

[23] L. H. Barker, Breast cancer detection demonstration project : Fiveyear summary report, CA Cancer J Clin, vol. 32, No. 4, pp. 194-225, 1994.

[24] 오기근, 이경식, 정우희, 병합방사선 진단방법을 이용한 한국인 여성 유방암의 연구, 대한방사선의학회지, vol. 22, pp. 743-760, 1986

[25] A. P. Pentland, "Fractal-Based Description of Natural Scenes", IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. Vol. PAMI-6, No. 6, Nov. 1984.

[26] W. E. Higgins and E. J. Ojard, Interactive Morphological Watershed Analysis for 3D Medical Images, Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 17, pp387-395, 1993.

[27] American College of Radiology, Illustrated Breast Imaging Reporting and Data system (BI-RADSTM), 3rd ed. Reston(VA), American College of Radiology, 1998.

[28] J. R. Parker, Algorithms for Image Processing and Computer Vision, John Wiley & Sons, Inc. 1997.

저 자 소 개

俞承和(正會員)

1994 영남대학교 전자공학과(학사). 1999 충남대학교 교육대학원 공업교육(전자 석사). 1999~현재 충남대학교 컴퓨터공학과 박사과정 재학 중. 관심분야 : 의학영상, 영상처리



朴宗元(正會員)

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

교수. 관심분야: 영상처리, 병렬처리, 의공학.

email : jwpark@crow.chungnam.ac.kr



盧承武(正會員)

충남대학교 의과대학(의학사). 전북대학교 대학원(의학박사). 충남대학교 의과대학 일반외과 부교수. 미국 콜로라도 주립대학교 의과대학 외과 교환교수. 대한외과학회 섭외 홍보위원. 대한위암학회 이사. 한국외과 대사영양연구회 이사. 관심분야: 위암, 의공학.

email : seungnoh@hanbat.chungnam.ac.kr