

## 맘모그램 영상처리를 이용한 종양검출 알고리즘

송교혁<sup>a</sup>, 전민희<sup>b</sup>, 주원종<sup>c\*</sup>, 김기범<sup>d</sup>

## Tumor Detection Algorithm by using Mammogram Image Processing

Kyohyuk Song<sup>a</sup>, Minhee Chon<sup>b</sup>, Wonjong Joo<sup>c\*</sup>, Gibom Kim<sup>d</sup>

<sup>a</sup> Intech Plus, Republic of Korea

<sup>b</sup> Hana General Hospital, Republic of Korea

<sup>c</sup> Department of Industrial and Systems Engineering, Seoul National University of Science and Technology,  
232 Gongneung-ro, Nowon-gu, Seoul, 139-743, Republic of Korea

<sup>d</sup> Department of Mechanical System Design Engineering, Seoul National University of Science and Technology, Republic of Korea

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received	30	April	2013
Revised	30	May	2013
Accepted	10	June	2013

#### Keywords:

Tumor detection  
Mammogram  
Image processing

### ABSTRACT

Recently, the death rate owing to breast cancers has been increasing, and the occurrence age for breast cancers is lowering every year. Mammography is known to be a reliable detection method for breast cancers and works by detecting texture changes, calcifications, and other potential symptoms. In this research on breast cancer detection, candidate objects were detected by using image processing on mammograms, and feature analysis was used to classify candidate objects as benign tumors and malignant tumors. To find candidate objects, image pre-processing and binarization using multiple thresholds, and the grouping of micro-calcifications were used. More than 50 shape features and intensity features were used in the classification. The performance of the detection algorithm by using Euclidian distance method for benign tumors was 93%, and the classification error rate was approximately 2%.

## 1. 서론

최근 국외뿐 아니라 국내에서도 유방암으로 인한 사망률이 매년 증가하는 추세에 있으며, 유방암 발생연령이 점점 낮아지고 있어 유방암 진단에 대한 관심도와 함께 중요성이 날로 증가하고 있다<sup>[1]</sup>.

유방암 진단을 위한 방법에는 유방촬영술과 유방초음파, 유방 MRI가 있다. 유방촬영술은 현재까지 알려진 유방암의 조기진단을 위한 가장 유용한 검사법으로 유방조직의 변화나 석회화 또는 종양 같은 유방암의 잠재적 징후들을 발견하는데 주로 사용되며 촬영된 영상을 유방영상(mammogram)이라 한다.

여기서 석회화(calcifications)는 칼슘과 같은 결정체 물질이 유방실질을 비롯하여 피부, 혈관 등의 주변조직에 침착되어 나타나는 것으로 양성 질환군(Benign)에서부터 악성 질환군(Malignancy)에 이르기까지 다양한 유방 질환에 모두 나타날 수 있는 중요한 소견이므로 조기 발견이 매우 중요하다<sup>[2-3]</sup>.

유방영상에서의 석회화는 크기가 매우 작고 때로는 유방조직과 겹쳐 있어 육안으로 식별하기 힘든 경우가 많다<sup>[4]</sup>. 그러므로 판독 의사의 영상판독경험 차이와 업무량에 따라 오진 가능성이 증가할 수 있다. 대형 병원에서 집단검진과 같이 대량으로 영상을 판독해야 할 경우에는 많은 어려움이 있을 수 있으며 판독 의사에 따라

\* Corresponding author. Tel.: +82-2-970-6340

Fax: +82-2-974-8270

E-mail address: joo@seoultech.ac.kr (Wonjong Joo).

개인적 소견으로 인한 견해 차이가 발생하였을 때 객관적인 수치나 정보가 없어 판독에 어려움을 줄 수 있다.

이러한 문제를 해결하기 위한 보조적 수단의 필요성이 증가하였고, 최근 유방촬영기기의 디지털화가 이루어지면서 컴퓨터를 이용한 작업이 수월해 졌다. 이로써 객관적 수치 계산을 위해 컴퓨터를 이용하는 보조 진단 시스템 개발 또한 수월해진 것이다. 컴퓨터 보조 진단(검출) (Computer-Aided Diagnosis (Detection), CAD) 시스템을 이용하여 정량적인 수치를 제공함으로써 판독 의사의 부담을 덜어 주고 판독 의사와 ‘컴퓨터 보조 진단’ 시스템의 이중 판독 (Double Reading) 가능해지므로 진단을 향상의 효과를 볼 수 있다<sup>5)</sup>.

현재까지 석회화 검출에 관한 연구는 병변의 비형태학적 특징점을 이용하는 방법<sup>6)</sup>과 모양과 크기 등 형태학적 특징을 이용하는 방법, 지형학에서 사용되던 워터셰드 기법을 이용하는 방법<sup>7)</sup>, Wavelet을 이용하는 방법 등 다양한 방법이 연구되고 있지만 유방 조직, 형태, 병변의 다양성으로 인해 일반적인 시스템 구현에 어려움이 많았다.

본 논문은 유방영상에서 석회화를 검출하고 병변의 종류를 분류하고자 한다. 디지털 유방촬영기로부터 획득된 영상에서 병변을 추출하고 특징을 분석하여 양성, 악성을 판단하였다.

병변 추출을 위해 전처리 과정, 다중 임계값을 이용한 이진화, 미세석회화 그룹핑을 통한 노이즈제거 단계를 적용하여 최종 병변을 선정하고 50여개의 특징값을 계산하여 양성여부를 진단하는 연구를 수행하였다.

## 2. 영상처리

본 논문에서는 병변 검출을 위해 Fig. 1과 같이 구성된 알고리즘을 구상하였다.

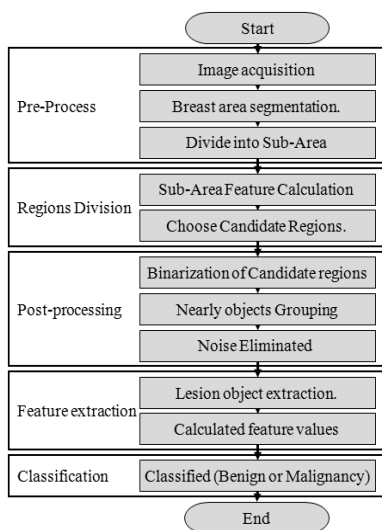


Fig. 1 Lesion Detection algorithm

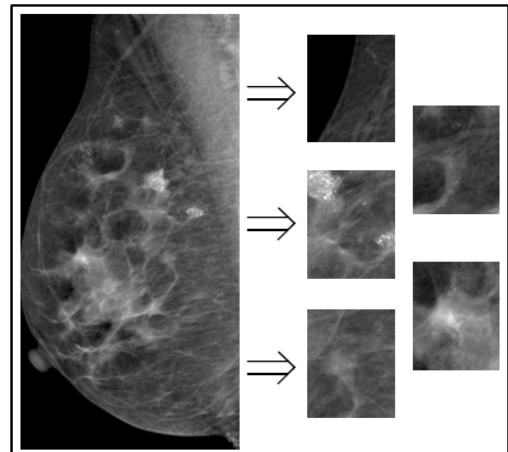


Fig. 2 Segmented sub area

### 2.1 이미지 전처리 과정

촬영된 유방영상은 고해상도 영상으로 크기가 크며 상당한 부분을 차지하는 배경영역에는 아무런 정보가 없으므로 배경영역을 제거 하는 과정과 나머지 유방영상은 흑백영상으로 병변을 찾기 위한 정보가 부족하고 이진화 과정 수행 시 임계값 설정에 어려움이 예상되므로, Fig. 2와 같이 서브영역으로 분할하는 과정을 수행하도록 한다. 서브영역을 너무 작게 설정하게 되면 계산량이 늘어 전체 시스템에 과부하를 주고 너무 크게 설정하면 수행시간이 줄어드는 장점이 있으나 설정 범위가 커져 정밀한 계산이 불가능해 정확한 검출이 어렵게 된다. 서브영역 설정은 여러 이미지를 이용한 테스트를 통해 최적의 영역으로 분할하였다.

### 2.2 병변 검출을 위한 이진화

전처리 과정에서 분할된 각 영역에 다른 임계값을 설정하는 다중 임계값 이진화 과정을 통해 병변을 추출하였다.

임계값 설정을 위해 각 서브영역의 명암 평균값, 표준편차, 최대 명암 값을 구하고 그 값들의 평균을 계산하여 각 영역의 평균과 표준편차가 전체 영역의 평균, 표준편차 둘 다 클 경우 관심영역으로 설정하고 나머지 불 필요영역은 제거하였다. 이는 전처리 과정에서 제거하지 못했던 배경영역과 어두운 유방영역을 제외시켜 계산량을 줄이기 위한 과정이다.  $i$ 번째 영역의 평균값  $m_i$ 과 표준편차  $\sigma_i$ 는 식 (1), (2)으로, 관심영역 설정은 식 (3)로 표현된다.

$$m_i = \frac{1}{W_i \times H_i} \sum_{x=x_i}^{W_i} \sum_{y=y_i}^{H_i} f(x, y) \quad (1)$$

$$\sigma_i = \sqrt{\frac{\sum_{x=x_i}^{W_i} \sum_{y=y_i}^{H_i} (f(x, y) - m_i)^2}{W_i \times H_i}} \quad (2)$$

$$S_i = \begin{cases} 1, & (m_i \geq m_t) \text{ and } (\sigma_i \geq \sigma_t) \\ 0, & (m_i < m_t) \text{ or } (\sigma_i < \sigma_t) \end{cases} \quad (3)$$

식 (1)의  $W_i$ 와  $H_i$ 는  $i$  영역의 가로, 세로의 크기를  $x_i$ 와  $y_i$ 는 영역의 시작 좌표이며,  $f(x, y)$ 는  $x, y$ 좌표의 명암 값을 나타내고 식 (3)의 식의  $m_i, \sigma_i$ 는 전체영역의 평균과 표준편차이다.

병변은 주변 명암 값과 차이가 있으므로 좌우 픽셀의 명암 변화량을 확인하고 식 (4)와 같이 각 영역의 픽셀 명암의 평균값을 임계값으로 설정하고 이진화 과정을 수행하여 병변을 검출하도록 하였다.

$$g(x, y) = \begin{cases} 255 & (m_i < f(x, y)) \\ 0 & (m_i \geq f(x, y)) \end{cases} \quad (4)$$

### 2.3 노이즈 제거

이진화 과정 수행 결과에는 병변뿐 아니라 지나치게 밝은 유방조직도 포함되어 있다. 유방조직은 노이즈로 간주하고 제거하도록 하였다. Fig. 3은 이진화 영상에서 노이즈가 제거된 이미지이다.

양성석회화의 크기는 악성석회화 보다 크고, 악성석회화는 무리지어 생기는 특성을 이용하여 병변과 노이즈를 판정하였다. 각 병변의 중심좌표를 구하고 중심좌표간의 거리를 유클리디안 거리(Euclidean distance)공식을 이용하여 계산하고 가까운 병변들을 하나의 집단으로 판정하여 그룹(Group)화 하였다.

그룹핑(Grouping)된 각각의 집단 영역의 크기와 실제 병변의 크기 비율을 식 (5)로 구하여 노이즈를 제거하였다. 여기서  $A_i$ 은 병변의 크기,  $W_g, H_g$ 는 그룹핑된 영역의 가로, 세로 크기를 나타낸다.

$$R_A = \frac{A_i}{W_g \times H_g} \quad (5)$$

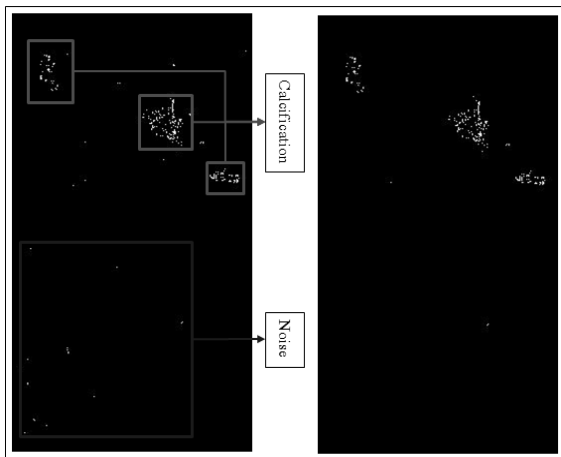


Fig. 3 Noise eliminated process

### 2.4 라벨링(Labeling)

영상처리 분야에서 라벨링의 이진화된 영상에서 수행되는 영역 구분법이다. 명암 값이 0과 255로 이진화된 영상에서 명암 값이 255인 인접한 픽셀의 집합을 하나의 객체로 규정하면 전체 영상에는 여러 객체가 존재할 수 있다. 동일 객체에 속한 모든 픽셀에 같은 고유의 번호를 부여하는 작업으로 영상에서 여러 병변을 각각의 객체로 분리하여 관심영역(ROI: Region of Interest)을 설정하고 번호를 부여하는 단계인 것이다. 전체 영상에서 병변 영역만을 따로 분리하여 해석의 편의성을 높일 수 있고 불필요한 계산을 줄여 전체 시스템의 소요 시간을 단축하는 장점이 된다.

미세 석회화는 크기가 작아 영상에서 2~3개의 픽셀로 이루어지기 때문에 각각을 고유 객체로 판단할 경우 한 영상에서 객체의 수가 몇 백 개가 나올 수 있으므로 라벨링의 장점이 사라지게 된다. 그래서 노이즈 제거 단계에서 그룹핑된 집단은 하나의 객체로 간주하고 같은 번호를 부여 하며 라벨링 하였다.

### 2.5 특징 추출(Feature Extraction)

특징 추출은 Fig. 4와 같이, 획득한 영상 혹은 분할된 영역으로부터 구분해야 할 객체를 대표하는, 분별할 수 있는 모양(shape), 성질(quality) 등 특징 값들을 추출하는 작업이다. 어떠한 입력에도 무관한 불변의 두드러진 특징을 찾아 정의하여야 한다.

분류 시스템 개발에서 특징 선정 단계가 매우 중요하다. 선택된 특징이 분류의 성공에 중요한 요소가 되기 때문이다. 분류하고자하는 객체의 대한 충분한 사전 분석 단계를 통하여 특징 값을 계산하고 선택하도록 한다.

#### 2.5.1 형상특징(Shape feature)

이진화된 영상에서 추출한 병변영역에는 기하학적인 형상 정보를 포함하고 있으므로 이런 특징 값들을 수치화하면 병변 분류를

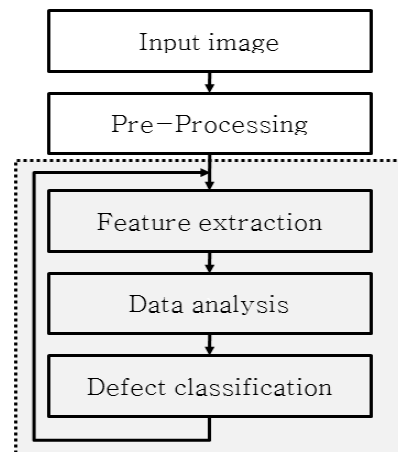


Fig. 4 Feature extraction process

위한 기초 정보로 활용할 수 있다. 의료 병변 분류를 위한 대표적인 형상 특징은 다음과 같다.

1) Area : Number of segmented pixels

$$A = \sum_{x=0}^M \sum_{y=0}^N B(x,y) \quad (6)$$

2) Perimeter : Number of surrounding segmented pixels

3) Corners : Curvature of defect

$$c = |k(t)|^2 = \left(\frac{d^2y}{dt^2}\right)^2 + \left(\frac{d^2x}{dt^2}\right)^2 \quad (7)$$

4) Compactness (roundness) : Shape of defect

$$compactness(\gamma) = \frac{U^2}{4\pi A} \quad (8)$$

-  $\gamma$  : roundness

-  $U$  : perimeter

-  $A$  : area

5) Bending Energy : Shape of defect

$$Bending\ energy = \frac{corners}{perimeter} = \frac{C}{U} \quad (9)$$

6) Bounding box width :  $W$

7) Bounding box height :  $H$

8) Ratio of bounding box

$$R_b = \frac{W}{H} \quad (10)$$

9) Ratio of bounding box to segmented area

$$A_{ratio} = \frac{A}{W \times H} \quad (11)$$

10) Centre difference

- Difference between center of area and the center of bounding box

$$C.D = \sqrt{(x_{bc} - x_c)^2 + (y_{bc} - y_c)^2} \quad (12)$$

11) Orientation : 2차 면적 모멘트가 최대, 최소가 되는 각도

$$\theta_p = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left[ - \frac{2I_{xy}}{(I_x - I_y)} \right] \quad (13)$$

12) Eccentricity

$$Eccentricity = \frac{(I_x - I_y)^2 + 4I_{xy}}{A} \quad (14)$$

## 2.5.2 히스토그램 특징(Histogram features, Gray level features)

영상의 명암 값의 히스토그램을 이용한 특징 값들로 원본 영상과 이진화 영상, 두 개의 이미지를 사용하여 특징 값을 추출하였다.

1) Grey Minimum

$$\text{MIN } x \in X(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (15)$$

2) Grey Maximum

$$\text{MAX } x \in X(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (16)$$

3) Mean Grey

$$\text{MEAN } x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (17)$$

4) Median Grey

$$\text{MED } x \in X(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (18)$$

5) Variance

$$V(X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [X_i - E(X)]^2 \quad (19)$$

6) Skewness

왜곡도(skewness)는 히스토그램의 분포로 분산과 표준편차의 3제곱에 대한 3차 모멘트로 정의한다. 왜곡도의 값은 히스토그램의 분포의 대칭성을 나타내며 양이나 음의 값을 가진다. 히스토그램의 분포가 오른쪽으로 치우치면 양의 값을 가지면 가운데로 분포할수록 0에 가까워진다.

7) Curtosis

curtosis는 히스토그램의 분포로 분산과 표준편차의 4제곱에 대한 4차 모멘트로 정의한다. 만약 히스토그램의 분포가 정규분포를 기준으로 양옆으로 넓게 퍼져 분포한다면 curtosis의 값은 커진다. 표준 정규분포는 curtosis가 0이며, +값의 curtosis 값은 히스토그램의 분포가 가운데로 몰려 높게 솟은 형태이며, -값을 가지면 분포가 평평하다는 것을 알 수 있다.

8) Entropy

엔트로피는 열역학적인 변화 확률의 개념이다. 현재 결함들의 명

암 값의 상태를 정해진 양으로 선택하고, 통계역학적으로 명암 값의 변화 확률을 나타내는 양으로 규정하였다.  $N$ 개의 물질들이 있고 각 물질들이 확률  $p_i$ ,  $\sum_{i=1}^N p_i = 1$ 을 가진다면 엔트로피는  $S = -\sum_{i=1}^N p_i \log_2 p_i$ 로 구한다.

### 2.5.3 Defining a new features

양성석회화 병변 중 Round와 Egg-shell (Fig. 5) 같은 경우 크기, 모양이 비슷하여 일반적인 특징 값만으로는 분류율이 떨어지므로 Egg-shell의 특성인 투과성을 새로운 특징 값으로 정의하여 분류 효율을 증가시켰다.

#### 1) 변화율(Rate of change)

영역의 중점을 지나는 직선의 아래 있는 좌표의 명암 값 변화율도(Fig. 6) 각 객체를 구분 짓는 중요 특징이 된다.

이를 곡선적합(curve fitting) 기법 중 다항식 회귀분석법을 이용하여 2차 다항식으로 적합시켜 2차 계수를 특징 값으로 사용한다. 식 (20)과 같이 2차식으로 적합시킨다고 가정할 후 잔차의 제곱합을 구하면 다음과 같다(식 21).

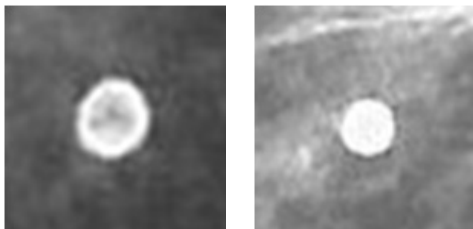


Fig. 5 Round (L) & Egg-shell (R)

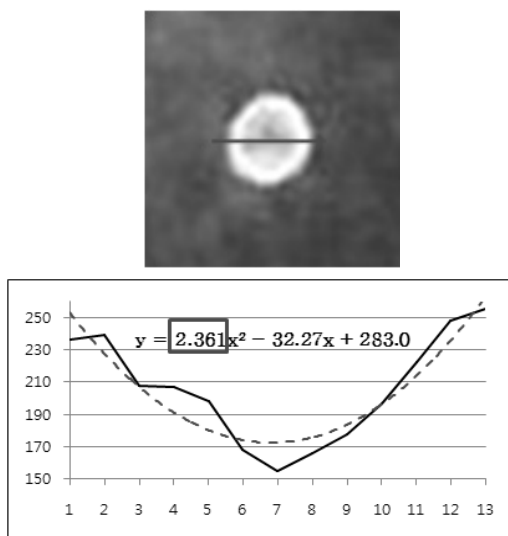


Fig. 6 The rate of change in intensity

$$y = a_0 + a_1x + a_2x^2 + e \tag{20}$$

$$Q = \sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2)^2 \tag{21}$$

최소제곱접합을 구하기 위하여 다항식의 각 미지계수에 대하여 식 (17)의 미분을 취하면 다음과 같은 식을 얻는다.

$$\frac{\partial Q}{\partial a_0} = -2 \sum (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial a_1} = -2 \sum x_i (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial a_2} = -2 \sum x_i^2 (y_i - a_0 - a_1x_i - a_2x_i^2)$$

위 식들을 0으로 놓고 재정리 후 3개의 방정식을 이용하여 선형 연립방정식을 풀어 다항식의 계수를 구하여 특징 값으로 사용한다.

#### 2) Intensity difference

객체의 경계 명암 값들의 표준편차와 중점 부분 명암 값의 표준편차의 차이를 특징 값으로 이용한다.

$$S_d = E_{sd} - C_{sd} \tag{22}$$

위와 같은 총 50여 가지의 특징 값을 각 객체마다 계산하고 분석하여 병변의 특성을 대표 할 수 있는 값을 선택하여 병변 분류시스템에 전달하였다.

## 3. 병변분류

병변 분류는 Fig. 7과 같은 절차로 수행하였다.

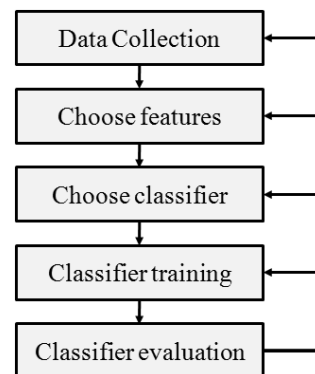


Fig. 7 Pattern recognition system processing

### 3.1 데이터 수집

사전 조사 단계로 유방암에 대해 분석하고 병변에 대해 정의하여 분류하고자하는 병변을 선정 하였다. 유방촬영술을 통해 검출하고자 하는 양성, 악성석회화 종류와 특징은 다음과 같다.

#### 1) 양성석회화(Benign Calcification)

양성석회화의 특징을 살펴보면 몇몇 병변의 특징이 비슷하다는 걸 알 수 있다. 특히 lucent와 egg-shell 같은 경우 방사선 투과성을 보이며 크기 또한 비슷하여 구분하기 어려운 점이 많다. round와 coarse 같은 경우도 비슷한 특성을 가진다.

#### 2) 악성석회화(Malignancy Calcification)

##### • Amorphous or indistinct Calcification

- Fig. 8과 같이, 매우 작고 흐릿한 모양으로서 특정한 분류를 정할 수 없는 석회화이다. 광범위하게 산재되어 있다면 대개 양성이지만 군집되어 있다면 조직검사를 해야 한다.

##### • Pleomorphic Calcification

- 전형적인 양성 또는 악성 모양이 아닌 불규칙한 석회화이다. 대개 0.5 mm 미만이며 그 크기와 모양이 다양하다.

Table 1 Benign calcification

Lesions	Descriptions
Skin	Small calcification with thin wall
Vascular	Shape of parallel pipes, indicating danger of cardiovascular diseases
Coarse	Large calcification in degenerative fibroadenoma
Rod-like	Linear bar shape those diameter is more than 1 mm, with mid-breaks
Round	Various round shape with more than 0.5 mm diameter
Lucent	Size of calcifications is various and round, egg-shape, transparent
Egg-shell	Thin calcifications with egg shape, thickness is less than 1 mm, and transparent
Milk calcium	Round, indeterminate, half moon, crescent

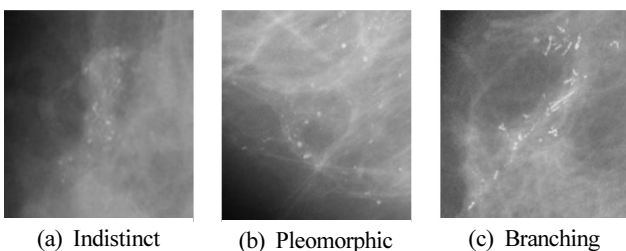


Fig. 8 Malignancy calcification

##### • Fine Linear or Branching Calcification

- 얇고, 선형 또는 곡선형의 불규칙한 석회화이며, 대개 불연속적이면서 너비가 0.5 mm 미만이다. 이는 유방암이 불규칙적으로 duct 내강을 채우는 모양이다.

악성 석회화의 특성에도 설명되어 있듯이 악성에는 군집성을 빼곤 특정한 특징이 없다. 악성은 특정한 분류를 할 수 없으며 모양이 불규칙하므로 악성의 종류를 구분 짓는 건 불가능 하다. 전문가의 자문을 통해 군집되어 나타나는 악성석회화의 특징을 이용하여 악성과 양성만을 구분 하도록 하였다.

### 3.2 특징 선정

패턴인식의 경우 단순히 특징 값이 많다고 효율이 좋은 것은 아니다. 적절한 특징 종류와 갯수를 사용해야 최적의 효율을 낼 수 있다 (Fig. 9). 복잡한 분류기 보다는 적절한 특징을 선택한 간단한 분류기가 우수한 성능을 보일 수 있으므로 특징 선정은 매우 중요한 단계이다<sup>9)</sup>.

실험에 사용될 150개 표본 객체에서 추출된 특징값들을 살펴보면 정상적인 범위를 벗어나 큰 값을 갖는 경우와 병변의 종류에 관계없이 비슷한 값을 갖는 특징들은 분류기 성능에 악영향을 주므로 제거하고, 정규화(Normalization)과정과 표준편차연산을 통해 성능을 높일 수 있는 특징을 선정하였다.

#### 1) 데이터 정규화(Normalization)

병변의 특징 값들은 각기 다른 범위의 값을 가지므로 특징별 비교 분석이 어려워지며 분류 시스템이 큰 범위의 값을 갖는 특징에 의해 학습하게 되면 오분류 확률이 증가하게 되므로 각 특징 값들의 분포는 그대로 유지하면서 일정 범위 안으로 특징 값들의 크기를 조정하기 위해 표준편차를 이용하여 각 특징 값들을 아래의 식을 이용하여 정규화 하였다.

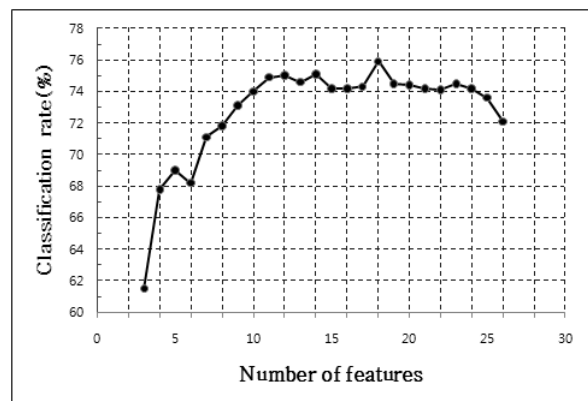


Fig. 9 Classification rate on the number of features

**Table 2 Standard deviation of Features**

	Area	Perimeter	...	Curtosis	Entropy
1	-0.88	-0.97	...	-0.50	-0.35
2	-0.96	-1.00		-0.47	-0.31
3	-1.25	-1.62		-0.52	0.19
⋮	~	~		~	~
148	-1.06	-1.32		-0.60	-0.22
149	-1.10	-1.15	-0.54	-0.39	
150	-1.27	-1.31	-0.51	-0.29	
표준편차	1.1272	1.0980		1.1267	1.1200

$$f'_i = (m - f_i) / s \tag{23}$$

2) 표준편차를 이용한 우선순위 적용

정규화된 값들을 각 특징별로 표준편차를 구하여 분류 시스템에 사용할 특징을 선정하였다. 표준편차가 작은 특징 값은 각 병변별로 비슷한 값을 가진다고 볼 수 있으므로 분류기 성능에 영향력이 작고 연산시간에 악영향을 주므로 제거하고 표준편차가 큰 특징값들은 선정하여 분류 기준으로 삼았다.

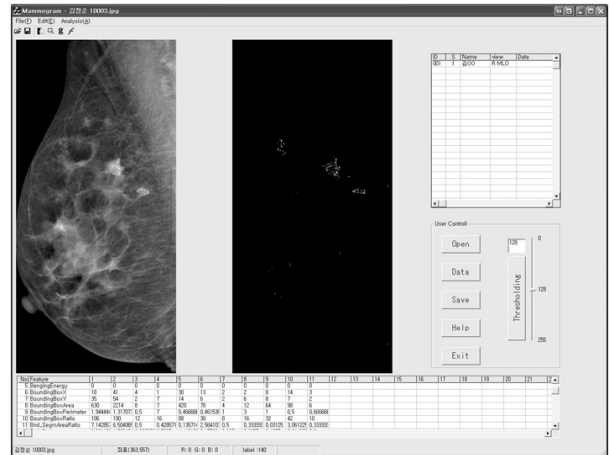
**3.3 유클리디언 거리를 이용한 분류법**

이 방법은 학습데이터 집합에 있는 표본간의 유사도, 즉 거리에 따라 입력된 데이터의 클래스를 결정해 주는 방법이라고 할 수 있다. 즉 미지의 데이터가 주어졌을 때 유클리디언 함수에 기반 하여 미리 저장 되어있는 학습데이터 집합에서 입력데이터와 가장 가까운 표본을 선택하여 미지데이터의 클래스로 할당하는 방법이다.

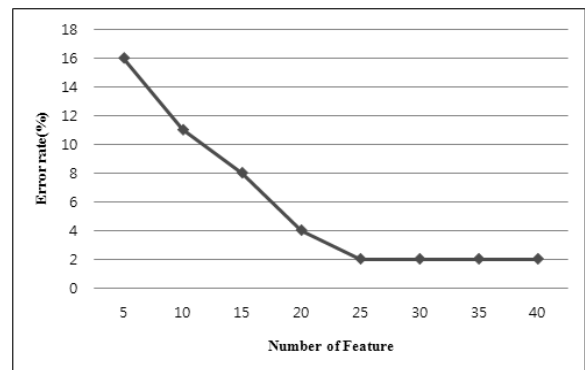
**4. 실험 및 결과**

석회화 중에서 악성 석회화는 크기가 작고 특별한 특성이 없어 특징 정량화가 불가능하여 종류를 나누지 않고 하나로 통합하였으며, 혼동하기 쉽고 분류자체가 의미가 없는 몇 개의 양성석회화에 대해서는 대표병변만을 분류하도록 하였다.

영역별 특징을 분석하여 각 영역에 임계값을 설정하는 다중 임계값 이진화 기법을 사용하였다. 이진영상에는 병변뿐 아니라 약간의 노이즈도 포함되게 되므로 병변별 간단한 특징을 추출하여 노이즈를 제거하여 최종 병변영역을 결정하였다. 최종 병변영역에 대해 형상정보와 명암정보를 이용해 총 51개의 특징 값을, Fig. 10과 같이 추출하였다. 악성 석회화가 무리지어 생기는 군집성을 이용하여 1차적으로 악성과 양성을 구분 지었으며, 약 93%의 악성 석회화 분류 성능을 보였다.



**Fig. 10 Mammogram Image and Detection of Features**



**Fig. 11 Error rate of Result**

양성 석회화의 종류를 분류하기 위해 선정된 대표병변에 대한 특징 값을 계산하여 데이터를 만들어 실험하였으며, 또 분류기의 성능을 평가하기 위해 특징 종류와 갯수를 달리하여 실험하였다. 분류 시스템에 적용한 알고리즘은 저장되어 있는 표본클래스를 이용하여 분석대상의 클래스를 결정해주는 방법이 이용하였다. 추출된 특징의 표준편차를 이용하여 특징 값 선택을 달리하며 비교 실험하였다. 분류 성능 실험을 위해 충북대학교 의과대학으로부터 제공받은 300여개의 샘플을 이용하여 실험 하였다. 5개의 특징 값을 사용하였을 경우 약 16%의 오류율을 보이며, 25개 특징 값을 선택하였을 경우, Fig. 11과 같이 오류율 2%의 높은 성능을 보였다. 25개 이상으로 특징 값을 선택하여도 분류 성능에는 아무런 영향을 미치지 못함을 알 수 있다. 분류 성능 평가의 중요 요건 중 하나인 연산시간 단축을 위해 적당한 특징 선택이 중요함을 알 수 있다.

**5. 결론**

맘모그램 영상을 이용하여 유방에 발생한 종양을 추출하고, 양성 및 악성 종양을 구분하고, 양성 종양일 경우 신뢰성을 확보하기 위

하여 양성 종양의 종류를 분류하였다. 본 연구에서는 다음과 같은 결론을 도출하였다.

- (1) 영상 특징을 추출하기 어려운 맘모그램 영상을 위하여, 영역별 영상처리를 통하여 전체 영상에 대한 병변추출을 가능하게 하는 영상처리 기법을 제시하였다.
- (2) 종양 검출을 위한 형상특징 및 히스토그램 영상특징을 51개 도출하여, 악성 및 양성 종양을 93% 정확도로 구분하였다.
- (3) 양성 종양의 형태를 분류하기 위하여 25개의 특징값을 이용하여 98% 정밀도로 양성 종양을 분류하였다.
- (4) 악성 종양의 형태를 추출하고 분류하는 것은 매우 어려운 형태라는 것을 확인하였다. 본 연구에서 제시한 양성 종양 추출 및 분류 알고리즘을 이용하고, 나머지 악성종양에 대하여는 추후 연구가 필요하다고 판단된다.
- (5) 유방영상 촬영 시 기기의 X-ray 설정에 따른 영상의 명암 정보가 상이하며, 향후 기기설정에 둔감한 알고리즘과 유방영상 촬영기와 통합하여 사용 가능한 영상 변환장치 개발 연구도 필요하다. 또한 검진 받은 환자의 건강과 연관된 연구이므로 좀 더 안정성을 추구하기 위해 특징 검출과 분류 성능에 대한 최적화가 진행되어야 한다고 생각한다.

## 후 기

이 연구는 서울과학기술대학교 교내 학술연구비 지원으로 수행되었습니다.

## References

- [1] Bird, R. E., Wallace, T. W., Yankaskas, B. C., 1992, Analysis of cancers missed at screening mammography, *Radiology*, 184 613-617.
- [2] Liberman, L., Evans, W. P., Dershaw, D. D. Hann, L. E., Deutch, B. M., Abramson, A. F., Rosen P. P., 1994, Radiography of microcalcifications in stereotaxic mammary core biopsy specimens, *Radiology*, 190 223-225.
- [3] Park, J. S., 2006, Calcifications on Breast Ultrasonography, *Korean Soc Ultrasound Med*, 25 61-71.
- [4] Alberdi, E., Lee, R., Taylor, P., 2000, Radiologist's description and interpretation of mammographic microcalcifications : A knowledge elicitation study for computerized decision support, *JWDM*, Toronto, Canada.
- [5] Anderson, E., Muir, B., Walsh, J., Kirkpatrick, A., 1994, The efficacy of double reading mammograms in breast screening, *Clinical Radiology*, 49:4 248-251.
- [6] Choi, H. S., Cho, Y. H., Cho, B. H., Moon, W. K., Lim, J. K., Kim, I. Y., Kim, S. I., 2007, A Study on the Multi-view Based Computer Aided Diagnosis in Digital Mammography, *J. Biomedical Engineering Res.*, 28:1 162-168.
- [7] Won C. H., Kwon, Y. J., Lee, J. H., Park, H. J., Lim S. W., Kim, M. N., Cho, J. H., 2004, Microcalcification Extraction by Using Automatic Thresholding Based on Region Growing, *J. Biomedical Engineering Res.*, 25:4 235-242.
- [8] Kim, C. H., Choi, S. H., Joo, W. J., Kim, G. B., 2006, Classification of Surface Defect on Steel Strip by KNN Classifier, *J. Korean Society for Precision Engineering*, 23:8 80-88.
- [9] Kwon, J. W., Kang, H. K., Ro, Y. M., Kim, S. M., 2006, A Hierarchical Microcalcification Detection Algorithm Using SVM in Korean Digital Mammography, *J. Biomedical Engineering*, 27:5 291-299.
- [10] Han, H. Y., 2009, Introduction of Pattern Recognition, Hanbit Media Inc.
- [11] Society of Breast Cancers, 1999, *The Breast*, Ilchokak.