

## X-선 유방영상에서 텍스처 분석과 신경망을 이용한 군집성 미세석회화의 컴퓨터 보조 검출

김종국\*·박정미\*\*·송군식\*\*·박현욱

한국과학기술원 정보 및 통신공학과, \*삼성전자 기술총괄 소프트웨어센터,  
\*\*울산대학교 의과대학 서울중앙병원 진단방사선과  
(1997년 9월 30일 접수, 1997년 12월 1일 채택)

### Computer-Aided Detection of Clustered Microcalcifications using Texture Analysis and Neural Network in Digitized X-ray Mammograms

J.K. Kim,\* J.M. Park,\*\* K.S. Song,\*\* and H.W. Park

Department of Information and Communication Engineering, Korea Advanced Institute of Science  
and Technology (KAIST), Seoul

\*Software Center, Corporate Technical Operations, Samsung Electronics Co., Ltd, Seoul

\*\*Department of Diagnostic Radiology, Asan Medical Center, University of Ulsan College of Medicine, Seoul

(Received September 30, 1997, Accepted December 1, 1997)

**요약** : X-선 유방영상에서 군집성 미세석회화는 유방암의 조기 검출에 중요한 징후로 이용된다. 본 논문은 X-선 유방영상에서 군집성 미세석회화를 검출하여 그것의 위치를 표시하는 컴퓨터 보조 검출 방법을 제안한다. 제안된 검출방법의 구성도는 ROI (region of interest) 선택, 필름잡음 제거, SRDM (surrounding region dependence method), 분류기, 그리고 위치 표시로 구성되어 있다. SRDM은 이미 저자들에 의해 제안되었으며, 이것은 현재의 필름을 둘러싸고 있는 두 개의 영역에서의 2차 히스토그램에 근거한 통계적인 텍스처(texture) 분석 방법이며 X-선 유방영상에서 군집성 미세석회화의 검출을 위해 제안되었다. 또한, 본 논문에서 제안된 필름잡음 제거 필터의 효과는 ROC (receiver operating-characteristics) 분석에 의한 분류 성능 측면에서 평가되어진다. 정상조직(normal tissue)과 군집성 미세석회화를 포함한 조직을 분류하기 위해 3계층 backpropagation 신경망이 분류기로 이용되었다. 검출된 군집성 미세석회화의 위치에 적절한 표시를 함으로써 진단방사선의사에게 더 많은 주의를 상기시킬 수 있다.

**Abstract** : Clustered microcalcifications on X-ray mammograms are an important sign for early detection of breast cancer. This paper proposes a computer-aided diagnosis method for the detection of clustered microcalcifications and marking their locations on digitized mammograms. The proposed detection method consists of the region of interest (ROI) selection, the film-artifact removal, the surrounding region dependence method (SRDM), a classifier, and the marking of location. The SRDM has been proposed by authors as a statistical texture analysis method for the detection of clustered microcalcifications, which is based on the second-order histogram in two nested surrounding regions on the current pixel. This paper also describes the effectiveness of the proposed film-artifact removal filter in terms of the classification performance with the receiver operating-characteristics (ROC) analysis. A three-layer backpropagation neural network is employed as a classifier. The appropriate marking for the locations of clustered microcalcifications can be used to alert radiologists to locations of suspicious lesions.

**Key words** : Breast Cancer, Clustered Microcalcifications, Computer-Aided Diagnosis, Surrounding Region Dependence Method (SRDM), Receiver Operating-Characteristics (ROC) Analysis.

---

본 연구는 의공학 선도기술개발 과제의 일환으로 수행되었음.

통신저자 : 박현욱, (130-010) 서울특별시 동대문구 정량리동 207-43, 한국과학기술원 정보 및 통신공학과  
Tel. (02)958-3318, Fax. (02)960-2103

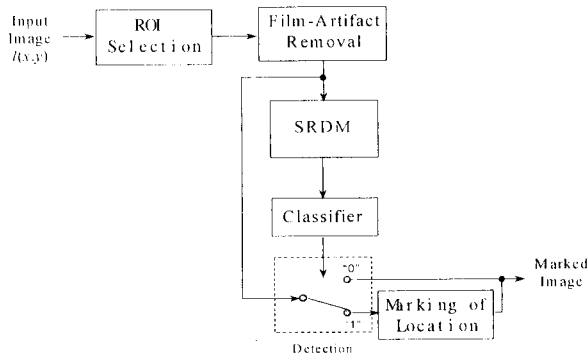


그림 1. 군집성 미세석회화의 컴퓨터 보조 검출을 위한 시스템 구성도

Fig. 1. Block diagram of computer-aided detection for the clustered microcalcifications

## 서 론

유방암(breast cancer)은 중년여성에 있어서 사망의 주 원인 중에 하나이다[1]. 단순유방촬영술(mammography)은 유방암의 조기진단을 위한 가장 효과적인 의료장비로 알려져있다[2]. 진단방사선의사들은 X선 유방영상(mammogram)에서 육안 또는 확대경을 이용하여 암과 관련된 병소(lesions)를 찾는다. 그러나, 유방조직들의 낮은 대조도(contrast) 때문에 X선 유방영상을 해석하는 것이 매우 어렵다. 유방암에 걸린 환자의 약 10-30%가 단순유방촬영술에 의해 잘못 진단되며, X선 유방영상 진단에 의해 암으로 진단된 환자의 10-30%만이 조직검사(biopsy)에 의해 실제 암으로 판명되어 진다고 알려져있다[3].

유방암의 주요 징후중의 하나인 석회화(calcifications)는 양성(benign) 또는 악성(malignant) 과정의 부산물로서 유방조직에 형성되는 칼슘성분의 퇴적물로 알려져 있다[4]. 직경이 0.7 mm 이하인 석회화를 미세석회화(microcalcifications)로 불러진다[4]. X선 유방영상 해석으로 검출된 유방암의 30-50%가 군집성 미세석회화(clustered microcalcifications)의 형태를 나타내고 있으며, 조직검사로 판명된 유방암의 60-80%가 군집성 미세석회화를 갖고 있다고 보고되어 있다[5]. 따라서, 군집성 미세석회화는 유방암의 중요 징후라고 말할 수 있다. 방사선의사들의 임상학적인 경험으로, 군집성 미세석회화는 X선 유방영상에서  $1 \times 1 \text{ cm}^2$  영역 내에 3개 이상의 미세석회화를 포함하고 있는 것으로 정의된다[4]. 컴퓨터 보조 검출(computer-aided detection)은 진단방사선의사들의 진단 정확도를 향상시키기 위한 보조수단으로 연구되고 있다[5-10]. 즉, 암과 관련된 병소를 찾아 그 위치를 표

시해 줌으로써 그 부분에 대한 더 많은 주의를 상기시킬 수 있다.

본 논문은 X선 유방영상에서 군집성 미세석회화를 찾아, 그것의 위치를 표시하는 컴퓨터 보조 검출 방법을 제안한다. 제안된 방법의 구성은 region of interest (ROI) 선택, 필름흠(film-artifact) 제거, SRDM (surrounding region dependence method), 분류기(classifier) 및 위치 표시로 구성되어 있다. 필름흠은 미세석회화의 형태와 유사하여 오진의 원인이 되므로 필름흠을 제거할 수 있는 필터가 제안되었고 그것의 효과에 대해 검증하였다. SRDM은 군집성 미세석회화를 검출하기 위해 우리가 이미 제안한 텍스처 분석(texture analysis)의 한 방법이며 그것의 성능은 입증되었다[6]. 분류기는 3계층 backpropagation 신경망(neural network)[11]을 이용하였고, 위치 표시는 군집성 미세석회화가 포함되어 있는 것으로 검출된 ROI의 중심 좌표값에 적절한 표시를 하도록 하였다. 제안된 컴퓨터 보조 검출 방법은 군집성 미세석회화의 위치를 지적함으로써 진단방사선의사의 정확한 진단에 도움이 될 수 있다.

## 컴퓨터 보조 검출 방법

본 절에서 제안한 컴퓨터 보조 검출 방법의 상세내용에 대해 설명하며 그림 1은 전체구성도를 나타내고 있다.

### 1. ROI 선택

본 연구에서 ROI의 크기는 이산화된 유방영상에서  $128 \times 128$  픽셀의 영역으로 선택한다. 이것은 군집성 미세석회화의 정의와 X선 유방영상의 이산화 픽셀크기(본 연구에서는  $100 \times 100 \mu\text{m}^2$  입)에 따라 적절히 정해진 크기이다. ROI 선택은 주어진 유방영상 전체영상에서 수평, 수직 방향으로 64 픽셀의 중첩(overlap)을 갖는 형태로 좌우 상하 방향으로 순차적으로 선택되어 다음단계 입력되어 처리된다.

### 2. 필름흠 제거 (Film-artifact Removal)

X선 유방영상에서 필름흠은 종종 미세석회화처럼 보이므로, 간단한 필름흠 제거 필터가 입력 ROI 영상에 적용된다. 이 흠들은 일반적으로 미세석회화보다 경계선이 더 선명하고 더 밝게 나타나며, 이들은 미세석회화 검출의 위양성률(false-positive rate)을 높게 하는 원인이 된다. 필름흠 제거 필터는 미세석회화의 경계는 부드럽게 변하는 반면에 필름흠의 경계는 급격히 변하는 점에 착안하여 고안되었다.

현재 픽셀(pixel)을 중심으로 하는  $3 \times 3$  윈도우(window)가 있고, 각 픽셀에 대한 그래디언트(gradient) 값

-1/8	-1/8	-1/8
-1/8	1	-1/8
-1/8	-1/8	-1/8

그림 2.  $3 \times 3$  이산 라플라시안 연산자  
Fig. 2.  $3 \times 3$  discrete Laplacian operator

을 구한다. 그래디언트 값은 그림 2와 같은 이산 라플라시안(Laplacian) 연산자를 사용한다. 이렇게 구한 9개의 그래디언트 값중에서 가장 큰 값이 임계치  $T_g$  보다 크면 현재 픽셀은 필름흐름의 픽셀로 간주되어 현재 픽셀의  $W$  크기의 윈도우내의 중간(median) 값으로 대체된다. 필름흐름 제거 필터의 결과  $S(x,y)$ 는 아래와 같이 정의된다.

$$S(x,y) = \begin{cases} \text{median}\{I(x-k, y-l), (k,l) \in W\}, \\ I(x,y) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \text{if } g_{\max}(x,y) \text{ in } 3 \times 3 \text{ window} > T_g \\ \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

여기서  $I(x,y)$ 는 원영상의 값이며,  $W$ 는 적절히 선택된 윈도우를 지칭한다. 본 연구에서는  $W$ 의 크기를  $5 \times 5$  픽셀로 정했다. (1)식에서, 임계치  $T_g$ 는 실험적으로 정의되는 임계값으로 필름흐름은 제거하는 반면, 미세석회화는 보존할 수 있는 값을 갖는다.

### 3. Surrounding Region Dependence Method (SRDM)

SRDM [6]은 군집성 미세석회화를 검출하기 위해 이미 제안된 통계적인 텍스처 분석의 한 방법이다. 그림 3에서 보는 바와 같이 현재 픽셀을 중심으로 두 가지의 인접 영역으로  $R_1$ ,  $R_2$ 를 정의하고, 안쪽 영역을  $R_1$ , 바깥쪽 영역을  $R_2$ 로 지칭한다. 그리고,  $w_1$ ,  $w_2$  및  $w_3$ 은 각각 영역의 윈도우 크기를 나타낸다. 본 연구에서는  $w_1$ ,  $w_2$  및  $w_3$ 을 각각 3, 5 그리고 7로 하였다. 이러한 설정은 병소의 크기와 X선 유방영상의 이산화 픽셀 크기에 따라 결정된다.

필름흐름을 제거한 후, ROI는 아래와 같이 정의되는 surrounding region dependence 행렬로 변환된다.

$$M(q) = [\alpha(i,j)], \quad 0 \leq i \leq m, \quad 0 \leq j \leq n \quad (2)$$

여기서  $q$ 는 주어진 임계치이며,  $m$ 과  $n$ 은 각각 영역  $R_1$ 과  $R_2$ 에서의 픽셀 개수를 나타낸다. 그리고, (2)식에서  $\alpha(i,j)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\alpha(i,j) = \# \{ (x,y) \mid c_{R_1}(x,y) = i \text{ and } c_{R_2}(x,y) = j, (x,y) \in L_x \times L_y \} \quad (3)$$

여기서  $\#$ 은 각각 집합의 원소 개수를 나타내며,  $L_x \times L_y$ 는 2차원 영상공간이다. (3)식에서  $c_{R_1}(x,y)$ 과  $c_{R_2}(x,y)$ 는 다음과 같이 정의된다.

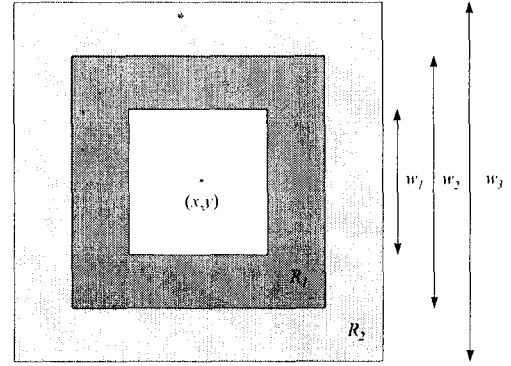


그림 3. 현재 픽셀  $(x,y)$ 에서 둘러싸고 있는 두 개의 영역들에 대한 구성도

Fig. 3. Configuration of the surrounding regions on the current pixel  $(x,y)$

$$c_{R_1}(x,y) = \# \{ (k,l) \mid (k,l) \in R_1 \text{ and } [S(x,y) - S(k,l)] > q \} \quad (4)$$

$$c_{R_2}(x,y) = \# \{ (k,l) \mid (k,l) \in R_2 \text{ and } [S(x,y) - S(k,l)] > q \} \quad (5)$$

여기서  $S(x,y)$ 는 현재 픽셀의 밝기이다. 일반적으로, 임계치  $q$ 의 값이 클수록 더 많은 미세석회화를 검출하지 못하는 반면에  $q$ 의 값이 작을수록 잡음의 영향에 더욱 민감해져 위양성률 증가의 원인이 된다. 최적의  $q$ 값을 선택하는 것이 검출 성능을 결정하는 중요한 요인이 된다. 이미 SDA (sum of distances of average vectors)이라는 측정방법을 이용하여  $q$ 가 70일 때 가장 좋은 성능을 나타냄을 입증했다[6].

특징값 추출(feature extraction)은 검출 성능에 아주 중요한 부분이다. 이산화된 유방영상에서 군집성 미세석회화를 검출하기 위해, (2)식의 surrounding region dependence 행렬의 분포특성으로부터 네 가지의 특징값을 아래와 같이 정의한다.

#### ① Horizontal Weighted Sum (HWS)

$$\text{HWS} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n i^2 r(i,j) \quad (6)$$

#### ② Vertical Weighted Sum (VWS)

$$\text{VWS} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n j^2 r(i,j) \quad (7)$$

#### ③ Diagonal Weighted Sum (DWS)

$$\text{DWS} = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{m+n} k^2 \left[ \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n r(i,j) \right]_{i+j=k} \quad (8)$$

#### ④ Grid Weighted Sum (GWS)

$$\text{GWS} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n ij r(i,j) \quad (9)$$

여기서  $N$ 은 surrounding region dependence 행렬의 모든 인자의 합이다. 즉,

$$N = \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n \alpha(i, j) \quad (10)$$

그리고,  $r(i, j)$ 은 아래와 같이 정의되는 행렬인자들의 역수이다.

$$r(i, j) = \begin{cases} \frac{1}{\alpha(i, j)}, & \text{if } \alpha(i, j) > 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

상기 4개의 특징값들은 현재의 ROI에 대한 군집성 미세석회화의 유무를 판단하기 위해 다음단 분류기에 입력된다.

#### 4. 분류기(Classifier)

본 연구에서 분류기로 그림 4와 같은 3계층 backpropagation 신경망[11]을 이용하였다. 각 뉴런은 0과 1의 포화값을 가지는 비선형 sigmoid 함수를 활성화함수(activation function)로 사용하였으며 뉴런의 출력값은 다음과 같이 정의된다.

$$o_j = \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_i w_{ji} o_i + v_j\right)} \quad (12)$$

여기서  $o_j$ 는 입력 패턴에 의해서 생성되는  $j$ 번째 실제 출력 값이고,  $w_{ji}$ 는  $i$ 번째 뉴런에서  $j$ 번째 뉴런으로의 가중치이며,  $v_j$ 는  $j$ 번째 뉴런의 바이어스(bias)이다. 학습과정에서 뉴런간의 가중치는 출력값과 목표값(target value)간의 차이가 최소가 되도록 순환적으로 조정된다. 이러한 과정은 다음과 같은 규칙에 의하여 수행된다.

$$w_{ji}(l+1) = w_{ji}(l) + \eta \delta_j o_i + \mu[w_{ji}(l) - w_{ji}(l-1)] \quad (13)$$

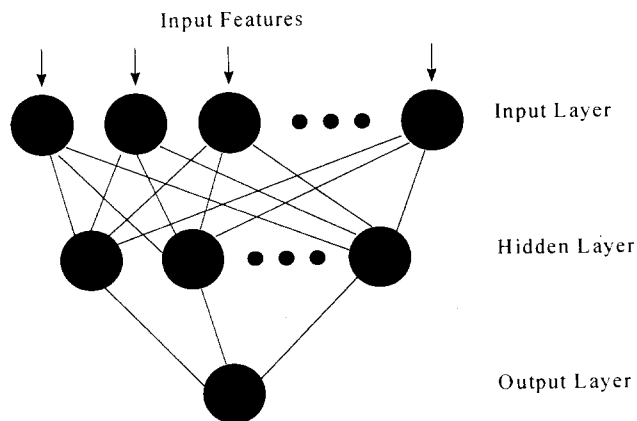


그림 4. 3계층 backpropagation 신경망의 구조  
Fig. 4. Structure of the three-layer backpropagation neural network

여기서  $\eta$ 는 학습률(learning rate)이며,  $l$ 은 epoch의 개수이고,  $\delta_i$ 는 오차 신호, 즉 신경망 출력값과 목표값의 차이를 나타낸다. 그리고  $\mu$ 는 관성 변수(momentum parameter)에 해당된다. 학습 도중의 신경망의 성능을 평가하기 위하여 아래와 같은 전체 오차 측정[12]을 수행한다.

$$\epsilon_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{\sum_{g=1}^G [o_g - t_g]^2}{G}} \quad (14)$$

여기서  $o_g$ 와  $t_g$ 는 각각  $g$ 번째 입력 패턴에 대한 출력값과 목표값이다. 본 연구에서, RMS오차 즉,  $\epsilon_{\text{RMS}}$ 가 주어진 상수  $\epsilon_0$ 보다 작아질 때까지 학습이 계속해서 이루어진다. 이러한 방법으로 학습된 신경망은 현재의 ROI에 군집성 미세석회화가 포함되어 있는지를 판단한다.

#### 5. 위치표시(Marking of Location)

원 유방영상에서 64 픽셀 단위로  $128 \times 128$  픽셀 크기의 이동 윈도우(moving window : ROI 크기와 동일함)가 수평, 수직방향으로 이동하면서 각 이동 윈도우내에 군집성 미세석회화의 유무를 제안된 검출방법으로 판단한다. 현재의 이동 윈도우에 군집성 미세석회화가 포함되어 있는지는 신경망의 출력값에 따라 결정되는데 본 연구에서는 출력값 0.7 이상인 경우로 하였으며 임계치인 0.7은 실험적으로 결정했다[6]. 64 픽셀의 중첩으로 윈도우가 이동하는 형태를 취했기 때문에 유방영상에서 임의의 위치에 존재하는 군집성 미세석회화에 대해 서로 인접된 형태로 여러개의 윈도우가 선택될 수 있다. 따라서 하나의 군집성 미세석회화에 대해 하나의 표시를 하는데 어려움이 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 먼저 선택된 각 윈도우의 중심 좌표값의 집합을 다음과 같이 계산한다.

$$\text{SOC} = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_M, y_M)\} \quad (15)$$

여기서  $M$ 은 하나의 군집성 미세석회화에 대해 서로 인접한 형태로 선택된  $128 \times 128$  픽셀 크기의 윈도우 개수를 나타낸다. 식(15)의 중심 좌표값  $(\bar{x}, \bar{y})$ 은 다음과 같이 계산된다.

$$\bar{x} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, \quad \bar{y} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M y_j \quad (16)$$

식(16)에서 계산된 좌표값을 중심으로 하여 0의 픽셀값을 가지는  $5 \times 5$  크기의 정사각형으로 군집성 미세석회화의 위치를 표시한다.

선택된  $128 \times 128$  픽셀 크기의 윈도우들이 서로 인접되어 있지 않은 것은 독립된 다른 군집성 미세석회화로 간주되며 이것은 라벨링 알고리즘(labeling algorithm)[13]을 이용하여 선택된 윈도우간의 인접성을 식별한다.

따라서 여러 개의 군집성 미세석회화가 한 유방영상에 존재할 때 식(15), (16)에 의해 그것에 상응한 위치에 정사각형의 표시가 나타난다.

## 실험결과 및 토론

본 절에서는 군집성 미세석회화의 검출 측면에서, 필름홈 제거 필터의 유무에 대한 효과를 검토하기 위한 비교 연구가 수행되었고 검출 성능은 round-robin 방법 [14]와 receiver operating-characteristics (ROC) 분석 [15]에 의해 평가되어 졌다. 또한, 실제 X선 유방영상에 대해 제안된 컴퓨터 보조 검출 방법의 효능에 대한 실험을 수행하였다.

### 1. 필름홈 제거 필터의 효과

#### 가) ROI 선택

서울중앙병원의 진단방사선과로부터 제공된 120장의 X선 유방영상을 Lumisys 레이저 스캐너를 이용하여  $100 \times 100 \mu\text{m}^2$ 의 픽셀크기, 각 픽셀을 12비트로 이산화 했다. 군집성 미세석회화를 포함하고 있는 X선 유방영상들은 전문 마모그래퍼(mammographer)에 의해 육안 또는 조직검사를 통해 입증되어 졌다. X선 유방영상 데이터베이스로부터 260개의 ROI 영역을 추출하여 사용하였고 각각의 ROI 영역은  $128 \times 128$  픽셀 (i.e.  $1.28 \times 1.28 \text{ cm}^2$ )의 영역으로 선택되었다.

260개의 ROI중, 130개는 군집성 미세석회화가 포함된 양성(positive) ROI이고, 나머지 130개의 음성(negative) ROI는 정상조직을 포함한 것들이다. 양성의 ROI는 군집성 미세석회화가 아주 밝은 영역(dense region) 및 여러 가지 glandular 조직 안에 포함된 것으로 선택되었고, 음성의 ROI는 도관(duct), 유방경계, 쿠퍼시 인대(Coopers ligaments), 혈관, 및 glandular 조직 등으로 구성된 영역을 선택하였다.

#### 나) 성능 비교

필름홈 제거의 효과를 검증하기 위해 필터의 유무에 따라 260개의 ROI에 대한 양성 또는 음성으로의 분류(classification) 능력을 비교하였다. (1) 식에서의 임계치  $T_k$ 는 110으로 실험적으로 선택하였다. Round-robin 방법에 의해 비교 분석을 하였고, 이때 신경망의 변수는  $\epsilon_0$ 가 0.1, 학습률은 0.08, 관성변수는 0.7, 그리고 은닉층의 뉴런의 개수는 5개로 두고 실험을 하였다. Round-robin 방법은 분류 문제에 있어서 P개의 표본 패턴이 있을 때, P-1개의 패턴을 가지고 학습을 하고 나머지 하나의 패턴으로 테스트하는 방식으로, P개의 패턴 모두가 한번씩 테스트 패턴으로 사용되어 진다. 신경망에서 은닉층의 뉴

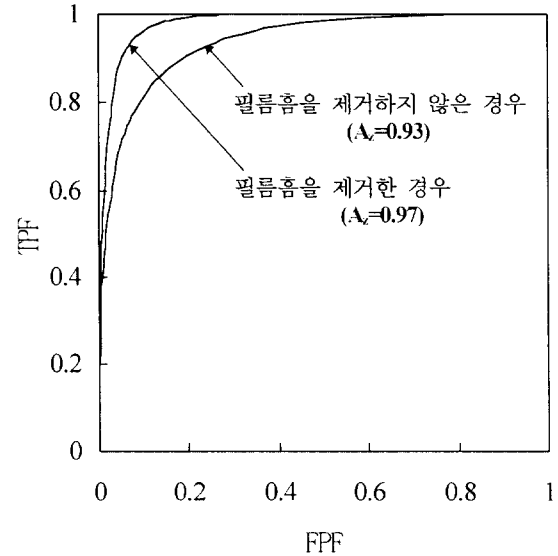


그림 5. 분류 성능에 대한 ROC 곡선의 비교

Fig. 5. Comparison of ROC curves for the classification performance

런의 개수는 복잡한 분류에서 어느 정도의 능력을 지니는가를 나타내므로 매우 중요한 요소가 된다. 은닉 뉴런을 5개로 하는 것이 가장 좋은 성능을 나타냈음이 다른 논문에서 입증되었다 [7]. ROC 분석은 ROI의 양성 또는 음성을 분류하는 능력을 평가하기 위해 이용하였다. Round-robin 방법에 의해 얻어진 신경망의 결과를 분석하기 위해서 Metz등에 의해 개발된 LABROCI 알고리즘 [16]을 사용하였다. ROC곡선 아래의 면적  $A_z$ 가 분류 능력의 척도로 사용되어 진다. 그림 5는 Round-robin 방법으로 실험한 각각의 ROC곡선을 보여주고 있다. TPF와 FPF은 진양률(true-positive fraction)과 위양률(false-positive fraction)을 나타낸다.  $A_z$ 의 결과로서, 필름홈을 제거하지 않은 경우에는 0.93, 제거한 경우에는 0.97을 나타내었다. 필름홈의 제거로 인해 ROI에 대한 양성 또는 음성으로의 분류에 대한 결과가 개선되었음을 그림 5로부터 알 수 있다.

### 2. 군집성 미세석회화의 위치 표시

제안된 컴퓨터 보조 검출 방법에 대한 성능을 평가하기 위해서 하나의 X선 유방영상에 대한 실험 결과를 그림 6에 나타내었다. 실험에 사용된 X선 유방영상은 한 개의 군집성 미세석회화를 포함하고 있고 Lumisys 레이저 스캐너를 이용하여  $100 \times 100 \mu\text{m}^2$ 의 픽셀크기, 각 픽셀을 12비트로 이산화 했다. 군집성 미세석회화의 위치는 전문 마모그래퍼(mammographer)에 의해 입증되어 졌다. 이산화된 X선 유방영상은  $650 \times 1600$  픽셀 크기의 영역만을 발췌하여 실험하였다. 실험 결과로, 군집성 미세석회



그림 6. X선 유방영상에서 군집성 미세석회화의 검출에 대한 실예

Fig. 6. Example of the detection of clustered microcalcifications on mammogram

화의 정확한 위치를 표시하고 있다.

## 결 론

본 논문에서 X선 유방영상의 군집성 미세석회화를 검출하여 그 위치를 표시해 주는 컴퓨터 보조 검출 방법을 제안했다. 제안된 방법은 SRDM으로 명명된 텍스처 분석

방법과 신경망 이론을 도입하였다. 아울러, 군집성 미세석회화의 검출 측면에서 필름홈 제거 필터의 유무에 대한 효과를 검토하였다. 검출 성능은 round-robin 방법과 ROC 분석에 의해 평가되어 졌다. 또한, 실제 X선 유방영상에 대해 제안된 컴퓨터 보조 검출 방법의 효능에 대한 실험을 수행하였다.

제안된 컴퓨터 보조 검출 방법은 군집성 미세석회화의 위치를 지적함으로써 진단방사선의사를 도울 수 있는 잠재성을 가지고 있다. 제한된 데이터베이스에도 불구하고 실험의 결과는 상당히 우수한 것으로 나타났다.

## 참 고 문 헌

1. R. G. Bird, R. G. Wallace, and B. C. Yankaskas, "Analysis of cancers missed at screening mammography," *Radiology*, vo. 184, pp. 613-617, 1992.
2. P. C. Johns and M. J. Yaffe, "X-ray characterization of normal and neoplastic breast tissues," *Phys. in Med. and Biol.*, vo. 32, pp. 675-695, 1987.
3. F. M. Hall, J. M. Storella, D. Z. Silverstone et al., "Nonpalpable breast lesions: Recommendations for biopsy based on suspicion of carcinoma at mammography," *Radiology*, vo. 167, pp. 353-358, 1988.
4. D. B. Kopans, *Breast Imaging*, Philadelphia, J. B. Lippincott Company, pp. 81-95, 1989.
5. H. P. Chan, K. Doi, S. Galhotra et al., "Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography. I. Automated detection of microcalcifications in mammography," *Med. Phys.*, vo. 14, pp. 538-548, 1987.
6. J. K. Kim, J. M. Park, K. S. Song, and H. W. Park, "Detection of clustered microcalcifications on mammograms using artificial neural network and surrounding region dependence method," in press on *J. of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology*, vo. 18(3), April, 1998.
7. J. K. Kim and H. W. Park, "Textural features for detection of the microcalcifications on digitized mammograms," submitted to *IEEE Trans. on Medical Imaging*, 1997.
8. 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 Medical Imaging*, vo. 16, no. 5, pp. 495-502, 1997.

9. Y. Wu, K. Doi, M. L. Giger, and R. M. Nishikawa, "Computerized detection of clustered microcalcifications in digital mammograms: Application of artificial neural network," *Med. Phys.*, vo. 19, no. 3, pp. 555-560, 1992.
10. D. H. Davies and D. R. Dance, "Automatic computer detection of clustered calcifications in digital mammograms," *Phys. Med. Biol.*, vo. 35, no. 8, pp. 1111-1118, 1990.
11. L. Fausett, *Fundamentals of neural networks, Englewood Cliffs, NJ*, Prentice-Hall, pp. 289-333, 1994.
12. K. R. Castleman, *Digital Image Processing, Englewood Cliffs, NJ*, Prentice-Hall, pp. 527-533, 1996.
13. A. K. Jain, *Fundamentals of digital image processing*, Englewood Cliffs, NJ, Prentice-Hall, 1989.
14. M. Nadler and E. P. Smith, *Pattern Recognition Engineering*, New York, Wiley, 1993.
15. C. E. Metz, "ROC methodology in radiologic imaging," *Investigative Radiology*, vo. 21, pp. 720-733, 1986.
16. C. E. Metz, J. H. Shen, and B. A. Herman, "New methods for estimating a binormal ROC curve from continuously-distributed test results," presented at the 1990 Annual Meeting of the American Statistical Association, Anaheim, CA, August 7, 1990.