

디지털 마모그램에서 형태적 분석과 다단 신경 회로망을 이용한 효율적인 미소석회질 검출

정회원 신진욱*, 윤숙**, 박동선*

An Effective Microcalcification Detection in Digitized Mammograms Using Morphological Analysis and Multi-stage Neural Network

Jin-Wook Shin*, Sook Yoon**, Dong-Sun Park* *Regular Members*

요 약

유방암은 최근에 빠르게 증가하고 있는 여성 암종의 하나이며 그 발병원인이 불명확하여 조기 검출만이 생존율을 높일 수 있는 유일한 방법이다. 본 논문에서는 효율적으로 미소석회질의 의심 영역을 검출할 수 있는 방법에 대하여 설명한다.

본 논문에서는 디지털 마모그램 영상에 대한 통계적 분석으로부터 일반적인 미소석회질의 특성을 분석한 후 분석된 자료를 이용하여 다단 신경망을 구성한 후 의심영역으로 간주되는 ROI를 검출한다. ROI 검출을 위하여 4단계로 구성되는 알고리즘을 제안하며 전처리 과정, 다단계 thresholding, 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 선별작업, 다단계 신경망을 이용한 2차 미소석회질 검출이 포함된다.

선형필터를 이용한 1차 선별작업에서는 모든 미소석회질을 검출할 수 있었고 유방조직 제거를 통한 신경망에서의 작업처리 감소율이 86%로 나타났다. 2단 신경망을 이용한 2차 미소석회질 검출단계에서 첫 번째 신경망에서는 미소석회질의 형태적 특성을 기반으로 11개의 특징값 들을 정의하였으며 모든 데이터에 대한 실험 결과 평균 96.66%의 인식률을 보였다. 그리고 두 번째 신경망에서는 첫 번째 인식 결과 값과 미소석회질의 군집특성을 이용하기 위해 첫 번째 인식결과를 토대로 조사된 군집분포 여부를 특징값으로 사용하였으며 그 결과 1차 신경망보다 높은 평균 98.26%의 인식률을 보였다.

Key Words : Microcalcification, Mammogram, Breast Cancer, Neural Network, Region-of-Interest

ABSTRACT

The mammogram provides the way to observe detailed internal organization of breasts to radiologists for the early detection.

This paper is mainly focused on efficiently detecting the Microcalcification's Region Of Interest(ROI)s. Breast cancers can be caused from either microcalcifications or masses. Microcalcifications are appeared in a digital

* 전북대학교 전자정보공학부 멀티미디어연구실(jwshin@chonbuk.ac.kr), 전북대학교 영상정보신기술연구소

** University of California, Berkeley, 전기 및 컴퓨터공학과(syoon@eecs.berkeley.edu)

논문번호 : 030417-0923, 접수일자 : 2003년 9월 23일

※본 연구는 한국과학재단 목적기초연구(R05-2002-000-01335-0)지원으로 수행되었습니다.

mammogram as tiny dots that have a little higher gray levels than their surrounding pixels. We can roughly determine the area which possibly contain microcalcifications. In general, it is very challenging to find all the microcalcifications in a digital mammogram, because they are similar to some tissue parts of a breast.

To efficiently detect microcalcifications ROI, we used four sequential processes; preprocessing for breast area detection, modified multilevel thresholding, ROI selection using simple thresholding filters and final ROI selection with two stages of neural networks.

The filtering process with boundary conditions removes easily-distinguishable tissues while keeping all microcalcifications so that it cleans the thresholded mammogram images and speeds up the later processing by the average of 86%. The first neural network shows the average of 96.66% recognition rate. The second neural network performs better by showing the average recognition rate 98.26%. By removing all tissues while keeping microcalcifications as much as possible, the next parts of a CAD system for detecting breast cancers can become much simpler.

1. 서론

유방암은 최근에 빠르게 증가하고 있는 여성 암 중의 하나이며 그 발명원인이 불명확하여 조기 검출만이 생존율을 높일 수 있는 유일한 방법이다. 유방암의 징후로는 미소석회질과 종괴를 들 수 있으며 미소석회질은 크기가 작고 모양이 다양하며 주변 조직과 뚜렷한 구분이 없기 때문에 전문가조차도 쉽게 검출할 수 없는 특징을 가지고 있다. 그러나 종괴는 커다란 덩어리로 구성되어 있으며 그 모습도 뚜렷하여 미소석회질보다는 상대적으로 검출하기가 쉽다.

유방암 검출을 위한 유방 X선 조영술은 X선을 이용하여 유방 내부조직의 모습을 관찰하는 방법으로 1970년대부터 유방암 검출에 사용되어 왔다[1]. 최근에는 조영 기술의 발달로 디지털 마모그래피를 이용한 유방암 진단 시스템(Computer-Aided-Diagnosis) 개발에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[2][3].

일반적인 CAD 시스템의 구성은 3단계로 구성된다. 첫 번째 단계는 암의 가능성이 있다고 의심되는 영역을 찾는 ROI(Regions of Interest)검출 단계이며 두 번째 단계는 검출된 각각의 ROI 영역에 대하여 특성값을 추출하는 단계이다. 그리고 마지막 단계에서는 추출된 특성값들을 비교·분석하여 암인지 여부를 최종 판단한다. 본 논문에서는 CAD시스템의 구성요소 중 첫 번째 단계인 미소석회질을 포함하는 ROI 검출에 대하여 다단 신경회로망을 이용하여 구성한다.

미소석회질은 칼슘 덩어리로 모양이 다양하고 낮은 명암 대비를 가지며 그 영역은 매우 작은 영역

을 이루고 있다. 이러한 특징 때문에 전문가조차도 유방암 판단에 많은 어려운 점을 가지고 있으며 잘못된 판단은 많은 경제적 정신적 손실은 가져온다. 현재까지 ROI 검출에 관한 연구는 Texture 기반[4], Wavelet 기반[5], Markov Random Field 기반[6] 그리고 Fractal 모델[7]등 다양한 방법이 시도되고 있으며 가슴조직, 병변 등의 다양성으로 인하여 일반적인 처리모형을 구현하기 어려운 상황이다[8].

본 논문에서는 디지털 마모그램 영상에 대한 통계적 분석으로부터 일반적인 미소석회질의 특성을 분석한다. 분석된 자료를 이용하여 다단 신경망을 구성한 후 의심영역으로 간주되는 ROI를 검출한다.

ROI 검출을 위하여 4단계로 구성되는 알고리즘을 제안하며 전처리 과정, 다단계 thresholding, 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 선별작업, 다단계 신경망을 이용한 2차 미소석회질 검출이 포함된다. 전처리 과정에서는 인공잡음 및 배경 영역을 제거한 가슴영역의 검출이다. 미소석회질은 주위의 일반 조직보다는 상대적으로 밝기 때문에 가지적으로 구별되는 미소석회질을 검출하기 위하여 다단계 thresholding 이용한다[9].

처리속도를 줄이기 위하여 1차 검출 단계에서는 선형필터를 이용하였으며 미소석회질이 포함된 영역을 선별하고 일반조직을 제거한다. 마지막으로 다단 신경회로망을 이용한 2차 미소석회질 검출에서는 전 단계에서 검출하기 어려운 좀 더 복잡한 형태의 ROI를 검출하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 디지털 마모그램에 대하여 설명하며 3장에서는 본 논문에서 제안한 알고리즘을 소개한다. 디지털 마모그램

을 이용한 실험 및 분석 평가는 4장에서 기술하며 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 디지털 마모그램

유방X선 조영술(X-Ray Film Mammography)은 유방조직에 대한 X선 검사로 유방내부조직의 양상을 관찰하는 방법으로서 현재 유방암의 검사방법 중 가장 일반적으로 이용되고 있다. 이는 비용이 저렴하며 검사과정이 비교적 간단하기 때문이다. 컴퓨터 및 주변기기의 급속한 발달과 함께 유방X선 조영술은 최근에는 보다 발전된 형태의 디지털 마모그래피(Digital Mammography)를 이용하고 있다. 과거에는 필름 마모그램을 이용하여 전문가가 직접 판독하였지만, 현대에 와서는 CCD 카메라로 촬영한 영상을 컴퓨터로 전달함으로써 컴퓨터를 이용한 분석 및 진단이 가능하다. 이러한 진단 시스템은 전문가로 하여금 판단 오류를 감소시키거나 좀더 정확한 판단에 도움을 주고자 현재 활발한 연구가 진행되고 있다[2].



그림 4. 진단시스템

그림 1은 일반적인 진단 시스템의 구성을 보여주고 있으며 그 중 CAD 시스템의 부분은 3단계로 구성할 수 있다. 첫 번째 단계는 디지털 마모그램 영상에서 암일 가능성이 있다고 의심되는 부분을 찾는 ROI(Regions of Interest)검출 단계이다. 이 단계에서는 일반조직들을 효과적으로 제거하면서 미소석회질을 모두 검출해야만 진단 오류를 감소시킬 수 있다. 두 번째 단계는 검출된 각각의 ROI에 대해 특성을 추출하고 선별하는 과정이다. 그리고 마지막 단계는 계산된 특성 값들을 분류기를 이용하여 암의 가능성 정도를 부여하는 과정이다. 즉, 주어진 특성 값들을 비교·분석하여 암인지 여부를 진단하는 과정이다[10].

2.1 미소석회질의 특성

유방암의 조기발견을 위한 검출요소들에는 그림 2에서와 같이 매우 작은 영역으로 구성되어 나타나

는 미소석회질과 덩어리 모양의 종괴를 들 수 있다 [11]. 본 논문에서는 크기가 작고 모양이 다양하여 전문가조차도 검출하기 어려운 미소석회질 검출에 대한 알고리즘을 제안한다.

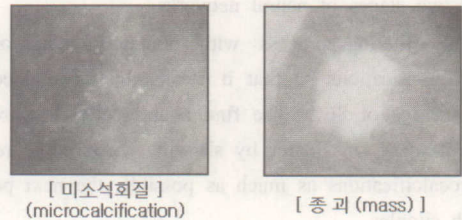


그림 2. 유방암의 징후

일반적으로 미소석회질은 가슴조직, 병변 등의 다양성으로 인하여 일반적인 모델로는 구현하기가 매우 어렵다[12]. 따라서 미소석회질의 형태적 특성을 고찰하여 미소석회질을 포함하는 ROI를 검출할 수 있는 이론적인 배경에 대하여 기술한다.

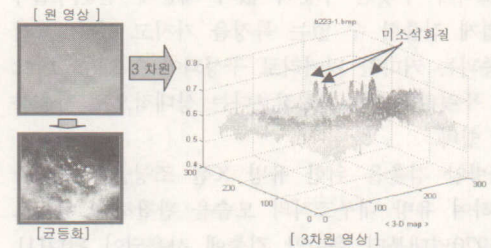


그림 3. 미소석회질의 형태특성

그림 3은 미소석회질의 형태특성을 보여주고 있다. 명암도 값을 이용하여 표현한 3차원 영상에서 미소석회질 영역은 원뿔과 같이 높이 솟아 있음을 관찰할 수 있다. 이와 반대로 일반 유방 조직들은 비교적 넓고 비슷한 높이의 영역으로 구성됨을 알 수 있다. 이러한 모습은 미소석회질이 어떤 조직의 주위 배경에 있어서 유방조직보다 밀도가 높게 나타나기 때문이며 주변 영역보다 명암도 값의 차이에 의해 가시적으로 밝게 나타나는 특성을 가지고 있다[13][14]. 미소석회질은 암의 여부를 결정짓는 2가지로 분류할 수 있다. 양성으로 결정된 미소석회질은 인체에 무해하며 주위 영역과 뚜렷하게 구분되는 명암도 값을 가진다. 그리고 검출의 주 대상인 악성 미소석회질은 주위 영역과 명암도의 차이가

양성처럼 뚜렷하게 드러나지 않고 그 모양도 다양하여 검출이 어렵다. 그러나 검출하기 어려운 미소석회질도 유방조직과 명암도 값 차이에 의해 가시적으로 밝게 나타나는 형태적 특성을 이용하여 미소석회질을 유방조직으로부터 분리해 낸다면 미소석회질에 대한 ROI를 검출할 가능성은 증가하게 된다 [15].

III. 미소석회질 검출 방법

그림 4는 본 논문에서 제안한 미소석회질 검출을 위한 블록도이며 4단계로 요약할 수 있다.

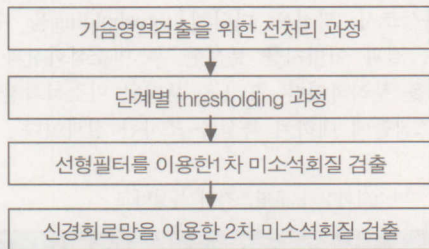


그림 4. 미소석회질 ROI 검출 알고리즘

먼저 디지털 마모그램 영상에서 배경을 제거한 가슴영역만을 분리한다. 분리된 가슴 영역에서 미소석회질을 검출하기 위하여 임계치 값을 명암도 값에 따라 단계별로 증가시켜가면서 half-toning 방식의 임계치를 수행해 나간다. 다음으로 미소석회질의 형태적 특성을 바탕으로 모든 미소석회질이 검출될 수 있도록 필터의 파라미터 값을 정한 후 1차적으로 미소석회질 ROI 선별작업을 수행한다. 마지막으로 다단계 신경망을 이용한 2차 미소석회질 ROI 선별작업을 수행한다.

3.1 전처리 및 다단계 thresholding

본 논문에서 실험으로 사용하고자 하는 디지털 마모그램 영상은 필름 마모그램을 고해상도 스캐너를 이용하여 처리한 영상이므로 백색 잡음 등과 같은 불필요한 정보 등이 포함되어 있다. 따라서 이러한 잡음을 제거한 후 미소석회질의 형태 특성 즉 일반조직 보다 명암도 값에 차이가 있다는 특성을 이용하여 본 논문에서 제안한 다단계 threshold 알고리즘을 적용하여 검출이 용이하도록 한다.

1) 가슴영역 검출을 위한 전처리

전처리 과정은 디지털 마모그램 영상에서 잡음에 대한 영향력을 최소화하고 미소석회질 ROI를 검출하기 위한 알고리즘을 적용할 경우 처리속도를 향상시키도록 가슴영역만을 검출하는 과정이다.

디지털화 된 필름 마모그램에서는 대부분 필름 자체에 전문가의 이해를 돕기 위하여 측정위치, 유방의 좌·우 표시 그리고 방사선 농도 등과 같은 정보들이 필름의 모서리에 기입되어 있다. 그리고 X-선 촬영과정 및 스캐닝 과정에서 형성된 원치 않은 인공잡음이 포함되어 있거나 필름 보관 시 훼손 및 노화로 인하여 잡음제거가 선행되어야 한다. 이러한 잡음 등에 대한 영향력을 최소화시키고 가슴영역만을 추출하여 ROI 검출 단계에서 처리 시간 등을 줄이고자 하였다. 잡음 제거와 가슴 영역 검출을 위한 전처리는 그림 5에서와 같이 구성한다[9].

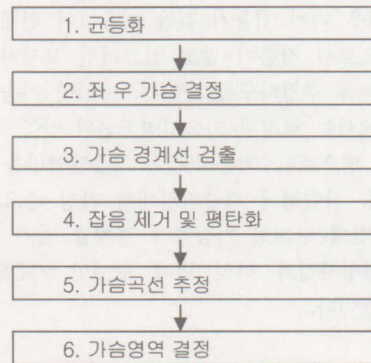


그림 5. 가슴영역검출을 위한 알고리즘

첫 번째 균등화(Equalization) 처리 과정은 디지털 마모그램 영상의 개선효과와 다양한 특성을 갖는 유방조직을 유사한 특성을 갖도록 근사화시키는 효과를 얻기 위하여 사용한다[17][18][19]. 즉 일반조직과 미소석회질의 명암도의 차를 증가시켜 검출이 용이하도록 한다. 두 번째 단계는 가슴 부분이 마모그램 영상에서 어느 위치에 있는지 결정하는 것이다. 가슴의 블록 부분이 좌·우 어느 쪽에 있는지를 결정하기 위한 방법으로 이진영상으로 변환한 후, 세로 절편을 중심으로 화소수를 세어 봄으로써 결정한다.

세 번째 단계인 가슴영역경계 결정단계는 정확한 가슴영역경계를 찾기 위한 과정이다. 가슴 영역의 좌우가 결정된 상태에서 디지털 마모그램에서 잡음이 최소인 영역을 선별하여 가슴이 없는 곳에서 있는 방향으로 화소의 명암도 값의 변화상태를 관찰

하여 변화된 기울기가 일정기간 이상 계속 증가상태를 보이는 시작점의 명암도 값을 모두 기록한 다음, 기록된 값들의 평균값을 임계치 값으로 사용하였다. 이렇게 함으로서 임계치 값이 실제 가슴영역의 경계부분에 최대한 근접하도록 하였다. 네 번째 잡음제거 및 평탄화 과정에서는 임계치 된 2진영상의 가슴경계가 완전한 곡선을 이루지 못하고 있다. 이것은 잡음 및 유방조직 자체의 특성 등에 기인한 것인데 이들을 곡선에 가깝도록 근사화시키고 잡음을 제거하기 위하여 형태학적 연산자인 수축과 팽창을 이용한다[17][18]. 다섯 번째 가슴영역곡선 추정과정에서는 촬영 과정 중 일그러진 가슴 영역을 복원한다. 먼저 가슴영역 중 최대 블록부분을 찾은 후 상·하 방향으로 가슴영역의 곡선을 추정하는 알고리즘을 적용하였다. 가슴영역 내 가로 화소의 개수의 변화를 관찰하다가 만약, 갑작스런 증감이 있는 경우 과거 기울기 값을 이용하여 현재 영역에 적용함으로써 잡음이 많고 일그러진 모서리 부분의 가슴영역을 추정하도록 하였다. 마지막 가슴영역 결정단계에서는 결정된 가슴영역곡선의 인쪽 영역만을 추출해냄으로서 최종적으로 가슴영역만을 검출할 수 있다. 가슴영역 검출과정에서 가장 중요한 부분은 세 번째 단계인 가슴영역 경계를 찾기 위한 임계값 결정과정과 다섯 번째 단계인 가슴영역곡선 추정과정이다.



그림 6. 가슴영역검출 과정

그림 6은 인공잡음이 존재한 영역을 제거하고 가슴영역 곡선을 추정하는 알고리즘을 적용한 그림이다. 이와 같은 전처리 과정을 통하여 잡음 및 배경영역이 제거된 디지털 마모그램 영상은 다단계 thresholding 과정에서 이용된다.

2) 미소석회질의 특성분포

다단계 thresholding은 미소석회질을 검출할 뿐만 아니라 미소석회질과 유사한 특성을 가지는 유방조직들도 검출한다. 따라서 미소석회질만을 선별할 수

있는 기준이 필요하며 미소석회질에 대한 여러 가지 특성 파악이 우선적으로 이루어져야 한다. 따라서 본 논문에서 실험영상으로 이용하는 디지털 마모그램 영상의 미소석회질 부분을 우선적으로 추출하여 특성을 조사한다. 이러한 특성에는 면적, 높이, 둘레, 평균 그레이 값, 그레이 값의 표준편차 그리고 주변의 일반 조직과의 그레이 값 차이가 있다.

다단계 thresholding을 모든 영역에 적용할 경우 많은 처리시간을 필요로 하기 때문에 모든 작업은 고정된 크기의 로컬 윈도우를 사용하여 처리한다. 로컬 윈도우의 크기는 미소석회질을 모두 포함할 수 있도록 하고 연산시간과 미소석회질의 세부적인 지역적 특성을 고려하여 실험적으로 결정한다.

특성조사 과정은 다단계 thresholding을 수행한 다음, 결과 이미지를 분석한 후 미소석회질과 유방조직을 분리하였다. 표 1은 분리된 미소석회질과 유방 조직들에 대하여 특성을 조사한 결과이다.

표 1. 미소석회질과 유방조직의 특성비교

항목	특성	최대	최소	평균	표준 편차
면적	병변	3578	3	97.86	223.26
	조직	805	1	9.67	29.16
높이	병변	128	6	17.61	25.73
	조직	24	1	2.42	4.53
둘레	병변	378	3	38.92	50.23
	조직	648	1	8.7	17.77
명암도 평균	병변	237.23	71.1	177.88	23.29
	조직	228.87	23.0	163.94	32.86
명암도 표준 편차	병변	39.40	0.0	4.59	5.78
	조직	19.03	0.0	0.97	0.79
명암도 차이	병변	97	5	22.82	37.83
	조직	32	1	9.78	15.89
샘플 수	미소석회질 802개, 유방조직 55880개				

표1에서와 같이 미소석회질은 유방조직에 비해 면적이 크며 둘레가 적으므로 비교적 모양이 뚜렷함을 알 수 있다. 또한 명암도 값이 유방조직에 비해 밝게 나타나며 상대적으로 높은 것이 특징임을 알 수 있다.

3) 다단계 thresholding

다단계 thresholding은 미소석회질의 형태적 특성을 이용하여 처리하며 그림 7은 미소석회질의 형태 특성을 알아보기 위한 예이다.

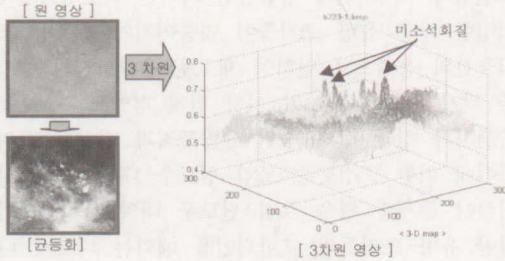
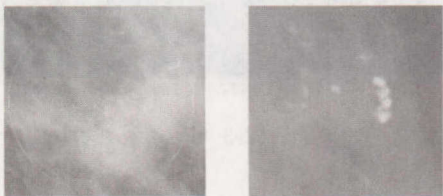


그림 7. 미소석회질의 형태특성

이미지상의 x-y좌표 계와 그레이 값에 의해 표현되는 가상적인 3차원 공간상에서 미소석회질이 나타내는 형태적 특성은 주위 조직보다 높은 그레이 값을 가지며 원뿔과 같이 솟구쳐 있음을 관찰할 수 있다. 이와 반대로 유방 조직들은 비교적 넓고 큰 산맥형태를 형성하고 있다. 이것은 미소석회질의 특성이 어떤 주위배경 하에도 유방조직보다 밀도가 높기 때문에 마모그램 영상에서 주위 영역과의 명암도 값 차이에 의하여 가지적으로 밝게 나타나는 특성에 기인한 것이다[12][13].

그림 8처럼 미소석회질은 양성(양성)과 악성(악성)으로 구분이 되며 양성은 일반 조직과 가시적인 차이가 확연히 드러나는 등 뚜렷한 특성을 가지고 있는 반면 유방암 검출의 주 대상인 악성은 일반조직과 구별이 되는 형태적 특성이 미약하여 검출이 매우 어렵다. 그러나 미소석회질을 유방 조직과의 그레이 값 차이에 의해 가지적으로 밝게 나타나는 특성을 이용하여 유방조직으로부터 분리한다면 미소석회질에 대한 ROI를 검출할 가능성은 증가하게 된다.



(a) 악성 (b) 양성
그림 8. 악성 및 양성의 미소석회질

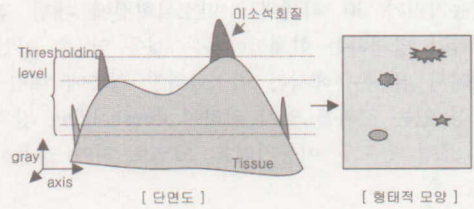


그림 9. 다단계 thresholding 개념도

다단계 thresholding은 미소석회질 영역이 주위의 일반 조직보다 그레이 값이 높게 표현되는 특성을 이용한다. 그림 9에서처럼 일반 조직들은 굴곡이 심하지 않은 영역 형태로 표현되며 미소석회질은 주위영역보다는 높은 그레이 값을 가지며 영역이 작은 원뿔형태로써 표현된다. 미소석회질의 단면은 여러 가지 형태의 모양을 가지며 이러한 단면의 특성을 이용하여 신경회로망을 구성할 때 특성벡터로 사용할 수 있다.

다단계 thresholding은 그레이 값에 따라 순차적으로 thresholding을 수행하면서 미소석회질의 최하단 부분을 잘라내는 방법으로 검출한다. 그러나 미소석회질과 유사한 작은 일반 조직들도 동시에 분리될 수 있기 때문에 다단계 thresholding을 수행한 후 2차적인 선별작업이 필요하다.

3.2 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 검출 알고리즘

선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 선별작업은 다단계 thresholding에 의해 주위 유방조직과 분리된 미소석회질 중 미소석회질의 특성을 가지는 영역을 선별하고 또한 미소석회질과 확연히 구별되는 특성을 가지는 일반 조직을 제거하기 위한 과정이다. 이러한 과정을 수행할 수 있는 선형필터를 구성하기 위하여 미소석회질의 형태 특성을 이용하여 구성하였다. 선형필터를 이용하여 1차적으로 미소석회질을 검출한 것은 복잡한 연산을 피함으로써 처리속도를 향상시키고 신경회로망에서 처리할 데이터의 양을 줄이기 위함이다.

대략적인 미소석회질을 검출하기 위하여 다단계 thresholding을 적용한 후 선형 필터의 설계에 앞서 작업 효율을 높이기 위하여 thresholding 간격과 로컬 윈도우의 이동거리를 결정할 필요성이 있다. 이 두가지의 파라미터를 결정하기 위하여 실험을 수행

한 결과 thresholding 간격이 5이고 로컬 윈도우의 이동거리가 30 픽셀에서 미소석회질에 대한 검출 오류가 발생하는 한계점이라는 것을 알 수 있었다. 따라서 본 논문에서는 미소석회질 검출에 대한 신뢰성 있는 결과를 얻기 위하여 thresholding 간격을 4, 로컬 윈도우 이동거리를 20으로 하여 사용하였다.

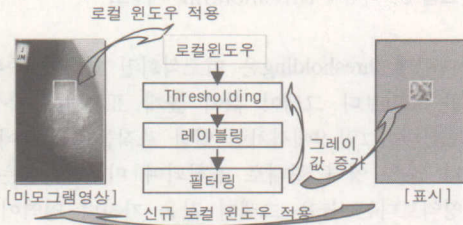


그림 10. 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 선별작업 과정

그림 10은 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 선별작업 과정이며 선형필터를 구성하기 위하여 그림 11과 같은 파라미터 모델을 구성하였으며 표 2의 값들을 이용하여 1차적인 미소석회질로 의심이 되는 영역들을 검출하였다.

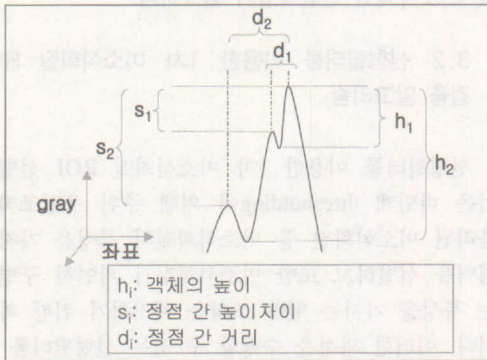


그림 11. 선형필터 파라미터 모델

첫 번째 파라미터인 객체 면적은 미소석회질의 최소·최대면적을 설정하기 위한 것이다. 최소면적보다 작은 영역은 잡음 영역으로 간주할 수 있으며 최대 면적보다 큰 영역은 일반 기층영역으로 구분할 수 있다. 두 번째 경계조건은 유방조직의 경우 대부분 큰 산맥과 같은 모양을 형성하므로 로컬 윈도우를 이용하여 수행할 경우 윈도우 경계 영역에 걸리게 되므로 이를 제거하기 위한 조건이다. 세 번째

객체의 높이는 아주 작은 유방 조직들을 제거하기 조건이며 네 번째로 정점들간의 높이 차이는 객체의 높이만을 고려할 경우 인접한 작은 유방 조직들이 미소석회질로 검출되는 것을 최소화하기 위한 조건이다. 다섯 번째 정점들간 거리는 미소석회질에 인접한 작은 유방 조직들이 덧붙여지거나 유방 조직들간의 응집으로 인하여 새로운 유방조직의 생성을 막기 위한 조건이며 여섯 번째 명암도 값의 표준편차와 일곱 번째 주위 유방조직과 명암도 값의 차이에 의한 조건들은 로컬 윈도우 내에서 미소석회질이 존재할 경우 로컬 윈도우 내의 특성분포가 일반 유방 조직들만 포함되었을 때와는 다르게 나타나는 것을 감지하기 위함이다.

표 2. 선형필터의 구성에 사용된 파라미터 값들

파라미터	최적 값
객체 면적	3에서 3600사이
경계조건	100×100
객체의 높이	5이상
정점간 높이차이	32이하
정점들간 거리	60이하
명암도 값의 표준편차	1.4이상
주위 유방조직과 명암도 값의 차이	4이상
샘플 수 : 35(양성) + 156(악성)	

그림 12는 선형필터의 구성요소를 부분적으로 적용했을 때의 검출 결과들이다. 첫 번째 조건에서 세 번째까지는 공통적으로 모두 적용하였으며 나머지 조건들은 각각 독립적으로 적용하여 실험을 했을 때의 결과들이다.

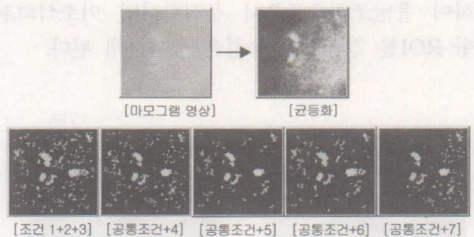


그림 12. 선형필터의 조건을 변화 시 미소석회질 ROI 검출결과

그림 13는 앞에서 제시한 7가지 조건 모두를 이용해 선형필터를 구성하였을 때의 검출 결과이며

모든 파라미터를 이용하였을 때 그 결과가 확연히 좋아짐을 알 수 있다.



그림 13. 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 검출결과

1차적인 선형필터의 결과는 다단 신경회로망을 구성하여 좀 더 복잡한 형태의 미소석회질을 검출할 때 연산 처리 시간을 크게 단축시키는 효과를 가져온다.

3.3 다단 신경망을 이용한 미소석회질 검출

선형필터를 이용한 미소석회질 검출 단계에서는 미소석회질과 유사한 특성을 가지는 많은 유방조직들이 여전히 존재한다. 선형필터를 이용한 미소석회질 선별작업은 다양한 형태의 비 선형적인 특성을 갖는 미소석회질을 완전히 구분할 수 없다. 즉, 단순한 특성 값의 범위를 제안함으로써 필터링을 하는 것일 뿐이다. 따라서 최종적인 미소석회질을 검출하기 위해서는 좀더 지능적인 방법이 필요하다. 이 장에서는 미소석회질과 유사한 특성을 가지는 유방조직들을 제거하기 위한 방법으로 신경회로망 [19]을 이용하여 미소석회질의 비 선형적인 특성분포를 학습시키고 이를 토대로 최종적인 미소석회질 ROI를 검출하고자 하였다.

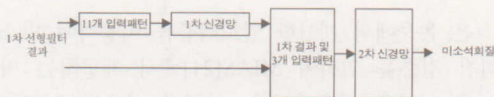


그림 14. 다단계 신경망을 이용한 미소석회질 ROI 검출

그림 14는 다단계 신경망을 이용한 2차 미소석회질 ROI 선별작업 과정이다. 모양 및 특성이 다양한 미소석회질을 검출하기 위하여 다단계로 구성되는 신경망을 이용하였다. 첫 번째 단계의 신경망에서는 비교적 구분이 뚜렷한 미소석회질만을 검출하도록 설계하였으며 두 번째 단계의 신경망에서는 첫 번째 단계에서의 검출 결과와 보다 많은 미소석회질

의 특성들을 이용하여 검출하기 어려운 미소석회질을 검출해 낼 수 있도록 하였다.

1) 첫 번째 신경회로망

첫 번째 단계의 신경회로망은 비교적 구분이 뚜렷한 미소석회질을 검출하도록 구성한다. 즉, 가시적으로 구분이 잘되는 미소석회질과 전형적인 특징을 가지는 유방 조직들을 선별해내기 위한 과정이다. 이 단계에서 판단하기 어려운 영역들은 두 번째 신경회로망을 사용하여 최종적으로 검출하도록 하였다. 첫 번째 단계의 신경망의 학습을 위하여 다음의 11개의 입력 패턴 집합을 정의하였다.

- ① 면적(A) : 객체를 이루는 화소들의 수
- ② 둘레(P) : 객체의 경계에서의 화소 수
- ③ 최대높이 : 객체를 이루는 화소들 명암도 값의 최대 값과 최소 값의 차이
- ④ 평균높이 : 객체를 이루는 화소들의 상대적인 명암도 값(높이)의 평균
- ⑤ 평균 명암도 값 : 객체를 이루는 화소들의 명암도 값의 평균
- ⑥ 명암도 값의 표준편차 : 객체를 이루는 화소들의 명암도 값의 표준편차
- ⑦ 이미지 평균 명암도 값
- ⑧ 면적 감소율 : 객체를 이루는 화소들 명암도의 최소 값에서 최대 값까지 변화 시킬 때 각 명암도 값에서 면적의 감소율
- ⑨ 밀도(C) : $C = \frac{P^2}{4\pi A}$
- ⑩ 최대높이 대 면적 비율
- ⑪ 평균높이 대 평균반경, $\text{평균반경} = \frac{P}{2\pi}$

첫 번째 특성에서 여덟 번째까지의 특성들은 객체 영역들에 대한 특성들이며 아홉 번째에서 열 한 번째까지 특성은 고유특성들의 조합에 의해 만들어진 2차적인 특성들이다. 본 논문에서는 이와 같이 11개의 특성 값들을 사용하여 단순한 특성뿐만 아니라 형태적인 특성을 반영하여 미소석회질에 대한 검출 능력을 향상시키고자 하였다.

2) 두 번째 신경회로망

첫 번째 단의 신경망에서는 유선조직처럼 미소석회질과 유사한 특성을 가지는 영역들은 단순한 특성 조합만으로는 검출하기 어렵다. 이러한 점을 극

복하고자 두 번째 신경망에서는 다음과 같은 입력 패턴을 추가로 정의하여 미소석회질을 검출하고자 한다.

- ① 첫 번째 단계에서의 판단된 미소석회질 가능성 정도
- ② 첫 번째 단계에서의 검출결과에서 일정 범위 내 미소석회질의 존재여부
- ③ 45. 간격으로 8개 방향에서 추출한 부분 이미지 정보

두 번째 단의 신경망에서 사용된 특성 값들은 첫 번째 단계에서의 판단결과와 함께 영역들의 부분적인 이미지 정보를 이용한다. 먼저 첫 번째 특성 값은 첫 번째 단계에서의 판단결과를 이용하며 이를 토대로 미소석회질 여부를 대략적으로 추정함으로써 보다 빠른 학습능력을 갖도록 하기 위한 것이다. 두 번째 특성 값은 일정 범위 내 미소석회질의 존재여부를 이용하며 미소석회질의 분포특성이 대부분 균 집성을 띄고 있으므로 이를 반영하기 위함이다. 일정 범위의 크기는 실험에 사용한 모든 마모그램 영상에서 미소석회질의 균집 반경 중 가장 큰 반경인 150 픽셀로 설정하였으며 이미지 처리과정은 순차적으로 진행되므로 과거의 처리결과 값에 의존되어야 하므로 절반의 크기인 300×150 픽셀 범위를 사용하였다.

마지막으로 세 번째 특성 값은 그림 15에서와 같이 8개 방향의 부분적 이미지정보를 사용하였다. 이는 단순한 특성 값들을 사용함으로써 첫 번째 신경망에서 인식하지 못했던 부분적 모양 특성을 이용하고자 하였다. 두 번째 단의 신경망에서의 학습시간 및 연산량을 고려하여 45. 간격으로 8개 방향에서 추출한 부분 영상 정보를 이용하였다.

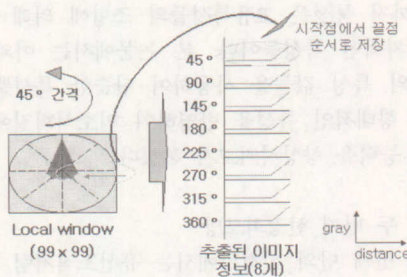


그림 15. 세 번째 특성 값 추출과정

세 번째 특성 값 추출과정은 그림 15에서와 같이 미소석회질을 중심으로 로컬 윈도우를 정의하고 정의하고 반 시계방향으로 45. 간격으로 반지름이 50 pixel인 원형 윈도우 내에서 8개 방향의 부분적 이미지정보를 추출한다. 미소석회질을 중심은 식(1)과 같이 수학적 무게중심을 사용하였다[20].

$$x_c = \frac{\sum_{x,y} B(x,y)x}{A}, y_c = \frac{\sum_{x,y} B(x,y)y}{A} \quad \text{식(1)}$$

여기서 무게중심의 좌표는(x_c, y_c), 객체의 면적은 A 그리고 B(x,y)는 좌표(x,y)에서 명암도 값을 의미한다.



그림 16. 2차 신경망의 학습을 위해 추출된 세 번째 특성 값

그림 16은 미소석회질을 포함하고있는 실제의 이미지에서 세 번째 특성 값 추출 값을 추출한 결과이다.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서 제안한 알고리즘을 이용하여 미소석회질 검출을 위하여 MIAS[21]에서 제공하는 마모그램 영상을 이용하였다. 실험에 사용된 마모그램 영상은 해상도가 50μm이고 8비트 명암도 값을 가지며 악성과 양성 미소석회질을 포함하는 25장의 영상이다. 실험 방법은 먼저 선형필터를 사용하여 1차 미소석회질을 검출한 후 그 결과를 이용하여 다단계 신경회로망을 이용하여 최종적인 미소석회질을 검출한다.

4.1 선형필터를 이용한 미소석회질 ROI 선별작업

선형필터를 이용한 미소석회질 검출 단계에서는 미소석회질과 뚜렷하게 구별이 되는 특성을 가진 일반조직 영역을 우선적으로 제거한다. 1차적으로 검출된 영역은 신경회로망을 이용한 검출 단계에서 사용되며 전체적인 연산 시간을 단축한다.

먼저 미소석회질 인식률을 조사하기 위하여 미소석회질이 분포하는 지점을 중심으로 로컬 윈도우 크기를 증가시키면서 미소석회질에 대한 인식률을 조사하였다. 인식률 조사시 단위는 객체의 개수로 하였으며 이것은 신경망을 이용한 미소석회질 검출시 작업처리를 각 객체별로 수행하기 때문에 인식률 조사시 일관성을 유지하기 위함이다.

표 3. 윈도우 크기별 인식률(1차 검출결과)

항목 \ 조사범위	100×100	200×200	400×400
인식률(%)	100%	100%	100%
유방조직 포함비율(%)	78.35%	85.44%	90.28%
샘플 수	35(benign ROI) + 156(malignant ROI)		

미소석회질 인식률 조사결과 표 3과 같이 모든 미소석회질을 검출할 수 있었다. 그러나 ROI 검출시 유방조직이 포함되는 비율이 평균 85%정도로 나타났으며 유방조직의 포함비율이 높게 나타난 것은 미소석회질과 확실히 구별되는 특성이 나타나는 유방조직만을 제거 시켰기 때문이다.

다음으로 1차 선형필터 통과 시 제거되는 유방조직의 양을 조사하였다. 조사범위는 50%정도의 비율은 미소석회질이 분포하는 지점을 중심으로 하고 나머지 50%는 정상적인 유방조직부분의 검출결과를 참조하였다. 조사시 사용된 윈도우의 범위는 400×400 크기이며 병변 36개와 정상 유방조직 35개에 대해 조사를 실시하였다. 실험결과 유방조직의 감소비율은 평균 86%정도로 나타났다.



그림 17. 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 선별작업의 결과

그림 17은 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 ROI 선별작업의 결과이며 선형필터를 사용한 후 상당수의 일반조직이 제거됨을 알 수 있다.

4.2 다단계 신경망을 이용한 1차 미소석회질 ROI 선별작업

다단계 신경망을 이용한 ROI 검출 실험은 선형필터의 결과 영상을 이용하였으며 각 단계별 신경회로망 입력 데이터는 서로 다른 입력 패턴을 가지도록 하였다.

검출결과와 정확도를 측정하기 위해 다음의 4가지 항목을 검출 결과에 적용하여 미소석회질의 인식률을 측정하였다.

- ① True positive : 입력이 미소석회질일 때 실제 출력이 미소석회질로 판별된 경우
- ② True negative : 입력이 미소석회질일 때 실제 출력이 유방조직으로 판별된 경우
- ③ False positive : 입력이 유방조직일 때 실제 출력이 미소석회질로 판별된 경우
- ④ False negative : 입력이 유방조직일 때 실제 출력이 유방조직으로 판별된 경우

신경 회로망 학습은 교사학습 방법을 이용하였다. 교사학습이란 결과를 미리 알려주고 퀘환을 통하여 에러를 교정해 나감으로서 최적의 가중치를 얻는 방법이다. 신경망 구조는 다단 구조를 사용하였으며 입력층과 출력층 사이에 은닉층이 존재하는 구조를 갖는다. 학습방법은 역전파 알고리즘을 이용하였고 활성화함수는 시그모이드를 사용하였다.

신경망의 학습 및 테스트를 위한 데이터의 추출 방법은 디지털 마모그램에서 병변을 중심으로 선형필터를 이용한 1차 검출결과를 얻은 후, 임의적으로 랜덤하게 미소석회질과 유방조직을 선택하여 데이터를 구성하였다. 임의로 추출된 미소석회질은 528개이고 유방조직은 750개이다.

1) 첫 번째 신경망 검출 인식률

첫 번째 신경망의 적용목적은 비교적 구별이 뚜렷한 미소석회질의 특성들을 학습시킴으로서 일반 유방조직과 구분이 잘되는 미소석회질만을 선별하기 위해서이다.

신경망의 학습능력을 최대화하고 인식률을 향상시키기 위하여 신경망 구조는 실험을 통하여 결정

하였으며 미소석회질을 중심으로 528개의 미소석회질과 750개의 유방조직을 선별한 후 그 중 20%를 테스트 용도로 나머지 80%는 학습을 위하여 사용하였다.

학습데이터는 0에서 1사이의 값으로 정규화 하였으며 은닉층을 결정하기 위하여 은닉층의 수를 4에서 2개씩 증가시키며 22개까지 모두 10개의 신경망을 구성하여 실험을 하였다. 그 결과 그림 18에 나타난 것처럼 은닉층의 숫자가 16일 때 가장 좋은 학습능력이 나타났으며 최종적인 신경망 구조는 입력층이 11개, 은닉층이 16개 그리고 출력층을 1개로 하였다.

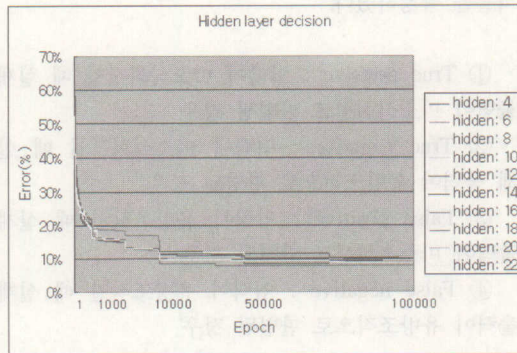


그림 18. 1차 신경회로망의 은닉층에 따른 에러율

첫 번째 신경망의 학습 및 테스트를 위한 데이터의 구성은 다음과 같다. 미소석회질은 총 528개 중 423개(80%)를 실제적인 학습데이터로 사용하였고 테스트를 위해 105개(20%)를 사용하였다. 그리고 유방조직은 총 750개 중 600개(80%)를 실제적인 학습데이터로 사용하였고 테스트를 위해 150개(20%)를 사용하였다.

첫 번째 신경망의 결과 중 옳게 판단되는 출력값의 범위를 true positive인 경우 0.8이상의 값으로 하고, false negative인 경우는 0.2이하의 값으로 적용하며 판단결과가 두 값 사이의 중간 값을 가지는 경우는 좀 더 복잡한 입력값을 이용하여 두 번째 신경망에서 처리하도록 하였다.

표 4는 1차 신경망에서 검출결과를 측정하는 것이다. 미소석회질 또는 일반조직으로 올바르게 판단하는 정확도는 각각 87.62%, 93.14%으로써 평균 90.38%이며 오류율은 평균 9.62%로 나타났다.

표 4. 비 학습 샘플을 이용한 1차 신경망의 검출결과

측정항목	정확도(%)
True positive	87.62%
True negative	12.38%
False positive	6.86%
False negative	93.14%
전체 에러율	0.2934(RMS)
샘플 수	미소석회질:105개 유방조직 : 150개

2) 두 번째 신경망 검출 인식률

두 번째 신경망의 적용목적은 유선조직과 같은 유사한 미소석회질 특성을 가지는 일반 가슴영역을 최대한 제거하여 암 진단시 오류를 감소시키고자 한다.

두 번째 단계의 신경망의 구조 또한 실험을 통해 결정하였다. 두 번째 단계 신경망의 은닉층 결정 시 첫 번째 신경망에서와 같이 은닉층 숫자를 변화시켜가며 실험에 의해 최적의 값을 결정하였다. 은닉층의 숫자를 결정하기 위하여 10에서 2씩 증가시켜가며 30까지 학습능력을 테스트한 결과 은닉층의 개수가 22개일 때 학습능력이 최대로 나타났다. 최종적인 신경망 구조는 입력층 402개, 은닉층 22개 그리고 출력층을 1개로 하였다.

두 번째 신경망에 대한 검출 인식률 측정방법은 첫 번째 신경망에서와 같이 4가지 항목에 대해 학습 및 테스트 데이터에 대하여 검출 정확도를 측정하였다. 그리고 두 번째 신경망의 인식결과에 대한 판단 시 옳게 판단되는 출력 값의 범위를 true positive인 경우 0.6이상의 값으로 하였으며 false negative인 경우는 0.4이하의 값을 적용하였다.

표 5. 표4 비 학습 샘플을 이용한 2차 신경망의 검출결과

측정항목	정확도(%)
True positive	98.09%
True negative	1.91%
False positive	6.29%
False negative	93.71%
전체 에러율	0.1585(RMS)
샘플 수	미소석회질: 105개 유방조직 : 150개

표 5는 2차 신경망에서 검출결과를 측정하는 것이다. 학습된 데이터에 대한 검출결과를 표 5에서와 같이 옳게 판단되는 경우가 평균 95.9%이고 틀리게 판단되는 경우가 평균 4.1%로 나타났다. 이것은 첫 번째 신경회로망의 비 학습 데이터에 대한 인식을 결과보다 5.52% 더 높은 정확도이다.

두 번째 신경회로망의 학습 및 비 학습 실험을 위해 준비된 모든 데이터에 대해 실험한 결과를 종합해 보면, 옳게 판단되는 경우가 평균 98.26%이고 틀리게 판단되는 경우가 평균 1.74%로 나타났다. 이것은 첫 번째 신경회로망의 인식결과보다 1.60% 더 높은 정확도가 나타남을 보여준다.

V. 결론

본 논문에서는 디지털 마모그램에서 다단계 신경망을 이용한 미소석회질 ROI(Regions of Interest) 검출에 대한 효율적인 알고리즘을 제안하였다. 알고리즘의 구성은 잡음 제거 등을 위한 전처리 과정, 다단계 thresholding, 선형필터를 이용한 1차 미소석회질 선별작업, 다단계 신경망을 이용한 2차 미소석회질 선별작업의 과정들을 통해 최종적인 미소석회질에 대한 ROI를 검출하였다.

미소석회질을 검출하기 위하여 전처리 과정으로부터 가슴영역 검출 및 미소석회질의 형태적 특성을 조사하였다. 분석된 미소석회질의 형태적 특성을 기반으로 선형필터를 구성하여 1차 미소석회질 선별작업을 수행하였다. 그 결과 1차 선별작업에서는 모든 미소석회질을 검출할 수 있었고 유방조직 제거를 통한 신경망에서의 작업처리 감소율이 86%로 나타났다.

2단 신경망을 이용한 2차 미소석회질 검출단계에서 첫 번째 신경망에서는 미소석회질의 형태적 특성을 기반으로 11개의 특징값 들을 정의하였으며 모든 데이터에 대한 실험 결과 평균 96.66%의 인식률을 보였다. 그리고 두 번째 신경망에서는 첫 번째 인식 결과 값과 미소석회질의 군집특성을 이용하기 위해 첫 번째 인식결과를 토대로 조사된 군집 분포 여부를 특징값으로 사용하였으며 그 결과 1차 신경망보다 높은 평균 98.26%의 인식률을 보였다.

본 논문에서 제안한 미소석회질에 대한 ROI 검출 알고리즘은 CAD 시스템의 중요한 요소로써 암 진단을 위한 시스템 설계에 이용할 수 있다.

참고 문헌

- [1] The MSNBs breast cancer FAQs, 'http://www.msnbc.com/news/ 68245.asp', July 2000.
- [2] B. Shhiner, N. Petric, etc. "Computer-Aided Characterization of Mammographic Masses: Accuracy of Mass Segmentation and Its Effects on Characterization", IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 20, No. 12, pp1275-1284, Dec. 2001
- [3] Walter F.Good, Bin Zheng, Yuan-Hsing Chang, Xiao Hui Wang, Glenn Maitz, David Gur, "Multi-Image CAD employing features derived from ipsilateral mammographic views", part of the SPIE conference on image processing, pp 474-485, February, 1999, San Diego, CA.
- [4] M.Unser and A.Aldroubi, "A review of wavelet in biomedical applications", Proceeding of IEEE 84, pp 624-638, April 1999.
- [5] M.Zhang, B.Jaggi and B.Palcic, "Hough spectrum and geometric texture feature analysis", Proceeding of IEEE International Conference on Pattern Recognition 2, pp 583-585, 1994.
- [6] H.Li, M.Kallergi, L.Clarke and V.Jane, "Markov Random Field for tumor detection in digital mammography", IEEE Transactions on Medical Imaging 14, pp 565-576, Sep., 1995.
- [7] Alan I.Penn, Scott Thmpson, Murray H.Loew, Radhika Sivaramark -rishna and Kimerly Powell, "Statistical Fractal Border Features for Mammographic Breast Mass Analysis", part of the SPIE conference on image processing, pp 533-540, February 1999, San Diego, CA.
- [8] H.Qi and W.E.Snyder, "Lesion detection and characterization in digital mammography by Bezier histograms", part of the SPIE conference on image processing, pp 474-485, February 1999, San Diego, CA.
- [9] 이양석 외 5명, "디지털 마모그램에서 단계별 thresholding을 이용한 효율적인Micro-

calcification ROI 검출”, 한국통신학회, 하계 종합 학술대회 논문집 vol.21, No.1, pp 615-619, 2000.

[10] 노만수박사의 유방클리닉, '[http:// breastclinic .co.kr/book/bre-7-4.htm](http://breastclinic.co.kr/book/bre-7-4.htm)', July 2000.

[11] The ACS breast cancer resource center, 'http://www3.cancer.org/cancerinfo/load_cont.asp?ct=5', July 2000.

[12] Songyang Yu and Ling Guan, "A CAD System for the Automatic Detection of Clustered Microcalcifications in Digitized Mammogram Films", IEEE Trans. Med. Imag., Vol. 19, No. 2, 2000, pp.115-126.

[13] Arthur E.Burgess, "Mammographic structure: data preparation and spatial statistics analysis", part of the SPIE conference on image processing, pp 533-540, February 1999, San Diego, CA.

[14] Mammography Breast Imaging Services, '<http://www.sjbnet.com/BreastImaging.htm>', July 2000.

[15] 문우경, "방사선 진단의 최신지견: 유방질환", 대한의사협회지 41호, pp 147-154, 1998.

[16] J. Serra, Image Analysis and Mathematical Morphology, Academic Press, 1988.

[17] Rafael C.Gonzalez and Richard E.Wood, Digital Image Processing, 1993.

[18] Ernest L.Hall, Computer Image Processing and Recognition, pp 166-173, 1979.

[19] Martin T.Hagan, Howard B.Demuth, Mark Beale, Neural Network Design, PWS Publishing Company, 1996.

[20] Wilbur B.Davenport, JR.Probability and random processes, pp 446-249, 1968.

[21] The mammographic Image Analysis Society Home page, '[http://www.wiau.man.ac.uk/ services/MIAS/MIASmini.html](http://www.wiau.man.ac.uk/services/MIAS/MIASmini.html)', December 1999.

신 진 욱(Jin-Wook Shin)

정회원



1993년 2월 : 전북대학교 정보통신공학과 졸업
 1995년 2월 : 전북대학교 정보통신공학과 석사
 1998년 3월~현재 : 전북대학교 전자공학과 박사과정

<관심분야> 영상 처리, 패턴인식, 디지털 시스템 설계

윤 속(Sook Yoon)

정회원

1993년 2월 : 전북대학교 정보통신공학과 졸업
 1995년 2월 : 전북대학교 정보통신공학과 석사
 2003년 2월 : 전북대학교 전자공학과 박사
 2002년 5월 ~ 현재 : University of California, Berkeley 박사 후 연구원
 <관심분야> 신경망, 패턴인식, 영상처리

박 동 선(Dong-Sun Park)

정회원



1979년 2월 : 고려대학교 전기전자공학과 졸업
 1984년 : Missouri-Columbia 공학석사
 1991년 : Missouri-Columbia 공학박사
 1991년 3월 ~ 현재 : 전북대학교 전자정보공학부 교수

<관심분야> 신경망, 패턴인식, 영상처리, 디지털 시스템 설계