

디지털 마모그램 반자동 종괴검출 방법

조선일, 권주원, 노용만

한국정보통신대학교 영상 및 비디오 시스템 연구실

Semi-automatic System for Mass Detection in Digital Mammogram

Sun-Il Cho, Ju-Won Kwon, Yong-Man Ro

Image & Video System lab, ICU

(Received February 2, 2009. Accepted April 16, 2009)

Abstract

Mammogram is one of the important techniques for mass detection, which is the early diagnosis stage of a breast cancer. Especially, the CAD(Computer Aided Diagnosis) using mammogram improves the working performance of radiologists as it offers an effective mass detection. There are two types of CAD systems using mammogram; automatic and semi-automatic CAD systems. However, the automatic segmentation is limited in performance due to the difficulty of obtaining an accurate segmentation since mass occurs in the dense areas of the breast tissue and has smoother boundaries. Semi-automatic CAD systems overcome these limitations, however, they also have problems including high FP (False Positive) rate and a large amount of training data required for training a classifier. The proposed system which overcomes the aforementioned problems to detect mass is composed of the suspected area selection, the level set segmentation and SVM (Support Vector Machine) classification. To assess the efficacy of the system, 60 test images from the FFDM (Full-Field Digital Mammography) are analyzed and compared with the previous semi-automatic system, which uses the ANN classifier. The experimental results of the proposed system indicate higher accuracy of detecting mass in comparison to the previous systems.

Key words : Mass, Semi-Automatic(반자동), Mammogram(마모그램), SVM

1. 서론

현재 유방암은 미국과 유럽을 비롯하여 전 세계적으로 여성에게 빈번하게 발생되며 높은 사망률을 보인다. 세계 보건 기구에서는 유방암으로 매년 150,000명의 여성이 사망한다고 추정하고 있다[1]. 우리나라의 경우에도 활동량의 감소 및 식습관의 서구화 등으로 유방암의 발병률이 크게 증가하였다[2]. 이러한 유방암은 조기진단을 통해서 사망률을 크게 낮출 수 있으며, 마모그램은 이러한 조기진단을 위한 효과적인 방법으로 사용되고 있다[3,4]. 특히 유방암 검출을 위한 CAD(Computer Aided Diagnosis)는 대용량의 마모그램에 대하여 영상처리 및 패턴인식 기법을 이용하여 미세석회화와 종괴의 의심지역을 판정하는 것이며 이는 진단의 주관적 판단 오류를 보정하고 종괴 진단의 이중판독 시스템에서의 제 2의 의견 기법으로 사용되어 의사의 업무 능력을 향상시킬 수 있다[5-7].

종괴검출을 위한 CAD 시스템은 일반적으로 후보영역분리, 특징추출, 종괴검출의 과정으로 구성된다[8]. 다양한 영상분할 알고리즘과 데이터 분류 알고리즘들에 기초하여 종괴검출 방법이 기존에 연구되었다.

Li는 Markov random field model를 이용하여 의심지역을 추출하고 이를 fuzzy binary decision tree를 통하여 종괴를 자동 검출하였다[9]. Lee는 region growing을 통한 ROI 분리와 ANN(Artificial Neural Network)를 이용한 종괴검출 방법을 제안하였다[10]. Cascio는 ROI Hunter를 통해 영상분할을 수행하고 ANN을 이용한 종괴검출 방법을 제안하였다[11]. Y. Wang은 fuzzy region growing을 이용한 영상분할과 피드백(Feedback)를 통해 FP(false positive)를 줄여나도록 설계한 SVM(Support Vector Machine)을 분류기로 사용한 종괴검출 방법을 제안하였다[12].

하지만 종괴는 형태가 다양할 뿐만 아니라, 유선들과 겹치는 특성으로 인해서 일반 유방 조직과의 경계가 불분명하기 때문에 종괴를 명확하게 수학적으로 모델링하기는 어렵다[13-15]. 이로 인해 종괴검출 과정 중 후보영역분리에서 자동 영상분할 방법을 적

Corresponding Author : 노용만
(305-732) 대전광역시 유성구 문지동 103-6 2 한국정보통신대학교(ICU)
Tel : +82-42-866-6129 / Fax : +82-42-866-6245
E-mail : yro@icu.ac.kr

용하는 경우 낮은 종괴검출률을 가진다. CADx Medical System사의 iCAD 6.0의 경우 42%의 낮은 종괴검출률을 보이며 특히 일반조직을 암으로 판단한 개수인 FP가 높아 효율성이 떨어진다 [16]. 이러한 자동 영상분할 방법의 한계를 극복하기 위해서 반자동 영상분할 방법이 사용되고 있다[17]. 반자동 영상분할 방법은 사용자가 마모그램에서 의심되는 부분에 대한 일정한 정보를 입력으로 제공하고, 이러한 입력된 위치정보를 기초로 하여 영상분할 과정을 수행하여 종괴 여부를 판단하는 것을 말한다. Felipe는 watershed 분할과 C4.5 결정트리를 이용한 반자동 방법을 제안하였다[18]. Ball 은 반자동 방식의 일환으로 level set 영상분할 알고리즘과 ANN을 이용한 종괴검출 방법을 제안하였다[17]. 하지만 이 경우 임계치(thresholding)로 얻은 ROI들중 일부를 사용자가 선택하여 level set 알고리즘의 초기 곡선을 정의하였는데 이는 결국 임계치의 결과가 그대로 초기곡선에 반영되는 것과 같아 분할이 부정확하게 이루어져 FP의 수가 증가하는 단점이 있으며 ANN을 사용할 경우 충분한 학습 데이터를 요구하는 분류기의 특성 때문에 종괴 부위의 데이터 수집이 어려운 환경에서 최적의 성능을 얻어내는데 문제가 있다.

Campanini는 2단계의 SVM 계층으로 구성하여 분할을 수행하는 시스템을 제안하였다. 하지만 이는 Mass의 형태학적 특성을 반영하지 않고 분할을 통하여 ROI를 생성하며 전체 마모그램이 시스템의 입력으로 사용되기 때문에 많은 시간 소요된다 [19].

이에 본 논문은 반자동 방법으로 사용자로부터 얻은 의심영역의 중심점을 기반으로 종괴의 특성을 반영한 초기곡선을 생성하여 위상변화에서 뛰어난 영상분할성능을 보이는 ACM(Active Contour Model)의 일종인 level Set 영상분할 방법을 통해서 의심 영역을 추출한다. 그리고 추출한 의심영역을 종괴와 일반 조직으로 판정하기 위해 패턴인식분야에서 고차원 벡터의 클래스 판별에 뛰어난 성능을 보이고 있는 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 종괴 여부를 판별하는 방법을 제안한다[20-22].

2절에서는 제안한 반자동 방법에서 이용하는 level set 분할과 SVM에 대한 기본 이론에 대하여 설명하고 3절에서는 반자동 방식을 사용한 제안하는 방법에 대하여 설명한다. 그리고 4절에서는 기존의 반자동 방식 종괴검출 방법과의 성능을 비교함으로써 제안하는 방법의 유효성을 보인다. 그리고 5절에서 결론을 언급하도록 한다.

II. 배경 지식

A. Level Set 분할

Level Set 영상분할은 Osher와 Sethian에 의해서 소개된 것으로 개념은 간단하다. ψ 의 레벨 0의 집합 $\psi(x, t) = 0$ 을 윤곽 곡선 $r(t)$ 로 정의하며 시간에 따른 ψ 의 변화를 편미분 방정식의 초기 값 문제를 통해 곡선의 변화를 표현하고, 곡선의 위치와 시간의 기하학적 특성에 의존하는 속도 필드에 의하여 움직임을 계산한다[23].

함수 ψ 는 곡선에서의 거리에 대한 스칼라 함수로 다음과 같이 정의된다. $r(t=0)$ 곡선의 내부에 있는 좌표에서는 음수를 사용하며 $r(t=0)$ 외부에 있는 좌표에서는 양수를 사용한다.

$$\psi(x, t = 0) = \pm d \tag{1}$$

이때 d 는 좌표에서 $r(t)$ 까지의 거리이다.

법선벡터 n 의 방향으로 곡선의 움직임 속도 $\partial x / \partial y$ 는 속도함수 F 에 의해 주어지고, 이는 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\psi_t = -F|\nabla\psi| = (\epsilon\kappa - F_0)|\nabla\psi| \tag{2}$$

여기서 $F = F_0 - \epsilon\kappa$ 로 다시 정의되며 여기서 F_0 는 전파속도(propagation speed)이며 $\epsilon\kappa$ 는 곡률속도(curvature speed)이다. 파급속도는 곡선의 법선 방향으로 곡선의 움직임을 표현하고 다음과 같이 정의하여 사용하였다.

$$F_0 = -(u - v) \cdot \left(\frac{J - u}{Au} - \frac{J - v}{Av} \right) \cdot V \tag{3}$$

여기서 J 는 가우시안 필터를 거친 영상의 픽셀 값이며, 이는 영상을 단순화 시켜 영역의 내부를 평탄화(smoothing)하기 위해 사용되었다. u 는 곡선 내부에 해당하는 J 의 평균, v 는 곡선 외부에서의 J 의 평균이다. 또한 Au 와 Av 는 각각 내부와 외부의 픽셀의 개수이다.

곡률속도는 곡률에 비례하는 곡선의 움직임을 나타내며 Central difference approximation에 의해 쉽게 구할 수 있다[24].

그리고 최종적으로 Δt 후의 ψ 는 t 에 대한 1차 테일러 전개를 사용하여 다음과 같이 변화된 contour를 얻을 수 있다.

$$\psi(x, t + \Delta t) = \psi(x, t) + (\Delta t)\psi_t \tag{4}$$

B. Support Vector Machine

SVM은 Vapnik에 의해 구조적 위험 최소화(SRM : Structural Risk Minimization) 이론을 기반으로 제안된 학습 알고리즘이며 현재 데이터 마이닝 분야는 물론 다양한 패턴인식 응용분야에 적용되고 있는 이진 분류기이다. 분류기는 학습데이터와 테스트데이터로부터 얻은 결과의 차이인 일반 오류(Generalization error)를 최소화해야하며 이 최소화의 정도가 분류기의 성능을 의미하게 된다[20,21],[25]. positive 와 negative, 두 클래스의 분리문제에서 두 개의 클래스를 나누는 다양한 분리기준이 있을 수 있다. 이때 SVM은 (그림 1)과 같이 두 클래스간의 공간(Margin)을 최대화하는 초평면(Maximum Margin Hyperplane: MMH)을 찾는 것을 분리 기준으로 하며 이때 근접거리에 위치하여 일반 오류의 원

인이 되는 support 벡터에 가중치(weighting)를 주는 방법으로 일반 오류를 최소화한다[26].

두 클래스에 속해있는 데이터들을 분리하는 초평면이 존재한다고 가정하면 이러한 초평면은 $w^T x + b = 0$ 의 형태로 나타낼 수 있다. 여기서 x 는 샘플 벡터이며 w 는 초평면에 수직인 벡터이다. 각 클래스의 라벨이 $y_i \in (+1, -1)$ 을 만족할 때, 이를 만족시키는 SVM은 다음과 같다.

$$y_i \cdot (w^T \cdot x_i + b) - 1 \geq 0 \quad \forall i = (1, \dots, N) \quad (5)$$

이때 비선형적인 오류를 보전하기 위해 슬랙 변수를 사용하여 이를 마진의 역수가 최소화를 시키도록 cost 함수를 사용하여 나타내면 다음과 같다.

$$J(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (6)$$

여기서 C 는 trade-off의 상수이며 이 값이 클수록 오류의 검출에 높은 비중을 주게 되고 0에 가까울수록 함수의 최대마진에 비중을 두어 계산하게 된다. 식 [6]의 cost 함수는 학습 모델의 복잡도와 관계하는 앞부분과 학습 오류와 관계하는 뒷부분으로 구성되어 있다. 학습 오류 제어의 목적은 과적합현상(over-fitting)을 피하기 위한 것으로 분류 기준이 너무 학습데이터를 정확히 분류하도록 생성되면 학습 데이터를 제외한 트레이닝 데이터의 경우에 성능이 저하된다는 것이다. 이를 라그랑지아 최적화를 이용하여 주어진 J 를 최소화시키는 MMH를 나타낼 수 있으며 이는 다시 KKT (Karush-Kuhn-Tucker) 조건을 통하여 최적화 문제를 계산할 수 있었다. 결국 가중치 support 벡터로 나타내어진 분별함수를 아래

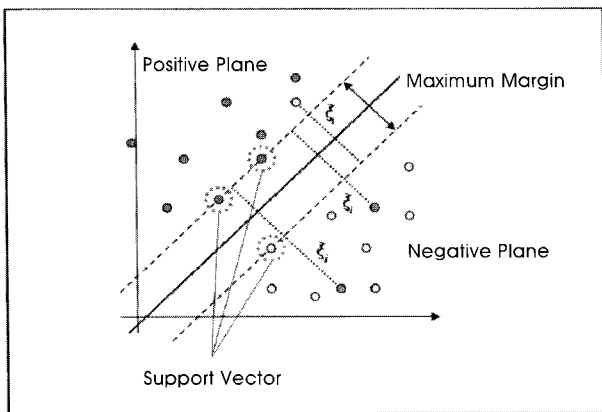


그림 1. 최대 마진의 초평면을 가지는 SVM.
Fig. 1. SVM with a maximum margin hyper-plane and slack variable.

와 같이 나타낼 수 있다.

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^{N_s} \hat{a}_i y_i (x_i^T x) + b \right) \quad (7)$$

여기서 a_i 는 라그랑지아 계수이며 y_i 는 support 벡터에 상응하는 클래스의 라벨, x_i^T 는 support 벡터, x 는 입력 데이터, b 는 최적화를 위한 바이어스값이다.

III. 제안하는 방법

이 절에서는 제안하는 디지털 마모그램에서 종괴검출을 위한 자동 검출 방법에 대하여 다룬다. 제안하는 종괴검출 방법은 (그림 2)와 같이 의심 지역 선택, ROI 획득, 특징추출, 그리고 종괴 판별 단계로 구성된다. 여기서 ROI는 종괴로 의심되는 부위를 영상에서 분할한 영역을 의미한다.

첫 번째 단계인 의심 지역 선택 단계에서는 사용자 선택에 의하여 의심 지역의 중심점을 얻고 이로부터 ROI의 초기 곡선을 생성한다. 여기서 ROI는 종괴의 후보군으로 마모그램에서 분할되는 영역을 말한다. 다음 단계인 ROI 획득 단계에서는 level set 분할 방법을 이용하여 ROI의 윤곽을 얻게 된다. 특징 추출단계에서는 종괴의 특성을 반영한 26개의 특징 값을 ROI로부터 추출하게 되며 그 후 종괴 판별 단계에서 SVM 분류기는 이전 단계에서 추출된 특징 값들을 사용하여 ROI가 종괴인지 아닌지 결정하게 된다.

A. 의심지역선택

이 단계는 추후의 level set 분할의 입력을 위한 최적의 초기곡선을 얻는 것을 목적으로 하며 (그림 3)과 같이 초기 시드픽셀 선택과

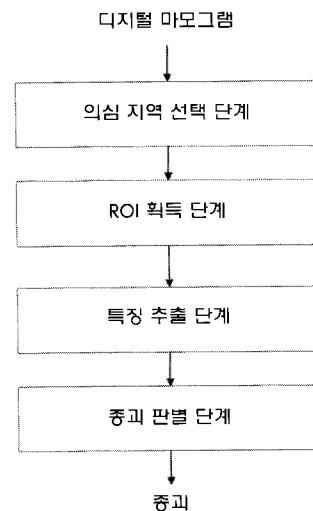


그림 2. 제안하는 종괴검출 방법의 구조도.
Fig. 2. Layout of proposed mass detection system.

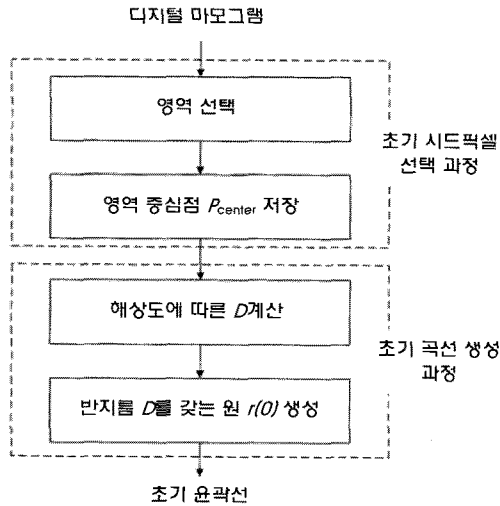


그림 3. 의심지역 선택단계의 구조도.
Fig. 3. Layout of suspected area selection.

초기 곡선 생성 과정으로 이루어진다.

먼저 초기시드픽셀 선택과정에서는 전체 마모그램에서 의심되는 지역을 선택하게 되는 과정이다. 자동 분할의 문제점을 해결하기 위해서 제안하는 방법에서는 사용자로부터 정보를 얻는다. 마모그램에서 사용자는 의심지역의 중심점($P_{center-x}$, $P_{center-y}$)를 시드픽셀로 선택하게 된다. 마모그램의 일부 영역만을 분할에 과정 적용함으로써 시스템의 복잡도를 감소시킬 수 있고, 지역 정보를 이용한 영상 분할이 가능하다.

다음으로 초기 곡선 생성에서는 추후 분할 과정의 입력으로 사용되는 초기 곡선을 생성한다. 이러한 초기 곡선을 생성하기 위해서 종괴의 특성을 이용하게 된다. 원형성 종괴는 보통 4.5mm의 최소 반지름을 가지는 원의 형태를 띤다 [8]. 침골형(Spiculated)의 종괴는 (그림 4)와 같이 원, 타원, 혹은 불규칙적인 영역을 중심으로 방사형으로 선들이 뻗어가는 형태를 가지며 주변의 일반 조직과 겹쳐 명확하지 않은 경우가 많다[8]. 이렇게 주위조직과의 겹침 현상으로 윤곽이 명확하지 않은 영상의 경우 임계치를 통한 분할은 올바른 결과를 제공하지 못한다. 이는 ACM 기반의 분할 알고리즘의 초기곡선의 사용에도 부적합하다. 종괴가 주위에 비해 비교적 밝다고 하나 이는 임계치로써 윤곽을 구분하기 힘들 정도의 영역 명암 대비도를 가지며 특히 주위 조직과의 겹침에 의해 더욱 이러한 임계치 방법의 단점이 두드러진다. 이러한 임계치를 초기 곡선으로 사용할 경우 실제 종괴영역을 크게 초과하는 영역을 초기곡선으로 제공하는 경우가 많으며 이는 level set 분할 알고리즘이 정상적으로 작동하기 힘들게 한다. (그림 4)는 다양한 형태의 침골형 종괴를 의사가 표시해놓은 것이다. 이러한 침골형 종괴는 밀도가 높은 핵심 부위와 윤곽부분, 그리고 방사형 선 부분으로 구성된다 [27]. 여기서 밀도가 높은 핵심 부위는 원형의 형태를 가지는 경우가 많으며 이러한 형태에서 벗어난 불규칙 형태의 경우에

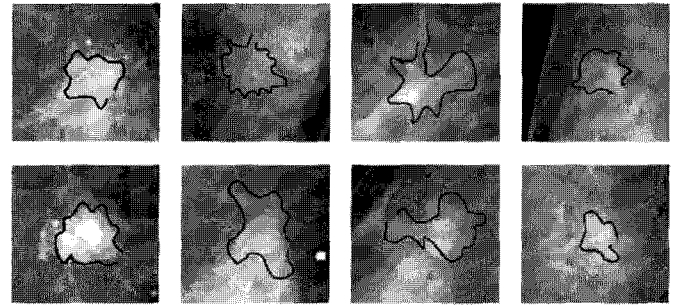


그림 4. 의사가 표기한 침골형 종괴 영역.
Fig. 4. Spiculated region marked by radiologists.

도 그 종괴에서 크게 벗어나지 않는 초기곡선을 이용하며 level set 분할에서 충분히 종괴영역의 분할이 가능하다. 따라서 종괴의 가장 일반적인 프로토타입이 원의 형태라는 가정 하에 식 [8]과 같이 시드픽셀인 $P_{center-x}$, $P_{center-y}$ 을 중심으로 반지름 D 를 갖는 원을 생성하여준다. 본 논문에서 사용한 94.09 $\mu\text{m}/\text{pixel}$ 의 해상도를 갖는 마모그램의 경우 D 는 48픽셀의 거리로 설정하였다.

$$r(0) = \{x, y | \sqrt{(x - P_{center-x})^2 + (y - P_{center-y})^2} = D\} \quad (8)$$

B. ROI 획득

종괴 의심지역에 대해 윤곽선을 찾기 위해 level set 분할알고리즘이 사용되었다. 3.1절에서 얻어진 초기 곡선이 ROI의 분할을 위해 level set 분할의 zero level set $\psi(r(x, y), 0) = 0$ 으로 사용된다. 아래 식은 분할 함수이다.

$$\psi(r(t), t + \Delta t) = \psi(r(t), t) + (\Delta t) \cdot \psi_t \quad (9)$$

여기서 t 는 반복 시간, $r(t)$ 은 시간 t 에서 함수 ψ 의 level set $\{\Phi=0\}$ 이다. ψ_t 은 level set 함수의 t 에 대한 기울기 값(gradient)이다.

따라서 원형의 초기곡선을 시작으로 하여 2.1절의 level set 알고리즘을 이용하여 속도 필드 F 를 반복적으로 업데이트 하며 곡선의 법선방향으로 F 만큼 이동하며 결국 F 가 0에 수렴하는 윤곽선을 찾게 된다.

본 논문에서는 500번의 반복을 통하여 최종적으로 마모그램으로부터 의심영역의 최적의 윤곽선을 얻는다. 이때 500번은 원형과

침골형 종괴 영상에서 일반적으로 곡선이 수렴했던, 실험으로 얻어진 반복 횟수이다.

C. 종괴 특징 추출

ROI에 대하여 종괴의 특성 반영한 특징을 추출한다. 여기서 추출되는 26개의 특징은(표 1)과 같다.

특징들을 크게 형태적 특징, 통계적 특징, Normalized Radial Length (NRL) 특징, Gray level Co-occurrence Matrix (GLCM) 특징의 4개의 그룹으로 나눌 수 있다. 형태적 특징을 반영하는 그룹은 종괴의 모양의 특성에 의존한다. 넓이는 ROI를 구성하는 픽셀의 개수이며 장축길이와 단축길이는 각각 ROI와 같은 2차 중심 모멘트를 가지는 타원의 장축과 단축의 길이이고, 축 비율은 그러한 장축과 단축길이의 비율이다. 이심률은 타원의 초점간 거리와 장축길이의 비율이다. 가로세로비는 종괴의 가로와 세로의 길이의 유사도를 나타내며 사각비율은 종괴의 직사각 정도를 원형성은 얼마나 종괴가 원이나 타원의 형태에 가까운지를 나타내게 된다. Convex hull area는 불록하게 분포되는 윤곽의 길이와 오목하게 분포하고 있는 윤곽의 길이이며 고행성은 전체 길이에서 불록한 영역의 비율이다. 윤곽 길이는 ROI의 윤곽선을 포함하는 픽셀의 개수로 구할 수 있으며 등가지름은 ROI와 같은 넓이를 지나는 원의 지름이다.

통계적 특징 그룹은 종괴가 주변에 비하여 밝으며 거의 균일한 명암도를 보인다는 관찰에 기초한 것이다[8]. 이는 명암도 평균으로 밝기의 평균정도를 알 수 있으며 명암도 표준편차를 이용하여 ROI가 균일한 명암도를 보이는지 알 수 있다. 그리고 명암도 표준편차비는 ROI 내부의 표준편차와 외부의 표준편차의 비율을 나타낸다.

NRL은 ROI의 중심으로부터 각 윤곽선의 점들에 대한 정규화된 거리로 아래와 같이 정의된다.

$$d(i) = \sqrt{(x(i) - X_0)^2 + (y(i) - Y_0)^2} \quad (10)$$

이때 $x(i)$ 와 $y(i)$ 는 각각 윤곽선 점의 x 와 y 좌표이고, X_0 와 Y_0 는 ROI의 중심점이다.

NRL을 통하여 종괴의 윤곽형태에 관하여 나타낼 수 있다. 원이

나 타원형의 종괴일수록 균일한 NRL을 가지게 된다. 이러한 NRL의 특성을 이용하기 위해 정보의 균일성을 나타내는 엔트로피와 ROI의 평균 반지름을 나타내는 NRL의 평균, 원형성을 나타내는 NRL의 표준편차가 사용된다. Roughness는 얼마나 윤곽의 길이가 진동하느냐를 나타내고 zero crossing count는 NRL 평균 거리를 기점으로 길이 변화의 횟수를 측정한다.

GLCM 특징 그룹은 종괴의 질감 정보에 기반을 둔다. GLCM은 주어진 거리 d 와 방향 θ 를 따라 명암도 i 와 j 가 나타나는 빈도를 표현하는 행렬이다.

D. ROI 판별

종괴의 판정을 위해 이 단계에서는 가우시안 RBF의 커널을 가진 SVM 분류기를 이용하여 특징벡터들의 유사성을 측정한다. 가우시안 RBF는 중심으로부터 거리에 따라 단조적으로 감소하며 중심의 근처에서 큰 반응을 보인다. 그리고 RBF 커널은 support vector와 입력 특징 벡터가 동일할 때 최대의 유사성을 가진다는 기본 가정을 이용한다. 가우시안 RBF는 다음과 같으며

$$K(x_i, x) = \exp\left(-\frac{\|x - \vec{F}\|^2}{2\sigma}\right) \quad (11)$$

이때 $\sigma > 0$ 이고 그때 비선형 SVM 판별 함수는 아래와 같다.

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{i=1}^{N_s} \alpha_i y_i \exp\left(-\frac{\|x - \vec{F}\|^2}{2\sigma}\right) + b\right) \quad (12)$$

여기서 x 는 ROI에서 추출된 특징 벡터이며 이전 절에서 정의한 26개의 특징들로 구성된다. 이러한 가우시안 RBF를 사용한 SVM의 결과는 비선형 분류기의 수치적인 결과 값으로 표현되며 얼마나 ROI가 종괴와 유사한지를 나타내게 된다. [32]의 표준식에서 $\sum \alpha_i y_i x_i^T x + b$ 에 대하여 두 클래스를 나누는 판별 기준인 hyper-plane에 상응하는 임계치값 λ 는 0으로 설정되어 있다. 그러나 데이터 학습과정으로 $\sum \alpha_i y_i x_i^T x$ 와 b 가 결정된 후에 λ 값은 주어진 마모그램 데이터베이스에 적응적으로 변환할 수 있다 [33]. 본 논문의 실험에서는 $\lambda = 0.35$ 를 사용하였다.

표 1. 시스템에 사용된 특징 벡터 목록
Table 1. A feature vector list used in proposed system

특징 종류	특징
형태적[28,29]	넓이, 장축길이, 단축길이, 축 비율, 이심률, 가로세로비, 사각비율, 원형성, Convex hull area, 고행성, 윤곽길이, 등가지름
통계적[8]	명암도 평균, 명암도 표준편차, 명암도 표준편차비
NRL[8]	엔트로피, 평균, 표준편차, Roughness, Zero Crossing Count
GLCM[8][30,31]	에너지, 분산, 유사도, 관성, 엔트로피, Inverse difference moment

IV. 실험

이 절에서는 실험의 결과로써 제안하는 방법의 성능과 유용성을 보인다.

A. 실험 조건

제안하는 반자동 종괴검출 방법의 성능을 검증하기 위해, 삼성의 료원에서 GE(General Electronic) 기기로부터 얻어진 마모그램들을 제공받아 사용하였다. 이 마모그램들은 94.09 $\mu\text{m}/\text{pixel}$ 의 해상도와 12비트의 명암도를 가지며 2001년부터 2004년까지 753명의 한국여성으로부터 수집되었다. 그리고 종괴검출 실험을 위한 마모그램 데이터는 FFDM(Full-field digital mammography)이다.

실험에서는 118장을 SVM 분류기의 학습데이터로 사용하였으며 각각 절반의 데이터가 의사에 의해 확인된 원형성 종괴와 침골형 종괴가 포함된 마모그램, 나머지 절반이 일반 조직만이 존재하는 마모그램이다. 그리고 60장을 데이터를 테스트로 이용하였으며 이 역시 절반은 원형성 종괴와 침골형 종괴가 포함된 마모그램, 나머지 절반이 일반 조직만이 포함된 마모그램이다. 종괴의 종류에 따른 성능의 차이를 살펴보기 위한 원형성 종괴와 침골형 종괴에서의 성능 비교에서는 각각 20장의 원형성 종괴와 침골형 종괴가 포함된 마모그램을 사용하였다. 또한, MLO(MedioLateral-Oblique)와 CC(Cranio-Caudal)를 같이 사용하였다. 또한 비교 대상인 CAD1은 Ball에 의해 제안된 임계치에 의해 얻은 영역중 종괴로 의심되는

영역 일부를 사용자가 선택하여 이를 초기곡선으로 사용하는 반자동 종괴검출 방법이며 영상분할 알고리즘 및 사용된 특징벡터가 제안하는 시스템과 같다.

B. 실험 결과

먼저 제안하는 방법에서 전체 마모그램에서 사용자의 초기곡선을 얻어내는 의심지역선택단계의 결과는 다음(그림 5)과 같다. 사용자는 마우스를 이용한 클릭을 통하여 의심지역의 중심점을 선택하며 이는(그림 5-a)에서 가로, 세로선이 교차하는 지점이 사용자가 선택한 점이다.

이렇게 선택한 점을 중심으로 의심지역이(그림 5-b)이며 식 [8]을 이용하여 사용된 데이터베이스의 해상도에 맞는 D값인 48픽셀의 반지름을 갖는 원을 영역중심을 원점으로 하여 생성한 결과가(그림 5-c)이다.

그리고 제안한 방법으로 생성된 초기곡선에 대하여 level set 영상분할을 수행한 결과는(그림 6)에 나타나있으며 이는 같은 영상분할 알고리즘을 사용한 CAD1과 비교하였다. 제안하는 반자동 방법의 결과인 세 번째 열들의 영상이 CAD1의 결과인 두 번째 열의 영상들에 비해 종괴의 윤곽선을 정확히 발견했다는 것을 알 수 있다. 첫 번째 영상의 원형성 종괴는 물론 나머지 침골형 종괴들에서도 제안하는 방법이 정확한 분할 결과를 보이고 있다.(그림 6)의 3번째 영상의 경우 불규칙한 형태의 침골형 종괴임에도 비교적 정확한 분할된 윤곽선을 검출했다. 특히 CAD1의 일부 결과들은 임계치로 종괴에 비해 큰 영역을 초기 곡선으로 이용되어 종괴와

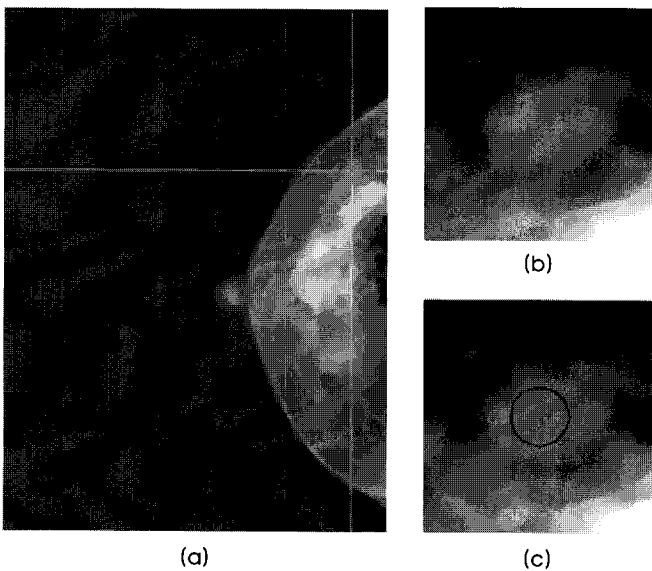


그림 5. 의심지역선택 단계: (a) 중심점 선택, (b) 의심지역, (c) 초기 곡선 생성 결과.

Fig. 5. Suspected area selection : (a)center point selection, (b)suspected area, (c) initial contour creation.

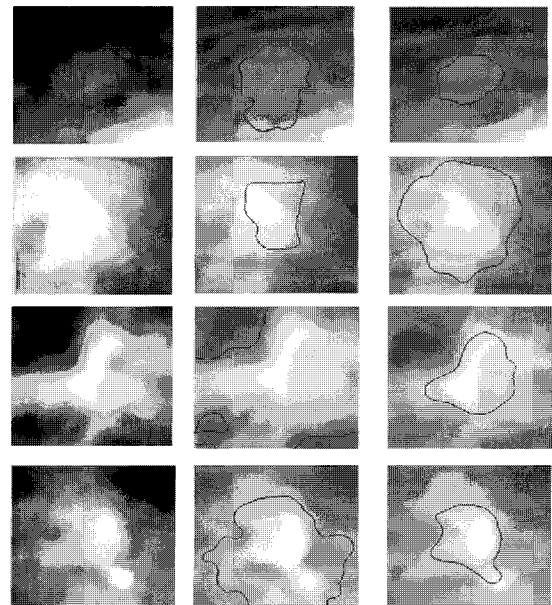


그림 6. Level set 분할의 결과: 첫 번째 열 - 원본영상, 두 번째 열 - CAD1의 결과, 세 번째 열 - 제안하는 방법의 결과.

Fig. 6. Level set segmentation : 1st column - original image, 2nd column - result of CAD1, 3rd column - result of proposed system.

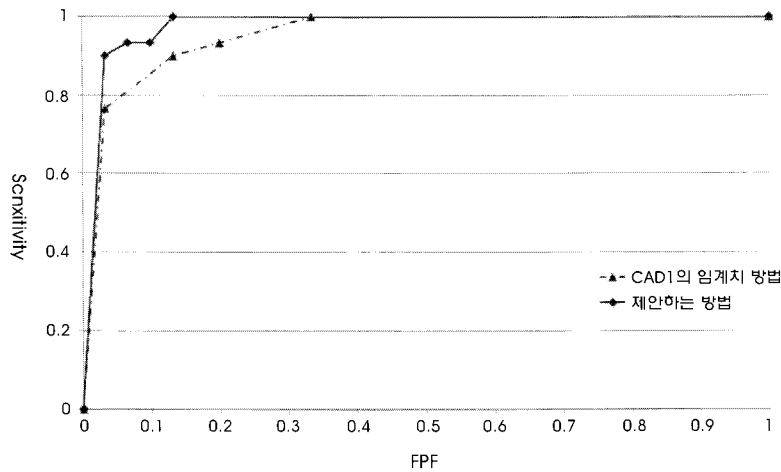


그림 7. CAD1과 제안하는 방법의 ROC 곡선 비교 (점선 - CAD 1 방법, 실선 - 제안하는 방법).

Fig. 7. A comparison of ROC curve between CAD1 and proposed system (dotted line - method of CAD1, solid line - method of proposed system).

큰 상관도가 없는 넓은 영역을 분할한 것을 결과로 관찰할 수 있다. 제안하는 방법과 CAD1이 영상분할과정에서 같은 level set 함수를 사용한다는 점을 고려할 때 영상분할과정의 입력으로 사용되는 초기 곡선의 차이가 위와 같은 차이를 만든다고 분석할 수 있다. 또한 원형의 초기곡선을 이용하여 영상분할을 수행하는 것이 원형성 종괴와 침골형 종괴 모두에서 잘 적용되었다는 것을 관찰할 수 있다.

그리고 최종 분류결과는 (그림 7)과 같다. (그림 7)은 임계치를 이용하여 얻은 영역을 초기영역으로 사용하여 Level set 및 SVM을 적용한 종괴검출 방법과 제안하는 방법의 ROC (Receiver operating characteristic) 곡선을 나타낸 그래프이다. 여기서 x축은 $(1-TN)/(TN+FP)$ 이며 y축은 $TP/(TP+FN)$ 으로 이 ROC 곡선은 일반 조직을 잘못 판정하는 비율에서의 TP rate를 나타낸다. 이때 TP는 실제 종괴에 속하며 시스템이 그것을 종괴로 정확히 판정한 것, FN은 실제 종괴지만 일반 조직으로 잘못 판정한 것, FP는 실제 일반 조직에 속하는 데이터를 종괴로 잘못 판정한 것이고 TN은 실제 일반 조직을 일반조직으로 정확히 분류한 것이다. 두방법

모두 반자동 검출 방법이어서 낮은 FPF (False Positive Fraction)에서 1에 수렴한다. 하지만 제안하는 방법은 0.133, 임계치를 이용한 방법은 0.33으로 제안하는 방법이 좀더 적은 FPF에서 1에 수렴하였으며 전체 ROC 곡선에서도 제안하는 방법이 그래프의 좌상단에 가까워 더 좋은 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

이는 (표 2)를 통하여서도 확인할 수 있다. 여기서 OA는 전체 데이터에서 올바르게 분류한 비율이다.

제안하는 반자동 종괴검출 방법은 CAD1에 비해 높은 성능을 보이고 있다. 제안하는 방법과 CAD1의 OA는 각각 93.33%와 86.67%이다. (그림6)의 (b)와 같이 부정확한 윤곽선의 분할은 전체 종괴검출 성능에 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 이는 부정확하게 분할된 ROI에서 추출된 특징벡터는 종괴의 특성을 제대로 반영하지 못하는 것으로 결국 종괴의 형태적 특성을 고려한 초기 곡선의 선택과 데이터 수에 대한 강인한 성능을 갖는 분류기가 전체 시스템의 성능을 높였음을 알 수 있다.

종괴는 크게 원형성종괴와 침골형 종괴로 나눌 수 있다[8]. 따라

표 2. 제안하는 방법과 기존 방법의 성능 비교

Table 2. A comparison of performance between previous and proposed system

	OA(%)	TP(n)	TN(n)	FP(n)	FN(n)
CAD1[17]	86.67	28	24	6	2
제안하는 방법	93.33	28	28	2	2

표 3. 원형성 종괴와 침골형 종괴의 성능 비교

Table 3. A comparison of performance between oval and speculated mass in proposed system

	OA(%)	TP(n)	TN(n)	FP(n)	FN(n)
원형성 종괴	97.5	20	19	1	0
침골형 종괴	92.5	18	19	1	2

서 제안하는 방법이 원형성과 침골형 종괴를 각각 검출하는 성능을 살펴보면 (표 3)과 같다.

제안하는 방법은 원형성 종괴에서는 97.5%의 OA를 보이며 특히 FN의 개수가 0인 것을 알 수 있다. 그리고 침골형 종괴에서는 92.5%의 OA 결과를 보인다. 원형성 종괴에 비하여 침골형 종괴에서 낮은 성능을 보이는 것은 침골형 종괴의 특성상 종괴의 윤곽 선검출이 부정확하여 이러한 부정확한 ROI에 대하여 특징값을 추출시 오검출률이 높아진다고 해석할 수 있다. 또한 제안하는 방법으로 종괴 검출 수행시 사용자의 의심지역 선택완료 시점 부터 종괴 검출까지 소요시간은 실험에서 CPU Quad 2.40GHz 인 PC에서 1912×2292인 마모그램의 해상도를 가지고 실험했을때 7초 걸렸다. 이 시간은 실험자가 의심나는 종괴에 원형으로 마크하는 시간을 제외한 시간으로 의심나는 종괴를 원형으로 처음 마크하는 것은 사용자의 종괴에 대한 숙련도에 따라 다르다. 시간적으로 본 반자동 방법은 자동 방법과 비교하여 의사의 의심나는 부분을 마크하는 시간이 추가로 소요되나, 최종 종괴의 검출율은 높일 수 있다. 두 반자동 종괴 검출과 자동 종괴 검출의 검출을 비교는 다음과 같다.

제안하는 반자동 종괴검출 방법을 자동 검출 방법과 비교할 수 있다[16]. 자동 검출 시스템인 Zheng이 제안한 방법은 32%의 OA를 보일뿐 아니라 FP 또한 TP의 두 배에 이른다. 물론 이러한 Zheng의 방법은 마모그램 데이터베이스의 차이 및 시스템의 구성 차이로 직접적인 수치비교는 어렵지만 3배에 이르는 OA성능과 FP의 비율의 차이를 고려할 때 자동 분할을 통한 종괴검출은 비효율적이며 사용자로부터 의심 지역의 정보를 얻어 종괴를 검출하는 CAD시스템이 효과적임을 알 수 있다.

V. 결론

자동 종괴검출 방법은 정확한 ROI의 윤곽을 분할하지 못하였으며 기존의 반자동 방법의 경우에도 사용자로부터 얻은 지역정보의 활용이 임계치의 결과와 유사하여 많은 FP를 가지며 성능의 저하를 보였다. 이에 본 논문에서는 사용자의 상호작용과 종괴의 형태 특성을 활용하여 초기 분할 곡선을 생성하고 이로부터 level set 분할을 수행하여 SVM 분류기를 통해 종괴를 판별하는 반자동 종괴 검출 방법을 제안하였다. 그리고 이를 한국형 디지털 마모그램들을 이용하여 종괴를 검출하는 실험을 수행하여 유용성을 보였다.

참고문헌

[1] S. Detounis, "Computer-aided detection and second reading utility and Implementation in a high-volume breast clinic," *Applied Radiology*, pp. 8-15, 2004.
 [2] Y. Choi, Y. J. Kim, H.-R. Shin, and K.-Y. Yoo, "Long-term prediction of female breast cancer mortality in Korea," *Asian Pacific J Cancer Prev.*, vol.6, pp. 16-21, 2005.

[3] "Full-Field Digital Mammography," *Technology Evaluation Center Assessment Program*, vol.17, No. 7, 2002.
 [4] S. K. Moore, "Better breast cancer detection," *IEEE Spectrum*, pp. 50-54, 2001.
 [5] S. M. Astley, "Computer-based detection and prompting of mammographic abnormalities," *Br. J. Radiol.*, vol. 77, pp. 194-200, 2004.
 [6] C. M.-Thoms, S. M. Dunn, C. F. Nodine, and H. L. Kundel, "The perception of breast cancers - A spatial frequency analysis of what differentiates missed from reported cancers," *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 22, no. 10, pp. 1297-1306, 2003.
 [7] J. W. Kwon, H. K. Kang, Y. M. Ro, S. M. Kim, A Hierarchical Microcalcification Detection Algorithm Using SVM in Korean Digital Mammography, *J. Biomed. Eng. Res.*, vol. 22, no. 10, pp.1297-1306, 2003.
 [8] H. D. Cheng, X.J. Shi, R. Min, L.M. Hu, X.P. Cai, and H.N. Du, "Approaches for automated detection and classification of masses in mammograms," *Pattern Recognition*, vol. 39, pp. 646-668, 2006.
 [9] H. D. Li, M. Kallergi, L. P. Clarke, V. K. Jain, and R. A. Clark, "Markov random field for tumor detection in digital mammography," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 14, pp. 565-576, 1995.
 [10] Y.J. Lee, J.M. Park, H.W. Park, "Mammographic mass detection by adaptive thresholding and region growing," *Int. J. Imaging Systems Technol.* vol. 11, no. 5, pp. 340-346, 2000.
 [11] D. Cascio, F. Fauci, R. Magro, G. Raso, R. Bellotti, F. De Carlo, S. Tangaro, G. De Nunzio, M. Quarta, G. Forni, A. Lauria, M. E. Fantacci, A. Retico, G. L. Masala, P. Oliva, S. Bagnasco, S. C. Cheran, and E. Lopez Torres, "Mammogram Segmentation by Contour Searching and Mass Lesions Classification With Neural Network," *IEEE Trans. Nuclear Science*, vol. 53, no. 5, pp. 2827-2833, 2006.
 [12] Y. Wang, X. B.Gao, and J. Li, "A Feature Analysis Approach to Mass Detection in Mammography Based on RF-SVM," *ICIP07*, vol.5, pp. 9-12, 2007.
 [13] I. Christoyianni, E. Dermatas, and G. Kokkinakis, "Fast detection of masses in computer-aided mammography," *IEEE Signal Process. Mag.* vol. 17, no. 1, pp. 54-64, 2000
 [14] M. A. Kupinski and M. L. Giger, "Automated seeded lesion segmentation on digital mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 17, pp. 510-517, 1998.
 [15] N. Petrick, H. P. Chan, B. Sahiner, and D. Wei, "An adaptive density weighted contrast enhancement filter for mammographic breast mass detection," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 15, no. 1, pp. 59-67, 1996.
 [16] B. Zheng, G. S. Maitz, M. A. Ganott, G. Abrams, G. K. Leader, and D.Gur, "Performance and Reproducibility of a computerized Mass Detection Scheme for Digitized Mammography Using Rotated and Resampled Images : An Assessment," *American Journal of roentgenology*, vol. 185, no. 1, pp. 194-198, 2005.
 [17] J. E. Ball, L. M. Bruce, "Digital Mammographic Computer Aided Diagnosis (CAD) using Adaptive Level Set Segmentation," *29th IEEE EMBS*, 2007, pp. 4973-4978.
 [18] J. C. Felipe, M. X. Ribeiro, E. P. M. Sousa, A. J. M. Traina, C. Jr Traina, "Effective shape-based retrieval and classification of

- mammograms," *Proceedings of the ACM symposium on Applied computing*, 2006, pp. 250 - 255.
- [19] R. Campanini, D. Dongiovanni; E. Iampieri, N. Lanconelli, M. Masotti, G. Palermo, A. Riccardi, M. Roffilli, "A novel featureless approach to mass detection in digital mammograms based on Support Vector Machines," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 49, no. 6, pp. 961-975, 2004.
- [20] U. von Luxburg, O. Bousquet, O. B. Scholkopf, "A compression approach to support vector model selection," *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 5, pp. 293 - 323, 2004.
- [21] I. El-Naqa, Y. Yang, M. N. Wernick, N. P. Galatsanos, and R. M. Nishikawa, "A support vector machine approach for detection of microcalcifications," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol. 21, pp. 1552-1563, 2002.
- [22] L. Wei, Y. Yang, R. M. Nishikawa, and Y. Jiang, "A study on several machine-learning methods for classification of malignant and benign clustered microcalcifications," *IEEE Trans. Med. Imag.*, vol.24, no. 3, 2005.
- [23] Osher, S., and Sethian, J.A., "Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations," *Journal of computational Physics*, vol. 79, pp. 12-49, 1988.
- [24] Sethian, J.A., "Fast Marching Level Set Methods for Three Dimensional Photolithography Development," *Proc. SPIE*, 1996, pp. 261-272.
- [25] Simon Haykin, *Neural networks*, Upper Saddle River, NJ, : Prentice-Hall, 1999, pp. 318-350.
- [26] B. Scholkopf and A. J. Smola, *Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond*, London, England, The MIT Press, 2002.
- [27] J. E. Ball and L. M. Bruce, "Level Set-Based Core Segmentation of Mammographic Masses Facilitating Three Stage (Core, Periphery, Spiculation) Analysis," in *Proc. EBMS*, 2007, pp. 23-26.
- [28] D. M. Catarious, "A Computer-Aided Detection System for Mammographic Masses." *PhD Dissertation in Biomedical Engineering*. Durham, NC: Duke University, 2004.
- [29] D. M. Catarious, A.H. Baydush, and C.E. Floyd Jr., "Incorporation of an iterative, linear segmentation routine into a mammographic mass CAD system," *Med. Physics*, vol. 31, no. 6, pp. 1512-1520, 2004.
- [30] A. Agatheeswaran, "Analysis of the effects of JPEG2000 compression on texture features extracted from digital mammograms." *Masters Thesis in Electrical and Computer Engineering*. Starkville, Mississippi State University, pp. 20-37, 42-43, 2004.
- [31] 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," *Medical Physics*, vol. 25, no. 4, pp. 516-526, 1998.
- [32] K. Schutte and J. Glass, "Robust detection of sonorant landmarks," in *Proc. Interspeech*, 2005, pp. 1005-1008.
- [33] V. Vapnik, *Estimation of dependencies based on empirical data*, New York, Springer-Verlag, 1982.