

논문 2006-43SC-5-9

치밀 유방영상에서 mass형 유방암 자동 검출

(Automatic detection of mass type - Breast cancer on dense mammographic images)

천민수*, 박준영*, 김원하**

(Min-su Chon, Jun-young Park, and Won-ha Kim)

요 약

본 논문에서는 치밀 유방영상에서 mass형 암 검출을 목적으로 하는 시스템을 개발한다. 본 논문에서 제시하는 방법과 기존의 방법과의 차이점은 1) mass 영역의 중심의 위치와 반경을 영상신호의 불규칙성에 영향을 받지 않고 안정적으로 결정하는 방법을 제시하고, 2) mass형 유방암 영상에 적용하기 적합한 방사형 필터를 개발하며, 3) mass형 유방암 검출을 위해 mass 경계선의 불규칙성, mass 영역 중심부의 homogeneity, mass 영역의 이심율에 근거하여 다중 특징 함수 개발에 있다. 본 논문에서 제안한 시스템은 기존의 시스템보다 치밀 유방에 적용하였을 때 false alarm은 영상 당 1개 정도 높으나 true alarm 비율은 10%이상 향상 되었다.

Abstract

In this paper, we developed a novel system for automatic detection of mass type breast cancer on dense digital mammogram images. The new approaches presented in this paper are as follows: 1) we presented a method that stably decides the mass center and radius without being affected by image signal irregularity. 2) We developed a radial directional filter that is suitable to process mass image signal. 3) And we developed the multiple feature function based on mass shape spiculation, mass center homogeneity, and mass eccentricity, so as to determine mass-type breast cancer. When the proposed system is applied to dense mammographic images, the true alarm rate is improved by 10% over a conventional system while the false alarm is increased by 1 per image.

Keywords : Mammogram, Mass, 유방암, 방사형 필터

I. 서 론

유방암을 디지털 영상에서 자동으로 판독하기 위한 많은 영상처리 기술들이 발전되어 왔지만 현재 임상에서 사용되고 있는 최고의 검출율을 가진 시스템도 아직 mass형 암의 검출은 80%에 머물고 있다^[1]. 특히 한국 여성과 같은 동양 여성에서 많이 나타나는 치밀 유방의 경우 암 조직과 일반 조직이 더욱 영클어져 있어서 기존의 mass형 유방암 진단 시스템을 치밀 유방영상에

적용하였을 경우에는 더욱 낮은 검출율을 나타낸다. 본 논문에서는 치밀 유방영상에서 mass형 암 검출을 목적으로 하는 시스템을 개발한다. 유방암 영상의 특성상 치밀 유방영상에서 적용 가능한 mass형 암의 검출 시스템은 치밀하지 않은 유방영상에서는 검출율이 더욱 높기 때문에, 본 논문에서 개발한 시스템은 어떠한 종류의 유방조직에서도 mass형 유방암 검출 성능이 높다.

mass형 유방암 검출을 위한 기존의 연구에서, Karseemeijer^[2]는 처음으로 방사형 유방암의 기울기 (gradient)를 이용하는 통계적 방법을 제안하였다. Brake^[3]는 Karseemeijer의 알고리즘을 발전시켜, multi-scale scheme으로 성능을 향상 시켰다. Huang^[4]은 기울기를 이용하는 방법에 이진 영상에서 얻은 정보를 첨가하여 mass의 모양 및 형태를 1차원의 윤곽선으

* 학생회원, ** 정회원, 경희대학교 전자공학과
(Departments of Electronics Engineering,
Kyung Hee University)

※ 이 연구는 2003년도 경희대학교 지원에 의한 결과임. (KHU-20030963)

접수일자: 2006년3월4일, 수정완료일: 2006년8월16일

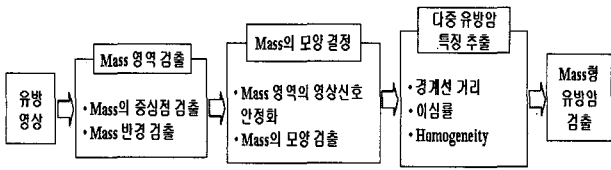


그림 1. Mass형 유방암 검출 시스템의 전체 구조도
Fig. 1. Overview of mass-type breast cancer detection system.

로 변환하고 윤각선의 최고점과 최저점의 형태를 이용하는 방법을 제시하였다. 이러한 기존의 방법들은 유방 영상의 특성상 미세한 변화가 많아서 gradient가 mass의 중심부를 향하는지를 판정하기가 쉽지 않다.

본 논문에서 제시하는 방법과 기존의 방법과의 차이점은 다음과 같다. 1) 사전 정보 없이도 mass 영역의 중심의 위치와 반경을 영상신호의 불규칙성에 영향을 받지 않고 안정적이고, 비교적 적은 계산으로 결정하는 방법을 제시하고, 2) 영상 도메인을 격자구조로 모델링하여 mass형 유방암 영상에 적용하기 적합한 방사형 필터를 개발하며, 3) mass형 유방암 검출을 위하여 mass에 가장 근접한 타원을 기준으로 하여 mass의 경계선의 불규칙성을 계수화하고, mass 영역과 핏줄의 교차에서 발생하는 영역을 구별하기 위한 mass 영역의 이심률(eccentricity)을 계수화하며, mass 영역 중심부의 밀도(homogeneity)를 측정하는 다중 특징 함수를 개발하였다.

<그림 1>은 본 논문에서 개발한 mass형 유방암 검출 시스템의 전체적인 흐름도이다. 첫 단계로 적응적 히스토그램 평활화(Adaptive Histogram Equalization : AHE)를 반복적으로 적용하여 모든 mass의 중심점을 검출하고 mass의 평균적인 밝기의 변화를 이용하여 각 mass의 반경을 결정한다. 다음 단계에서는 방사형 방향으로 mass 영상신호에 안정화 필터를 적용한 후에 mass의 형태를 결정하기 위한 이진화를 수행한다. 마지막 단계에서는 mass 모양의 다양한 특징들에 근거한 유방암에 분류 함수를 적용하여 mass로부터 유방암을 검출한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제II장은 격자 모델을 바탕으로 방사형 필터를 개발하고, 제III장은 mass의 중심점과 반경을 검출하는 알고리즘을 개발한다. 제IV장은 개발된 방사형 필터로 영상 신호를 안정화 시키는 알고리즘을 개발하고, 제 V장에서는 mass의 특징들을 계수화하여 유방암 분류 함수를 개발한다. 제VI장에서는 개발된 시스템의 성능 검증을 위해 실제 유

방암 영상에 적용한 실험에 대하여 논한다. 마지막으로 제 VII장은 본 논문에 대한 전반적인 결론을 내린다.

II. L1-norm 기반 방사형 필터

1. 방사형 영상신호 처리의 필요성

일반적으로 암 세포와 같은 생체 영상신호들은 중심으로부터 방사형으로 퍼져 나가는 방향성의 특징이 있다. Mass형 유방암도 종양이 주변조직(tissue)으로 침투해 나가는 특성으로 인하여 형태가 가늘고 별모양인 침상체를 이루고 있다. 이러한 방사 방향성을 지닌 영상신호를 분석하기 위해서 영상 평면을 직각좌표로 보고 영상신호를 관찰하는 방법은 적합하지 않다. 방사형 방향의 영상신호 분석에 적합한 방법은 물체의 중심을 원점으로 보고 영상 평면을 극좌표로 모델링하여서 각의 방향에 따라서 관찰하는 것이 알맞은 방법이다. 기존의 방향성에 근거하여 영상 물체를 조사하는 방법은 관찰하려는 물체의 중심으로부터 구성되는 원을 부채꼴 모양의 영역들로 분리하여 관찰한다. 즉 극좌표에서 각을 일정한 간격으로 나누면 각 각의 간격에 해당하는 영역은 부채꼴 모양이 된다. 따라서 각 부채꼴 영역에 속하는 화소들을 같은 방향의 영상신호로 처리한다^[5].

기존의 부채꼴 모양의 처리 기법은 중심으로부터 멀어 질수록 포함되는 영역이 넓게 펼쳐지기 때문에 중심에서 멀어 질수록 영상신호의 방향성에 대한 정보를 상실하게 된다. 또한 유방영상과 같이 국지적으로 화소값의 변화가 불규칙하여 특정 방향에서 화소 값들의 변화를 세밀하게 처리해야 할 때는 부채꼴 모양의 영상신호 분석 기법을 적용하기가 어렵다.

본 논문에서는 기존의 부채꼴 모양의 처리 기법을 보완하기 위하여 중심점에서의 거리에 관계없이 특정한 각도 상에 위치한 화소들만을 검사하는 기법을 개발한

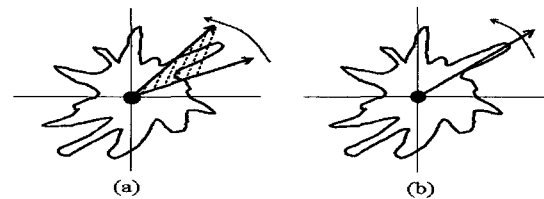


그림 2. (a)부채꼴 모양의 방향성 영상 신호분석 방법. (b) 제안하는 막대 모양의 방향성 영상 신호 분석 방법

Fig. 2. (a) Pan type radial image analysis. (b) Proposed line directional radial image analysis.

다. 제안하는 방법은 화소의 값들이 변화하는 방향에 맞추어서 영상신호의 변화를 자세하게 조사하는 것이다. <그림 2>는 기존의 부채꼴 모양의 처리 기법과 제안하는 방사형 영상 신호처리 기법을 비교한다.

2. 영상 평면의 격자모델

영상 도메인에서는 이웃하는 화소들이 정사각형 구조로 배열되어 있기 때문에, 화소들의 집합을 Z^2 격자 구조로 모델링 할 수 있다. 격자 구조에서는 화소들이 차지하는 영역의 중심점을 화소가 위치하는 좌표로 다룬다. 2차원 공간에서 L2-norm 거리를 사용하면 화소들의 영역은 원이 된다. 화소들의 영역이 원이 되면 화소들의 영역들이 중복되거나 완전하게 공간을 덮지 못한다. 반면, 거리 측정을 위해 L1-norm를 사용하면 화소들의 영역들이 정사각형이 되어 영역들이 중복되지 않으면서도 완전하게 공간을 커버한다. 위와 같은 현상 때문에, L2-norm 기반 2차원 평면을 직각 좌표 평면의 격자점 위치를 극좌표로 변환할 수 있으나, 극좌표 평면의 위치를 직각좌표로 변환할 수는 없다. 반면에 L1-norm 기반 2차원 평면을 직각 좌표 평면의 격자점 위치를 극좌표로 변환할 수 있으며, 극좌표 평면의 위치를 직각좌표의 격자점으로 변환할 수 있다. 따라서 영상 도메인에서 적절한 거리 측정은 L1-norm이 되어야 한다. 그러므로 극좌표로 영상신호를 분석하려면 영상 평면을 L1-norm기반 격자구조로 모델링해야 한다. L2-norm을 사용하면 같은 거리에 있는 격자점들은 원상에 존재하나, L1-norm을 사용하면 같은 거리에 있는 격자점들은 pyramid상에 존재한다^[6].

3. L1-norm 기반 방사형 필터

본 절에서는 L1-norm에 근거한 방향성으로 영상신호를 처리하는 기법을 개발한다. 제안하는 방법은 처리하고자하는 각에서 직선(탐침)을 그어서 그 직선에 가장 가까운 격자점들에 해당하는 화소들의 값을 처리한다. 모든 방향으로 영상신호를 처리하기 위해서는 직선을 360도 회전시킨다. 제안하는 방법은 중심으로부터의 특정한 각도 상에 위치한 화소들만을 처리하므로 거리에 관계없이 일정한 방향의 화소들만 처리할 수 있다. <그림 3>은 제안하는 방향성에 근거한 영상신호 처리 기법을 보여준다.

다음은 특정 각에서 처리하여야 할 화소들의 위치를 찾아내는 식을 유도한다. (m_r^θ, n_r^θ) 가 피라미드 반경 r 상에 있는 격자점에서 θ 방향으로 뻗은 직선에 가장

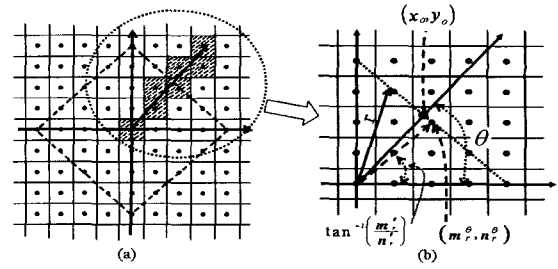


그림 3. 방향성에 근거한 영상신호 검사 기법
Fig. 3. Direction based image signal processing.

가까운 화소의 좌표라 하면, <그림 8>에서 보듯이 격자점 (m_r^θ, n_r^θ) 은 반경 r 에 있는 다른 격자점보다도 중심점과 이루는 각이 θ 에 가장 근접하므로 (m_r^θ, n_r^θ) 은 다음과 같다.

$$\left| \tan^{-1}\left(\frac{n_r^\theta}{m_r^\theta}\right) - \theta \right| < \left| \tan^{-1}\left(\frac{n_r^\alpha}{m_r^\alpha}\right) - \theta \right| \quad (1)$$

여기서 각 변수 $\theta \neq \alpha$ 이고 $|m_r^\theta| + |n_r^\theta| = r$, $|m_r^\alpha| + |n_r^\alpha| = r$ 이다. Tangent 함수는 단순 증가함수 이므로 식(1)은 다음과 동일하다.

$$\left| \frac{n_r^\theta}{m_r^\theta} - \tan \theta \right| < \left| \frac{n_r^\alpha}{m_r^\alpha} - \tan \theta \right| \quad (2)$$

$|m_r^\theta| + |n_r^\theta| = r$, $|m_r^\alpha| + |n_r^\alpha| = r$ 에서 식 (2)는 다음과 같이 된다.

$$\left| \frac{n_r^\theta}{r - n_r^\theta} - \tan \theta \right| < \left| \frac{n_r^\alpha}{r - n_r^\alpha} - \tan \theta \right| \quad (3)$$

식(3)으로부터 $|n_r^\theta|$ 은 다음의 식을 만족해야 한다.

$$|n_r^\theta| = \arg \min \left\{ \frac{|n_r|}{r - |n_r|} - |\tan \theta| \right\} \quad (4)$$

식(4)에서 $|n_r^\theta|$ 를 구하기 위하여 실수 변수 y 에 대한 함수 $D(y)$ 를 다음과 같이 정의한다.

$D(y) = \frac{y}{r-y} - |\tan \theta|$, 여기서 y 는 실수 이며, $0 \leq y < r$. $D(y)$ 는 단조 증가 함수이고 $D(0) < 0, D(r^-) > 0$ 이기 때문에 $D(y) = 0$ 의 해는 하나만 존재한다. $D(y) = 0$ 의 해를 y_0 라 하면 다음과 같이 된다.

$$y_0 = \frac{r \cdot |\tan \theta|}{1 + |\tan \theta|}$$

<그림 3>에서 보듯이, $x_0 = r - y_0$ 라 하면 (x_0, y_0) 는

방사각 θ 상의 탐침과 반경 r 인 피라미드와 교차점의 실수 좌표이다. 따라서 (x_o, y_o) 에 가장 가까운 격자점은 (x_o, y_o) 에 가장 가까운 정수 좌표이므로 $|n_r^o|$ 는 y_o 에 가장 가까운 정수가 된다. 따라서,

$$|n_r^o| = \arg \min_{0 \leq |n_r| \leq r} \left\{ \left| \frac{|n_r|}{r - |n_r|} - |\tan \theta| \right| \right\} = \theta \left(\frac{r \cdot |\tan \theta|}{1 + |\tan \theta|} \right) \quad (5)$$

여기서 $Round(y)$ 는 실수 y 에 가장 가까운 정수를 구하는 함수이다.

$|n_r^o|$ 은 n_r^o 의 제 1상한에 있는 대칭점이고, 제 1 상한에 있는 격자점과 다른 상한에 있는 격자점의 대칭성을 이용하면 (m_r^o, n_r^o) 은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$(m_r^o, n_r^o) = \begin{cases} (r - |n_r^o|, |n_r^o|) & : 0^\circ \leq \theta < 90^\circ \\ (-r + |n_r^o|, |n_r^o|) & : 90^\circ \leq \theta < 180^\circ \\ (-r + |n_r^o|, -|n_r^o|) & : 180^\circ \leq \theta < 270^\circ \\ (r - |n_r^o|, -|n_r^o|) & : 270^\circ \leq \theta < 360^\circ \end{cases} \quad (6)$$

따라서, 반경 r 상에서 θ 방향으로 뻗은 직선에 가장 가까운 격자점 (m_r^o, n_r^o) 은 식 (5)과 (6)로부터 구할 수 있다.

위로부터 θ 방향으로 반경 r_{max} 이내에 처리하여야 할 화소들의 좌표들의 집합을 $F^\theta(r_{max})$ 라 하면 다음과 같다.

$$F(\theta, r_{max}) = \bigcup_{r=0}^{r_{max}} \{(m_r^o, n_r^o)\} \\ = \{(m_0^o, n_0^o), (m_1^o, n_1^o), (m_2^o, n_2^o), \dots, (m_{r_{max}}^o, n_{r_{max}}^o)\} \quad (7)$$

III. Mass 중심점의 위치와 반경 검출

Mass의 형태를 분석하기 위해서는 Mass 영역의 중심의 위치와 각 Mass 영역의 반경을 먼저 결정해야 한다. 본 장에서는 mass의 영역이나 위치와 같은 사전 정보 없이 mass 영역의 중심의 위치와 반경의 크기를 결정하는 방법을 제시한다.

1. mass 영역의 중심점 검출

본 논문에서는 mass의 중심점 검출을 위하여 반복적으로 AHE를 적용하는 방법을 사용한다. AHE를 적용하면 국소적으로 영상의 대비를 증가시켜 mass의 중심점이 되는 주위보다 밝은 정점들을 포함하는 영역과 주위보다 밝지 않은 정점들을 포함하는 영역의 밝기가 확연히 차이가 난다. 관심영역과 그렇지 않은 영역의 밝기의 확연한 차이 때문에, 모든 mass영역에 적용하여

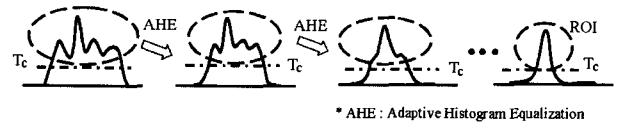


그림 4. mass의 중심이 되는 정점을 포함하는 영역 검출하는 과정의 예

Fig. 4. An example of iterative thresholding process.

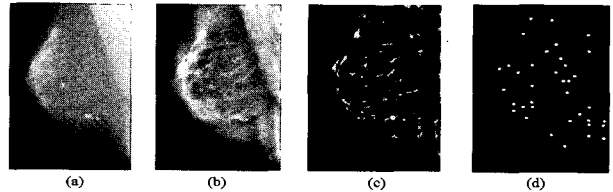


그림 5. (a) 원본영상, (b) AHE를 1 번 수행한 영상, (c) AHE를 18번 수행한 mass의 중심이 되는 정점을 포함하는 영역들, (d) 검출된 각 mass의 중심점들. 그림에서는 검출된 중심점을 선명하게 표시하기 위하여 확대하였다.

Fig. 5. (a) Original image, (b) Image after performing 1 AHE (c) Image after performing 18 AHEs, (d) The mass detected mass centers. We magnify the center to denote them apparently.

관심 영역만을 결정할 수 있는 단일한 임계치를 쉽게 결정할 수 있다. 이러한 과정을 반복적으로 수행하면 각 mass의 중심점을 포함하는 영역 근처에 있는 정점들이 점진적으로 사라지면서 각 mass의 중심점이 되는 정점들을 포함하는 영역들만 남게 된다. <그림 4>는 제안하는 기술이 mass의 중심점인 정점만을 포함하는 영역을 검출하는 과정의 예를 보여준다. 각 mass의 최종 중심점의 위치는 검출된 각 영역의 무게 중심으로부터 구하게 된다. 다음은 mass들의 중심점을 구하는 알고리즘이다.

<Mass의 중심점 검출 알고리즘>

단계 0 : 영상좌표 (i, j) 에 있는 화소의 밝기 값을 $I^0(i, j)$ 라 한다.

단계 1 : AHE를 영상 I^k 에 적용한다. 여기서 $k=0, 1, 2, \dots, L$

단계 2 : $I^k(i, j)$ 에서 다음과 같이 비 관심영역을 제거하여 $I^{k+1}(i, j)$ 로 갱신(update)한다.

$$I^{k+1}(i, j) = \begin{cases} I^k(i, j) & \text{for } I^k(i, j) \geq T_c \\ 0 & \text{for } I^k(i, j) < T_c \end{cases}$$

본 논문에서는 임계치 T_c 를 영상의 최대 밝기의 50%로 하였다. 즉, $T_c = 0.5 \times \max I^k(i, j)$.

단계 3: 1단계와 2단계를 L번 수행한다. 본 논문에서는 18번, 즉 L=18로 하였다.

단계 4: 검출된 영역들을 각각의 ROI (Region of Interest)로 구분하여 색인한다. 즉, 검출된 영역이 N 개 존재하면 ROI는 $ROI_1, ROI_2, \dots, ROI_N$ 이 된다. ROI 중 크기가 작은 것은 영상잡음으로 보고 제거한다. 본 논문에서는 ROI의 화소가 25개 이하이면 영상 잡음으로 취급한다.

단계 5: 각 ROI에서 무게 중심을 구하여 ROI에 해당하는 mass의 중심점으로 한다. 즉 n 번째 ROI에 해당하는 mass의 중심점 (C_i^*, C_j^*) 은 다음과 같이 구한다.

$$C_i^* = \frac{\sum_{i \in ROI_n} i \cdot I(i,j)}{\sum_{i \in ROI_n} I(i,j)}, \quad C_j^* = \frac{\sum_{j \in ROI_n} j \cdot I(i,j)}{\sum_{j \in ROI_n} I(i,j)}$$

<그림 5>는 원본영상 및 mass의 중심점이 되는 밝기의 정점을 포함하는 영상과 이로부터 검출된 각 mass의 중심점들을 보여준다.

2. Mass 영역의 반경 결정

Mass 영역의 크기를 결정하기 위하여 화소 값들의 분포방향이 중심점을 향하는 것에 근거한 gradient orientation 방법은 국지적인 영상 밝기의 변화에 민감하여 안정적이지 못하고, mass 영역의 크기에 대한 사전 정보가 필요하며, 계산량이 많이 요구된다는 단점이 있었다^[3,4].

본 논문에서 제안하는 방법은 mass의 중심으로부터 같은 거리에 있는 화소들의 평균 밝기의 변화에 근거하여 mass 영역을 결정하는 것이다. mass 영역은 주위배경보다 밝고, mass의 중심에서 멀어질수록 화소들의 평균 밝기가 낮아진다. 따라서 mass의 중심으로부터 반경을 증가시키면 그 반경상의 화소들의 평균값들은 감소하다가 mass의 영역에서 벗어나면 일정한 값으로 수렴하게 되거나, 다른 mass 영역이 근접해 있다면 다시 증가하게 된다. 이러한 현상에 근거하여 본 논문에서는 평균 화소 값의 상대적 변화가 3번 연속으로 일정한 범위내로 들어올 때는 현재의 반경이 mass의 영역 밖의 배경 영역에 도달한 것으로 판단하거나, 3번 연속으로 증가할 때는 인접한 다른 mass영역에 속해 있다고 판단 한다.

mass의 중심으로부터 반경 r 에 있는 화소들의 평균 값을 $C(r)$ 이라고 하면 다음과 같다.

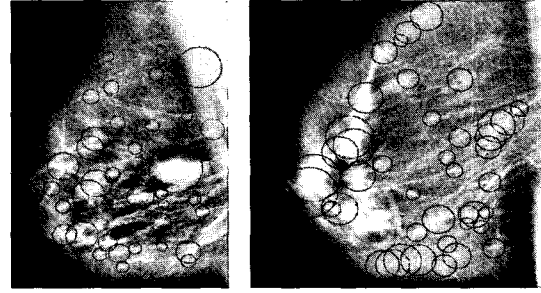


그림 6. 검출된 mass 영역들
Fig. 6. Detected mass areas.

$$C(r) = \frac{1}{N_r} \sum_{(i,j) \in C_r} I(i,j), \quad r = 1, 2, \dots$$

여기서 $I(i,j)$ 는 mass의 중심을 $(0,0)$ 이라고 할 때 영상의 밝기 값이고, r 은 mass의 중심으로부터의 반경으로, $r = |i| + |j|$ 이고, C_r 은 반경 r 상에 존재하는 화소들의 좌표로, $C_r = \{(i,j) \mid |i| + |j| = r\}$ 이며, N_r 은 반경 r 상에 있는 화소들의 수를 나타내며, $N_r = |C_r| = 4r$ 이다.

이를 통해, Mass 영역의 반경은 다음과 같이 구한다.

$$r^1 = \underset{r}{\operatorname{argmin}} \left\{ r \left| \frac{C(r-i-1) - C(r-i)}{C(r-i-1)} \right| < \epsilon \text{ for } i=0,1,2 \right\}$$

$$r^2 = \underset{r}{\operatorname{argmin}} \{ r \mid C(r-i) - C(r-i-1) > 0 \text{ for } i=0,1,2 \}$$

Mass 영역의 반경 : $r_{mass} = \min\{r^1, r^2\}$

$C(r)$ 이 일정범위에 있다고 판단하는 임계치 ϵ 는 0.1로 하였다.

기존의 방법들이 mass의 크기에 대한 사전정보를 필요로 하는 반면에, 제안하는 기술은 mass의 사전정보 없이 mass의 크기를 적응적으로 얻을 수 있다는 장점이 있다. 또한 제안한 방법은 화소들의 전반적인 밝기의 변화에 근거하기 때문에 잡음에 강하고 gradient-orientation 방법에 비해서 빠른 처리를 할 수 있다는 장점이 있다. 제안하는 기법은 유방암이라고 판명된 mass의 영역을 98%이상 검출하였다. <그림 6>은 제안하는 기술을 적용하여 나타낸 mass의 영역들을 보여준다.

IV. 방향성 필터를 이용한 Mass 모양 검출

1. 방사형 필터를 이용한 Mass 영역의 안정화
Mass의 영역은 일반조직에 비하여 상대적으로 밝게

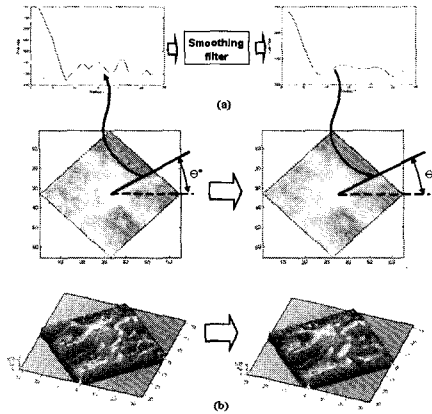


그림 7. (a) 방향성 smoothing 필터 적용 기법
(b) 원 영상과 smoothing 필터 적용한 영상.
Fig. 7. (a) Method for radial smoothing filter,
(b) Original image and smoothed image.

나타난다. 그러나 mass의 영역 내에서도 화소들이 국지적으로 변화가 심하여 영상신호가 불안정하기 때문에 mass의 모양을 검출하거나 세밀하게 계량화하기 위한 영상처리 기법이 적용되기 어렵다. 따라서 mass 영역 내의 불안정한 영상신호를 안정화시킬 필요가 있다. 본 절에서는 mass의 영상신호를 안정화하기 위해 방사형 방향으로 smoothing 필터를 적용하는 기법을 제안한다.

본 논문에서는 방사형 smoothing 필터를 구현하기 위하여 방사형 방향으로 뺀 직선에 가장 가까운 격자 점들에 해당하는 화소들의 값에 저주파 필터를 적용한다. θ 방향에서 반경 r_{max} 이내에서 필터링할 화소들의 좌표는 식(7)으로부터 구할 수 있다. Filtering을 수행할 때 발생하는 경계선의 전이효과를 방지하기 위하여 경계선에서 밖의 화소들의 값은 경계에 있는 화소의 값으로 설정한다. smoothing 필터는 차수가 mass 반경의 10% 인 이동평균 (moving average) 필터로 하였다.

<그림 7>은 θ 에서 방향성 smoothing 필터를 적용하는 방법과 원래의 영상신호와 방향성 smoothing 필터를 적용한 후의 영상신호를 보여 준다. 그림에서 보듯이 방사형 필터를 적용한 후의 영상 신호는 국지적인 변화가 상당히 제거되었음을 알 수 있다. 주목할 것은 smoothing이 방사형 방향으로 되어있어서 mass의 영상 신호의 불안정성을 줄이면서 방사형 형태의 특성을 유지한다는 것이다.

2. Mass 영역의 검출

III.2절에서 구한 mass의 반경으로 하는 영역은 mass의 영역을 포함하고 있다. 본 절에서는 mass의 반경으로 하는 영역에 포함되어 있는 mass 영역을 이진화과

정을 수행하여 검출한다.

배경과 mass의 영역을 구분하는 이진화 임계치는 중심으로부터 반경 r 에 있는 화소들의 평균값의 함수를 $C(r)$ 이라 했을 때, $C(r)$ 의 최대값과 최소값을 지나는 직선에서 최대 거리가 되는 함수 $C(r)$ 상의 위치한 점의 값으로 결정한다. 이러한 기법으로 결정한 화소 값은 화소 값들의 변화가 비교적 급격하게 발생하는 값이므로 mass 영역과 배경을 구분하는 임계치로 적절하다^[8]. <그림 8>은 임계치를 결정하는 방법을 보여준다.

유방영상에서는 유방의 형태상 같은 mass의 영역에서도 배경의 대비도가 급격히 변화하는 경우가 있다. 이러한 경우 mass 영역의 검출을 위한 이진화 과정에서 하나의 임계치를 적용하면 대비도가 상대적으로 큰 영역에서는 원하는 실제 mass의 영역이 검출되지 못하고 대비도가 상대적으로 작은 영역에서는 배경이 mass의 영역으로 검출된다. 따라서 대비도에 맞추어서 적응적으로 이진화 임계치를 결정해야 한다^[7]. 이를 위하여 본 논문에서는 mass의 반경에 속하는 영역을 45° 간격으로 8개의 구간으로 분할하여 그 구간별로 임계값을 결정한다. <그림 9>는 단일 임계치를 적용하여 검출한

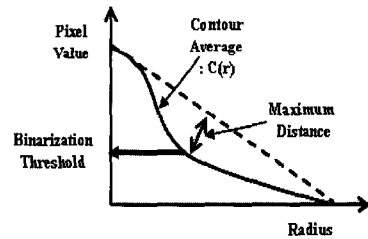


그림 8. 이진화 임계치 결정 방법
Fig. 8. Method for determining a binary threshold.

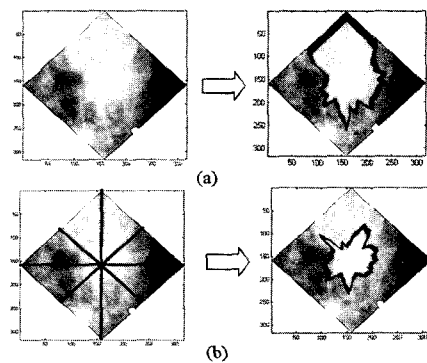


그림 9. (a) 단일 임계치를 적용하여 검출한 mass 영역, (b) 구간별로 나누어 결정된 임계치를 적용하여 검출한 mass 영역
Fig. 9. (a) Mass area detected by one threshold,
(b) Mass area detected by multiple thresholds.

mass의 영역과 구간별로 대비도에 따라 적응적으로 결정된 임계치를 적용하여 검출한 mass의 영역을 비교한다. 그림에서 보듯이 단일 임계값을 적용한 경우에, 배경이 밝은 영역은 대부분의 영상정보가 살아있게 되어 mass의 영역과 배경의 구분이 되지 않는 반면에 어두운 영역은 같은 임계값을 사용했음에도 너무 높은 임계값으로 인하여 많은 영상정보가 없어졌음을 알 수 있다. 구간별 임계값을 적용한 경우에는 밝은 영역과 어두운 영역에서 모두 중요한 정보를 유지하는 것을 확인할 수 있었다.

V. Mass형 유방암의 특징 검출

본 절에서는 mass형 유방암의 특징을 추출한다. 기본적으로 mass 형태의 기준이 되는 모양을 설정하기 위하여 mass의 영역에 가장 근접한 타원을 구한다. mass의 영역을 R 이라 하고 mass 영역에 속하는 화소들의 수를 $|R|$ 이라 하면, mass 영역에 가장 근접한 타원은 다음과 같은 순차적인 계산으로 구할 수 있다^[9].

1) mass 영역의 중심

$$\bar{X} = \frac{1}{|R|} \sum_{(x,y) \in R} x, \quad \bar{Y} = \frac{1}{|R|} \sum_{(x,y) \in R} y$$

2) mass 영역의 무게 중심

$$\mu_{m,n} = \frac{1}{|R|} \sum_{(x,y) \in R} (x - \bar{X})^m (y - \bar{Y})^n$$

3) mass 영역의 방향성

$$\theta^* = \frac{1}{2} \arctan \left[\frac{2\mu_{1,1}}{\mu_{2,0} - \mu_{0,2}} \right]$$

4) mass 영역의 최대, 최소 관성 moment

$$I_{\min}(\theta^*) = \sum_{(x,y) \in R} [(y - \bar{y}) \cos \theta^* - (x - \bar{x}) \sin \theta^*]^2$$

$$I_{\max}(\theta^*) = \sum_{(x,y) \in R} [(y - \bar{y}) \sin \theta^* - (x - \bar{x}) \cos \theta^*]^2$$

5) mass영역에 가장 근접한 단축과 장축

$$A = \left(\frac{\pi}{4}\right)^{1/4} \left[\frac{I_{\max}^3}{I_{\min}}\right]^{3/8}, \quad B = \left(\frac{\pi}{4}\right)^{1/4} \left[\frac{I_{\min}^3}{I_{\max}}\right]^{3/8}$$

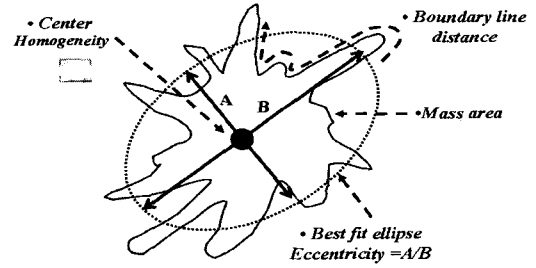


그림 10. mass형 유방암 검출을 위한 특징계수들
Fig. 10. Features for deciding mass type cancers.

mass의 영역에 가장 근접한 타원을 기준으로 하여 다음의 3개의 특징을 유방암 판별에 사용하였다. <그림 10>은 mass형 유방암 검출을 위한 특징계수들을 보여준다.

Mass의 침상도(Spiculation)

대부분의 mass형 유방암의 형태인 침상형태의 유방암은 종양이 주변조직(tissue)으로 침투해 나가는 특성으로 인하여 날카롭고 불규칙적인 침상형 형태(spiculation)로 나타난다. mass의 형태가 침상형에 가까울수록 mass 경계선의 굴곡이 많아져서 경계선의 거리가 길어진다는 것을 고려하여 다음과 같은 침상도 계수(SP)를 설정한다.

$$SP = \frac{\text{mass의 경계선 거리}}{\text{mass영역에 가장 맞는 타원의 원주율}}$$

mass 모양의 침상이 심할수록 침상도 계수의 값이 높아진다. 제안한 방식은 기존의 fractal 분석 기법보다 계산량이 적으면서도 fractal 지수에 근접한다^[1,5]. 또한 mass의 peak와 valley를 측정하는 기법보다 정확하게 모양을 분석할 수 있다^[4].

Mass 중심에서의 Homogeneity

침상형태의 Mass형 유방암은 종양이 중심에서 주변 조직으로 침투하기 때문에 mass의 조직은 중심부가 주변보다 치밀하며 변화가 균일하다. 이러한 특징을 사용하면 단순히 엉켜있는 섬유조직과 mass형 유방암을 분별하는 특징이 된다. 영상신호의 균일성을 나타내는 통상적인 방법으로 Homogeneity를 사용한다. Mass 중심에서의 Homogeneity 값들은 다음과 같이 구한다^[10].

$$HO = \sum_{i \leq M_j \leq M} \sum \frac{P(i,j)}{1 + |i - j|}$$

여기서 P(i,j)는 수평, 수직 거리가 각각 1이 되는 Co-occurrence 행렬이고, M은 Co-occurrence 행렬의 크기로 mass 반경의 5%로 하였다.

Mass의 이심율 (Eccentricity)

Mass의 형태는 종양이 중심에서 주변 조직으로 퍼져 나가기 때문에 전반적인 모양이 원형이 된다. 본 논문에서는 이러한 특징을 Mass의 영역에 가장 근접한 타원의 이심율을 이용한다. 이러한 특징은 핏줄이 교차되어서 교차되는 지점이 중심이 되는 mass형 유방암으로 오인되는 것을 방지할 수 있다. 즉 핏줄이 교차되어 오인된 mass의 형태는 길쭉하게 퍼져나가기 때문에 이심율이 과도하게 높게 나타난다. 이심율은 다음과 같이 계산된다.

$$EC = \frac{\text{mass영역에 가장 근접한 타원의 단축}}{\text{mass영역에 가장 근접한 타원의 장축}}$$

VI. 실험 결과

실험에서 대부분의 한국 환자의 유방이 치밀 유방임을 고려하여 영상의 해상도가 100um인 실제 한국 환자의 유방암 영상을 사용하였다. 본 논문에서 설정한 특징들을 종합하여 유방암을 판별하는 분류자(classifier)를 결정하기 위하여 60개의 유방영상에서 Neural Net으로 학습하였다. <그림 11>은 유방암으로 판별된 특징 계수들의 특징 공간(feature space)에서의 위치를 나타낸다. 학습된 특징 계수들의 유방암 분류치는 SP>0.3, HO>0.5, EC>0.88의 특징 공간에서 존재하였다.

실험에 사용된 영상은 87개로 true alarm 비율은 76%이고 false alarm은 영상 당 2개 정도였다. 한국 환자에게 적용되고 있는 기존의 시스템은 true alarm 비율이 한국 환자의 경우 60%미만이고 false alarm은 영상 당 1개 정도이다. 제안한 시스템이 기존의 시스템에 비하여 검출율이 약 10%정도 우수하다고 할 수 있으나 false alarm의 경우는 영상 당 1개정도가 많이 발생하고 있다. 이러한 실험 결과로 볼 때 설정한 특징 계수들이 비교적 치밀 유방에 적합하고 mass의 특징 계수의 정확도에 관건이 되는 mass의 형태 검출 기법도 우수함을 알 수 있다. 제안하는 시스템은 false alarm은 기존의 시스템 보다 1개정도 높으나 true alarm 비율이 10%이상 향상되어 임상 실험에서는 전

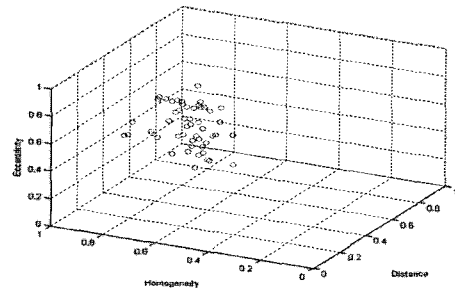


그림 11. 유방암 판별을 위한 특징계수들의 학습
Fig. 11. Learning for features detecting mass type cancer.

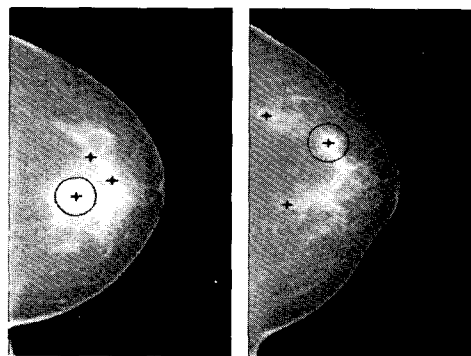


그림 12. 제안한 시스템에서의 유방암 검출
Fig. 12. The mass type cancers detected by the proposed system.

반적으로 성능이 우수함이 입증되었다. 그러나 향후 연구에서는 true alarm의 성능을 낮추지 않으면서도 false alarm 비율을 줄이도록 하는 연구가 필요하다. <그림 12>는 제안한 시스템이 실제 mass형 유방암의 검출한 예제를 보여준다.

VII. 결 론

본 논문에서는 치밀 유방영상에서 mass형 암 검출을 목적으로 하는 시스템을 개발하였다. 유방암 영상의 특성상 치밀 유방영상에서 적용 가능한 mass형 암의 검출 시스템은 치밀하지 않은 유방영상에서는 검출율이 더욱 높기 때문에, 본 논문에서 개발한 시스템은 어떠한 유방영상에서도 mass형 유방암 검출 성능이 높다. 본 논문에서는 사전정보 없이도 mass 영역의 중심의 위치와 반경을 영상신호의 불규칙성에 영향을 받지 않고 안정적이고 비교적 적은 계산으로 결정하는 방법을 제시하고, 영상 도메인을 격자구조로 모델링하여 mass형 유방암 영상에 적용하기 적합한 방사형 필터를 개발하며, mass 영역의 영상을 안정화시키는 기법을 제시하

였다. 또한 mass형 유방암 검출 특징을 mass 영역에 가장 근접한 타원을 기준으로 하여 mass 경계선의 불규칙성, mass 영역과 핏줄의 교차에서 발생하는 영역을 구별하기 위한 mass 영역의 이심율, mass 영역 중심부의 밀도를 측정하는 homogeneity를 사용하였다. 본 논문에서 제안한 시스템은 기존의 시스템보다 치밀 유방영상에 적용하였을 때, false alarm은 영상 당 1개 정도 높으나 true alarm 비율은 10%이상 향상되었다. 따라서 앞으로는 더욱 세밀한 분류자의 설정을 통하여 false alarm 비율을 줄이는 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] R. M. Rangayyan, Biomedical Analysis, CRC press, 2005.
- [2] N. Karssemeijer, "Detection of masses in mammogram. Image Processing Techniques for Tumor Detection (ed. Strickland, R. N.)", Marcel Dekker, Inc., pp. 187-212, 2002.
- [3] Brake, G. M., Karssemeijer, N. , "Single and multiscale detection of masses in digital mammograms", IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 18, no. 7, July (1999) 628-639
- [4] Huang, S., Chang, R., Chen, D., Moon, W.: Characterization of spiculation on ultrasound lesions. IEEE Trans. Medical Imaging, vol. 23, no. 1, Jan. (2004) 111-121
- [5] L.F. Costa and R. M. Cesar, Shape Analysis and Classification, CRC Press, 2001.
- [6] J. Gibson and K. Syood, "Lattice quantization", Advanced Electronic Physics, Vol.72, pp.259-330, June 1988.
- [7] HyungJun Kim, WonHa Kim, AutoMatic Detection of Spiculated Masses Using Fractal Analysis in Digital Mammography, LNCS 3691, Computer Analysis of Images and Patterns, pp256-263, 2005.
- [8] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms", IEEE Trans. Syst. Man Cybern, vol. SMC-9, pp. 62-66, Jan. 1979.
- [9] A. K. Jain, Fundamentals of Digital Image Processing, Prentice Hall, 1899.
- [10] R. Jain, R. Kasturi and B. Schunck, Machin Vision, McGraw Hill, 1995.

저 자 소 개



천 민 수(학생회원)
2005년 경희대학교
전자공학과 학사졸업
2006년 현재 경희대학교 대학원
전자공학과 석사과정
<주관심분야 : 멀티미디어 신호처리, 영상처리>



박 준 영(학생회원)
2005년 건국대학교
의용생체공학과 학사졸업
2006년 현재 경희대학교 대학원
전자공학과 석사과정
<주관심분야 : 영상처리>



김 원 하(정회원)
1985년 연세대학교
전자공학과 학사졸업
1988년 Univ. of Wisconsin-Madison 전기공학과 석사졸업
1997년 Univ. of Wisconsin-Madison 전기공학과 박사졸업
1996년 1월~7월 (미) Motorola, 연구원
1997년 8월~2000년 2월 Los Alamos National Lab. 연구원
2003년 8월 명지대학교 정보통신공학과 조교수
2003년 8월~현재 경희대학교 전자정보대학 전자공학과 부교수
<주관심분야 : 멀티미디어 신호처리, 영상처리>