

디지털 유방영상에서 미세석회화의 자동군집화 기법 개발 — Development of Automatic Cluster Algorithm for Microcalcification in Digital Mammography —

고려대학교 대학원 의공학협동 · 부산가톨릭대학교 보건과학대학 방사선학과¹⁾

최석윤 · 김창수¹⁾

— 국문초록 —

유방 촬영술(Digital mammography)은 유방암의 조기 진단에서 매우 중요한 진단 방법으로서 비촉지성 유방암의 조기 발견율을 높여 유방암에 따른 여성의 사망률을 감소시키고 있다. 그 중에서도 유방 병변의 미세석회화(Microcalcification)는 조기 유방암의 진단에 있어서 중요한 병변으로 보고 되고 있으며, 선별 검사로 임상적 유용성이 확립된 상태이다. 유방 촬영술에서 미세석회화 소견은 영상의학과 전문의가 판독하여 조직 검사에서 양성 및 악성 병변에 대하여 각각 군집의 개수, 군집 당 석회화 수, 미세석회화 크기와 범위, 미세석회화 형태, 동반 종괴의 유무 등을 분석하여 최종적으로 진단을 확정한다. 그러므로 군집화된 미세석회화의 정보는 유방암 예측에 있어 임상적인 실질 정보를 가지고 있으며, 의사에게 진단을 위한 검사의 기본적인 가이드라인을 제시한다. 따라서 본 연구에서는 유방 촬영술의 디지털 영상에 나타난 미세석회화의 정량적인 계산을 위해서 DoG filter, Adaptive thresholding, Expectation Maximization의 3단계를 제안한다. 제안한 알고리즘을 실험을 통하여 군집화 및 각 클러스터 내의 미세석회화의 분포 개수, 길이를 측정하였으며, 임상 의사에게 디지털 유방영상의 분석을 통하여 초기 유방암 진단의 지표를 제시할 것으로 사료된다. 그리고 이는 객관적인 유방암 컴퓨터자동검출(CAD)에 사용될 수 있는 병변의 정보로서 가능성을 보였다.

중심 단어: 유방암, 유방촬영술, 컴퓨터자동검출, 미세석회화, 군집화

I. 서 론

유방암(Breast cancer)은 환자 자체의 고통과 더불어 여성의 심리적 고통을 동반한다. 유방절제(Mastectomy)나 생리중단 및 탈모와 같은 육체적 변화는 여성으로서의 상실감과 자괴감, 상대적 박탈감과 타인의 시선에 대한 불안감을 유발하고 부부관계를 위축시킨

다. 또한 유방절제 정도, 투병기간, 재발 경험에 따라 여성들이 느끼는 위기감은 다르게 나타난다¹⁾. 따라서 유방암에 대한 초기 검진은 매우 중요하다고 볼 수 있다. 유방암을 조기에 발견하여 치료하면 유방암으로 인한 사망을 줄일 수 있고 유방절제를 피할 수 있어 조기에 유방암을 발견할 수 있는 것이 매우 중요하다.

유방암을 검진하기 위한 검사로 자가진단, 정기적인 외래 추적 관찰, 유방 촬영술(Digital Mammography), 유방초음파(Sonography) 등이 있으며, 그 중 선별 검사로 유용성이 확립된 진단 방법은 유방 촬영술이다. 유방 촬영술은 유방의 내부 조직(tissue)을 보기 위해서 일반적으로 사용되어지며²⁾, 임상에서 유방 촬영술은 증상이 있

*접수일(2009년 1월 14일), 심사일(2009년 2월 6일), 확정일(2009년 2월 27일)

교신저자: 김창수, (609-757) 부산광역시 금정구 부곡3동 9번지
부산가톨릭대학교 보건과학대학 방사선학과
C.P. : 010-8539-6594
E-mail : cszzim@cup.ac.kr

는 유방암 환자의 완전한 검사에 필수 불가결하고, 증상이 없는 여성에서 조기 유방암을 발견하는데 가장 효과적인 검사로 인지되어져왔다. 초기 다양한 모양과 크기의 미세석회화(Microcalcification)가 일정구역에서 집단으로 발견되면, 유방암의 가능성이 매우 높다고 보고 된다. 그러나 모든 유방암에서 미세석회화 소견이 있는 것은 아니며, 30~50% 정도로 보고 되어 있다²⁾. 또한 유방 촬영술에서 미세석회화가 유방암에 대한 진단 예측률은 20~30%이며, 미세석회화의 대부분은 양성질환이 차지한다고 임상에서 보고 되고 있다³⁾.

유방 촬영술상의 석회화의 유무는 종괴 및 음영의 증가, 구조의 왜곡과 더불어 유방암을 진단하는 중요한 소견이다. 특히 군집화(Cluster)의 미세석회화는 관상피내암(DCIS, Ductal Carcinoma In Situ)의 경우 70~80% 정도로 발견되는 중요한 지표(index)라고 보고 된다. 유방암으로 판정받은 환자 중 유방 촬영술에서 미세석회화가 있는 환자군과 미세석회화가 없는 환자군을 대상으로 이미 알려진 유방암의 예후 인자로서의 상관관계(correlation)의 결과는 조직학적 검사에서 미세석회화 양성군에서 관상피내암이 다른 질병보다 더 많이 나타나 구별이 되며, 유방 촬영술에서 종양(mass)의 증거 없이 미세석회화만 있을시 조기 유방암일 가능성이 높다는 것을 주장하고 있다.

유방암 발병의 평균 연령은 45.4세이고, 양성군의 평균연령은 45.6세이며, 미세석회화 음성군에서 평균 연령은 45.3세로서 특별하게 상관이 없다고 밝히고 있다. 증상을 가지고 있는 환자에서 유방 촬영술의 정확도는 81~96% 정도이고, 또한 4~19% 정도로 위음성(False negative)을 나타낸다고 보고하고 있다⁴⁾. 이것은 신체적 검사, 유방 초음파 및 세침 흡인술을 병행하는 경우 정확도를 더 높일 수 있다고 한다. 유방암 검진을 위한 유방 촬영술은 유방의 내부 조직을 보기 위해 가장 필수적인 검사이다. 디지털 시스템의 도입으로 기존의 아날로그 방식을 컴퓨터를 활용한 디지털 방식으로 진단이 가능해짐에 따라 영상의 활용 범위가 넓어졌으며, 또한 질환을 자동으로 진단하기 위하여 다양한 알고리즘을 적용한 컴퓨터자동검출(CAD, Computer-aided detection)의 연구가 활발해지고 있다. 유방 촬영술에서 보이는 1차 소견으로 불규칙한 유방 실질의 음영증가, 한곳에 국한된 미세석회화의 침착, 증가된 음영 주위에 나타나는 침상을 여러 가지 질병으로 정의한다⁵⁻⁷⁾.

본 연구에서는 한곳에 국한된 미세석회화의 침착에 대한 자동 검출에 대한 연구를 진행하고자 한다. 일반적으로 첫 번째 단계로 암의 가능성이 있는 구역을 찾고, 두

번째는 관심영역(ROI, Regions of Interest)에 대한 특징 값을 추출하는 단계와 마지막으로 추출된 미세석회화 양성 및 음성을 판단하는 과정을 거친다.

다른 연구에 의하면 관심영역을 검출하기 위하여 기존의 Texture 기반⁸⁾, Wavelet 기반⁹⁾, Markov random field 기반¹⁰⁾, Neural network 기반¹¹⁾ 등 다양한 모델로 시도되어왔다. 그러나 유방은 영상(image) 및 병변(lesion)이 다양하게 나타나므로 한 가지 방법만으로 모든 질병의 구별은 불가능하며 각각의 방법들은 장단점을 가진다. 또한 미세석회화를 그룹화(Clustering)해서 그룹 내에 존재하는 미세석회화의 개수를 정의하는 연구는 진행되지 않았다¹²⁾. 유방암의 양성에서는 주로 0.5 mm 이하의 크기를 가지며, 밀집된 미세석회화의 의미는 1cm 이내에 4~5개 이상의 군집이 나타날 때 암으로 발전될 가능성이 크다고 보고하고 있다¹³⁻¹⁴⁾.

그러므로 본 논문에서는 유방암 진단의 예측에 의미를 가지는 미세석회화의 영역을 군집화하고 석회화 군집 개수와 군집 크기 등을 정량적인 계산으로 다음의 새로운 3 단계를 제안한다. 먼저 DoG 필터는 가우시안 필터에 의해 처리된 두 개 영상의 차이를 구하고, 저역통과 필터(LPF, Low pass filter)의 역할로 잡음 및 배경영역을 제거한다. 다음은 적응문턱치(Adaptive thresholding) 알고리즘은 미세 석회질이 다른 영역과 밝기 차이가 두드러짐을 이용해서 미세석회화만을 검출하여 미세석회화의 개수와 위치를 구별이 가능하다. 마지막으로 추정 최대화(EM, Expectation Maximization) 알고리즘은 미세석회화의 각 좌표를 군집화된 집단으로 나타낼 수 있고, 군집화 내의 미세석회화의 개수와 분포 개수 및 길이를 측정하여 유방암으로 발생할 수 있는 초기 진단 지표로 사용될 수 있다. 본 논문의 구성은 실험에 사용된 영상에 대해서 설명하고, 다음은 관심영역을 만들어내는 알고리즘을 설명하고 마지막으로 결과의 평가를 하고자 한다.

II. 연구 방법

1. 미세석회화 영상

유방영상에서 석회화(Calcification)는 매우 흔한 소견으로 나타나며, 그 중에서 2 mm 이하의 석회화를 미세석회화(Microcalcification)라고 정의한다¹³⁻¹⁴⁾. 유방암의 양성에서는 주로 0.5 mm 이하의 크기를 가지며, 밀집된 미세석회화의 의미는 1cm 이내에 4~5개 이상의 군집된

형태로 정의하고 있다⁶⁾. 진단에서는 일반적인 석회화는 판독자가 쉽게 발견할 수 있으나, 일반적으로 미세석회화는 발견하기가 쉽지 않다(Fig. 2). Fig. 2(a)는 미세석회화가 넓게 전역에 걸쳐서 분포하고 있기 때문에 그 영역만을 대각선 라인으로 표기한 것이다. 따라서 석회화가 자동 분류에 대한 객관적인 자료가 될 수 있다.

군집화의 방법은 자동 기법의 실험에 사용된 디지털 유방영상의 3차원 그레이 강도(Gray intensity)를 나타내며, 강도가 급격하게 높게 표현된 부분이 석회화된 부분이다. 석회화는 다른 부위에 비해서 밝기 강도가 매우 높다. 따라서 밝기 강도가 높은 영역만 도출하여 계산하면 미세석회화 좌표를 얻어낼 수 있다(Fig. 3).

본 연구에서 사용된 디지털 유방영상은 GE 800T Mammography unit 이미지로서 영상의학과 의사에 의해서 미세석회화로 판독된 영상을 사용하였다. 유방영상의 크기는 509*615 픽셀(pixel), 32비트(bit) 영상이다. 미세석회화 좌표를 검출하기 위해서 다음의 알고리즘을 사용한다(Fig. 1).

DoG(Difference of Gaussian Filter) 필터는 가우시안 필터에 의해 처리된 두 개 영상의 차이를 구하고, 저역통과 필터로 잡음(noise) 및 배경영역(background)을 제거한다. 다음은 미세석회화가 다른 영역과 밝기 차이가 두드러짐을 이용해서 적응문턱치를 사용해 미세석회화만을 검출하여 석회화의 개수와 위치를 구별해 낼 수 있다. 본 연구에서는 주로 0.5 mm 이하의 크기를 가지는 악성병변에 대해서 다루며, 의학적 의미를 가지는 1cm 이내에 4~5개 이상 석회화가 발생하는지에 대한 자동 검출을 위해 추정 최대화(EM) 알고리즘을 사용한다.

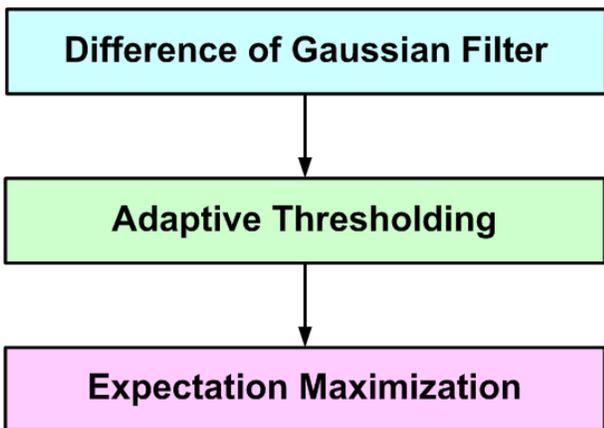


Fig. 1. 미세석회화의 ROI 검출 알고리즘

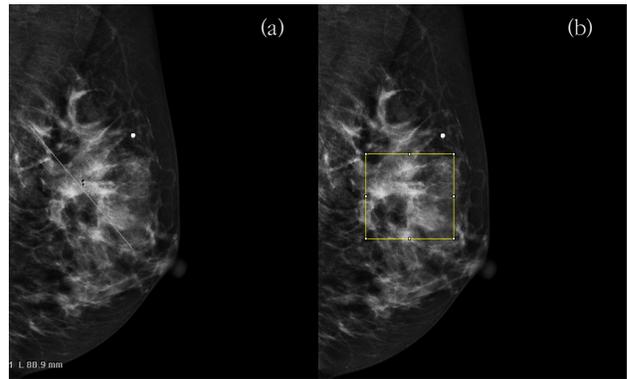


Fig. 2. 디지털 유방영상

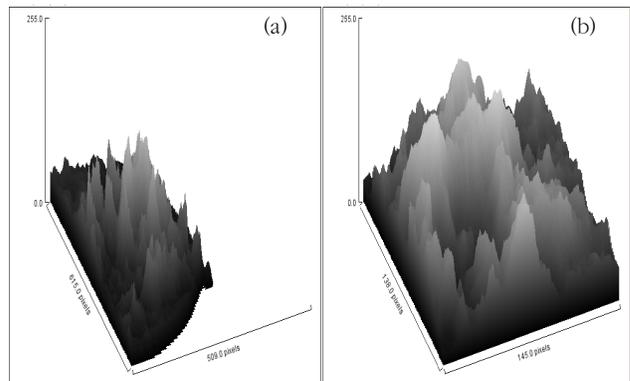


Fig. 3. 유방영상의 3차원 그레이 강도 분포도

2. 미세석회화 검출 알고리즘

유방암에서의 미세석회화 군집을 자동으로 검출하기 위하여 본 논문에서 제시하는 알고리즘은 다음과 같다.

1) DoG(Difference of Gaussian)

DoG 필터의 연산자는 다른 시그마(σ) 값에서 두 개의 가우시안 마스크(mask)를 차 연산 마스크로 회전(Convolution)함으로서 수행된다. DoG 연산자의 장점은 $\sigma 1$ 과 $\sigma 2$ 값을 변화시켜서 검출할 에지(edge)의 넓이를 조절할 수 있다는 것이다. 각각 블러된 그레이 영상의 차로 얻는 결과 영상으로 판단하며, 블러링(blurring) 영상은 가우시안 커널(Gaussian kernel)을 사용하며 고주파 성분을 제거하는 것이다. 그러므로 결과의 영상의 정보는 두 블러된 영상의 주파수 범위 사이에 존재한다. 이것은 대역통과필터(Band pass filter)와 유사한 기능을 가진다. 이 연산에서 DoG 알고리즘은 영상에서 정보를 읽어

들이는 인간의 망막과 매우 유사한 기능을 가지는 것으로 믿어졌다. 다음은 각각 다른 시그마를 가지는 두 가우시안 커브(curve)의 교차점과 차이를 보여주며(Fig. 4), 이 커브는 일반적으로 에지 강조에 쓰이는 라플라시안(Laplacian) 필터와 매우 유사함을 나타낸다. 일반적으로 이미지 강조 알고리즘으로써 DoG는 디지털 이미지에 존재하는 에지와 다른 상세(detail)를 강조하는데 활용된다¹⁵⁾.

$$DoG = G_{\sigma_1} - G_{\sigma_2}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \left[\frac{1}{\sigma_1} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_2} e^{-(x^2+y^2)/2\sigma_2^2} \right]$$

..... (식. 1)

다양한 변화를 가지는 에지 샤프닝(Sharpening) 필터 연산은 고주파를 강조함으로써 얻어진다. 그러나 랜덤 노이즈 때문에 고주파 성분을 가지고 있게 된다. 그러나 많은 샤프닝 필터가 바람직하지 않은 아티팩트(artifact)와 같은 노이즈를 증가시키는 경향이 있다. 실험에서의 DoG 알고리즘은 랜덤 노이즈로부터의 고주파 성분을 제거하며⁶⁾, 차 영상의 결과는 영상에서 조직 성분을 완전히 제거하고 미세석회화 및 주변 조직의 강한 에지만을 묘사하고 있다. 그리고 LPF와 같은 역할을 나타내며, 고주파 성분만 남게 된다. 따라서 적응문턱치를 적용하여 미세석회화만을 검출하고자 한다. Fig. 4, 5의 영상은 윈도우 크기(window size)가 5*5와 3*3을 사용하였으며, 실험결과 a 영상 및 b 영상은 가우시안 함수에서 시그마 값이 1.0에서 7.5로 변화할 때, a 영상보다 b 영상이 매우 블러되어 있는 것이 보이고, 차이 영상도 매우 크게 나타난다(Fig. 4). 반면 d 영상과 e 영상에서는 석회화만을 구분하기 위해서 시그마 값이 1.2와 1.15의 차이로 실험한 결과이다(Fig. 5).

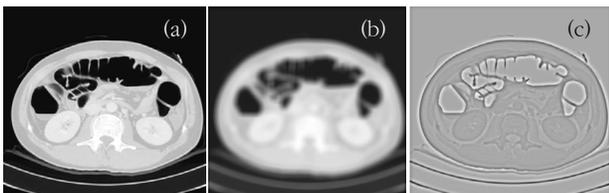


Fig. 4. DoG 적용의 결과 (1)
(a) Gaussian A, (b) Gaussian B, (c) subtraction

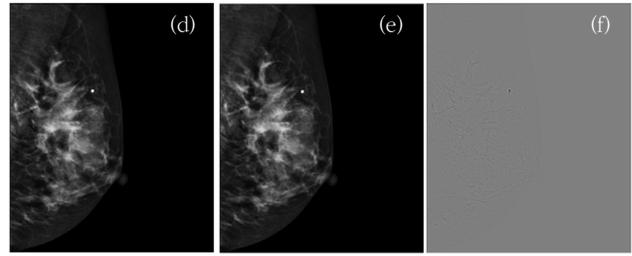


Fig. 5. DoG 적용의 결과 (2)
(d) Gaussian A, (e) Gaussian B, (f) subtraction

2) 적응문턱치(Adaptive thresholding)

영상의 해석을 위한 첫 단계는 영상의 분할이다. 분할은 영상의 구성성분 중 관심영역(ROI)을 분리시키는 것으로 관심대상 물체가 분리되었을 때 이 과정이 끝나게 된다.

영상처리(image processing)의 가장 어려운 과정 중의 하나인 영상 분할의 정확도를 높이기 위해서는 적용환경에 대한 변화를 고려해야 한다. 일반적으로 영상 분할은 문턱치(thresholding), 영역성장(Region growing), 영역분리(Region splitting), 영역병합(Region merging) 알고리즘 등을 점(point)이나 에지(edge)를 검출하고 적용시키며, 화소(pixel)에 대한 밝기 값의 특성들을 활용하여야 성공적인 분할이 가능하다¹⁶⁾. 본 논문에서는 유방영상의 미세석회화를 검출하기 위해 적응문턱치를 제안한다. 에지 정보의 안정성을 위해 문턱치(thresholding)를 적용시킬 때 적응문턱치를 적용하여 각 픽셀의 값들을 단계별 분류를 한 후, 분할되어진 영상이 가지는 에지 정보에서 벡터(vector)를 추출하여 분할하였다. 실험영상의 적응문턱치는 1 단계에서 8 단계까지 나누어서 실험하였으며, 윈도우 크기는 15*15, 평균값(mean value)은 0.2로 설정하여 결과를 나타낸다(Fig. 6).

$$a_i = \frac{Pixel_i}{n}, [i=1, \dots, n] \dots\dots\dots (식. 2)$$

$$Thr_i = \frac{a_i - a_{i-1}}{2} \dots\dots\dots (식. 3)$$

식 2, 3은 픽셀이 가지는 영상강도를 n 등분 분할하여 간격이 ai-1과의 간격 중 평균값의 위치에서 단계별 표준값을 결정하게 한다.

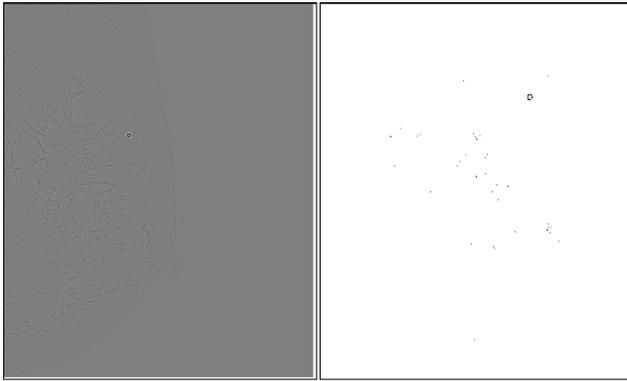


Fig. 6. DoG 필터의 Adaptive thresholding 적용 결과

3) 추정 최대화(Expectation Maximization)

패턴 인식(Pattern recognition)은 교사적(supervised) 방법 및 비교사적(unsupervised) 방법 중의 하나를 이용하여 학습의 과정을 거친다. 비교사적 학습의 경우 표본의 수가 너무 많아서 비용이 너무 많이 들거나 데이터에 대한 클래스 라벨이 주어지지 않을 경우 많은 데이터 집합들이 원형 집합으로 압축되어 질 수 있는 경우에 사용된다^{15,17)}.

패턴인식의 하나인 EM 알고리즘은 숨겨진 정보를 포함하고 있는 문제에서 숨겨진 정보의 최적의 해를 찾는 데 매우 유용한 방법이다. 본 연구에서는 EM 최적화 알고리즘의 한 방법인 K-means 알고리즘을 사용한다¹⁸⁾. 알고리즘의 계산절차는 임의의 초기값에서 추정(E)~최대화(M) 과정을 수렴할 때까지 반복해서 군집의 중심을 찾는 것이다.

$$c(x) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n, \quad x = x_n \quad n = 1, \dots, N$$

..... (식. 4)

$$D = \sum_{n=1}^N d(x_n, y_{i(n)})$$

..... (식. 5)

E 과정에서 중심으로부터 군집을 선택하여 결정하고, 그리고 M 과정에서 거꾸로 군집부터 중심을 결정하는 반복하는 추정 알고리즘이다. 추정 최대화 알고리즘은 다음의 단계를 거쳐서 수행된다(Fig. 7).

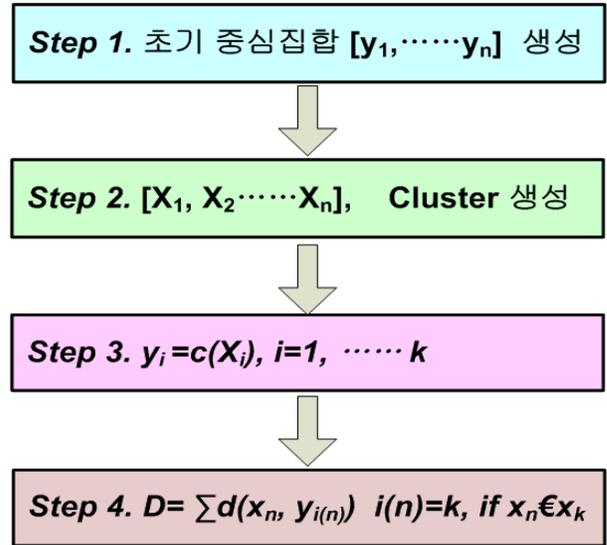


Fig. 7. EM 알고리즘의 순서도

1 단계에서 데이터 집합으로부터 임의의 K의 벡터를 선택하고 초기 중심 집합을 만든다. 다음으로 2 단계에서 x_n 이 y_i 에 근접한다면 클러스터 x_i 에 속하도록 라벨링(Labelling)한다. 따라서 데이터 집합은 k개의 군집들로 나누어진다.

그리고 3, 4 단계는 새로운 군집들에서 각각의 중심을 갱신하고, 데이터와 가장 가까운 클러스터 중심들과 거리의 합으로 총 오차를 구한다. 그리고 안정될 때까지 2 단계에서 4 단계는 반복 계산을 하게 된다.

III. 실험 결과

1. 전체 영상의 결과

실험 결과의 유방영상은 제안된 알고리즘에 의해 검출된 전체 석회화의 영상 및 좌표를 나타내고 있다(Fig. 8, 9). 우측은 검출된 좌표로부터 가장 가까이 있는 석회화 사이의 자동 그룹화된 결과이며, 좌표만을 나타내어 보다 쉽게 알 수 있다.

영상 실험에서는 7개의 미세석회화 그룹으로 나뉘었으며 각 영역별로 색을 달리하여 표현하고 있다. Fig. 9에서는 각 군집화(Clustering)의 부분만을 분리하여 제시한다. 노란색은 각 미세석회화 그룹의 중심점을 나타내고 클러스터별 다양한 색을 사용하여 미세석회화의 좌표를 찾아내었다. 클러스터 2는 병변으로 오인할 소지가 있는

점에 대해서 검사 전에 마킹(marking) 부분을 미세석회화로 인식해서 찾은 부분이므로 검사결과에서 제외한다. 일반적으로 임상에서의 유방암의 악성병변으로 추측되는 밀집된 미세석회질의 의미는 1cm 이내에 군집된 미세석회화가 4~5개 이상 분포하는 것이다.

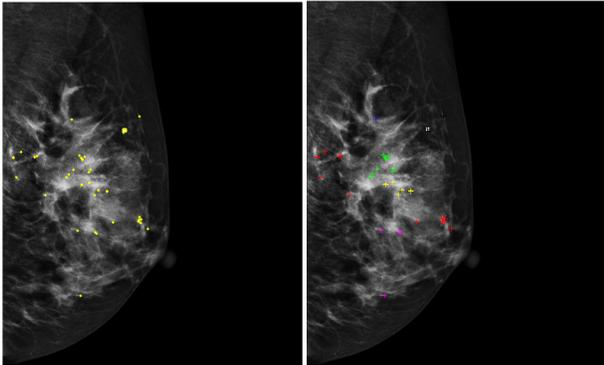


Fig. 8. 미세석회화 좌표로부터 Cluster 결과(image)

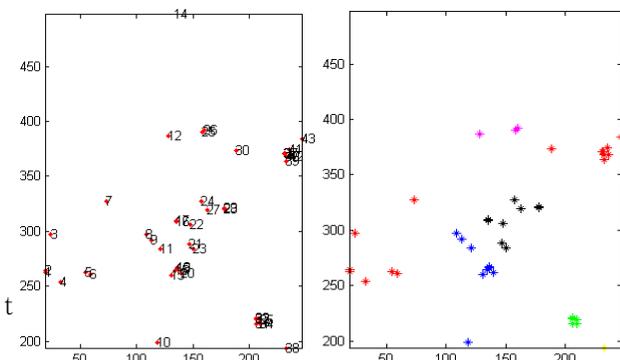


Fig. 9. 미세석회화 좌표로부터 Cluster 결과(Data)

2. 개별 Cluster의 결과

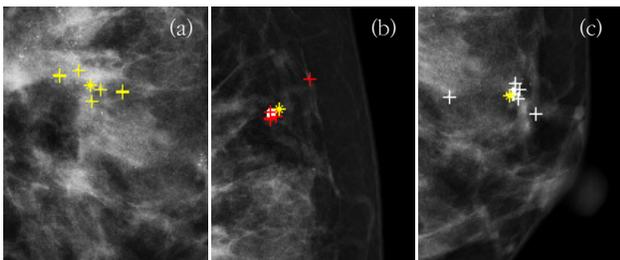


Fig. 10. 미세석회화의 개별 Cluster 결과 (1)
(a) Cluster 3, (b) Cluster 2, (c) Cluster 1

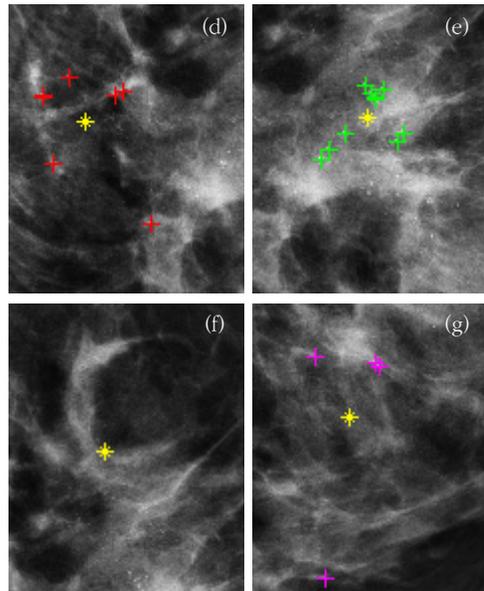


Fig. 11. 미세석회화의 개별 Cluster 결과(2)
(d) Cluster 7, (e) Cluster 6
(f) Cluster 5, (g) Cluster 4

Table 1. Comparison of class with diameter on microcalcification
1 pixel = 0,0485 mm

좌표 Group	coordinate	Cluster Diameters (pixel)	Cluster Diameters (mm)	total calc. No.	위험도
Cluster 1	x	59	2,7022	8	cancer
	y	27	1,3095		
Cluster 2	x	27	1,3095	6	marker
	y	27	1,3095		
Cluster 3	x	43	2,0855	8	cancer
	y	21	1,0185		
Cluster 4	x	32	1,5520	4	no
	y	110	5,3350		
Cluster 5	x	32	1,5520	2	no
	y	0	0		
Cluster 6	x	41	1,9885	10	cancer
	y	37	1,7945		
Cluster 7	x	54	2,6190	7	cancer
	y	73	3,5405		

실험 결과에서 전체 미세석회화의 좌표는 39개를 나타낸다. 이것을 6개의 그룹으로 자동 분류할 수 있고, 그룹별로 다양한 분포형태를 보이고 있다. 그룹 7과 그룹 6은

타원형에 가까운 형태를 보이고 있으며, 나머지는 수평 또는 수직의 분포를 가진다. 그리고 그룹별 직경은 중심점으로부터 x 방향, y 방향에 대해서 구했으며, 그 범위 정도가 10 mm 안에 몇 개의 석회화가 존재하는가를 통해서 암으로의 발전 예측의 진단을 하고자 한다. 마커(marker)를 검출한 그룹 2의 정보를 제외한 6개의 그룹에서 모두 직경은 3.5 mm 이하이다. 석회화의 개수는 그룹 4와 그룹 5가 석회화가 4개, 2개로서 조건을 만족시키지 못한다. Table 1과 같이 그룹 1이 직경 2.7 mm 내에 8개, 그룹 3이 직경 2.0 mm 내에 8개, 그룹 6이 1.9 mm 내에 10개, 그룹 7이 3.5 mm 내에 7개를 나타내고 암으로 진단될 가능성이 있는 그룹으로 판정되었다.

IV. 고 찰

유방암과 석회화의 관계를 보면 모든 유방암에서 미세석회화 소견이 보이는 것은 아니며, 30~50% 정도로 보고하고 있으며, 다른 연구에서는 진단 예측률은 20~30%라고 보고하며, 이는 미세석회화가 유방암의 예측 인자로서 의미가 있다는 것을 말해준다.

그리고 관상피내암에서 미세석회화 발견은 70~80% 정도로 상관관계가 매우 높은 것으로 판정할 수 있다. 또한 석회화 크기로 2 mm 이하를 미세석회화라고 진단하며, 그 중 악성병변에 주로 0.5 mm 이하로 나타나며, 특히 1 cm 이내에 5개 이상의 군집된 의미를 내포할 때 유방암으로 판정될 가능성이 높다고 본다. 한편 유방암의 예측인자로서 미세석회화의 형태 및 크기도 임상적 의미를 가진다. 그러나 본 연구에서는 다양한 크기 및 형태에 대해서는 고려하지 않았고, 0.5 mm 이하의 미세석회화를 대상으로 했으며, 분포하는 좌표에 연구 방향을 맞추었으며, 임상에서의 의학적 의미를 가지는 군집성에 대해서만 그 영향과 의미를 평가하고자 하였다.

V. 결 론

유방암에서의 관상피내암에서는 미세석회화의 생성과 상관관계가 매우 높다. 유방에서 석회화는 매우 흔한 소견으로 이중에서 2 mm 이하의 석회화를 미세석회화라고 진단으로 정의하며, 악성에서는 주로 0.5 mm 이하의 크기를 가지며 밀집된 미세석회화의 의미는 1 cm 이내에 4~5개 이상의 군집된 형태로 정의하고 있다. 미세석회화

를 검출하고 그룹화를 활용한 임상적 적응을 위하여 본 연구에서는 다음 3 단계의 알고리즘을 제안한다.

DoG 필터는 가우시안 필터에 의해 처리된 두 개 영상의 차이를 구하고, 저역통과필터의 수행으로 잡음 및 배경영역을 제거한다. 다음의 단계는 적응 문턱치 알고리즘을 적용하고, 마지막 단계로 그룹화 된 미세석회화의 자동 검출을 위해 추정 최대화(EM) 알고리즘을 사용한다. 실험결과 전체 미세석회화의 좌표는 39개가 계산되었고 각 좌표들로부터 6개의 그룹이 생성되었다. 결과 그룹 1이 직경 2.7 mm 내에 8개, 그룹 3이 직경 2.0 mm 내에 8개, 그룹 6이 1.9 mm 내에 10개, 그룹 7이 3.5 mm 내에 7개를 나타내고 암으로 진단될 가능성이 있는 그룹으로 판정되었다. 따라서 개발된 알고리즘은 미세석회화의 컴퓨터자동검출 알고리즘으로 사용될 수 있고, 향후 다수의 유방영상을 통해 재현성과 안정성을 평가할 것이다. 또한 악성병변을 가지는 0.5 mm 이하의 미세석회화의 분포성향에 대해서만 분석했지만 모양과 크기에 대해서도 분석을 할 것이다.

참 고 문 헌

1. 임인숙 : 유방암, 손상된 몸과 여성성의 위기감, 한국여성학, 22(4), 1-42, 2006
2. 김홍병, 차경호 : 유방촬영술상 석회화의 의미, 대한외과학회지, 55(1), 22-27, 1998
3. 강선희, 정기용, 김유사, 최진수, 이상숙 : 단순 유방촬영술상 발견된 미세석회화의 병리학적 결과 : 77예의 분석, 대한외과학회지, 66(1), 5-9, 2004
4. Holland R, Mravrinac M : mammographically occult breast cancer : radiological presentation : pathologic and radiologic study, Cancer, 52, 1810, 1983
5. Kopans DB, Meyer JE : Benign lymph nodes associated with dermatitis presenting as breast masses, Radiology, 137, 15, 1980
6. Kopans DB, Wood WC : Palpable breast masses, The importance of preoperative mammography, JAMA, 246, 2819, 1981
7. Rilniks, Leis HP Tr : Clinical diagnosis of breast lesion, The breast, The CV Mosby Company Saint Louis, 75, 1978
8. 신진욱, 박동선 : An Effective Microcalcification Detection in Digitized Mammograms Using Morphological analysis and Multi-stage Neural Network, 한국통신학회, 29(3c), 374-386, 2004

9. Unser M : A review of wavelet in biomedical applications, Proc of IEEE 84, 624–638, 1999
10. Zhang M, Jabbi B : Hough spectrum and geometric texture feature analysis, Proc. of IEEE international conference on Pattern Recognition, 583–585, 1994
11. Li H, Jane V : Markov Random Filed for tumor detection in digital mammography, IEEE TMI, 14, 565–576, 1995
12. Howe JR, Kraybill WG : Needle localization breast biopsy : A Model for multidisciplinary quality assurance, journal of Surgical Oncology, 98, 233–239, 1995
13. 이정철, 박상근 : 맘모그램 영상에서의 군집화된 미세석회질 컴퓨터 보조 검출 시스템 구현, 한국정보과학회학회, 33(2A), 2006
14. Tahoces PG, Vidal JJ : Computer-assisted diagnosis : The classification of mammographic breast parenchymal pattern, Physics of Medicine and Biology, 40(1), 103–117, 1995
15. Sullivan GD, Baker KD, Anderson JADW: Use of multiple difference-of-gaussian filters to verify geometric models, image and vision computing, 3(4), 192–197, 1986
16. Gonzalez RC, Woods RE : Digital image processing, 3rd Edition, Prentice hall, 104–198, 2007
17. Paradopoulos A, Fotiadis DI, Costaridou L : Improvement of microcalcification cluster detection in mammography utilizing image enhancement techniques, Computers in biology and medicine, 38, 1045–1055, 2008
18. Cheung Y M : k-Means : A new generalized k-means clustering algorithm, Pattern Recognition Letters, 24, 2883–2893, 2003

• Abstract

Development of Automatic Cluster Algorithm for Microcalcification in Digital Mammography

Seok-Yoon Choi · Chang-Soo Kim¹⁾

Dept. of Medical Engineering, Korea University

¹⁾*Dept. of Radiological Science, College of Health Sciences, Catholic University of Pusan*

Digital Mammography is an efficient imaging technique for the detection and diagnosis of breast pathological disorders. Six mammographic criteria such as number of cluster, number, size, extent and morphologic shape of microcalcification, and presence of mass, were reviewed and correlation with pathologic diagnosis were evaluated. It is very important to find breast cancer early when treatment can reduce deaths from breast cancer and breast incision. In screening breast cancer, mammography is typically used to view the internal organization. Clusterig microcalcifications on mammography represent an important feature of breast mass, especially that of intraductal carcinoma. Because microcalcification has high correlation with breast cancer, a cluster of a microcalcification can be very helpful for the clinical doctor to predict breast cancer. For this study, three steps of quantitative evaluation are proposed : DoG filter, adaptive thresholding, Expectation maximization. Through the proposed algorithm, each cluster in the distribution of microcalcification was able to measure the number calcification and length of cluster also can be used to automatically diagnose breast cancer as indicators of the primary diagnosis.

Key Words : Breast cancer, Digital Mammography, Computer-aided detection, Microcalcification, Cluster