

유방 초음파 영상에서 질감 특성을 이용한 악성종양 분석

조진영¹, 예수영^{2*}

¹웰니스병원, ²부산가톨릭대학교 보건과학대학 방사선학과

Analysis of Malignant Tumor Using Texture Characteristics in Breast Ultrasonography

Jin-Young Cho¹, Soo-Young Ye^{2*}

¹Wellness hospital of radiology

²Dept. of Radiological Science, College of Health Science, Catholic University of Pusan

요 약 조기 유방암을 진단하기 위해서는 유방초음파 판독이 매우 중요하다. 초음파 검사는 초음파장비에 따라 화질의 차이가 심하게 나타날 뿐만 아니라 검사자의 경험과 숙련 정도에 따라 진단의 차이가 크게 나타난다. 따라서 정확한 진단과 치료를 위하여 객관적인 판단기준이 필요하다. 이에 본 연구에서는 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix) 알고리즘을 적용하여 질감 특성을 분석하고 특징파라미터들을 추출하여 신경망분류기를 이용하여 유방암을 진단하였다. 유방초음파 영상은 정상 조직과 양성, 악성 종양으로 분류하여 질감 특성 파라미터 6가지를 추출하였다. 유방초음파검사로 진단된 정상 영상, 양성 및 양성종양 영상 각각 14증례를 대상으로 추출된 6개의 파라미터들을 적용하여 다층 퍼셉트론 신경망구조 역전파 학습방법으로 학습을 시켰다. 학습된 모델에 정상 유방 영상 51증례, 양성종양 영상 62증례, 악성종양 영상 74증례의 영상을 사용하여 분류한 결과 95.2%의 분류율을 나타내었다.

• **주제어** : 유방암, 초음파, GLCM, 신경망분류기

Abstract Breast ultrasound readings are very important to diagnose early breast cancer. In Ultrasonic inspection, it shows a significant difference in image quality depending on the ultrasonic equipment, and there is a large difference in diagnosis depending on the experience and skill of the inspector. Therefore, objective criteria are needed for accurate diagnosis and treatment. In this study, we analyzed texture characteristics by applying GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix) algorithm and extracted characteristic parameters and diagnosed breast cancer using neural network classifier. Breast ultrasound images were classified into normal, benign and malignant tumors and six texture parameters were extracted. Fourteen cases of normal, malignant and benign tumor diagnosed by mammography were studied by using the extracted six parameters and learning by multi - layer perceptron neural network back propagation learning method. As a result of classification using 51 normal images, 62 benign tumor images, and 74 malignant tumor images of the learned model, the classification rate was 95.2%.

• **Key Words** : Breast cancer, Ultrasonography, Gray Level Co-occurrence Matrix, Neural network classification

Received 02 June 2019, Revised 21 June 2019, Accepted 24 June 2019

* **Corresponding Author** Soo-Young Ye, Dept. of Radiological Science, Catholic University of Pusan, 57 Oryundae-ro, Geumjeong-gu, Busan, Korea. E-mail: syye@cup.ac.kr

I. 서론

세계적으로 유방암은 여성암 1위를 차지하고 있고, 매년 3%이상씩 증가하고 있다. 건강보험심사평가원에 따르면 국내 유방암 환자 수는 2011년부터 2015년 사이 104,293명에서 141,379명으로 4년간 36%가 증가하였다. 국내 유방암 발생률은 연령에 따라 점점 증가하다가 40~50세에서 64.5%로 가장 높았으며 그 이후에는 감소하는 추세를 보이는데 이는 연령이 증가할수록 유방암 발생률이 증가하는 서구와는 다른 양상이다. 유방암은 조기에 발견하면 95%에 이르는 완치율을 보이지만 유방암이 진행된 경우에는 4기 암의 경우 생존율이 10%이하로 급격하게 감소되므로 유방암을 치료하기 위해서는 무엇보다 조기 발견이 중요하다[1].

유방암 진단에 주로 사용되는 초음파검사는 안전하고 영상획득이 실시간으로 가능하여 의료 영상 검사 방법으로 자주 이용된다. 특히 유방초음파검사는 유방암 조기 발견을 위한 1차 선별 검사로 많이 이용되고 있으며, 유선조직의 특징과 패턴을 분석하여 2차적인 조직검사 유무를 결정하는 중요한 검사이다[2]. 이 검사는 검진 시 통증이 없으며, 치밀 유방을 정확하게 진단할 수 있어 유방진단에 주로 이용된다. 그러나 초음파 검사는 실시간 검사라는 장점에도 불구하고 초음파 장비에 따라 보이는 병변의 영상 화질 차이로 인해 검사자의 경험과 지식에 따라 병변의 진단 결과가 다르게 나타나기 때문에 표준적이고 객관적인 검사 기술이 요구되어 진다[3, 4].

이러한 유방 초음파영상을 이용한 신호 및 영상처리 기술과 자동 영상 최적화 기술, 유방 종괴 자동 검출 및 분류 기술 등, 컴퓨터 보조 진단(Computer aided diagnosis, CAD)을 활용하는 연구들이 활발히 진행되고 있다. 또한 초음파 영상에 나타난 유방암의 악성과 양성 특징들을 분석하여 수치화하는 CAD 관련 많은 연구들이 수행되고 있다[5].

유방초음파검사서 병변을 진단하기 위하여 형상(shape), 경계부(boundary), 내부에코(internal echoes), 후방에코(posterior echoes)등의 특징들을 이용한다. 초음파 영상의 특성상 병변의 불규칙한 경계와 불균일한 병변의 영상 질감을 특징 파라미터로 주로 이용하고 있다[6]. 영상의 질감특징을 구별하는 GLCM(Gray-Level Co-occurrence Matrix) 알고리즘은 공간적 질감 관련 연구에 사용되는 가장 대표적인 알고리즘이다. GLCM

알고리즘은 하나의 픽셀과 그 주변의 픽셀 사이의 관계를 고려하고 영상 내부 또는 관심 영역 내에서 다양한 회색도 레벨(gray level)의 조합된 빈도를 합하여 구성되는 매트릭스 구조를 갖는다[7, 8].

유방 초음파 영상에서 양성과 악성의 중간 범위에 속하는 모호한 영역을 CAD을 이용하여 정확한 평가로 유방암을 조기에 진단할 필요성이 있다.

본 연구 GLCM 알고리즘을 적용하여 유방암 초음파 영상의 질감 특징을 정량화하고, 특징적 파라미터 값을 추출하여 인공신경망(Artificial Neural Network) 분류기를 적용하여 양성과 악성을 분류할 수 있는 컴퓨터보조진단 방법을 제시하였다.

II. 연구 방법

2.1 유방 초음파 영상

유방 초음파 검사 시 양성 종양과 악성 종양의 구별은 매우 중요한 검진 결과가 된다. 물혹(Cyst)의 경우 추적 관찰이 필요하지 않으며 정기적 검진만으로 충분한 검진 결과를 말한다. 양성 종양(Benign tumor)의 경우 약 20~25%의 여성에서 발생하며 암으로 진행되는 경우가 매우 드물어 기본적으로 치료를 필요로 하지 않는 경우가 대부분이다. 하지만 양성 종양은 암이 아니지만 유방암으로 발전될 위험이 있어 정기적인 검진을 받는 것이 중요하다. 악성 종양(Malignant tumor)의 경우 암으로 진행할 가능성이 매우 크며 적극적인 치료를 요하는 상태를 말한다. 따라서 양성 종양과 악성 종양의 구별은 치료 방향을 결정하는 데 중요한 정보를 제공한다[9].

Fig. 1은 물혹, 양성 종양과 악성 종양에 대한 초음파 영상을 나타낸 것이다.



Fig. 1. Breast ultrasound images

2.2 GLCM 알고리즘

GLCM 알고리즘은 분석하고자 하는 영상에 포함되어 있는 공간적 특성을 부각하여 영상의 특징 추출 파라미터들을 결정할 수 있다. 공간적인 특성을 표현하기 위해 현재 화소와 그 이웃하는 화소의 밝기 값에 대한 연관성을 대비, 대조, 상관관계 등과 같은 통계적인 값들이 계산되어 진다. 계산되어진 값을 커널 내의 중심 화소에 새로운 밝기 값으로 나타내어 분석하고자 하는 관심 영역의 부분적인 질감 특징으로 표현하는 기법이다.

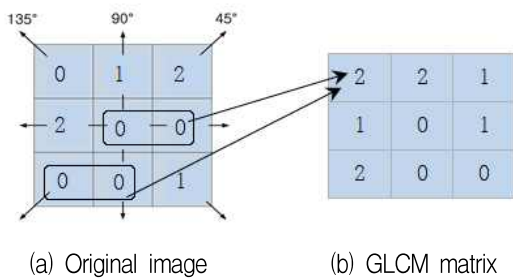


Fig. 2. Direction setting of the neighbor pixel

화소 간의 연관성을 알아내기 위하여 Fig. 2와 같이 필요한 연산 방향을 결정하고, 설정된 방향으로 동시에 존재하는 발생 빈도 값을 행렬 방식으로 표현한다. 즉, (a)의 원본 영상에서 가로 방향일 경우 그림과 같이 0,0에 해당하는 빈도는 2회가 되고 GLCM 매트릭스의 좌표 위치 (0,0)에 2를 넣어 새로운 매트릭스를 생성시킨다. GLCM은 특정 방향의 인접 화소 간의 밝기 값 차이의 빈도를 나타내는 정보이므로 화소의 위치와 무관한 특징이 있다. 이러한 특징이 영상 분석에 주로 사용되는 장점이며, 그 특징값을 사용함으로써 2차원 영상을 화소 단위로 비교하는 것보다 빠른 속도로 비교 분석이 가능하다.

관심 영역에서 GLCM 알고리즘 적용 후 만들어진 새로운 배열에서 Table 1과 같은 특징 파라미터 6가지를 계산하였다.

2.3 신경망 분류기

인공신경망은 다층 퍼셉트론 신경망 구조를 가지는 역전파 학습규칙을 사용하였다. 인공신경망은 신경망을 구성하는 뉴런의 종류와 연결 형태, 그리고 연결링크에 가중치를 부여하는 방식 등에 따라 여러 유형으로 나뉜다.

Table 1. Parameters of the GLCM

Parameter	Equation
Cluster Prominence	$Pro = \sum_{i,j} i + j - \mu_x - \mu_y^4 \cdot P(i,j)$
Energy	$Energy = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i,j)^2$
Entropy	$Ent = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i,j) \log(p(i,j))$
Homogeneity	$HOM = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{p(i,j)}{1+n}, i-j = n$
Sum variance	$SVAR = - \sum_{i=2}^{2n} G_{x+y}(i)(i-SENT)^2$
Information measure of correlation	$f = \frac{HXY - HXY1}{\max HX, HY}$ $HXY = - \sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j))$

where, $p(i, j)$: The (i, j) th entry of GLCM
 $p_x(i)$: The i th entry in the neighbor probability matrix summing the rows of $p(i, j)$
 $p_y(j)$: The j th entry in the neighbor probability matrix summing the rows of $p(i, j)$
 N_g : Level of gray

본 연구에서는 역전파 학습 알고리즘을 이용하는 다층 퍼셉트론을 이용하였다.

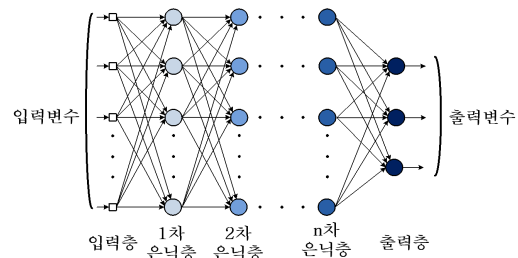


Fig. 3. Structure of the Multi-Layer perceptron

다층 퍼셉트론은 인공신경망의 일종으로서 역전파(back-propagation) 신경망이라고도 하며, 입력층(input layer)과 출력층(output layer) 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 인공신경망 모델로 Fig. 3과 같은 층상 구조를 갖는다. 이때, 입력층과 출력층 사이의 중간층을 은닉층(hidden layer)이라 하며 네트워크는 입력층, 은닉층, 출력층 방향으로 연결된 전 방향(feed forward) 네트워크이다.

학습을 위한 인공신경망 입력 데이터는 6개의 파라미터당 GLCM 알고리즘 분석방향 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 의 데이터 24개를 사용하였고, 출력은 정상, 양

성, 악성의 3종류로 분류되어 나타난다. Fig. 4는 본 연구를 위해 설계된 인공신경망 모델을 나타내었다.

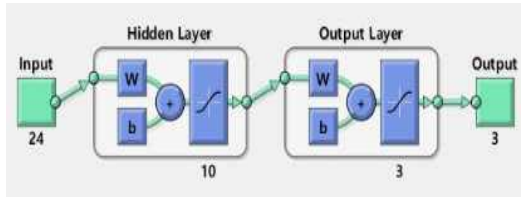


Fig. 4. Artificial neural networks

III. 대상 및 방법

3.1 실험 대상

2016년 9월부터 2017년 9월까지 부산 소재 W병원 내과에서 건강검진을 받는 35~60세까지의 여성을 대상으로 후향적으로 연구를 실시하였다. 전체 유방 중에서 50% 이상 유선조직을 가지고 있는 치밀 유방 여성을 대상으로 하였으며, 만성특이질환자와 심혈관계 질환 치료 중인 자, 다른 인체 암병력이 있는 경우는 제외하였다.

유방초음파 판독은 영상의학과 전문의 1인과 세포병리 결과를 바탕으로 정상(Negative, Category 1) 71 증례, 악성 종양(Malignancy) 89증례, 양성 종양(Benign, Category 2, 3) 중 섬유선종 87증례, 총 247증례의 유방 초음파 영상을 분석하였다. 실험에 사용된 초음파영상의료기는 GE LOGIQ S7, 12MHz Linear probe를 사용하였다.

3.2 실험 방법

유방초음파영상에 GLCM 알고리즘을 적용한 후 얻어진 배열에서 Table 1과 같은 6개의 파라미터들을 추출하였다. 이를 이용하여 인공신경망 분류기를 적용하여 정상, 양성 종양, 악성 종양을 자동 분류하였다. 유방 초음파 영상에서 관심 영역(ROI)은 50×50 픽셀로 설정하였다. 추출된 특징 파라미터 6개는 인공신경망을 이용하여 정상, 양성 종양, 악성 종양의 3종류로 자동 분류하였다.

IV. 결과

4.1 파라미터 질감분석 결과

정상 유방조직 영상 71증례, 악성 종양 89증례, 양성

종양 87증례에 대하여 GLCM(Gray Level CO-occurrence Matrix) 파라미터 즉, Cluster Prominence, Energy, Entropy, Homogeneity, Sum Variance, Information measure of correlation의 6종류를 분석하였다.

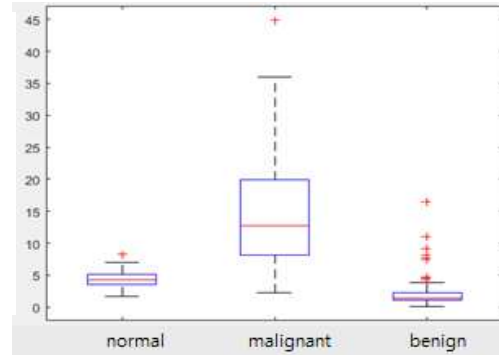


Fig. 5. The result of the Cluster Prominence value

Fig. 5는 명암의 변화 크기를 나타내는 Cluster Prominence 파라미터의 결과값을 나타내었다. 3종류 영상에 대하여 90%의 분류율을 나타내었다.

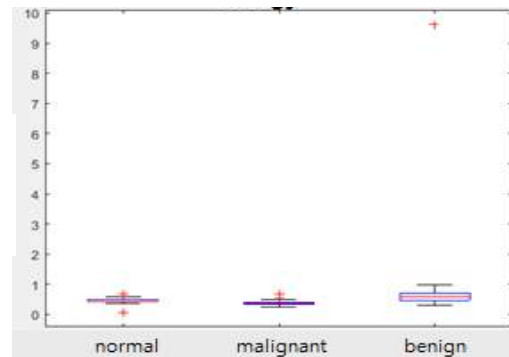


Fig. 6. The result of the Energy value

Fig. 6은 영상의 균질 정도를 나타내는 Energy 파라미터의 결과값을 나타내었다. 3종류 영상에 대하여 12%의 분류율을 나타내었다.

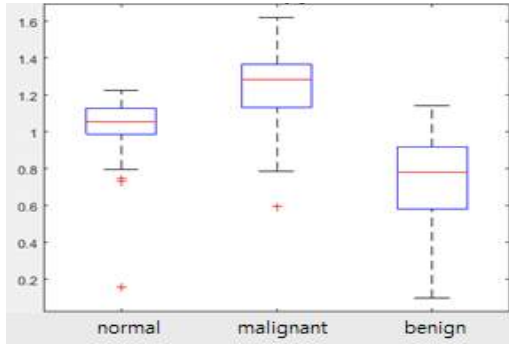


Fig. 7. The result of the Entropy value

Fig.7은 불규칙한 정도의 질감 특징을 나타내는 Entropy 파라미터의 결과값을 나타내었다. 3종류 영상에 대하여 84%의 분류율을 나타내었다.

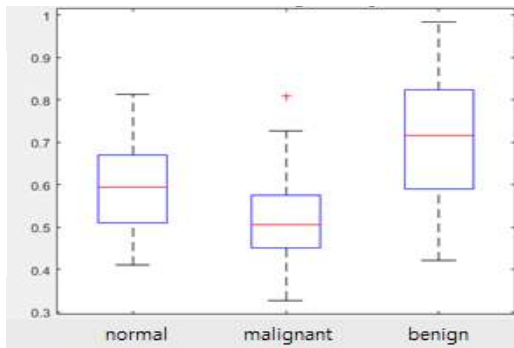


Fig. 8. The result of the Homogeneity value

Fig. 8은 동질성을 가진 화소쌍에 대한 질감 특징을 나타내는 Homogeneity 파라미터의 결과값을 나타내었다. 3종류 영상에 대하여 86%의 분류율을 나타내었다.

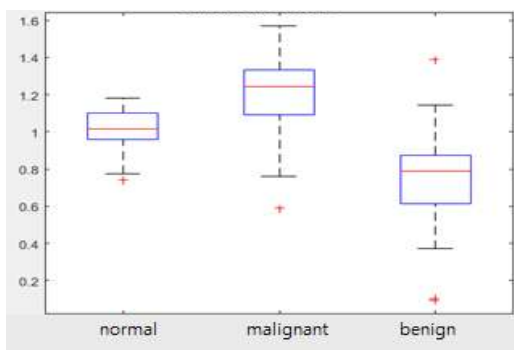


Fig. 9. The result of the Sum variance value

Fig. 9는 명암값의 변화율 차이를 나타내는 Sum variance 파라미터의 결과값을 나타내었다. 3종류 영상에 대하여 64%의 분류율을 나타내었다.

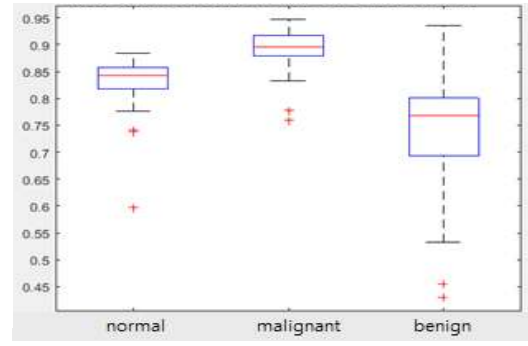


Fig. 10. The result of the Information measure of correlation value

Fig. 10은 GLCM의 유도된 행 배열과 열 배열의 합에 대한 정보를 나타내는 Information measure of correlation 파라미터의 결과값을 나타내었다. 3종류 영상에 대하여 90%의 분류율을 나타내었다.

4.2 인공신경망 분류기

GLCM 파라미터 6개를 이용하여 다층 퍼셉트론 신경망구조의 역전파학습 방법을 이용하여 분류기 모델을 구축하였다.

	1	2	3	
1	13 31.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	16 38.1%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	13 31.0%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	

Fig. 11. Training Confusion Matrix
1. normal, 2. benign, 3. malignant

Fig. 11은 42중례의 영상들을 인공신경망 분류기에 학습시킨 결과를 나타내었고, 학습 영상들에 대해 100%의 분류율을 나타내었다.

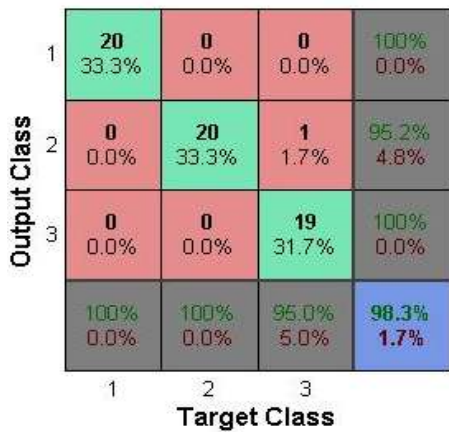


Fig. 12. All Confusion Matrix

1. normal, 2. benign, 3. malignant

Fig. 12는 학습된 데이터를 기초로 인공지능망 분류기 모델을 구축하였고, 이 모델 정상 유방 영상, 악성 종양, 양성 종양 각각 20개씩 60증례를 사용하여 학습을 시켰고, 98.3%의 분류율을 나타내었다.

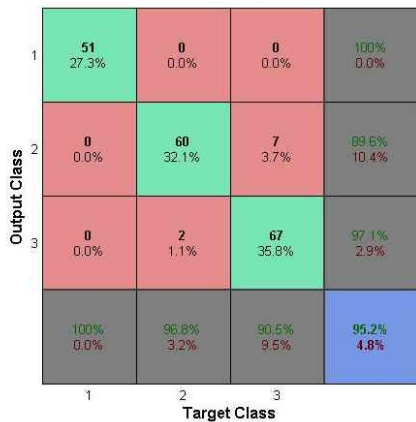


Fig. 13. ALL Confusion Pattern Recognition

1. normal, 2. benign, 3. malignant

Fig. 13은 학습에 사용된 영상을 제외한 데이터를 사용하여 학습으로 구축된 인공지능망 분류기를 이용하여 실험하였다. 정상 유방 영상 51증례, 양성 종양 영상 62증례, 악성 종양 영상 74증례의 영상을 사용하여 분류한 결과 95.2%의 분류율을 나타내었다.

Fig. 14는 유방 초음파 영상 분류에 대한 ROC 곡선(receiver operating characteristic curve)을 나타내었다. 데이터 분석 결과 신경망 분류기의 우수함을 알 수 있었다.

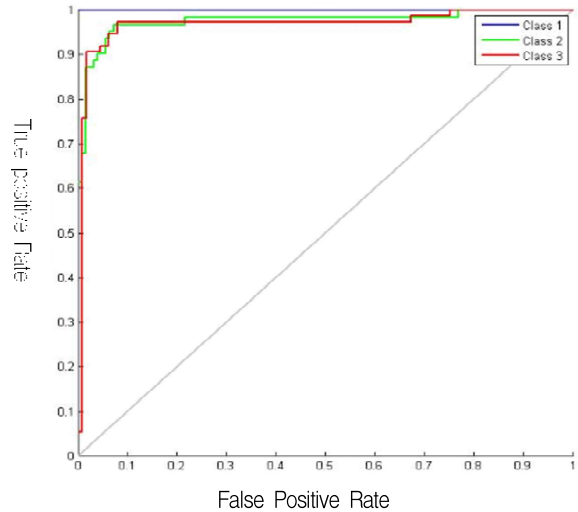


Fig. 14. ROC curve

class 1. normal, class 2. benign, class 3. malignant

V. 고찰 및 결론

유방초음파에서 불명확한 치밀 유선조직에 대한 종양 유무를 확인할 수 있으며 종양을 발견하였을 때 양성인지 악성인지 진단이 가능하다. 하지만 이러한 초음파검사 기술을 습득하는 데는 최소 3년이 걸리며, 전문가가 되기까지는 5년 이상이 필요하다. 초음파에 많이 나타나는 인공물과 허상은 진단적 오류를 범하게 하고 전문가와 초심자와의 판독 내용이 상이하게 나타날 수 있다. 이러한 진단의 불확실성을 개선하고 판독의 오류를 줄이고 판독 결과의 객관성을 추구하고 보다 편리하게 진단할 수 있는 유방암 자동 진단 의료시스템에 관해 많은 연구가 진행되고 있다. 양성 종양에서 악성 종양을 감별해내는 민감도 및 특이도는 연구 개발의 접근방식에 따라 다소 차이가 있다.

Zhuhanag Zhou는 유방질환의 악성과 양성을 분류할 때 종양의 이분의 일을 절단하여 반쪽의 윤곽을 수치값으로 이용하여 분류하였다[10].

유방 초음파 영상을 이용하여 양성과 악성 종양에 대하여 인공지능망(ANN) 분석과 로지스틱회귀(Logistic Regression) 분석의 성능을 비교하였는데 마진(margin)과 경계(boundary)를 특징파라미터로 사용하였다[11].

M. Mehdy 등은 조기 유방암진단을 위한 인공지능망 네트워크를 이용하여 영상의학과 전문의의 수동 진단의 불편함과 눈의 피로에 의한 작은 오류를 허용할 수 있다는 단점을 들어 분류기의 정확도와 시간 단축을 강조하였고, 인공지능망 방법에서 악성과 양성 판정

으로 자동 분류하는 중요한 역할을 한다고 강조하였다 [12].

본 연구에서는 통계적 방법으로 병변 인식률을 나타내었고, 결과 비교를 위하여 역전파 학습 알고리즘이 적용된 인공신경망으로 정상, 악성 종양과 양성 종양으로 분류하였다. 통계적 방법으로 분류하였을 때 6가지 파라미터, 즉 Cluster Prominence, Energy, Entropy, Homogeneity, Sum Variance, Information measure of correlation의 값을 계산하였다. 6가지 정보를 이용하여 인공신경망은 분류 모델을 구축하였고, 이를 이용하여 정상, 양성 종양, 악성 종양을 분류한 결과 분류율이 95.2%로 나타났다.

본 연구의 결과를 임상에 적용하여 판독자의 작업 절차들을 간소화시킬 수 있고, 판독의 오류를 감소시켜 질병의 진단 및 치료에 적극 이용 가능할 것으로 판단된다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 논문은 2018년 부산가톨릭대학교 교내학술연구 과제로 수행되었음.

REFERENCES

[1] S. M. Kim, S. Y. Ye, "Analysis on the Occurrence Factors of High-Risk Diseases of Pregnant Women by the Degree of Obesity," The Korea Institute of Convergence Signal Processing, pp. 118-124, 2018.

[2] B. E. Adrada, S. Krishnamurthy, S. Carkaci, F. E. P. Monetto, "Unusual Benign Tumors of the Breast," Journal of Clinical Imaging Science, vol. 5, no.2, pp. 1-5, 2015.

[3] Doi, Kunio., "Current status and future potential of computer-aided diagnosis in medical imaging," The British Journal of Radiology, pp. S3-S19, 2005.

[4] G.Y. Yoon, J. H. Cha, H. H. Kim, H. J. S., E. Y. C., and W. J. Choi, "Sonographic features that can be used to differentiate between small triple-negative breast cancer and fibroadenoma," Ultrasonography, vol. 37, no. 2, pp. 149-156, 2018.

[5] J. Levman, E. Warner, P. Causer, A. Martel "Semi-Automatic Region-of-Interest Segmentation Based

Computer-Aided Diagnosis of Mass Lesions from Dynamic Contrast-Enhanced Magnetic Resonance Imaging Based Breast Cancer Screening," J Digit Imaging, vol. 27, no. 5, pp. 670-678, 2014.

[6] J. Virmani, V. Kumar, N. Kalra, N. Khandelwal, "Characterization of Primary and Secondary Malignant Liver Lesions from B-Mode Ultrasound," J Digit Imaging, vol. 26, no. 6, pp. 1058-1070, 2013.

[7] R. Guo, G. Lu, B. Fei, "Ultrasound sound imaging Technologies for Breast Cancer detection and management -A review," Comput. Math Methods Med. vol.44, no. 1, pp. 37-70, 2018.

[8] W. K. Moon, C.M. Lo, J. M. Chang, C.S. Huang, J.H. Chen, R.F. Chang, "Quantitative Ultrasound Analysis for Classification of BI-RADS Category 3 Breast Masses," J Digit Imaging, vol.26, no.6, pp.1091-1098, 2013.

[9] S. I. Jung, "Ultrasonography of ovarian masses using a pattern recognition approach," Ultrasonography, vol. 34, no. 3, pp. 173-182, 2015.

[10] Z. Zhou, S. Wu, K.J. Chang, W.R. Chen, Y.S. Chen, W.H. Kuo, C.-C. Lin, P.H. Tsui, "Classification of Benign and Malignant Breast Tumors in Ultrasound Images with Posterior Acoustic Shadowing Using Half-Contour Features," J. Med. Biol. Eng., vol. 35, pp. 178-187, 2015.

[11] S. M. Kim, H. H., J. M. Park, Y. J. Choi, H. S. Yoon, J. H. Sohn, M. H. Baek, Y. N. Kim, Y. M. Chae, J. J. June, J.w. Lee, Y. H. Jeon, "A Comparison of Logistic Regression Analysis and an Artificial Neural Network Using the BI-RADS Lexicon for Ultrasonography in Conjunction with Intraobserver Variability," J Digit Imaging, vol. 25, no. 5, pp. 599-606, 2012.

[12] M. M. Mehdy, P.Y.Ng, E. F. Shair, N. I. Md Saleh, and C. Gome, "Artificial Neural Networks in Image Processing for Early Detection of Breast Cancer," Computational and Mathematical Methods in Medicine, vol. 36, no. 3, pp. 124-150, 2017.

저자 소개

조 진 영 (Jin-Young Cho)



2015년 2월 : 부산가톨릭대학교
방사선학과(공학석사)
2018년 2월 : 부산가톨릭대학교
방사선학과(공학박사)
2008 ~ 현재 : 웰니스병원
초음파실 과장
관심분야 : 의료영상처리, 초음파
영상처리, 초음파 관련 분야

예 수 영 (Soo-Young Ye)



1998년 2월 : 부산대학교
전자공학과(공학석사)
2004년 2월 : 부산대학교
의공학협동과정(공학박사)
2012년 3월~현재 :
부산가톨릭대학교 교수
관심분야 : 의료영상처리,
생체신호처리, 의공학