

# 컴퓨터 보조진단을 위한 초음파 영상에서 갑상선 결절의 텍스처 분석

박병은<sup>†</sup>, 장원석<sup>\*\*</sup>, 유선국<sup>\*\*\*</sup>

## Texture analysis of Thyroid Nodules in Ultrasound Image for Computer Aided Diagnostic system

Byung eun Park<sup>†</sup>, Won Seuk Jang<sup>\*\*</sup>, Sun Kook Yoo<sup>\*\*\*</sup>

### ABSTRACT

According to living environment, the number of deaths due to thyroid diseases increased. In this paper, we proposed an algorithm for recognizing a thyroid detection using texture analysis based on shape, gray level co-occurrence matrix and gray level run length matrix. First of all, we segmented the region of interest (ROI) using active contour model algorithm. Then, we applied a total of 18 features (5 first order descriptors, 10 Gray level co-occurrence matrix features(GLCM), 2 Gray level run length matrix features and shape feature) to each thyroid region of interest. The extracted features are used as statistical analysis. Our results show that first order statistics (Skewness, Entropy, Energy, Smoothness), GLCM (Correlation, Contrast, Energy, Entropy, Difference variance, Difference Entropy, Homogeneity, Maximum Probability, Sum average, Sum entropy), GLRLM features and shape feature helped to distinguish thyroid benign and malignant. This algorithm will be helpful to diagnose of thyroid nodule on ultrasound images.

**Key words:** Ultrasound Image, Thyroid, Texture Analysis, Gray Level Co-occurrence Matrix, Gray Level Run-length Matrix, Statistical Analysis

### 1. 서 론

인체를 검사하는 방법은 매우 다양하며 그 중 가장 쉽게 접근 할 수 있는 방법 중 하나가 초음파 검사이다. 특정 부위를 제외한 인체 거의 모든 부분을 검사할 수 있는 것이 큰 장점이며 검사를 위해 피부를 뚫거나 약물 투약 없이 사용이 간편하다[1]. 최근 생활환경과 식생활의 변화에 따라 과거에 비해 갑상선

질환 및 갑상선 암의 발생 빈도가 급속도로 증가하고 있다[2]. 갑상선은 후두와 기관 앞에 붙어있는 내분비기관으로 해부학적으로 피부와 가깝고 초음파상으로 균일한 에코발생도로 주변 구조물과 잘 구별되는 특징이 있다. 갑상선은 초음파상에서 갑상선 질환의 초기 진단 뿐만 아니라 양성 결절 및 갑상선 암의 수술 후 상태 관찰에서도 매우 중요한 역할을 수행한다[3]. 그 중 갑상선 결절 진단에서 가장 중요한 문제

※ Corresponding Author: Sun Kook. Yoo, Address: (03722) 50-1, Yonsei-ro, Seodaemun-gu, Seoul, Korea, TEL: +82-2-2228-1921, FAX: +82-2-363-9923, E-mail: sunkyoo@yuhs.ac

Receipt date: Aug. 21, 2016, Revision date: Dec. 6, 2016  
Approval date: Dec. 20, 2016

<sup>†</sup> Dept. of Medical Eng., Graduate school, Yonsei University (E-mail: bepark@yonsei.ac.kr)

<sup>\*\*</sup> Dept. of Medical Eng., Yonsei University College of Medicine Clinical Trials Center for Medical Devices, YUHS (E-mail: ws.jang@yuhs.ac)

<sup>\*\*\*</sup> Dept. of Medical Eng., Yonsei University College of Medicine

※ This work was supported by R&D Program of ministry of Trade, industry and Energy/korea Evaluation institute of industrial Technology(Grant No, MOTIE/KEIT 10048528, Development of ICT based Wireless Ultrasound Solution for Point-of-Care Applications)

는 세포의 악성여부를 판단하는 것이다. 이를 판단하는 가장 유용한 방법은 세침흡인검사이다. 이 검사는 시술의 편리성, 안정성 및 정확성으로 인해 갑상선암을 진단하기 위한 중요한 검사로 사용되고 있다. 그러나 초음파 유도하에 갑상선 결절에 접근이 가능한 경우라도 만족할 만한 세포 표본을 얻지 못하는 경우가 많아 세침흡인검사에 대한 논란이 계속되고 있다. 이전 연구에 따르면 갑상선암을 나타내는 특징적인 초음파 상의 조건들이 있으며 이는 세침검사의 적용기준이 된다고 주장하였다[4].

이러한 문제들을 해결하기 위해 많은 연구들이 진행되어 왔다[5]. Seong-Jin ko(2013) 등의 연구에 의하면 정상 갑상선 영상과 갑상선 유두암(Papillary cancer)을 대상으로 질감분석을 이용하여 컴퓨터 자동진단의 검출 효율을 나타내었다. 이 연구에서는 초음파 영상에서, 관심영역을 50x50 픽셀의 크기로 분할 한 뒤, 히스토그램 평활화로 전처리 후 6가지 질감 파라미터(평균 밝기, 평균 대조도, 평탄도, 왜도, 균일도, 엔트로피)를 적용하였다. 그러나 이 연구는 병리학적으로 진단된 양성과 암에 대한 영상을 바탕으로 실험하지 않았으며, 임상 증례의 수가 적다는 한계가 있다. 또한, ROI 선정에 있어 임의적으로 부분을 선택함으로써 주관 개입을 고려할 수 있다[6].

본 연구에서는 갑상선 초음파 판독의 제한적 문제를 최소화하고 갑상선 양성 종양과 암 종양의 구분을 위해 다양한 텍스처를 사용하였다. 명확한 텍스처를 분석하기 위해 양선형 보간법을 사용하여 갑상선 초음파영상의 화질을 높였고, 활성 윤곽선 모델(Active contour model algorithm)을 이용하여 갑상선 병변 영역을 분할하였다. 분할된 갑상선 영역의 텍스처를 분석하기 위해 18개의 파라미터를 적용하였고, t-검정을 통해 통계적 유의성을 검증하였다.

본문의 구성은 다음과 같다. 본 논문의 2장에서는 갑상선양성과 갑상선암의 병변영역 분할과 적용한 텍스처를 설명하고, 3장에서는 실험 결과를 보여준다. 그리고 4장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

## 2. 연구 방법

### 2.1 연구 대상

본 연구에 사용된 갑상선초음파 영상은 갑상선 양성 종양과 갑상선 암을 실험대상으로 하였다. 갑상선

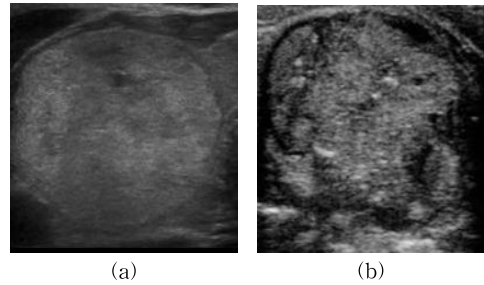


Fig. 1. Thyroid benign image (a) and Thyroid cancer image (b).

양성 종양(Fig. 1. Thyroid benign image(a))에서 둥근 모양과 둥근 경계를 띠는 것을 확인할 수 있다. 그에 반해 갑상선 악성 종양(Fig. 1.Thyroid cancer image(b))에선 불규칙한 모양을 띠며, 불분명한 경계를 볼 수 있었다. 또한, 악성 종양의 내부에코는 비균질성 내부에코를 띄거나 현저한 저에코를 볼 수 있다. 석회화 부분에서는 양성과 암 모두 비슷하게 나타났으나 거친 석회화나 미세석회화는 주로 악성 종양에서 확인하였다. 실험 방법의 전처리 과정으로 양선형 보간법(Bilinear interpolation)을 사용하여 갑상선 초음파 영상의 화질을 높였고, 각 획득된 영상에 대해 제안된 알고리즘은 MATLAB(R2014a release, Ver 7.4, MathWorks Inc, USA)를 기반으로 개발되었다.

### 2.2 알고리즘 구조

본 논문에서는 갑상선 결절 검출 알고리즘을 제안한다. 전처리 과정 후 획득된 영상에서 질감특징을 추출하였다. 도출된 결과를 가지고 통계적인 방법인 t검정을 이용하여 통계적 유의성을 검증하였다. Fig.

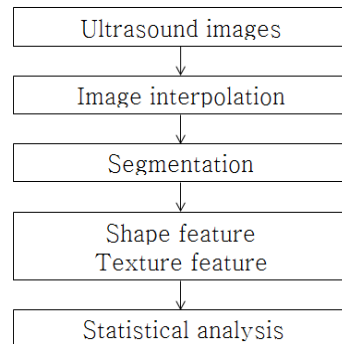


Fig. 2. Flowchart for thyroid detection algorithm.

2에 갑상선 결절 검출 흐름도를 나타내었다.

### 2.3 활성 윤곽선 모델(Active contour model)

본 논문에서는 갑상선 병변 부위를 초음파 영상 배경과 분할하기 위해 활성 윤곽선 모델(Active contour model)을 사용하였다. 활성 윤곽선 모델은 분할하고자 하는 물체 경계를 따라 영상 데이터, 사용자가 지정한 초기 포인터, 윤곽선 특성과 외부 제약들을 통합하여 윤곽선을 찾아낸다[7]. 갑상선 병변 주위에 초기 포인터들을 설정하고 병변의 윤곽선을 추출하였다. 윤곽선은 식(1)와 같이 표현된다.  $x(s)$ ,  $y(s)$ 의 좌표이다. 윤곽선에 따른  $x$ ,  $y$  전체 활성 윤곽선 모델의 에너지 함수 E는 식(2)와 같이 정의된다.

$$v(s) = (x(s), y(s)) \quad (1)$$

$$E = \int_0^1 E_{INT}(v(s)) + E_{Img}(v(s)) + E_{Con}(v(s)) ds \quad (2)$$

$E_{INT}(v(s))$ 는 Active contour model의 내부에너지로 윤곽선 모양의 특성인 연속성(continuity)과 부드러움(smoothness)을 측정한다.  $E_{Img}(v(s))$ 는 영상에서 에지나 선처럼 원하는 특징 점을 측정하며,  $E_{con}(v(s))$ 는 물체의 형태에 따라 외부적으로 정해지는 값이다. 내부 에너지의 최소화 연산을 반복하면 초기 포인트는 개체 방향으로 이동한다. 이동된 포인트 간격이 등간격이 되면서 윤곽선을 도출한다[8].

### 2.4 특징 추출

#### 원형도(circularity)

갑상선 초음파의 양성종양과 암의 형태를 비교하기 위해 모양 묘사자인 원형도(circularity)를 적용하였다. 원형도는 객체의 원형성을 측정하는 척도로 1 값을 기준으로 원의 형태를 수치로 나타낸 것을 말한다. 원형도의 계산은 아래의 식(3)을 통해 이루어진다. P는 영역의 둘레이고, A는 영역의 면적을 의미한다.

$$circularity = \frac{P^2}{4\pi A} \quad (3)$$

텍스처를 인식하고 구분하는 방법은 통계적 방법, 구조적 방법, 푸리에 스펙트럼 분석방법 등이 있다. 그 중 텍스처분석으로 자주 사용되는 방법은 밝기 히스토그램에 대한 통계적 속성을 기반한다[9]. 본 논문에서 사용한 밝기 히스토그램에 기초한 묘사자들로 5가지 파라미터를 사용하였다(Table 1)

Table 1. Mathematical description of the First order statistics features

Feature	Description
Mean( $m$ )	$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$
Skewness( $\mu^3$ )	$\mu^3 = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 p(z_i)$
Entropy( $Ent$ )	$Ent = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$
Energy( $E$ )	$E = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$
Smoothness( $S$ )	$S = 1 - (1/\sigma^2)$

[10].

#### GLRLM(Gray level run length matrix) 알고리즘

텍스처를 나타내는 통계적 접근 방법인 명암도 작용 길이(Gray Level run length matrix)를 적용하였다. 명암도 작용 길이(Gray level run length matrix)는 같은 그레이 레벨 값을 가진 픽셀이 연속적으로 나타나는 길이를 말한다[11]. 이 값은 길이와 명암도에 대한 2차원 행렬로 나타내어진다. 또한, 좌표 값의 출현 방향은 영상에서  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$  4가지가 있다. 본 논문에서는 Low gray level run Emphasis, High gray level run Emphasis 2가지 파라미터를 이용하였고 좌표 값의 출현 방향은  $0^\circ$ 로 적용하여 텍스처를 정량화하였다(Table 2).

#### GLCM(Gray level co-occurrence matrix) 알고리즘

초음파 영상의 텍스처 특성을 잘 드러내기 위해 GLCM을 적용하였다. GLCM을 이용한 방법은 원 영상에서 해당 그레이 레벨 쌍의 출현횟수를 기본으로 한다[12][13]. 마스크 영역 내의 중심화소와 그 이웃하는 화소의 밝기 값(Digital number)의 관계를 이용

Table 2. Mathematical description of the GLRLM features

Feature	Description
Low gray level run Emphasis(LGRE)	$LGRE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{p(i,j)/s}{i^2}$
High gray level run Emphasis(HGRE)	$HGRE = \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N i^2 p(i,j)/s$

Table 3. Mathematical description of the GLCM features

Feature	Description
Energy	$ENR = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} G(i,j)^2$
Entropy	$ENT = - \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} G(i,j) \ln[G(i,j)]$
Contrast	$CON = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} G(i,j)(i-j)^2$
Difference Entropy	$DENT = - \sum_{i=0}^{n-1} G_{x-y}(i) \ln[G_{x-y}(i)]$
Difference variance	$DVAR = - \sum_{i=0}^{n-1} G_{x-y}(i)(i-DENT)^2$
Maximum probability	$MAXP = MAX_{i,j} G(i,j)$
Sum Entropy	$SENT = - \sum_{i=2}^{2n} G_{x+y}(i) \ln[G_{x+y}(i)]$
Sum Average	$SVAR = \sum_{i=0}^{n-1} i G_{x+y}(i)$
Homogeneity	$HOM = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} G(i,j) / (1 + (i-j)^2)$
Correlation( $I_{cor}$ )	$COR = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} G(i,j)[(i-\mu_x)(j-\mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y}$

하여 설정된 방향으로 동시에 존재하는 화소 값의 순서쌍의 발생 빈도를 행렬 방식으로 정리한 것이다. 좌표 값의 출현 방향은 영상에서 0°, 45°, 90°, 135° 4가지가 있다. 본 논문에서는 총 10가지 파라미터를 적용하였고, 0° 방향으로 고려하여 텍스처를 정량화하여 표현하였다(Table 3).

### 3. 연구 결과

본 연구에 사용된 영상의 전처리, 영상 분할, 그리고 질감 특성은 MATLAB(R2014a release, Ver 7.4,

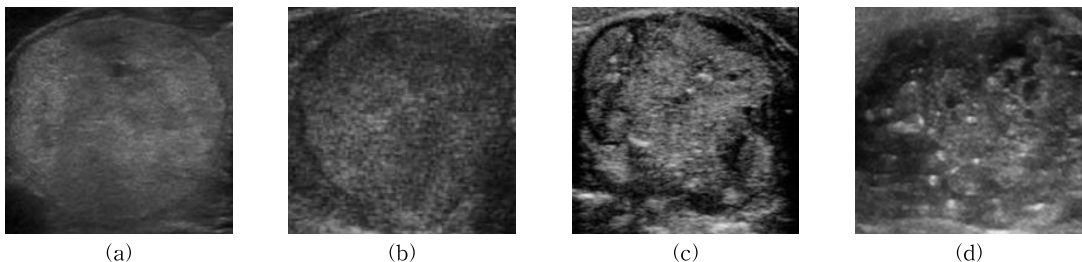


Fig. 3. Thyroid benign image(a),(b) and Thyroid cancer image(c),(d).

MathWorks Inc, USA)를 기반으로 개발되었다. Fig. 3의 (a)와 (b)는 갑상선 양성 종양영역이며, (c)와 (d)는 갑상선 암 영역이다. Fig. 4 활성윤곽선 모델(Active Contour Model) 알고리즘의 초기 단계인 각 병변의 윤곽선에 초기 포인트(Initial Point)를 지정한 것이다. Fig. 5는 초기 포인트(Initial Point)를 토대로 각 10번의 연산반복(Iteration)을 시행한 결과이다. Fig. 6은 선형보간법을 적용한 뒤 활성윤곽선 모델을 사용하여 갑상선 병변 영역을 분할한 결과이다. 초음파 영상은 인공 음영이 가미 될 수 있어 분할의 어려움이 있으나, 활성윤곽선 모델을 적용을 하여 갑상선 병변의 영역이 알맞게 분할 된 것을 확인할 수 있었다.

Fig. 7은 갑상선 양성 종양과 암 종양의 밝기 히스토그램 파라미터 4가지인 Energy, Entropy, Smoothness, Skewness를 적용하였을 때의 결과를 나타낸 것이다. 두 집단의 평균의 차이유무를 판단하는 t-검정(t-test)을 통해 통계적 유의성이 있는지 확인하였다. 갑상선 암은 갑상선 양성 종양보다 높은 Skewness 값(0.610, p < 0.0001), 높은 Entropy 값(6.369, p < 0.0001)과 낮은 Energy 값(0.015, p < 0.0001) 값을 가졌다. 히스토그램 파라미터 중 Mean은 갑상선 양성 종양과 암 종양의 구분하는데 차이가 없었다.

갑상선 양성 종양과 암 종양의 Gray level co-occurrence matrix 알고리즘 파라미터인 Energy, Entropy, Contrast, Correlation 의 6가지를 적용하였을 때의 결과를 나타낸 것이다(Table 4). 10가지 파라미터 모두 0° 방향에 대해 적용하였다. 또한, 두 집단의 평균의 차이유무를 판단하는 t-검정(t-test)을 통해 통계적 유의성이 있는지 확인하였다. 갑상선 양성 종양은 영상의 각 화소들 사이의 밝기 변화가 적어서 상관관계(correlation)값에서는 큰 값을 가졌다. 또한, 갑상선 양성종양에선 명암도 차이를 측정하는 척

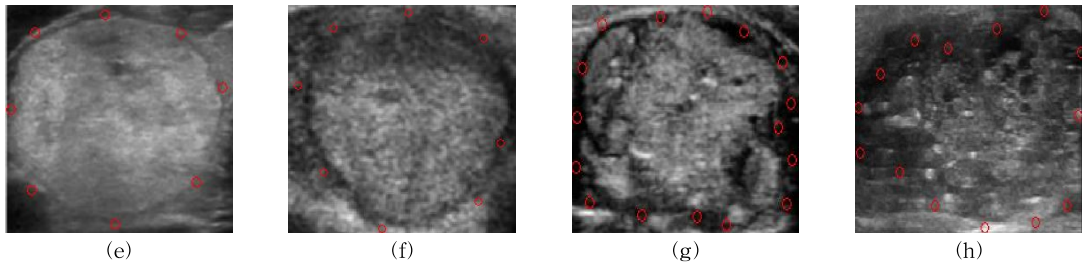


Fig. 4. Initial point of Thyroid benign image(e),(f), Initial point of Thyroid cancer image(g),(h).

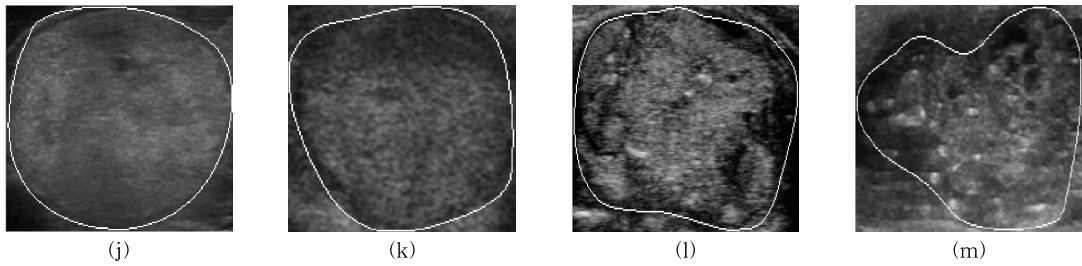


Fig. 5. Iteration of Thyroid benign image(j),(k), Iteration of Thyroid cancer image(l),(m).

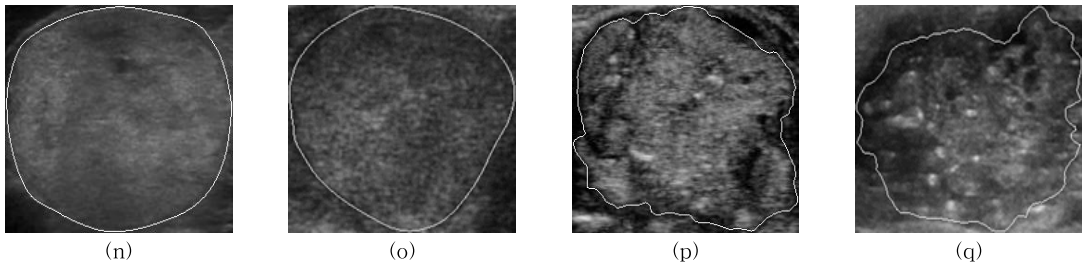


Fig. 6. Thyroid benign segmentation image(n),(o), Thyroid cancer segmentation image(p),(q).

Table 4. Gray level co-occurrence matrix features of benign and cancer (0°)

Feature	Benign	Cancer	<i>p</i>	Feature	Benign	Cancer	<i>p</i>
correlation	0.957±0.019	0.952±0.021	0.0207	Difference Entropy	2.443±0.249	2.790±0.254	<0.0001
contrast	40.651±24.943	69.951±33.615	<0.0001	Homogeneity	0.226±0.054	0.179±0.053	<0.0001
Energy	0.003±0.001	0.001±0.001	<0.0001	Maximum probability	0.008±0.004	0.005±0.002	<0.0001
Entropy	6.278±0.367	6.906±0.341	<0.0001	Sum Average	119.512±28.915	130.158±40.04	0.0129
Difference variance	16.616±9.956	29.607±14.077	<0.0001	Sum Entropy	4.902±0.264	5.208±0.281	<0.0001

도인 대조도는 낮게 나왔다. 갑상선 암에선 밝기값의 랜덤 분포가 커서 엔트로피 값이 크게 나타남을 확인할 수 있었다. 즉, 갑상선 암은 갑상선 양성 종양보다 높은 contrast ( $p<0.0001$ ), Entropy ( $p<0.0001$ ),

Difference variance ( $p<0.0001$ ), Difference Entropy ( $p<0.0001$ ), Sum Average, Sum Entropy ( $p<0.0001$ ) 을 가졌다. 그리고 갑상선 양성 종양은 갑상선 암보다 높은 correlation, Energy ( $p<0.0001$ ), Homo-

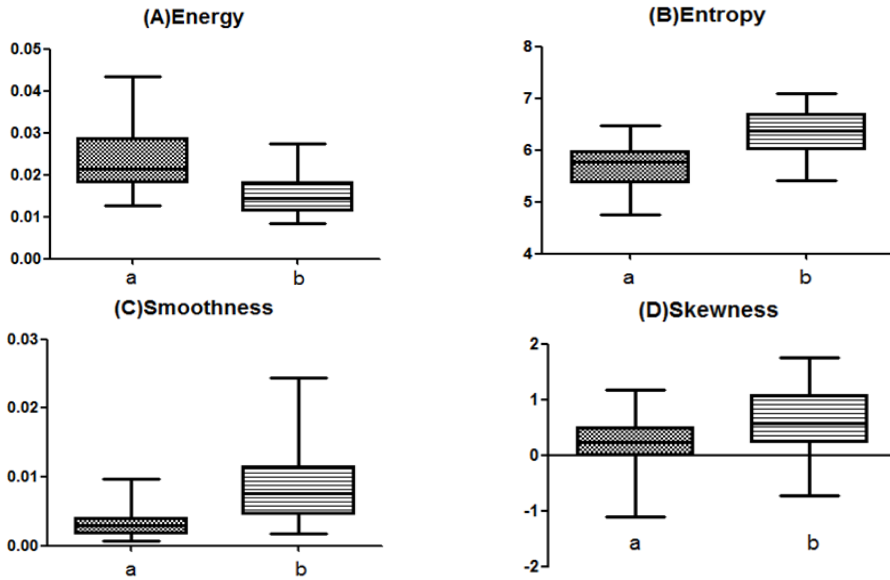


Fig. 7. Boxplot for first order statistics of the (a)benign and (b)cancer.

Table 5. Gray level run-length matrix features and shape feature of Benign and Cancer

Feature	Benign	Cancer	<i>p</i>
Low gray level run Emphasis	0.913±0.022	0.945±0.018	<0.0001
High gray level length Emphasis	1.527±0.229	1.286±0.138	<0.0001
Shape feature circularity	0.202±0.023	0.178±0.018	<.0001

\*Mean±Standard deviation

geneity ( $p < 0.0001$ ). Maximum probability ( $p < 0.0001$ )를 가졌다.

Table 5는 갑상선 양성 종양과 암 종양의 명암도 작용 길이(Gray Level run length matrix)와 모양 묘사자인 원형도(circularity)를 적용한 것이다. 명암도 작용 길이 파라미터 2가지인 Low gray level run length Emphasis, High gray level run length Emphasis와 모양 묘사자인 원형도(circularity)를 적용하였을 때의 결과를 나타낸 것이다. 명암도 작용 길이 파라미터도 0° 방향에 대해 적용하였다. 명암도 작용길이를 적용할 경우, 갑상선 암은 갑상선 양성 종양보다 어두운 그레이레벨이 많기에 높은 Low gray level run length Emphasis 값(0.945,  $p < 0.0001$ ), 낮은 High gray level run length Emphasis 값(1.286,  $p < 0.0001$ )을 가졌다. 또한, 갑상선 암은 상대적으로 울퉁불퉁한 병변의 둘레 모양으로 인해 낮은 circularity 값(0.178,  $p < 0.0001$ )값을 가졌다. 이로써, 갑상

선 암 종양과 양성 종양을 구분하는데 히스토그램 파라미터 Skewness, Entropy, Energy, Smoothness 와 Gray level co-occurrence matrix의 Energy, Entropy, Contrast, Correlation 외 6가지 그리고 Gray Level run length matrix의 Low gray level run Emphasis, high gray level run Emphasis, 모양 묘사자인 원형도(circularity)가 갑상선 양성종양과 암을 구별하는 특징임을 알 수 있다.

#### 4. 결 론

인체를 검사하는 방법은 매우 다양하며 그 중 가장 쉽게 접근 할 수 있는 방법 중 하나가 초음파 검사이다. 특정 부위를 제외한 인체 거의 모든 부분을 검사할 수 있는 것이 큰 장점이며 검사를 위해 피부를 뚫거나 약물 투약 없이 사용이 간편하다. 최근 생활 환경과 식생활의 변화에 따라 과거에 비해 갑상선

질환 및 갑상선 암의 발생 빈도가 급속도로 증가하고 있다. 갑상선은 후두와 기관 앞에 붙어있는 내분비기관으로 해부학적으로 피부와 가깝고 초음파상으로 균일한 에코발생도로 주변 구조물과 잘 구별되는 특징이 있다. 갑상선은 초음파상에서 갑상선 질환의 초기 진단 뿐만 아니라 양성 결절 및 갑상선 암의 수술 후 상태 관찰에서도 매우 중요한 역할을 수행한다. 그 중 갑상선 결절 진단에서 가장 중요한 문제는 세포의 악성여부를 판단하는 것이다. 이를 판단하는 가장 유용한 방법은 세침흡인검사이다. 이 검사는 기술의 편리성, 안정성 및 정확성으로 인해 갑상선 암을 진단하기 위한 중요한 검사로 사용되고 있다. 그러나 초음파 검사를 이용하여 부합하는 세포 표본을 얻지 못하는 경우가 많아 세침흡인검사에 대한 논란이 계속되고 있다. 이전 연구에 따르면 갑상선 암을 표현하는 특징적인 초음파 상의 소견들이 있으며 이는 세침검사의 적응기준이 된다고 주장하였다. 본 연구에서는 갑상선 초음파 판독의 제한적 문제를 최소화하고 갑상선 양성 종양과 암 종양의 구분을 위해 다양한 텍스처를 사용하였다. 명확한 텍스처를 분석하기 위해 양선형 보간법을 사용하여 갑상선 초음파영상의 화질을 높였고, 활성 윤곽선 모델(Active contour model algorithm)을 이용하여 갑상선 병변영역을 분할하였다. 분할된 갑상선 영역의 텍스처를 분석하기 위해 18개의 파라미터를 적용하였고, t-검정을 통해 통계적 유의성을 검증하였다. 적용결과 갑상선 암 종양과 양성 종양을 구분하는데 히스토그램 파라미터 Skewness, Entropy, Energy, Smoothness와 Gray level co-occurrence matrix의 Energy, Entropy, Contrast, Correlation 외 6가지 그리고 Gray Level run length matrix의 Low gray level run Emphasis, high gray level run Emphasis, 모양 묘사자인 원형도(circularity)가 갑상선 양성종양과 암을 구별하는 특징임을 알 수 있다.

## REFERENCE

- [ 1 ] Kim, Mi Young; Park, Young Sun "The Clinical Usefulness of Ultrasound-Guided Fine Needle Aspiration Cytology in Thyroid Nodules", Journal of the Korean Society of Radiological Technology; ISSN 1226-2854; Worldcat; v. 31(2); p. 141-147, 2008.
- [ 2 ] Ho-Cheol Kang "Ultrasonographic, cytologic and genetic diagnosis of thyroid cancers", (Korean J Med, Vol. 77, No. 5, pp. 543-551, 2009.
- [ 3 ] G.H. Tan and H. Gharib, "Thyroid Incidentalomas: Management Approaches Nodules Discovered Incidentally on Thyroid Imaging," *Annals of Internal Medicine*, Vol. 126, No. 3, pp. 226-231, 1997.
- [ 4 ] D.S. Ross, "Neopalpable Thyroid Nodules: Managing an Epidemic," *Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, Vol. 87, No. 5, pp. 1938-1940, 2002.
- [ 5 ] E.L. Mazzaferri, "Thyroid Cancer in Thyroid Nodules: Finding a Needle in the Haystack," *The American Journal of Medicine*, Vol. 93, No. 4, pp. 359-362, 1992.
- [ 6 ] S.J. Ko, J.S. Lee, S.Y. Ye, and C.S. Kim, "Application of Texture Features Algorithm Using Computer Aided Diagnosis of Papillary ThyroidCancer in the Ultrasonography," *Journal Of The Korea Contents Association*, Vol. 13, No. 5, pp. 303-310, 2013.
- [ 7 ] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active Contour Models," *International Journal of Computer Vision*, Vol. 1, Issue 4, pp. 321-331, 1988.
- [ 8 ] Yang, Hwan-Seok, "(A) Study on the Contour Detection using Dual Active Contour Model", Graduate School of Chosun University, 1998.
- [ 9 ] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, Steven L. Eddins Digital Image Processing Using MATLAB , McGraw-Hill, United States, 2011.
- [ 10 ] Lee, Jin-Soo;Ko, Seong-Jin, "Detection Efficiency of Microcalcification using Computer Aided Diagnosis in the Breast Ultrasonography Images " Korean Society of Radiological Science, Vol. 35, No. 3, pp. 227-235, 2012.
- [ 11 ] M.M. Galloway, "Texture Analysis Using Gray Level Run Lengths," *Computer Graphics and Image Processing*, Volume 4, Issue 2, pp. 172-179, 1975.

- [12] R.M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein, "Textural Features for Image Classification," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-3, No. 6, pp. 610-621, 1973.
- [13] Byeong-il Lee, Hyun-ju Choi, "The Study about Imaging Technique of Texture Features," Korea Multimedia Society, 2001. 6, 169-172 (4 pages)



**박 병 은**

2014년 연세대학교 의용전자공학과 학사  
 2014년~현재 연세대학교 생체공학협동과정 석사 과정  
 관심분야: u-health, 의료영상, 생체신호처리 및 패턴인식



**장 원 석**

1995년 2월 연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과 공학사  
 1997년 8월 연세대학교 일반대학원 의용전자공학과 공학석사

2010년 10월 연세대학교 일반대학원 생체공학협동과정 공학박사  
 2004년~2011년 지멘스(주) 초음파사업부 수석연구원  
 2012년~2014년 연세대학교 보건과학대학 방사선학과 조교수  
 2014년~현재 연세대학교 의과대학 의학공학교실 연구조교수  
 관심분야: 생체신호처리, 의료용초음파영상시스템, 의료기기 UX/UI 등



**유 선 국**

1981년 연세대학교 전기공학과 학사  
 1985년 연세대학교 전기공학과 석사  
 1989년 연세대학교 전기공학과 박사

1995년~현재 연세대학교 의과대학 의학공학교실 교수  
 관심분야: u-Health, 의료영상, 스마트 디바이스, 생체신호처리 및 패턴인식, 감성공학