

로그 전력 스펙트럼을 이용한 초음파 영상에서의 장기인식

정희원 박수진*, 손재곤**, 김남철***

Organ Recognition in Ultrasound images Using Log Power Spectrum

Su-Jin Park*, Jae-Gon Son**, and Nam-Chul Kim*** *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 초음파 영상에서 로그 전력 스펙트럼(log power spectrum)을 이용한 장기 인식 알고리즘을 제시한다. 제안한 알고리즘은 크게 특징추출과 특징분류의 두 단계로 구성된다. 특징추출에서는 이동 불변의 성질을 가지는 로그 전력 스펙트럼을 이용하여 전치리를 수행한 입력 영상으로부터 장기 조직의 반향(echo of the tissue) 성분을 추출한다. 특징 분류에서는 마하라노비스(Mahalanobis) 거리를 사용하여 입력영상으로부터 추출한 특징벡터와 각 영상 부류의 평균벡터 사이의 유사도를 측정한다. 실제 초음파 영상에 대한 실험결과는 제안된 알고리즘이 전력 스펙트럼(power spectrum)과 유클리드(Euclid) 거리를 이용한 인식 알고리즘보다 최대 30% 향상된 인식률을, 또 가중 큐프런시(weighted quefrensy) 복소 켈스트럼(complex cepstrum)을 이용한 알고리즘보다 10~40% 향상된 인식률을 보여준다.

Key Words : ultrasound image; log power spectrum; organ recognition; convolution model.

ABSTRACT

In this paper, we propose an algorithm for organ recognition in ultrasound images using log power spectrum. The main procedure of the algorithm consists of feature extraction and feature classification. In the feature extraction, as a translation invariant feature, log power spectrum is used for extracting the information on echo of the organs tissue from a preprocessed input image. In the feature classification, Mahalanobis distance is used as a measure of the similarity between the feature of an input image and the representative feature of each class. Experimental results for real ultrasound images show that the proposed algorithm yields the improvement of maximum 30% recognition rate than the recognition algorithm using power spectrum and Euclidean distance, and results in better recognition rate of 10-40% than the recognition algorithm using weighted quefrensy complex cepstrum.

I. 서론

오늘날, 초음파 영상 진단 장치^{[1][2]}는 선도적인 의료 영상 진단 장치의 하나로서 장기의 조직들에 의하여 반사되거나 산란된 음향파를 이용하여 인간 장기에 관한 해부학적 정보를 제공한다. 현대 초음

파 영상장치는 자기공명 영상장치(magnetic resonance imaging), 컴퓨터 방사선 단층 촬영 장치(computerized tomography), 방사선 장치(X-ray) 와 비교해 볼 때 안전하며, 무침습적이며, 비용면에서 효율적일 뿐 아니라, 실시간으로 인체내의 구조를 시각화하는 장점을 지닌다^[3]. 그 결과로써, 초음파

* LG전자 시스템 R&D 센터(haeru@lge.com)

*** 경북대학교 전자전기공학부(nckim@ee.knu.ac.kr)

논문번호 : #020083-0222, 접수일자 : 2002년 2월 22일

**삼성전자 무선사업부(jg.son@samsung.com),

영상 진단장치의 응용분야는 점차 확대되고 있다.

현재 초음파 영상 장치를 이용한 진단 형태를 살펴 보면, 전문적인 진단자가 관찰하고자 하는 환자의 장기에 따라 수동으로 깊이(depth), 대비(contrast), 초점(focusing), 이득(gain), 에지 향상(edge enhancement), 프레임 평균(frame average) 등과 같은 파라미터들을 수동으로 조절해야 해당 장기를 잘 관찰할 수 있다. 이러한 수동 조작은 앞에서 설명한 초음파 영상 장치의 여러 장점에도 불구하고, 진단자에게 불편함을 느끼게 한다. 초음파 영상에서 장기인식 연구는 앞에서 언급한 파라미터들의 수동 조작을 자동화하는 데 기여할 수 있다. 나아가 이러한 연구는 장기의 병변이나 암을 검출하는 데 이용되어 진단의 신뢰도를 향상시킬 수 있을 것이다.

먼저, 최근 진행중인 의료 영상에서 장기인식 연구를 살펴보면 다음과 같이 다양한 분야에서 찾아볼 수 있다. 자기공명 영상분야에서 각각의 뇌조직의 특징에 기반한 클러스터링(clustering)을 이용하여 분할한 뒤, 특징들의 성향을 통하여 뇌조직들을 분류하고 있다⁴¹. 컴퓨터 방사선 단층촬영 영상분야에서 부부장기의 인식은 3D 모폴로지(morphology)를 기반으로 형태를 추출하여 장기의 위치와 크기를 이용하여 수행되고 있다⁴². 방사선 영상에서 체강의 형태적 이상에 대한 인식을 위하여 문법적 방법(syntactic approach)을 이용하기도 한다⁴³. 우리는 위와 같이 여러 의료 영상분야에서 다양한 인식 알고리즘이 적용되고 있음을 볼 수 있다. 물론, 초음파 영상의 인식에 있어서도 앞에서 언급한 방법들을 이용할 수 있으나, 초음파 영상의 음향식 특성을 고려한다면 보다 효과적인 인식이 가능할 것이다. 즉, 초음파 영상이 앞서 설명한 의료 영상과 같이 투과 영상(transmission imaging)이 아닌, 반향 영상(echo imaging)⁴²이라는 사실을 인지하고 음향적 해석에 기반 하여 접근한다면 초음파 영상에서의 장기인식 연구의 해법을 찾을 수 있을 것이다.

음향적 해석을 이용한 인식 방법은 음성 신호처리, 수중 음파 신호처리를 비롯한 여러 분야에서 찾아볼 수 있다. 음성 신호처리 분야를 살펴보면 음성 신호는 성대를 통해 나오는 여기 신호와 성도의 임펄스 응답(impulse response)의 상승적분(convolution)으로 모델링되고 있음을 볼 수 있다. 이러한 모델링을 기반으로 LPC (linear predictive coding) 또는 켈스트럼(cepstrum) 등을 이용하여 음성 신호의 인식에 있어 특징이 되는 성도의 응답(스펙트럼의 포락선)을 추출하여 인식하고 있다^{44,45}. 음향식 해석을 이용한 방법

은 앞에서 언급한 여러 신호처리 분야에서 이용되고 있을 뿐 아니라, 초음파 영상에서도 영상 향상, 복원, 인식 등에 응용되고 있음을 볼 수 있다^{12,19}.

본 논문에서는 위의 연구들¹²⁻¹⁹에서 초음파 영상에 적용된 음향 해석에 기반 하여, 여러 부부 장기 영상들에 대한 장기의 인식을 위하여 장기들간의 조직특성을 잘 나타내며, 대상 조직의 추출 단계가 필요 없는 로그 전력 스펙트럼을 특징으로 이용하여, 이러한 특징의 효율적인 선택에 의해 연산의 복잡도 및 특징 차원이 낮은 알고리즘을 제안한다. 입력영상으로부터 로그 전력 스펙트럼을 이용하여 추출한 특징벡터는 미리 구성된 학습용 영상 집합으로부터 학습을 통하여 얻은 평균벡터와 유사도를 비교하여 최소 거리에 해당하는 장기 부류로 분류된다. 이때, 유사도 측정 시에는 마하라노비스 거리²⁰를 이용한다.

II. 기존의 초음파 영상에서의 음향해석을 이용한 연구

먼저, 음향 해석을 이용한 초음파 영상의 향상과 복원에 관한 연구들에 대하여 살펴보기로 한다. 우리는 이들 초음파 영상의 연구들이 전통적인 파동방정식을 통해 유도되어진 상승적분 모델에 기반하고 있음을 알 수 있다¹²⁻¹⁴. 이러한 초음파 영상 $i(m, n)$ 의 상승적분 모델은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$i(m, n) = h(m, n) * g(m, n) + \eta(m, n) \quad (1)$$

여기서 $h(m, n)$ 은 주사한 초음파 필스성분, $g(m, n)$ 은 장기 조직의 반향성분, 그리고 $\eta(m, n)$ 은 백색잡음(white noise)를 나타낸다. 위의 모델을 기반으로 한 연구들을 살펴 보면 다음과 같다. Liu 등의 방법¹²에서는 복부 초음파 영상을 개선을 위해 초음파 영상을 Fourier-Wiener 필터를 이용한 역상승적분(deconvolution)을 수행하였다. Iraca 등의 방법¹³에서도 위의 모델을 기반으로 초음파 영상 복원을 위해 전력 스펙트럼의 등화(equalization)를 이용하였다. 또, Taxi의 방법¹⁴에서는 섹터(sector) 스캐너에서 얻은 초음파 영상의 복원을 위해 복소 켈스트럼과 이차원 Wiener 여과기를 이용하였다. 이처럼 초음파 영상의 상승 적분 모델은 초음파 영상을 해석하는 기초를 제공할 뿐 아니라, 여러 분야에서 응용되고 있음을 볼 때 장기인식 연구에 있어서도 실마리를 제공할 수 있으리라 기대할 수 있다.

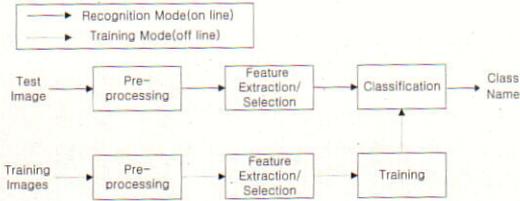


그림 1. 일반적인 인식 알고리즘의 블록도
Fig. 1. Block diagram of typical recognition algorithm.

초음파의 음향적 특성을 이용하고 있는 장기인식에 관한 연구들을 살펴보면 다음과 같다. 대부분 이러한 연구들도 앞서 언급한 초음파의 상승적분 모델에서 출발하고 있음을 볼 수 있다. 먼저, Fellingham 등의 방법^[15]에서는 장기 조직의 특징이 산란자(scatterer) 사이의 간격에 있음을 인지하여, DFT(discrete Fourier transform)의 상관 계수를 추출하여 산란자 사이의 간격을 추정해서 정상적인 장기(간, 비장)의 산란자 사이의 간격과 방산 질병에 걸린 장기의 산란자 사이의 간격을 비교하고 있음을 볼 수 있다. Wear 등의 방법^[16]에서는 자동회귀 스펙트럼(autoregressive spectrum) 해석을 이용하여 평균 산란 간격을 캡스트럼 통해 추정하여 장기 조직의 특징을 분별할 수 있음을 보여 주었다. Varghese 등의 방법^[17]에서도 이와 유사하게 산란자들의 평균 간격을 평탄화 된 스펙트럼으로부터 자기 상관 계수를 이용하여 계산함으로써 정상 조직과 비정상 조직을 분류할 수 있음을 제시하였다. Mia, Loew 등의 방법^{[18][19]}에서는 캡스트럼을 응용한 PCEP, MCEP, RCEP와 같은 특징들을 이용하여 장기 인식에 적용하고 있다. 위에서 설명한 기존의 인식 방법을 요약하여 살펴 보면, 그림 1과 같이 블록도로서 표현할 수 있다.

즉, 이들 알고리즘은 입력 영상을 전처리한 뒤, 각 영상부류의 특성을 효과적으로 표현할 수 있는 특징을 추출하고, 이를 훈련을 통하여 얻은 각 영상부류의 대표 특징들과 유사도 비교를 통하여 영상부류를 인식하는 공통적인 과정을 가진다.

그러나, 위에서 언급된 선행된 연구에서 알고리즘들^{[15][19]}은 다음과 같은 문제점을 지님을 알 수 있다. 후방 산란(back scattering)이 주기적으로 나타나는 영역을 검출해야 하는 문제^{[15][17]}, 제한된 장기에 대하여 방산 질병의 인식을 위해 산란자의 간격만을 고려하고 있는 문제^{[15][17]}, 그리고 캡스트럼을 이용할 경우 나타나는 연산의 복잡성 및 특징 차원의 증가에 따른 문제점들을 가진다^{[18][19]}.

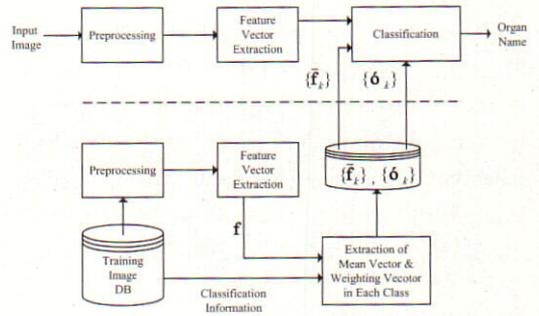


그림 2. 제안한 장기 인식 시스템의 블록도
Fig. 1. Block diagram of proposed organ recognition system.

III. 제안한 장기 인식 알고리즘

본 장에서는 선행된 연구들^[15-19]의 문제점을 개선하여, 초음파 영상에서 장기 인식을 위하여 장기들간의 조직 특성을 잘 나타내며, 규칙적 산란이 일어나는 조직 추출의 단계가 필요 없는 로그 전력 스펙트럼을 특징으로 이용하여, 이러한 특징의 효율적인 선택에 의해 연산의 복잡도 및 특징벡터의 차원이 낮은 장기 인식 알고리즘을 제안한다. 전체적인 알고리즘은 그림 2와 같이 전처리 단계, 특징 벡터 추출 단계, 분류단계로 구성된다. 이하 각 절에서 각 단계에 대하여 구체적으로 설명한다.

1. 전처리 단계

초음파 영상장치로부터 획득한 입력영상에 대하여 먼저 전처리를 수행한다. 전처리 단계는 부표본화 과정과 창 씌우기 과정으로 구성된다. 부표본화 과정은 초음파 영상장치로부터 획득된 입력영상

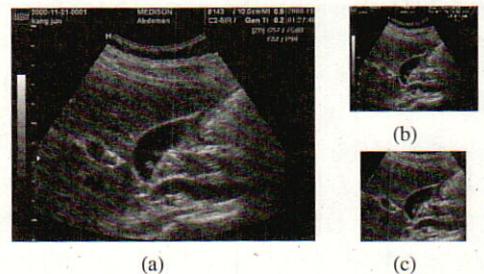
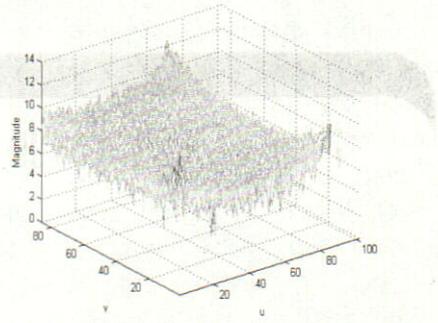


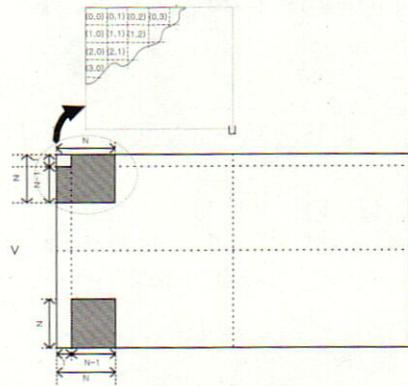
그림 3. 전처리의 예: (a) 담낭 부류에 속한 초음파 영상의 예; (b) 영상 (a)를 창 씌우기한 영상; (c) 영상 (b)를 부표본화한 영상

Fig. 3. Example of preprocessing: (a) ultrasound image which belongs to gallbladder class; (b) result of windowing for (a); (c) result of sub-sampling for the windowed image (b).

으로부터 특징 벡터를 추출하기에 앞서 특징벡터의 차원을 줄이기 위하여 수행한다. 그리고, 창 씌우기과정은 장기 영상만의 특징을 추출하는 데 있어 방해가 되는 요소를 제거하기 위하여 수행한다. 그림 3을 살펴보면 입력 영상 상단에는 날짜, 환자, 관찰 부위, 깊이 등에 대한 정보를 나타내는 텍스트가 있고, 좌측에는 밝기와 초점 정보를 나타내는 부분이 있음을 알 수 있다. 이러한 요소들은 초음파로 관찰한 장기 영상만의 스펙트럼 특징을 추출하는 데 방해가 되므로 창 씌우기를 통하여 제거된다.



(a)



(b)

그림 4. (a) 초음파 영상의 로그 전력 스펙트럼과 (b) 특징벡터 추출을 위해 선택된 주파수 영역
Fig. 4. (a) log power spectrum of ultrasound image, (b) frequency region selected for feature vector extraction.

장기의 특징과 관련이 없는 일정치 않은 주사한 초음파 펄스의 성분은 제거되기 때문이다. 따라서, 본 논문에서는 다음과 같이 장기의 특징으로써 로그 전력 스펙트럼을 이용한다.

$$F(u, v) = \log |I(k, l)|^2 \quad (6)$$

(6)식에서 크기 값만을 사용하는 이유는 대부분의 영상의 경우 같은 부류의 장기는 비슷한 크기를 가지나, 약간의 위치 이동이 존재하므로 이에 강인한 특징을 추출하기 위해서이다. 이러한 특징추출 방법은 산란자 사이의 간격을 특징으로 이용하는 알고리즘들^{[15][17]}과 달리 후방 산란이 주기적으로 일어나는 영역의 검출 단계를 필요로 하지 않는다. 그러므로, 전처리된 입력 영상으로부터 로그 전력 스펙트럼을 특징으로 이용하

2. 특징벡터 추출 단계

특징벡터 추출 단계에서는 전처리된 영상의 로그 전력 스펙트럼을 이용하여 특징을 추출한다. 여러 특징 성분들 중에서 인식에 있어 보다 효과적인 성분들만을 선택하여 특징벡터를 구성한다.

앞 장의 (1)식의 양변에 DFT를 취하면, 초음파 영상의 이산 푸리에 변환 $I(k, l)$ 은 다음과 같다.

$$I(k, l) = H(k, l) \cdot G(k, l) + N(k, l) \quad (2)$$

여기서, $H(k, l)$ 는 주사한 초음파 펄스의 DFT, $G(k, l)$ 는 장기 조직의 반향의 DFT, 그리고 $N(k, l)$ 은 백색잡음의 DFT를 말한다. 로그 연산을 이용하면 (2)식은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \log I(u, v) &= \log \{ H(u, v) \cdot G(u, v) + N(u, v) \} \\ &= \log H(u, v)G(u, v) \\ &\quad + \log \left\{ 1 + \frac{N(u, v)}{H(u, v)G(u, v)} \right\} \quad (4) \end{aligned}$$

신호 대 잡음비가 높은 대역의 경우 (4)식은 다음과 같이 간단히 할 수 있다.

$$\log I(u, v) \approx \log H(u, v) + \log G(u, v) \quad (5)$$

위의 (5)식에서 보듯이 초음파 영상은 주사 초음파 펄스 성분과 장기조직의 반향성분의 가산 형태로 표현됨을 알 수 있다. 이러한 가산 형태는 학습을 통해 각 장기의 고유의 특성을 찾아낼 때에 효과적이다. 왜냐하면, 학습을 통해 평균벡터를 얻을 경우 장기 고유의 조직 응답 성분은 보다 안정화되지만,

여 학습을 통해 평균벡터를 추출하여 장기의 고유 특성을 찾아낸다. 위의 (6)식을 이용한 로그 전력 스펙트럼의 예는 그림 4(a)와 같다.

앞에서 구한 특징의 여러 성분들 중에서 인식을 위한 효과적인 성분들만을 선택하여 특징벡터를 구성한다. 그림 4(b)는 특징벡터 구성을 위한 주파수 영역에서 성분 선택을 보여준다. 이 그림에서, 모서리에 가까운 영역은 저주파 대역을, 중심에 가까운 영역은 고주파 대역을 의미한다. 한정된 차원 내에서 신호 대 잡음 비 측면을 고려해 볼 때 보다 저주파에 가까운 대역의 성분을 선택해야 하므로, DFT의 대칭 성질을 이용하여 그림과 같이 빗금 친 영역내의 성분만을 선택한다. 이렇게 추출된 특징 성분들로부터 선택한 성분만 이용하여 구성된 특징벡터 f 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$f = \{F(0, 1), F(0, 2), \dots, F(u, v), \dots, F(U, V)\}$$

여기서 (U, V) 는 그림 4(b)의 주파수 범위 폭 N 에 의해 선택된 성분들을 일정 순서대로 정렬하였을 때의 마지막 주파수를 말한다. 따라서 그림 4(b)로부터 특징벡터의 차원은 $D = 2N^2 - N - 1$ 임을 알 수 있다.

(0,0) 위치에 해당하는 로그 전력 스펙트럼의 DC 성분을 사용하지 않는 이유는 장기로부터 특징을 추출함에 있어 영상의 평균 밝기 값에 따라 영향을 받지 않기 위함이다. 이렇게 구성된 특징 벡터는 켈스트럼을 특징으로 이용하는 알고리즘들^{[8][9]}에 비하여 알고리즘의 복잡도 및 특징 차원이 낮다.

3. 분류 단계

분류 단계에서는 학습을 통해 얻은 각 장기 영상 부류의 평균벡터와 표준편차벡터를 이용하여 마하라노비스 거리를 사용하여 유사도를 측정한다. 뒤 최소 거리에 해당하는 장기 영상으로 인식한다.

먼저, 학습을 통해 각 장기 영상 부류의 평균벡터와 표준편차벡터를 얻는 과정은 다음과 같다. 학습을 위해 구성된 DB내의 영상들은 전문가에 의해 각 장기별로 분류된 뒤, (7)식을 이용하여 각 부류별로 특징 벡터들을 얻는다. 이들 각 부류별 특징 벡터들로부터 아래의 수식을 이용하여 부류별 평균 벡터 \bar{f}_k 와 표준편차 벡터 σ_k 를 추출한다.

$$\bar{f}_k = \{\bar{F}_k(0,1), \bar{F}_k(0,2), \dots, \bar{F}_k(U, V)\} \quad (8)$$

$$\sigma_k = \{\sigma_k(0,1), \sigma_k(0,2), \dots, \sigma_k(U, V)\} \quad (9)$$

여기서 $\bar{F}_k(u, v)$ 는 k 장기영상 부류의 특징벡터들의 (u, v) 성분의 평균을 말하며, $\sigma_k(u, v)$ 는 k 장기영상 부류의 특징벡터들의 (u, v) 성분의 표준편차를 말한다.

입력영상으로부터 추출한 특징벡터 f 는 앞에서 학습으로 구한 각 장기영상 부류의 평균벡터와의 유사도를 표준편차 벡터를 이용하여 측정한다. 유사도 측정시에는 다음과 같이 마하라노비스 거리^{[10][11]}를 이용하여 측정한다.

$$d(f, \bar{f}_k) = \left\| \frac{f - \bar{f}_k}{\sigma_k} \right\| \quad (10)$$

이 식을 이용하여 입력영상의 특징벡터와 각 장기 영상 부류의 평균벡터들 사이의 거리를 모두 계산한 후에 다음과 같이 최소 거리에 해당하는 장기 영상 부류명 k^* 으로 장기를 인식한다.

$$k^* = \arg \min_{k=1,2,\dots,K} \{d(f, \bar{f}_k)\} \quad (11)$$

IV. 실험 결과

제안된 알고리즘의 성능평가를 위하여 전문가에 의해 얻은 성인들의 13개 장기영상 부류들로 이루어진 시험영상 DB와 학습영상 DB를 실험에 사용하였다. 시험영상 DB와 학습영상 DB는 각각 460개와 782개의 영상으로 이루어져 있으며, 두 DB간에는 서로 같은 영상들을 포함하고 있지 않다. 그림 5는 시험영상들의 예를 보여 준다.

성능측도로서는 인식률을 사용하였다. 이는 바르게 인식된 시험영상들의 수 대 총 시험영상의 수의 비로써 구해진다. 제안된 알고리즘에서 장기 조위의 특징추출 효과를 평가하기 위하여 제안된 알고리즘 상에서 다른 특징들을 이용한 경우와 인식률을 비교하였다. 비교 시에 사용된 특징들은 전력 스펙트럼과 쿠프런시 기중 복소 켈스트럼^[9]이다. 여기서, 기중 쿠프런시 복소 켈스트럼은 전처리한 입력영상으로부터 복소 켈스트럼을 추출한 뒤 높은 쿠프런시에 가중을 준 특징을 말한다.

그림 6은 시험영상 DB를 이용하여 각 특징벡터의

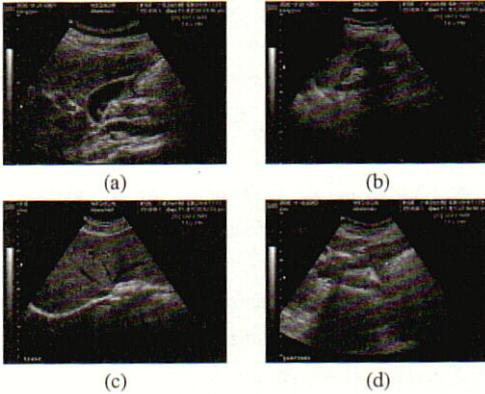


그림 5. 시험용 영상 DB의 초음파 영상들의 예: (a) 담낭, (b) 신장, (c) 간, (d) 췌장
 Fig. 5. Examples of ultrasound images in the test image DB: (a) gallbladder, (b) kidney, (c) liver, (d) pancreas.

차원에 따른 인식률을 보여준다. 여기서 차원을 결정짓는 그림 4(b)의 주파수 범위 폭 N 은 3, 12, 20, 30이 선택되었다. 그림 6으로부터 로그 전력 스펙트럼이 전력 스펙트럼보다 약 10~20%, 가중 쿼드러ncy cepstrum 시 푸른시 복소 cepstrum보다 인식률이 평균 약 20% 향상됨을 알 수 있다. 이러한 인식 결과로부터 음향적 해석에 기반한 제안된 특징이 초음파 영상의 장기 인식에 있어 타 특징들보다 효과적임을 알 수 있다. 또한, 제안된 특징에 유클리드 거리를 적용했을 경우에 비해 마하라노비스 거리를 적용할 경우, 인식률이 4~10% 향상됨을 알 수 있다. 또한 특징 벡터의 차원(또는 주파수 범위 폭)이 증가할수록 인식률이 향상됨을 알 수 있다. 그러나 차원이 증가할수록 (10)식의 계산 복잡도는 커지게 됨을 주목할 필요가 있다.

V. 결론

본 논문에서는 초음파 영상에서 장기인식을 위한 알고리즘을 제시하였다. 초음파 영상으로부터 로그 전력 스펙트럼을 추출하여 특징벡터를 구성한 뒤, 학습으로부터 얻은 평균벡터와 마하라노비스 거리를 이용하여 유사도 측정을 이로부터 구성된 특징 벡터의 분류를 위하여 각 장기를 대표하는 평균벡터와 유사도 측정을 위하여 마하라노비스 거리를 이용하였다.

제안된 알고리즘의 평가를 위하여 실제 초음파 영상에 대하여 인식률을 측정하였다. 제안한 특징으

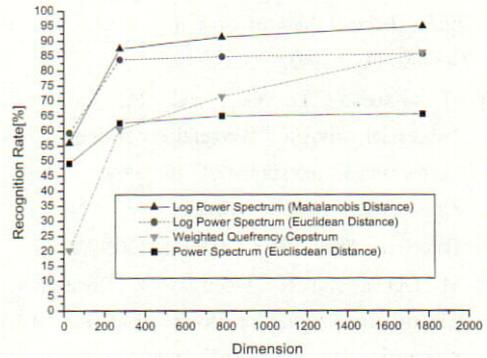


그림 6. 특징벡터의 차원에 따른 각 알고리즘의 인식률
 Fig. 6. Recognition rates of various algorithms according to feature vector dimension.

로서 로그 전력 스펙트럼을 이용한 인식 방법은 전력 스펙트럼보다 약 10~20%의 인식 향상됨을, 또 복소 cepstrum을 이용한 인식방법보다는 평균적으로 약 25%나은 인식률을 보였으며, 또한 유사도 측정 시에 유클리드 거리를 이용하는 것보다 마하라노비스 거리를 이용하는 것이 보다 4~10% 향상된 인식률을 얻을 수 있음을 알 수 있었다. 이러한 결과들로부터 초음파의 상승적분 모델에 기반한 제안된 특징의 추출이 장기를 구별하는 데 있어 다른 특징들보다 효과적임을 알 수 있고, 또한 벡터의 정규화된 거리를 측정하는 마하라노비스 거리가 유사도 측정법으로서 적절함을 알 수 있었다.

참고 문헌

- [1] H. F. Routh, "Doppler ultrasound," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 15, pp. 31-40, Nov. 1996.
- [2] J. U. Quistgaard, "Signal acquisition and processing in medical diagnostic ultrasound," *IEEE Signal Processing Mag.*, vol. 14, pp. 67-74, Jan. 1997.
- [3] J. G. Son, S. H. Kim, and N. C. Kim, "Content-based ultrasound image retrieval using magnitude frequency spectrum, in *Proc. SPIE Proc. Medical Imaging*, vol. 2, San Diego, CA, Feb. 2001, pp. 419-426.
- [4] C. Li, D. B. Goldgof, and L. O. Hall, "Knowledge-based classification and tissue

- labeling of MR images of human brain, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. 12, pp. 740-749, Dec. 1993.
- [5] T. Kaneko, L. Gu, and H. Fujimoto, "Abdominal organ recognition using 3D mathematical morphology," in *Proc. IEEE Int. Conf. Pattern Recognition*, vol. 1, Barcelona, Spain, Sept. 2000, pp. 263-266.
- [6] M. Ogiela and R. Tadeusiewicz, "Syntactic pattern recognition for X-ray diagnosis of pancreatic cancer," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 19, pp. 94-105, Nov.-Dec. 2000.
- [7] L. R. Rabiner and R. W. Schafer, *Digital Processing of Speech Signals*, Prentice Hall, 1978.
- [8] S. Saito and K. Nakata, *Fundamentals of Speech Signal Processing*, Academic Press, 1985.
- [9] D. OShaughnessy, *Speech Communications*, IEEE Press, 2000.
- [10] J. W. Picone, Signal modeling techniques in speech recognition, in *Proc. of the IEEE*, vol. 81, pp. 1215-1247, Sept. 1993.
- [11] F. Liu, R. M. Stern, X. Huang, A. Acero, Efficient cepstral normalization for robust speech recognition, in *Proc. 6th ARPA Workshop on Human Language Technology*, Mar. 1993.
- [12] C. N. Liu, M. Fastemi, and R. C. WAAG, Digital processing for improvement of ultrasonic abdominal images, *IEEE Trans. Medical Imaging*, vol. MI-2, pp. 66-75, June 1983.
- [13] D. Iraga, L. Landini, and L. Verrazzani, Power spectrum equalization for ultrasound restoration, *IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 36, pp. 216-222, Mar. 1989.
- [14] Torfinn Taxt, Restoration of medical ultrasound images using two-dimensional homomorphic deconvolution, *IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 42, pp. 543-554, July 1995.
- [15] L. A. Fellingham and F. G. Sommer, Ultrasonic characterization of tissue structure in the vivo human liver and spleen, *IEEE Trans. Sonics and Ultrasonics*, vol. 31, pp. 418-428, July 1984.
- [16] K. A. Wear, R. F. Wagner, M. F. Insana, and T. J. Hall, Application of autoregressive spectral analysis to cepstral estimation of mean scatter spacing, *IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 40, pp. 50-58, Jan. 1993.
- [17] T. Varghese and K. D. Donohue, Estimating mean scatterer spacing with the frequency-smoothed spectral autocorrelation function, *IEEE Trans. Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, vol. 42, pp. 451-463, May 1995.
- [18] R. Mia, Classification performance and reproducibility of new parameters for quantitative ultrasound tissue characterization, D.Sc. dissertation, George Washington University, May 1999.
- [19] M. H. Loew, R. Mia and Zhenyu Guo, An approach to image classification in ultrasound, in *Proc. Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*, pp. 193-199, 2000.
- [20] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork, *Pattern Classification*, John Wiley&Sons, 2001.

박수진(Su-Jin Park)

정회원



2000년 8월 : 경북대학교 전자공학과 (공학사)

2002년 8월 : 경북대학교 전자공학과(공학석사)

2002년 8월~현재 : LG전자 연구원

<주관심분야> 영상처리, 영상인식, 컴퓨터비전

손 재 곤(Jae-Gon Son)

정회원



1991년 2월 : 경북대학교 전자

공학과 (공학사)

1994년 2월 : 경북대학교 전자

공학과 (공학석사)

1994년 1월~1997년 12월 :

(주)대우통신 선임연구원

2002년 8월 : 경북대학교 전자공학과 (공학박사)

2002년~현재: (주)삼성전자 책임연구원

<주관심분야> 영상처리, 영상통신, 컴퓨터 비전, 의료 영상

김 남 철(Nam-Chul Kim)

정회원



1978년 2월 : 서울대학교 전자

공학과 (공학사)

1980년 2월 : 한국과학기술원

전기 및 전자공학과 (공학석사)

1984년 2월 : 한국과학기술원

전기 및 전자공학과 (공학박사)

1984년 3월~현재: 경북대학교

전자전기공학부 교수

1990년 1월~1994년 12월: 생산기술연구원 HDTV 신호처리분과위원

1994년 1월~1996년 12월: 한국통신학회 편집위원

1994년 1월~1996년 12월: 대한전자공학회 편집위원

1996년 1월~현재 : 한국방송공학회 편집위원, 이사

1997년 1월~1998년 12월: 한국통신학회 신호처리 연구회 위원장

<주관심분야> 영상처리, 영상압축, 영상복원, 컴퓨터 비전