

Cepstrum을 이용한 폐음의 분석 및 패턴 분류

김종원 · 김성환

=Abstract=

A New Pattern Classification and the Analysis of the Lung Sound by Using Cepstrum

Jong-Weon Kim, Sung-Hwan Kim

A new pattern classification algorithm using cepstrum to analyze lung sounds for the classification of pattern with pulmonary and bronchial disorders is proposed. To evaluate the performance of the proposed method, the results are compared to the pattern classification with the AR modeling method. In the experiment lung sounds recorded for the training of physician used. As a results, the accuracy of the cepstrum classification is 92.3% and AR modeling is the 53.8%, therefore cepstrum modeling method has very high performance than AR and it turned out to be a very efficient algorithm.

Key words : Cepstrum, AR model, Lung sound

서 론

폐음의 분석은 폐질환을 진단하는 수단 중 하나로 오랫동안 사용되어 오고있다. 임상적인 청진과, 만져보거나 충격을 주는 것에 의한 진단, X-선 사진, 폐기능 시험 등은 폐질환을 진단하기 위한 기본적인 진단형태이다.

보통의 청진기는 값싸고 사용이 편리하다. 특히 광대역 마이크로폰(또는 전기 청진기)은 값이 비싸지만 사용이 쉽다. 기도에 영향을 주는 질병은 X-선 분석으로 쉽게 감지되지 않기 때문에 최근에 청진과 폐기능 시험에 대한 관심이 증가되고 있다.

1969년 P. Forgacs¹⁾는 호흡 시스템의 해부학과 생리학적 관점에서 폐음에 대해 합리적인 근거를 제공하려는 연구를 시도하였다. 이러한 연구는 진단의 목적으로 폐음을 분석할 때 표본화된 신호를 정량화 할 수 없으므로 새로이 주파수 영역이나, 시간영역에서의 해석 방법을 통한 임상

진단이 시도 되어왔다²⁾. 주파수 영역에서의 분석에는 Banazak³⁾, Nachman⁴⁾, Murphy⁵⁾ 등의 방법이 있고, 파라미터 해석에 근거하는 AR(Auto Regressive) 모델링 방법 등이 제안 되어왔다⁶⁾.

그러나, 이와 같은 분석 방법들은 다음과 같은 문제점을 가지고 있다. 즉 폐음의 청진은 오랜 경험을 요구하므로 모든 내과의에게 일반적인 수단이 아니며, Murphy 등이 사용한 power spectrum 분석은 spectrum을 분류하는데 많은 계산과정과 시간적인 판단이 필요하므로 유용하지 못하다. 또한 cohen 등의 AR 모델링에 의한 자동 분류법은 정상적인 폐음에 대한 분류를 시도했을뿐 병리학적인 관점으로까지 발전하지 못했다.

본 논문에서는 짧은 시간에 수집한 폐음으로부터 신뢰도가 높고 객관적이며 정량적인 분석을 위해서 cepstrum 분석법을 적용하여 환자의 진료를 위한 임상이나, 기초의 학적인 연구를 위한 생의학 분야에서 병리학적인 진단보

조에 이용할 수 있는 새로운 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해서 제안된 알고리즘의 수행능력을 AR 모델링 방법과 비교하여 평가하였으며, 임상 실험에서 편리하게 사용할 수 있도록 소프트웨어를 개발 하였다.

폐음의 특징 매개변수 추출 및 패턴 분류 알고리즘

폐음의 패턴분류를 위해서는 이의 분석을 통한 특징 매개변수들을 구하는 것이 필요하다. 어떤 신호는 전체적으로는 시변신호이지만, 짧은 구간에서는 일정한 통계학적 성질을 지니고 있다고 가정한다⁷⁾. 따라서 폐음의 분석은 짧은 구간내에서 이루어지게 된다.

AR 모델링 방법의 특징 매개 변수(AR 계수)를 구하기 위한 방법으로는 자기상관법 (autocorrelation method), 공분산법 (covariance method), Burg방법이 널리 쓰인다⁷⁾. 특히 Burg 방법은 데이터의 길이가 짧은 경우에도 정확히 계수를 추정하는 안정성을 갖고 있다.

cepstrum 계수는 위에서 구한 AR 계수와 오차공분산 σ^2 을 이용하여 순환적으로 구할 수 있다.

$A(z)$ 의 모든 근이 단위원 안에 있는 z^{-1} 의 p 차 다항식이고 $A(\infty)=1$ 이라면 Taylor 급수 전개는 식(1)과 같다.

$$\ln[A(z)] = \sum_{k=1}^{\infty} c_k z^{-k} \quad (1)$$

이때 c_k 를 cepstrum 계수라 한다. 식(1)을 z^{-1} 에 대해 양쪽을 미분하여 나누고 무한대의 Taylor 급수를 p 차까지만 이용하면,

$$\sum_{k=1}^p k c_k z^{-k+1} = -[\sum_{k=1}^p k c_k z^{-k+1}] [\sum_{k=1}^p a_k z^{-k}] \quad (2)$$

가 되고, $a_0=1$ 로 주어진 사실을 이용하면

$$\begin{aligned} c_0 &= \ln[\sigma^2] \\ c_1 &= -a_1, \\ j c_j &= -j a_j - \sum_{k=1}^{j-1} (k c_k) a_{j-k} \text{ for } j=2, 3, \dots, p \end{aligned}$$

이며,

$$j c_j = - \sum_{k=1}^p [(j-k) c_{j-k}] a_k \text{ for } k=p+1, p+2, \dots$$

가 되어 cepstrum 계수를 구할 수 있다.

특징 추출에 의해 얻어진 계수의 그룹화로 부터 폐음의 패턴분류를 위한 기준 특징 패턴이 만들어지면 시험 패턴과 유사도 측정을 하게된다. 이는 cepstrum 거리 계산을 통해서 이루어진다⁸⁾.

신호의 특징 벡터사이의 거리 계산에는 Chebychev 거리, Euclid 거리, 상관(covariance weighting)거리, 대수 스펙트럼 거리, Itakura 거리 등이 있다. 이들 거리계산법은 모두 최소거리에 의해서 패턴을 분류하는 방법이며, 이외에도 최대확률방법, Fisher의 선형 판별법, 엔트로피 판정법 등이 있다⁹⁾

폐음의 특징 매개 변수를 얻기위해서 우선 AR 계수를 얻어야 한다. AR 계수들은 신호의 스펙트럼에 대한 정보를 갖고 있으며, 또한 이를 기반으로 cepstrum 계수를 얻을 수 있다. 대수 스펙트럼 거리는 신호의 스펙트럼 성분에 따른 거리계산 방법으로서 유용하고, cepstrum 거리 측정방법에 의해서 근사화 될 수 있으므로 적절한 거리측정방법이 될 수 있다.

대수 스펙트럼 거리는 식(3)과 같이 주어진다.

$$d_s(a, b) = \int_{-\pi}^{\pi} |\log [a(e^{j\theta})] - \log [(b(e^{j\theta}))]|^2 \frac{d\theta}{2\pi} \quad (3)$$

식(3)의 근사값은 cepstrum 계수를 사용하여 식(4)와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} d_s(a, b) &= \sum_{k=-p}^p (c_k - c_k')^2 \\ &= (c_0 - c_0')^2 + 2 \sum_{k=1}^p (c_k - c_k')^2 \end{aligned} \quad (4)$$

c_k 와 c_k' 은 특징 벡터 a, b 의 k 번째 cepstrum 계수이다. 식(4)의 p 가 ∞ 로 증가함에 따라 식(5)와 같이 된다.

$$\lim_{p \rightarrow \infty} d_s(a, b) = d_s(a, b) \quad (5)$$

폐음의 패턴 분류의 마지막 단계는 미지의 시험 패턴에 대해 가장 가깝게 정합되는 기준 패턴을 선택하는 것으로 NN규칙 (the Nearest Neighbor rule)과 KNN규칙 (the K-Nearest Neighbor rule)이 있다. KNN규칙은 V 개의 기준 패턴 $R^i, i=1, 2, 3, \dots, V$ 가 있다고 할 때 시험 패턴이 들어오면 각 기준 패턴에 대하여 거리 D 를 계산하고 식(6)에 의해 가장 적은 거리값을 갖는 기준 패턴 i^* 를 인식

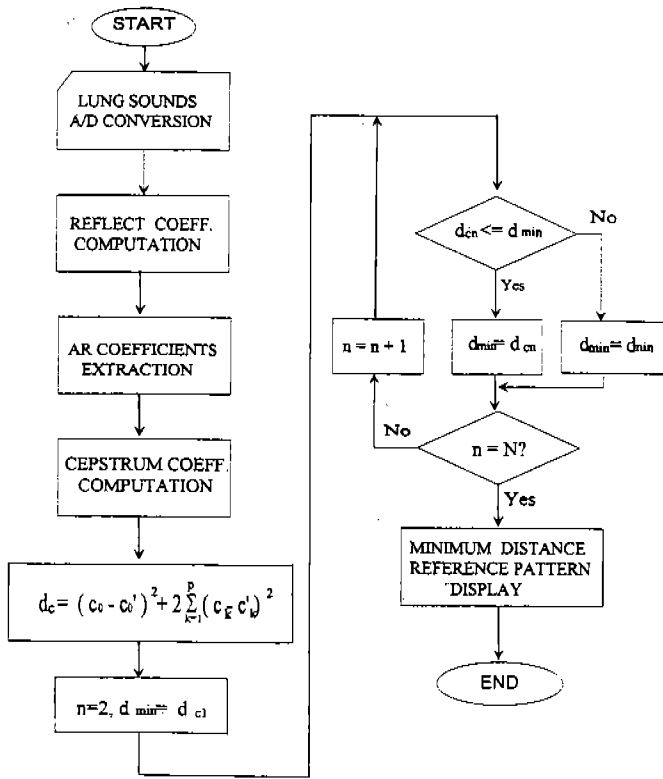


그림 1. Cepstrum 패턴분류 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. Flowchart of Cepstrum pattern Classification

패턴으로 선택한다.

$$i^* = \arg \min_i [D^i] \quad (6)$$

이러한 알고리즘의 흐름도가 그림1에 주어져 있다.

패턴 분류 및 결과 고찰

패턴 분류를 위한 폐음은 내과의의 수련을 위해서 각 증상별로 수록된 녹음 테이프¹⁰⁾로 부터 수집하였다. 폐음 신호는 4096 Hz로 A/D 변환한뒤 각각을 하드 디스크에 저장하여 특징 매개 변수 추출에 이용하였고, 폐음의 분석과 패턴 분류 실험은 폐음을 수집하는 즉시 특징 매개 변수를 추출하고 결과를 디스플레이할 수 있도록 고속연산을 위한 디지털 신호처리 컴퓨터를 사용하여 수행하였다¹¹⁾. 그림 2는 실험 장치의 구성도이다.

녹음 테이프에서 정상과 비정상(crackles, wheeze) 등에 따른 15개의 폐음으로부터 특징 매개 변수를 추출한뒤 평

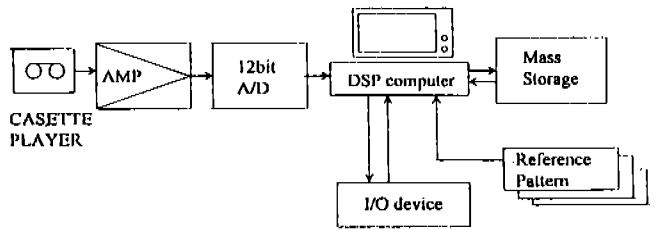


그림 2. 실험 장치 구성
Fig. 2. Experimental Setup

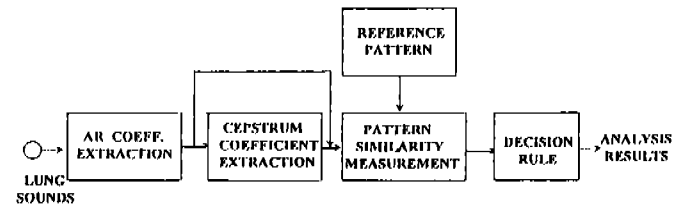


그림 3. 패턴 분류 과정
Fig. 3. Procedure of Pattern Classification

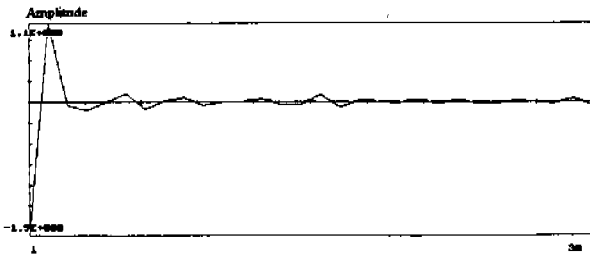
균값을 갖는 기준 패턴을 만들고 임의의 증상에 대한 폐음을 선정하고 이를 시험 패턴으로 하여 분류하였다. 정상과 crackle, wheeze 등은 여러가지 데이터를 얻을 수 있었지만 그외의 경우에는 많은 데이터를 얻을 수 없었기 때문에 오류를 일으키는 경우를 위해서 기준패턴만으로 사용하고, 3가지 경우에 대해서만 실험을 하였다.

시험 패턴과 기준 패턴 사이의 거리 측정을 위해 AR 방법은 대수 스펙트럼 거리를 이용하고 cepstrum 방법은 cepstrum거리 측정법을 이용하였다. 이러한 분류과정을 그림 3에 간단히 나타내었다.

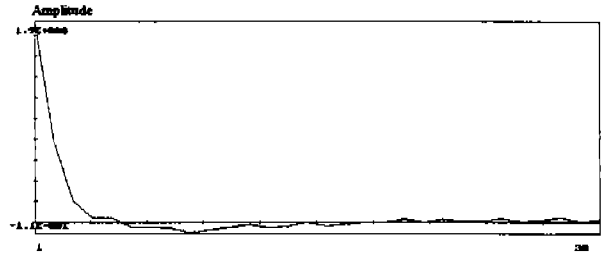
AR 계수와 cepstrum 계수는 Akaike test를 통하여 적정 차수라고 판단된 30차뿐 아니라 5-25차까지 5차수 간격으로 계수를 추출하여 동일하게 적용하고 그 결과를 비교하였으며, 계수는 1024 포인트의 데이터에서 추출하였고, 호흡주기동안의 임의 구간에서의 데이터를 선정하여 분류하였다.

본 논문에서 제안한 알고리즘의 평가는 다음의 방식에 따라 검토하였다.

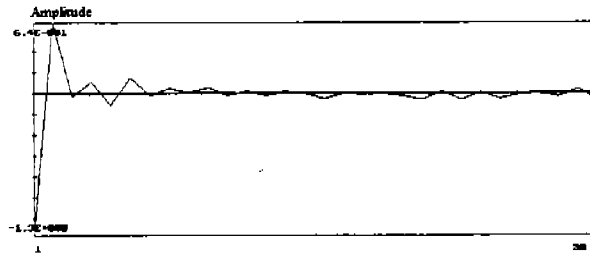
1. 특징 패턴들의 그룹화를 통한 분류 결과의 예측.
2. AR과 cepstrum 계수의 유사도 측정의 의한 패턴 분류.



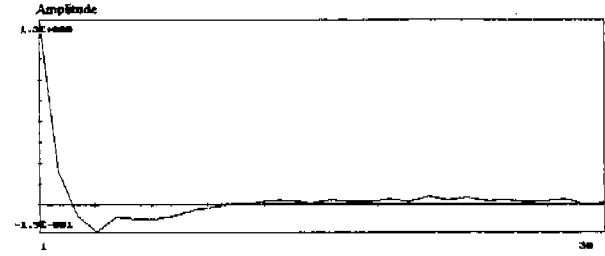
NORMAL



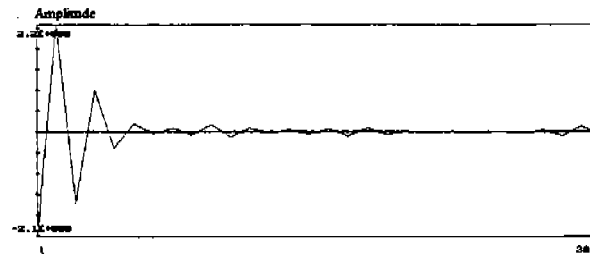
NORMAL



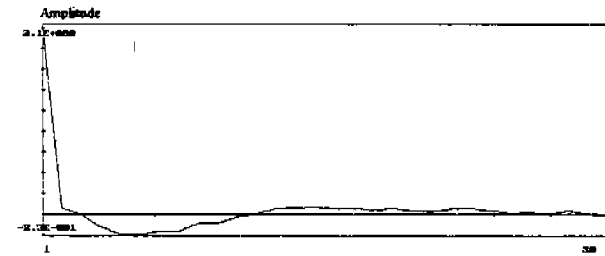
CRACKLE



CRACKLE



WHEEZE



WHEEZE

(a) AR

(b) Cepstrum

그림 4. AR 계수와 Cepstrum 계수의 기준 특징 패턴

Fig. 4. Reference Pattern of AR and Cepstrum Coefficient

이에 의하여 정상과 비정상의 폐음으로부터 추출한 AR 계수와 cepstrum 계수의 특징 패턴을 그룹화하여 추출한 30차 평균 기준 패턴을 그림 4에 나타내었다. 30차에 대해서 평균 기준 패턴을 추출한 뒤 각 패턴들의 그룹으로부터 증상별로 계수에 따른 분산을 구해본 결과 cepstrum의 분산이 AR에 비하여 작은 값을 나타내고 있어 cepstrum 방법에서 분류의 정확도가 높을 것이 예측된다. 이 경우에 각 증상에 대한 분산을 표 1에 나타내었다.

이상의 과정에서 얻은 계수를 토대로 패턴 분류한 결과를 표 2와 표 3에 각각 나타내었다. 표 2에서 보는 바와 같

이 AR 계수를 이용한 분류는 wheeze 현상에 대해서만 높은 인식율을 보이고 다른 증상에 대해서는 그 인식율이 50% 이하로 매우 낮지만, 표 3의 cepstrum 계수를 이용한 분류에서는 정상적인 폐음과 wheeze에 대해 100%의 인식율을 보이고 있으며, 다른 비정상적인 증상에 대해서도 AR 방법보다 높은 인식율을 보이고 있다.

특히 Cepstrum에 의한 분류가 10차이상에 대해서 일정한 반면에 AR에 의한 분류는 차수에 따라 인식하는 결과가 서로 틀려 특성이 안정하지 않다. 전체적으로 cepstrum 계수를 이용한 패턴 분류는 92.3%의 인식율을 갖고 있어

표 1. 30차에서의 AR과 cepstrum 계수의 증상별 평균 분산
 Table 1. Mean Variance of AR and Cepstrum Coefficient on the 30th order

증상	구분	평균 분산	
		AR	Cepstrum
normal		1.467	0.294
crackles		0.714	0.357
wheeze		1.502	0.230

AR 계수의 53.8% 보다 월등히 높다.

AR 계수에 의한 방법보다 cepstrum 계수에 의한 분류방법이 우수한 분류효율을 나타내는 것은, AR 계수가 신호에 대한 에너지 스펙트럼 양상을 압축하고 있는 반면에 cepstrum 계수는 신호의 푸리에 변환으로 얻어진 스펙트럼을 다시 푸리에 변환을 하므로써 AR 계수에 의한 스펙트럼 정보와 스펙트럼의 퍼진 형태에 대한 정보를 포함하게 된다. 즉 AR 계수는 1차 통계특성을 포함하고, cepstrum 계수는 2차 통계특성을 포함하므로 cepstrum 계수를 이용하여 신호의 매개변수를 추출하는 것이 보다 효과적이라고 할 수 있다.

호흡 질환으로 고생하는 환자는 숨을 쉬는 것이 곤란하므로 긴 시간을 환자의 협조를 얻어 폐음을 추출하는데는 어려움이 따른다. 더욱이 어린 환자들의 협조를 구하기는 매우 어렵다. 그러므로 짧은 시간에 추출한 데이터로부터 정확한 진단을 해내는 것이 요구된다. 이러한 관점에서 볼 때 본 연구에서 제안된 알고리즘은 순간적인 데이터의 분석으로부터 높은 분류율을 갖는 매우 효율적인 방법이다.

결 론

본 논문은 폐음의 분류를 통한 임상적인 응용을 위해서 cepstrum을 이용한 새로운 패턴 분류 알고리즘을 제안하였다.

제안된 알고리즘의 수행 능력에 대한 객관적인 비교를 위해서 동일한 폐음을 같은 차수로 AR 모델링한 결과와 비교하였다. 각 증상에 따른 분산으로부터 cepstrum 패턴 분류 방법이 AR 방법보다 좋은 결과를 가져오리라고 예측할 수 있었고, 실제 분류에 있어서 cepstrum 방법의 분석율이 92.3%로 AR 방법의 53.8%보다 훨씬 우수한 특성을 갖고 있음을 입증하였다.

이러한 우수성은 cepstrum 계수가 2차 통계특성에 대한 정보를 갖고 있는 반면 AR 계수는 1차 통계특성에 대한

표 2. 차수에 따른 AR 분석 결과
 Table 2. Results of the AR analysis

분류	차수	5	10	15	20	25	30
Normal	Normal 1	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle
	Normal 2	crackle	crackle	crackle	normal	normal	normal
	Normal 3	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Normal 4	crackle	crackle	normal	normal	normal	normal
Crackle	Crackle 1	normal	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub
	Crackle 2	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle
	Crackle 3	crackle	crackle	crackle	bron. leak	bron. leak	bron. leak
	Crackle 4	crackle	normal	normal	normal	normal	normal
	Crackle 5	squawk	squawk	crackle	crackle	crackle	crackle
Wheeze	Wheeze 1	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Wheeze 2	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Wheeze 3	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Wheeze 4	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub	pleu. rub
인식율(%)		53.8	46.2	53.8	53.8	53.8	53.8

표 3. 차수에 따른 cepstrum 분석 결과
Table 3. Results of the cepstrum analysis

분류	차수	5	10	15	20	25	30
Normal	Normal 1	pleu. rub	normal	normal	normal	normal	normal
	Normal 2	normal	normal	normal	normal	normal	normal
	Normal 3	normal	normal	normal	normal	normal	normal
	Normal 4	normal	normal	normal	normal	normal	normal
Crackle	Crackle 1	wheeze	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle
	Crackle 2	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle
	Crackle 3	squawk	squawk	squawk	squawk	squawk	squawk
	Crackle 4	pleu. rub	normal	normal	normal	normal	wheeze
	Crackle 5	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle	crackle
Wheeze	Wheeze 1	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Wheeze 2	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Wheeze 3	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
	Wheeze 4	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze	wheeze
인 식 율 (%)		69.2	92.5	92.5	92.5	92.5	92.5

정보를 갖고 있기 때문이다.

청진 방법이나 power spectrum 과 같은 청각, 시각에 의한 환자의 진단은 경험이 풍부하지 않은 내과의로서는 오류를 일으키기 쉬운 것에 반하여 제안된 알고리즘은 경험에 관계없이 평균 기준 패턴과 디지털 신호처리 컴퓨터를 이용하여 정확하고 신속하게 분류를 해낼 뿐 아니라, 짧은 순간에 추출한 데이터를 이용한다는 특징을 가지고 있다. 이러한 특징은 내과의의 진단 보조 효과가 높으므로 임상이나 생리학 분야에서의 많은 활용이 기대된다.

본 연구가 실제 임상이나 기초 의학연구를 위한 생리학 분야에서 사용이 용이하도록 설계되었으나, 내과의의 수련을 위한 데이터만을 이용함으로써 많은 증상에 따른 기준패턴을 얻을 수 없었고, 실제로 환자에게서 폐음을 수집할 때 발생할 수 있는 문제에 대한 고려가 되어있지 않으므로 이에 대한 지속적인 연구가 필요하다. 또한 가슴부위에서 폐음을 수집함으로써, 폐음가운데 심장의 박동소리가 섞이게 되므로 이의 제거를 위한 필터링 방법도 연구할 필요가 있다.

참 고 문 헌

1. P. Forgacs. "Lung Sounds", Brit. J. Dis. Chest, Vol. 63, pp. 1-12, 1969.
2. G. Charbonneau J. L. Racineux, M. Sudraud and E. Tuchais, "An accurate recording system and its use in breath sounds spectral analysis," the American Physiological Society, pp. 1120-27, 1983.
3. Banaszak, E. F, R. C. Kory and G. L. Snider, "Phonopneumography," Am. Rev. Resp. Dis. 107, pp.449-55, 1973.
4. Nachman. R. M. Nachman and L. Vinaru, "Recording and analysis of sounds produced by human lungs during respiration," Experienta 25: pp.1040-41, 1969.
5. Murphy. R. L. H. and K. Sarensen, "Chest auscultation and diagnosis of pulmonary asbestosis," J. Occup. Med. 15: pp. 272-76, 1973.
6. Arnon Cohen, Dorota Landsberg, "Analysis and Automatic Classification of Breath sounds," IEEE, Trans. Vol. BME-31, No. 9, pp.585-90, Sep., 1984.
7. Sophocles J. Orfanidis, "Optimum signal processing: An Introduction", Macmillan, New York, 1985.
8. Agustine H. Gray. JR. and John D. Markel, "Distance Meas-

- ure for Speech Processing" IEEE Trans., Vol. ASSP-24, No. 5, pp.380-91, October, 1976.
9. E. Ciaccio, S. M. Dunn, and M. Akay, "Biosignla Pattern Recognition and Interpretation Systems-Part 3 of 4: Methods of Classification", IEEE, EMB Magazine, Vol. 13, No. 1, pp. 129-35, Feb., 1994.
10. Steven Leherer. M. D., "Understanding Lung sounds." W. E. Saunders, West Washington, 1984.
11. 김정우, "디지털 신호처리 컴퓨터를 이용한 뇌 유발전위 분석시스템 개발에 관한 연구", 서울시립대학교, 석사학위논문, 1993.