

論文2001-38SC-5-8

# 주성분 분석 기법을 이용한 심음 인식 (Heart Sound Recognition using Principal Components Analysis)

李相旻 \* , 洪勝弘 \*\*

(Sang Min Lee and Seung Hong Hong)

## 요 약

최근에 디지털 신호처리와 전자부품의 발달로 심음 분석에 관한 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나 심음 인식, 특히 심음 한주기 전체에 대한 인식연구는 거의 없다. 본 논문에서 심음 전체 한주기에 대한 새로운 인식 방법을 제안하였다. 먼저 주성분 분석을 이용하여 훈련 셋으로 데이터베이스를 구축한다. 데이터베이스는 새로운 심음입력을 인식하는데 이용된다. 심음은 정상심음, 수축전 심잡음, 수축초기 심잡음, 수축 말기 심잡음, 이완 초기 심잡음, 이완 말기 심잡음, 연속적 심잡음으로 분류된다. 실험결과 새로운 인식 방법은 심음의 특징을 인식하는데 효과적이었다. 최대 인식률은 NO의 경우 71%, PS와 ES의 경우 80%, LS의 경우 78%, ED의 경우 87%, LD의 경우 60%, CM의 경우 20% 이었다. 현재의 결과가 실제로 심음을 인식하기에는 충분하지 못하였지만 심음 전체 주기를 대상으로 한 연구라는데 의의가 있으며 더 효과적인 데이터베이스를 구축함으로써 인식률을 개선할 수 있다.

## Abstract

Recently many researches concerning heart sound analysis are being processed with development of digital signal processing and electronic components. But there are few researches about recognition of heart sound, especially full cardiac cycled heart sound. In this paper, a new recognition methods about full cardiac cycled heart sound was proposed. For the first, the database was built by principal components analysis on training heart sound set. This database is used to recognize new input of heart sound. Hear sounds were classified into seven classes such as normal(NO) class, pre-systolic murmur(PS) class, early systolic murmur(ES) class, late systolic murmur(LS) class, early diastolic murmur(ED) class, late diastolic murmur(LD) class and continuous murmur(CM) class. As a result, we could verify that our new method has better efficiencies for the recognition the characteristics of heart sound than any precedent research. The maximum recognition rates of the new method are 71% for NO, 80% for PS and ES, 78% for LS, 87% for ED, 60% for LD and 20% for CM. Although the present results aren't practically sufficient to use our new method in recognizing heart sound, the importance of this paper is for recognition of heart sound within full cardiac cycle. We can get a better result by building a more efficient database.

\* 正會員, 三星綜合技術院 M應用프로젝트팀  
(M-application project Team, Samsung Advanced  
Institute of Technology)

\*\* 正會員, 仁荷大學校 電子工學科  
(Dept. of Electronics Engineering, Inha University).  
接受日字:2001年1月5日, 수정완료일:2001年7月16日

## I. 서 론

청진(auscultation)에 의한 심음(heart sound) 진단은 질병진단에 있어서 기본적인 수단으로서 매우 중요하게 인식되어 왔으며 여러 질병 진단에 있어서 1차적이면서 중요한 진단 수단이 되어 왔다.<sup>[1]</sup> 그러나 임상에

서의 중요성에 비하여 심음 인식에 대한 연구도 심전도(electrocardiogram, ECG), 뇌전도(electroencephalogram, EEG) 같은 다른 생체신호 인식같이 활발하지 못했었지만 근래에 디지털 신호처리 방법의 발전과 소형 전자부품의 개발로 디지털 청진기가 연구, 개발되면서 다양한 연구가 진행되고 있다.

심음 연구 동향은 심음 모델링에 관련된 연구, 인공판막의 동작 특성 분석에 관련된 연구, 심혈관 질환 진단에 관련된 연구로 나눌 수 있다. 즉, 심음 발생 모델링에 대한 가설을 실험적으로 증명하고 흉곽 부위의 간섭효과를 분석하는 연구, 흉부 표면에서 인공판막에서 발생하는 음의 분포를 추정하고 인공판막의 구조나 기능적 퇴화를 조기 검출하는 연구, 심음을 분석함으로써 협착성 또는 역류성 심잡음을 분류하고 관상동맥 질환 등의 심장 질환을 검출하는 연구로 나눌 수 있다.

초기의 연구들<sup>[2~4]</sup>은 심음을 수집하여 심음의 전파특성을 연구하는 것으로서 분석적이기보다 현상 설명적이었다. 심음 인식에 관한 직접적인 연구로는 Fibart 등<sup>[5]</sup>이 생물성 인공 대동맥판막과 인공 승모판막을 가진 151명의 환자 집단을 대상으로 구조와 기능에 대해 도플러를 이용한 심초음파도 분석을 진행하였고 1995년에 Barshdorff<sup>[6]</sup>가 어린아이들을 대상으로 세 가지 질환에 대한 심음 인식 연구를 진행한 예가 있다.

그러나 과거의 연구들은 심음 분석에 있어서 특정 판막이나 질환에 대한 분석을 통하여 결과적으로 ‘특정 판막이 잘 동작하고 있는가?’, ‘특정 심장 질환이 있는가?’ 하는 매우 제한적인 목적을 위한 방법들이었으며 접근 방법에 있어서도 심음 전체 주기를 대상으로 하지 않고 심음의 일정 구간이나 특정 주파수 성분에 대한 연구가 많았다. 이러한 접근 방법은 심음의 구성요소들의 발생이 독립적이지 않으며 서로 상관성이 있다는 면에서 바람직한 접근방법이 아니라고 판단된다. 더욱이 특정 질환의 심음이 아닌 임의의 심음에 대한 특정 분류 및 인식 연구는 수행된 것이 거의 없다.

본 논문에서는 심음 전체 주기를 대상으로 하여 심음을 7개의 세부 유형별 클래스들(classes)로 구분하여 인식하는 방법을 제안하였다.

## II. 청진과 심음

청진에 의한 심음 진단은 심음의 주파수 영역과 인간의 청력 범위를 고려할 때 어떤 한계를 가진다. 즉,

일반적으로 인간의 귀는 보통 16Hz-18000Hz 사이의 소리를 들을 수 있는데 심음과 심잡음은 대부분이 1000Hz 영역 이하의 소리이며 인간의 가청 문턱치를 초과하는 영역은 40~500Hz 정도이다. 이것은 심음과 심잡음의 많은 부분이 인간의 가청영역 내에 있지 않음을 의미한다. 또한 인간의 청력 특성인 마스킹 효과(masking effect)도 심음 분석의 제약 요소가 된다. 마스킹 효과란 인간의 청각 능력이 시간적으로나 주파수적으로 근접된 두 개의 신호를 구분하여 듣지 못하는 현상을 말한다.

그림 1에 심질환별 심음의 주파수 범위를 나타내었다. 각 질환에 대한 중요 주파수 범위가 있음에도 불구하고 심질환이 있는 경우 어떤 하나의 증상으로 국한된 것이 아니고 대부분 다른 증상에 영향을 주므로 실제 심음은 많은 주파수 성분이 섞여 있게 된다. 그러므로 특정 질환이나 판막에 대한 연구가 아닌 심음에 대한 종합적인 분석으로서 심음 일부분에 대한 분석보다는 심음 주기 전체에 대한 분석이 연구 목적에 더 적합한 접근 방법이라고 판단된다.

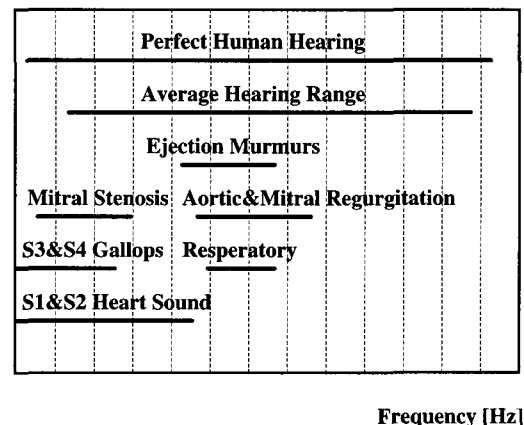


그림 1. 청력과 심음의 주파수 범위

Fig. 1. Frequency Range of Human Hearing and Heart Sound.

일반적으로 심음은 정상적인 심음과 심잡음(heart murmur)으로 구분할 수 있다. 심음은 닫히고 열리는 심장 판막의 진동에 의하여 발생되며 심근의 진동, 관련 기관의 진동에 의하여 발생된다. 심잡음은 주로 혈류의 난류(turbulent flow)와 심장 근육 또는 밸브의 이상 진동에 의하여 발생된다. 심잡음은 소리나는 시점에 따라 수축기 심잡음, 이완기 심잡음, 계속적 심잡음으로

분류한다. 본 논문에서는 발생 시기를 기준으로 정상 심음(Normal heart sound, NO), 수축전 심잡음(Pre-Systolic Murmur, PS), 수축 초기 심잡음(Early Systolic Murmur, ES), 수축 말기 심잡음(Late Systolic Murmur, LS), 이완 초기 심잡음(Early Diastolic Murmur, ED), 이완 말기 심잡음(Late Diastolic Murmur, LD), 연속 심잡음(Continuous Murmur, CM)으로 나누어서 인식을 하였다. 그림 2에 각 심음에 대한 예를 나타내었다.

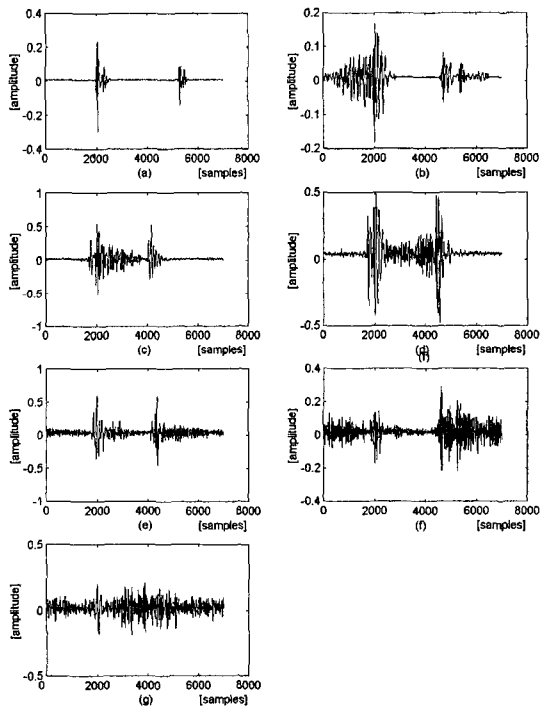


그림 2. 심음 예. (a)정상 심음 (b)수축전 심잡음 (c)수축 초기 심잡음 (d)수축 말기 심잡음 (e)이완 초기 심잡음 (f)이완 말기 심잡음 (g)연속 심잡음

Fig. 2. Examples of heart sound. (a)normal (b)pre-systolic murmur (c)early systolic murmur (d)late systolic murmur (e)early diastolic murmur (f)late diastolic murmur (g)continuous murmur.

### III. 알고리즘 제안

심음 인식을 위한 새로운 방법으로서 주성분 분석(Principal Components Analysis, PCA)을 이용하여 데이터베이스를 구축하고 이 데이터베이스를 참조로 심

음을 인식하는 방법을 제안하였다. 심음은 복잡한 시변(transient)신호여서 단순히 심음을 모아 데이터베이스를 구축하고 비교하는 방법으로는 시간차에 의한 오차로 인하여 심음을 잘 구분할 수 없다. 그러므로 별도의 특징추출 단계가 필요한데 본 논문에서는 특징추출을 위하여 주성분분석을 이용하였다. 본 방법을 저자가 제안하였던 “구간적분 및 통계변수 분석에 의한 심음 인식 방법”<sup>[7]</sup>과 비교하였다. 이 방법을 다음절에 간단히 소개하였다.

#### 1. 구간적분과 통계변수 분석에 의한 방법

본 방법은 시간영역에서 심음을 경험적으로 분석하고 대표 값으로써 몇몇 통계변수를 비교하여 인식하는 방법으로서 다단계 비교 판정을 하는데 각 단계에서의 판정을 판정변수에 기록하고 누적시켜서 최종판정을 내리는 누적판정법(add on method)을 사용하였다.

입력 데이터를 전처리 하여 정규화시키고 정점검출, 정점평가, 구간적분, 통계분석 과정을 거쳐서 최종적인 분류 판정을 한다. 정점검출에서 정상 심음의 경우는 제 1심음이 최대 정점으로서 제일 먼저 검출되게 된다. 정점 검출과정을 5회 반복하고 각 정점의 위치 및 정점의 크기를 평가하여 검출된 5개의 각 정점이 수축기에 있는지 이완기에 있는지를 확인하고 각 정점의 크기가 무시할만한 작은 심잡음 레벨인지를 판단한다. 각 정점을 중심으로 일정 시간 구간내의 적분을 수행하여 각 정점 영역의 신호 크기에 대한 누적 값을 구하고 심음 한 주기 전체의 적분값과 비교하여 각 정점 구간의 적분값에 대한 상대적인 크기 평가를 한다.

심음 한 주기 전체에 대한 대표값으로써 평균, 사분위수, 왜도를 구한다. 심음의 경우는 한 주기 동안에 제 1심음과 제 2심음의 영역이 전체 한 주기 영역에 비하여 보통 20% 정도 이하의 짧은 시간 영역을 차지하므로 정상적인 경우 제 3사분위수가 평균값 이하의 값을 가진다. 심잡음 없는 경우는 왜도는 큰 값을 나타내는데 이것은 대부분의 신호가 낮은 값을 가지므로 중앙값이 매우 낮아져서 상대적으로 중앙값 이상의 신호가 많음을 의미한다. 반면에 심잡음이 많아질 경우 중앙값이 올라가서 상대적으로 중앙값이하의 신호가 많아지므로 왜도는 점점 작은 수를 나타내며 극단적으로는 0 또는 그 이하 값을 나타내게 된다. 본 방법에 대한 알고리즘의 전체 흐름도를 그림 3에 나타내었다.

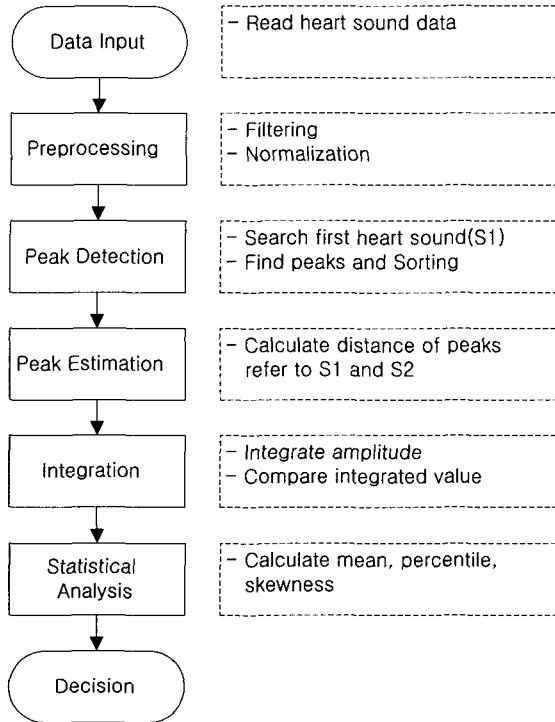


그림 3. 구간적분 및 통계변수 분석에 의한 인식 방법 (방법 1)

Fig. 3. Recognition method by band integral and statistical analysis (method 1).

## 2. 주성분 분석에 의한 방법

주성분 분석은 직교최소제곱(orthogonal least squares)의 개념에 기초하여  $n$ 차원 공간에 흐뜨려져 있는 점들을 가장 잘 적합 시키는 평면을 찾기 위한 기하적 최적화(optimization)의 문제로 1901년 Pearson<sup>[8]</sup>에 의해 제기되었다. 그 후 1930년대 Hotelling<sup>[9]</sup>은 변수들 간의 상관구조(correlation structure)를 분석하기 위한 노력의 일환으로 원래  $n$ 개 반응변수들의 값을 근사적 결정을 하게 되는 더 낮은 차원의 서로 독립적인 요인을 상정하여 이를 성분(component)이라 불렀으며 원래 변수들이 가진 전체변이에 대한 각 성분의 공헌도(contribution)를 순차적으로 최대화하도록 선택된 성분을 유도하여 이에 기초한 분석을 '주성분 분석'이라고 불렀다.

본 논문에서는 훈련용 심음 데이터 셋으로부터 심음 셋트의 공통 성분이라고 할 수 있는 주성분을 구하고 주성분 벡터에 각 훈련용 심음 데이터를 투사시켜 다차원 벡터 공간에서의 가중치(weighted value)를 구하고 클래스를 설정하였다. 인식을 위하여 시험용 데이터

를 주성분 벡터 차원으로 투사 후 훈련 데이터들과의 가중치 비교를 수행하여 가장 근접하는 클래스를 결정하였다.

각  $N$ 개의 데이터 열로서 구성된 심음 데이터는  $N$ 차원의 벡터 공간이라고 생각할 수 있다. 이 데이터 열에 대한 주성분 분석의 주요 개념은 전체 데이터 공간 안에서 심음의 분포를 가장 잘 계산하는 소수의 벡터들을 찾아내는 것이다. 이들 벡터들을 심음의 공간 좌표축으로 정의할 수 있는데 이것을 본 논문에서는 심음 공간(heart sound space)이라고 부르기로 한다. 각 벡터들의 길이는 각 심음 데이터의 구성 샘플 개수인  $N$ 이다. 이 벡터들은 원 심음 데이터에 대응하는 공분산 매트릭스의 고유벡터들인데 원래 심음 데이터와 비슷한 형상을 가지므로 본 논문에서는 이 벡터들을 고유심음(eigenheart)이라고 부르기로 한다.

본 방법에 대한 알고리즘을 그림 4에 나타내었다. 그림에서 알 수 있듯이 훈련용 심음으로부터 데이터베이스를 구축하는 절차는 다음 순서와 같다.

- 1) 데이터베이스 구축을 위한 훈련용 심음 데이터 셋을 선택한다.
- 2) 선택된 훈련용 심음 데이터 셋에 대한 전처리를 수행한다.
- 3) 훈련 셋으로부터 고유값과 고유벡터를 구하고 고유심음을 계산한다. 주성분 분석을 이용하여 연산을 줄이고 고유심음의 개수를 줄일 때 인식률의 변동을 알아보기 위하여 변수로서의  $M$ 개 (여기서  $M$ 은 훈련용 심음 데이터 개수보다 작은 임의의 수) 심음으로 심음 벡터 공간을 정의한다. 필요에 따라 새로운 심음이 입력되면 고유심음은 보완되고 재 구축될 수 있다.
- 4) 각 훈련 셋 데이터를 심음 벡터 공간에 투사함으로써 훈련 셋트의 각 데이터에 대한  $M$ 차원 심음 벡터 공간에서 가중치를 계산한다.

데이터 베이스가 구축된 후 초기화된 시스템에서 다음 절차에 따라 새로운 심음 데이터를 인식한다.

- 1) 입력 데이터에 대한 전처리를 수행한다.
- 2) 전처리된 데이터를 고유심음에 투사함으로써 심음 벡터 공간에서 가중치를 계산한다.
- 3) 기존 구축한 데이터 베이스에 있는 심음인지 아닌지 데이터 베이스의 가중치와 비교함으로써 클래스를

분류한다.

- 4) 필요에 따라 새로 입력된 심음 신호를 사용하여 고유심음과 데이터 베이스의 가중치 패턴을 보완한다.

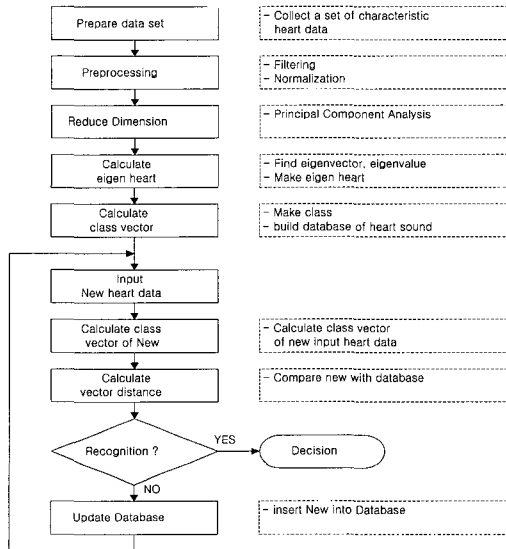


그림 4. 주성분분석에 인식 방법 (방법 2)  
Fig. 4. Recognition method by principal components analysis (method 2).

수학적으로 기술하면 심음 인식과정은 고유심음 추출과정과 가중치 벡터를 구하는 과정으로 설명할 수 있다.

(1) 고유심음 추출

M개의 심음 데이터의 훈련 셋트를 각각  $\Gamma_1, \Gamma_2, \Gamma_3, \Gamma_4, \dots, \Gamma_M$  라고 하자. 셋트의 평균 심음을  $\Psi$  라고 하고 아래와 같이 정의한다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (1)$$

하나의 심음 데이터는 N개 샘플 데이터들로 구성되어 있다면,

$$\Gamma = \sum_{n=1}^N x(n) \quad (2)$$

전처리한 후 훈련 셋트에 대한 평균 심음을 구하고 각 훈련 셋트의 심음 데이터를 평균 심음 데이터로부터 뺀다. 이를 차심음(subtracted heart sound)  $\Phi$  라고 정의하면 식 (3)과 같이 표현된다.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (i=1, 2, 3, \dots, M) \quad (3)$$

차심음 데이터,  $\Phi$ 에 대한 주성분 분석으로서 훈련 셋트에 대한  $\Phi$ 의 분포를 잘 표현하는 M개의 고유벡터를 구한다. 즉, 차심음에 대한 공분산 매트릭스, C의 고유값과 고유벡터를 구한다.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \quad (4)$$

$$= \frac{1}{M} A A^T$$

여기서

$$A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M] \quad (5)$$

그러나 공분산 매트릭스 C가  $[N \times M] \times [N \times M]$  차원의 연산이 되므로  $N \times N$ 개의 고유벡터와 고유값이 생성되는데 N의 수가 큰 값이므로 매우 많은 연산을 필요로 하기 때문에 연산량을 줄이는 현실적인 방법이 필요하다. 만약 훈련 셋트의 수, M가 N보다 작은 수라면 M개의 고유벡터로도 손실은 거의 없으면서 매트릭스의 특성을 나타낼 수 있는 작은 매트릭스로 표현 가능하다. 즉 식 (4)는 식 (6)과 같이 표현될 수 있다.

$$C' = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n^T \Phi_n \quad (6)$$

식 (6)의 C'로부터 구한 고유벡터들은 고유심음( $\mu_l$ )을 형성하기 위한 M개 훈련 셋트의 선형조합을 결정한다.

$$\mu_l = \sum_{k=1}^M V_{lk} \Phi_k \quad (l=1, 2, \dots, M) \quad (7)$$

위와 같은 연산으로부터 막대한 계산량을 줄일 수 있다. 실제로 훈련 셋트는 심음 데이터의 샘플 개수에 비하여 상대적으로 매우 작은 숫자이다.

(2) 가중치 벡터(Weighting Vector) 계산

새로운 심음 데이터( $\Gamma$ )는 식 (8)과 같은 간편한 조작으로 고유심음 요소로 변환된다, 즉 원래의 심음 데이터를 심음 공간으로 투사시킴으로써 심음 벡터 공간에서 이 심음 데이터가 어떤 분포를 가지는지 계산된다.

$$W_k = \mu_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (k=1, 2, \dots, M) \quad (8)$$

이 벡터 계산은 데이터의 각 샘플마다 곱셈하고 덧셈된 하나의 벡터가 되는데 이 가중치들은  $\Omega_T = [W_1, W_2, \dots, W_M]$ 와 같이 벡터를 형성하며 이것은 심음 데이터에 대한 기본 셋으로서 입력 심음 데이터를 표현하고 고유심음을 구축하는데 사용된다. 위 벡터,  $\Omega_T$  는 심음 인식의 데이터 베이스로 사용된다.

새로운 입력이 어떤 클래스에 속하는가 판정하는 방법은 식 (8)을 통해 구한 가중치 벡터와 훈련 셋트를 통해 기 구축한 가중치 벡터들과의 유클리드 거리 (Euclidian distance)를 구하여 가장 작은 값이 나오는 심음 클래스를 찾으면 된다. 즉, 식 (9)의 연산을 통하여 작은 벡터들간의 차이가 가장 작은 클래스를 찾는다.

$$\epsilon_k = \|\Omega - \Omega_k\|^2 \quad (k=1,2,3,\dots,M) \quad (9)$$

여기서  $\Omega_k$ 는 k번째 심음 클래스이다.

만약 새로 입력된 심음 데이터가 훈련 셋트에서 유사한 심음이 없다고 판단되면 이 심음은 새로운 데이터 베이스를 구축하는데 사용될 수도 있는데 이러한 판정은 유클리드 거리를 가지고 경험적으로 판정할 수 있다.

이상의 과정을 도식적인 그림으로 나타내면 그림 5와 같다.

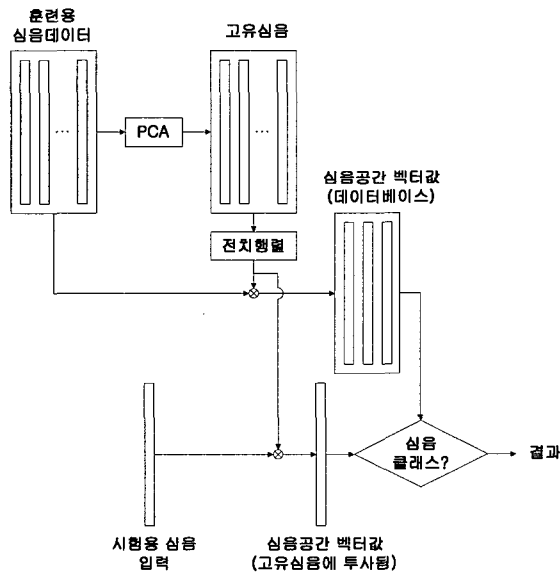


그림 5. 방법 2에 대한 블록도  
Fig. 5. Block diagram of method 2.

#### IV. 실험 및 고찰

심음 데이터는 2곳의 데이터 베이스를 이용하였다. 첫 번째는 Harbor-UCLA 캠퍼스의 Saint John's Cardiovascular Research Institute에서 만든 데이터 베이스로서 심음에 대한 기본적인 설명과 함께 심음 클래스별로 분류가 잘 되어 있다. 두 번째는 영리기관인 Scientific Software Solution(Sss)사의 데이터 베이스를 이용하였다. 위 2곳의 데이터 베이스는 모두 정상인 또는 환자로부터 실제로 계측한 심음 데이터들로 구성되어 있다. 표 1에 각각의 데이터 베이스에서 사용한 심음 데이터를 정리하였다.

표 1. 시험에 사용한 심음 데이터  
Table 1. Heart sound data used in test.

| 구분  | 증상 및 원인                                   | 심음 데이터(훈련용/시험용) |      |       |
|-----|---|-----------------|------|-------|
|     |   | UCLA            | Sss  | 합계    |
| 정상  | 정상적인 심음                                   | 1/5             | 1/2  | 2/7   |
| 비정상 | 수축전 심잡음 (unobstructed atrioventricle 등)   | 3/3             | -/2  | 3/5   |
|     | 수축기 초기 심잡음 (mitral regurgitation 등)       | 11/21           | -/4  | 11/25 |
|     | 수축기 말기 심잡음 (mitral valve prolapse 등)      | 4/7             | -/2  | 4/9   |
|     | 이완기 초기 심잡음 (aortic valve regurgitation 등) | 5/13            | -/2  | 5/15  |
|     | 이완기 말기 심잡음 (tricuspid regurgitation 등)    | 3/3             | -/2  | 3/5   |
|     | 연속 심잡음 (pulmonary branch stenosis 등)      | 7/8             | -/2  | 7/10  |
| 합 계 |   | 34/57           | 1/16 | 35/76 |

그림 6에 훈련용 심음 데이터의 일부를 나타내었다. 각 그림에서 가로축은 심음 데이터 샘플 개수를 나타내며 세로축은 각 샘플의 크기를 나타낸다. 그림에서 (1), (2)번은 정상 심음 클래스에 해당하고 (3)-(5)번은 수축전 심잡음, (6)-(16)번은 수축 초기 심잡음, (17)-(20)번은 수축 말기 심잡음 클래스에 해당한다.

방법 1에 대한 자세한 결과 도출은 이상민 등<sup>[7]</sup>의 결과를 인용하였고 본 절에서는 새로운 방법에 대한 결과 도출만을 설명하기로 한다.

본 실험에서 훈련 셋트는 35개의 심음 데이터로 구

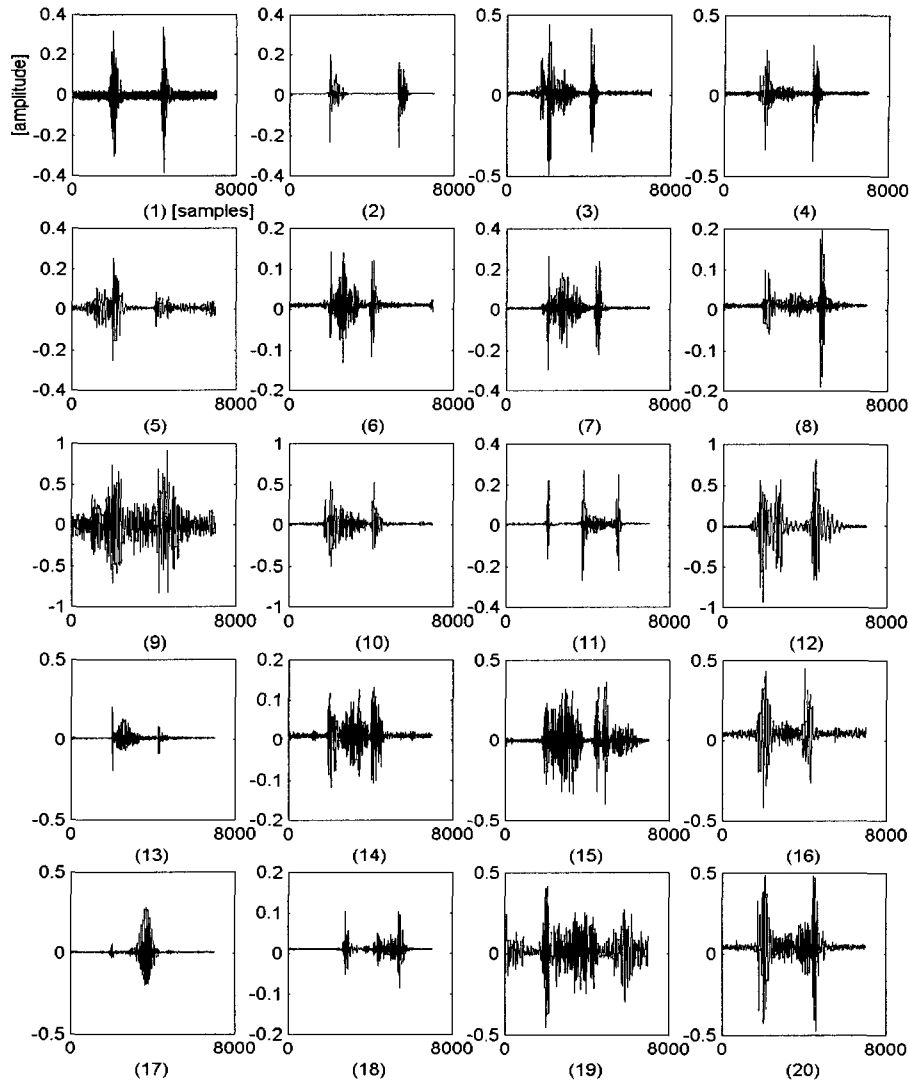


그림 6. 훈련용 데이터의 일부  
Fig. 6. A part of Training data.

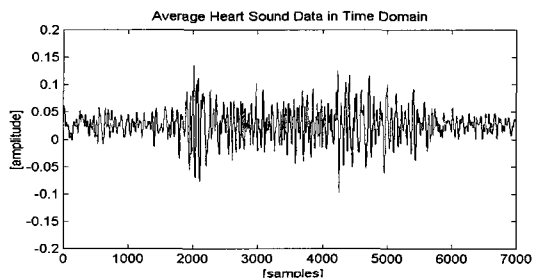


그림 7. 훈련 세트의 평균 데이터  
Fig. 7. Averaged data of training set.

성되어 있다. 그림 7에 훈련 세트에 대한 평균 심음 데

이터를 나타내었다. 평균 심음은 정상 심음만으로 또는 모든 심음으로 구할 수 있는데 이것은 차심음 데이터를 구하는데 사용된다. 차심음을 구하는 목적은 심음 데이터 값들을 작은 크기로 유지하기 위하여 사용된다.

그림 8에는 식 (4)-(7)을 이용하여 구한 훈련 세트에 대한 고유심음을 나타내었다. 그림 8에서 (1)번 그림이 35개 차심음 데이터들의 공통성분을 가장 많이 포함하고 있는 그림이며 나머지 부분에서 공통 성분을 가장 많이 포함하고 있는 그림이 (2)번 그림이다. 같은 논리로 (35)번 그림은 가장 공통 성분을 적게 내포하고 있는 그림이 된다. 전체 심음으로 평균을 구하고 고유심

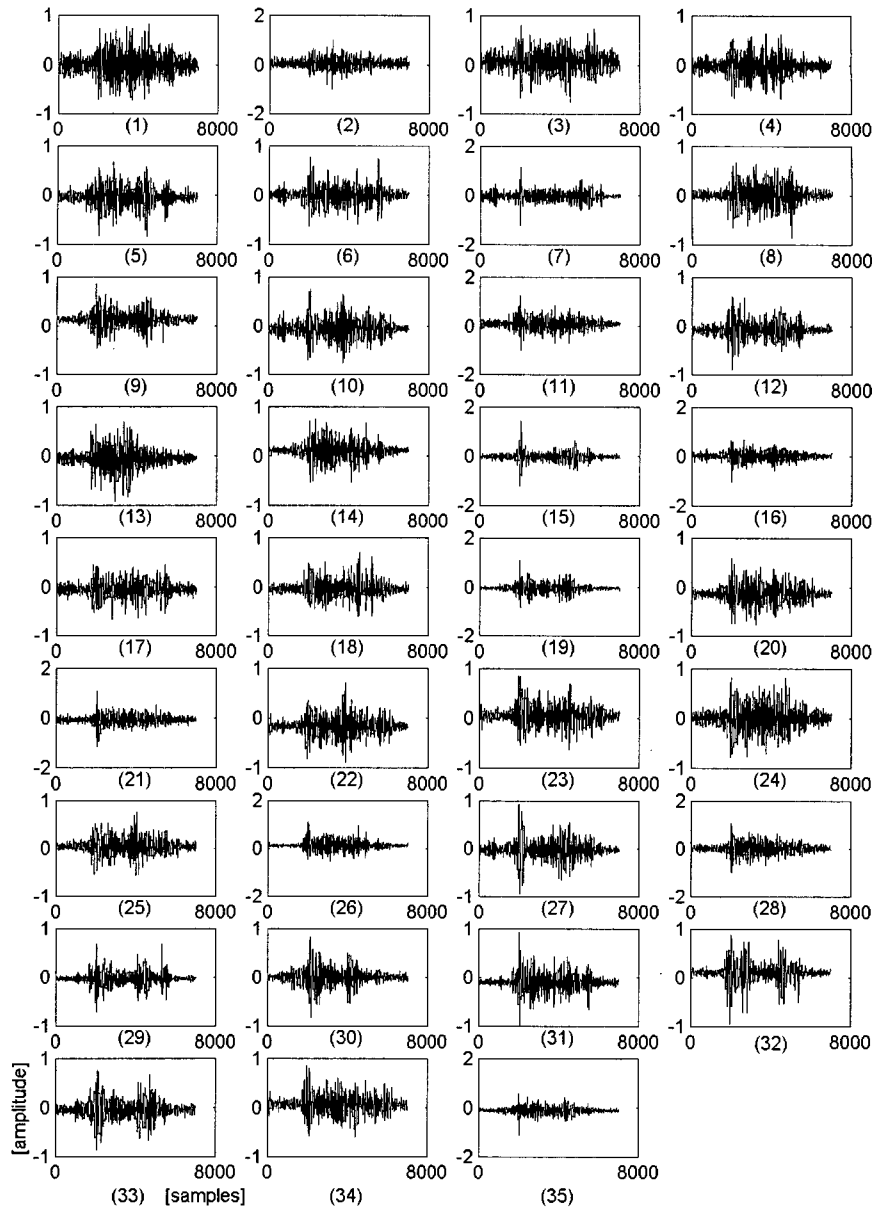


그림 8. 훈련 셋트의 고유심음들  
Fig. 8. Eigenhearts of training set.

음을 도출하였으므로 다양한 잡음 성분이 가장 많이 보이는 (1)번 그림이 이 훈련 셋트에서 가장 중요한 고유심음이 된다.

그림 9에 하나의 심음 데이터를  $M$ 차원의 심음 공간으로 투사된 예를 나타내었다. 많은 양( $M$ 개)의 고유심음에서 우선 순위를 가지는 몇 개의 ( $M'$ ,  $M' < M$ ) 주요한 고유심음만으로도 충분히 데이터 베이스기능을 한다. Sirovich와 Kirby의 얼굴인식 연구<sup>[10]</sup>에 의하면 115

개의 훈련 셋트에서 40정도의 고유벡터이면 인식에 충분하다는 결과를 발표하였다.

그림 9의 (a)는 심음 데이터의 한 예로서 선택한 NO이고 (b)는 투사에 사용한 고유심음이 1개일 때 (a)가 투사된 형태이고 (c)는 고유심음을 5개 사용한 예이고 (d)는 10개, (e)는 20개, (f)는 30개, (g)는 35개를 사용하여 투사된 예이다.



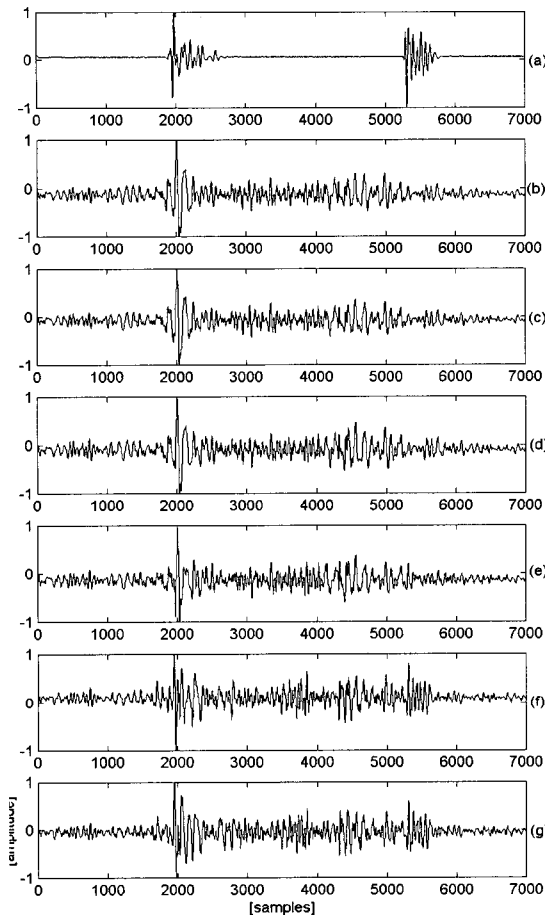


그림 9. 원 신호와 고유심음들에 투사된 신호  
Fig. 9. An original data and its projection onto eigenhearts.

V. 결과 및 고찰

한 주기 전체 심음에 대하여 2가지 방법으로 인식 실험을 수행하였다. 방법 1인 구간적분과 통계변수 분석에 의한 인식 실험 결과 인식률은 NO의 경우 100%, ES의 경우 92%, LS의 경우 89%, ED의 경우 87%로 높은 인식률을 보인 반면 PS의 경우 40%, LD의 경우 40%로 낮은 인식률을 보였다. 인식 알고리즘이 제 1심음과 제 2심음을 기준으로 이외의 심잡음을 검출하는 접근 방법이므로 제 1심음과 제 2심음 주변의 심잡음에 대한 인식률이 높았다고 해석된다. 반면 PS의 경우는 제 1심음을 검출하고 주변 구간을 최소값으로 마스킹하는 과정에서 제 1심음과 근접한 PS클래스의 심잡음이 제거되는 경우가 있어서 결국 정상으로 오인식되어 PS 인식률이 낮아졌다. LD에 대한 인식률이 낮은

이유는 LD의 경우 심음이 LD로 분류되지만 이완기 말기에만 심잡음이 있는 것이 아니고 이완기 초기나 수축기 전에 심잡음이 있는 경우가 많이 있기 때문에 인식률이 낮았다고 판단된다. CM의 경우 인식률이 70%로서 중간 정도의 인식률을 보였는데 CM에서 심잡음 구간이 주로 제 1심음과 제 2심음 사이에 분포되어 있으므로 인식률이 높아지지 않았다. CM인식률은 검출하는 정점의 개수를 더 늘리면 인식률이 좋아질 것이다. NO의 경우 인식률이 100%였는데 인식 알고리즘이 정상 심음 검출에 초점이 맞추어져 있었기 때문이다. 실험 결과를 표 2에 나타내었다.

표 2. 방법 1에 의한 결과표  
Table 2. Results of method 1.

| 인식률 [%] |    |    |    |    |    |    |    |
|---------|----|----|----|----|----|----|----|
| NO      | PS | ES | LS | ED | LD | CM | 평균 |
| 100     | 40 | 92 | 89 | 87 | 40 | 70 | 74 |

방법 2인 주성분 분석에 의한 인식 실험 결과를 표 3에 나타내었다. 표에서 첫 번째 세로축의 '고유심음 수'는 인식에 사용된 고유심음의 개수로서 투사에 사용된 벡터 셋트의 개수를 나타낸다. 표 3에서 보듯이 사용한 벡터 셋트가 많을수록 인식률이 높아지는 것은 아니며 본 방법의 경우 10개의 심음 벡터 셋트를 사용하였을 때가 가장 좋은 결과를 보였다. 이 결과는 주성분 분석의 고유한 특성으로 인하여 발생하는 인식 조건으로서 '어떤 인식에 있어서 몇 개의 벡터 셋트를 이용한 것이 가장 인식률이 좋다' 라는 것은 또 다른 연구 분야가 된다. 본 논문 이외에 주성분 분석에 의한 심음 인식에 대한 논문은 없지만 주성분 분석에 의한 얼굴 인식에 있어서 몇 개의 고유벡터를 사용하였을 때 가장 좋은 인식 결과를 보이는데 하는 연구 결과<sup>[11,12]</sup>가 발표된 바 있다.

방법 2는 방법 1에 비하여 전체적인 인식률은 떨어졌으나 PS의 경우는 인식률이 올라갔고 ES의 경우 다른 클래스보다 인식률이 좋았다. 이것은 제 1심음 주변에 대한 인식률은 좋은 반면 상대적으로 제 2심음 주변에 대한 인식률은 상대적으로 낮음을 나타내는데 데이터마다, 증상마다 제 1심음과 제 2심음 사이의 시간 간격이 다소 다르기 때문이라고 추정된다. 정상 심음의 경우도 방법 1에 비하여 인식률이 많이 떨어졌는데 이

또한 제 1심음과 제 2심음의 시간 간격이 다르기 때문이며 이는 시간간격을 정규화 하면 인식률이 개선되리라 판단된다. CM의 경우가 인식률이 매우 낮았는데 CM의 경우 시간 영역으로는 구분되어지기 어려운 주파수 성분이 많이 포함되었기 때문이라고 해석된다.

표 3. 방법 2에 의한 결과표  
Table 3. Results of method 2.

| 고유심음 수 | 인식률 [%] |    |    |    |    |    |    | 평균 |
|--------|---------|----|----|----|----|----|----|----|
|        | NO      | PS | ES | LS | ED | LD | CM |    |
| 1      | 29      | 60 | 48 | 78 | 67 | 40 | 20 | 49 |
| 5      | 57      | 40 | 72 | 67 | 60 | 60 | 20 | 54 |
| 10     | 57      | 80 | 80 | 67 | 73 | 60 | 20 | 62 |
| 20     | 71      | 40 | 72 | 56 | 87 | 60 | 20 | 58 |
| 30     | 71      | 40 | 64 | 67 | 67 | 60 | 10 | 54 |
| 35     | 71      | 40 | 72 | 67 | 73 | 60 | 10 | 56 |

표 4. 각 방법의 인식과 오인식 결과  
Table 4. Recognition and mis-recognition result of each method.

| 방법 구분 | 입력 심음 | 인식 판정률 [%] |    |    |    |    |    |    |
|-------|-------|------------|----|----|----|----|----|----|
|       |       | NO         | PS | ES | LS | ED | LD | CM |
| 방법1   | NO    | 100        | 0  | 0  | 0  | 0  | 0  | 0  |
|       | PS    | 60         | 40 | 0  | 0  | 0  | 0  | 0  |
|       | ES    | 8          | 0  | 92 | 0  | 0  | 0  | 0  |
|       | LS    | 0          | 0  | 11 | 89 | 0  | 0  | 0  |
|       | ED    | 13         | 0  | 0  | 0  | 87 | 0  | 0  |
|       | LD    | 0          | 20 | 0  | 0  | 40 | 40 | 0  |
|       | CM    | 0          | 0  | 0  | 10 | 20 | 0  | 70 |
| 방법2   | NO    | 57         | 14 | 29 | 0  | 0  | 0  | 0  |
|       | PS    | 20         | 80 | 0  | 0  | 0  | 0  | 0  |
|       | ES    | 20         | 0  | 80 | 0  | 0  | 0  | 0  |
|       | LS    | 0          | 0  | 22 | 67 | 11 | 0  | 0  |
|       | ED    | 7          | 0  | 7  | 13 | 73 | 0  | 0  |
|       | LD    | 0          | 0  | 40 | 0  | 0  | 60 | 0  |
|       | CM    | 0          | 0  | 60 | 0  | 20 | 0  | 20 |

표 4에 방법 1의 결과와 방법 2의 결과 중 가장 인식률이 좋은 경우, 즉 방법 2의 결과 중 투사에 사용된 고유심음이 10개인 경우를 선택하여 인식과 오인식에 대한 자세한 결과를 정리하였다. 표의 각 방법에서 가로축-세로축이 NO-NO, PS-PS, ES-ES, LS-LS,

ED-ED, LD-LD, CM-CM이 연결되는 칸은 올바르게 인식한 확률을 의미하여 그 이외는 입력 심음에 대하여 각각 다른 클래스로 인식한 결과를 나타낸다.

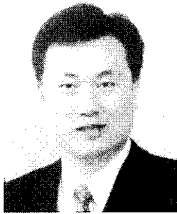
데이터베이스 없이 통계적으로 판단하는 방법은 계산량에 비하여 각 심음에 대한 외형적인 인식은 효과적이나 비정상 심음에 대한 원인 분석에는 한계를 가지는 방법이 되며 심음에 섞여있는 심잡음의 양을 평가하는데 있어서 판정 기준이 경험적으로 적절히 조정되어야 한다는 단점이 있다. 이에 비하여 데이터베이스를 참조하는 방법은 조금 더 객관적인 인식방법으로 해석될 수 있다. 시간 영역에서의 인식과 더불어 주파수 분석에 의한 방법을 추가한다면 더 좋은 결과가 있을 것으로 판단된다. 즉, 각 심질환별 상세한 주파수 해석 연구와 주파수 대역별 신호처리 연구가 진행되면 더 좋은 인식결과가 도출될 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] L. G. Durand and P. Pibarot, "Digital signal processing of the phonocardiogram - Review of the most recent advancements," CRC Critical Reviews Biomedical Engineering, vol. 23, no. 3, pp.163-219, 1995.
- [2] G. Y. Kozmann and P. Kenedi, "Surface acceleration mapping : a new method for heart sound investigation," 7th Eur. Congr. Cardiol., KFKI 76-35, pp. 1, 1976.
- [3] M. Okada, "Chest wall maps of heart sounds and murmurs," Comput. Biomed. Res., vol. 15, pp. 281-288, 1982.
- [4] M. Cozic, L. G. Durand and R. Guardo, "Development of a cardiac acoustic mapping system," Proc. 17th Annual Int. Conf. IEEE EMBS, pp. 1029-1031, 1995.
- [5] P. Pibarot, G. N. Honos, L. G. Durand and J. G. Dumesnil, "Substitution of left ventricular outflow diameter with prosthetic size is inadequate for calculation of the aortic prosthetic valve area by the continuity equation," J. Am. Soc. Echocardiogr., vol. 8, pp. 511-518, 1995.

- [6] D. Barschdorff, U. Femmer and E. Trowitzsch, "Automatic phonocardiogram signal analysis in infant based on wavelet transform and artificial neural networks", IEEE Computers in Cardiology, pp.753-756, 1995.
- [7] 이상민, 김인영, 홍승홍, "구간적분과 통계변수 분석에 의한 심음 인식", 대한의용생체공학회 논문지, 제 20권, 제 6호, 573-581쪽, 1999
- [8] K. Pearson, "On lines and planes of closest fit to systems of points in space," Philosophical Magazine, vol. 6, no. 2, pp. 559-572, 1901.
- [9] H. Hotelling, "Analysis of a complex of statistical variables into principal components," Journal of Educational Psychology, vol. 24, 417-41, pp.498-520, 1933.
- [10] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human face," Journal of the Optic Society of America A, vol. 4(3), pp. 519-524, 1987.
- [11] S. J. Lee, S. B. Jung, J. W. Kwon and S. H. Hong, "Face Detection and Recognition using PCA," TENCON'99, vol. 1, pp. 84-87, Cheju, 9. 1999.
- [12] 심상미, 장주석, "고유특징을 이용한 얼굴 인식에 있어서 얼굴형상에 대한 분수차 Fourier 변환의 효과," 전자공학회논문지, 제 35권 C편, 제 8호, 664-671쪽, 1998

저 자 소 개



李 相 旻(正會員)

1987년2월 인하대학교 전자공학과 공학사. 1989년 2월 인하대학교 전자공학과 정보공학전공 공학석사. 2000년2월 인하대학교 전자공학과 정보공학전공 공학박사. 1989년~1994년 LG Innotek선임연구원. 1995년~현재 삼성종합기술원 책임연구원. 주 관심분야는 생체신호처리, 생체전자기 분석, 생체인터페이스 등



洪 勝 弘(正會員)

1964년 2월 인하대학교 전기공학과 공학사. 1966년 인하대학교 정보이론전공 공학석사. 1975년 10월 일본 동경대학 의용생체정보공학 전공 공학박사. 1969년~1978년 광운대학교 전자공학과 교수. 1978년~현재 인하대학교 전자공학과 교수. 1994년 대한전자공학회 회장. 1998년-1999년 (사)한국전기전자학회 회장. 1995년~현재 국제 장애인재활협회 RI Korea 기술분과 의장. 주 관심분야는 생체정보 시스템, 감성공학, 생체인터페이스 로봇, 재활기기 등