

# 웨이브렛 계수와 퍼지 추론 시스템을 이용한 부정맥의 검출 Detection of the PVC Using the Fuzzy Inference System and Wavelet Coefficients

박광리(의료정보시스템과)

Kwang-Li Park(Dept. of Medical Information System)

Key Words : premature ventricular contraction, QRS, fuzzy inference system, wavelet coefficients

ABSTRACT : In this paper, we designed a fuzzy inference system to classify the premature ventricular contraction(PVC) based on the wavelet coefficients. Using power spectrum analysis, we observed that QRS of the PVC make a salient difference with that of the normal ECG at frequencies below 10Hz. In order to discern the PVC, it is very important to select the features which well describe the characteristics of the PVC. We chose three parameters - RR interval and two wavelet coefficients - as features. Firstly, we detected QRS using the dynamic threshold method and calculated the RR interval based on QRS position. The detected QRS was divided into several frequency bands by using Haar wavelet. Two features were extracted from the 6th wavelet coefficients(A6 and D6) among the several frequency bands. Finally, we designed a fuzzy inference system for the classification of the PVC using the three features. The MIT/BIH arrhythmia database including the PVC is used for the evaluation. The designed fuzzy inference system showed the PVC classification ratio of 96.09% and performed better than the neural network method. We showed the possibility that the fuzzy inference system can be used for the various ECG diagnosis.

## 1. 서 론

심전도의 자동 진단 시스템은 심장질환 환자의 심장상태를 감시하기 위한 홀터 시스템이나 환자 감시장치의 사용이 늘어나면서 그 중요성이 점점 높아지고 있다. 심장마비 같은 응급상황에 대비하기 위하여 부정맥(arrhythmia)을 검출하는 자동 진단시스템에 대한 연구와 진단의 정확성을 높이기 위한 알고리즘 개발에 많은 연구와 개선이 이루어져왔다. PVC검출을 위한 기존의 방법으로는 심전도 파형의 형태적 연관성을 이용한 방법[1]과 주파수 분석을 이용한 방법[2], 심전도 신호의 진폭, 간격 등을 이용하여 같은 모양을 찾는 지식기반(rule base)을 이용한 방법[3], 그리고 신경 회로망[4]이나 퍼지 추론시스템[5]을 이용한 방법 등이 있다. 신경회로망은 역전파 알고리즘, 다중 퍼셉트론 그리고 ART 네트워크를 이용한 방법등이 많이 이용되고 있으며, 검출성능은 좋으나 많은 양의 심전도를 학습시켜야하고 회로망의 구성이 복잡하다는 단점을 극복하기 위한 실시간 네트워크 개발에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 패턴분류를 위하여 퍼지 추론시스템도 많은 연구가 있었는데, 최근에는 성능향상을 위하여 fuzzy-ARTMAP과 같은 퍼지 추론시스템과 신경회로망을 복합적으로 이용하는 방법들이 제시되고 있다[5][6]. 퍼지 추론시스템이나 신경회로망의 성능을 향상시키기 위해서는 시스템의 입력 feature를 추출하는 과정이 매우 중요한데 현재 많이 사용되고 있는 feature는 R파의 크기, QS간격, RR간격, ST레벨등의 시간 도메인상에서의 feature와 주파수 스펙트럼의 크기를 이용하는 주파수 도메인상에서의 feature로 구분할 수 있다. 최근 다양한 영역에서 사용되고 있는

웨이브렛 변환은 시간과 주파수 분석을 동시에 할 수 있기 장점을 갖고 있기 때문에 feature로써 매우 유용하게 사용될 수 있다.

본 논문에서는 QRS를 검출하여 이를 기준으로 일정구간의 윈도우를 정한 후 웨이브렛 변환을 통해 획득한 웨이브렛 계수들로부터 feature를 추출하였으며, 추출된 feature를 이용하여 PVC와 정상 파형을 검출하기 위한 퍼지 추론시스템을 설계하고자 한다.

## 2. 본 론

### 2.1 PVC의 특성

PVC는 심전도에 기록되는 정상적인 심장전기의 전달체계와는 달리 동방결절이 아닌 심실에서 전기가 발생하여 일어나는 박동으로 조기에 또는 직전의 주 리듬과 일정한 간격으로 일어나는 수축을 말한다. PVC는 모양이 전혀 다른 조기에 발생한 QRS 로써 정상적인 심전도와 비교해 볼 때 P파는 심실복합파형(ventricular complex) 속에 묻혀서 선행되지 않거나 T파와 중첩되거나 아니면 정상인 듯한 T파의 꼭대기에 나타나는 등 다른 파형의 중간에 나타나게 된다. PVC는 RR 간격이 정상파형의 RR 간격에 비해 짧고 정상파형의 형태에 비해 파형의 형태가 다양하며 주파수 스펙트럼의 차이를 보이는 특징을 갖고있다. 정상파형의 경우 16~17Hz에서 최대값을 가지며 대부분의 성분이 8Hz~20Hz사이에 분포한다. 그러나 PVC의 경우 그 형태적인 차이에 따라 약간씩의 변화가 있으나 대부분의 경우 3Hz에서 5Hz사이에 최대값을 가지며 대부분의 성분이 10Hz이하에 분포한다.

### 2.2 Feature 추출

본 논문에서 PVC 검출에 사용되는 모든 feature들은 QRS를 기준으로 구성되기 때문에 QRS 검출의 정확성은 매우 중요하며 결과적으로 PVC 검출성능에 큰 영향을 미치게 된다. QRS를 검출하기 위해 입력된 심전도 신호를 대역통과 필터에 통과시킴으로써 잡음을 제거한다. 잡음이 제거된 신호에 절대값을 취하여 이동평균(moving average)한 후 dynamic threshold 방법을 이용하여 QRS를 검출한다[6],[7].

검출된 QRS를 중심으로 하여 100개의 데이터로 템플리트를 구성한 후 구성된 템플리트를 웨이브렛 변환하여 웨이브렛 계수를 구함으로써 feature를 추출한다.

모 웨이브렛으로는 완전한 신호복구가 가능한 직교특성을 갖고, 웨이브렛 함수의 계수가 적어 처리속도가 빠른 Haar 웨이브렛을 사용하였다[9][10].

퍼지 추론시스템의 성능은 소속함수의 구성에 의해 좌우되며 소속함수의 구성은 feature에 근거하여 이루어지므로 feature의 구성이 PVC 검출성능에 매우 큰 영향을 미치게된다. PVC는 0~10Hz에서 신호의 주파수 대역을 갖기 때문에 이 주파수 성분을 포함하는 웨이브렛 계수를 선택한다. 그림 1은 정상파형과 PVC의 웨이브렛 계수를 나타낸 것으로서 두 파형의 웨이브렛 계수가 현저하게 차이가 있는 것을 알 수 있다. 본 논문에서는 다음과 같은 feature를 구성하여 PVC를 추출한다.

(1) 웨이브렛 계수(A6) : 0~2.8Hz의 주파수 성분을 갖는 웨이브렛 계수(A6)를 선택하여 구간내의 가장 큰 값을 feature로 사용한다. A6의 구간내의 최고값의 크기는 정상 심전도의 경우보다 큰 값을 갖는다.

(2) 웨이브렛 계수(D6) : 2.8~5.6Hz성부를 갖는 웨이브렛 계수(D6)를 선택하여 A6의 경우와 마찬가지로 최고값을 feature로 이용한다.

(3) RR 간격 : 정상 심전도 사이에 PVC가 발생하는 경우 RR간격이 정상의 경우와 다르므로 RR 간격의 변화를 feature로 사용하였다. Feature로 사용되는 RR 간격의 변화는 식 (1)와 같이 이전 8개의 RR 간격의 평균과 현재 RR 간격과의 차이를 의미한다.

$$RR \text{ 간격의 변화} = \frac{|현재 RR \text{ 간격} - 평균 RR \text{ 간격}|}{평균 RR \text{ 간격}} \times 100 \quad (1)$$

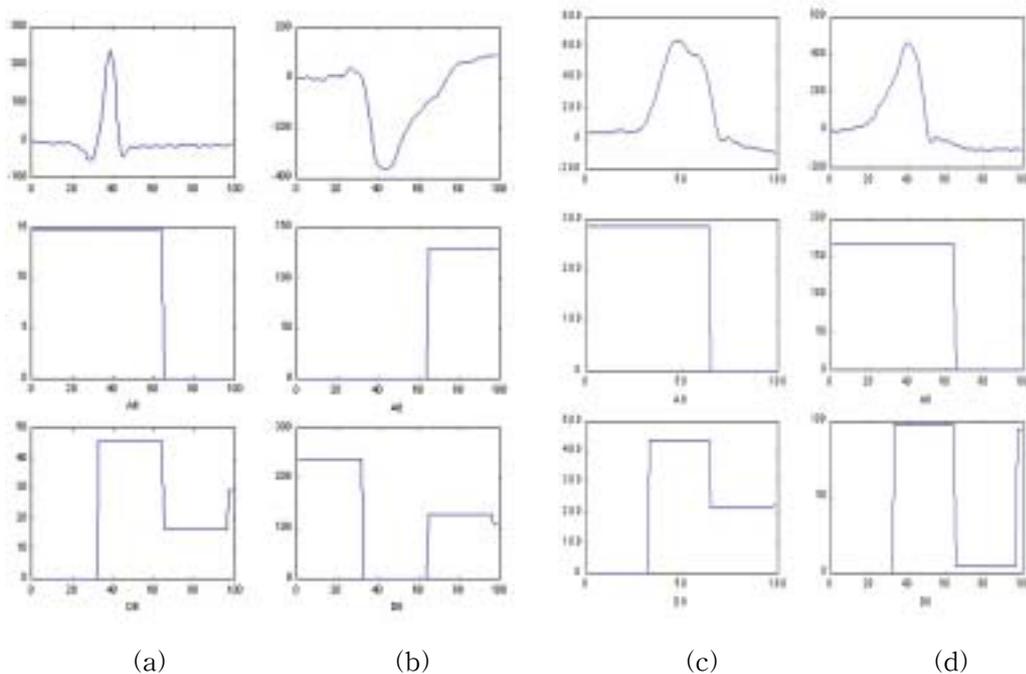


그림 1 정상 파형(T100)과 PVC 파형(T200,T119,T106)에서 6번째 레벨의 웨이브렛 계수  
 (a) 정상 파형(T100)과 A6, D6 (b) PVC 파형(T200)과 A6, D6  
 (c) PVC 파형(T119)과 A6, D6 (d) PVC 파형(T106)과 A6, D6

Fig. 1. 6th level wavelet coefficient for normal beat(T100) and PVC beat(T200,T119,T106)  
 (a) normal beat(T100) and A6, D6 (b) PVC beat(T200) and A6, D6 신호  
 (c) PVC beat(T119) and A6, D6 (d) PVC beat(T106) and A6, D6 신호

### 2.3 PVC 검출을 위한 퍼지 추론시스템의 설계

퍼지 추론시스템의 구성은 다음과 같다. 입력된 feature들은 퍼지화 장치를 통해 퍼지 집합 변수로 변환되고 if-then 규칙으로 구성된 지식기반을 바탕으로 추론 엔진에서 추론값을 출력하게 된다. 마지막으로 추론 엔진으로부터 출력된 추론값은 비퍼지화 장치를 통해 0에서 1사이의 값을 출력하고 이 값을 기준으로 PVC를 검출한다. 퍼지화 장치는 수치적인 정보를 퍼지 집합으로 변환하는 연산자로 본 논문에서는 주어진 입력에 대해 소속함수를 사다리꼴형태로 정의하는 사다리꼴법을 사용하였고 그림 2는 본 논문에서 사용한 각 feature에 대한 소속함수를 나타낸다. 비퍼지화는 무게중심법을 사용한 비퍼지화방법을 사용하였다.

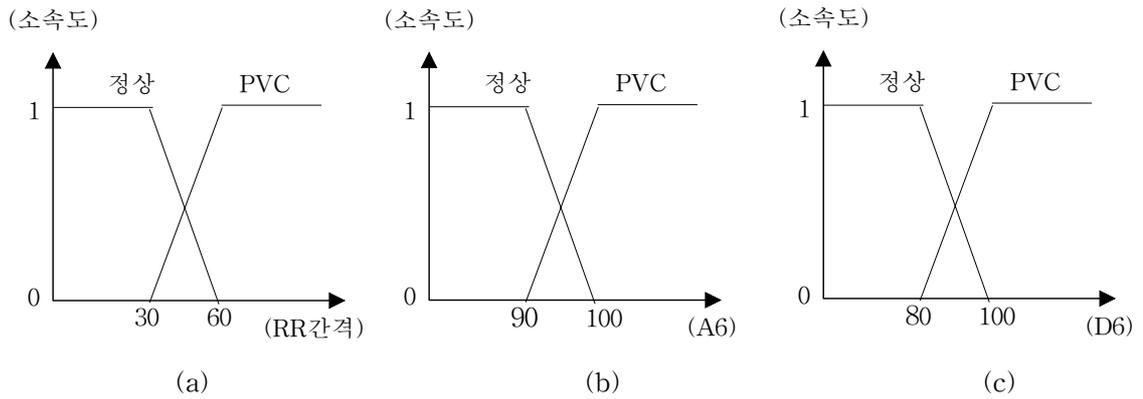


그림 2. 각 feature에 대한 소속함수  
 (a) RR 간격 (b) 웨이브렛 계수(A6) (c) 웨이브렛 계수(D6)

Fig. 2. The membership function of each feature

(a) RR interval (b) wavelet coefficient(A6) (b) wavelet coefficient(D6)

### 3. 실험 및 결과 고찰

#### 3.1 실험방법

본 논문에서 사용하는 MIT/BIH arrhythmia database는 360Hz로 샘플링된 30분의 분량의 데이터로써 이 데이터 중에서 PVC를 포함하고있는 레코드의 modified limb lead II의 데이터를 사용하였다. 그림 3은 PVC 검출을 위한 전체 시스템 블록도를 나타낸다.

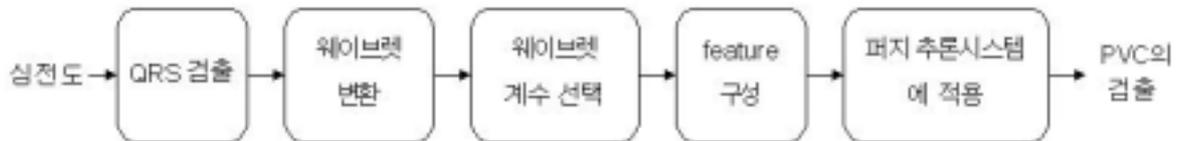


그림 3. PVC 분류를 위한 전체 시스템 블록도

Fig. 3. The overall system block diagram of the PVC classification

본 논문에서는 제안된 퍼지 추론시스템을 이용한 방법과 신경회로망을 이용한 방법[8]을 비교평가하였다. 그림 4와 같이 신경회로망의 입력은 전력스펙트럼으로부터 4Hz, 8Hz, 12Hz, 16Hz, 20Hz의 5가지 정규화된 전력스펙트럼의 크기로 구성되고 출력은 -1에서 1사이의 값을 가지며 문턱치로 0.5를 적용하여 정상 파형과 PVC 파형으로 검출하였다. 신경회로망의 구성은 5개의 입력과 1개의 출력, 4개의 은닉층으로 구성되었고 활성화함수로는 양극성 시그모이드 함수를 사용하였으며 오류 역전파 알고리즘을 사용하였다.

#### 3.2 결과고찰

퍼지 추론시스템의 입력 feature는 검출된 QRS를 기준으로 추출되므로 QRS의 검출은 PVC 검출성능에 중요한 역할을 한다. 본 연구에서 사용한 dynamic threshold 방법을 MIT/BIH

arrhythmia database중 28개의 레코드에 적용한 결과 98.48%의 QRS 검출률을 보였다.

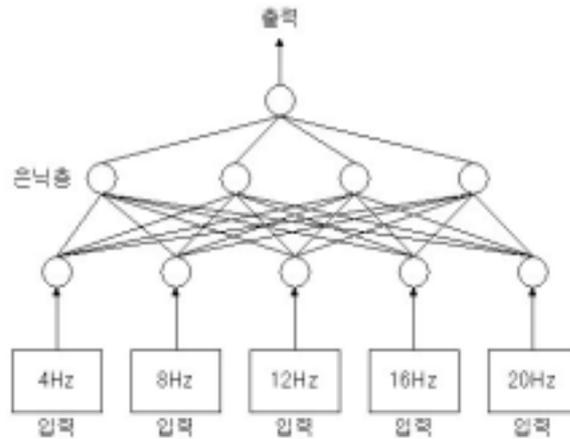


그림 4. PVC 분류를 위한 신경회로망의 블록도

Fig. 4. The neural network block diagram for the PVC classification

본 논문에서는 MIT/BIH arrhythmia database에서 정상과 PVC를 포함하는 레코드 10가지를 선택하여 퍼지 추론시스템과 신경회로망에 의한 PVC 검출성능을 비교, 평가하였다. Table 1은 퍼지 추론시스템을 이용하여 실험에 사용된 각 레코드에서 정상 파형과 PVC를 검출한 결과이다. 퍼지 추론시스템의 입력으로 사용된 3가지 feature는 검출된 QRS를 기준으로 구간을 설정하여 추출되었기 때문에 부정확한 QRS 검출로 인한 구간 설정은 PVC 검출성능을 저하시킨다. 본 논문에서 사용한 dynamic threshold 방법에 의한 QRS의 검출률은 98.48%이지만 PVC 검출실험에 사용된 레코드만을 고려했을 경우 QRS 검출률은 97.18%로 낮기 때문에 PVC 검출성능에 큰 영향을 미치게 되며, 결과적으로 96.09%의 PVC 검출률을 나타내었다. T106, T119, T200 및 T221과 같은 신호들은 QRS 검출률이 99% 이상이고 잡음도 비교적 적기 때문에 98%이상의 PVC 검출성능을 보인다. T116의 경우는 QRS 검출률은 98%로 높으나 심전도 신호의 기저선 변동이 심하여 90.82%의 낮은 검출률을 보이고 T203의 경우는 QRS 검출률이 90.13%로 낮고 기저선 변동이 매우 심하기 때문에 PVC 검출성능이 86.488%로 좋지 않은 결과를 나타내었다. 또한 T210과 T223은 정상 신호와 PVC의 중간상태인 fusion beat가 포함되어 있기 때문에 fusion을 PVC로 검출하는 오류로 인하여 PVC 검출률이 떨어졌다.

Table 2는 신경회로망을 이용한 PVC 검출 방법의 결과로서 기존의 다른 방법들 보다 우수한 검출률(약 95%)을 보이나 일정량의 데이터를 training set으로 이용하여 반복학습을 통해 검출에 적합한 신경 회로망을 설계하기 때문에 PVC와 같이 다양한 형태의 파형을 갖는 경우에는 모든 형태의 PVC 데이터를 학습시켜야하기 때문에 많은 학습시간이 요구되고 구조가 복잡하다는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 제안된 선형예측계수(LPC : Linear Predictive Coefficients)를 feature로 사용한 무감독학습법인 ART 네트워크는 선형예측계수가 QRS의 형태에 의존하기 때문에 QRS 형태가 서로 다른 PVC를 검출할 수 있다는 장점이 있으나 feature 로 사용한 선형예측계수는 60Hz 전력선 잡음 같은 신호의 잡음에 많은 영향을 받기 때문에 전처리 필터링이 반드시 필요한 단점을 갖는다[11].

Table 1. The performance of the PVC classification using fuzzy inference system

Record	총 PVC 개수	F.N	F.P	PVC 검출률(%)	QRS 검출률(%)
106	520	2	3	99.01	99.06
116	109	3	7	90.82	98.01
119	444	1	1	99.54	99.09
200	826	2	2	99.51	99.02
201	195	5	2	96.40	93.50
203	444	45	15	86.48	90.13
210	204	6	4	95.09	96.91
215	164	3	2	96.95	98.81
221	396	1	2	99.24	99.05
223	487	10	7	97.94	98.23
Total	3789	78	45	96.09	97.18

Table 2. The performance of the PVC classification using neural network

Record	총 PVC 개수	F.N	F.P	PVC 검출률(%)	QRS 검출률(%)
106	520	5	5	98.07	99.06
116	109	4	6	90.82	98.01
119	444	10	7	96.17	99.09
200	826	10	14	97.09	99.02
201	195	5	4	95.38	93.50
203	444	40	13	88.06	90.13
210	204	9	7	92.15	96.91
215	164	3	5	95.12	98.81
221	396	5	6	97.22	99.05
223	487	9	10	96.09	98.23
Total	3789	100	77	94.61	97.18

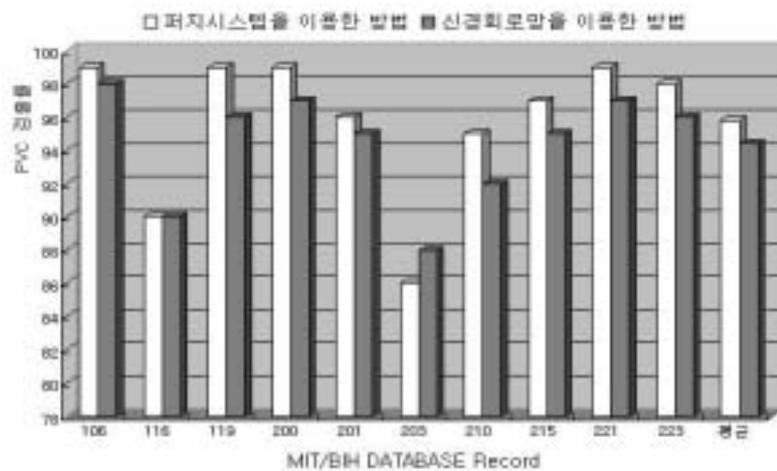


그림 5. 퍼지 추론시스템을 이용한 방법과 신경회로망을 이용한 방법의 PVC분류 성능 비교

Fig. 5. The comparison of performance by fuzzy inference system and neural network

본 논문에서 제안한 방법은 간단한 구조의 퍼지 추론시스템과 Haar 웨이블릿 계수 두가지만을 사용하므로 비교적 연산이 간단하고 신경회로망과 같은 초기학습을 요구하지않고 선형예측 계수를 이용한 방법보다 잡음에 영향을 덜 받으므로 전처리 필터링이 필요하지 않다. 그러나 QRS를 검출하지 못한 파형에 대해서는 PVC를 검출할 수가 없고 fusion과 같이 PVC와 유사한 형태를 갖는 파형을 PVC로 잘못 검출하는 오류가 있다. 그러나 여러 가지의 웨이블릿 계수를 사용하여 다양한 feature를 구성한다면 본 논문의 PVC 검출성능을 저하시키는 원인중 하나인 fusion beat의 검출도 가능할 것이며 본 논문의 결과는 modified limb lead II의 심전도만을 이용하였으나 다른 lead의 심전도를 같이 사용할 수 있는 시스템을 구성한다면 검출성능의 향상을 기대할 수 있을 것이다.

#### 4. 결 론

본 논문에서는 기존의 PVC의 형태적 특성을 이용한 검출방법들이 사용하는 푸리에 변환을 이용한 주파수 변환대신 간단한 Haar 웨이블릿 변환을 통해 추출한 feature를 이용하여 96.09%의 PVC 검출률을 갖는 퍼지 추론시스템을 설계하였다. MIT/BIH arrhythmia database를 이용한 실험으로부터 얻은 결론은 다음과 같다.

1. Haar 웨이블릿 변환을 통해 얻을 수 있는 6번째 레벨의 웨이블릿 계수(A6,D6)들이 퍼지 추론시스템의 지식 기반의 구성에 유용한 파라미터가 됨을 알 수 있다.
2. 웨이블릿 계수에 근거한 feature를 이용함으로써 간단한 구조의 퍼지 추론시스템이지만 기존의 신경회로망보다 우수한 검출률을 얻을 수 있었다.
3. 웨이블릿 계수는 퍼지 추론시스템뿐만 아니라 신경회로망을 이용한 PVC 검출에도 유용한 파라미터로 사용될 수 있을 것이다.

#### 참고문헌

- (1) Dobbs, S.E. et al., "QRS detection by template matching using real-time correlation on a microcomputer", *Journal of Clinical Engineering*, Vol.9, No.3, pp.197-212, 1984.
- (2) C. N. MEAD, H. R. PULL, J-S Cheng, K. W. CLARK, L. J. Thomas, "A frequency domain-based QRS classification algorithm". *IEEE Proc. computers in Cardiology*, pp.351-354, 1981.
- (3) P.W. Macfarlane and T.V. Lawrie, "Comprehension Electrocardiology Vol. 2", *Pergamon Press*, pp.1155-1167, 1989
- (4) Jurandir N. and Marcelo C. B, "Classification of cardiac arrhythmia based on principal component analysis and feedforward neural networks", *IEEE conference*, pp. 341-344, 1993.
- (5) Bart Kosko, "Fuzzy Enginering", *Prentice Hall*, pp.467-497, 1997
- (6) 박광리, 이경중 외, "스트레스 심전도의 정상파형 분류를 위한 Fuzzy-ART 네트워크의 설계", *대한의용생체공학회 춘계학술대회*, pp. 285-286, 1999
- (7) Chun-Lung Chang, Kang-ping Lin, Te-Ho Tao, Tsai Kao, Walter H. Chang, "Validation of Automated Arrhythmia Detection for Holter ECG", *Proc. IEEE Int. Conf. of the IEEE Med. Biol. Eng. Comput.*, vol. 20, No 1, pp. 101-103, 1998.
- (8) Kei-ichiro Minami, Hiroshi Nakajima, and Takeshi Toyoshima, "Real-Time Discrimination of ventricular Tachyarrhythmia with Fourier-Transform Neural Network", *IEEE, Trans. on Biol. Eng.*

vol. 46, No 2, pp. 179-185, 1999.

(9) A.N. Akansu and R.A. Haddad, "Multiresolution Signal Decomposition", *Academic Press*, pp.315-321, 1992.

(10) Metin Akay, "Wavelet in Biomedical Engineering," *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 23, pp.531-542, 1995

(11) 박광리, 이경중, "선형예측계수에 근거한 ART 네트워크를 이용한 심전도 신호분류", *대한의용생체공학회 추계학술대회*, pp. 228-231, 1997