

논문 2002-11-4-06

웨이브렛 계수를 이용한 부정맥 판정용 퍼지시스템 설계

김 민수*, 서 희돈*

Design of Fuzzy System for Decision of Arrhythmia using Wavelet Coefficients

Min-Soo Kim*, Hee-Don Seo*

요 약

본 연구에서는 PVC의 효과적인 검출과 부정맥 판정의 정확성을 높이기 위해 웨이브렛 계수를 이용한 퍼지 시스템을 설계하였다. 제안한 시스템에서 심전도의 QRS군을 Haar 웨이브렛을 이용한 웨이브렛 변환을 통해서 신호의 주파수를 6레벨 대역으로 분할하였다. 본 논문에서 설계한 퍼지 시스템의 성능평가를 위해서 MIT/BIH 데이터 베이스를 입력 신호원으로 사용했다. 그리고 퍼지 규칙을 이용해서 맥박수와 조기심실수축을 멤버십 함수로 결정하고, 신경망을 학습시켜서 적용함으로써 비정상치를 효과적으로 검출할 수 있었으며, 또한 부정맥의 판정에 있어서도 95%의 분류성능을 보였다.

Abstract

In this paper, we designed a fuzzy system using the wavelet coefficients to detection the PVCs effectively and to increase the accuracy of decision of the arrhythmia. In the proposed Fuzzy system, the QRS complex of ECG signal is divided into 6th level frequency bands by wavelet transform using Haar wavelet. The MIT/BIH database for the source of input signal is used in order to evaluate the performance of the proposed system. From the simulation results, the decision of membership functions for PVCs and heart rates by using Fuzzy rules, we detected the abnormal values effectively by application of leaned from neural network and we also found results in classification ratio of 95% the decision of arrhythmia.

1. 서 론

심장의 전기적 활동을 나타내는 심전도(ECG)는 심장의 상태나 심장질환을 알아보기 위한 중요한 척도로 사용되고 있다. 최근 심장 질환이 증가함에 따라 컴퓨터를 기반으로 한 심전도 자동진단에 대한 연구와 진단의 정확성을 높이기 위한 알고리즘 개발이 활발히 이루어지고 있다.

심전도 자동진단 시스템에는 R-R 간격(R-R interval)과 QRS군 폭(QRS complex width)의 축 편차, ST세그먼트, 모팔러지(morphology)⁽¹⁾ 등의 변수를 추출하여 정량화하여 사용하고 있으

나, 실제로 심장 전문의 마다 판단 기준이 다르고 심전도 처리 시스템마다 측정된 변수 검출오차 때문에 정량화 하는데 많은 어려움이 있다. 진단의 어려움을 나타내는 질환은 주로 부정맥(arrhythmia)으로써, 환자의 생명에 위협을 줄 수 있기 때문에 그 진단의 정확성이 매우 강조되고 있다.

부정맥 중에서 조기심실수축(premature ventricular contraction: PVC)은 심실에 생기는 조기의 이소성 수축이다. 조기자극은 심실 어느 곳에서 생겨 심실근육의 느린 통로를 지나므로 다른 심실에는 약간 늦게 전도된다. 따라서 느린 전도 때문에 QRS군 폭은 넓어지는 특징을 가지고 있다. 따라서 QRS군의 모양을 가지고 판단하는 기준은 전문가에 따라서 각각 다르게 판단하기 때문에 오차로서 판단될 수가 있다.

* 영남대학교 대학원 전자공학과
(Dept. of Electronic Eng, Yeungnam Univ.)
<접수일자 : 2001년 11월 1일>

이 조기심실수축 분류는 진단 심전계에서 뿐만 아니라 홀터(Holter)⁽²⁾ 심전계나 스트레스 심전계에서도 지속적인 연구가 이루어지고 있다. PVC 분류방법으로는 심전도 파형의 모양에 대한 연관성을 이용하는 방법⁽³⁾, 심전도 신호로부터 획득한 파라미터를 이용하여 룰-베이스(rule-base)를 구성하는 방법⁽⁴⁾과 파라미터를 적당하게 조절하여 파-치(feature)를 구성하는 신경 회로망(artificial neural network : ANN)에 적용하는 방법⁽⁵⁾ 등이 있으며, 특히 Fuzzy-ARTMAP(adaptive resonance theory mapping) 방법⁽⁶⁾은 조기심실수축 분류에 있어서 기존의 방법보다 우수한 성능을 보이고 있지만 아주 복잡한 네트워크로 구성되어 있다는 단점을 가지고 있다.

최근 신호의 해석에 있어서 시간-주파수 영역에서 동시에 분석이 가능한 웨이블릿 변환(wavelet transform)이 심전도신호 검출 등에 많이 응용⁽⁷⁾되고 있다.

본 논문에서는 조기심실수축의 QRS군 파형을 시간-주파수 영역에서 동시에 분석이 가능한 웨이블릿 변환으로 QRS를 중심으로 200개의 데이터를 구성한 후 웨이블릿 변환을 통해서 저주파수와 고주파수 영역에서 각각 웨이블릿 계수를 획득한다. 시간-주파수 상의 localization이 우수한 웨이블릿변환을 통해 얻은 계수들을 통해서 퍼지규칙(fuzzy rules)을 구성하였다. 퍼지규칙을 통해서 R파와 R파의 간격을 통해서 맥박수를 계산하여 부정맥을 쉽게 판정 가능하였으며, 또 QRS군의 시간과 폭의 크기를 가지고 PVC 분류를 쉽게 할 수 있는 퍼지 소속도함수(membership function)를 결정하였다. 신경망(neural network)은 구현이 간단한 BP(back propagation)알고리즘을 사용하였으며, 퍼지 소속도함수 값으로 결정된 값을 가지고 신경망에서 학습하였고, 학습율을 통해서 시스템의 성능을 평가했다.

II. 자동진단시스템 설계

본 논문에서 부정맥 분류를 위한 시스템의 구성은 QRS검출 부분, 웨이블릿 변환, 퍼지시스템, 뉴럴 네트워크로 구성하였다.

2.1 QRS 군 검출원리

그림 1은 심전도(ECG)의 기본 파형을 나타낸다. 이 파형의 모양들은 오른팔에서 왼팔로 측정된 리드II의 일반적인 심전도 파형이다. 그림 1에서의 PR간격은 정상적으로 0.2sec를 넘지 않으며, QRS군은 0.12sec이내이고, QT간격은 0.4sec정도이다.⁽⁸⁾

본 논문의 QRS군(QRS Complex) 검출은 간단한 검출 알고리즘인 미분이동평균방법⁽⁹⁾을 이용하였다. 검출한 값들을 가지고 먼저 QRS군을 중심으로 200개 데이터를 구성한 후 웨이블릿 변환의 특징인 저주파와 고주파 영역에서 각각의 웨이블릿 계수를 구하고, 얻어진 계수들을 이용해서 각 변수들에 대한 term set과 term set⁽¹⁰⁾의 각 요소에 대한 소속도함수를 구한다.

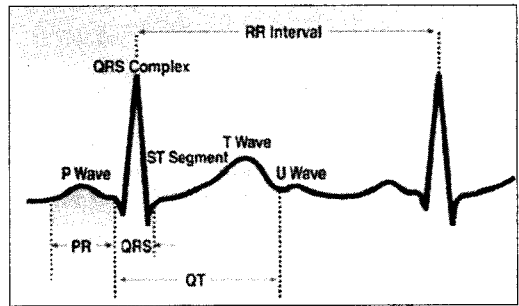


그림 1. 심전도 파형.
Fig. 1. Waveform of ECG.

QRS 검출 과정을 단계적으로 살펴보면 그림 2와 같다. 먼저 전처리된 신호들 중 최고치를 3초 간격으로 찾는다. 그리고 최고치의 70%인 값과 50%인 값을 가지는 두 개의 문턱치를 찾는다. 마지막 단계로 전 처리된 신호와 문턱치(최고치의 70%) 이상의 신호를 비교하여 QRS 군을 검출해 낸다. 만일 일정 간격(RR 간격 평균의 166%)후에도 QRS군을 찾지 못하면, 후방탐색을 하여 최고치의 50%인 문턱치 이상의 신호와 비교하여 QRS군을 검출한다.

그림 3에서 첫 번째 그림은 검출하려고 하는 원 신호의 형태이며, 두 번째 그림은 전처리과정을 거친 후 파형이다. 그리고 세 번째는 QRS군 영역의 검출의 유무과정으로 검출된 상태를 나타내고 있다.

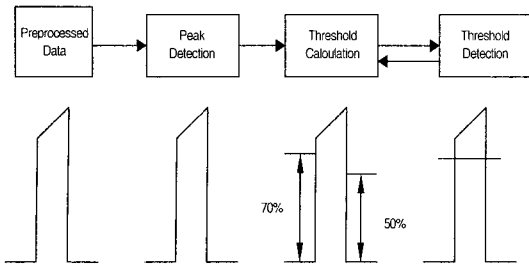


그림 2. QRS군 검출과정.
Fig. 2. Process of QRS complex detection.

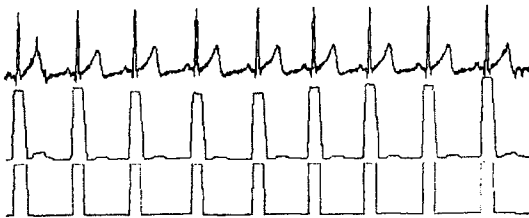


그림 3. QRS군의 검출 예.
Fig. 3. Example of QRS complex detection.

2.2 웨이브렛 변환

푸리에 변환이 주어진 신호를 사인(sine)과 코사인(cosine) 기저함수(basic function)를 이용하여 표현하는 것과는 달리 웨이브렛 변환은 일정한 시간-주파수 정보를 가지는 기저함수로 표현한다. 그래서 푸리에 변환이 정제된 신호(stationary signal) 해석에 유리한 반면에 웨이브렛 변환은 비 정제적 신호(non-stationary signal) 해석에 이점이 있다.

웨이브렛 변환에 사용되는 기저함수로는 스케일링(scaling) 함수와 마더 웨이브렛(mother wavelet)이 있으며 마더 웨이브렛은 다음 식(1)와 같이 표현된다.

$$\psi_{\alpha, \tau} = \psi\left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) \quad (1)$$

여기서, α 는 스케일링 파라미터(scaling parameter)이며, τ 는 천이 파라미터(translation parameter)이며, α^{-1} 은 정규화 인자(normalization factor)이다.

웨이브렛 변환은 연속 웨이브렛 변환(continuous wavelet transform: CWT)과 이산 웨이브렛 변환(discrete wavelet transform: DWT)으로 분류한다.

이산신호(discrete signal) $s(t)$ 에 대한 연

속시간 영역에서 연속 웨이브렛 변환은 다음 식(2)와 같이 주어진다.

$$CWT(\alpha, \tau) = \frac{1}{\sqrt{\alpha}} \int s(t)\psi^* \left(\frac{t-\tau}{\alpha}\right) dt \quad (2)$$

$$= \langle s(t), \Psi_{\alpha, \tau}(t) \rangle$$

식(2)에서 스케일 파라미터와 천이 파라미터 각각 $\alpha = 2^m, \tau = n 2^m$ $m, n \in$ 정수로 주어질 때 이산 웨이브렛 변환은 식(3)과 같이 얻어진다.

$$DWT(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \sum_k s(k)\psi\left(2^{-\frac{m}{2}}k - n\right) \quad (3)$$

위의 식에서 알 수 있듯이 이산 웨이브렛은 연속 웨이브렛을 샘플 화하여 변형시킨 형태로 표현된다.

본 연구에서는 웨이브렛 역 변환에 의해 완전한 신호 복구가 가능하며, 직교(orthogonal) 특성 과 계수가 적어 처리속도가 빠른 장점을 갖는 웨이브렛 방식으로 구현하였다. 본 연구의 심전도신호의 QRS군은 6레벨의 주파수에서 특징점을 쉽게 찾을 수 있다. 따라서 구현방법이 간단한 Haar 웨이브렛^[11]을 사용하였다. 다음 식(4)는 Haar 웨이브렛의 스케일 함수이다.

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1 & \text{if } 0 < t < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad h(0) = h(1) = \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (4)$$

III. 자동진단 퍼지시스템 설계

본 연구의 퍼지시스템은 그림 4와 같이 크게 퍼지추론(fuzzy inference), 제어규칙의 데이터베이스(data-base of control rules) 소속도함수(membership functions)와 비퍼지화(defuzzification) 4부분으로 구성했다.

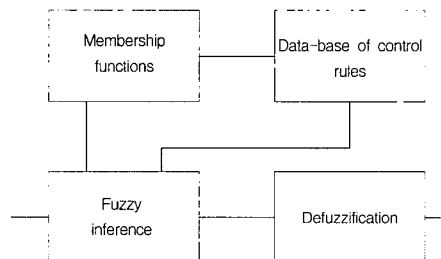


그림 4. 퍼지시스템 구성도.
Fig. 4. Block diagram of fuzzy system.

3.1 퍼지시스템을 이용한 진단 규칙

본 논문에서 심전도 파형은 먼저 웨이브렛 변환을 이용한 분석으로 조건부 및 결론부를 결정한다. 조건부의 변수는 웨이브렛 계수의 QRS군의 특성을 이용해서 설정하였다.

먼저 퍼지 소속도함수는 QRS군의 정상적인 값(normal values)을 기준으로 삼는다. QRS군의 시간간격은 0.05(sec)~0.11(sec)을 정상값(normal values)이라 판정하고, QRS군의 높이는 0.40~0.20(V)을 정상값으로 삼았다. 그리고 R-R과 간격은 맥박수를 결정하는 기준 조건으로서 100~60/min범위에 포함된 값을 정상값으로 삼았다.

3.2 제안한 퍼지 규칙

본 논문에서 사용된 각 변수에 대한 소속도 함수에서 QRS-W는 QRS 폭을 나타내며, QRSp-pAm는 진폭의 크기를 나타내고, R-Rint는 R파와 R파간의 값을 나타내고 있다. 언어변수 QRS-W에서 조기심실수축은 정상 QRS 폭 보다 큰 값을 나타내며, 작은 폭의 값들도 포함하기 때문에 Term set 기호는 일반적으로 많이 사용하고있는 PB(positive big), PM(positivemedium), PS(positive small), ZE(zero), NS(negative small), NM(negative medium)과 NB(negative big)의 형태를 사용했다.

QRS-W의 Term set에 있는 각 요소에 대한 소속도 함수는 QRS의 면적과 시간 차이를 가지고 그림 5와 같이 결정했다. 변수 QRS-W는 QRS의 시간대를 가지고 심전도 진단에 있어서 조기심실수축을 판단하는 기준으로 쉽게 이용할 수 있기 때문에 진단에 널리 이용 되고 있다. 변수 QRSp-pAm은 QRS 시간과 더불어 PVC 분류를 위한 기준으로 삼았으며, 그림 6과 같이 정했다.

변수 R-Rint는 맥박수를 이용한 부정맥을 판정기법으로 본 연구의 퍼지 소속도 함수는 그림 7과 같다.

한편 심전도 파형에서의 결론부에 사용되는 변수는 조건부의 변수들과 같은 term set을 사용하도록 정의하였으며, 다음과 같이 판정을 위한 Term set을 결정하였다.

{ NB, NM, NS, ZE, PS, PM, PB }

여기서 각 소속도함수의 크기에는 조기심실수축

과형과 정상 파형을 구분하는데 목적을 가지고 있으며, 정상값에서 값이 벗어난 정도를 가지고 평가하였다.

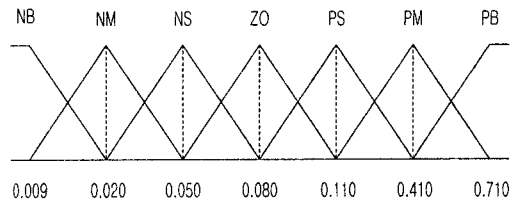


그림 5. QRS-W의 각 요소에 대한 소속도 함수.
Fig. 5. Membership function of each element for QRS-W.

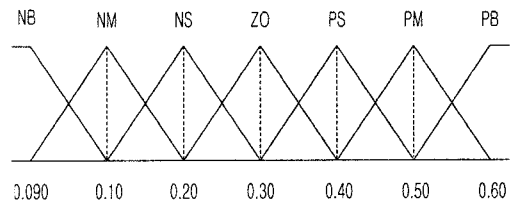


그림 6. QRSp-pAm의 각 요소에 대한 소속도 함수.
Fig. 6. Membership function of each element for QRSp-pAm.

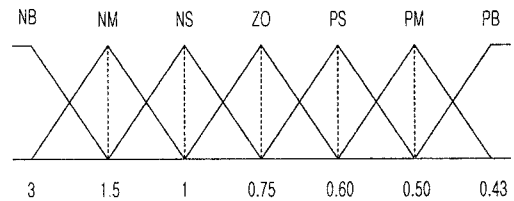


그림 7. R-Rint의 각 요소에 대한 소속도 함수.
Fig. 7. Membership function of each element for R-Rint.

심전도의 자동진단을 위한 퍼지 추론 규칙들은 위에서 언급한 변수들을 사용하여 두 개의 그룹으로 설계하였다.

첫 번째 그룹에 속하는 규칙들은 R-Rint를 가지고 맥박수를 추론하여 심전도의 상태를 쉽게 판정할 수 있는 방법이다.

결론부의 ECGarr은 심전도의 부정맥을 판정을 나타낸 것으로서 다음과 같다.

IF R-Rint PB Then ECGarr is NB
IF R-Rint PM Then ECGarr is NM
IF R-Rint PS Then ECGarr is NS

IF R-Rint ZE Then ECGarr is ZE
 IF R-Rint NS Then ECGarr is PS
 IF R-Rint NM Then ECGarr is PM
 IF R-Rint NB Then ECGarr is PB

두 번째 그룹에 속하는 규칙들은 조건부의 값들에 따라 결론부에서 조기심실수축을 진단할 수 있게 된다. 여기서 조건부의 각 변수 값들은 정상상태의 값들과 조기심실수축 값들이 포함되어 있는 형태이며, QRS폭의 시간 값과 QRS의 피크 투 피크(peak to peak) 값도 포함된 형태이다. 이 그룹에 속하는 추론규칙들은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

IF QRS-W is PB & QRSp-pAm is PB
 Then QRS_OUT is PB
 IF QRS-W is PM & QRSp-pAm is PM
 Then QRS_OUT is PM
 IF QRS-W is PS & QRSp-pAm is PM
 Then QRS_OUT is PS
 IF QRS-W is ZE & QRSp-pAm is PS
 Then QRS_OUT is ZE
 IF QRS-W is NS & QRSp-pAm is ZE
 Then QRS_OUT is NS
 IF QRS-W is NM & QRSp-pAm is NM
 Then QRS_OUT is NM
 IF QRS-W is NB & QRSp-pAm is NB
 Then QRS_OUT is NB

위와 같은 퍼지 규칙들과 소속도 함수들로부터 주어진 상태에서 새로운 설정 값을 계산하는 퍼지 추론방법으로는 잘 알려져 있는 최소-최대(Mim-Max)방법을 사용한다. 비 퍼지화(De-fuzzification) 방법으로는 다음 식(5)과 같이 무게 중심법(Center of gravity)법을 이용한다.

$$y^o = \frac{\int B^o(y) y dy}{\int B^o(y) dy} \quad (5)$$

위의 식(5)은 퍼지 집합 B의 멤버쉽 함수 (B)y의 중심좌표 y^o 를 주는 것이다. 결국 전체집합의 요소 y의 무게 B(y)에 의한 무게평균으로 된다. 퍼지 집합 B의 해석, B의 비 퍼지화 하는 방법에는 다른 방법도 있지만 이 추론법에는 구현이 편리하다는 장점을 가지고 있다.

3.3 뉴로 시스템의 진단 학습

본 논문에서는 순방향 다층 신경망으로 BP(back propagation) 알고리즘⁽¹²⁾을 사용하였다. 이것은 오류 역전파 학습 알고리즘으로 일반 델타 학습법과 마찬가지로 출력층의 오차신호를 이용하여 은닉층과 출력층 간의 연결강도를 변경하고, 출력층 오차신호를 은닉층에 역전파하여 입력층과 은닉층 간의 연결강도를 변경하는 학습방법이다. BP 알고리즘을 이용한 다층 신경망의 학습절차는 다음과 같이 입력패턴 벡터 X, 은닉층의 출력 벡터 Z와 출력 벡터 Y를 다음과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} X &= [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n] \\ Z &= [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_p] \\ Y &= [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m] \end{aligned} \quad (6)$$

입력층과 은닉층 간의 연결강도 v ($p \times n$), 은닉층과 출력층 간의 연결강도 w ($m \times p$) 매트릭스 형태로 식(7)과 같이 표현한다.

$$\begin{aligned} v &= \begin{bmatrix} v_{11} & v_{12} & \dots & v_{1n} \\ v_{21} & v_{22} & \dots & v_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ v_{p1} & v_{p2} & \dots & v_{pn} \end{bmatrix} \\ w &= \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1p} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & \dots & w_{mp} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

학습시킬 s 개의 학습 패턴 쌍(x_1, d_1), (x_2, d_2), ..., (x_s, d_s)의 수는 일정한 범위를 정하여 선정한 것과 최대치와 최소치를 정하여 실험의 결과로 얻는다. 그리고 연결강도 v 와 w 는 임의의 작은 값으로 초기화하며, 적절한 학습률이 정해진다. 다음 식 (8)과(9)는 연결강도가 변경되는 형태의 식이다.

$$NETz = x v^T, z = f(NETz) \quad (8)$$

$$NETy = z w^T, y = f(NETy) \quad (9)$$

위의 목표치 d 와 최종출력 y 를 비교하여 제곱오차 E 를 아래 식(10)과 같이 구했다.

$$E = \frac{1}{2} (d - y)^2 \quad (10)$$

그리고 식(11)은 출력층의 오차 신호 δy 를 구한 것이고, 식(12)은 은닉층에서 전파되는 오차신호 δz 이다.

$$\delta y = (d - y) y (1 - y) \quad (11)$$

$$\delta z = f'(NET_z) \sum_{i=0}^m \delta y_i w_i \quad (12)$$

다음은 k 학습 단계에서의 은닉층과 출력층 간의 연결강도 변화량 Δw^k 및 입력층과 은닉층 간의 연결강도 변화량 Δv^k 값을 구했다.

$$\Delta w^k = \alpha \delta y z, \Delta v^k = \alpha \delta z x \quad (13)$$

여기서 학습패턴 쌍을 입력하여 연결강도를 변경하고, 오차 E가 특정 범위 Emax 보다 적어지면 학습을 종료한다.

앞에서 살펴본 바와 같이 BP 알고리즘은 복잡한 형태이기는 하지만 실제 가장 많이 활용되는 학습이론이다. 그림 8은 본 논문에서 사용한 BP 알고리즘의 블록 다이어그램이다.

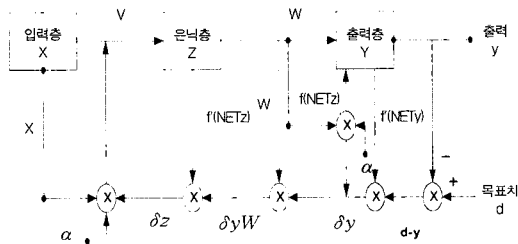


그림 8. BP 알고리즘의 블록 다이어그램.
Fig. 8. Block diagram of BP algorithm.

IV. 실험 및 결과

본 논문에서는 구현이 간단하고 특정 파형을 쉽게 찾을 수 있는 Haar 웨이블릿을 사용하였으며, 250Hz의 샘플링 레이트를 갖는 MIT/BIH 부정맥 데이터-베이스 중 정상파와 조기심실수축이 포함된 레코드를 선택하여 실험하였다. 기준값들을 설정하기 위해서 QRS군을 검출하였고 웨이블릿 변환을 이용한 특정 파형을 구성하였다.

그림 9는 QRS군이 포함된 형태를 가지고 실행한 결과이며, 웨이블릿 변환에 의해서 획득된

웨이브렛 계수들은 각각의 레벨마다 포함하고 있는 주파수 성분만을 시간 축 상에 나타내기 때문에 정상 파형과 구별된다.

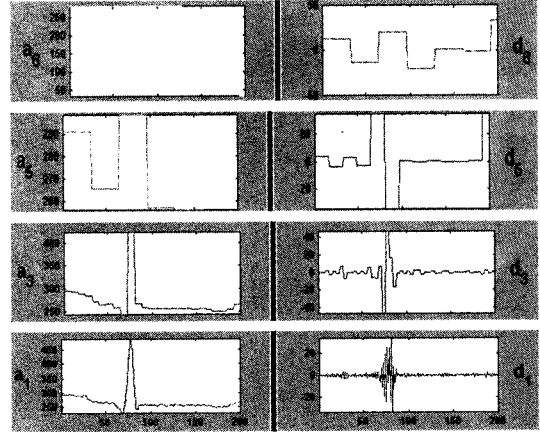
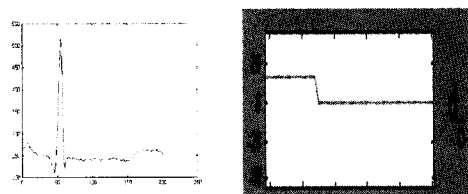


그림 9. 웨이블릿 변환에 의한 웨이블릿 계수.
Fig. 9. Wavelet coefficients for wavelet transform.

QRS군에서의 조기심실수축은 정상 파형과 주파수 특성의 차이 때문에 웨이블릿 변환의 특징인 주파수에 따라 신호의 시간 해상도를 달리 하여 신호를 해석할 수 있다. 따라서 웨이블릿의 파형 모양의 차이를 구별할 수가 있다. 본 실험에서 이 차이를 증명하기 위해서 MIT/BIH 부정맥 데이터-베이스 중에서 레코드 119와 200의 조기심실수축 파형을 선택하여 정상 파형과 비교가 되는 웨이블릿 변환을 고주파 영역과 저주파 영역으로 나누어 각각 6레벨로 분할하였다. 그 결과 고주파 영역의 6레벨에서의 파형의 변화가 명확하게 이루어짐을 확인할 수 있었다.

그림 10은 정상 파형(레코드 100)과 조기심실수축이 포함된 파형(레코드 119와 200)의 고주파 6레벨 영역에서의 데이터 50~100 사이의 변화량을 웨이블릿으로 나타낸 결과이다. 그림 10에서 정상 파형과 조기심실수축 파형의 차이가 명확하게 구분됨을 알 수 있다.



(a)

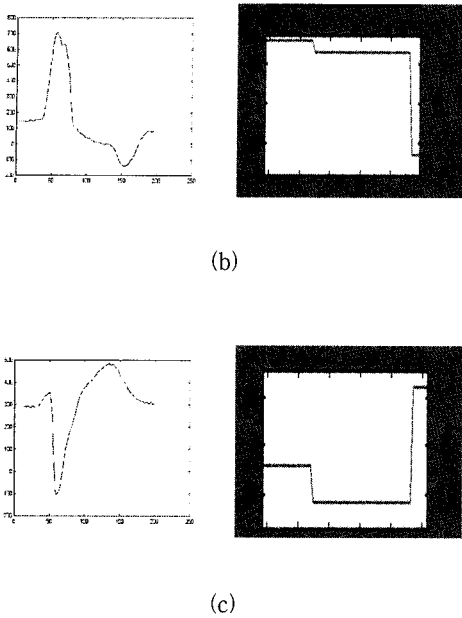
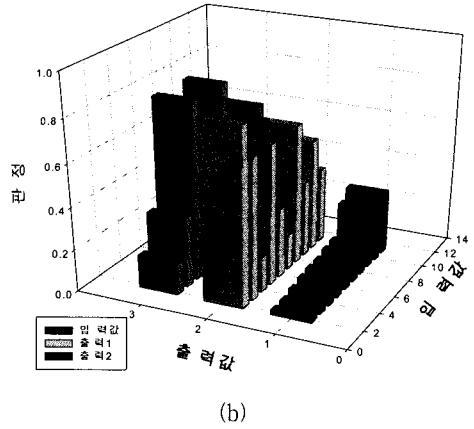


그림 10. (a) 정상, (b) PVC, (c) PVC DWT 파형 비교.

Fig. 10. Comparison of waveform DWT for (a) normal, (b) PVC (record 119), and (c) PVC (record 200).

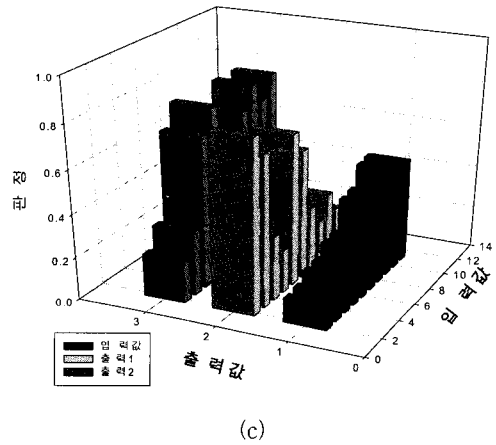
본 논문의 퍼지시스템의 추론과 규칙은 구현이 간단하고 분류성능이 뛰어난 특성을 가지고 있으며, 퍼지시스템을 이용한 실험은 R-R 간격을 이용한 맥박수 분류와 QRS파형의 크기, QRS폭에 대한 실험 결과를 그림 11에서 나타내고 있다.

QRS폭을 이용한 출력결과



(b)

QRS크기를 이용한 출력결과

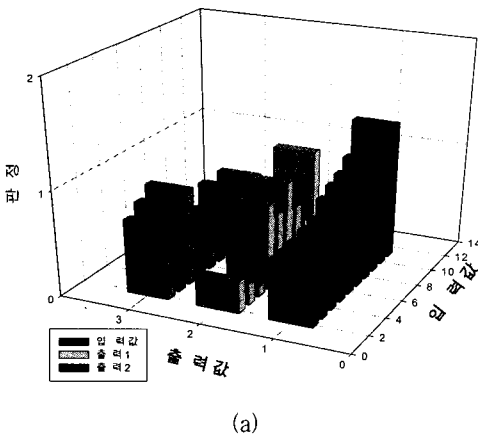


(c)

그림 11. 퍼지 실험결과.

Fig. 11. Result of Fuzzy experimental.

맥박수를 이용한 부정맥분류



(a)

본 논문에서의 BP 알고리즘은 계산의 형태는 복잡하지만 한번 학습이 되면 학습시간을 줄일 수 있다는 장점뿐만 아니라, 강인한 분류특성을 가지고 있다. 본 논문에서 사용한 뉴럴 네트워크의 계층구조는 3 입력층, 3 은닉층 가졌으며, 출력층은 1개의 계층 구조를 가진 형태이다. 입력값들의 수는 49개를 사용하였다. 에러최대치는 각각 입력수에 대해서 0.048값을 나타냈으며, 에러최대치는 작게 했을 때 학습은 잘되지만 시간이 많이 걸리는 특징이 있다. 활성화함수는 시그모이드함수를 사용하고 은닉층과 출력층간의 연결강도는 $-0.5 \sim +0.5$ 범위로 초기화하여 사용하였다. 또 허용 한계치는 0.15로 두었을 때 학습은 49개의 입력 중 46개 이상이 학습 가능한 것으로 평가되었다. 본 논문에서 설계한 뉴럴 시스

템에서는 퍼지시스템에서 판정한 결과 값들을 가지고 입력하여 모의실험을 했기 때문에 퍼지 규칙의 멤버십 함수의 각 Term set 값들은 가지게 된다.

심전도 신호의 이상신호 분류를 이용한 방법인 Fuzzy-ARTMAP 방법은 조기심실수축의 분류성능은 우수한 결과를 나타냈지만 시스템 구현이 복잡하다는 단점으로 가지고 있다. 이 방법의 조기심실수축검출은 94%이지만 본 논문에서의 분류성능은 그림 12에서 보는 바와 같이, 95%이상이다.

신경망 실험결과

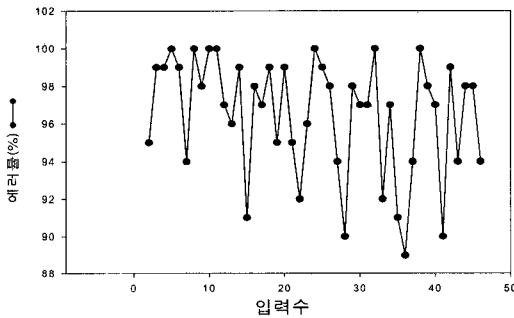


그림 12. 신경망의 실험결과.
Fig. 12. Result of experimental for neural network.

V. 결론

본 논문에서 PVC의 효과적인 검출과 부정맥 판정의 정확성을 높이기 위해 웨이브렛 계수를 이용하여 설계한 시스템의 성능평가를 위해서 MIT/BIH 데이터 베이스를 입력 신호원으로 사용하고, 심전도의 QRS군을 구현이 간단한 Haar 웨이브렛을 이용한 웨이브렛 변환을 통해서 고주파 영역과 저주파 영역으로 나누어 각각 6 레벨로 분할하였다. 그 결과 고주파 영역 6 레벨에서 조기심실수축 파형의 변화가 명확하게 이루어짐을 확인하였다. 또 분석한 파형의 특성을 가지고 퍼지 추론을 통해서 소속도함수를 결정하였으며, 퍼지 규칙을 설계하여 심전도의 부정맥 증상인 R파의 간격을 이용한 맥박 수와 조기심실수축 파형을 정상 파형을 쉽게 분류할 수 있었다. 본 논문에서의 뉴로 시스템은 BP 알고리즘을 적용하여 퍼지 시스템에서 판정한 파형의 심전도를 이용하여 실험한 결과 분류성능이 95%

이상이었다. 제한한 뉴로 시스템은 진단뿐만 아니라 패턴분류로도 적용이 가능하다.

본 연구에서의 실험 대상이 우리나라 사람과 다른 외국인의 데이터이기 때문에 앞으로 우리나라 사람에 맞는 데이터 베이스를 이용한 실험이 필요할 것으로 생각된다.

감사의 글

이 논문은 2001학년도 영남대학교 학술조정비 지원에 의한 것임

참고 문헌

- [1] Willis J. Tompkins & John G. Webster, Design of Microcomputer-Based Medical Instrumentation, Prentice-Hall, 1981.
- [2] S. C. Tai, C. W. Chang and C. F. Chen, "Design Better Adaptive Algorithms for ECG Holter System", IEEE Trans. on BME Vol. 44, No. 9, pp.901-903, 1997.
- [3] Dobbs, S.E. et al., "QRS detection by template matching using real-time correlation on a microcomputer", J. of Clinical Engineering, Vol.9, No.3, pp.197-212, 1984.
- [4] P. W. Macfarlane and T. V. Lawrie, Comprehension Electrocardiology, Vol.2, Pergamon Press, pp.1155-1167, 1989.
- [5] H, S Chow, G. B. Moody and R. G Mark, "Detection of Ventricular Ectopic Beats Using Neural Networks", IEEE conference, pp.659-662, 1992.
- [6] Fredric M. Ham and Soowhan Han, "Classification of Cardiac Arrhythmias Using Fuzzy ARTMAP", IEEE Trans. on BME, VOL. 43, No. 4, pp.425-430, 1996.
- [7] Cuiwei Li, Chongxun Zheng, and Changfeng Tai, "Detection of ECG Characteristic Points using Wave-

- let Transforms", IEEE Trans. on BME, Vol. 42, No. 1, pp. 21-28, 1995.
- [8] Joseph J. Carr, John M. Brown, Introduction to Biomedical Equipment Technology, REGENTS/Prentice Hall, 1993.
- [9] Jiapu Pan, Willis J. Tomkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm" IEEE Trans. on BME Vol. BME, Vol 32, No.3, 1985.
- [10] H. J. Zimmerman, Fuzzy Set Theory and Its Applications, Kluwer-Nijhoff Publishing, 1985.
- [11] A. N. Akansu and R. A. Haddad, Multi Resolution Signal Decomposition, Academic Press, pp.315-321, 1992.
- [12] 오창석, 뉴로컴퓨터, 知成出版, pp.199-205, 1996.

 著 者 紹 介



김민수

1967년 2월 10일생
 1994년~1996년 영남대학교
 전기공학과 석사
 1994년~1998년 (주)효성근무
 2000년~현재 영남대학교 전자
 공학과 박사과정

주관심 분야 : 퍼지, 신경망, 생체신호처리

서희돈

1946년 9월 25일생
 1973년 영남대학교 전자공학과 졸업(공학사)
 1987년 일본 동북대학교 졸업(공학박사)
 1973년~1980년 삼성전자
 1987년~1992년 영남대학교 부교수
 1992년~1994년 일본 토요하시 기술과학대학
 부교수
 1994년~현재 영남대학교 전자정보공학부 교수
 주관심 분야 : 집적화 가속도센서, 압력센서, 복
 수 기계량 센서의 집적화, 의공학(DNA칩, Bio-
 MEMS), 식각기술