

웨이브렛 계수에 근거한 Fuzzy-ART 네트워크를 이용한 PVC 분류

박광리·이경중·이윤선·윤형로

연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과, 연세대학교 의공학 연구소
(1999년 2월 25일 접수, 1999년 7월 7일 채택)

Classification of the PVC Using the Fuzzy-ART Network Based on Wavelet Coefficient

K.L. Park, K.J. Lee, Y.S. Lee, H.R. Yoon

Dept. of Biomedical Eng. College of Health Science, Yonsei Univ.
Research Institute of Medical Engineering, Yonsei Univ.
(Received February 25, 1999, Accepted July 7, 1999)

요약 : 본 연구에서는 PVC를 분류하기 위하여 웨이브렛 계수를 기반으로 하는 fuzzy-ART네트워크를 설계하였다. 설계된 네트워크는 feature를 추출하는 부분과 fuzzy-ART네트워크를 학습시키는 부분으로 구성된다. 우선 feature의 문턱치 구간을 설정하기 위하여 심전도 신호의 QRS를 검출하였고, 검출된 QRS는 Haar 웨이브렛을 이용한 웨이브렛 변환에 의해 주파수 분할하였다. 분할된 주파수 중에서 입력 feature를 추출하기 위하여 저주파 영역의 6번째 계수(D6)만을 선택하였다. D6신호는 입력 feature를 구성하기 위한 문턱치를 적용하여 fuzzy-ART 네트워크의 2진수 입력 feature로 전환하였고, PVC를 분류하기 위하여 fuzzy-ART 네트워크를 학습시켰다. 본 연구의 성능을 평가하기 위하여 PVC가 포함된 MIT/BIH 데이터 베이스가 사용되었으며, fuzzy-ART 네트워크의 분류성능은 96.52%이었다.

Abstract : A fuzzy-ART(adaptive resonance theory) network for the PVC(premature ventricular contraction) classification using wavelet coefficient is designed. This network consists of the feature extraction and learning of the fuzzy-ART network. In the first step, we have detected the QRS from the ECG signal in order to set the threshold range for feature extraction and the detected QRS was divided into several frequency bands by wavelet transformation using Haar wavelet. Among the low-frequency bands, only the 6th coefficient(D6) are selected as the input feature. After that, the fuzzy-ART network for classification of the PVC is learned by using input feature which comprises of binary data converted by applying threshold to D6. The MIT/BIH database including the PVC is used for the evaluation. The designed fuzzy-ART network showed the PVC classification ratio of 96.52%.

Key words : Fuzzy-ART network, PVC classification, Wavelet coefficient

서론

심장질환의 증가에 따라 컴퓨터를 기반으로 한 심전도 자동 진단에 대한 연구와 진단의 정확성을 높이기 위한 알고리즘 개발이 활발히 이루어지고 있다. 특히 조기심실수축(PVC : prema-

ture ventricular cintraction)분류는 진단 심전계에서 뿐만 아니라 홀터 심전계나 스트레스 심전계에서도 지속적인 연구가 이루어지고 있다. PVC 분류를 위한 방법으로는 심전도 파형의 모양에 대한 연관성을 이용하는 방법[1]이나 심전도 신호로부터 획득한 파라미터를 이용하여 rule base를 구성하는 방법[2], 그리고 파라미터들을 적절히 조정하여 feature를 구성하고 신경 회로망(Artificial Neural Network : ANN)에 적용하는 방법[3], [4]등이 있다. 파형의 모양에 대한 연관성을 이용하는 방법은 R파와 같은 기준점을 중심으로 일정구간을 정하고 그 구간에서 정상 파형과 현재 입력된 파형의 상관계수를 구하여

본 연구는 보건복지부 선도기술 의료공학기술 개발사업(과제번호; HMP-98-G-1-018)연구비 지원에 의하여 이루어졌음.

통신저자 : 이경중(222-701) 강원도 원주시 흥업면 매지리 234
연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과
Tel. (0371)760-2433(이경중)
Fax.(0371)760-2197
E-mail. kjlee@dragon.yonsei.ac.kr

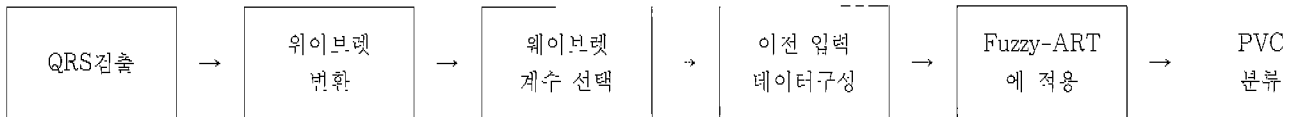


그림 1. PVC 분류를 위한 전체 블록도

Fig. 1. Block diagram for the PVC classification

PVC를 분류하는 것이며, rule base를 구성하는 방법은 리듬 이상을 알 수 있는 RR 간격 그리고 P파의 크기나 위치, R파의 크기, QRS 간격, QRS 기울기등의 파라미터를 조합하여 PVC를 분류하는 것이다. PVC 분류를 위한 다른 방법 중 하나인 ANN은 다양한 입력 feature를 구성하고 가장 적합한 신경 회로망을 설계하여 원하는 출력을 얻어내는 것으로서 다층 퍼셉트론(multi layer perceptron)과 백프로파게이션(back propagation)같은 감독(supervised) 학습방법과 ART 네트워크와 코호넨(Kohonen) 네트워크와 같은 무감독(unsupervised) 학습방법이 있다[5]. ART 네트워크의 경우 연산속도가 빠른 장점에 실시간 처리에 많이 이용되고 있으며, 연산속도의 증가와 안정성 그리고 성능을 향상시키기 위하여 무감독 학습의 fuzzy-ART 네트워크와 fuzzy-ART 네트워크를 여러개 사용하여 구성된 감독학습의 fuzzy-ARTMAP에 대한 연구도 활발히 진행되어 왔다[6]. 특히 fuzzy-ARTMAP은 PVC 분류에 있어서 기존의 방법들에 비해 매우 우수한 성능을 보였으며 백프로파게이션에 비해서도 우수함을 증명하였다. 그러나 이 방법은 미리 훈련을 통해 학습해야 하며, 복잡한 네트워크로 구성되어 있다는 단점이 있다.

ANN의 성능을 향상시키기 위해서는 구성하고자 하는 신경 회로망에 적합한 feature를 추출하는 것이 매우 중요한데 PVC 분류시에는 주로 rule base에서 사용되는 파라미터들이나 LPC (Linear Predictive Coefficients)를 feature로써 많이 사용해 왔다[7]. 그러나 LPC는 신호의 잡음에 영향을 많이 받기 때문에 전처리 정도에 따라 신뢰도가 좌우되는 단점이 있다[8]. 그 외에도 PVC의 주파수 성분이 정상 파형과 다른 차이를 이용해 퓨리에 변환을 이용하여 특정 주파수 도메인에서 크기를 비교하거나 시간 도메인에서 얻은 다양한 파라미터들을 보완해서 PVC를 검출하는 방법도 연구[9] 되었는데 이 방법은 연산시간이 길다는 단점 때문에 많이 사용되고 있지는 않다. 최근 이러한 단점을 보완한 웨이브렛 변환은 시간-주파수 도메인에서 동시에 분석이 가능하기 때문에 원하는 주파수 대역의 신호만을 얻을 수 있으며 다양한 신호처리 영역에서 응용되고 있다.

본 연구에서는 시간-주파수상의 localization이 우수한 웨이브렛 변환을 통해 얻은 계수들을 ART 네트워크에서 인식할 수 있는 이전 데이터로 전처리하여 feature를 구성한 후 무감독 학습방법인 fuzzy-ART 네트워크에 입력하여 PVC를 분류하는 시스템을 설계하였다.

본 론

PVC를 분류하기 위한 fuzzy-ART 네트워크를 구성할 때 분류성능에 가장 중요한 영향을 주는 요소는 입력 feature이다. 즉, 얼마나 효율적인 입력 feature를 구성하는가에 따라 fuzzy-ART 네트워크의 분류성능이 결정된다. 입력 feature를 구성하기 위해 본 연구에서는 modified dynamic threshold 방법[10]을 이용하여 QRS를 검출하여 QRS를 중심으로 128개의 데이터를 구성한 후에 웨이브렛 변환을 통해 저주파와 고주파 영역에서 각각 웨이브렛 계수를 획득한다. 획득되어진 계수중 PVC를 분류하기에 적당한 레벨에서의 계수를 선택하여 설정된 문턱치를 이용하여 이진 데이터로 전환하고 설계되어진 fuzzy-ART 네트워크의 입력 feature로 인가한다. 본 논문에서는 정상과 PVC의 구분이 명확한 입력 feature로서 고주파 영역에서 6번째 레벨의 계수(D6)를 실험적으로 선택하였다. 그림 1은 전체 블록도이다.

1. QRS 콤플렉스 검출

본 연구에서는 효율적이고 간단하게 구현이 가능한 modified dynamic threshold 방법을 이용하여 QRS를 검출하며, 검출된 QRS로부터 일정한 구간을 설정하여 웨이브렛 변환을 취한다. QRS검출 방법은 우선 식 (1)의 20~50Hz의 대역통과필터와 10-point moving averaging를 통과시켜 잡음을 제거한다.

$$H(Z) = 1 + 9Z^{-1} + 15Z^{-2} - 15Z^{-4} - 9Z^{-5} - Z^{-6} \quad (1)$$

잡음을 제거한 후 입력 심전도 신호의 변동에 따라 문턱치를 변화시키도록 식 (2)를 식용한다.

$$T(n+1) = T(n) + \frac{D(n+1) - T(n)}{k} + B \quad (2)$$

여기서 T는 문턱치이고 D는 현재 심전도 신호의 절대값이며, B는 오프셋값이다. 실험적으로 k=4, B는 필터링 된 신호의 8%로 설정하며, 초기 문턱치는 심전도 신호의 최대치의 40~60%로 설정한다.

2. 웨이브렛 계수에 의한 feature 획득

웨이브렛 변환은 원하는 주파수 영역의 신호를 시간축에서 볼 수 있다는 장점 때문에 현재 많은 신호처리 영역에서 사용되고

있다. 웨이브렛 함수의 주파수 분할특성은 모 웨이브렛(mother wavelet)의 종류에 따라 달라지기 때문에 심전도 신호처리에 적합한 모 웨이브렛을 선택해야 하는 것은 매우 중요하다. 본 논문에서는 웨이브렛 역변환에 의해 완전한 신호복구가 가능한 직교(orthogonal)특성을 갖고, 웨이브렛 함수의 계수가 적어 처리 속도가 빠른 Haar 웨이브렛을 사용하였다[11]. 여기서 Haar의 스케일 함수는

$$\phi_2(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (3)$$

이며, 웨이브렛 함수는

$$\Psi(t) = \phi(2t) - \phi(2t-1) \quad (4)$$

로 표시될 수 있다. 심전도의 이산신호 $x(n)$ 을 이산 웨이브렛 변환시키려면 스케일링 요소 'a'와 천이 요소 'd'를 이산화함으로써 얻을 수 있으며, 레벨 $j=-1$ 일 경우 고주파 성분의 신호인 $D_2[x(n)]$ 과 저주파 신호인 $A_2[x(n)]$ 으로 구분하여 표시할 수 있다. 즉, $x(n) = D_2[x(n)] + A_2[x(n)]$ 으로 나타낼 수 있으며, 이것을 일반화된 수식으로 표현하면 식 (5), 식 (6)과 같다 [12].

$$D_2[x(n)] = \sum_{k=0}^{K-1} d_2(k) \Psi_2(n-2k) \quad (5)$$

$$A_2[x(n)] = \sum_{k=0}^{K-1} a_2(k) \Phi_2(n-2k) \quad (6)$$

이 때 2는 레벨 j 가 감소함에 따라 샘플수가 2분주됨을 나타낸다. 식 (5)는 detail 신호로서 식 (4)의 웨이브렛 함수와 천이 요소인 'd'에 의해서 입력신호의 고주파 성분을 레벨 j 에 따라 분할하며, 식 (6)은 approximate 신호로서 식 (3)의 스케일 함수와 스케일 요소인 'a'에 의해서 입력신호의 저주파 성분을 레벨 j 에 따라 분할한다.

정상 신호와 PVC 신호의 주파수 특성의 차이로 인하여 분할된 신호에서도 형태적인 차이가 발생하게 되는데 이 때 가장 현격한 차이를 보이는 신호에서의 계수들을 feature로 선택한다. 이 때 일정한 문턱치를 인가하여 ART 네트워크에서 인식할 수 있는 이진 데이터로 변환한다.

$$I(i) = \begin{cases} 1, & c_j(i) \geq th \\ 0, & c_j(i) < th \end{cases} \quad (7)$$

여기서 $I(i)$ 는 ART네트워크의 입력 feature가 되며, c_j 는 j 레벨의 고주파 혹은 저주파 영역의 계수들이고, th 는 문턱치 값이다. 이 때 윈도우 크기 i 는 QRS 콤플렉스 영역이 충분히 포함될 수 있도록 설정한다.

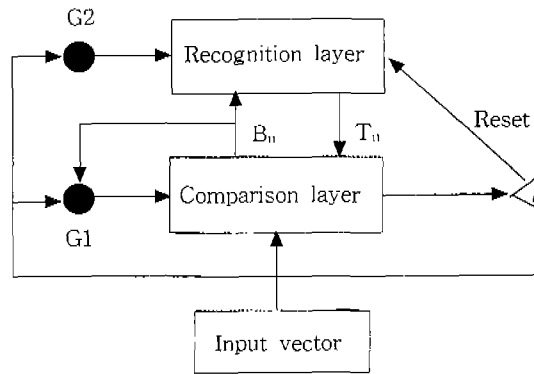


그림 2. ART 네트워크의 구조
Fig. 2. Structure of ART network

3. Fuzzy-ART 네트워크

Fuzzy-ART 네트워크는 구조나 알고리즘은 ART 네트워크를 그대로 이용하지만 연산속도와 안정성을 높이기 위해 ART 네트워크에서 사용하는 논리적 AND연산이나 OR연산을 fuzzy 연산인 minimum 혹은 maximum 연산으로 대체한다. 무확률 방법인 ART 네트워크는 새로운 입력이 추가될 때마다 시스템 전체를 다시 재학습시켜야 하는 퍼셉트론 네트워크의 단점을 극복하기 위해서 개발되었으며, 본 논문에서는 입력패턴이 이진수일 때 사용하는 ART1 네트워크의 구조를 사용하였다. ART 네트워크의 특징은 기존에 학습되어 있던 값들이 변화되지 않게 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있게 통합한다는 것이다[13]. 즉, 끊임없이 변하는 환경에서 메모리 용량을 다 소비할 때까지는 제한없는 입력에 대해 빠른 시간으로 안정화시킬 수 있는 구조이다. ART 네트워크는 comparison layer와 recognition layer의 2개 layer로 구성되어 있으며, 그림 2는 ART 네트워크의 전체 구조도이다.

입력벡터는 이진 데이터로 구성되고, comparison layer와 recognition layer 사이에는 상향(bottom-up)과 하향(top-down)의 양방향 연결되어 있으며, recognition layer에는 unit 간의 억제성 측면연결이 되어 있어 상호억제를 통하여 출력 unit중에서 최대값을 갖는 unit를 선택하도록 구성되어 있다. 상향연결강도(weight) B_j 와 하향연결 강도 T_j 는 j 번째 클러스터의 대표패턴을 기억하고 있다는 점에서는 동일하지만 목적은 서로 다르다. 상향연결강도 B_j 는 입력벡터 I 와 가장 유사한 대표 입력을 기억하고 있는 출력 unit의 C_j 를 선택하는데 사용되는 반면 하향연결강도는 입력패턴과 유사하지 않을 때 선택된 출력 unit의 C_j 의 출력패턴을 검증하는데 사용된다.

$$B_j^{(update)} = \beta(I \wedge B_j^{old}) + (1-\beta)B_j^{old} \quad (8)$$

$$C_j = \frac{|I \wedge T_j|}{\alpha + |T_j|} \quad (9)$$

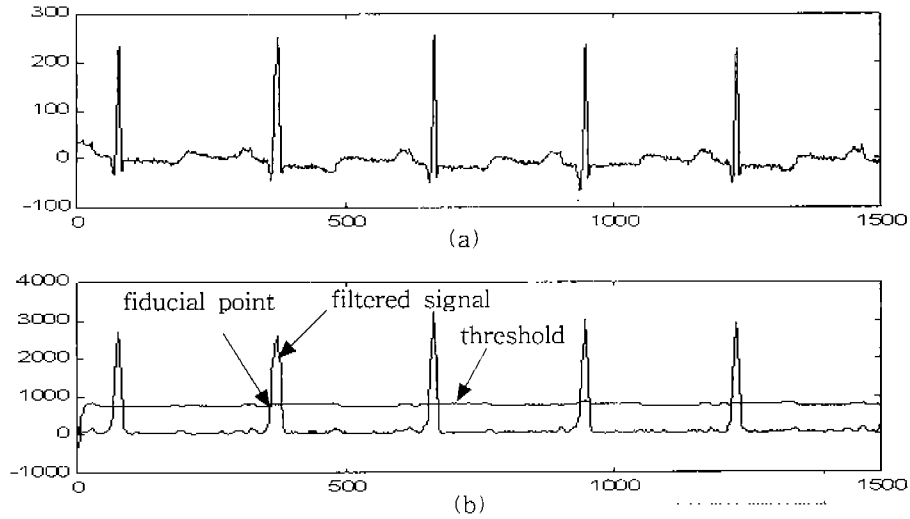


그림 3. QRS 검출 결과
 (a) 심전도 신호(T100) (b) 필터링된 신호와 문턱치 적용에 의한 QRS 검출
 Fig. 3. Result of QRS detection
 (a) ECG signal(T100) (b) Filtered signal and QRS detection by dynamic threshold

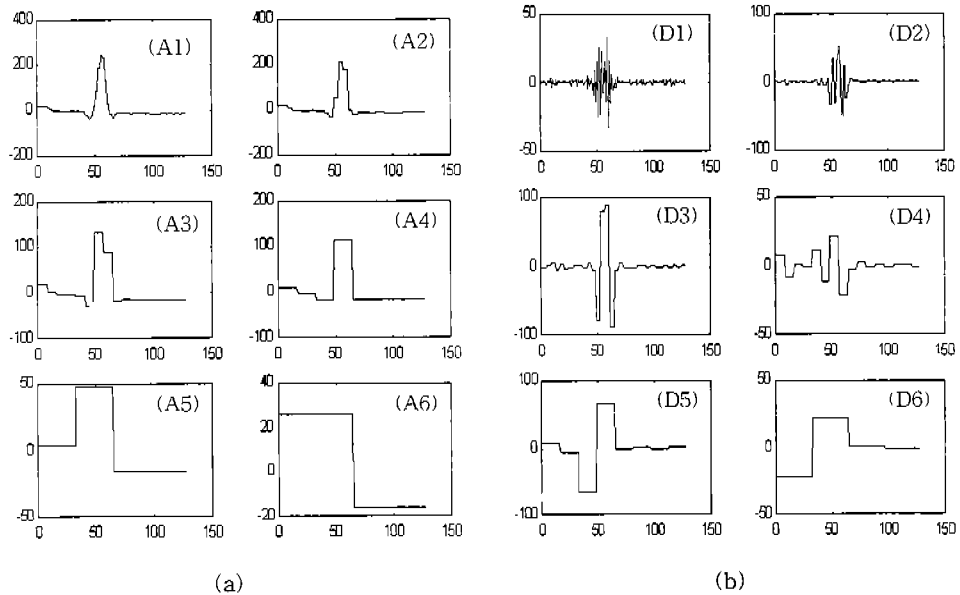


그림 4. 웨이블릿 변환에 의해 얻은 웨이블릿 계수
 (a) 저주파 영역의 웨이블릿 계수(A1~A6) (b) 고주파 영역의 웨이블릿 계수(D1~D6)
 Fig. 4. Wavelet coefficient acquired by wavelet transformation
 (a) Wavelet coefficient of low frequency(A1~A6) (b) Wavelet coefficient of high frequency(D1~D6)

여기서 I 는 입력벡터의 크기이고, j 는 출력되는 결과벡터의 종류를 의미하며 이 때 사용된 퍼지연산은 식 (10), 식 (11)과 같이 정의된다. α 는 choice parameter로써 0보다 크면 선택되어진 출력의 안정도는 좋아지게 되며, learning rate parameter인 β 는 $\beta \in [0, 1]$ 의 범위를 갖지만 1에 가까울수록 연산속도가 빨

라지게 된다. 본 시스템은 많은 종류의 출력을 요구하지 않기 때문에 연산속도만을 고려해 $\alpha=0, \beta=1$ 로 설정하였다.

$$(a \wedge b)_i = \min(a_i, b_i) \tag{10}$$

$$|a| = \sum_{i=1}^M |a_i| \tag{11}$$

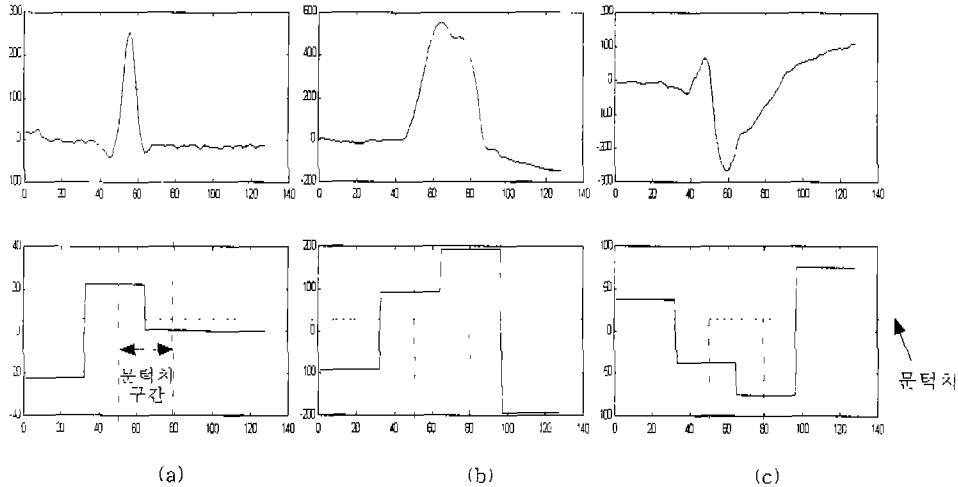


그림 5. 정상 파형(T100)과 PVC 파형(T119, T200)에서 고주파 영역 6번째 레벨의 웨이브렛 계수
 (a) 정상 파형(T100)과 D6신호 (b) PVC(T119)과 D6신호 (c) PVC(T200)과 D6신호
 Fig. 5. the 6th wavelet coefficient of high frequency at normal signal(T100) and PVC(T119, T200)
 (a) Normal signal(T100) and D6 signal (b) PVC(T119) and D6 signal (c) PVC(T200) and D6 signal

식 (12)의 ρ 는 경계변수로서 임의의 입력벡터와 저장된 대표벡터와의 불일치의 정도를 판단하는 변수로서 $\rho \in [0, 1]$ 의 범위를 갖으며, ρ 가 크면 입력이 약간만 차이가 나도 새로운 클러스터로 구분하지만 ρ 가 작으면 많은 차이가 나도 다른 클러스터로 구분하지 않는다.

$$\frac{|I \wedge B_i|}{|I|} \geq \rho \quad (12)$$

이득제어는 G1과 G2로 구성되어 있다. G1은 상향적 입력패턴(recognition layer)과 하향적 기대패턴(comparison layer)을 구별하고 매칭시키는데 사용되며, G2는 상향적 입력패턴에서의 측면경쟁을 조절함으로써 경쟁시간을 통제하고, 입력패턴이 활성화될 동안 hidden layer에서 오는 신호가 잘 반응할 수 있도록 한다. 리셋(reset)은 입력패턴과 기대패턴의 불일치가 너무 클 때 상향적 입력패턴으로 리셋을 보내어 전에 활성화되고 있던 입력신호를 억제한다.

ART 네트워크 알고리즘은 첫 번째 입력을 첫 번째 클러스터의 대표패턴으로 선택한 후 다음 패턴이 들어오면 첫 번째 패턴과 비교하고 첫 번째 대표패턴과의 거리가 임계값보다 작으면 첫 번째 클러스터로 분류되어 지고 아니면 새로운 클러스터를 형성하는 방식으로 구성된다.

결과 및 고찰

1. 입력 feature의 구성

본 논문에서는 360Hz의 샘플링 레이트를 갖는 MIT/BIH arrhythmia database 중 정상과 PVC를 포함하는 레코드를 선택하여 실험하였다. 입력 feature를 설정하기 위해 QRS를 검출

하였고 웨이브렛 변환을 이용하여 의미있는 feature를 선택하였다.

입력 feature를 구성함에 있어서 QRS 검출의 정확성이 매우 중요하며, 결과적으로 PVC 분류성능에 영향을 미치게 되는데 본 논문에서 사용한 QRS 검출 방법의 성능은 약 99.3%이었다.

그림 3은 modified dynamic threshold방법을 이용해서 QRS를 검출한 결과이다. 검출된 QRS onset점을 fiducial점으로 하여 QRS를 포함할 수 있도록 128개의 점을 선택하여 웨이브렛 변환을 취한다. 본 논문에서는 처리속도가 빠르고 구현이 용이한 Haar 웨이브렛을 사용하였으며, 그림 4는 그림 3의 점선구간을 웨이브렛 변환한 결과이다. 웨이브렛 변환에 의해 획득된 웨이브렛 계수들은 각각의 레벨마다 포함하고 있는 주파수 성분만을 시간축상에 나타내기 때문에 정상 파형과의 비교를 통해 구별될 수 있는 웨이브렛 계수를 선택하게 된다.

PVC는 정상 파형과 주파수 특성의 차이 때문에 웨이브렛 변환에 의해 형태학적인 차이를 유도할 수가 있다. 이를 위해 T200과 T119에서 PVC파형을 선택하여 정상파형과 같이 웨이브렛 변환함에 의해 고주파 영역과 저주파 영역 6레벨로 분할한 결과 고주파 영역의 6번째 레벨의 웨이브렛 계수(D6)가 가장 명확한 형태학적 차이를 보였기 때문에 fuzzy-ART 네트워크의 입력 feature로 사용하였다. 그림 5는 정상 파형(T100)과 PVC 파형(T119, T200)에서 고주파 영역 6번째 레벨의 웨이브렛 계수를 나타낸 결과이다. 그림 5의 결과에서 설정한 문턱치 구간(51~80점)에 식 (7)을 적용하여 fuzzy-ART에서 인식할 수 있는 이진 데이터를 구성하였으며 이 때 문턱치는 정상 파형과 PVC의 파형 크기에 차이는 있지만 실험적으로 0~5의 값을 선택하였다. 물론 정상 파형에 대한 D6의 결과가 항상 그림 5(a)

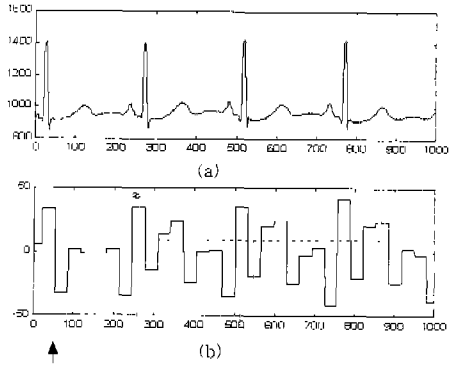


그림 6. T106의 정상 파형에서 입력 feature의 문턱치 구간
(a) ECG signal (b) D6 signal

Fig. 6. Threshold range of input feature for T106 tracing with normal signal

(a) ECG signal (b) D6 signal

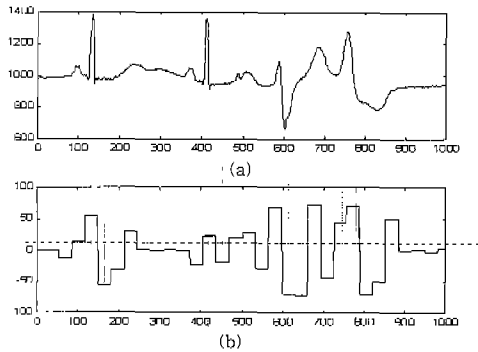


그림 7. T106의 정상 파형과 PVC에서 입력 feature의 문턱치 구간
(a) ECG signal (b) D6 signal

Fig. 7. Threshold range of input feature for T106 tracing with normal signal and the PVC

(a) ECG signal (b) D6 signal

와 똑같은 형태를 갖지는 않지만 문턱치 구간에서는 동일한 패턴을 나타내었다.

그림 6과 그림 7은 잡음의 영향이 없는 정상 파형과 PVC에서 검출된 QRS를 기준으로 하여 fuzzy-ART 네트워크의 입력 feature를 구성하기 위한 문턱치 구간을 설정한 결과이다. 그림 6(b)에서 표시한 화살표 부분의 점선구간은 입력 feature를 구성하기 위한 문턱치 구간으로서 그림 5에서 제시한 문턱치 구간에서의 패턴과 일치하는 것을 볼 수 있다.

그림 8과 그림 9는 기저선 변동과 근잡음의 영향을 받은 정상 파형과 PVC에서 검출된 QRS를 기준으로 하여 fuzzy-ART 네트워크의 입력데이터 구간을 설정한 결과이며, 문턱치 구간의 패턴이 잡음에 크게 영향받지 않고 그림 5에서 제시한 것과 일치하는 것을 알 수 있다.

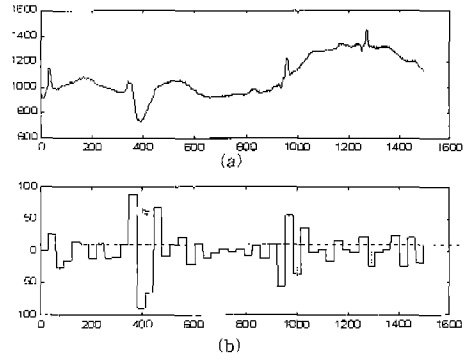


그림 8. 기저선 변동이 있는 T228의 정상 파형과 PVC에서 입력 feature의 문턱치 구간
(a) ECG signal (b) D6 signal

Fig. 8. Threshold range of input feature for T228 tracing with normal signal and the PVC which are contaminated by baseline wandering

(a) ECG signal (b) D6 signal

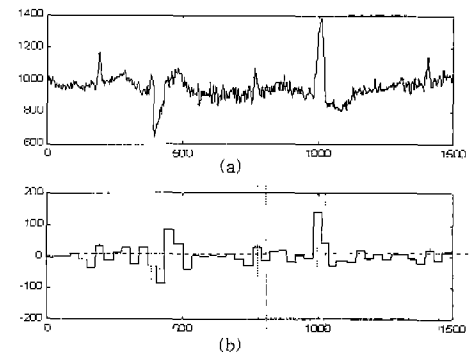


그림 9. 근잡음이 있는 T228의 정상 파형과 PVC에서 입력 feature의 문턱치 구간설정
(a) ECG signal (b) D6 signal

Fig. 9. Threshold range of input feature for T228 tracing with normal signal and the PVC which are contaminated by muscle noise

(a) ECG signal (b) D6 signal

웨이브렛 변환은 시간-주파수의 localization특성이 우수한 장점이 있기 때문에 시간축상의 신호가 일정한 형태(morphology)를 유지하고 있으면 특정한 주파수 대역에서도 일정한 형태를 갖게되며, 본 연구에서 분류하고자 하는 정상 파형과 PVC를 구분지을 수 있는 입력 feature를 정확히 추출할 수 있게 된다.

2. Fuzzy-ART 네트워크의 성능평가

Fuzzy-ART 네트워크의 성능은 입력 feature의 선택과 함께 정계변수 ρ 의 선정이 매우 중요하다. ρ 의 범위는 0~1이며 값이 크면 약간의 차이만 나도 새로운 클러스터로 구분하고, ρ 가 작

표 1. 본 연구에서 설계한 fuzzy-ART 네트워크를 이용한 PVC 분류 성능

Table 1. Performance of PVC classification using designed fuzzy-ART network

Record	PVC 개수	F.N	F.P	분류성능(%)
T106	520	15	5	96.15
T116	109	2	8	90.83
T119	444	0	2	99.55
T200	826	13	2	98.18
T203	441	51	17	84.68
T210	194	6	8	92.78
T215	164	6	5	93.29
T221	396	5	1	98.48
T228	362	8	5	96.41
Total	4507	106	53	96.52

으면 많은 차이가 나도 클러스터로 구분하지 않게 되기 때문에 안정된 경계변수를 선정하기 위하여 본 논문에서 사용된 9가지 종류의 데이터를 이용하여 실험하였다. 본 논문에서는 경계변수를 0.5~0.9사이의 값으로 선택하였을 때 PVC 검출 성능이 우수하였다. 경계변수가 0.5이하에서는 정상 파형과 PVC를 모두 정상으로 분류하였으며 0.9보다 큰 경우에는 잡음이 포함된 정상신호를 정상으로 분류하지 못하는 오류가 발생하였다. 또한 문턱치 구간의 크기도 fuzzy-ART 네트워크의 성능을 좌우하는 중요한 요소이며, 본 논문에서는 실험적으로 30개의 크기로 설정하여 실험하였다.

360Hz의 샘플링 레이트를 갖는 MIT/BIH arrhythmia database 중 정상과 PVC를 포함하는 레코드 9가지 종류를 선택하여 PVC 분류 성능을 평가하였다.

표 1은 실험에 사용된 각 레코드에서 정상 파형과 PVC를 분류한 결과이다. Fuzzy-ART 네트워크의 입력 feature를 구성할 때 QRS onset을 기준점으로 하여 구간을 정하였기 때문에 부정확한 QRS 검출로 인한 잘못된 구간설정은 PVC 분류에 매우 큰 오류를 발생시키게 된다. 본 연구에서 사용한 modified dynamic threshold 방법의 검출율은 99.3%이지만 이 중 PVC가 포함된 레코드 9개만을 고려했을 때의 QRS 검출율은 96.06%로 낮기 때문에 PVC 분류 성능에 영향을 미치게 되며, 결과적으로 96.52%의 PVC분류성능을 나타내었다. T119, T200 및 T221과 같은 신호들은 비교적 잡음이 적기 때문에 QRS 검출율(99%이상)이 높을 뿐 아니라 PVC도 규칙적으로 나타나기 때문에 98%이상의 PVC 분류 성능을 보였지만 T203의 경우는 QRS 검출율(90.1%)이 낮고 PVC도 불규칙적으로 나타나기 때문에 PVC 분류 성능이 좋지 않은 84.68%의 결과를 나타내었다. 또한 T210은 정상신호와 PVC의 중간상태인 fusion이 포함되어 있기 때문에 fusion을 PVC로 분류하는 오류를 나타내었다.

이와 같은 결과는 기존의 방법에 의한 PVC 분류성능(약 95%)에 비해 비교적 우수하였지만, fuzzy-ARTMAP(98%)의 PVC 분류성능에는 미치지 못하는 결과이다. 그러나 학습이 필요없는 fuzzy-ART 네트워크와 구현이 용이한 Haar 웨이브렛의 계수 D6만을 이용한다는 점에서 큰 장점이 있다. 또한 다양한 웨이브렛 계수를 사용하여 네트워크를 구성한다면 fusion등의 분류도 가능해져 성능을 향상시킬 수 있을 것이다.

결 론

PVC 분류를 위해 시간축상에서 심전도 신호의 파라미터를 추출하여 분석하거나 주파수 변환을 통한 방법들이 사용되어져 왔고, 마찬가지로 이러한 분석이나 변환 방법에 의해 얻은 입력 feature를 이용한 신경망 회로를 설계하였다. 본 연구에서는 웨이브렛 변환을 통해 획득된 다양한 레벨의 웨이브렛 계수들이 신경망 회로의 입력 feature로서 매우 유용함을 입증하였으며, 학습이 필요없는 ART 네트워크의 구조에 연산속도 및 안정도를 보완한 fuzzy 연산을 첨가하여 96.52%의 PVC 분류 성능을 나타내는 fuzzy-ART네트워크를 설계하였다.

앞으로 다양한 웨이브렛 계수를 이용하여 입력 feature를 보완한다면 더욱 많은 종류의 진단이 가능할 것이며, 분류성능을 향상시킬 수 있을 것이다. 또한 신경 회로망 뿐만 아니라 fuzzy 시스템의 rule base를 구성하여 진단 시스템을 설계할 경우도 매우 유용한 파라미터로 사용될 것이다.

참 고 문 헌

1. 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
2. P.W. Macfarlane and T.V. Lawrie, "Comprehension Electrocardiology Vol. 2", Pergamon Press, pp.1155-1167, 1989
3. H.S Chow, G.B. Moody and R.G. Mark, "Detection of Ventricular Ectopic Beats Using Neural Networks", IEEE conference, pp.659-662, 1992
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. Michael Chester, "Neural Networks-A Tutorial", Prentice Hall, pp.1-18, 1993
6. Bart Kosko, "Fuzzy Engineering", Prentice Hall, pp.467-497, 1997
7. Kang-Ping Lin and Walter H. Chang, "QRS Feature Extraction Using Linear Prediction", IEEE Transactions on

- Biomedical Engineering, Vol. 36, No. 10, pp. 1050-1055, October 1989
8. 박광리, 이경중, “선형예측계수에 근거한 ART 네트워크를 이용한 심전도 신호 분류”, 대한의용생체공학회 추계 학술대회, pp. 228-231, 1997
 9. C.N. Mead et al., “*Expanded frequency-domain ECG waveform processing*”, IEEE Proc. Computers in cardiology, pp. 205-208, 1982
 10. C.L. Chang et al., “*Validation of Automated Arrhythmia Detection for Holter ECG*”, IEEE conference, pp.101-103, 1998
 11. A.N. Akansu and R.A. Haddad, “*Multiresolution Signal Decomposition*”, Academic Press, pp.315-321, 1992
 12. Metin Akay, “*Wavelet in Biomedical Engineering*,” Anals of Biomedical Engineering, Vol. 23, pp.531-542, 1995
 13. 김대주, “신경망 이론과 응용(I)”, 하이테크정보, pp. 191-210, 1992