

# 웨이브렛 계수에 기반한 ANFIS를 이용한 PVC 검출 Classification of the PVC Using ANFIS Based on Wavelet Coefficients

박광리(의료정보시스템과)

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

Key Words : ANFIS, wavelet coefficients, PVC

ABSTRACT : The adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS) based on wavelet coefficient for the classification of the premature ventricular contraction (PVC) is described. The three features are used for the input of the ANFIS - wavelet coefficient(A2) with 22.5Hz~45Hz, wavelet coefficient(D6) with 0Hz~10Hz and the RR interval. The MIT/BIH arrhythmia database including the PVC is used for the evaluation. Because the wavelet transformation makes it possible to analyze the time and the frequency simultaneously and the ANFIS functions appropriately with optimization and adaptive techniques, the ANFIS performs more efficiently in the PVC classification than the general fuzzy inference system. The ANFIS shows the ratio of the PVC classification of 97.83%

## 1. 서론

최근에 심장질환의 급격한 증가로 인해 심장질환의 조기진단과 환자감시를 위한 진단 심전계, 홀터 심전계, 스트레스 심전계 및 환자감시 장치등의 심전도 자동진단 시스템에 대한 연구와 진단의 정확성을 높이기 위한 알고리즘 개발에 대한 관심이 높아지고 있다. 특히 동방결절이 아닌 심실에서의 비정상적인 전기 자극에 의해 발생하는 조기심실수축(Premature Ventricular Contraction : PVC)은 대부분의 심전도 자동진단 시스템에서 검출하는 것을 기본사양으로 하고 있다. PVC 분류를 위한 방법으로는 심전도 파형의 모양에 대한 연관성을 이용하는 방법<sup>(1)</sup>이나 신호의 주파수 분석을 이용한 방법<sup>(2)</sup>, 지식기반을 이용한 방법<sup>(3)</sup>, 신경회로망(Artificial Neural Network : ANN)<sup>(4)</sup>, 그리고 퍼지 추론 시스템(Fuzzy Inference System : FIS)에 적용하는 방법<sup>(5)</sup>등이 있다. 최근에는 성능향상을 위하여 fuzzy-ARTMAP과 같은 퍼지 추론시스템과 신경회로망을 복합적으로 이용하는 방법들이 제시되고 있다<sup>(6)</sup>. 파형의 모양에 대한 연관성을 이용하는 방법은 R파를 기준으로 하여 일정구간을 정하고 그 구간에서 정상 파형과 현재 입력된 파형의 상관계수를 구하여 PVC를 분류하는 것이며, 주파수 분석 방법은 정상파형과 PVC의 주파수 차이를 이용하여 주파수별로 진폭크기를 비교하여 검출하는 방법이다. 지식기반을 이용한 방법에는 RR간격, P파의 크기나 위치, R파의 크기, QRS 간격과 기울기등의 파라미터를 조합하여 PVC를 검출하며, 최근에 많이 연구되고 있는 ANN은 다양한 입력 feature를 구성하고 가장 적합한 신경 회로망을 설계하여 PVC를 검출하는 방법이다. 퍼지 추론 시스템은 파형간의 상호연관성을 이용하여 클러스터링 하거나 획득된 파라미터를 if-then rule에 적용하여 결과를 추론하여 PVC를 검출하는 방법이다. 최근에는 퍼지 추론 방식에 신경회로망 기능을 추가한 적응 뉴로-퍼지 추론 방식(Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System : ANFIS)이 연구되었으며, 결과를 예측하

기 위한 제어시스템에서 매우 유용하게 응용되었다<sup>(7)</sup>. 이 방법은 입력에 대한 소속함수 (member function)를 사용자가 알고있는 정보를 바탕으로 임의로 구성한 뒤 결과를 보는 일반적인 FIS와는 달리 미리 알고있는 입력과 출력과의 관계를 이용하여 연결강도를 적응적으로 변화시키면서 최적의 소속함수를 생성하여 결과를 예측하는 방법이다. ANN이나 FIS의 설계시에는 파라미터의 획득이 가장 중요한데, 시간-주파수 도메인에서 동시에 분석이 가능한 웨이블릿 변환을 이용하면 시간-주파수상의 파라미터를 동시에 얻을 수 있기 때문에 매우 유용하다<sup>(8)</sup>.

본 연구에서는 웨이블릿 변환을 통해 얻은 계수를 파라미터로 사용하여 설계된 ANFIS에 적용함으로써 PVC를 검출하는 알고리즘을 설계하였다.

## 2. QRS 콤플렉스 검출

본 연구에서는 효율적이고 간단하게 구현이 가능한 modified dynamic threshold 방법<sup>(9)</sup>을 이용하여 QRS를 검출하며, 검출된 QRS로부터 일정한 구간을 설정하여 웨이블릿 변환을 취한다. QRS 검출 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 적용한다.

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

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.

## 3. 웨이블릿 계수에 의한 feature 획득

웨이블릿 변환은 원하는 주파수 영역의 신호를 시간축에서 볼 수 있다는 장점 때문에 현재 많은 신호처리 영역에서 사용되고 있다. 웨이블릿 함수의 주파수 분할특성은 모 웨이블릿 (mother wavelet)의 종류에 따라 달라지기 때문에 심전도 신호처리에 적합한 모 웨이블릿을 선택해야 하는 것은 매우 중요하다. 본 논문에서는 웨이블릿 역변환에 의해 완전한 신호복구가 가능한 직교(orthogonal)특성을 갖고, 웨이블릿 함수의 계수가 적어 처리속도가 빠른 Haar 웨이블릿을 사용하였다<sup>(10)</sup>. 여기서 Haar의 스케일 함수는

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

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  $D_{2^j}[x(n)]$ 과 저주파 신호인  $A_{2^j}[x(n)]$ 으로 구분하여 표시할 수 있다. 즉,  $x(n) = D_{2^j}[x(n)] + A_{2^j}[x(n)]$ 으로 나타낼 수 있으며, 이것을 일반화된 수식으로 표현하면 식 (5), 식 (6)과 같다.

$$D_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=0}^{K-1} d_{2^j}(K) \Psi_{2^j}(n-2^j k) \quad (5)$$

$$A_{2^j}[x(n)] = \sum_{k=0}^{K-1} a_{2^j}(K) \Phi_{2^j}(n-2^j k) \quad (6)$$

이 때  $2^j$ 는 레벨  $j$ 가 감소함에 따라 샘플수가 2분주됨을 나타낸다. 식 (5)는 detail 신호로써 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.

#### 4. ANFIS의 구조

ANFIS는 1차 Sugeno방식의 퍼지추론 모델에 신경회로망의 학습 알고리즘을 첨가함으로써 입력에 따른 출력의 오차가 최소가 되도록 소속함수(member function)를 조정해주는 방법이다. 만일 입력  $x$ ,  $y$ 와 출력  $z$ 가 있다고 가정하면 일반적인 1차 Sugeno방식의 퍼지 if-then rule은 다음과 같다.

*Rule 1 : If  $x$  is  $A_1$  and  $y$  is  $B_1$ , then  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$*

*Rule 2 : If  $x$  is  $A_2$  and  $y$  is  $B_2$ , then  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$*

그림 1은 등가적인 ANFIS구조를 나타냈는데 여기서 층 1에 있는 출력노드  $i$ 를  $O_{1,i}$ 로 표시한다. 각 층(layer)의 설명은 다음과 같다.

Layer 1 : ANFIS에서는 일반적으로 벨(Bell)형태의 소속함수를 사용하는데 입력이  $x, y$  일 때 layer 1의 출력  $O_{1,i}$ 는 식 (6)과 같다.

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x), \quad \text{for } i = 1,2 \text{ 혹은 } O_{1,i} = \mu_{B_i}(x), \quad \text{for } i = 3,4 \quad (6)$$

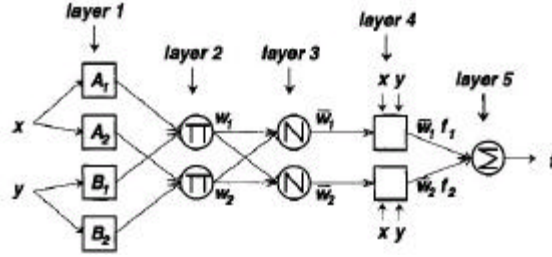


Fig. 1. Equivalent ANFIS architecture

이때 소속함수는 식 (7)과 같다

$$\mu_{A_i}(x) = \frac{1}{1 + \left[ \left( \frac{x - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (7)$$

여기서  $a, b, c$ 는 벨의 형태(구간)를 조정하는 파라미터이다.

Layer 2 : 1층에서의 출력을 곱하여(실제로는 퍼지 AND 연산을 수행하는 T-norm연산자가 각 노드에서 수행된다) 연결강도(weight)를 결정하는 층이며, 식 (8)과 같이 표시한다.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i} \times \mu_{B_i}, \quad i = 1,2 \quad (8)$$

Layer 3 : 식 (9)는 연결강도를 표준화(normalize)하는 단계이다.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (9)$$

Layer 4 : 식 (10)은 각 노드 입력의 추론결과인  $f$ 와 3층에서 얻은 표준화된 연결강도를 곱하는 단계이다.

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = w_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (10)$$

Layer 5 : 마지막 단계인 식 (11)은 각 노드에서 얻은 결과를 합하여 ANFIS의 추론 결과를 얻어내는 과정이다.

$$O_{5,i} = \text{total output} = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{w_i} \quad (11)$$

## 5. 실험방법

ANFIS를 이용하여 PVC를 검출하는 과정은 크게 QRS검출 과정, feature 추출과정, ANFIS의 학습과정 그리고 ANFIS의 성능평가 과정으로 구분할 수 있다.

본 논문에서는 360Hz의 샘플링 레이트를 갖는 MIT/BIH arrhythmia database 중 정상과 PVC를 포함하는 레코드를 선택하여 실험하였다. 입력 feature를 설정하기 위해 modified dynamic threshold 방법을 이용하여 QRS를 검출하였고 Haar 웨이브렛 함수로부터 획득된 웨이브렛 계수를 이용하여 의미있는 feature를 선택하였다. ANFIS의 성능은 feature의 구성에 의존하므로 결과적으로 입력 feature가 PVC 검출성능에 매우 큰 영향을 미치게된다. PVC는 0~10Hz에서 신호의 주파수 대역을 갖기 때문에 이 주파수 성분을 포함하는 웨이브렛 계수를 선택한다. 본 논문에서는 세가지 종류의 입력 feature를 선택하였다. 첫째는 정상과 PVC의 형태학적 구분이 명확한 22.5Hz~45Hz의 주파수를 포함하고 있는 저주파 2번째 레벨의 계수인 A2이고, 둘째는 정상과 PVC의 주파수 진폭의 구분이 명확한 0Hz~10Hz의 주파수를 갖는 고주파 영역의 6번째 레벨의 계수인 D6을 실험적으로 선택하였으며, 셋째는 RR 간격을 입력 feature사용하였다.

ANFIS는 주어진 입력과 결과를 이용하여 우선 학습한 후에 실제 입력이 들어왔을 때 결과를 예측하는 제어 시스템에서 많이 사용되는 방법이기 때문에 심전도의 PVC검출을 위해서는 입력되는 심전도 신호에 대한 임의의 출력으로 학습하는 과정이 필요하다. 본 연구에서는 정상 파형에서 검출된 QRS를 중심으로 구성된 100개의 데이터를 웨이브렛 변환한 후에 획득한 ANFIS 입력에 대한 출력을 상수 100으로 가정하여 학습시킨다. 그 후에 실제 입력이 들어왔을 때 학습을 통해 획득되었던 연결강도와 입력을 통해 상수값이 출력되고 이 값을 비교하여 정상과 PVC를 분류하여 검출한다.

## 6. 결과 및 고찰

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 2는 검출된 QRS onset점을 fiducial점으로 하여 QRS를 포함할 수 있도록 100개의 점을 선택하여 웨이브렛 변환을 취하는 과정을 보여준다. 본 논문에서는 처리속도가 빠르고 구현이 용이한 Haar 웨이브렛을 사용하였으며, 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. 그림 3은 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.

PVC는 정상 파형과 주파수 특성의 차이 때문에 웨이블릿 변환에 의해 형태학적인 차이를 유도할 수가 있다. 이러한 이유 때문에 T200과 T119에서 PVC파형을 선택하여 정상파형과 같이 웨이블릿 변환함에 의해 고주파 영역과 저주파 영역으로 분할한 결과 저주파 영역의 2번째 레벨의 웨이블릿 계수(A2)와 고주파 영역의 6번째 레벨의 웨이블릿 계수(D6)가 형태와 주파수에 현격한 차이를 보였기 때문에 ANFIS의 입력 feature로 사용하였다.

웨이블릿 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.

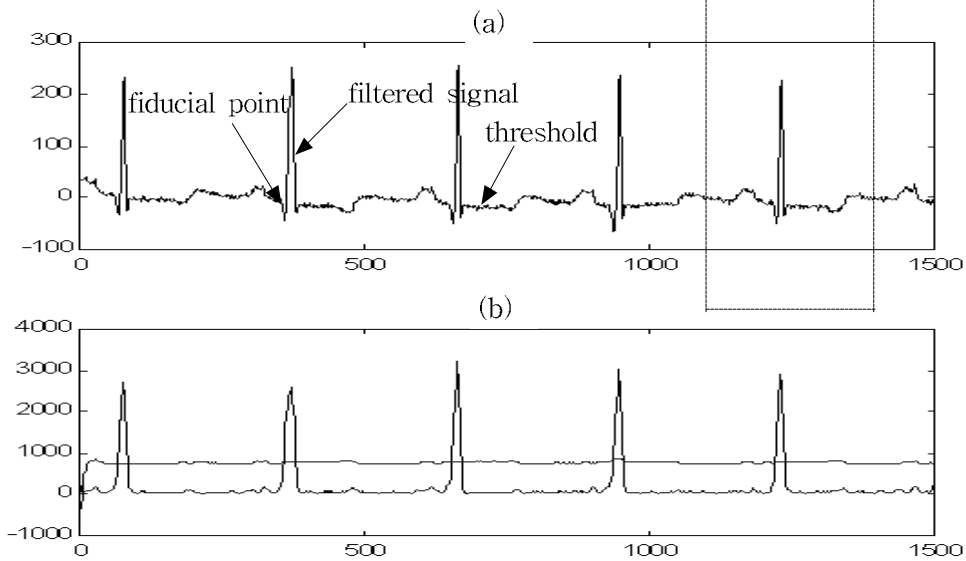


Fig. 2 Procedure of feature extraction using detected QRS signal  
 (a) ECG signal(T100) (b) Procedure of QRS detection by dynamic threshold

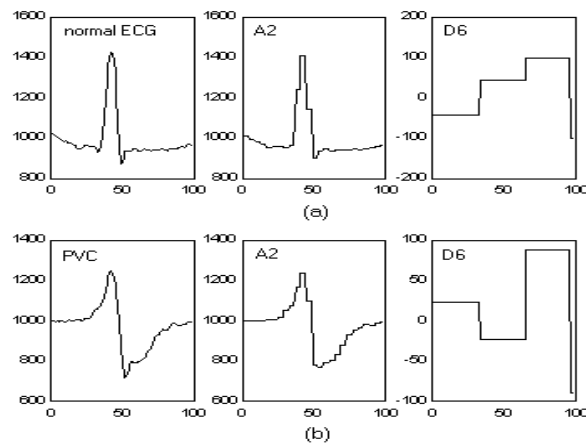


Fig. 3 Examples of the decomposition by wavelet transform

Table 1. The performance of the PVC classification

Record	No. of PVC	F.N	F.P	Accuracy(%)
T106	520	3	4	98.65
T116	109	1	5	94.50
T119	444	1	2	99.32
T200	826	3	7	98.79
T203	444	37	15	88.29
T210	194	0	5	97.42
T215	164	1	3	97.56
T221	396	1	1	99.49
T228	362	1	9	97.24
<b>Total</b>	<b>4507</b>	<b>48</b>	<b>51</b>	<b>97.83</b>

표 1은 ANFIS를 이용하여 얻은 PVC검출 결과이다. ANFIS의 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 99.3%이지만 PVC 검출실험에 사용된 레코드만을 고려했을 경우 QRS 검출률이 낮아지기 때문에 PVC 검출 오류에 영향을 미치게 되며, 결과적으로 97.83%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 94.50%의 낮은 검출률을 보이고 T203의 경우는 QRS 검출률이 90.13%로 낮고 기저선 변동이 매우 심하기 때문에 PVC 검출성능이 88.29%로 좋지 않은 결과를 나타내었다. 또한 T210의 경우는 정상 신호와 PVC의 중간상태인 fusion beat가 포함되어 있기 때문에 fusion을 PVC로 검출하는 오류로 인하여 PVC 검출률이 떨어졌다.

## 7. 결론

본 논문에서는 기존의 PVC의 형태적 특성을 이용한 검출 방법들이 자주 사용하는 푸리에 변환을 이용한 주파수 변환대신 간단한 Haar 웨이블릿 변환을 통해 추출한 feature를 이용하여 97.83%의 PVC 검출율을 갖는 ANFIS를 설계하였다. 360Hz의 샘플링 레이트를 갖는 MIT/BIH arrhythmia database를 이용한 실험으로부터 얻은 결론은 다음과 같다.

1. Haar 웨이블릿 변환을 통해 얻을 수 있는 2번째 저주파 영역의 웨이블릿 계수(A2)와 6번째 고주파 영역의 웨이블릿 계수(D6)가 ANFIS에서 PVC를 검출하는데 유용한 파라미터가 됨을 알 수 있다.
2. 웨이블릿 계수에 근거한 feature를 이용함으로써 간단한 구조의 ANFIS가 기존의 신경회

로망(약 95%의 검출율)보다 우수한 검출율을 얻을 수 있었다.

3. 웨이브렛 계수는 ANFIS에서 뿐만 아니라 신경회로망이나 일반 퍼지 추론 시스템을 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 Engineering", *Prentice Hall*, pp.467-497, 1997
- (6) 박광리, 이경중 외, "스트레스 심전도의 정상파형 분류를 위한 Fuzzy-ART 네트워크의 설계", *대한 의용생체공학회 춘계학술대회*, pp. 285-286, 1999
- (7) J.R.Jang, et al., "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", *Proc. of the IEEE*, Vol.83, No.3, 1995
- (8) A.N. Akansu and R.A. Haddad, "Multiresolution Signal Decomposition", *Academic Press*, pp.315-321, 1992.
- (9) 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.
- (10) Metin Akay, "Wavelet in Biomedical Engineering," *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 23, pp.531-542, 1995