

선형예측계수에 근거한 ART 네트워크를 이용한 심전도 신호 분류

박광리, 이경중

연세대학교 보건과학대학 의용전자공학과

Classification of the ECG Beat Using ART Network Based on Linear Prediction Coefficient

K.L.Park, K.J.Lee

Dept. of Biomedical Eng. college of Health Science, Yonsei Univ.

Abstract

In this paper, we designed an ART(Adaptive Resonance Theory) network based on LPC(Linear Prediction Coefficient) for classification of PVB (Premature Ventricular Beat: PVC, LBBB, RBBB). The procedure of proposed system consists of the error calculation, feature generation and processing of the ART network. The error is calculated after processing by linear predictoin algorithm and the features of ART network for classification are obtained from the binary data determined by threshold method.

In conclusion, ART network has good performance in classification of PVB.

서 론

심장질환의 증가에 따라 컴퓨터를 기반으로 한 심전도 자동진단에 대한 연구와 진단의 정확성을 높이기 위한 알고리즘 개발이 활발히 이루어지고 있다. 심전도 신호의 진단을 위한 방법으로는 심전도 파형의 모양에 대한 연관성을 구하는 방법과 심전도 신호로부터 얻은 파라미터를 이용하여 rule base 를 구성하는 방법[1], 그리고 파라미터들을 적절히 조정하여 feature를 구성하고 신경망 회로(Artificial Neural Network : ANN)에 적용하는 방법[2]등이 있다. 파형의 모양에 대한 연관성을 구하는 방법은 R파와 같은 기준점을 중심으로 일정구간을 정하고 그 구간에서 정상파형과 현재 입력된 파형의 correlation계수를 구하는 방법이며, 긴 연산시간을 요구하는 단점을 보완하기 위해 moving window correlation등의 방법도 시도되었다. 심전도 진단을 위한 rule base를 구성할 때 사용되는 파라미터로는 P파의 크기, R파의 크기, QRS 간격, ST 레벨, QT 간격등이 있다. 특히, 심방의 수축·이완 및 심실의 흥분상태를 알 수 있는 QRS 콤플렉스의 형태를 표현하는 QRS 간격과 R 크기는 매우 유용한 파라미터이다. 하지만, 형태가 다름에도 불구하고 QRS 간격과 R 크기가 유사한 파형이 존재할 수 있는 문제점을 가지고 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위해 이후의 데

이터를 이전 데이터에 의해 예측해 내는 선형예측계수(LPC : Linear Prediction Coefficient)방법을 이용하여 파형의 형태에 따라 얻어진 계수값들을 파라미터로 사용하기도 하였다[3]. LPC방법은 제 2차 심음을 스펙트럼 분석하는데에 처음으로 사용되었으며, 심전도에 적용할 경우에는 2차 또는 3차의 낮은 차수의 계수만을 가지고도 이후의 데이터를 예측이 가능하기 때문에 연산속도가 빠르다는 장점이 있다. 진단을 위한 심전도 분류방법 중 하나인 ANN은 다층 퍼셉트론(multi layer perceptron)과 백프로파게이션(back propagation) 같은 감독 학습방법과 ART 네트워크와 코호넨(Kohonen) 네트워크와 같은 무감독 학습방법이 있으며, 정상파형과 PVB(Premature Ventricular Beat: PVC, LBBB, RBBB등)의 분류에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔고, ANN의 성능을 향상시키는 방법으로써 다양한 feature추출에 대한 연구도 함께 진행되어져 왔다[4],[5].

본 연구는 QRS 콤플렉스 파형을 특징짓는 LPC를 문턱치 방법에 의해 ART네트워크에서 인식할 수 있도록 이전 데이터로 전처리하여 feature를 구성한 후 무감독 학습방법인 ART 네트워크[6]에 입력하여 PVB를 분류하는 시스템을 설계하였다.

본 론

1. 선형예측계수에 의한 feature 획득

LPC 방법은 이전의 입력 데이터로써 이후의 입력 데이터를 예측하는 방법으로써, 음성신호 분석에 주로 사용되어 왔으며, 예측된 데이터 \bar{S} 는 식 (1)과 같이 표현 될 수 있다.

$$\bar{S} = \sum_{k=1}^p a(k) * S(i-k) \quad (1)$$

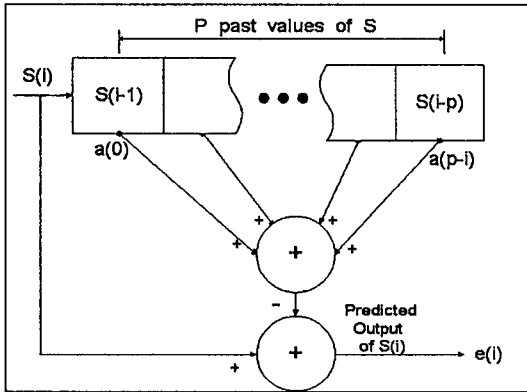
P는 LPC의 차수들, a(k)는 각 차수(order)에 대한 계수들, S(i-k)는 k번째 이전의 데이터를 의미한다. 이 방법은 원래 데이터와 예측된 데이터간의 차를 통해 오차를 구함으로써 residual error인 Err을 이용하여 성능을 평가하게 된다. 오차 e(i)와 residual error, Err을 구하는 식은 다음과 같다.

$$e(i) = s(i) - \bar{s}(i) \tag{2}$$

$$= s(i) - \sum_{k=1}^p a(k) * s(i-k)$$

$$Err = \sum_{i=0}^{N-1} |E(i)|^2 \tag{3}$$

적당한 차수를 구하기 위해서는 원래 신호와 비교하여 영향을 주지 않을 정도의 문턱치를 설정하여, Err가 그 값을 넘지 않는 범위에서 최소값을 선택한다. 일반적으로 차수는 신호의 peak의 개수가 증가함에 따라 증가하게 되며, 심전도의 QRS 콤플렉스와 같이 peak가 하나 또는 두 개가 존재하는 경우는 2차 또는 3차의 LPC만을 필요로 한다. 그림 1은 일반적인 linear prediction의 블록도를 나타낸 것이다.



<그림 1> 일반적인 linear prediction 블록도

ART 네트워크를 구성하기 위해서는 입력 feature를 이진 데이터로 변환시키기 위한 전처리 과정이 필요하다. 본 논문에서는 LPC방법에서 얻어진 오차에 적절한 문턱치를 인가하여 ART 네트워크의 입력 feature를 구성하였으며, 다음 식 (4)와 같이 표현할 수 있다.

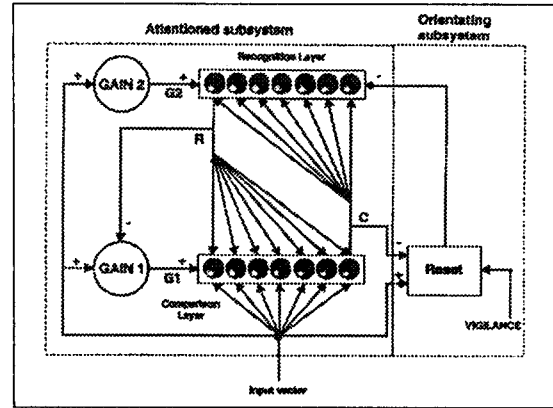
$$T(i) = \begin{cases} 1, & e(i) \geq th \\ 0, & e(i) < th \end{cases} \tag{4}$$

여기서 T(i)는 ART네트워크의 입력 feature가 되며, th는 문턱치 값이다.

2. ART 네트워크

ART 네트워크는 새로운 입력이 추가될 때마다 시스템 전체를 다시 재학습시켜야 하는 퍼셉트론 네트워크의 단점을 극복하기 위해서 개발되었으며, 본 논문에서는 입력패턴이 이진수일 때 사용하는 ART1모델을 사용하였다. ART네트워크의 특징은 기존에 학습되어 있던 값들이 변화되지 않게 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있게 통합한다는 것이다. 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 ART네트워크의 전체 구조도이다.



<그림 2> ART네트워크의 구조

입력층에는 이진 데이터로 구성된 입력패턴이 있고, 입력층과 출력층 사이에는 상향(bottom-up)과 하향(top-down)의 양방향 연결되어 있으며, 출력층에는 unit간의 억제성 측면연결이 되어 있어 상호억제를 통하여 출력 unit중에서 최대값을 갖는 unit를 선택하도록 구성되어 있다. 상향연결강도(weight) b_{ji} 와 하향연결강도 t_{ji} 는 j번째 클러스터의 대표패턴을 기억하고 있다는 점에서는 동일하지만 목적은 서로 다르다. 상향연결강도 b_{ji} 는 입력패턴 X와 가장 유사한 대표입력을 기억하고 있는 출력 unit의 u_{ji} 를 선택하는데 사용되는 반면 하향연결강도는 입력패턴과 유사하지 않을 때에 선택된 출력 unit의 u_{ji} 의 출력패턴을 검증하는데 사용된다. 식 (5)는 ART 네트워크의 입력패턴이 새로운 경우에도 반드시 어느 하나가 최대값으로 선정되기 때문에 현재 입력벡터가 기존의 클러스터인지 아닌지에 대한 검증에 대한 수식을 나타낸다.

$$u_i = \sum_j b_{ji}(t) x_i, \quad 0 \leq i \leq M-1$$

$$[X] = \sum_i x_i$$

$$[TX] = \sum_j t_{ji} x_i \tag{5}$$

$$\rho = \frac{[TX]}{[X]}$$

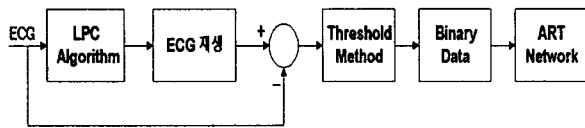
여기서 [X]는 입력패턴이며, [TX]는 출력 unit에서 새롭게 선택되어진 출력패턴이다. ρ 는 경계변수로서 임의의 입력패턴과 저장된 대표패턴과의 불일치의 정도를 판단하는 변수이며, ρ 가 크면 약간의 차이만 나도 새로운 클러스터로 구분하고, ρ 가 작으면 많은 차이가 나도 클러스터로 구분하지 않는다.

이득제어는 G1과 G2로 구성되어 있다. G1은 상향적 입력패턴(recognition layer)과 하향적 기대패턴(hidden layer)을 구별하고 매칭시키는데 사용되며, 특히 comparison layer를 활성화시키는데 매우 중요한 역할을 한다. Comparison layer가 활성화되려면 2/3 규칙

을 만족해야 하는데, 외부적인 입력패턴, 상향에서 내려오는 패턴, 그리고 G1이득제어로부터 오는 입력 중에서 반드시 2개 이상이 활성화되어야만 한다. G2는 recognition layer에서의 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 recognition layer로 리셋을 보내어 전에 활성화되고 있던 입력신호를 억제한다.

ART 네트워크의 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.

그림 3은 본 논문의 전체 시스템 블록도를 보여주고 있다.



<그림 3> 전체 시스템 블록도

결과 및 고찰

본 논문에서는 360Hz의 샘플링레이트를 갖는 MIT/BIH arrhythmia database 중 normal, PVC, LBBB, RBBB를 갖는 record(T109, T114, T124)를 선택하여 실험하였다. 우선 각 record에서 QRS를 검출하여 QRS를 중심으로 200개의 데이터를 구성한 후에 LPC 방법을 이용하여 계수를 구하였다. 구해진 LPC를 이용하여 신호를 재생하였으며, 식 (2)에서 구한 오차에 문턱치를 적용하여 이진 데이터로 전환하고 ART 네트워크의 입력 feature로 인가하였다. 본 논문에서는 2차의 LPC를 선택하였는데, LPC는 QRS의 형태에 의존하기 때문에 그 계수만으로도 QRS형태가 서로 다른 PVB를 분류할 수 있는 장점을 갖고 있다[1]. 표 1은 각 대표파형의 LPC값을 보여준다.

표 1. 각 대표파형의 LPC 값

종류 \ LPC계수	normal	PVC	LBBB	RBBB
1차 계수	-1.8749	-1.2396	-1.3918	-1.7971
2차 계수	0.9054	0.2480	0.4064	0.8208

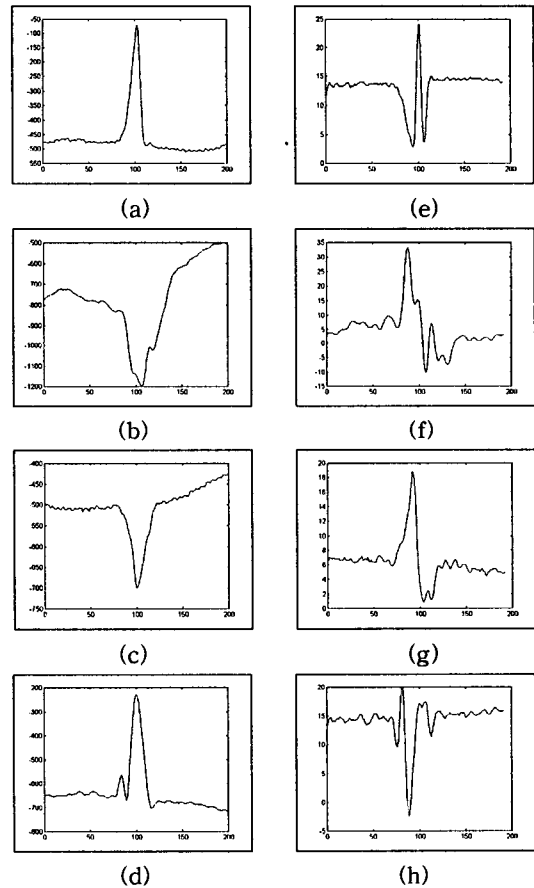
그러나 신호에 잡음이 있을 경우 LPC값이 많이 변하기 때문에 LPC 값만으로는 PVB분류가 어렵다. 특히 잡음이 있는 RBBB의 경우 normal과의 구분에 매우 어렵다. 본 논문에서는 계산된 LPC 값을 이용하여 파형을 재생한 후 식 (2)에서 얻은 오차결과에 문턱치를 적용하였다. 그림 4는 normal, PVC, LBBB 및 RBBB의 대표파형과 LPC 방법에 의해 얻은 오차결과를 파형으로 나타낸 것이다. 문턱치는 오차의 최대값의 30%

로 하여 식 (4)에 적용하여 구하였으며, 구해진 이진 데이터의 패턴을 ART 네트워크의 입력으로 사용하여 normal과 PVB를 분류하였다. ART 네트워크의 경계 변수 ρ 는 0.75로 정하였으며, 입력패턴은 이진 데이터의 중심에서 60개(70~130)만을 선택하였다. 표 2는 ART 네트워크를 이용하여 얻은 각 record에서의 normal, PVC, LBBB 및 RBBB에 대한 분류결과이다.

표 2. 각 record에서의 분류결과

종류 \ 데이터	normal	PVC	LBBB	RBBB
T109	·	32/38	2485/2492	·
T114	1816/1820	40/43	·	·
T124	·	38/47	·	1530/1531

QRS의 형태에 의존하는 LPC방법을 이용해서 구성된 ART 네트워크는 형태가 서로 다른 PVB에서 좋은 결과를 나타내었지만, 분류성능이 QRS 검출 성능에 의존하기 때문에 QRS를 검출하지 못할 경우에는 분류할 수 없는 단점이 있다. 본 논문에서 사용한 QRS 알고리즘의 검출성능은 T109, T114, T124에서 각각



<그림 4> 대표파형과 LPC를 이용하여 구한 오차 (a)-(d) normal, PVC, LBBB 및 RBBB의 원파형 (e)-(h) 각 파형의 LPC에 의한 오차

99.45%, 99.79%, 98.56%이었으며, 검출하지 못한 파형에 대해서는 분류할 수 없었다. 또한 정확한 LPC 값을 얻기 위해서는 기저선 변동이나 60Hz 전력선 잡음을 제거하기 위한 전처리 필터링이 반드시 요구된다.

결 론

LPC 방법과 오차를 문턱치에 적용함으로써 feature를 구성하였고, 구성된 feature를 ART 네트워크의 입력으로 인가함으로써 QRS형태에 따른 분류가 가능한 PVB 분류에 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

참고문헌

- [1] Stevene E.D. et al. "QRS detection by template matching using real-time correlation on a microcomputer", J. of Clinical Engineering, Vol.9, No.3, 1984.
- [2] DC Thomson, JJ Soraghan, TS Durrani, "An Automatic Neural-Network Based SVT/VT classification System", IEEE conference, 1993
- [3] 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.
- [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] Chow H. S and Moody G. R, "Detection of ventricular ectopic beats using neural network", IEEE conference, pp. 659-662, 1992.
- [6] 김대주, "신경망 이론과 응용(I)", 하이테크정보, pp. 191-210, 1992.