

역전달 신경회로망을 이용한 심전도 패턴분류

이제석 · 권혁제 · 이정환 · 이명호

연세대학교 전기공학과

ECG Pattern Classification Using Back-Propagation Neural Network

Jesuk Lee · Hyukje Kwon · Jungwhan Lee · Myoungho Lee

Dept. of Electrical Engineering, Yonsei University

Abstract

This paper describes pattern classification algorithm of ECG using back-propagation neural network. We presents new feature extractor using second order approximating function as the input signals of neural network. We use 9 significant parameters which were extracted by feature extractor. 5 most characterized ECG signal pattern is classified accurately by neural network. We use AHA database to evaluate the performance of the proposed pattern classification algorithm.

1. 서론

최근 신경회로망의 우수한 패턴분류 능력을 이용한 심전도 신호의 패턴분류에 관한 연구가 많이 이루어지고 있다. 권[1] 등은 심전도 신호의 한 주기를 정규화 시켜 입력해 부정맥을 분류 하였으며 Tsai[2] 등은 심전도 신호의 power spectral density 를 이용해 5가지의 패턴분류를 하였다. 그러나 위의 연구들은 특징 점의 추출이 어렵기 때문에 수식적으로 추출이 쉬운 특징만을 입력으로 이용하여 학습시간이 오래걸리고 분류할수 있는 패턴 의 수도 적었다.

본 논문에서는 2차 근사화 함수를 이용한 피이크 검출 알고 리즘을 제안하여 심전도 신호의 특성점 추출 정확성을 높인 개 선된 특징 추출기를 설계하고 이 특징추출기에 의해 추출된 9 개의 파라미터를 신경회로망의 입력으로 하여 심전도신호의 패 턴을 분류하고자 한다.

2. 특징추출기의 설계

2.1 전처리

기저선 동요와 전원잡음을 제거하기 위해 선형위상의 응답특 성을 갖는 FIR 필터를 이용하였다. 이 필터의 주파수 스펙트럼 을 그림 1 에 나타내었다.

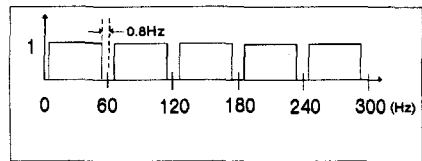


그림 1 심전도 신호 처리를 위한 필터의 주파수 스펙트럼

필터의 임펄스 응답 계수는 프리에 급수로 구하였으며 탭수 는 샘플링 주파수와 같게하여 지연시간을 1 초로 하였고 프리에 급수의 절단에 의한 진동을 줄이기 위해 해밍 윈도우를 이용하 였다.

그림 1 에서 심전도 신호에 필요한 필터는 샘플링 주파수가 전원 주파수인 60Hz의 배수 관계에 있다면 주기성을 가지므로 FIR 필터의 계수는 60Hz 한 주기에 대한 프리에 급수로 구할수 있어 필터의 계산은 아래와 같이 줄어들게 된다.

$$y(i) = \sum_{k=0}^{N-1} x(n-ki) \cdot h(ki) \quad (1)$$

k : 샘플링 주파수에 대한 60Hz 의 정수 배율

샘플링 주파수가 300Hz이면 60Hz 의 5 배 이므로 계산량은 1/5 로 줄어들게 된다. 필터를 거친 신호는 직류성분의 제거로 인해 전체적인 신호의 상승이나 하강이 생길수도 있어 확률밀도가 가 장 큰 값을 기저선으로 재조정하였다.

2.2 특성점 후보의 검출

필터를 거친 신호의 미분한 값을 절대값을 취하여 moving window 적분을 행하게 되면 QRS 군의 시작점 과 끝점 을 인식 할수 있다.

$$y(n) = \frac{1}{N} [f(n) + f(n-1) + f(n-2) + f(n-3) + \dots + f(n-N)]$$

N 은 moving window 의 길이

(2)

4) QRS 군의 양의 피크의 에너지 비례식 : $\frac{\text{최고진폭}}{\text{QRS지속시간}}$

5) QRS 군의 음의 피크의 에너지 비례식 : $\frac{\text{최저진폭}}{\text{QRS지속시간}}$

6) T 의 에너지밀도비례식 : $\frac{T의진폭}{T의지속시간}$

- 7) 전 주기와와 RR 구간
- 8) 다음 주기와와 RR 구간
- 9) T 의 진폭

이 적당하다는 것을 알수 있었다.

전체 검증 패턴 600 개에 대한 패턴분류율은 88 % 로 패턴 분류 능력이 우수함을 알수 있다.

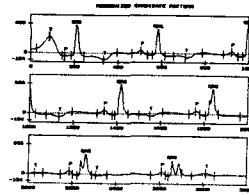


그림 3 전처리를 거쳐 인식된 특성점 후보

4. 실험 및 결과 고찰

AHA 데이터베이스에는 1 주기에 대해 의사가 분류한 9 가지의 패턴명이 같이 수록되어 있다. 이중 데이터의 갯수가 신경회로망을 학습시킬만한 충분한 beat가 있는 5 가지 패턴에 대한 분류를 하도록 출력층에는 5 가지 패턴에대한 각각의 출력 node 를 두었다. 은닉층의 수는 변화시켜 가면서 실험을 하였다. 앞에서 제시한 알고리즘은 T 나 P 의 missing 등 실제 파형이 없는 경우에도 최대진폭을 P 와 T 로 검출하게 된다. 이러한 경우의 비트도 특징추출기에서 추출되는 파라미터를 변형시키지 않고 그대로 학습시켰다. 학습패턴의 수는 AHA 데이터베이스 중 70명의 환자데이터에서 Lead II 의 N 34 비트, P 21 비트, V 15 비트, F 14 비트, R 10 비트 를 이용하였다. 표 1 은 허용오차 0.01, 학습율 0.15, 모멘트 0.075 로 하고 중간층의 소자를 변형시켰을때의 학습결과이다.

표 1 은닉층의 노드수와 학습결과의 관계

은닉층 소자의 개수	총 학습 패턴수	학습실패 패턴수	학습실패 패턴의 종류
10	90	3	F
20	90	3	F
30	90	0	
40	90	3	F
50	90	2	F
60	90	0	

입력층의 노드 수가 적으므로 중간층의 노드수가 30 이상이 되어도 학습율에는 향상이 없음을 알수 있다. 학습에 실패한 패턴한 종류가 F 인 이유를 패턴분류 예에서 설명하였다.

신경회로망의 패턴분류를 검증하기 위하여 중간층의 노드수를 30 으로 하고 임의로 선택된 환자데이터 6 개 에서 100 비트씩 추출하여 실험하였다.

표 2 신경회로망의 검증 결과

환자명	검증에 사용된 비트에 포함된 패턴명과 수					분류정확도 [%]
	N	P	V	F	R	
1201	100	0	0	0	0	96
2202	60	25	0	15	0	78
3208	60	0	40	0	0	89
5201	72	0	0	0	28	84
8210	100	0	0	0	0	93

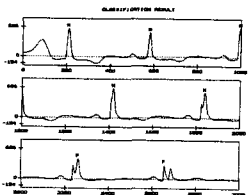


그림 4 신경회로망을 이용하여 패턴분류된 결과

그림 3 에서 첫째 beat 는 P 의 missing 임에도 에너지가 제일 큰 피크를 P 로 인식한 경우이나 나머지 조건에 의해 정상으로 분류되었다. 5 번째 비트는 의사가 F 라 분류한 패턴이다. 그러나 신경회로망에서는 N 이라고 분류하였다. F 는 정상과 심실에 의한 비트가 혼합되는 형태로 의사는 전체 비트를 관찰한 후 6 번째 비트는 확실한 F 이고 4 번째 비트는 N 이라는 사실을 이용하여 5 번째 비트를 혼합이 발생하는 시작 비트로 분류하였다. 그러나 9 가지 특징 만으로는 5 번째 비트를 N 과 구별할수 없어 신경회로망의 패턴분류는 실패하였다. 신경회로망의 입력으로 전후 패턴에 대한 특징도 입력으로 사용하면 정확한 패턴분류가 가능하리라 생각한다.

6. 결론

2차 근사화 함수를 이용하여 P 와 T 를 정확히 인식하여 분할-융합 알고리즘처럼 직선으로 근사화 되는 경우가 없었다. 심전도 신호에서 몇가지의 특징만을 검출하여 신경회로망의 입력으로 사용함으로써 권[1] 등이 이용한 방법보다 입력층과 은닉층의 노드수를 1/9 로 줄일수 있었다. 신경회로망은 잡음에 강하여 학습시킨 패턴과 일치하지 않거나 특징추출기에서 작은 오차가 발생해도 나머지 특징을 이용해 가장 근접한 패턴으로 분류를 하여 우수한 패턴분류 능력을 나타냄을 알수 있었다. 전문의가 패턴을 분류할때는 전후 패턴간의 관계도 패턴분류의 특징으로 사용하나 본 논문에서는 한 패턴의 특징만을 사용함으로써 패턴분류를 잘못하는 경우가 있었다. 이런 경우에는 신경회로망의 입력에 전후 패턴의 특징도 사용하면 정확한 패턴분류가 가능하리라 생각한다.

미분신호의 자승값을 $f(n)$ 이라 하고 위식을 대입하면 심전도 신호와는 그림 2 와 같은 관계를 이룬다. 위에서 구한 QRS 군의 위치를 중심으로 QRS 군의 끝점은 moving window 적분의 값이 가장 커지는 부분이고 시작점은 이 적분값의 기울기가 0 에서 급변하는 부분을 찾음으로써 구할수 있다. 그림 2 와 그림 3 은 moving window 적분과 심전도 신호와의 관계를 보여주고 있다.

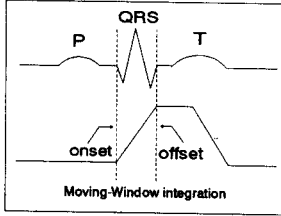


그림 2 moving-window integration 과 QRS 군의 시작점, 끝점과의 관계

P, T 등의 파를 인식하기 위해서는 먼저 특성점 후보로서 피이크를 구하여야 한다. 본 논문에서는 근사치 이론을 적용하여 2차 함수로 RR 구간을 근사화 한후 각 2차함수의 극점을 구하여 이를 피이크로 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 이 방법을 이용하면 처리속도도 감소되며 2차 함수의 극점을 근사함수의 미분으로 쉽게 구할수 있어 이 극점을 피이크로 인식할수 있고 진폭이 작은 P 파에 대해서도 분할-융합을 이용한 알고리즘에서처럼 직선으로 근사화되는 경우가 발생하지 않고 기울기를 이용하는 방법보다 잡음에 강하게 된다.

근사치 이론에서 최소자승법은 주어진 자료에 가장 근접하는 근사함수를 구하는 방법으로 주어진 자료와 구하려는 함수간의 오차를 최소화 하는 방법이다. 구하려고 하는 근사 2차함수의 i 번째의 값을 $a_0 + a_1x + a_2x^2$ 라 하고 이때의 주어진 자료값을 y_i 라 하면 a_0, a_1, a_2 는 오차값

$$\sum_{i=0}^n [y_i - (a_0 + a_1x + a_2x^2)]^2 \quad (3)$$

이 최소가 되도록 하는 계수이다. 이 계수를 구하기 위해 식 (3) 을 a_0, a_1, a_2 에 대해 편미분하여 각 편미분이 0 이 되는점을 만족하는 값을 구하면 된다.

$$0 = \frac{\partial}{\partial a_0} \sum_{i=0}^n [y_i - (a_0 + a_1x + a_2x^2)]^2 \quad (4)$$

$$0 = \frac{\partial}{\partial a_1} \sum_{i=0}^n [y_i - (a_0 + a_1x + a_2x^2)]^2$$

$$0 = \frac{\partial}{\partial a_2} \sum_{i=0}^n [y_i - (a_0 + a_1x + a_2x^2)]^2$$

식을 정리하면 다음과 같은 3원 1차 연립방정식이 구해지고

$$a_0 \sum_{i=0}^n x_i^0 + a_1 \sum_{i=0}^n x_i^1 + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^2 = \sum_{i=0}^n y_i x_i^0 \quad (5)$$

$$a_0 \sum_{i=0}^n x_i^1 + a_1 \sum_{i=0}^n x_i^2 + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^3 = \sum_{i=0}^n y_i x_i^1$$

$$a_0 \sum_{i=0}^n x_i^2 + a_1 \sum_{i=0}^n x_i^3 + a_2 \sum_{i=0}^n x_i^4 = \sum_{i=0}^n y_i x_i^2$$

이 연립방정식을 풀어 a_0, a_1, a_2 를 구할수 있다.

QRS의 R 끝점 을 기준점으로 다음의 R 시작점 을 향해 0.02 초씩 증가해 가면서 원래의 데이터와 rms 오차가 가장 작아지는 구간을 한 세그먼트로 한다. 이 근사함수 중에서 다음 두 조건중에 한 조건을 만족하는 점을 피이크로 인식한다.

- 1) 극점이 그 세그먼트의 시작점과 끝점 사이에 있다면 그 극점이 피이크의 후보가 된다.

$$s \leq \frac{-a_1}{2a_2} \leq e \quad (6)$$

s : 세그먼트의시작점

e : 세그먼트의끝점

- 2) 조건 1) 을 만족하지 않는 경우로 단조 증가, 또는 단조 감소의 근사화 세그먼트 이므로 두개의 세그먼트의 기울기 곱이 0 보다 작을때 두세그먼트가 맞닿는 점이 피이크이다.

이 피이크들 중 RR 구간의 1/2 내에 있으면서에너지가 가장 큰 피이크를 T 파로 인식하고 RR 구간의 나머지 부분에서 에너지가 가장 큰 피이크를 P 파로 인식한다. P 파와 T 파의 시작점과 끝점은 위에서 구한 피이크들 중 진폭이 기저선에 가장 가까운 피이크로 정한다.

3. 신경회로망을 이용한 심전도신호의 패턴분류

심전도 신호와 같이 파의 형태가 명확히 알려진 경우는 알고리즘의 구현이 간편하고 분류능력도 우수한 역전달 신경회로망을 이용하는 것이 적절하다. 신경회로망을 학습에는 학습할 패턴의 원래 자료를 그대로 입력시키는 방법과 패턴의 특징만을 추출하여 학습시키는 두가지의 방법이 있다. 첫번째 방법은 학습시간이 오래걸리고 분류할수 있는 패턴의 수도 제한되어 있어 두번째 방법을 이용하였다.

여러차례의 학습 결과 신경회로망의 입력에 쓰이는 특징으로는

- 1) QRS 지속시간
- 2) 전체진폭에 대한 최대진폭비
- 3) 전체진폭에 대한 최저진폭비

7. 참고문헌

- [1] 권오철, 최진영, 조진호, 이건일, "역전달 신경회로망을 이용한 심전도 파형의 부정맥 분류", 의공학회지, 제10권, 제3호, pp.343-349, 1989.
- [2] Y.S. Tsai, B.N. Hung, S.F. Tung, "An experiment on ECG classification using back-propagation neural network," IEEE Med. & Bio. society, Vol.12, No.3, 1990.
- [3] J. A. Van Alste, T. S. Schilder, "Removal of base-line wander and power-line interference from the ECG by an efficient FIR filter with a reduced number of taps," IEEE Trans. Biomed. Eng., Vol. BME-32, No.12, pp.1052-1562, Dec. 1985.
- [4] JIAPU PAN, WILLIS J. TOMKINS, "A real-time QRS detection algorithm", IEEE Trans. Biomed. Eng, Vol. BME-32, No. 3, Mar. 1985.
- [5] Nasir Ahmed, T. Natarajan, *Discrete-Time Signals and Systems*, Prentice-Hall, 1983.
- [6] 송만석, 장진수, 수치해석학, 생능, 1991.
- [7] Russel C. Eberhart, Roy W. Dobbins, *Neural Network PC Tools*, Academic Press, 1990.
- [8] 박민용, 최항식, 뉴로 컴퓨터, 대영사, 1991.
- [9] 김태국, "신경회로망을 이용한 심전도 데이터 압축알고리즘에 관한 연구", 연세대학교 대학원, 1991.
- [10] 남승우, "신택틱 패턴인식 알고리즘에 의한 심전도 신호의 패턴분류에 관한 연구", 연세대학교 대학원, 1991.
- [11] 신진수, 이병채, 이명호, "신택틱 패턴인식에 의한 심전도 신호의 피이크 검출에 관한 연구", 전자공학회 논문집, 제28권, 1991.