

심전도 신호를 이용한 심장 질환 진단에 관한 연구

A Study of ECG Based Cardiac Diseases Diagnoses

김현동* · 윤재복** · 김현동*** · 김태선§
 (Hyun-Dong. Kim* · Jae-Bok. Yoon** · Hyun-Dong. Kim*** · Tae Seon Kim§)

Abstract - In this paper, ECG based cardiac disease diagnosis models are developed. Conventionally, ECG monitoring equipments can only measure and store ECG signals and they always require medical doctor's diagnosis actions which are not desirable for continuous ambulatory monitoring and diagnosis healthcare systems. In this paper, two kinds of neural based self cardiac disease diagnosis engines are developed and tested for four kinds of diseases, sinus bradycardia, sinus tachycardia, left bundle branch block and right bundle branch block. For diagnosis engines, error backpropagation neural network (BP) and probabilistic neural network (PNN) were applied. Five signal features including heart rate, QRS interval, PR interval, QT interval, and T wave types were selected for diagnosis characteristics. To show the validity of proposed diagnosis engine, MIT-BIH database were used to test. Test results showed that BP based diagnosis engine has 71% of diagnosis accuracy which is superior to accuracy of PNN based diagnosis engine. However, PNN based diagnosis engine showed superior diagnosis accuracy for complex-disease diagnoses than BP based diagnosis engine.

Key Words : ECG, cardiac diseases, diagnosis, neural networks, healthcare

1. 서 론

심전도신호는 심장 계통의 질환을 판단할 때 사용되는 중요한 신호로 심장에서 발생하는 전기적인 신호를 측정하여 심장에서부터 전극까지의 전도계통의 이상 유무를 확인하여 질환유무를 판별할 수 있게 하는 신호이다. 기존의 심전도는 병원의 값 비싼 측정 장비로 환자의 건강상태를 측정하기 위한 보조 도구로 사용되어 단순히 측정결과만을 표시해주며 진단은 의사의 몫이었다. 그러나 요즘 심장 질환에 의한 돌연사 및 사회의 고령화로 인해 사람들의 건강에 대한 관심이 커지면서 자신의 건강 상태를 모니터 해 줄 수 있는 건강 진단도구의 필요성이 대두 되었다. 이런 이유로 본 논문에서는 심전도 신호를 이용한 심장 질환 진단을 통해 건강 진단 도구의 개발 가능성을 모색한다. 심전도 신호의 측정 방법에는 전극의 위치에 따라 표준유도, 사지유도, 흉부유도등 여러 가지가 있다.[1] 본 논문에서는 표준 제 2유도에 의해 측정된 신호를 통해 심장 질환을 진단하였다. 진단 대상 질환은 동서맥, 동빈맥, 좌각차단, 우각차단 등이며 진단용 심전도 신호는 MIT-BIH의 데이터베이스의 데이터를 사용하여 실험 하였다. 진단기는 오류 역전파 신경회로망(Error Backpropagation Neural Network)과 확률 신경회로망(Probabilistic Neural Network)을 각각 적용하였으며, 단일질

환 및 복합질환에 대한 진단결과를 통해 그 성능을 비교하였다.

2. 질환 진단

2.1 진단 대상 질환

진단을 위한 심장 질환 종류는 동빈맥, 동서맥, 우각차단 및 좌각차단의 네 가지를 선정하였다.

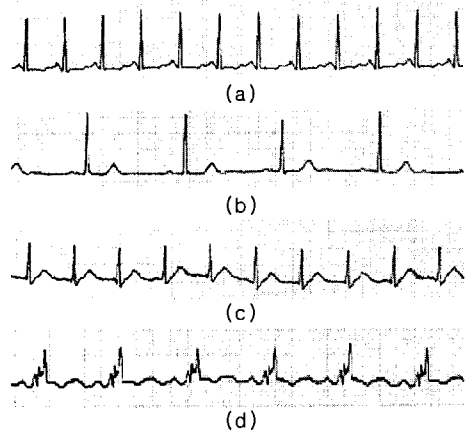


그림 1 진단 대상 질환의 일반적인 Lead II 신호 형태 (a)동빈맥 (b)동서맥 (c)우각차단 (d)좌각차단

저자 소개

- * 學生會員 : 가톨릭大學 컴퓨터工學科 碩士課程
- ** 非 會 員 : 가톨릭大學 半導體시스템工學科
- *** 學生會員 : 가톨릭大學 半導體시스템工學科
- § 正 會 員 : 가톨릭大學 情報通信電子工學部 助敎授 · 工博

동성 빈맥은 열, 불안, 운동, 빈혈, 갑상선 기능 항진증, 울혈성 심부전증, 저혈량, 폐색전증, 심근허혈, AMI, 저혈압, 쇼크, atropine 과다 투여 등이 원인으로 나타나며 일반적으로 심진대사 요구의 증가에 따른 반응으로 동방결절 박동이 증가하는 것이기 때문에 점진적으로 나타난다. 동성 서맥은 동방결절 기능 장애, 과도한 미주신경 활동이나 교감신경 작용의 감소, 점액수종, 저체온, 저산소증이 원인으로 나타나며 심근색색증과 연관된 경우 심근의 산소 요구량을 감소시키기 때문에 유익하다. 우각차단은 우측 심실비대로 인해서 초래되지만, 노인에게서는 관상동맥질환이 주 원인이다. 우각차단의 ECG 측정 중에서 가장 대표적인 것은 V1 과 V2 유도에서 M-모양 QRS파이다. 좌각 차단의 심전도 신호의 특징은 QRS군이 0.12초 이상이 되고, V5와 V6에서 큰 R파, V1-V3에서 깊고 넓은 S파의 형성이다. 심한 관상동맥 심질환(CAD), 판막질환, 고혈압성 질환, 심비대, 전벽 급성 심근 경색증과 관련이 있다 [1]. 그림1은 네 가지 질환이 나타내는 일반적인 lead II 신호형태이다.

2.2 잡음 제거 및 특징 추출

심전도 신호는 생체에서 나오는 고유 주파수를 가진 연속적인 신호의 집합이다. 장비를 통해 생체 전기 신호를 측정하면 주파수가 0에 가까운 신호부터 100Hz에 이르기까지 다양한 주파수가 혼합된 신호를 얻게 되고 보통 0.5~100Hz의 주파수를 갖는다고 알려진 심전도 신호와 1Hz이하의 기저선 잡음(Baseline Noise)이 포함되어 있다. 또한 측정 장비의 진류로부터 생겨난 60Hz의 전력선 잡음 및 주변 장치들의 영향이나 환자의 움직임에 의해 발생한 근잡음 또한 포함되어 있다[2]. 따라서 올바른 진단 결과를 얻기 위해서는 진단 과정 이전에 이들 잡음들에 대한 제거가 이루어져야 한다. 일반적으로 이들 잡음은 무한 임펄스 응답 대역통과 필터(Infinite Impulse Response Bandpass Filter)를 사용하여 제거 한다. 그러나 본 논문에서는 이들 필터를 사용하여 발생하는 왜곡[3]을 감안하여 잡음을 제거하지 않고 잡음을 탐색하고 잡음 정도를 파악하여 잡음이 많은 부분은 제외하고 질환을 진단한다.

잡음이 있는 부분을 제외한 신호들에 대해서는 신호의 특징을 추출한다. 심전도 신호는 그림 2와 같이 P, QRS, T로 표현되는 특징점을 갖고 있으며 일반적으로 이들의 특성을 파악하여 각 질환별 특성에 해당하는 질병의 종류를 판단할 수 있다.

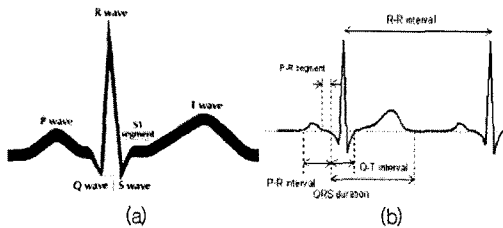


그림 2 심전도 신호의 특징점 (a) 심전도의 기본파형 (b) 각 구간별 명칭

진단을 위해 본 연구에서는 심박수, QRS interval, PR interval, QT interval, T파의 유형에 관한 특징들을 추출하였다. 심박수는 분당 그림 2와 같은 기본 파형이 몇 번 존재하는지 파악하는 것이고 QRS interval, PR interval, QT interval은 그림 2 (b)에서 정의한 구간을 의미한다. 그리고 T파의 유형은 T파의 peak의 방향을 나타낸다.

2.3 진단기에 사용된 신경망 구조

2.3.1 오류 역전파 신경망 기반 진단기

본 논문의 심장질환 진단에 사용되는 오류 역전파 신경망의 구조는 그림 3과 같다. 신경망은 특징 추출 과정에 의해 얻어진 5가지 값을 입력으로 하며 10개의 은닉층과 4개의 출력층을 가진다. 4개의 출력은 네 가지의 질환에 대한 소속 정도를 실수 값으로 나타내며 기준값 이상의 소속 정도를 갖는 출력층을 질환으로 인정한다.

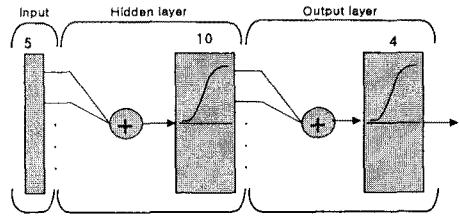


그림 3 오류 역전파 신경망의 구조

2.3.2 확률 신경망 기반 진단기

확률 신경망은 그림 4와 같은 방식으로 동작하는 신경망으로서 전체적인 과정은 다음과 같다. 먼저 진단을 하기 위한 입력이 신경망에 입력되고 입력 값과 Target vector와의 유클리드 거리의 제곱을 계산, RBF(Radial Basis Function) Transfer Function 이용해서 각 클래스의 확률을 계산하고, 제일 높은 확률을 가지는 Class를 분류하여 각 질환에 대한 진단을 하게 된다.



그림 4 확률 신경망을 이용한 심장 질환 진단 과정

본 논문에서의 심장 질환 과정은 다음과 같다. 먼저 추출된 5개의 특징이 신경망에 입력되면 은닉층에서 Training vector와 입력의 유클리드 거리의 제곱을 계산하고 RBF(Radial Basis Function) 전달함수(Transfer Function)를 통과시켜 확률분포 함수의 추정 값을 계산한다. 확률밀도 함수 추정 값은 가우시 함수 식 (1)을 사용한다.

$$g(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \exp\left(-\frac{|x-x_i|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

여기서 n은 분류할 Class에 있는 사례 개수, x_i 는 Class에 있는 사례, x 는 입력, σ 는 가중함수의 너비 인자를 나타낸

다.[4]

출력 층에서는 각 추정 값을 비교해서 최종적으로 이런 확률의 Maximum을 가지는 질환을 출력으로 내보낸다. 본 논문에서는 두 신경망의 비교를 위해 Training Vector를 오류 역전파와 신경망과 같은 Vector를 사용하였으며 단일 질환과 혼합질환 그리고 정상을 포함한 9개가지의 출력력을 내보낸다.

3. 실험 및 결과

3.1 오류 역전파 신경망을 이용한 진단

진단을 하기 위한 오류 역전파 신경망의 학습패턴은 MIT-BIH Arrhythmia 데이터베이스에서 정상(50개), 우각차단(50개), 좌각차단(50개), 동빈맥-좌각차단(50개), 동서맥-좌각차단(50개), 동빈맥-우각차단(50개), 동서맥-우각차단(50개), 동빈맥(50개), 동서맥(50개)을 포함한 총 450개를 추출하여 사용하였다. 450개의 파형(정상)에 대한 5개의 입력을 이용하여 289번 학습을 시킨 결과 평균제곱오차(MSE)가 0.02까지 떨어졌다.

	정상	동서맥	동빈맥	우각차단	좌각차단	동서맥 우각차단	동서맥 좌각차단	동빈맥 우각차단	동빈맥 좌각차단	합계	질환 유무 진단 개수
입력	30개	30개	30개	30개	30개	30개	30개	30개	30개	270개	270개
진단 개수	19개	30개	25개	24개	22개	20개	22개	11개	20개	193개	255개
정확 도	63%	100%	83%	80%	73%	66%	73%	36%	66%	71%	94%

표 1 오류 역전파 신경망을 이용한 진단 결과

진단을 위한 입력은 MIT-BIH Arrhythmia 데이터베이스의 101번(정상), 118번(우각차단), 214번(좌각차단), 203번(정상), 207번(우각차단)의 Data를 이용하였으며 5개의 입력에 대한데이터를 추출하여 실험하였으며 결과는 표 1과 같다. 전체 입력에 대해서는 270개중 193개의 패턴을 정확히 진단하여 71%의 진단율을 보였으며, 질환 유무만의 판단에 대해서는 270개중 255개를 바르게 판단하여 94%의 진단율을 보였다. 입력 신호들에서 정상과 동서맥의 특징 중 심박수의 차이가 많이 나지 않고 나머지 특징들이 유사하여 정상파형이 동서맥으로 나온 경우가 생겼다. 또한 우각차단과 좌각차단의 파형 특징의 차이가 많이 나지 않아서 두 질환의 특징 추출 값이 비슷하게 나와서 두 질환이 바뀌어서 진단되는 경우도 생겼다. 이를 제외하면 대체적으로 분류가 잘되는 것을 알 수 있다.

3.1.2 확률 신경망을 이용한 진단

두 진단기의 성능을 비교평가하기 위하여 확률 신경망의 학습패턴과 입력형태는 오류 역전파 신경망에서 사용한 것과 동일한 것을 이용 하였다.

확률 신경망의 결과는 전체 입력에 대해서는 270개중 123개의 패턴을 정확히 진단하여 45%의 진단율을 보였으며 질환 유무만의 판단에 대해서는 270개중 255개를 바르게 판단

하여 93%의 진단율을 보였다.

	정상	동서맥	동빈맥	우각차단	좌각차단	동서맥 우각차단	동서맥 좌각차단	동빈맥 우각차단	동빈맥 좌각차단	합계	질환 유무 진단 개수
입력	30개	30개	30개	30개	30개	30개	30개	30개	30개	270개	270개
진단 개수	20개	0개	0개	18개	7개	1개	30개	29개	18개	123개	253개
정확 도	66%	0%	0%	60%	23%	3%	100%	96%	60%	45%	93%

표 2 확률 신경망을 이용한 진단 결과

확률 신경망의 결과는 대체적으로 오류 역전파 신경망의 진단율보다 낮은 성능을 보였다. 특히 동서맥과 동빈맥의 진단 결과가 0%로 나왔는데, 이는 분류하는데 있어서 학습패턴의 유클리드 거리가 각각 동서맥과 좌각차단, 동빈맥과 우각차단과 매우 가깝게 위치하기 때문으로 판단된다. 이는 각 질환의 판단 기준에서 유사한 부분이 많이 있기 때문이다. 그렇지만 동빈맥과 우각차단, 동서맥과 좌각차단의 혼합질환의 경우는 오류 역전파 신경망의 진단율보다 월등히 앞선 100%, 96%의 진단 결과를 보였다.

4. 결론

본 논문에서는 신경회로망을 기반으로 ECG를 이용한 두 가지 형태의 심장질환진단기를 구성하였다. 진단을 위하여 다섯 가지의 특징을 추출하고, MIT-BIH의 부정맥 데이터베이스를 사용하여 진단기의 성능을 평가하였다. 평가결과 심장 질환의 종류에 따라 적합한 진단기가 다르다는 것을 알 수 있다. 따라서 효율적인 진단을 위해서는 각각의 질병 및 생체신호에 따라 적합한 구조를 갖도록 재구성 가능한 진단기가 필요함을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] 송창섭, "MARRIOT의 임상 심전도학", 군자출판사, pp26-34, 2003
- [2] 이진기, 김영일, 이주원, 조원래, "심전도 신호의 기저선 잡음 제거를 위한 적응 신경망 필터 설계", 대한 전자공학회 논문지-SC 제 39권 1호, pp76-84, 2002
- [3] 민철홍, 김현동, 김태선, "RBF 신경회로망을 이용한 ECG파형기반의 생체인식", 대한 전기학회 하계 학술대회 논문집D, pp. 2531-2533, 2004
- [4] 문경일, 이현엽, "지능 정보 시스템", 아진, pp253-254, 2003