

웨이브렛과 신경망 기반의 심실 세동 검출 알고리즘에 관한 연구

論 文

53D-11-7

A Study on the Detection of the Ventricular Fibrillation based on Wavelet Transform and Artificial Neural Network

宋美惠[†] · 朴鎬東^{*} · 李景中^{**} · 朴光里^{***}

(Mi-Hye Song · Ho-Dong Park · Kyoung-Joung Lee · Kwang-Li Park)

Abstract - In this paper, we proposed a ventricular fibrillation detection algorithm based on wavelet transform and artificial neural network. we selected RR intervals, the 6th and 7th wavelet coefficients(D6, D7) as features for classifying ventricular fibrillation. To evaluate the performance of the proposed algorithm, we compared the result of the proposed algorithm with that of fuzzy inference and fuzzy-neural network. MIT-BIH Arrhythmia database, Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia database and MIH-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia database were used as test and learning data. Among the algorithms, the proposed algorithm showed that the classification rate of normal and abnormal beat was sensitivity(%) of 96.10 and predictive positive value(%) of 99.07, and that of ventricular fibrillation was sensitivity(%) of 99.45. Finally, the proposed algorithm showed good performance compared to two other methods.

Key Words : Ventricular Fibrillation, Wavelet Transform, Artificial Neural Network

1. 서 론

심전도 신호는 일반적으로 동방결절(Sinus Node)에서의 자극에 의한 규칙적인 수축에 의해 이루어지며 정상적인 범위내의 빈도를 벗어나거나 정상빈도를 갖더라도 패턴상의 이상이 있을 때를 부정맥(Arrhythmia)이라고 한다[1]. 부정맥은 여러 가지 원인에 의하여 심장 내 전기적 신호의 전달 경로나 그 주위 심장 부위에 이상이 생겨 발생한다. 부정맥은 크게 심박동수가 심하게 느려지는 서맥성 부정맥(Brady Arrhythmia)과 비정상적으로 빨라지면서 발생하는 빈맥성 부정맥(Tachyarrhythmia), 그리고 심박동이 예정보다 한 박자 빨리 나오는 조기 수축(Premature Contraction)으로 분류되고, 같은 부정맥이라도 다시 여러 형태의 부정맥으로 구분된다. 특히, 심실 세동(ventricular fibrillation)은 심실의 각 부분이 무질서하게 빠르고 불규칙적으로 수축하는 것으로, 심장 수축이 일어나지 않으며, 가늘게 떨고 있어 흥분의 전파가 일시적 혹은 영구적으로 차단되게 된다. 심실 세동은 환자의 생명을 위협하는 가장 치명적인 부정맥으로 즉각적인 치료가 없으면 바로 사망하게 된다. 따라서 심장질환의 증가와 더불어 심장마비에 이를 수 있는 심실성 부정맥중의 하나인 심실 세동 검출은 매우 중요하다.

심실 세동 검출을 위한 기존의 방법으로는 complexity measures[2], 시주파수 분석법[3], nonlinear analysis[4], phase space[5], neural network[6], Fuzzy logic[7]를 이용한 방법 등이 있으며, 최근에는 검출의 정확성을 높이기 위한 알고리즘이 많이 연구되어 지고 있다. complexity measures는 비교적 연산이 간단하고 계산이 효율적이며 실시간 수행에 적합하고, 시주파수 분석법은 시간 영역 알고리즘에 비해 연산이 복잡하지만, 심실 세동과 같은 매우 불규칙한 리듬 검출에 매우 안정적이고 효과적이다[2,3]. Phase space를 이용한 알고리즘은 비선형 분석을 기초로 한 다른 알고리즘보다 좋은 성능을 보이며, 실행이 쉽고 계산이 간단하여 실시간 검출에 용이하다[4,5]. 반면, 신경망은 패턴인식, 식별, 분류와 같은 다양한 분야에서 복잡한 함수를 실행 할 수 있도록 훈련되어 실용화되고 있는 시스템으로서 심실 세동 뿐만 아니라 VT와 SVT와 같은 다양한 부정맥 분류에 유용한 알고리즘이다.

본 논문에서는 심실 세동 검출 성능을 향상시키기 위해 RR간격과 bior5.5 웨이브렛 변환을 통해 추출된 특징들(features)을 오류 역전파 신경망에 적용한 심실 세동 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 심실 세동 뿐만 아니라 정상과 비정상 파형(normal/abnormal beat), 비정상 파형 중에서 PVC(Premature Ventricular Contraction), APC(Atrial Premature Contraction), VT(Ventricular Tachycardia), SVT(Supraventricular Tachycardia)와 같은 다양한 부정맥을 분류할 수 있다.

[†] 교신저자, 正會員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 碩士課程

E-mail : ohm9885@hotmail.com

^{*} 正會員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 博士課程

^{**} 正會員 : 延世大 保健科學大 醫工學科 教授

移動型 應急醫療情報시스템 開發센터(CEMI)

^{***} 正會員 : 備人松潭大 醫療情報시스템科 助教授

接受日字 : 2004年 7月 26日

最終完了 : 2004年 10月 6日

2. 본 론

그림1은 심실 세동 검출 알고리즘의 블록도로서 대역통과

필터를 이용하여 잡음을 제거한 후 구간을 설정하여 파형의 특징을 추출하고 신경망에 적용함으로써 심실 세동을 검출하였다.

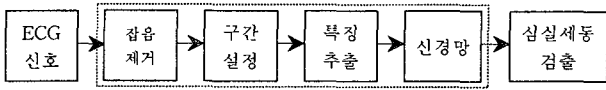


그림 1 심실 세동 검출 알고리즘 블록도
Fig. 1 Block diagram of ventricular fibrillation detection algorithm

2.1 웨이브릿을 이용한 잡음제거 및 구간 검출

본 연구에서는 ECG 신호의 기저선 및 고주파 성분을 제거하기 위해 bior5.5 웨이브릿을 사용하였다. 정상 및 비정상 파형은 대부분 20Hz 이내에서 큰 특성을 보이므로[8], 전처리 과정에서는 1Hz~45Hz 대역통과필터를 이용하여 잡음을 제거하였다[9,10]. 그림 2는 웨이브릿을 이용하여 기저선 및 고주파 성분의 잡음을 제거한 결과와 필터링 전·후의 스펙트럼 분포를 나타낸다. 필터링을 통해 그림 2(c)에 나타난 잡음이 그림 2(d)에는 제거된 것을 확인할 수 있다.

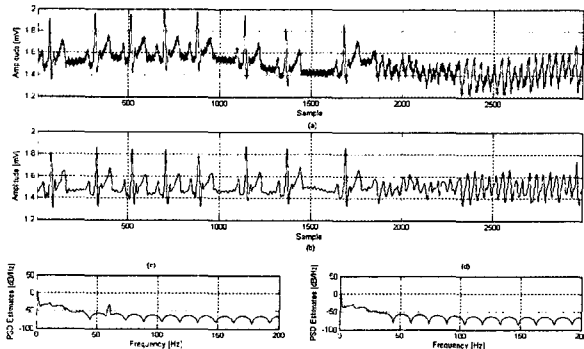


그림 2 웨이브릿을 이용한 잡음 제거
(a) 잡음이 포함된 ECG 신호 (b) 잡음이 제거된 ECG 신호 (c) 필터링 전 스펙트럼 (d) 필터링 후 스펙트럼

Fig. 2 Noise removal by wavelet transform
(a) ECG signal with noise (b) ECG signal with eliminated noise (c) Spectrum before filtering (d) Spectrum after filtering

본 연구에서는 R점 검출을 위해 웨이브릿 변환에 의해 얻은 계수(D2, D3, A5)를 사용하였다. 전처리 과정을 거친 ECG 신호를 제곱하여 QRS complex를 부각시킨 후, bior5.5 웨이브릿을 사용하여 계수를 추출하였다. 추출한 계수 중 D2, D3를 더하여 합산신호(Dadd)를 구성하였으며, Dadd의 평균을 문턱치로 설정하였다. Dadd가 문턱치보다 크면 가중치 1, 작으면 -1를 Dadd에 적용하였고, 적용된 신호의 누적합으로 누적신호(Dcum)를 구성하였다. Dcum의 기울기가 감소하다가 급격히 증가한 후 다시 100ms 이상 연속적으로 감소하는 점에서부터 300ms 전까지를 R점이 존재할 예측 구간으로 설정하고, 이 구간 내에서 최대값을 R점으로 검출하였다. 검출 오차를 줄이기 위하여 R점의 규칙성을 확인하였다. RR 간격이 평균 RR 간격의 1.5배 이상인 경우에는

문턱치를 10%씩 감소하여 조정한 후 다시 검출하는 과정을 반복하였고, 문턱치의 75%까지 조정하여 에러를 보정한 결과 RR 간격이 평균 RR 간격의 2배 이상인 경우에는 그 구간에 해당하는 웨이브릿 계수 A5를 이용하여 신호의 peak를 검출하였다. 일반적으로 VF의 경우에는 R점이 존재하지 않기 때문에 본 연구에서는 구간 설정을 위해 신호의 peak점을 사용하였다[11,12]. 이 방법을 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 중 본 연구와 관련성이 많은 부정맥이 포함된 22개의 레코더를 이용하여 검출한 R점의 Sensitivity(%)는 평균적으로 98.28이다. 그림 3은 R점 검출 과정을 나타낸 것으로서 그림 3(a)는 정상과 VF 파형이 포함된 ECG 신호이다. 그림 3(b)는 3(a)를 웨이브릿 변환하여 추출한 계수를 사용하여 구성한 합산신호이고, 그림 3(c)는 합산신호에 문턱치를 이용하여 가중치를 적용한 결과를 나타낸다. 그림 4는 R점 검출 에러 보정 과정과 결과를 보여준다. 그림 4(a)는 RR 간격이 불규칙한 것을 보여주고 있으며, 그림 4(b)는 웨이브릿 계수(A5)를 사용하여 검출 에러를 보정한 결과이다. 그림 4(c)는 그림 3(a)의 ECG 신호의 R점 검출 결과이다. 그림 3과 그림 4의 x축은 샘플수, y축은 전압값(mV)을 나타낸다.

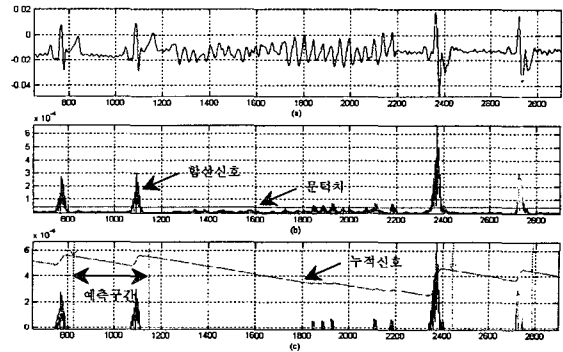


그림 3 웨이브릿을 사용한 R점 검출 과정
(a) ECG 신호 (b) 합산 신호(D2+D3)
(c) 누적 신호와 R점 예측구간
Fig. 3 R point detection process by wavelet transform
(a) ECG signal (b) summed signal(D2+D3)
(c) Cumulative signal and prediction period

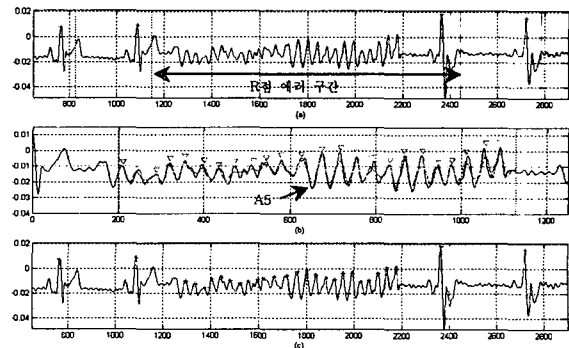


그림 4 웨이브릿을 사용한 R점 검출 결과
(a) 에러 구간 검출 (b) 웨이브릿 계수를 이용한 피크 검출 (c) R점 검출
Fig. 4 R point detection by wavelet transform
(a) Error period detection (b) Peak detection by wavelet coefficient (c) R point detection

기존의 알고리즘들은 R점 전·후 100ms내의 구간, 즉 P 파나 T파가 존재하지 않는 고정된 구간 내에서 신호를 분석하였으나, 본 연구에서는 신호분석을 위해 R점 전·후의 샘플 수를 고려하여 R점 이전의 RR 간격의 30%와 이후의 RR 간격의 40%를 분석구간으로 설정하였다. 고정된 구간에서는 정상파형과 APC 파형의 주파수 특성분석 결과가 거의 비슷하므로, 가변적으로 구간을 설정하여 주파수 특성이 확연히 구분되는 구간에서 정상과 APC 파형을 구분하였다. 그림 5는 이 방법으로 설정된 구간을 보여주고 있다.

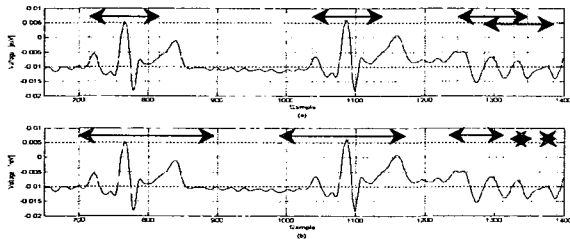


그림 5 구간 설정
 (a) 기존 알고리즘들에서 사용된 고정된 분석구간
 (b) 본 알고리즘에서 제시한 분석구간
Fig. 5 Determination of interval
 (a) Fixed analysis interval to be used in conventional algorithm
 (b) Variable analysis interval to be proposed in algorithm

2.2 특징추출

본 연구에서는 RR 간격과 bior5.5 웨이브렛을 이용하여 정상 파형, 비정상 파형 그리고 심실 세동 및 다양한 부정맥을 구분할 수 있는 특징을 추출하였다. 정상 파형의 경우 RR 간격은 대부분 R점 전·후 RR간격이 비슷하거나, 이전 RR 간격이 이후 RR 간격보다 더 긴 특성을 보인다. 반면 비정상 파형의 경우 대부분 이전 RR 간격이 이후 RR 간격보다 짧거나, R점 전·후의 RR 간격 모두 평균 RR 간격에 비해 매우 짧은 특성이 있다[12]. 따라서 RR 간격을 정규화하여 특징 벡터로 추출하였으며 추출된 RR 간격을 이용하여 정상과 비정상 파형을 구분한 것이 그림 6에 나타나있다. 그림의 x축은 R점을 기준으로 이전의 RR 간격, y축은 이후의 RR 간격으로 나타낸 것이다.

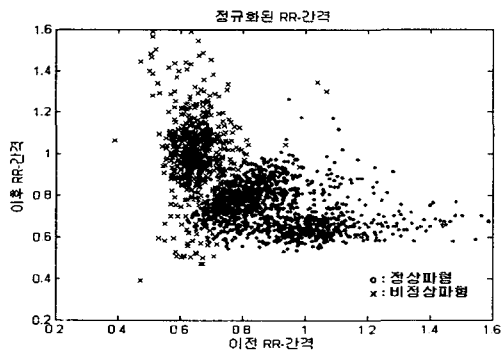


그림 6 정규화된 RR 간격을 이용한 정상과 비정상 파형 구분
Fig. 6 Normal and abnormal wave classification by RR intervals

웨이브렛 변환으로 추출된 계수들은 각각의 레벨마다 포함하고 있는 주파수 성분만을 시간축 상에 나타내므로 정상 파형과 비정상 파형의 확연한 차이를 갖는 계수(D6, D7)를 선택하였고, 다양한 심전도 파형에 따라 특정 포인트에서 나타나는 값의 범위가 다름을 이용하여 총 7개의 포인트에서의 값을 특징 벡터로 구성하였다. 그림 7은 정상 파형과 비정상 파형을 웨이브렛 변환한 후 얻은 계수(D6, D7)를 나타낸 것이다. 그림의 x축은 샘플수, y축은 크기를 나타낸다.

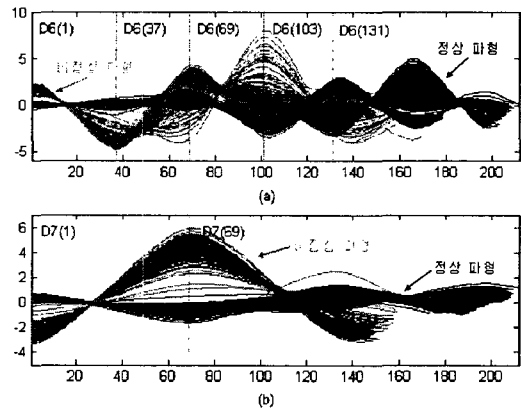


그림 7 웨이브렛을 이용한 정상과 비정상 파형 구분
 (a) 6번째 레벨의 Detail 신호 (b) 7번째 레벨의 Detail 신호
Fig. 7 Normal and abnormal wave classification by wavelet
 (a) Detail signal of 6th level (b) Detail signal of 7th level

2.3 신경망(Neural Network)

본 연구에서는 다양한 신경망 중에서 오류 역전파(Error Back Propagation) 학습 알고리즘을 사용하였다. 오류역전파 학습 알고리즘은 은닉층의 학습을 위해 출력층에서 발생한 오류를 이용하여 은닉층의 오차를 계산하고, 다시 이 값을 입력층으로 역전파시켜 출력층의 오차가 원하는 수준이 될 때까지 반복하는 과정을 거친다. 본 연구에서는 입력층, 은닉층, 출력층을 각 하나씩 갖으며 입력층은 3개의 노드, 출력층은 4개의 노드를 갖는 신경망을 구성하였다. 은닉층은 시그모이드 함수를 적용하였으며 최적의 노드수를 결정하기 위해 다양한 노드수를 변화시켜가며 최적의 성능을 보이는 것을 은닉층의 노드수를 결정하였다. 신경망 학습을 위해 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스, Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia 데이터베이스와 Malignant Ventricular Arrhythmia 데이터베이스를 사용하였고, 15548개의 정상 파형과 7132개의 비정상 파형을 사용하여 신경망을 학습시켰으며, 26436개의 정상파형과 11326개의 비정상 파형으로 테스트하였다. 표 1은 은닉층의 노드수를 9개로 결정하여 신경망을 학습시킨 결과를 나타낸다.

표 1 은닉층의 노드수가 9개일 때 신경망 학습 결과
Table 1 Results of neural network training when hidden layer's neuron numbers were 9

파형	Sensitivity (%)	PPV (%)
정상	99.67	99.23
비정상	98.30	99.26

표 3 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 대한 정상 및 비정상 파형 분류 결과

Table 3 Results of normal and abnormal wave classification using MIT-BIH arrhythmia database

알고리즘 Recode	퍼지 추론		퍼지-신경망		제안된 방법	
	Sensitivity (%)	PPV (%)	Sensitivity (%)	PPV (%)	Sensitivity (%)	PPV (%)
101	99.78	100.00	99.89	100.00	99.95	99.95
114	96.74	99.94	99.28	99.83	99.78	99.95
116	99.41	100.00	100.00	100.00	100.00	99.92
119	92.44	100.00	98.34	100.00	96.80	100.00
122	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00	100.00
200	93.65	99.39	98.52	99.00	98.33	98.90
205	99.45	99.92	99.93	99.92	99.84	99.84
208	83.73	99.92	90.13	99.03	91.35	92.13
209	94.33	99.80	97.62	99.45	97.46	98.86
213	91.93	98.41	96.08	97.45	96.69	92.81
220	98.82	99.95	99.64	99.95	99.90	99.64
223	99.11	97.80	99.75	95.36	99.95	96.74
228	61.25	98.89	90.60	99.93	80.18	99.92
233	89.59	99.00	97.52	98.23	98.14	98.21
234	99.93	100.00	99.93	100.00	100.00	100.00
평균	93.34	99.54	97.73	99.21	97.23	98.46

3. 실험 결과 및 고찰

본 논문에서는 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 심실 세동 및 부정맥 검출 알고리즘으로 널리 사용되는 퍼지 추론과 퍼지-신경망[8,9]을 사용하여 검출 성능을 비교, 평가해 보았다. ECG 신호는 360Hz로 샘플링 된 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 중 VF등 다양한 부정맥이 포함되어 있는 25개 레코드와 250Hz로 샘플링 된 Creighton University Ventricular Tachyarrhythmia 데이터베이스, MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia 데이터베이스 중 VF가 포함된 10개의 레코드를 360Hz로 up-sampling하여 사용하였고, 검출 성능 평가 지표로 Sensitivity(%), Positive Prediction Value(%)를 사용하였다.

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \quad (1)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2)$$

정상 파형을 정확하게 검출한 것을 True Positive(TP)라 하고, 정상 파형을 검출하지 못한 것을 False Negative(FN), 정상 파형으로 잘못 검출한 것을 False Positive(FP)로 하여 식(1)과 (2)를 사용하여 sensitivity와 PPV를 계산하였다.

본 논문에서는 입력된 특징들을 if-then 규칙으로 구성된 지식기반(Fuzzy rule base)을 바탕으로 추론값을 출력하는 퍼지 추론과 신경망을 학습 시키는 과정에서 퍼지 추론의 결과를 적용하는 퍼지-신경망을 사용하여 심실 세동을 검출하였다. 퍼지 추론은 일반적으로 가장 널리 사용되는 min-max 방법을 사용한 Mamdani 추론 방법을 사용하였으며, 비퍼지화 방법으로 무게중심(Centroid) 방법을 사용하였

다. 퍼지 추론 시스템의 성능을 좌우하는 소속 함수는 가우시안 분포 곡선을 적용하여 반복적인 실험을 통해 획득하였다. 표 2는 설정된 소속 함수의 성능을 평가하기 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스의 10개 레코더에서 추출한 임의의 정상과 비정상 파형의 분류 결과를 보여주고 있다.

표 2 퍼지 추론의 소속함수 성능 평가를 위한 정상 및 비정상 파형 분류

Table 2 Results of normal and abnormal wave classification to evaluate membership function of fuzzy inference

파형	Sensitivity (%)	PPV (%)
정상	97.13	99.60
비정상	99.15	94.07

퍼지-신경망은 퍼지 추론에서 사용한 Mamdani 추론 방법과 비퍼지화 방법으로 무게중심법을 사용하였고 네트워크는 오류역전파 알고리즘을 사용하였다. 퍼지-신경망은 퍼지 추론에 비하여 소속 함수에 의해 성능이 크게 좌우되지 않고, 신경망 학습을 통해 퍼지 추론 시 발생할 수 있는 검출 에러를 보상에 주게 되므로, 향상된 검출 성능을 보여준다.

표 3은 RR 간격과 웨이브렛 변환에 의해 추출된 특징들을 세 가지 알고리즘에 적용하여 정상과 비정상 파형을 분류한 결과를 나타낸 것으로, 평균적으로 Sensitivity(%)는 96.10, PPV(%)는 99.07이다. 세 가지 알고리즘 중에서는 평균적으로 퍼지-신경망이 Sensitivity(%)가 97.73으로 가장 높은 검출율을 나타내고, 신경망이 97.23, 퍼지추론이 93.34으로 가장 낮은 검출율을 보여준다. 본 논문에서 입력으로

표 4 심실 세동 및 부정맥 검출 결과

Table 4 Results of ventricular fibrillation and arrhythmia detection

부정맥 \ 알고리즘	퍼지 추론 Sensitivity (%)	퍼지-신경망 Sensitivity (%)	제안된 방법 Sensitivity (%)
PVC	94.12	97.14	97.73
APC	89.28	89.08	85.57
VT	91.12	93.45	94.18
SVT	76.42	84.33	81.66
VF	98.87	97.97	99.45

사용된 특징들은 R점을 기준으로 설정된 구간에서 추출한 것이므로 부정확한 R점 검출은 검출률 감소에 중요한 원인이 되고, 특히 잘못 검출된 특징들을 이용하여 구성된 퍼지 소속 함수는 퍼지 추론의 성능을 크게 감소시킨다.

표 4는 심실 세동 및 4가지 부정맥 검출 결과를 나타낸 것이다. 심실 세동 검출에서 제안된 알고리즘은 퍼지 추론이나 퍼지-신경망에 비해 Sensitivity(%)가 98.76으로 가장 높게 나타났다. 제안된 알고리즘은 PVC, VT, SVT 및 VF는 다른 알고리즘에 비해 Sensitivity(%)가 평균적으로 2.1, 1.895, 1.285, 1.03 정도 높게 나타났으나, APC는 3.61정도 낮게 나타났다. APC는 신경망을 학습시키는 데이터의 수가 다른 파형보다 부족하여 낮은 검출율을 보였으며, 대부분 PVC 파형으로 검출되었다.

심실 세동 검출을 위한 특징들은 R점을 기준으로 추출된 것이므로 심실 세동 검출의 성능을 향상시키기 위해서는 정확한 R점 검출이 필요하고, 더 적은 수의 특징들을 이용한 심실 세동 검출 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

4. 결 론

본 논문에서는 웨이브렛과 신경망을 이용하여 심실 세동을 검출하기 위해 방법을 제안하였다. 심실 세동을 검출하기 위한 특징으로 RR간격과 bior5.5 웨이브렛을 이용한 웨이브렛 계수(D6, D7)를 사용하였으며, 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 심실 세동 파형이 포함되어 있는 3 종류의 심전도 데이터베이스와 퍼지 추론, 퍼지-신경망을 이용하였다. 제안된 알고리즘을 다양한 심전도 데이터베이스에 적용한 결과 정상과 비정상 파형 분류는 평균적으로 Sensitivity(%)는 96.10, PPV(%)는 99.07의 성능을 보였다. 또한 제안된 알고리즘을 이용한 심실 세동 검출 Sensitivity(%)는 99.45 (p<0.05)으로 우수한 성능을 보였다.

감사의 글

본 연구는 보건복지부 보건의료기술진흥사업의 지원에 의하여 이루어진 것임.(02-PJ3-PG6-EV08-0001)

참 고 문 헌

[1] 윤형로, "실시간 부정맥 검출을 위한 컴퓨터 시스템에 관한 연구", 연세대학교 박사학위논문, 1985.

[2] H. X. Zhang, Y. S. Zhu, Z. M. Wang, "Complexity measure and complexity rate information based detection of ventricular tachycardia and fibrillation", Medical & Biological Engineering & Computing, Vol. 38, pp. 553-557, 2000.

[3] V. X. Afonso, W. J. Tompkins, "Detection Ventricular Fibrillation", IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 152-159, 1995.

[4] M. I. Ows, A. H. Abou-Zied, A. M. Youssef, "Study of Features based on Nonlinear Dynamical Modeling in ECG Arrhythmia Detection and Classification", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 49, No. 7, pp. 733-736, 2002.

[5] N. Srinivasan, M.T. Wong, S.M. Krishnan, "A new Phase Space Analysis Algorithm for Cardiac Arrhythmia Detection", IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 82-85, 2003.

[6] K. I. Minami, H. Nakajima, "Real-Time Discrimination of Ventricular Tachyarrhythmia with Fourier Transform Neural Network", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 46, No. 2, pp. 179-185, 1999.

[7] T. Sugiura, H. Hirata, Y. Harada, T. Kazui, "Automatic Discrimination of Arrhythmia Waveforms using Fuzzy Logic", Proceeding of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol. 20, No. 1, pp. 108-111, 1998.

[8] Minami, K., Ohkuma, Y., Nakajima, H., Toyoshima, T., "Real-time ventricular arrhythmia detection with Fourier analysis and neural network", Computers in Cardiology, pp. 545-548, 1996.

[9] H. Gholam-Hosseini, H. Nazeran, K. J. Reynolds,, "ECG noise cancellation using digital filters", 2nd International Conference on Bioelectromagnetism, pp. 151-152, 1998.

[10] 이승하, "시-주파수 공간 분석법을 이용한 심실 세동의 자동 검출에 관한 연구", 연세대학교 석사학위논문, pp. 24-27, 1999.

- [11] R. H. Clayton, A. Murray, R. W.F. Campbell, "Comparison of four techniques for recognition of ventricular fibrillation from the surface ECG", Medical & Biological Engineering & Computing, pp. 111-117, 1993
- [12] 최진호, "초보자를 위한 심전도 가이드: chapter 5 concept of arrhythmia", 2000.3.9. 제4판, 2000.3.23. 개정판
- [13] Yang Wang, Yi-Sheng Zhu, Nitish V. Thakor, Yu-Hong Xu, "A short-Time Multifractal Approach for Arrhythmia Detection Based on Fussy Neural Network", IEEE transactions on Biomedical Engineering, Vol. 48, No. 9, 2001.
- [14] J. H. T. Wang, B. W., "Using FNN for classification of cardiac arrhythmia", IEEE Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering, Vol. 1, pp. 687-690, 2002.
- [15] L. Y. Shyu, Y. H. Wu, W. Hu, "Using Wavelet Transform and Fuzzy Neural Network for VPC Detection From the Holter ECG", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. 51, No. 7, pp. 1269-1273, 2004.
- [16] 박광리, "스트레스 심전도의 잡음 제거를 위한 WAF와 WIF의 설계", 연세대학교 박사학위논문, 2000.
- [17] Y. K. Jung, W. J. Tompkins, "Detecting and classifying Life-Threatening ECG Ventricular Arrhythmia using wavelet Decomposition", 2003.
- [18] R. H. Clayton, A. Murray, "Comparison of techniques for time-frequency analysis of the ECG during human ventricular fibrillation", 1998.
- [19] Xu-Sheng Zhang, Yi-Sheng Zhu, V. Thakor, Zhi-Zhong Wang, "Detecting Ventricular Tachycardia and Fibrillation by Complexity Measure", 1999.
- [20] S. H. Lee, "Detection of Ventricular Fibrillation using Time-Frequency Analysis", 1999.
- [21] N. Srinivasan, M.T. Wong, S.M. Krishnan, "A new Phase Space Analysis Algorithm for Cardiac Arrhythmia Detection", 2003.

저 자 소 개

송 미 혜(宋美惠)



1979년 4월 26일생. 2003년 연세대학교 보건과학대학 의공학과 졸업. 2003년~현재 동대학원 석사과정. 생체신호처리, 퍼지·신경망
Tel : 033-760-2808, Fax : 033-763-1953
E-mail : ohm9885@hotmail.com

박 호 동(朴 綸 東)



1974년 9월 12일생. 2000년 연세대학교 보건과학대학 의공학과 졸업. 2002년 동대학원 졸업(석사). 2002년~현재 동대학원 의공학과 박사과정. 생체 모델링, 의료기기 설계
Tel : 033-760-2808, Fax : 033-763-1953
E-mail : biopig@hotmail.com

이 경 중(李 景 中)



1958년 9월 17일생. 1981년 연세대학교 전기공학과 졸업. 1988년 동대학원 전기공학과 졸업(공학). 1993년 미국 Case Western Reserve Univ. 객원 교수. 현재 연세대학교 보건과학대학 의공학과 교수. 생체 모델링, 심장 진단 및 모델링, 생체신호처리
Tel : 033-760-2433, Fax : 033-763-1953
E-mail : kjlee@dragon.yonsei.ac.kr

박 광 리(朴 光 里)



1969년 12월 22일생. 1993년 연세대학교 보건과학대학 의공학과 졸업. 1996년 동대학원 졸업(석사). 2000년 동대학원 졸업(공학). 현재 용인송담대학 의료정보시스템과 조교수. 생체신호처리, 웨이브렛, 독립성분분석, 퍼지·신경회로망
Tel : 031-330-9325, Fax : 031-330-9325
E-mail : klpark@yisc.ac.kr