
불규칙 RR 간격 리듬의 비선형적 특성 분석을 통한 심방세동 검출 알고리즘

조익성* · 권혁승**

Atrial Fibrillation Detection Algorithm through Non-Linear Analysis of Irregular RR Interval Rhythm

Ik-Sung Cho* · Hyeog-Soong Kwon**

요 약

지금까지 심방세동을 검출하는 방법은 P파의 형태, 시간 · 주파수 영역 분석법이 주를 이루었다. 하지만 P파는 잡음의 영향을 많이 받는 환경에서는 검출의 정확도가 떨어지며, 시간 · 주파수 영역 분석법은 RR 간격에 따라 변화하는 불규칙적 리듬에 관한 정보를 정확하게 얻지 못하는 단점이 있다. 본 연구에서는, P파의 형태는 고려하지 않고, 불규칙 RR 간격 리듬의 비선형적 특성 분석을 통한 심방세동 검출 알고리즘을 제안한다. 이를 위해 불규칙 RR 간격 리듬을 다양성, 무작위성, 복잡성으로 각각 정의하고 제곱평균제곱근(RMSSD), 전환점비(TPR), 표본 엔트로피(SpEn)의 3가지 비선형적 특성 분석을 통하여 심방세동을 분류하였다. 제안된 알고리즘의 검출 성능을 평가하기 위해 3가지 통계치의 최적값을 설정하고 MIT-BIH 심방세동 데이터베이스와 부정맥 데이터베이스를 이용하여 실험하였다. 성능 평가 결과, MIT-BIH 심방세동 데이터베이스에 대해서는 민감도(sensitivity:94.5%), 특이도(specificity:96.2%)를 각각 나타내었으며, 부정맥 데이터베이스에 대해서는 민감도(89.8%), 특이도(89.62%)를 각각 나타내었다.

ABSTRACT

Several algorithms have been developed to detect AF which rely either on the form of P waves or the based on the time · frequency domain analysis of RR variability. However, locating the P wave fiducial point is very difficult because of the low amplitude of the P wave and the corruption by noise. Also, the time · frequency domain analysis of RR variability has disadvantage to get the details of irregular RR interval rhythm. In this study, we describe an atrial fibrillation detection algorithm through non-linear analysis of irregular RR interval rhythm based on the variability, randomness and complexity. We employ a new statistical techniques root mean squares of successive differences(RMSSD), turning points ratio(TPR) and sample entropy(SpEn). The detection algorithm was tested using the optimal threshold on two databases, namely the MIT-BIH Atrial Fibrillation Database and the Arrhythmia Database. We have achieved a high sensitivity(Se:94.5%), specificity(Sp:96.2%) and Se(89.8%), Sp(89.62%) respectively.

키워드

AF 검출 알고리즘, RR 간격, 비선형적 특성 분석, 제곱평균제곱근, 전환점 비, 표본 엔트로피

Key word

AF detection algorithm, RR interval, Non-linear analysis, RMSSD, TPR, SpEn

* 정회원 : 부산대학교 IT응용공학과 (ischo@pusan.ac.kr)

** 중신회원 : 부산대학교 IT응용공학과 (교신저자)

접수일자 : 2011. 07. 17

심사완료일자 : 2011. 10. 10

I. 서 론

심방 세동(Atrial Fibrillation: AF)은 임상에서 발견될 수 있는 가장 흔한 부정맥중의 하나로, 그 발병률은 연령의 증가와 더불어 점차 증가한다[1]. 심방세동은 고위험군에서는 뇌경색이나 전신 색전증 등의 합병증을 일으켜 질병 이환률과 사망률을 증가시키기 때문에 임상적으로 중요한 부정맥이다. 하지만 일시적 심방세동은 예기치 않게 발생하고 오래 지속되지 않는 경우가 있어 혈전 및 색전증 발생 고위험군에서는 만성 심방세동과 비슷한 위험도를 가지고 있다[2].

심방세동은 일찍 검출해내는 것이 중요하지만 언제 발생할 지를 예측하기는 어렵다. 만약 정상 RR 간격을 보이는 환자에서 심방세동 발생 가능성을 사전에 예측할 수 있는 쉽고 유용한 방법이 있다면 혈전 및 색전증 발생의 고위험군 환자를 조기에 진단할 수 있다[3-5]. 지금까지 AF를 검출하는 방법은 P파의 형태를 통한 분석법과 시간·주파수 영역 분석법이 주를 이루었다[6-8]. P파의 형태를 이용한 검출방법은 간격, 모양의 다양성, QRS 주기 안에 여러 개의 P파가 존재한다는 조건을 이용하는데, 이러한 P파는 작은 진폭과 잡음의 영향으로 검출의 정확도가 떨어진다. 시간·주파수 영역 분석법은 RR 간격의 평균이나 표준편차와 같은 통계적인 방법을 기반으로 하는 시간영역(time domain) 분석법과 주파수 영역의 파워 스펙트럼 분석을 기반으로 하는 주파수 분석법이 사용되고 있다[9-12].

이러한 심박변이의 전통적인 방법들은 생체 리듬에 관여하는 주파수에 대한 정보만 알 수 있으며, 심장 박동속도에 의해서 발생하게 되는 리듬에 대한 정보는 얻지 못하므로 심장의 중요한 내부적인 변화들을 찾아내는 데는 한계가 있다. 따라서 기존의 분석방법으로 발견하지 못했던 심장의 자율신경조절시스템의 불규칙적(irregular) 특성을 알아내기 위해서는 시간에 따라 변화하는 RR 간격의 다양성뿐만 아니라 복잡도나 무작위성과 같은 RR 간격의 불규칙성을 정량화 하는 방법이 필요하다. 본 연구에서는 제곱 평균 제곱근, 전환점 비, 표본 엔트로피의 3가지 비선형적 특성 분석을 통한 심방세동 분류 알고리즘을 제안한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 불규칙적 RR 간격의 특징을 나타내는 심방세동에 대하여 논하고, 3장에서는 제곱 평균 제곱근, 전환점비, 표본 엔트로피의 3

가지 통계분석을 통한 심방세동 검출 알고리즘에 대하여, 4장에서는 MIT-BIH 데이터베이스에 대하여 실험한 결과 및 기존 알고리즘과의 비교 평가를 실시하고, 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 심방세동 (Atrial Fibrillation: AF)

심방세동은 세동파가 분당 350-600회로 나타나며 RR간격이 불규칙적인 것이 특징이다. 따라서 본 장에서는 심방세동의 불규칙적인 특성을 확인하기 위하여 RR 간격으로부터 Poincare plot을 그린 후 그 변화율이 규칙적 패턴이 있는지, 대각선 주위에 점들이 얼마만큼 퍼져서 분포하는지를 확인하였다. 만약 심전도로부터 구해진 RR 간격을 $RR_1, RR_2, RR_3, \dots, RR_N$ 이라 한다면 Poincare plot의 점들은 $(RR_1, RR_2), (RR_2, RR_3), (RR_3, RR_4), (RR_{n-1}, RR_n)$ 들로 이루어진다. 이산적 자료에 쓸 수 있는 Poincare Plot은 연속적 자료에 쓸 수 있는 위상 공간 그림과 밀접하게 관련되어 있다. 심전도로부터 Poincare Plot을 그린 후 각 인접한 점들을 선으로 잇는다면 그림 1과 같이 다양한 형태를 얻을 수 있다. 그림 1의 (a), (b)는 정상심전도를 나타내며, 패턴이 매우 규칙적이다. (c)와 (d)는 정상은 아니더라도 심방세동 상태가 아닌 ECG와 그로부터 유도된 RR간격의 Poincare plot이 규칙적인 형태를 보여주고 있다. (e)와 (f)는 심방세동의 ECG와 그로부터 유도된 Poincare plot을 보여주고 있으며, 이는 매우 불규칙한 모양으로 나타나는데 이것이 심방세동 RR 간격의 특성을 나타낸다. (c),(d)는 특유의 패턴이 시간에 따라 많이 변하지 않지만 (e),(f)와 같이 심방세동의 심전도로부터 유도한 Poincare plot은 시간에 따라 변할 뿐만 아니라 그 형태도 불규칙하다는 것을 알 수 있다.

III. 제안한 알고리즘

일반적으로 심전도 신호의 분석은 잡음제거, 진단 파라미터의 검출을 위한 특징점 검출 및 진단 등의 과정으로 이루어진다. 본 연구에서 제안한 심방세동 검출을 위한 전체 구성도는 그림 2와 같다.

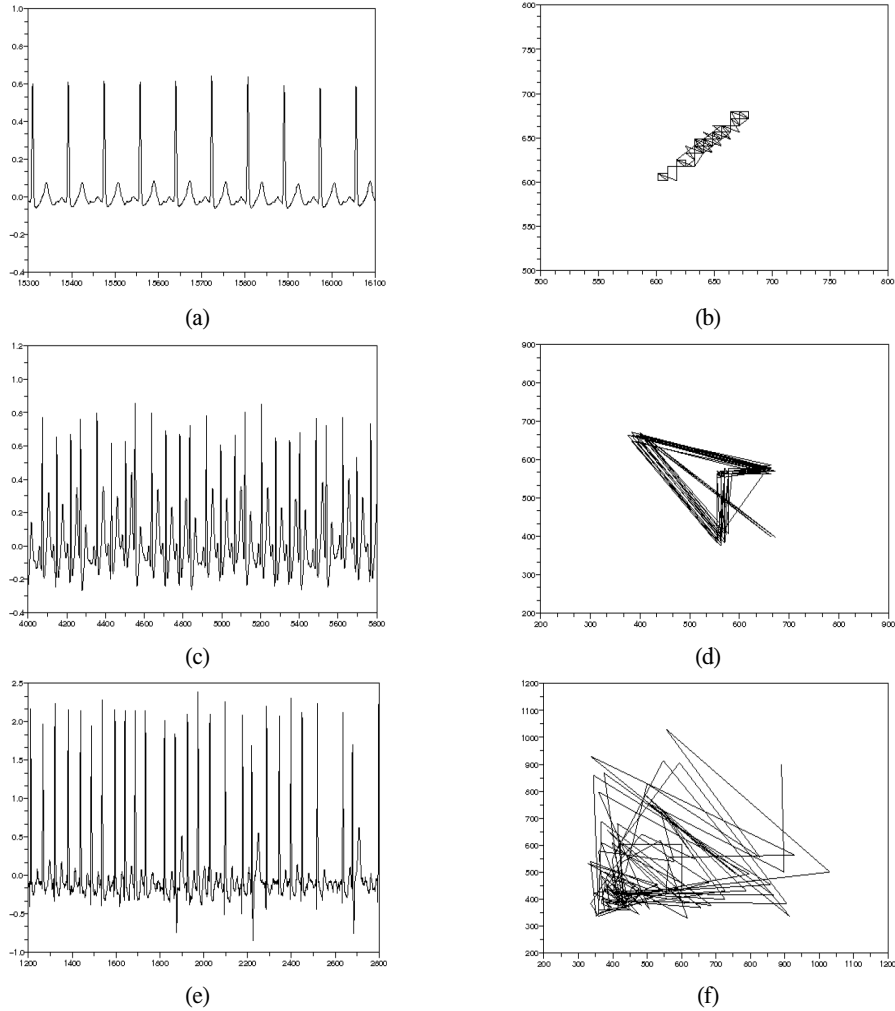


그림 1. 각 ECG와 Poincaré Plot. (a) ECG(normal) (b) Poincaré plot(normal) (c) ECG(non-AF) (d) Poincaré plot(non-AF) (e) ECG(AF) (f) Poincaré plot(AF)
 Fig. 1 ECG and Poincaré Plot. (a) ECG(normal) (b) Poincaré plot(normal) (c) ECG(non-AF) (d) Poincaré plot(non-AF) (e) ECG(AF) (f) Poincaré plot(AF)

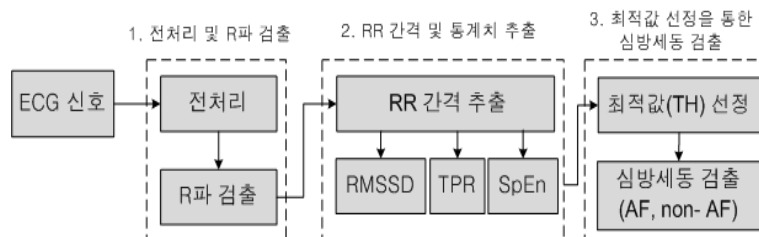


그림 2. 전체 시스템 구성
 Fig. 2 Total system configuration

먼저 ECG 신호로부터 잡음을 제거하고, 신호 대 잡음 비를 강조하여 R파를 검출하는 단계, 검출된 R파를 기준으로 RR 간격과 같이 분류에 필요한 특징점을 추출하여 그 통계치를 분석하는 단계, 반복된 실험을 통한 통계치의 최적값을 선정하여 심방세동을 검출하는 단계로 나누어진다.

본 연구에서는 R파를 검출함에 있어서 웨이블릿 변환을 통한 고주파 대역의 합산신호를 구성하였으며, 가변형 문턱 값과 RR 간격의 변화에 따라 적응적으로 R파를 검출하는 알고리즘을 이용하였다[13].

3.1 전처리 및 R파 검출

(1) 전처리

정확한 진단을 위해서는 ECG 신호에 포함되어 있는 다양한 잡음을 제거하여 R파를 정확히 검출하는 것이다. 특히 호흡에 의한 기저선의 변동이나 전력선 잡음을 제거하기 위한 전처리 과정은 필수적이다. 따라서 본 연구에서는 보다 정확한 R파 검출을 위해 시간-주파수 영역에서 동시에 분석이 가능한 웨이블릿 변환을 이용하였다. 심전도의 이산신호 $x(n)$ 을 웨이블릿으로 변환시키려면 스케일링 요소와 천이요소를 통하여 얻을 수 있으며, 레벨 $j=-1$ 일 경우 고주파 성분의 신호인 $H_{2^j}[x(n)]$ 과 저주파 신호인 $L_{2^j}[x(n)]$ 으로 구분하여 표시할 수 있다. 즉, 입력되어진 심전도 이산신호 $x(n) = H_{2^j}[x(n)] + L_{2^j}[x(n)]$ 으로 나타낸다. 이때 2^j 는 레벨 j 가 감소함에 따라 샘플수가 2분주됨을 나타낸다.

샘플링 주파수가 360Hz인 MIT-BIH 데이터베이스의 경우 0~1.5Hz 대역을 선택한 후 이 주파수 대역의 신호를 적응필터의 주 입력으로 사용하여 적응필터에 의해 필터링 된 결과와 웨이블릿 변환에 의한 고주파 성분을 이용하여 웨이블릿 역변환을 취하면 잡음이 제거된 결과를 얻을 수 있다. 효율적인 R파 검출을 위해 웨이블릿 변환을 통해 잡음이 제거된 신호를 입력값으로 사용하였다.

(2) R파 검출

일반적으로 정상 심전도 신호의 주기는 0.8 ~ 1.2s이기 때문에 R파가 검출될 수 있는 범위는 600ms내의 최대값을 첫 번째 R파(R_1)로 결정한다. 이후 검출된 R파 값의 30%를 초기 문턱값(R_{th1})으로 사용하여 각각 6개의

R파를 검출한다. P파나 T파의 경우 R파 진폭 값의 최대 30%를 초과하지 않으며, 이는 다음 R파를 검출함에 있어 P파나 T파를 R파로 오인하지 않기 위한 최적의 문턱 값이다. 검출된 6개의 R파에서 진폭의 평균값을 계산하고, 계산된 값의 30%를 다음번 검출 문턱 값($R_{th(n)}$)으로 결정한다.

검출된 초기 6개의 R파를 이용하여 5개의 RR 간격을 구하고 이를 평균하여 그 평균값의 50%로 윈도우 간격을 설정하였다. 알고리즘은 윈도우 구간 내에서 가변문턱전압보다 높은 파형이 발생된 경우 최고점을 검출한다. 윈도우 구간진행 중 문턱 값보다 낮은 진폭이 발생된 경우에는 문턱 값보다 높은 값이 나타날 때까지 윈도우 구간을 계속 확장하여 최고점을 검출한다. 따라서 윈도우 간격은 RR 간격에 따라 자동적으로 변화되어 신호의 최고점을 검출한다. 적응형 문턱 값과 윈도우를 이용한 R파 검출 계산식은 수식 (1)과 같다.

$$\begin{aligned}
 R_{th1} &= R_1 \times 30\% \\
 R_{(2,3,\dots,6)} &= R_{th1} \times 30\% \\
 R_{th(n)} &= \frac{R_{(n-5)} + R_{(n-4)} + \dots + R_{(n-1)} + R_{(n)}}{6} \times 30\% \\
 RR_{th(n)} &= \frac{R_{(n-5)}R_{(n-4)} + \dots + R_{(n-1)}R_{(n)}}{5} \times 50\%
 \end{aligned} \tag{1}$$

3.2 RR 간격 추출 및 비선형적 특성 분석

시간에 따른 심박의 주기적인 변화를 심박변이도(HRV, Heart Rate Variability)라고 한다. 이는 연속적인 RR 간격의 변동을 의미하며 자율신경계의 변화를 정량적으로 측정하는 유용한 비침습적 연구방법이다 [14]. 따라서 심장질환을 가진 환자에서 이러한 RR 간격의 변화를 분석함으로써 심방세동 발생을 예측할 수 있다. 본 연구에서는 심방세동이 다른 부정맥과 구별되는 특징인 RR 간격의 다양성과 무작위성 및 복잡성에 착안한 알고리즘을 제안한다.

이를 위해 인접 RR간격 차이를 제공한 값의 평균제곱근(RMSSD: the Square Root of the Mean Squared Differences of successive RR interval), 전환점 비(TPR: Turning Point Ratio), 표본 엔트로피(:SpEn: Sample Entropy)를 통계지표로 삼았다. 이는 기존 연구에서 제안한 3가지의 통계지표 중 RMSSD, TPR의 알고리즘을 참조하였으며[15], 복잡도에서의 정확도를 높이기 위해 샤논 엔트로피 대신에 표본 엔트로피(SpEn)를 이용

하였다.

(1) 제곱평균제곱근(RMSSD)

이는 인접한 RR 간격의 차이를 제공한 값의 평균 제곱근을 나타내는 것으로 심장에 관여하는 자율 신경 중 부교감 신경의 활동을 평가하고자 할 때 가장 흔히 이용되는 변수다. RMSSD는 심방세동일 경우 정상 리듬보다 RR 간격의 변동이 크기 때문에 이 값은 상승한다. 본 연구에서는 이러한 심방세동의 특징을 RR 간격의 다양성 (Variability)으로 정의하였다. N 의 길이를 가진 RR 간격의 세그먼트를 $k(i)$ 라고 할 경우 RMSSD는 (2)식을 통해 계산된다.

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{(N-1)} \sum_{i=1}^{N-1} \{k(i+1) - k(i)\}^2} \quad (2)$$

본 연구에서는 RMSSD의 최적 문턱 값을 위해 RR 간격의 평균값을 이용하였다. 이는 AF의 검출 시 이상치(예를 들면 심실조기수축)로 인해 발생할 수 있는 오류를 제거하기 위함이다. RMSSD 문턱 값의 수치는 각 세그먼트에 따라 변하지만 그 문턱 값에 대한 평균값의 비율은 일정하게 유지되기 때문이다. 따라서 $RMSSD/RR_{mean}$ 에 대한 최적의 문턱 값을 $RMSSD_{TH}$ 라고 정의한다.

(2) 전환점 비(TPR)

RR 간격의 무작위성을 결정하기 위해 현재의 RR 간격과 이웃 RR 간격과 값을 비교함으로써 통계 분석을 수행하였다.

만약 k_1, k_2, k_3 ($k_1 > k_2 > k_3$)이 주어졌다고 가정하면 그들 사이에는 6개의 가능한 조합이 발생한다. 이들 중 전환점은 각각 (k_1, k_3, k_2) , (k_2, k_3, k_1) , (k_2, k_1, k_3) , (k_3, k_1, k_2) 4개가 발생한다. 이와 같이 현재의 RR 간격이 이웃한 두 개 이상의 짧거나 긴 RR 간격과 연속한다면 전환점은 2/3의 값을 가진다. N 의 길이를 가진 임의의 R 간격 세그먼트에서 전환점의 값은 $\frac{2N-4}{3}$ 가 되며, 표준편차는 $\sqrt{\frac{16N-29}{90}}$ 가 된다. 만약 N 의 길이를 가진 임의의 RR 간격 세그먼트의 전환점이 정규적으로 분포되었다고 가정하면 평균값과 표준편차 비율의 신뢰 한계

점을 정의할 수 있다. 본 연구에서는 이 최적의 문턱치를 TPR_{TH} 라고 정의한다.

(3) 표본엔트로피 (SpEn)

근사 엔트로피는 시계열 데이터의 규칙성 또는 예측성을 정량화하는 분석 방법이다. 이 방법은 결정론적인 카오스 계와 무작위적 계를 포함하는 계의 복잡도를 위해 개발되었다. 근사 엔트로피 알고리즘은 K-S 엔트로피나 상관차원 알고리즘과 비슷하지만, 이는 잡음의 영향이 있거나 길이가 짧은 데이터에 대해 좋지 않은 결과를 줄 수 있다.

반면에 표본 엔트로피는 기준거리 내에 있는 데이터 개수의 정보를 이용하기 때문에 기준 이내의 잡음 크기에 대해서는 결과에 영향을 받지 않고, 적은 양의 데이터에 대해서는 유용한 결과를 줄 수 있다. 근사 엔트로피 계산 시 가장 중요한 매개변수는 필터인자(filter factor)이다. 원칙적으로 무한한 양의 데이터에 대해서는 근사 엔트로피 값이 0에 접근하고, 유한한 양의 데이터나 측정 잡음이 개입된 경우는 가장 적당한 값을 선택하는 명확한 기준이 없다. 최근에는 근사 엔트로피의 시계열 길이에 대한 의존성과 계산의 효율성을 높인 표본 엔트로피가 사용되고 있다. 최근에 제시된 표본 엔트로피는 근사 엔트로피가 가지고 있는 약간의 문제점을 수정한 것이다[16].

일반적으로 주어진 N 개의 RR 간격 데이터를 $RR(n) = RR(1), RR(2), \dots, RR(N)$ 로 정의하면 SpEn은 다음과 같이 나타낼 수 있으며, m 차원 벡터 점들은 수식 (3)과 같이 표현된다.

$$RR_m(i) = [RR(i), RR(i+1), \dots, RR(i+m-1)] \quad (3)$$

단, $1 \leq i \leq N-m+1$

이때 임의의 벡터 점들을 $RR_m(i), RR_m(j)$ 라고 하면 두 점 사이의 최대 거리는 식(4)과 같이 나타낼 수 있다.

$$d[RR_m(i), RR_m(j)] = \max(|RR(i+k) - RR(j+k)|) \quad (4)$$

단, $k = 0, \dots, m-1$

기준 반경 r 을 0에서 1사이로 규격화 했을 때 기준점 i 각각에 대해 반경 r 내에 있는 각 점의 밀도는 식(5)와 같

이 나타낼 수 있다.

$$C_i^m(r) = \frac{d[RR_m(i), RR_m(j)] \leq r \text{인 } RR_j \text{의 총갯수}}{N-m+1} \quad (5)$$

그리고 $C_i^m(r)$ 의 평균을 $AV^m(r)$ 로 정의하여 식(6)와 같이 나타낸다.

$$AV^m(r) = \frac{1}{N-(m-1)T} \sum_{i=1}^{N-(m-1)T} C_i^m(r) \quad (6)$$

따라서 표본 엔트로피는 차원에 따른 $AV_i^m(r)$ 의 차이로 식(7)과 같이 정의된다.

$$SpEn(m, r, n) = \ln[AV^m(r) - AV^{m+1}(r)] \quad (7)$$

표본 엔트로피는 계산과정에서 발생할 수 있는 왜곡을 줄이기 위해 기준점을 포함하지 않고 $C_i^m(r)$ 를 계산한다. 따라서 근사 엔트로피 알고리즘보다 간단하고, 계산시간도 절반 밖에 걸리지 않는다. 최종적으로 수식(7)을 통해 심방세동의 표본 엔트로피를 구하고 최적의 문턱 값을 $SpEn_{TH}$ 라고 정의하였다.

3.3 최적값 선정 및 AF 검출

제안된 심방세동 검출 알고리즘은 각 비트가 AF인지 아닌지를 구별하는 것이 아니라, 각각의 N 비트 RR 세그먼트가 심방세동인지 아닌지를 구별하는 것이다. 따라서 민감도와 특이도의 성능개선을 위해 $RMSSD$, TPR , $SpEn$ 의 3가지 통계적 문턱 값과 N 의 최적 값을 계산하였다.

이는 반복적인 실험을 통해 최적의 검출률을 나타낸 값을 선정한 것이라고 할 수 있다. 특히 3가지 통계 값 이외에 RR 간격의 최적 길이도 성능개선에 중요한 인자가 된다. 따라서 최적 성능을 위한 알고리즘 파라미터(V_{TH})는 수식(8)과 같이 4개의 벡터 값으로 표현된다.

$$V_{TH} = [N, RMSSD_{TH}, TPR_{TH}, SpEn_{TH}] \quad (8)$$

앞서 불규칙 RR 간격 리듬의 특징을 다양성, 무작위성, 복잡성으로 정의하고 그 특징에 따라 $RMSSD$, TPR , $SpEn$ 의 통계적 분석을 수행하였다. 최종적으로 이 3가지 정량화된 통계 수치를 통해 심방세동을 분류하기 위한 조건식은 수식(9)과 같다. 길이 N 을 가진 RR 간격 세그먼트가 아래 조건식을 만족할 경우 심방세동(AF)으로 판단하며, 그렇지 않을 경우 non-AF로 판단한다.

$$\begin{aligned} (RMSSD/RR_{mean}) > RMSSD_{TH} \\ \text{AND} \\ TPR_{TH} \text{ 내 } TPR \text{이 존재} \\ \text{AND} \\ SpEn > SpEn_{TH} \end{aligned} \quad (9)$$

IV. 성능 평가

본 연구에서 개발된 알고리즘은 MIT-BIH 심방세동 데이터베이스와 부정맥 데이터베이스를 이용하여 실험하였다. 심방세동 데이터베이스는 총 25개로 레코드로 이루어지며, 299개의 심방세동 데이터로 구성된다. 각각의 레코드는 약 10시간동안 250Hz로 샘플링되며, 주로 심방세동(AF)과 non-AF로 이루어진 여러 개의 긴 RR 간격 시리즈를 포함하고 있다. 4936과 5091 레코드의 경우 RR 간격의 잘못된 추출로 인해 본 실험에서 제외하였다. 결과적으로 25개의 레코드 중에서 2개를 제외한 23개의 심방세동 데이터베이스를 이용하였다.

부정맥 데이터베이스는 총 48명의 환자들의 기록으로 각각의 30분 동안의 심전도 데이터로 구성된다. 각 레코드는 2채널로 기록되고 샘플링률은 360Hz이며, 이소성 박동과 그 외의 다양한 형태가 포함되어 있다. 본 논문에서는 성능 평가를 위해 수식(10)과 같이 부정맥의 성능 평가 기준으로 사용되는 민감도(Se: Sensitivity)와 특이도(Sp: Specificity)를 사용하였다.

여기서 TP는 정상신호를 정상 신호로 분류되는 것을, TN은 심방세동이 심방세동으로 분류되는 것을 의미하며, FP는 심방세동 신호가 정상신호로 분류되는 것을, FN은 정상신호가 심방세동 신호로 분류되는 것을 의미한다.

$$(a) Sp = \frac{TN}{TN+FP} \times 100\% \quad (10)$$

$$(b) Se = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$$

최적의 민감도와 특이도를 위한 최적 문턱 값의 범위는 표 1과 같다. 3.3절에서 설명된 바와 같이 이 최적치는 반복적인 실험을 통해 선정된 결과 값이다. 표에서 보이는 바와 같이 제곱평균 제곱근의 최적치는 0.1 이상일 때, 전환점 비는 0.54에서 0.77이의 값일 때, 표본 엔트로피는 0.0832와 0.1223 사이의 값이라는 것을 확인할 수 있다. 특이할 만한 사항은 N의 값이 256 이하이거나 이상일 경우 검출률이 떨어진다는 것이었다.

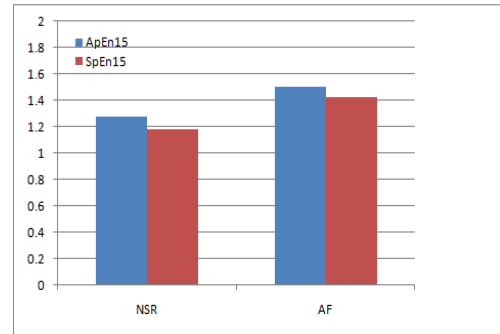
표 1. N비트 RR 간격 세그먼트를 심방세동으로 분류하기 위한 최적 문턱치
Table. 1 Optimal threshold for classifying N-bit RR interval segment as AF

통계 분석치	최적치
RMSSD	RMSSD > 0.1* meanRR
TPR	0.54 < TPR < 0.77
SpEn	0.0832 < SpEn < 0.1223
N	256

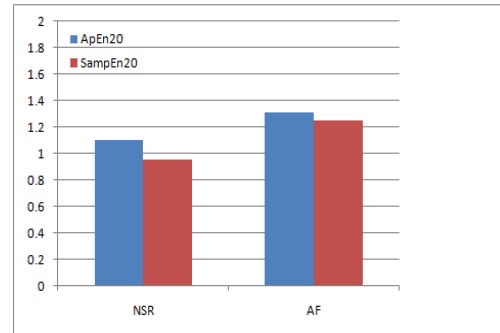
4.1 복잡도 평가

본 연구에서는 엔트로피의 복잡도를 평가하기 위하여 차원은 2, 지연시간은 1로 고정하고 r 값을 표준편차의 20%, 15%로 각각 구분하여 계산하였다. 그림 3은 표본 엔트로피(SpEn)와 근사 엔트로피(Approximation Entropy: ApEn)의 정상대조군(normal sinus rhythm: NSR)과 심방세동(AF) 환자 군에 대한 평균 및 표준편차 분포가 나타나 있다. r=15%인 경우에는 근사 엔트로피와 마찬가지로 표본 엔트로피에서도 두 군 사이의 통계적인 차이가 크게 나타나지 않았다.

하지만 r=20%인 경우 정상 환자 군에 비해 심방세동 환자 군에서는 근사 엔트로피보다 표본 엔트로피에서 통계적인 차이가 좀 더 크게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 표본 엔트로피의 장점은 기준점을 제외해서 계산하기 때문에 근사 엔트로피 알고리즘보다 간단하고, 계산시간도 절반밖에 걸리지 않는다는 장점이 있다.



(a)



(b)

그림 3. 평균 및 표준편차에 대한 엔트로피 (p<0.001: NSR & AF) (a) r = 15% (b) r = 20%
Fig. 3 Entropy for mean and standard deviation (p<0.001: NSR & AF) (a) r = 15% (b) r = 20%

4.2 검출성능 평가

제안한 알고리즘의 성능 평가를 위하여 RR 간격 분산과 연속된 RR 간격 차이를 이용한 Tatento & Glass 방법과 본 연구에서 참조했던 Dash & Chon과의 비교가 수행되었으며, 이를 표 2에 나타내었다. 이는 불규칙 RR 간격 리듬의 통계적 분석을 통한 AF 분류 알고리즘을 MIT-BIH 데이터베이스에 총 23개 레코드를 대상으로 적용하여 얻은 검출 결과를 나타낸 것으로서 Se는 94.5%, Sp는 96.2%를 각각 나타내었다. 표에서와 같이 심방세동 데이터베이스에서는 유사한 Se를 가지나 Sp가 조금 낮은 경향을 보였으며, 부정맥 데이터베이스에서는 Tatento 알고리즘보다는 높으나 Dash & Cho 알고리즘보다는 Se와 Sp가 좀 더 낮은 경향을 나타내었다. 이는 Tatento & Glass 알고리즘은 심방세동과 정상 신호만

있을 경우의 검출률은 높으나, 심실조기수축(PVC)과 같은 다른 부정맥이 함께 존재할 경우 검출률이 떨어짐을 의미한다. 특히 심박변이를 이용한 발작성 심방세동의 발작 시점 예측에 대한 결과는 Dash & Chon 방식이 사용했던 샤논 엔트로피보다 본 연구에서 제안한 표본 엔트로피를 사용함으로써 검출률이 향상되었다는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구를 통하여 복잡도 지표는 표준엔트로피가 샤논 엔트로피보다 표준편차가 적기 때문에 좀 더 안정되고 신뢰할 수 있는 결과를 얻게 됨을 확인하였다.

표 2. 심방세동 검출 성능
Table. 2 Detection rate for AF

	DB	AF	AR
Tateno & Glass	Se(%)	94.4	88.2
	Sp(%)	97.2	87.2
Dash & Chon	Se(%)	94.4	90.2
	Sp(%)	95.1	91.2
제안한 알고리즘	Se(%)	94.5	89.8
	Sp(%)	96.2	89.6

V. 결 론

본 연구에서는, P파의 형태는 고려하지 않고, 불규칙 RR 간격 리듬의 통계적 분석을 통한 AF 검출 알고리즘을 제안하였다. 이를 위해 불규칙 RR 간격 리듬을 다양성, 무작위성, 복잡성으로 각각 정의하고 제곱평균제곱근, 전환점 비, 표본 엔트로피의 3가지 통계 분석을 통하여 심방세동을 검출하였다. 제안한 알고리즘의 검출 성능을 평가하기 위해 MIT-BIH 심방세동 데이터베이스와 부정맥 데이터베이스를 이용하여 실험하였다.

성능 평가 결과, MIT-BIH 심방세동 데이터베이스에 대해서는 Se(94.5%), Sp(96.2%)를 각각 나타내었으며, 부정맥 데이터베이스에 대해서는 Se(89.8%), Sp(89.6%)를 각각 나타내었다. 또한 제안한 알고리즘의 성능 평가를 위하여 RR 간격 분산과 연속된 RR 간격 차이를 이용한 Tateno & Glass 방법과 본 연구에서 참조했던 Dash & Chon과의 비교가 수행되었다. 심방세동 데이터베이스에서는 기존 방식들보다 Se와 Sp가 조금 높은 경향을 보

였으며, 부정맥 데이터베이스에서는 Tateno 알고리즘보다는 높으나 Dash & Cho 알고리즘보다는 Se와 Sp가 좀 더 낮은 경향을 나타내었다. 심박변이를 이용한 발작성 심방세동의 발작 시점 예측에 대한 결과는 Dash & Chon 방식이 사용했던 Shannon 엔트로피보다 본 연구에서 제안한 표본 엔트로피를 사용함으로써 검출률이 향상되었다는 것을 확인할 수 있었다. 본 연구를 통하여 복잡도 지표는 표준엔트로피가 샤논 엔트로피보다 표준편차가 적기 때문에 좀 더 안정되고 신뢰할 수 있는 결과를 얻게 됨을 확인하였다.

하지만 정확도를 향상시키기 위한 RR 간격의 최적 길이가 기존 알고리즘이 128인 것에 비해 제안한 알고리즘은 256 이하이거나 이상일 경우 검출률이 떨어진다는 것이었으며, 이는 소형화 및 저 전력을 위한 헬스케어 시스템의 적용을 위해서는 짧은 길이의 데이터로 높은 성능을 나타낼 수 있도록 개선되어야 할 것으로 생각된다.

참고문헌

- [1] A. Bollmann, F. Lombardi, Electrocardiology of Atrial Fibrillation. Current Knowledge and Future Challenges, IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, Vol. 25, No. 6, pp. 15-23, 2006.
- [2] C. Furberg, B. Psaty, T. Manolio, J. Gardin, V. Smith, P. Rautaharju, Prevalence of atrial fibrillation in elderly subjects, The American Journal of Cardiology, Vol. 74, Issue 3, pp 236-241, 1994.
- [3] I. Heeringa, J. D. A. van der Kuip, A. Hofman, J. A. Kors, G. van Herpen, B. H. Stricker, T. Stijnen, G. Y. Lip, and J. C. Witteman. Prevalence, incidence and lifetime risk of atrial fibrillation: the Rotterdam study. Eur. Heart J. 27: 949 - 953, 2006.
- [4] Benjamin, E. J., P. A. Wolf, R. B. D'Agostino, H. Silbershatz, W. B. Kannel, and D. Levy. Impact of atrial fibrillation on the risk of death: the Framingham Heart Study. Circulation 98:946 - 952, 1998.
- [5] Wolf, P. A., R. D. Abbott, and W. B. Kannel. Atrial fibrillation as an independent risk factor for stroke: the Framingham Study. Stroke 22:983 - 988, 1991.

- [6] Aytemir, K., S. Aksoyek, A. Yildirim, N. Ozer, and A. Oto. Prediction of atrial fibrillation recurrence after cardioversion by P wave signal-averaged electrocardiography. *Int. J. Cardiol.* 70:15 - 21, 1999.
- [7] Clavier, L., J. M. Boucher, R. Lepage, J. J. Blanc, and J. C. Cornily. Automatic P-wave analysis of patients prone to atrial fibrillation. *Med. Biol. Eng. Comput.* 40:63 - 71, 2002.
- [8] Dotsinsky, I. Atrial wave detection algorithm for discovery of some rhythm abnormalities. *Physiol. Meas.* 28:595 - 610, 2007.
- [9] Duverney, D., J. Gaspoz, V. Pichot, F. Roche, R. Brion, A. Antoniadis, and J. Barthe´ le´my. High accuracy of automatic detection of atrial fibrillation using wavelet transform of heart rate intervals. *Pacing Clin. Electrophysiol.* 25:457 - 462, 2002.
- [10] Sarkar, S., D. Ritscher, and R. Mehra. A detector for a chronic implantable atrial tachyarrhythmia monitor. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 55:1219 - 1224, 2008.
- [11] Tateno, K., and L. Glass. A method for detection of atrial fibrillation using RR intervals. *Comput. Cardiol.* 27:391 - 394, 2000.
- [12] Tateno, K., and L. Glass. Automatic detection of atrial fibrillation using the coefficient of variation and density histograms of RR and DRR intervals. *Med. Biol. Eng. Comput.* 39:664 - 671, 2001.
- [13] 조익성, 권혁승, “PVC 분류를 위한 적응형 문턱치와 윈도우 기반의 R파 검출 알고리즘,” 한국통신학회 논문지 제 34권 11호, pp. 1289-1295. 2009년 11월.
- [14] Saul JP (1990) Beat-to-beat variations of heart rate reflect modulation of cardiac autonomic outflow. *News Physiol Sci* 5:32 - 37.
- [15] S. Dash, K. H. Chon, S. Lu and E. A. Raeder “Automatic Real Time Detection of Atrial Fibrillation,” *Annals of Biomedical Engineering*, Vol. 37, No. 9, pp. 1701-1709 (2009).
- [16] J.S. Richman, J.R. Moorman, Physiological time-series analysis using approximate entropy and sample entropy, *Am. J. Physiol. Heart Circ. Physiol.* 278(6) (2000) H2039-H2049.

저자소개

조익성(Ik-Sung Cho)

한국정보통신학회논문지
제13권 제11호 참조

권혁승(Hyeog-Soong Kwon)

한국정보통신학회논문지
제13권 제11호 참조