

심전도에서 심장 박동의 특징을 추출하는 방법에 관한 연구

윤수진, 문소연, 권나영, 김동환
동국대학교 정보통신공학과

jjochocod@gmail.com

Methods of Extracting Features from ECG heartbeats

Yoon Soo Jin, Moon So Yeon, Kwon Na Young, Kim Donald
Dongguk Univ. Information and Communication Engineering

요약

본 논문은 부정맥을 실시간으로 감지하는 IoT 디바이스를 개발하기 위하여, 심전도를 해석하는데 주로 사용되는 특징을 추출하는 방법에 대해 논술하였다. 그 유용성을 증명하기 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 Record 106 에서 추출된 특징들을 로지스틱 회귀에 적용하여 정상적인 맥박과 심방조기수축 맥박을 분류한 결과 95%의 정확도를 얻었다.

I. 서론

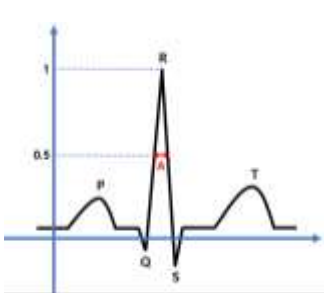
이 논문은 부정맥을 실시간으로 감지하는 IoT 디바이스를 개발하기 위한 사전 단계이다. 정상인 맥박과 비정상적인 맥박을 분류하기 위한 심장 박동의 특징은 매우 다양하다[1]. 이 논문에서는 심전도를 해석하는데 주로 사용되는 몇 가지 특징을 추출하는 방법에 대해 논술하였다. 그 유용성을 증명하기 위하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스 Record 106 에서 추출된 특징들을 로지스틱 회귀에 적용하여 정상적인 맥박과 PAC(Premature Atrial Contraction) 맥박을 분류하였다. 그 결과 95%의 정확도를 얻었다.

II. MIT 데이터베이스

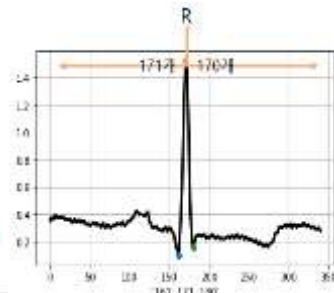
MIT-BIH 부정맥 데이터베이스는 수집한 4,000 개의 24 시간 보행 심전도 데이터 중 48 개를 PhysioNet 에 무료 공개하였다[2]. 이 논문은 정상적인 정상 신호인 Record 100 과 부정맥 신호인 Record 106 을 이용해 심장박동과 비정상적인 심장박동을 구별하였다.

Record 100 은 정상적인 신호로 총 2239 번의 정상 박동과 33 번의 조기 심방 수축(PAC), 1 번의 조기 심실 수축(PVC, Premature Ventricular Contraction)으로 구성되어 있다. Record 106 은 총 1507 번의 정상 박동, 520 번의 PVC 로 구성되어 있다. 최대 3 번 연속하여 심실 빈맥(VT, Ventricular Tachycardia)이 나타나기도 한다[3].

III. 심전도 신호의 특징



[그림 1] 심전도 신호와 feature A



[그림 2] Heartbeat Window

1. 정상 심전도

심전도(ECG) 신호는 크게 P 파, QRS 군, T 파로 나뉜다. 정상 ECG 는 다음과 같은 조건을 만족한다[5]. P 파의 박동수가 60-100bpm 사이에 있어야 하며 P 파와 QRS 파가 1:1 로 대응해야 한다. PR interval 이 120-200ms 이어야 하며, QRS duration 이 100ms 이하가 되어야 한다. 또한 ST segment 가 0.5mm 보다 크고 T 파가 정상적이어야 하며, QT interval 이 남자의 경우 420ms 이하, 여자의 경우 430ms 이하여야 한다 [그림 1].

2. 부정맥 심전도

각 심장 질환을 검출하기 위해 확인해야 하는 ECG 의 특징은 다음과 같다.

[표 1] 심장 질환별 확인해야 하는 ECG 특징

	Q wave	R wave	S wave	RR	P wave
PAC	✓	✓	✓	✓	
PVC	✓	✓	✓	✓	
Bradycardia				✓	
Tachycardia				✓	
AF	✓	✓	✓		✓
AFL	✓	✓	✓		✓

IV. 심전도 신호 특징 검출을 위한 알고리즘

1. Heartbeat Window

하나의 Heartbeat Window 는 1 개의 심장박동을 포함하고 있다. 그 크기는 R 의 인덱스를 중심으로 좌로 171 개, 우로 170 개의 샘플링 인덱스를 포함한다. 따라서, window 의 크기는 341 샘플이다. 이때 샘플의 주기는 2.8ms 이다 [그림 2].

2. QRS 인덱스

R 지점은 각각의 window 에서 전압이 최대가 되는 지점이다. find_peaks 이라는 Scipy 모듈을 이용하여 R 의 인덱스를 구하였다.

R 인덱스 직전의 최소 지점은 Q 인덱스이며 직후의 최소지점은 S 인덱스이다. Q 와 S 의 인덱스를 각각 R

인덱스로 초기화한 후, 그 지점으로부터 Q 의 경우에는 이전 값이, S 의 경우에는 이후의 값이 더 작은지를 판별해 최대한 작아지는 지점까지 반복문을 통해 구하였다.

이를 통해 Q, R, S 각각의 크기와 주기를 특징 set 으로 추출하였다.

3. RR

i 번째 Heartbeat Window 를 $W[i]$ 라고 하고, $Tr[i]$ 를 그 윈도우 안의 R 의 샘플링 인덱스라고 했을 때 $RR0[i]$ 부터 $RR3[i]$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} RR0[i] &= Tr[i-1] - Tr[i-2] \\ RR1[i] &= Tr[i] - Tr[i-1] \\ RR2[i] &= Tr[i+1] - Tr[i] \\ RR3[i] &= \text{average}(RR0[i], RR1[i], RR2[i]) \end{aligned}$$

$Tr[-2]$, $Tr[-1]$ 은 그 영역이 존재하지 않으므로 $RR0$, $RR1$ 를 구할 수 없다. 마찬가지로 주어진 데이터에서 R 의 개수가 n 개라고 하였을 때 $Tr[n+1]$ 이 존재하지 않으므로 데이터의 마지막 $RR2$ 를 구할 수 없다. 이처럼 구할 수 없는 RR 의 데이터는 Null 처리하였다.

4. Ratio

$W[i]$ 에서 $ratio0$ 은 $RR1$ 에 대한 $RR0$ 의 비율이다. $ratio1$ 은 $RR1$ 에 대한 $RR2$ 의 비율이다. $ratio2$ 는 $RR1$ 에 대한 $RR3$ 의 비율이다.

$$ratio0 = \frac{RR0}{RR1}, ratio1 = \frac{RR2}{RR1}, ratio2 = \frac{RR3}{RR1}$$

5. Cross Correlation

특정 심장 박동의 이상 여부를 파악하기 위해서는 해당 박동의 전후 박동과의 비교 또는 정상 박동과의 비교가 중요하다. 본 연구에서는 파이썬을 이용하여 피어슨 상관 계수(Pearson Correlation Coefficient)로 비교했다.

$Avg = (1/n) \sum_k (W[k])$ where $W[k]$ is a normal heartbeat
 $Corr1 = \text{numpy.correlation}(W[i], W[i+1])$
 $Corr2 = \text{numpy.correlation}(W[i-1], W[i])$
 $Cxy = \text{numpy.correlation}(W[i], Avg)$

6. A

R 점의 크기(amplitude)값이 1 이 되도록 정규화 된 각각의 window 에서 Q 점과 R 점 사이의 크기가 0.5 가 되는 지점의 시간축 값과 R 점과 S 점 사이의 크기가 0.5 가 되는 지점의 시간축 값의 차이를 구해 A 배열에 넣는다 [그림 1].

V. 유용성 실험 결과

Section 4 에서 도출한 특징들의 유용성을 측정하기 위하여 Record 100 과 Record 106 에 로지스틱 회귀를 적용한 실험 결과값을 소개한다.

1. 모델 생성 및 평가

본 논문에서 구한 Record 100 에서 뽑은 16 가지의 심장 박동의 특징들을 input features X 로 사용하였다. X 는 Scikit Learn 툴의 `fit_transform` 함수를 이용하여 정규화 해주었다. Section 4 에서 구한 데이터 (X, Y)의 70%는 훈련 데이터셋으로, 30%는 테스트 데이터셋으로 사용하였다. Record 100 을 통해 학습하고 Record 106 의 부정맥 여부를 판단하여 도출한 결과값을 소개한다.

분류 모델이 어떠한 유형의 예측 오류를 일으키는지 알아보기 위하여, Scikit Learn 의 `confusion_matrix` 함수를 사용하여 오차 행렬을 구하였다.

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \frac{TP}{TP+FP}, \text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN} \\ \text{F1-Score} &= 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \end{aligned}$$

정확도(Precision)는 모델이 True 라고 예측한 것 중에서 실제로 True 인 것의 비율이고, 재현율(Recall)은 실제 True 인 것 중에서 모델이 True 라고 예측한 것의 비율이다. F1 스코어는 정확도와 재현율의 조화 평균으로, 데이터 label 이 불균형 구조일 때 모델의 성능을 정확하게 평가할 수 있어 모델의 성능 평가에 사용된다.

[표 2]는 Record 100 과 Record 106 으로 각각 모델을 만들어, 교차하여 예측한 모델의 성능에 관한 표이다.

[표 2] 16 개 특징으로 훈련된 로지스틱 모델의 성능

생성 레코드	Record 100	Record 106
정확도	0.7409	0.9674
정밀도	0.7569	0.9941
재현율	0.9595	0.9727
F1 스코어	0.8463	0.9833

VI. 결론

본 논문은 부정맥을 실시간으로 감지하는 IoT 디바이스를 개발하기 위한 사전 단계이다. 논문은 해당되는 특징들을 추출하는 방법에 대해 논술하였다.

본 논문을 기초로 다음과 같은 후속연구를 진행할 예정이다: 1) 비정상적인 리듬의 다른 여러 특징들을 추출하는 연구가 필요하다, 2) 여러 ML 알고리즘을 적용하여 다양한 비정상적인 리듬을 예측한다, 3) 실시간으로 비정상적인 리듬을 탐지하는 IoT 디바이스를 개발하고, Azure 클라우드와 연동하여 환자의 생명을 구하는 시스템을 개발한다.

이 연구를 통해 심질환을 앓고 있는 환자들을 실시간으로 모니터링하여 생명을 구할 수 있는 시스템이 개발되기를 기원한다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020 년도 동국대학교의 개별연구 재원으로 지원을 받아 수행된 연구임.

참 고 문 헌

- [1] Alarsan, F.I., Younes, M. Analysis and classification of heart diseases using heartbeat features and machine learning algorithms. J Big Data6,81(2019)
- [2] Moody GB, Mark RG. The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database. IEEE Eng in Med and Biol 20(3):45-50 (May-June 2001).
- [3] Moody GB. MIT-BIH Arrhythmia Database Directory. <https://physionet.org/physiobank/database/html/mitdbdir/mitdbdir.htm>. Accessed 2021
- [4] 김성환. 신경계 중환자실에서 흔한 부정맥. J Neurocrit Care 2018;11[1]:7-12(2018).
- [5] 이명용. (2013). EKG I. 대한내과학회 춘계학술발표논문집, 2013(0), 6-7.