
리듬분석과 비트매칭을 통한 조기심실수축(PVC) 검출

전홍규* · 조익성** · 권혁승***

The Detection of PVC based Rhythm Analysis and Beat Matching

Hong-Kyu Jeon* · Ik-Sung Cho** · Hyeog-Soong Kwon***

요 약

조기심실수축(Premature Ventricular Contractions, PVC)은 부정맥 중 가장 빈번히 나타나는 심장질환으로 위험한 상황으로 발전할 가능성을 가지고 있다. 따라서 이의 검출은 심장질환에 대한 예방과 추후 발생여부에 대한 기초조사로서 매우 중요하다. 지금까지 PVC를 검출하는 많은 방법이 연구되어 왔으나 기존의 방법들은 잡음의 영향을 많이 받고 P파의 존재 유무에 의존적이기 때문에 검출의 정확도가 떨어지며, 처리시간이 많이 소요되기 때문에 실시간 검출에는 많은 어려움이 따른다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 리듬분석과 비트매칭을 통한 PVC 검출 방법을 제안한다. 이를 위해 전처리 과정 후 R 파를 검출하고, RR 간격의 리듬분석과 QRS 폭간격의 비트매칭을 통해 비트 유형을 결정하는 알고리즘을 개발하였다. 제안한 알고리즘의 R파 및 PVC 검출 성능을 평가하기 위해 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 사용하였다. 성능평가 결과, R파의 sensitivity는 99.74%, positive predictivity는 99.81%, PVC의 sensitivity는 93.91%, positive predictivity는 96.48%의 검출 결과를 나타내었다.

ABSTRACT

Premature ventricular contractions are the most common of all arrhythmias and may cause more serious situation in some patients. Therefore, the detection of this arrhythmia becomes crucial in the early diagnosis and prevention of possible life threatening cardiac diseases. Most of the algorithms detecting PVC reported in literature is not always feasible due to the presence of noise and P wave making the detection difficult, and the process being time consuming and ineffective for real time analysis. To solve this problem, a new approach for the detection of PVC is presented based rhythm analysis and beat matching in this paper. For this purpose, the ECG signals are first processed by the usual preprocessing method and R wave was detected. The algorithm that decides beat type using the rhythm analysis of RR interval and beat matching of QRS width is developed. The performance of R wave and PVC detection is evaluated by using MIT-BIH arrhythmia database. The achieved scores indicate sensitivity of 99.74%, positive predictivity of 99.81% and sensitivity of 93.91%, positive predictivity of 96.48% accuracy respectively for R wave and PVC detection.

키워드

리듬분석, 비트매칭, 조기심실수축, QRS폭, RR간격

Key word

Rhythm analysis, beat matching, PVC, QRS width, RR interval

* 부산대학교 바이오정보전자공학과 석사과정
** 부산대학교 바이오정보전자공학과 박사과정
*** 부산대학교 바이오메디컬공학학과(교신저자)

접수일자 : 2009. 05. 18

심사완료일자 : 2009. 08. 04

I. 서 론

ECG(심전도 : electrocardiography)는 전극(electrode)을 인체 표면에 부착하여 간단히 측정할 수 있는 장치로, 임상적으로 심장질환의 유무를 진단하는 중요한 척도가 된다[1][2].

ECG의 여러 가지 특징파형 중 QRS파는 심실의 탈분극을 표현하는 중요한 파형으로 부정맥의 진단이나 S, T파의 검출기준이 될 뿐 아니라 심박동변화(HRV: Heart Rate Variability)의 측정에도 사용된다. 특히 HRV의 측정에는 연속되는 R파간의 거리인 RR 간격이 이용되므로 R파의 검출이 중요하다[3][4]. 한편 조기심실수축(PVC: Premature Ventricular Contraction)은 심실의 조기수축에 의한 심장질환 중 가장 보편적인 부정맥으로 정상인에게서도 발생할 수 있다. 특히 과거에 심장질환이 있었던 환자에게서 PVC의 발생은 심각한 질환으로 재발할 가능성을 가지고 있어 이의 검출은 예방과 추후 발생여부에 대한 기초조사로서 매우 중요하다[5][6].

따라서 본 연구에서는 ECG 신호의 R파 검출을 통한 비트매칭과 리듬분석을 통한 PVC를 검출하는 알고리즘을 제안한다. 알고리즘의 구현을 위해 Hamilton and Tompkins의 전처리 과정을 보완하여 R파를 검출한 후, RR 간격의 리듬분석과 QRS 폭간격의 비트매칭을 통해 비트 유형을 결정하는 알고리즘을 개발하였다. 제안한 알고리즘의 검출성능을 평가하기 위해서 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 사용하여 QRS 검출 및 PVC 판별 알고리즘을 수행하였다. 성능평가 결과, R파의 sensitivity는 99.74%, positive predictivity는 99.81%, PVC의 sensitivity는 93.91%, positive predictivity는 96.48%의 검출 결과를 나타내었다. 실험결과를 통해 본 논문에서 제안한 알고리즘은 정확한 R파 및 PVC를 검출하는 것을 확인할 수 있었다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 PVC에 대하여 소개하고, 3장에서는 PVC 검출 알고리즘을 제안한다. 4장에서는 알고리즘의 실험결과에 대해 기술하고, 이를 분석한다. 5장에서는 결론을 도출하고 향후 연구과제에 대하여 논의한다.

II. 조기심실수축 (PVC)

부정맥은 말 그대로 “정상적인 심장리듬의 부재”라는 의미로 심박리듬과 일치하지 않는 심장박동리듬을 가리키며 변조율, 조기수축, 심장의 전도차단 등에 의해 발생된다. 이들 중 조기심실수축은 정상 심장박동리듬보다 빨리 나타나는 파를 유발할 수 있는 여러 이소성 중추(ectopic focus)의 조기흥분에 의해 유발된다. 조기수축에는 PAC, PVC 등이 있으며, PVC는 심실의 탈분극과 수축이 먼저 일어나는 현상을 말한다[7].

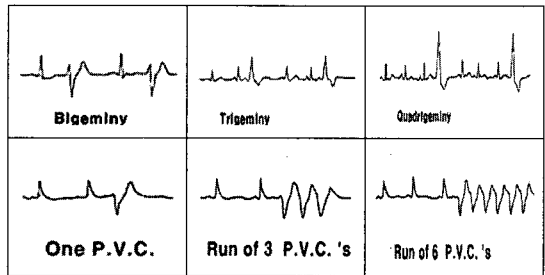


그림 1. PVC 유형
Fig. 1 Type of PVC

그림 1은 심장질환 중에서 가장 보편적인 PVC를 나타내고 있다. 정상적인 심실의 전기전도에서는 우심실 및 좌심실이 동시에 탈분극된다. 따라서 좌심실로 향하는 탈분극과 우심실로 향하는 탈분극이 반대 방향이기 때문에 작은 QRS파의 진폭이 생긴다. 하지만 PVC는 어느 한쪽의 심실이 먼저 탈분극되기 때문에 R파, S파의 진폭이 크며, 시간간격 또한 길다. 또한 하나 혹은 그 이상의 정상수축과 짝을 이루며, 이러한 형태가 반복되어 나타나는 경우도 있다. 여기서 PVC가 한 개의 정상수축과 짝을 이루어 교대로 나타날 때의 현상을 이단맥(bigeminy)이라고 하고, 2개의 정상수축과 짝을 이루어 교대로 나타날 때 삼단맥(tirgeminy)이라고 부른다[8]. 그리고 4개 이상의 일련의 PVC가 빠른 속도로 계속될 때 심실성빈맥(ventricular tachycardia)이라고 한다[9]. 또한 다원적 PVC는 심실의 여러 곳에서 유발되므로 매우 위험하며, 신속한 치료를 필요로 한다. 심정지 환자에게 발견되는 부정맥의 유형으로 심실세동, 심실빈맥, 무수축등이 있지만 빈번한 PVC의 출현은 심실세동 또는 심실빈맥으로 발전할 가능성이 있고 전체

심정지 환자의 60~80% 이상을 차지하며, 이들의 생존률은 20~50%로 보고된다[10]. 따라서 PVC의 검출은 조기에 심장 질환에 대한 예방과 추후에 발생여부에 대한 예방책의 기초조사로서 매우 중요하다.

III. 제안된 PVC 검출 알고리즘

본 연구에서 PVC 검출 전체구성도는 그림 2와 같이 세 단계로 나누어진다. 먼저 ECG 신호로부터 잡음을 제거하고, 신호대, 잡음비를 강조하여 R파를 검출하는 단계, 검출된 R파를 기준으로 QRS 폭, R-R 간격, QRS 형태와 같은 분류에 필요한 변수를 추출하는 단계, 추출된 변수를 이용하여 비트를 분류하는 단계로 나누어진다.

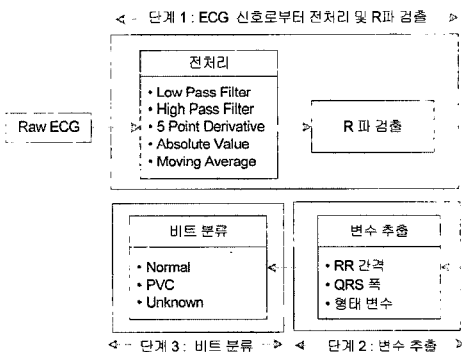


그림 2. 전체 시스템 구성도
Fig. 2 System architecture

3.1 전처리 및 R파 검출

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[11][12]. 본 연구에서는 정확한 QRS 검출을 위해 Hamilton과 Tompkins[13]의 알고리즘을 보완하였다. 기존 알고리즘이 필터링된 신호의 제곱합수를 이용한 것에 반해 절대치를 이용하여 이득을 감소시켰으며, 신호의 정확도를 위해 이동 평균 간격을 기존 150ms에서 80ms로 수정하였다. R파는 우선, 전처리된 신호의 적응형 문턱값 (adaptive threshold)을 이용하여 검출하며, 이 값에 의해

검출되지 않을 경우 R-R 간격을 이용한 역탐색 기법을 사용한다. 적응형 문턱값은 수식 (1)과 같이 계산되며, R 파와 잡음을 이용한다. R 파가 검출될 경우 그 값은 8 비트 저장 공간을 가진 버퍼에 지속적으로 저장되며, R 파로 분류되지 않는 값은 잡음으로 분류되어 또 다른 버퍼에 저장된다. R 평균의 초기값은 시작부터 8초동안 매 1초간의 간격으로 발생한 8개의 최대값을 버퍼에 저장하고 이를 평균한 값이다. 이 때 잡음평균의 초기값은 8개를 모두 0으로 두어 버퍼에 저장하고, 이를 통해 초기 적응형 문턱값이 결정된다. 초기 R-R 간격은 1로 설정된다. R 평균과 잡음평균은 R 파 판정을 위해 버퍼에 피크값이 새로 입력될 때마다 변화되며, 적응형 문턱값도 지속적으로 갱신된다.

$$AT = N_Average + T(R_Average - N_Average) \quad (1)$$

$AT =$ 적응형문턱값, $R_Average = R$ 평균,
 $N_Average =$ 잡음평균

3.2 분류 변수 추출

앞서 3.1절에서 설명되었던 전처리 과정과 알고리즘을 통해 R파가 검출되면, PVC 분류를 위한 변수를 추출한다. 본 연구에서는 PVC 분류를 위한 변수로써 QRS 폭, R-R 간격, QRS 형태변수를 이용하였다.

1) QRS 폭

PVC는 정상 QRS 폭보다 그 간격이 넓은 경향을 가지고 있다. 따라서 본 연구에서는 비트 분류를 위해 QRS 폭을 선택하였다. 일반적으로 QRS 폭의 특성은 정상 QRS 폭일 경우에는 QRS 시작점을 기준으로 25 ms 내에 샘플링 값들의 등전위 값과 QRS 종점을 기준으로 25 ms 이전의 샘플링 값들의 등전위 값이 같을 경우이며, 만약 QRS 폭이 비정상일 경우에는, QRS 시작점을 기준으로 25 ms 내에 샘플링 값들의 등전위 값과 QRS 종점을 기준으로 25 ms 이전의 샘플링 값들의 등전위 값이 다를 경우이다. 따라서 QRS 폭을 계산하기 위해서는 그 특성에 맞는 계산방법이 필요하다. 그림 3은 정상과 비정상일 경우의 QRS 폭을 검출하기 위한 알고리즘을 나타낸다.

이터(300ms)를 이용하여 계산하였으며, 이 간격은 QRS 폭의 넓은 PVC를 포함시키기 위함이다.

$$(X_i)_i = X_{ki} - \left(\sum_{i=1}^{30} X_{ki} / 30 \right) \quad (2)$$

$(X_i)_i$: 템플릿의 i 번째 데이터
 X_{ki} : 초기 정상 QRS complex의 i 번째 샘플 값

위식을 통하여 선택된 30개의 템플릿 데이터는 입력된 30개의 샘플값과 1:1로 대응시켜 수식 (3)에 의해 계산된다.

$$(Morphology) = \frac{\sum_{i=1}^{30} |(X_i)_i - [X_{mi} - (\sum_{j=1}^{30} X_{mi} / 30)]|}{M_p} \quad (3)$$

$(X_i)_i$: 템플릿의 i 번째 데이터
 X_{mi} : M 번째 QRS complex의 i 번째 샘플 값
 M_p : M 번째 QRS complex의 최대 샘플값 (= R피크)

수식 (3)에 의해 Morphology가 정상이면 새로운 템플릿을 수식 (4)에 의하여 구한다.

새로운 템플릿은 기존 템플릿에 0.875의 가중치를 두어 새 파형에 대한 영향을 줄였다.

$$(X_i)_i = 0.125 \left(X_{ki} - \left(\sum_{i=1}^{30} X_{ki} / 30 \right) \right) + 0.875 (X_{i-1})_i \quad (4)$$

$(X_i)_i$: 새로운 템플릿의 i 번째 데이터
 $(X_{i-1})_i$: 이전 템플릿의 i 번째 데이터,
 X_{ki} : K 번째 QRS complex의 i 번째 샘플 값

3.3 비트 분류

비트 분류는 앞서 설명된 QRS 폭과 R-R 간격의 리듬 형태에 의해 특성화된다. 따라서 입력된 비트를 분류하기 위해서는 비교되어야 할 주요 비트 타입과 주요 리듬이 결정되어야 한다. 앞서 설명된 QRS 전처리과정 후 획득된 QRS 폭과 R-R 간격, 템플릿을 통한 형태 변수 추출 후 최종적으로 PVC를 검출하기 위한 규칙은 표 2와 같다.

표 2. PVC 검출 규칙
 Table. 2 PVC detection rule

구분	검출 규칙	
정상	<ul style="list-style-type: none"> · QRS 폭이 90ms 보다 작은 경우 · 주요 비트유형이 V가 아니고, 처음 나타난 비트 형태 · 전체 비트 유형중에, 그 비트 유형이 비정기적이거나 또는 V · 비트가 정기적이고, 주요 리듬이 정기적인 경우 	
조기심실수축	Ventricular Couplet	· 정상 비트(N) 전후의 연속적인 2개의 심실조동 비트(V)
	Ventricular Bigeminy	· 최소 6개의 비트중에 정상 비트(N)와 심실조동 비트(V)가 하나씩 번갈아 나오는 경우. · NVNVNV와 같은 규칙적인 패턴
	Ventricular Trigeminy	· 최소 6개의 비트중에 정상 비트(N)와 심실조동 비트(V)의 비율이 2:1로 번갈아 나오는 경우. · NNVNNV와 같은 규칙적 패턴
미분류	· 정상과 조기심실수축을 알수 없는 경우	

IV. 실험 결과

1) R파 및 PVC 검출

본 논문에서는 제안한 알고리즘을 평가하기 위해서 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스를 이용하였으며, 수식 (5)를 이용하여 R파와 PVC 검출률을 계산하였다.

$$\text{검출률} = \frac{\text{전체비트수} - (FP + FN)}{\text{전체비트수}} \quad (5)$$

(FP: False Positive, FN: False Negative)

MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에는 총 48개의 심전도가 있으며 60%가 입원환자에서 측정된 심전도 신호이다. 본 논문에서는 ECG 신호의 R파 검출을 위해서 MLII(modified lead II)리드 신호만 사용하였으며, PVC 이외의 다른 부정맥은 검출대상에서 제외하였다. R 피크 검출에 대한 성능평가를 위해 제안된 알고리즘을 수행시킨 결과 R파를 평균 99% 검출하였다. 하지만 203번 데이터는 검출률이 96%로서 가장 낮게 나타났는데, 그 이유는 다양한 형태를 갖는 PVC 파형과 잡음

성분이 다른 데이터에 비해서 비교적 많이 포함되어 있기 때문이다. 또한 108번 데이터는 검출률이 98%로서 2번째로 낮은 검출결과를 보였는데, 그 이유는 R파의 진폭이 P파나 T파보다 뚜렷이 크지 않아서 탈분극파를 적절히 검출하지 못하였기 때문이다. 그림 5는 203번 레코드와 일반 레코드에 대한 R 파 검출 결과를 나타낸 화면이다. 또한 PVC 판별의 정확도를 위해 알고리즘을 수행시킨 결과 평균 94.%의 검출결과가 나타났다. 정확하게 PVC를 검출한 경우와 203번 레코드와 같이 PVC를 잘못 판별한 경우를 그림 6에 각각 나타내었다. 그림의 상단은 MIT-BIH annotation 파일을 통해 검출된 결과를 나타내며, 하단은 제안된 알고리즘을 통해 검출된 결과를 나타낸다. 특히 203번 레코드의 경우 현저히 낮은 검출결과를 가져왔다. 그 이유는 잡음과 베이스라인 변동의 영향으로 신호의 폭간격 측정이 잘못되었던 것으로 보인다. 사용된 MIT-BIH 전체 심전도 데이터에 대한 알고리즘의 R파 및 PVC 검출결과를 표 3에 나타내었다.

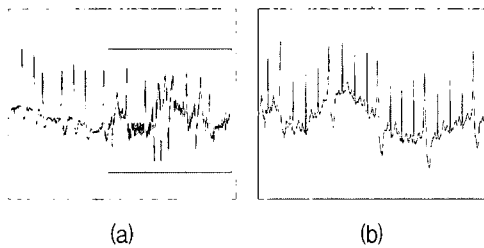


그림 5. R파 검출 결과
 (a) R파 검출 에러 (b) R파 검출
 Fig. 5 Detection result of R wave
 (a) R wave Detection error (b) R wave Detection

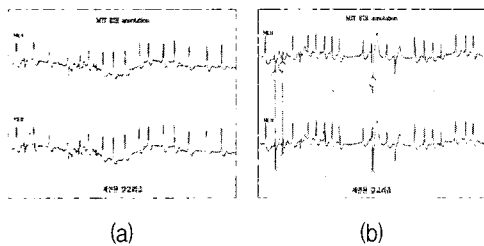


그림 6. PVC 검출 결과
 (a) PVC 검출 (b) PVC 검출 에러
 Fig. 6 Detection result of PVC (a) PVC wave Detection (b) PVC wave Detection error

표 3. MIT-BIH에 대한 QRS 및 PVC 검출 결과
 Table. 3 Detection result of QRS and PVC for the MIT-BIH (TP: True Positive)

MIT-BIH	QRS detection			PVC detection		
	TP	FN	FP	TP	FN	FP
100	1901	1	0	1	0	0
101	1523	0	2	0	0	2
102	1820	1	0	3	0	0
103	1728	1	0	0	0	0
104	1856	1	2	0	1	2
105	2153	2	42	18	11	38
106	1694	2	0	455	5	1
107	1783	1	0	49	8	0
108	1475	5	71	4	9	11
109	2098	1	0	28	4	0
111	1775	1	0	1	0	4
112	2110	1	0	0	0	0
113	1505	1	0	0	0	0
114	1602	2	2	30	0	5
115	1636	1	0	0	0	0
116	1996	21	4	97	1	2
117	1283	1	0	0	0	0
118	1916	0	0	11	2	0
119	1660	1	0	364	0	0
121	1558	2	0	1	0	0
122	2053	1	0	0	0	0
123	1266	3	0	0	3	0
124	1365	2	0	33	14	0
200	2164	4	1	669	31	2
201	1479	42	0	196	2	41
202	1866	5	0	13	2	12
203	2449	32	19	253	120	32
205	2199	2	0	62	3	0
207	1591	1	2	93	16	3
208	2415	22	5	803	21	2
209	2518	1	1	0	1	5
210	2184	20	3	140	25	5
212	2284	1	0	0	0	0
213	2697	3	0	184	11	3
214	1877	1	1	200	12	0
215	2794	1	0	128	3	1
217	1841	4	1	119	21	0
219	1772	1	0	45	6	0

2) 샘플률에 따른 성능

제안된 알고리즘의 성능을 시험하기 위해 각기 다른 샘플률에 대해 비트 검출과 분류 성능을 MIT/BIH 데이터베이스에 적용해 보았다. 실제 구현된 알고리즘의 비트 검출을 위한 기준 샘플률은 200 samples/s이며, 분류를 위한 샘플률은 100 samples/s이다. 샘플률에 따른 성능은 처리 시간과 직결되는 부분이므로 이는 분류성능에 영향을 끼치지 않는 최적의 샘플률을 정하기 위함이다. 기준 샘플률은 200, 250, 300 으로 정하였으며, 기준 샘플률의 50%인 분류 샘플률은 100, 125, 150에 대하여 각각 실험하였다. 표 4에서와 같이 샘플률에 따른 비트 검출 및 분류 성능의 차이는 크게 변하지 않으며, QRS 검출 및 분류 성능을 위한 최적 샘플률은 200이라는 것을 확인할 수 있다. 이는 실험을 통해 얻은 수치이며, 하드웨어 구현을 위해서는 프로세서의 성능에 맞는 샘플률의 선택이 중요하다고 생각된다.

표 4. 샘플률에 따른 비트 검출 및 분류성능
Table. 4 Beat detection and classification performance by the sample rate

기준 샘플률	분류 샘플률	QRS Sensitivity	QRS Positive Predictivity	PVC Sensitivity	PVC Positive Predictivity
200	100	0.9975	0.9981	0.9371	0.9664
250	125	0.9974	0.9981	0.9359	0.9597
300	150	0.9974	0.9979	0.9303	0.9665

V. 결론

본 논문에서는 PVC를 판단하기 위해 QRS 검출을 통한 QRS 폭, R-R 간격, QRS 형태 변수를 이용하는 알고리즘을 구현하여 MIT-BIH 부정맥 데이터베이스에 적용한 결과 R파의 sensitivity는 99.74%, positive predictivity는 99.81%, PVC의 sensitivity는 93.91%, positive predictivity는 96.48%의 검출 결과를 나타내었다. 실험결과를 통해 본 연구에서 제안한 알고리즘은 ECG의 R파 및 PVC를 효과적으로 검출하는데 사용될 수 있을 것이다. 본 논문에서 제안한 방법은 복잡한 신호 처리를 필요로 하지 않기 때문에 헬스케어 시스템에서 사용하는 저가형 소형 단말기 내에서 QRS를 실시간

으로 분류하는 데에 활용이 가능하리라 기대된다. 하지만 PVC 검출의 경우 몇 개의 레코드에서 낮은 검출률이 나타났는데 그 이유는 R파 검출은 전처리된 신호에서 알고리즘을 수행하였지만 PVC 검출은 원신호에서 수행하였기 때문이다. 이에 따라 신호의 폭간격 측정시 파형에 따라 베이스라인이 변동되어 이를 기준으로 선정된 기준전압에서 정확한 신호의 폭간격이 측정되지 않았다. PVC 검출을 위한 특징들은 R점을 기준으로 추출된 것이므로 검출 성능을 향상시키기 위해서는 정확한 R점 검출이 필요하고, 더 적은 수의 특징들을 이용한 알고리즘에 대한 연구가 필요하다. 심질환 진단 알고리즘에 대한 많은 연구가 국내에서 진행되어 왔지만, 진단 결과의 정확성이 떨어져 외국에서 개발한 진단 알고리즘을 사용하고 있는 실정이다. 특히 심장 질환자들에 대한 전문의의 해석을 정리 보관한 데이터베이스의 부재를 들 수 있다. 따라서 국내에 적합한 부정맥 검출 알고리즘을 정착시키기 위해서는 심장전문의와의 협력과 임상 데이터를 통한 DB 개발과 이를 통한 진단 알고리즘의 정착이 필요하다.

참고문헌

[1] S. F.Wung and B. Drew, "Comparison of 18-lead ECG and selected body surface potential mapping leads in determining maximally deviated ST lead and efficacy in detecting acute myocardial ischemia during coronary occlusion," J. Electrocardiol., vol. 32, pp. 30-37, 1999.

[2] S. Sangwatanaroj, S. Prechawat, B. Sunsaneewitayakul, S. Sitthisook, P. Tosukhowong, and K. Tungsanga, "New electrocardiographic leads and the procainamide test for the detection of the Brugada sign in sudden unexplained death syndrome survivors and their relatives," Eur. Heart J., vol. 22, no. 24, pp. 2290-2296, 2001.

[3] Awdah Al-Hazimi, Nabil Al-Ama, Ahmad Syiamic, Reem Qosti, and Khidir Abdel-Galil, "Time domain analysis of heart rate variability in diabetic patients with and without autonomic neuropathy," Annals of Saudi Medicine, 22 (5-6), 2002, pp. 400-402.

[4] Beuchee A, Pladys P, Senhadji L, Betremieux P, Carre F. "Beat-to-beat blood pressure variability and patent ductus arteriosus in ventilated, premature infants", *Pflugers Arch*, 2003, 446:154-160.

[5] Y. Wang, Y.S. Zhu, N.V. Thakor, and Y.H. Xu, "A Short-Time Multifractal Approach for Arrhythmia Detection Based on Fuzzy Neural Network", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 48 (9), pp. 989-995, 2001.

[6] A.D. Coast, R. M. Stern, G.G. Cano, and S. A. Briller, "An approach to cardiac arrhythmia analysis using hidden Markov models", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 37, pp. 826-835, 1990.

[7] Thong, T., J. McNames, M. Aboy, B. Goldstein, "Prediction of paroxysmal atrial fibrillation by analysis of atrial premature complexes", *IEEE Trans. On Biomed. Eng.*, 51(4), pp. 561-569, 2004.

[8] Takayanagi T, et al.: Distribution patterns of bigeminy- and trigeminy discriminate two types of ventricular parasystole

[9] Takayanagi T, Kamishirado H, Iwasaki Y, Fujito T, Sakai Y, Inoue T, Hayashi T, Morooka S: Cyclic bursts of ventricular premature contractions of more than one minute intervals. *Jpn Heart J* 1999; 40:135-144.

[10] Throne, R., J. Windle, R. Easley and D. Wilber; "Scatter Diagram Analysis: A New Technique for Discriminating Ventricular Tachyarrhythmias", *PACE*, vol. 17, 1267-1275, 1994.

[11] Goovaerts H.G. et al.- A Digital QRS Detector Based on the Principle of Contour Limiting, *IEEE trans. BME*. March. 1976.

[12] Okada M.- A Digital Filter for the QRS Complex Detection, *IEEE, TBME*, Vol. 26, No 12, Dec. 1979.

[13] Pan J. and J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 32, 230-236, 1985

[14] S. Gaitanidou, S. Rokas, C. Pamboucas, D. Actipis, S. Chatzidou, J. Darsinos, S. Stamatelopoulos, and S. Mouloupoulos, "The RR interval distribution pattern as a predictive factor of the outcome of atrioventricular conduction modification in patients with atrial fibrillation," *J. Amer. Coll. Cardiol.*, vol. 31, no. 2, pp.

333A-334A, Feb. 1998.

[15] P. de Chazal and R. Reilly. A patient-adapting heartbeat classifier using ecg morphology and heartbeat interval features. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 53(12): 2535-2543, 2006.

저자소개



전홍규(Hong-Kyu Jeon)

2008.09 ~ 현재 부산대학교
바이오정보전자
석사과정

※ 관심분야: 마이크로 프로세서, 생체신호 측정

조익성(Ik-Sung Cho)

한국해양정보통신학회논문지
제 13권 3호 참조

권혁승(Hyeog-Soong Kwon)

한국해양정보통신학회논문지
제 13권 3호 참조