

## 웨어러블 헬스케어 위한 실시간 QRS 검출 알고리즘 비교

문종민\*, 이상엽\*, 황현진\*, 조하경\*\*, 황수정\*\*, 송지현\*\*, 김동준\*\*\*, 이정환\*  
 건국대학교 글로벌캠퍼스 ICT 융합공학부\*, 비와이엔 블랙야크 R&D팀\*\*, 청주대학교 전자공학부\*\*\*

### Comparison of real-time QRS detection algorithms for wearable healthcare

Jong-Min Moon\*, Sang-Yeob Lee\*, Hyun-Jin Hwang\*, Ha-kyung Cho\*\*, Su-jung Hwang\*\*, Jee-hyun Song\*\*, Dong-Jun Kim\*\*\*, Jeong-Whan Lee\*

Dept. of ICT Convergence Engineering of Konkuk Univ.\*, R&D team BYN BLACKYAK Co.\*\*  
 , Dept. of electronic of Cheongju Univ.\*\*\*

**Abstract** - 디지털 기술과 의료기술의 발전에 따라 치료중심의 의료 서비스에서 질병 예방과 건강증진에 중점을 둔 서비스로 변화하고 있다. 이에 따라 사람의 심박, 혈압, 혈당, 등의 건강 지표를 병원에서만 아니라 일상생활에서도 수시로 체크할 수 있는 웨어러블 헬스케어에 대한 연구가 관심이 증가하고 있다. 본 논문에서는 웨어러블 헬스케어에서 ECG 신호를 활용하기 위해 MIT-BIH Arrhythmia Database의 데이터를 검증용 데이터로 사용하여 QRS를 검출하기 위한 알고리즘들의 성능을 비교하였다. 그 결과 실험에 사용한 알고리즘 모두 양성예측도(Positive Predictivity)는 0.99 이상 민감도(Sensitivity)는 0.97 이상의 성능을 보였다. 그중에서도 이전 QRS 검출 결과를 학습하여 이후의 QRS 검출에 사용하는 SWT와 XQRS의 경우 Pan-Tompkins 알고리즘보다 더 높은 성능을 보였다. 하지만 큰 변화가 있는 신호를 포함한 데이터에서는 QRS 검출이 어려운 모습을 보여주었다. 따라서 이후 웨어러블 헬스케어에서 이러한 변화에서도 QRS를 검출할 수 있도록 신호의 전처리 방법이나 QRS 검출 알고리즘에 관한 연구가 필요하다.

## 1. 서 론

디지털 기술과 의료기술의 발전에 따라 치료중심의 의료 서비스에서 질병 예방과 건강증진에 중점을 둔 서비스로 변화하고 있다. 이에 따라 사람의 심박, 혈압, 혈당, 등의 건강 지표를 병원에서만 아니라 일상생활에서도 수시로 체크할 수 있는 사물인터넷(IoT, Internet of Things)과 생체 신호 측 모니터링, 빅데이터, 등을 활용한 웨어러블 헬스케어에 대한 연구가 많이 진행되고 있다.[1]

여러 가지 건강 지표가 있지만 2019년 WHO(세계보건기구)에서 발표한 사망원인 1위가 심혈관 질환인 만큼 ECG 신호에 관한 연구가 오래전부터 진행됐다. 그중에서도 ECG 신호에서 심박동 수, 부정맥, 심근경색, 등을 진단하는 데 도움을 주는 QRS complex, R-peak를 검출하는 알고리즘에 관한 연구가 많이 진행되어왔다.[2] 본 논문에서는 웨어러블 헬스케어에서 ECG 신호를 활용하기 위해 기존에 ECG 신호에서 QRS-Complex를 검출하기 위한 알고리즘들의 성능을 비교하였다.

## 2. 본 론

### 2.1 ECG(Electrocardiogram) Signal

ECG(Electrocardiogram) 신호는 심장의 전기활성도(electrical activity)를 측정된 신호이다. 크게 심방근의 탈분극(depolarization)으로 발생하는 P파, 심실근의 탈분극으로 발생하는 QRS complex, 심실근의 재분극(repolarization)으로 발생하는 T 파로 이루어져 있다. 그중에서도 QRS complex는 가장 진폭이 큰 R-peak를 포함하고 있고, 심박동 수, 부정맥, 심근경색증, 등을 판단하는 데 도움을 주는 만큼 중요한 신호이다.

### 2.2 QRS Detection Algorithm

QRS complex를 통해 여러 가지 신체 정보를 알 수 있는 만큼 이를 자동으로 검출하기 위한 연구가 오랫동안 진행되었다. ECG 신호에서 파형의 기울기를 활용한 방식, Wavelet을 활용한 방식, 등이 있는데 본 논문에서는 가장 대표적으로 많이 사용되는 알고리즘들인 'Pan-Tompkins', 'SWT', 'XQRS'를 사용하였다.

#### 2.2.1 Pan and Tompkins Algorithm

Pan-Tompkins 알고리즘[3]은 ECG의 QRS를 검출하는 대표적인 알고리즘 중 하나이다. Pan-Tompkins 알고리즘은 ECG 신호를 Band-pass filter로 필터링을 해주고, 그 뒤 미분(differentiator), 제곱(squaring), moving window integration을 거쳐 마지막으로 임계값을 적용하여 QRS의 위치를 검출한다.

#### 2.2.2 Stationary Wavelet Transform Algorithm

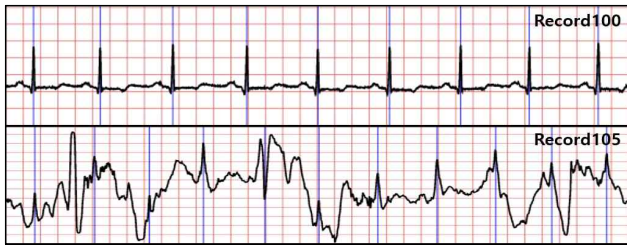
SWT(Stationary Wavelet Transform) 알고리즘[4]은 wavelet을 활용한 알고리즘이다. SWT 알고리즘은 신호를 80Hz로 리샘플링한 다음 2-level SWT를 신호에 적용한다. 다음으로 제곱과 Moving window averaging을 거쳐 QRS의 위치를 검출한다. SWT 알고리즘은 ECG 신호의 처음 10초를 QRS 검출 임계값과 같은 초기값 설정을 위한 학습에 사용하고, 그 이후에는 3초마다 이전에 검출된 QRS의 정보를 기준으로 임계값을 얻고 활용하여 다음 신호를 분석한다. 이런 식으로 이전에 검출된 QRS의 정보를 기준으로 다음 신호에서 QRS를 검출하는 데 사용하거나 놓친 QRS가 있는지 찾도록 하여 QRS 검출의 정확도를 높였다.

#### 2.2.3 XQRS Algorithm

XQRS 알고리즘[5]은 ECG 신호를 대역통과 필터를 사용해 필터링하고 ricker(maxican hat)웨이블렛을 사용한 moving wave integration을 거친 신호의 제곱을 저장한다. 이후 이전에 검출된 QRS의 정보를 기준으로 매개변수를 학습하여 이후 신호들에서 QRS를 검출하거나, 기본 매개변수로 임계값을 설정해 QRS를 검출한다.

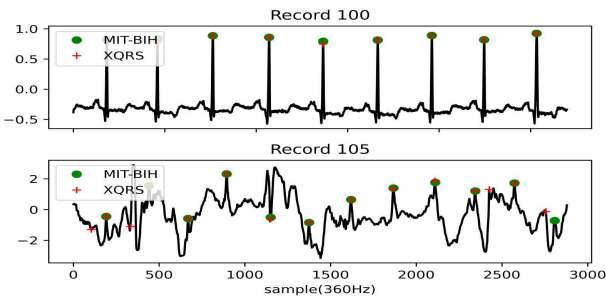
### 2.3 실험

본 실험에서는 기존 데이터로 MIT-BIH Arrhythmia Database[6]를 사용하였다. MIT-BIH Arrhythmia Database는 47명의 환자에게 얻은 30분의 ECG 신호의 데이터를 저장하고 2명 이상의 심장 전문의들이 각 기록에 주석을 달아놓은 데이터로 QRS 검출 알고리즘의 성능을 검증하는 데 많이 사용되는 데이터베이스이다. <그림 1>은 검증에 사용한 데이터 중 Record 100과 105의 일부분이다. 신호에서 파란색 선으로 표시된 부분이 심장 전문의가 R-peak지점을 주석으로 남긴 위치이다. Record 105는 전체 신호 중 일부분에 그림과 같이 신호의 변화가 큰 부분이 포함된 데이터이다. 이러한 검증된 데이터들에 알고리즘들을 사용하여 성능을 비교하였다.



〈그림 1〉 MIT-BIH Arrhythmia Database

〈그림 2〉는 적용시킨 알고리즘 중 XQRS 알고리즘의 QRS 검출 결과의 일부이다. Record 100 데이터는 MIT-BIH에서 주석 처리된 지점을 모두 다 검출해내었다. 하지만 Record 105 데이터는 MIT-BIH에서 주석 처리된 지점을 거의 다 검출하지는 했지만 검출하지 못한 부분도 있고, 없는 곳에 QRS가 있다고 표시한 곳도 있다.



〈그림 2〉 XQRS Algorithm result

〈표 1〉은 각각의 MIT-BIH 데이터에 기록된 QRS 개수를 기준으로 알고리즘들이 검출한 QRS의 결과이다. 3가지 알고리즘 중에서는 SWT와 XQRS 알고리즘이 Pan-Tomkins 알고리즘보다 TP(True Positive)가 높게 나타났고, FN(False Negative)과 FP(False Positive)는 적게 나타났다. 그리고 모든 알고리즘이 Record 105 데이터에서 다른 데이터에 비해 FN과 FP 값이 높게 나타났다.

〈표 1〉 QRS Detection Result (TP, FN, FP)

	Record No.	100	101	103	105	111	Sum
	Annotated beats	2,273	1,873	2,091	2,690	2,132	11,059
Pan - Tomkins	TP	2,252	1,840	2,065	2,527	2,094	10,778
	FN	21	33	26	163	38	281
	FP	3	9	4	62	20	98
SWT	TP	2,271	1,864	2,082	2,551	2,121	10,889
	FN	2	9	8	139	11	169
	FP	0	1	1	27	4	33
XQRS	TP	2,273	1,865	2,082	2,569	2,123	10,912
	FN	0	8	8	121	9	146
	FP	0	3	0	33	0	36

〈표 2〉 Sensitivity, Positive Predictivity Result

	Record No.	100	101	103	105	111	Sum
Pan - Tomkins	Sensitivity	0.9908	0.9824	0.9876	0.9394	0.9822	0.9764
	Positive Predictivity	0.9987	0.9951	0.9981	0.9761	0.9905	0.9917
SWT	Sensitivity	0.9991	0.9952	0.9962	0.9483	0.9948	0.9867
	Positive Predictivity	1	0.9995	0.9995	0.9895	0.9981	0.9973
XQRS	Sensitivity	1	0.9957	0.9962	0.955	0.9958	0.9885
	Positive Predictivity	1	0.9984	1	0.9873	1	0.9971

〈표 2〉는 〈표 1〉에서 측정된 데이터로 식(1)과 식(2)에 따라 민감도(Sensitivity)와 양성예측도(Positive Predictivity)를 계산한 것이다.

$$Sensitivity = TP / (TP + FN) \quad \text{식(1)}$$

$$Positive Predictivity = TP / (TP + FP) \quad \text{식(2)}$$

결과를 보면 Positive Predictivity는 3가지 알고리즘 모두 평균 0.9917, 0.9973, 0.9971로 0.99 이상의 성능을 보여주었지만, Sensitivity는 SWT와 XQRS 알고리즘이 각각 0.9867과 0.9885로 0.9764인 Pan-Tomkins 알고리즘보다 더 높은 수치를 보여주었다.

### 3. 결론

본 논문에서는 웨어러블 헬스케어 연구와 관련하여 현재 사용되는 ECG 신호의 QRS 검출 알고리즘의 성능을 검증하고 비교하였다. 실험에 사용한 알고리즘 모두 Positive Predictivity는 0.99 이상 Sensitivity는 0.97 이상의 성능을 보였다. 그중에서도 이전 QRS 검출 결과를 학습하여 이후의 QRS 검출에 사용하는 SWT와 XQRS의 경우 Pan-Tomkins 알고리즘보다 더 높은 성능을 보였다. 하지만 〈그림 1〉의 Record 105의 신호 일부와 같이 큰 변화를 포함하는 신호의 경우 3가지 알고리즘 모두 QRS 검출에 어려움이 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 따라서 이후 웨어러블 헬스케어에서 이러한 변화에서도 QRS를 검출할 수 있도록 신호의 전처리 방법이나 QRS 검출 알고리즘에 관한 연구가 필요하다.

#### 감사의 글

본 연구는 해양경찰청 현장맞춤형 연구개발(오션랩)(20016397, K\_G012001639701)의 재원으로 지원을 받아 수행된 연구입니다.

#### 참고 문헌

- [1] M. Bansal and B. Gandhi, "IoT & Big Data in Smart Healthcare (ECG Monitoring)," 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon), 2019, pp. 390-396, doi: 10.1109/COMITCon.2019.8862197.
- [2] Kaur, Amandeep, Alpana Agarwal, Ravinder Agarwal, and Dr. Sanjay Kumar. "A Novel Approach to ECG R-Peak Detection." Arabian Journal for Science and Engineering 44 (October 19, 2018). <https://doi.org/10.1007/s13369-018-3557-8>.
- [3] Pan, Jiapu, and Willis J. Tompkins. "A Real-Time QRS Detection Algorithm." IEEE Transactions on Biomedical Engineering BME-32, no. 3 (March 1985): 230 - 36. <https://doi.org/10.1109/TBME.1985.325532>.
- [4] V. Kalidas and L. Tamil, "Real-time QRS detector using Stationary Wavelet Transform for Automated ECG Analysis," 2017 IEEE 17th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE), 2017, pp. 457-461, doi: 10.1109/BIBE.2017.00-12.
- [5] Moody, G.B. WFDB Programmer's Guide.
- [6] 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). (PMID: 11446209)