

# 스마트워치 PPG 신호 기반 무호흡 감지 알고리즘

김하정, 문정윤, 김지민, 유재현\*

성신여자대학교 AI 융합학부 학부생

\*성신여자대학교 AI 융합학부 교수

20221346@sungshin.ac.kr, 20221356@sungshin.ac.kr,  
20231342@sungshin.ac.kr, \*jhyoo@sungshin.ac.kr

## An Apnea Detection Algorithm Using Smartwatch PPG Signals

Kim Ha Jeong, Moon Jung Yoon, Kim Ji Min, Yoo Jae Hyun\*  
School of AI Convergence, Sungshin Women's University

### 요약

본 논문은 웨어러블 디바이스를 통해 수집한 PPG 데이터를 기반으로 위급 상황에 처한 사람의 무호흡 상태를 판별하는 AI 기술 개발을 목표로 한다. 스마트 위치로 수집한 PPG IR 신호에서 맥파 강도와 심박 변동성과 관련된 여러 지표를 산출하고 그 중 유의미한 두 가지 지표를 선정하여 머신러닝 기반 분류 모델을 학습하였다. 11 명의 성인을 대상으로 무호흡 감지 실험을 통해 테스트한 결과, 91.4%의 정확도로 안정 상태와 무호흡 상태를 효과적으로 분류할 수 있음을 검증하였다.

### I. 서론

생명을 위협하는 응급 상황에서 골든 타임을 확보하는 것은 구조 성공 여부를 좌우하는 핵심 요소이다. 특히 무호흡 상태는 혈액 내 산소 공급을 차단하며, 수 분 내에 뇌손상이나 심정지로 이어질 수 있다.

PPG 신호는 웨어러블 디바이스에서 손쉽게 수집할 수 있으므로 실시간 구조 현장에 적용하기에 적합하다. 그 중 IR 파장은 혈류 변화를 안정적으로 반영하므로 무호흡 상태에서 나타나는 생리적 변화를 탐지하는 데 적합하다.[1]

본 연구에서는 웨어러블 기기에서 수집한 PPG 신호를 활용하여 안정 상태와 무호흡 상태를 효과적으로 구분하는 알고리즘을 제안한다. 숨 참기 실험을 통한 데이터를 기반으로 혈류 변화를 반영하는 PI(Perfusion Index, 관류지수)와 RMSSD (Root Mean Square of Successive Differences, 심박 간격 차 제곱의 평균 제곱근)지표를 산출하고 로지스틱 회귀 분류기를 학습하여 심박 신호만으로 무호흡 상태를 탐지하고자 한다.

### II. 본론

#### 2.1 데이터 전처리

본 연구에서는 실험을 활용해 PPG 데이터를 수집하였다. 무호흡 상태를 묘사하기 위해 피험자에게 일정 시간 숨 참기 실험을 수행하게 하고 안정 구간과 숨 참기 구간을 각각 기록하였다. 수집된 PPG 신호는 피험자별로 통합한 후 12 초 단위로 청크화하였다.

신호의 장기적인 추세 성분을 제거하기 위해 이동 평균 기반의 DC 성분 제거를 적용하였다. 이어서 PPG 센서는 외부 환경이나 움직임에 민감하므로 0.5~8Hz

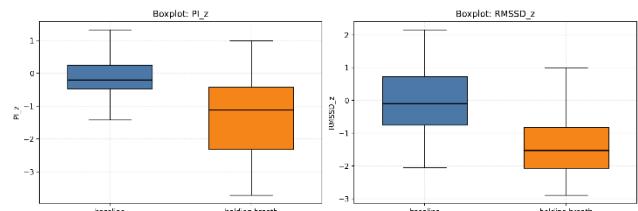
대역 통과 필터 (Band-pass filter)를 적용하여 노이즈를 제거하고 주요 심박 성분만을 남겼다. 이후 HeartPy 피크 탐지를 통해 실질적 피크 수가 30bpm 이상이고 심박수가 정상 범위에 해당하는 경우를 유효 청크로 간주하였다.

#### 2.2 피쳐 추출

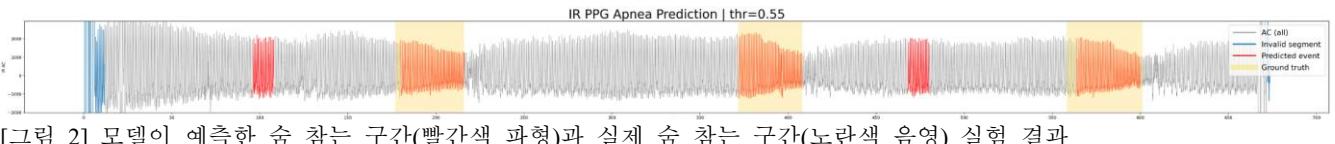
전처리를 마친 PPG 신호로부터 다양한 생리학적 지표를 산출하여 안정 구간과 무호흡 구간의 차이를 검토하였다. 초기에는 맥파 특성과 관련된 과형 지표(PI, peak amplitude, dPPG slope, pulse width)와 심박 변동성 지표(RMSSD, SDNN)를 계산하였다. 각 지표에 대해 baseline 과 무호흡 조건 간 분포를 박스 플롯으로 시각화하고 t-검정을 통해 통계적 차이를 검증하였다.

분석 결과, 일부 지표는 조건 간 차이가 미약하거나 일관성이 부족했으나 그럼 1 과 같이 PI 와 RMSSD 는 두 집단 간에서 차이를 보였고 통계적으로도 유의미한 결과( $p<0.05$ )를 나타냈다.

PI 와 RMSSD 는 안정 상태와 무호흡 상태를 구분할 수 있는 핵심적인 특징으로 활용될 수 있으며, 이후 단계의 머신러닝 모델 학습에 입력 피쳐로 사용하였다.



[그림 1] 안정(baseline) 라벨과 숨 참기(holding breath) 라벨의 PI(Perfusion Index)와 RMSSD(Root Mean Square of Successive Differences) 비교



[그림 2] 모델이 예측한 숨 참는 구간(빨간색 파형)과 실제 숨 참는 구간(노란색 음영) 실험 결과

### 2.3 모델 학습: Logistic Regression Classifier

피험자별 PPG 신호는 개인의 생리적 특성에 따라 값의 분포가 크게 달라 단순 비교만으로는 무호흡 여부를 안정적으로 구분하기 어렵다.[2] 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 각 피험자의 안정 구간을 기준으로 평균과 표준편차를 구하고, 이를 이용해 이후 구간의 데이터를 z-score 정규화하였다. 정규화는 다음과 같이 정의된다.

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

이 과정을 통해 개인 간 절대값 차이를 제거하고, 상태 변화에 따른 상대적 패턴만을 강조할 수 있었다.

정규화된 피처(PI, RMSSD)는 로지스틱 회귀모델의 입력으로 사용되었다. 로지스틱 회귀는 단순하면서도 해석이 용이하며 종속 변수가 이분형인 다양한 분류 문제에 활용될 수 있다.[3]

모델의 일반화 성능 검증을 위해 Group K-Fold (K=5) 교차검증을 수행하였다. 로지스틱 회귀 모델의 출력은 시그모이드 함수를 통해 0 과 1 사이의 확률로 표현되며 일반적으로는 이 확률이 0.5 이상이면 양성(무호흡), 미만이면 음성(안정)으로 분류한다. 그러나 본 연구에서는 검증 데이터에서 F1-score 가 최대화되는 지점을 탐색하여 임계값 0.55 를 최종 분류 기준으로 설정하였다. 이를 통해 데이터 특성에 더 적합한 분류 성능을 확보할 수 있었다.

### 2.4 실험 결과

본 연구에서는 웨어러블 스마트워치의 PPG IR 센서를 활용하여 신호를 수집하였다. 데이터는 100 Hz 주파수로 측정되었으며 분석 과정에서는 이를 12 초 단위 청크로 분할하여 처리하였다.

실험은 11 명의 성인을 대상으로 누운 상태에서 진행되었다. 먼저 약 3 분간 안정 구간을 기록한 뒤, 총 3 회에 걸쳐 숨 참기 과제를 수행하도록 하였으며 각 숨 참기 사이에는 약 1 분의 안정 구간을 두어 신체 회복 시간을 확보하였다.

실험 설계의 특성상 피험자가 숨을 참는 구간은 30 초에서 50 초 내외로 제한적이지만 안정 상태 구간은 상대적으로 장시간 확보되기 때문에 안정 데이터를 부분적으로 언더샘플링하여 클래스 균형을 맞추었다. 최종적으로 12 초 길이의 청크 188 개를 구성하였으며 이는 안정 94 개(50%), 무호흡 94 개(50%)로 균등하게 분포된다.

수집된 데이터는 개인차를 보정하기 위해 z-score 정규화를 수행한 이후, 분할하여 70%는 모델 학습에 활용하고 나머지 30%는 평가에 활용하였다.

최종 학습된 로지스틱 회귀 모델을 이용하여 안정 상태와 무호흡 상태를 구분하는 성능을 검증하였다. 그림 2 와 같이 모델의 예측 결과를 실제 숨 참기 라벨과 시간 축에 걸쳐 비교한 결과, 모델이 PPG 신호의 변화를 효과적으로 포착하여 무호흡 구간과 대체로 일치하는 예측을 생성함을 확인하였다.

본 연구에서는 무호흡 상태를 Positive, 안정 상태를 Negative 으로 정의하여 정량적 평가를 수행했다. 그

결과 정확도 91.4%, 정밀도(precision) 87.5%, 재현율(recall) 96.6%, F1-score 91.8%의 성능을 보였다.

응급 상황에서는 안정 상태를 무호흡으로 잘못 판단하는 경우보다 무호흡 상태를 안정으로 오인하여 구조가 지연되는 경우가 훨씬 더 치명적이다. 따라서 본 연구에서 제안한 모델이 96.6%의 높은 재현율을 보였다는 것은 위급 상황에서 실질적인 활용 가치를 지닌다.

### III. 결론

본 연구에서는 웨어러블 디바이스의 PPG 신호를 활용하여 위급 상황에 처한 사람의 무호흡 상태를 판별하는 알고리즘을 제안하였다. 숨 참기 실험으로 수집된 데이터를 기반으로 안정 구간에서 산출한 평균과 표준편차를 이용한 z-score 정규화와 PI, RMSSD 피처를 활용하여 로지스틱 회귀 모델을 학습하였다.

그 결과, 모델은 실제 숨참기 구간과 높은 일치도를 가진 예측을 생성하며 무호흡 상태를 효과적으로 탐지할 수 있었다. 이는 응급 상황에서 골든 타임을 확보하기 위한 감지 기술로서 활용 가능성을 시사한다.

향후에는 더 다양한 피험자와 환경에서 데이터를 수집하여 알고리즘의 일반화 성능을 검증할 예정이다. 또 로지스틱 회귀를 넘어 딥러닝 기반 모델을 적용하여 더 복잡한 패턴을 학습하고 성능을 개선하고자 한다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 경찰청이 지원한 '사회적 약자 보호 강화 기술 개발([www.kipot.or.kr](http://www.kipot.or.kr))'의 지원을 받아 수행된 연구결과입니다.

[과제명: 저전력 복합측위, 근접탐색 기술 기반 범죄피해 안전조치 대상자 위치추적 통합판제 플랫폼 개발/과제번호:

RS-2023-00236101]

### 참 고 문 헌

- [1] S. Yoon, "A study on sleep apnea system using the accelerometer and PPG sensor," M.S. thesis, Dept. of Electrical and Electronic Engineering (Control & Signal Processing), Dankook Univ., Yongin, Republic of Korea, 2017.
- [2] S. Kim and Y. Lee, "Individual verification method by PPG measurement", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, vol.12, no.11, pp.2057-2061, 2008.
- [3] B. Hwang, "Comparison of model selection methods in logistic regression classification," M.S. thesis, Dept. of Statistics, Univ. of Seoul, Seoul, Republic of Korea, 2023.