

## Hybrid Heart Rate Measurement Combining Deep Learning PPG Classification and Peak Detection

Sejong Lee\*, Young-Bok Cho\*\*

\*Assistant Professor, School of Computer Science and Engineering, Yeungnam University, Gyeongsan, Korea

\*\*Associate Professor, Department of Computer Education, Gyeongsang National University, Andong, Korea

### [Abstract]

The recent popularization of wearable devices such as smartwatches has enabled users to monitor various biometric data, such as heart rate and oxygen saturation, in real time. However, existing commercial devices have limitations such as low measurement accuracy, errors occurring under certain conditions, and difficulty in clearly identifying error areas. Therefore, in this study, we developed a highly accurate biometric signal measurement device based on a PPG sensor to improve these issues. Deep learning was used to classify PPG signals, and a signal processing algorithm was applied to calculate heart rate. Experimental results showed that the deep learning prediction accuracy was 97.46%, and the heart rate measurements showed similar trends to those of commercial wearable devices, confirming high reliability.

▶ **Key words:** Artificial Intelligence, Personal Information Protection, Biosignals, Heart rate, Pulse-peak detection

### [요 약]

현재 최근 스마트워치 등 웨어러블 기기의 대중화로 사용자는 심박수, 산소포화도 등 다양한 생체 정보를 실시간으로 확인할 수 있게 되었다. 그러나 기존 상용 기기는 측정 정확도가 낮고 특정 조건에서 오류가 발생하며, 오류 구간을 명확히 식별하지 못하는 한계가 있다. 따라서 본 연구에서는 이러한 문제를 개선하기 위해 PPG 센서를 기반으로 한 정확도가 높은 생체 신호 측정 장치를 개발하였다. PPG 신호의 구분에는 딥러닝을 활용하고, 심박수 측정에는 알고리즘 기반 방식을 적용하였다. 실험 결과, 딥러닝 예측 정확도는 97.46%에 달했으며, 심박수 측정치는 상용 웨어러블 기기와 유사한 경향을 보여 높은 신뢰성을 확인할 수 있었다.

▶ **주제어:** 인공지능, 프라이버시, 개인정보보호, 생체신호, 심박수, 펄스 피크 검출

• First Author: Sejong Lee, Corresponding Author: Young-Bok Cho  
\*Sejong Lee (kingsaejong@yu.ac.kr), School of Computer Science and Engineering, Yeungnam University  
\*\*Young-Bok Cho (ybcho@gknu.ac.kr), Department of Computer Education, Gyeongsang National University  
• Received: 2025. 09. 23, Revised: 2025. 10. 22, Accepted: 2025. 10. 31.

## I. Introduction

최근 스마트워치와 같은 웨어러블 기기의 대중화로 사용자는 일상 속에서 심박수, 산소포화도 등 다양한 생체 정보를 손쉽게 확인할 수 있게 되었다. 정보통신정책연구원에 따르면 국내 웨어러블 기기 보급률은 꾸준히 증가하고 있으며, 특히 손목시계 형태의 제품이 주류를 이루면서 개인 건강 관리의 핵심 도구로 자리매김하고 있다[1]. 웨어러블 기기의 확산과 함께 운동 중 심박수 측정의 정확성에 대한 관심 또한 높아지고 있으며, 사용자는 강도 높은 신체 활동에서도 신뢰할 수 있는 생체 정보를 기대한다. 그러나 현재 상용화된 대부분의 웨어러블 기기는 PPG(Photoplethysmography) 신호를 기반으로 심박수를 측정하고 있으며, 이 신호는 혈류량 변화에 따른 빛의 흡수율 변화를 이용하는 장점이 있는 반면, 움직임, 땀, 센서 위치 변화 등 다양한 요인에 취약해 측정 정확도가 저하되는 한계가 존재한다[2,3]. 기존의 PPG 기반 심박수 측정 방식은 푸리에 변환이나 피크 검출 알고리즘을 활용하여 주기성을 분석하지만, 모션 아티팩트(motion artifact)와 개인 간 생리적 특성 차이로 인해 안정적인 심박수 측정이 어렵다는 문제가 있었다.

이러한 한계를 극복하기 위해 최근에는 PPG 신호 분석에 딥러닝을 적용하려는 연구가 활발히 진행되고 있다. 예를 들어 합성곱 신경망(CNN)을 활용해 연속적으로 획득한 PPG 신호를 1백박 단위로 분리한 뒤 이미지 형태로 변환하여 동잡음 여부를 분류하는 방식이 제안되었다[4]. 다만 웨어러블 기기는 실시간 처리가 필수적이므로 연산 복잡도가 높고 경량화가 어려운 딥러닝 모델만으로는 실용적 제약이 존재한다. 따라서 보다 정밀하면서도 효율적인 심박수 측정을 위해, 신호구간 분류에는 딥러닝을 적용하고, 정상으로 분류된 구간에 대해서만 전통적인 알고리즘으로 심박수를 계산하는 하이브리드 접근법이 필요하다[5].

이에 본 연구는 딥러닝의 복잡한 패턴 인식 능력과 알고리즘 기반 맥파 피크(pulse peak) 검출의 효율성을 결합한 하이브리드 심박수 측정 시스템을 개발하고, 그 효과와 실용적 가치를 검증하는 것을 목적으로 한다. 구체적으로는 1D CNN을 지능형 필터로 활용해 유효 신호 구간을 선별하고, 선별된 구간에 대해 진폭 변화량 기반 피크 검출 알고리즘을 적용하여 심박수를 계산하는 시스템을 제안한다. 본 연구는 이러한 접근을 통해 기존 PPG 기반 심박수 측정 방식의 한계를 보완하고, 웨어러블 환경에서 실시간 고신뢰 심박수 측정을 가능하게 하는 대안을 제시한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 PPG 신호와 심박

수 측정 관련 선행연구를 검토하고 3장에서는 제안하는 하이브리드 심박수 측정 시스템을 제안 한다. 4장에서는 실험 설계와 평가 결과를 제시하고 마지막으로 5장에서는 결론과 향후 과제를 논의한다.

## II. Preliminaries

### 1. Related works

광용적맥파(Photoplethysmography, PPG) 센서는 피부에 빛을 조사하고 투과되거나 반사된 빛의 세기 변화를 감지하여 혈액량 변화를 측정하는 장치로 LED와 광센서로 구성된다[6,7]. LED와 광센서가 서로 마주보는 구조는 투과형(transmission), 동일한 면에 배치되는 경우는 반사형(reflection)으로 구분한다. [그림 1]은 이러한 PPG 센서의 구조를 도식화한 예이다[8].

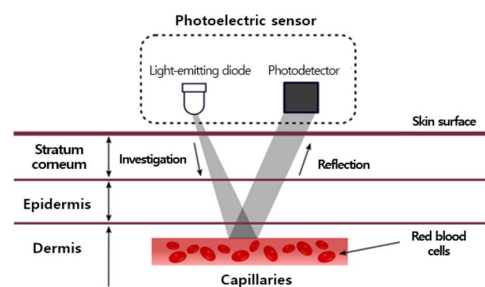


Fig. 1. Structure of the PPG sensor

PPG 센서는 구조가 단순하고 접촉이 간편해 웨어러블 기기에 널리 사용되지만, 착용 압력과 움직임에 민감하여 특히 손목 착용 시 격렬한 운동 중 부정확한 결과를 초래할 수 있는 한계가 있다. 한편, PPG 신호의 파형은 Foot (시작점), Systolic Peak(수축기 피크), Dicrotic Notch (이절흔), Diastolic Peak(이완기 피크), Upstroke Time, Downstroke Time 등의 특징점과 구간으로 구성되며 심박수 및 혈류 특성 파악에 활용된다.

전통적인 PPG 기반 심박수 측정은 주로 알고리즘에 의존한다. 예를 들어 PPG 데이터를  $x(t)$ 이라 할 때 2차 미분 기반 피크 검출 알고리즘을 통해 피크 간 간격을 계산하고 심박수를 산출하는 방식이 널리 사용되어 왔다[9]. 그러나 최근에는 인공지능 기술의 발전과 함께 딥러닝을 적용한 연구가 늘어나고 있다. 송석빈(2021)[8]은 PPG 신호의 노이즈를 제거하고 특징을 추출한 뒤, 이를 바탕으로 딥러닝 모델을 학습하여 심박수를 측정하는 방법을 제안하였다. [그림 2]의 모델 구조는 PPG와 ACC(가속도계,

accelerometer) 데이터를 입력으로 받아 CNN으로 국소적 특징을 추출하고, LSTM으로 시계열 의존성을 학습한 후 완전연결층(fully connected)과 Softmax를 거쳐 심박수를 추정하는 하이브리드(CNN-LSTM) 방식이다.

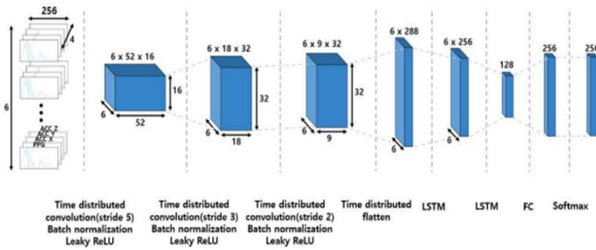


Fig. 2. Deep Learning-Based PPG Signal Pulse Estimation Model Structure

이 접근법은 운동 등 잡음이 많은 환경에서도 강건한 심박수 검출을 목표로 한다. 그러나 CNN과 LSTM을 결합한 복합 구조로 인해 연산 복잡도와 전력 소모가 커지고, 제한된 데이터셋에 기반한 학습으로 다양한 상황에서의 일반화 성능 확보에는 한계가 있다는 문제점을 갖는다.

### III. A hybrid heart rate measurement system using deep learning PPG classification and peak detection

본 연구에서는 딥러닝 기반 PPG 신호 분류와 피크 검출을 결합한 심박수 측정 시스템으로 획득한 PPG 신호를 상용 스마트워치의 측정 신호와 비교한다. [그림 3]은 PPG 센서의 동작 원리와 파형 특징을 나타낸다. 일반적으로 웨어러블 기기에서 LED가 피부에 광을 조사하면 포토디텍터(photodetector)가 투과나 반사 광량의 변화를 측정해 혈액량(특히 맥동성 동맥혈) 변화를 전기 신호로 변환한다. [그림 3]의 상단 도식은 피부 및 조직층, 정맥혈, 비맥동성 동맥혈, 맥동성 동맥혈의 층 구조를 보여주고, 하단 파형은 PPG 한 주기의 주요 특징점과 지표로 pulse onset(시작점), systolic peak(수축기 피크), dicrotic notch(이절흔), diastolic peak(이완기 피크), systolic/diastolic amplitude(수축기/이완기 진폭), systolic/diastolic width(수축기/이완기 구간 폭)을 나타낸 것이다. 본 연구에서는 제안 시스템과 스마트워치 간 측정값의 일치도와 오차를 실험으로 정량 평가를 수행한다.

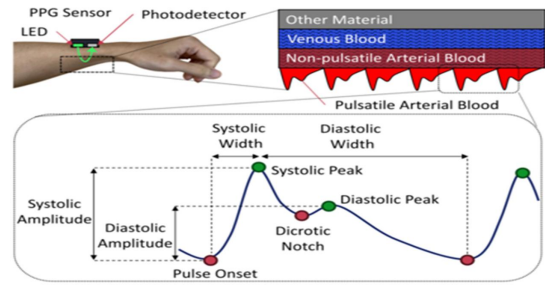


Fig. 3. PPG sensor operation principle and waveform characteristics

제안 시스템은 원시 신호에 대한 노이즈 제거와 기저선 보정 및 동작 보정 등 전처리와 심박수 추정에 유용한 특징 추출이 필요하다. 특히 움직임으로 인한 모션 아티팩트는 신호 품질을 저하시켜 정확도에 큰 영향을 미치므로, 필터 대역 선택이나 이상치 제거 또는 가속도 기반 보정 등 다양한 전처리 기법을 비교 및 최적화할 필요가 있다. 전처리된 데이터를 바탕으로 딥러닝 모델(1D-CNN)을 설계 및 학습해 신호 구간을 분류하고, 정상으로 판정된 구간에 한해 피크 검출 → IBI 산출 → BPM 계산을 수행한다. 다만 딥러닝 모델은 연산 복잡도가 높아 모바일이나 웨어러블과 같은 제한 자원 환경에서 실시간 처리에 제약이 따르기 때문에 정확도를 유지하면서도 연산량과 파라미터 수를 줄이는 경량화(프루닝, 양자화 등)와 스트리밍 추론 설계가 필요하다. 또한 실시간 환경에서 노이즈에 대한 강건성도 확보되어야 하고 경량화 과정에서는 성능 저하 가능성을 줄이기 위해, 활동 조건이나 착용 위치 또는 피부 특성 등 다양한 시나리오에서 재학습과 도메인 적응 및 임계값 튜닝을 병행해 일관된 정확도를 유지한다.

#### 3.1 System Overview

본 연구에서 PPG신호 측정 파이프라인은 PPG 센서 측정, 데이터 수집 및 전송 그리고 수신 데이터 저장 및 모델 학습 그리고 최종 시각화 단계로 구성된다.

- **PPG 센서 측정:** PPG 센서는 광학 방식으로 혈류량 변화를 감지한다. 센서의 발광부(LED)가 피부에 빛을 조사하고, 수광부가 투과/반사된 빛의 세기 변화를 측정해 맥파를 획득한다.
- **수집 및 전송:** Arduino Uno와 PC를 USB(UART 115,200 bps) 로 연결하여 센서 데이터를 전송하고, 샘플링 주파수 120 Hz(예)로 스트림을 수집한다.
- **저장 및 학습:** PC는 수신 데이터를 저장하고, Python/TensorFlow-Keras 환경에서 딥러닝 모델을 학습하며, 최종적으로 심박수 계산-시각화를 수행한다.

### 3.2 Data Labeling and Deep Learning Classification

센서에서 측정된 PPG 신호는 3개 클래스로 라벨링한다. [그림 4]은 원시신호의 라벨링 단계에서 PPG 신호를 3개 클래스(미착용 상태 - 정상 상태 - 노이즈 상태)로 구분한 결과를 보여준다.

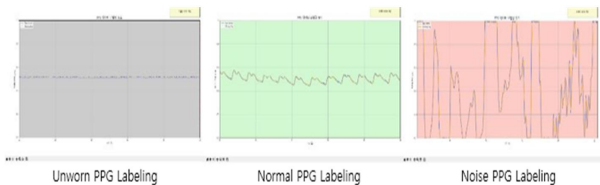


Fig. 4. PPG data labeling

라벨링된 PPG 윈도를 입력으로 하는 1D-CNN 분류기를 학습하여, 실시간 단계에서 정상 구간만 후속 처리로 통과시키는 지능형 필터로 활용하였다. 모델은 Conv1D(32/64/128, k=11/9/7)-BN-ReLU-MaxPool(2)×2-GlobalAvgPooling-Dense(64, GELU)-Dropout(0.3)-Dense(3, Softmax)로 구성된다. 이 구조로 미착용·노이즈·정상 PPG를 신뢰성 있게 구분하고, 정상 구간에 한해 피크 검출-IBI-BPM 산출을 수행한다.

본 연구에서는 PPG 원시 신호에서 랜덤 윈도 추출과 간단한 증강(jitter/scale/shift)을 적용해 학습용 데이터를 구성하였다. 라벨링 데이터는 학습 80% : 검증 20%로 분할하였다. 이로써 잡음 구간의 오검출을 줄이고, 후단의 심박수 산출 정확도를 향상한다. [코드 1]은 정상신호 구간의 파형 배열과 시간 배열을 입력으로 받아 현재 bpm을 갱신해 나가는 의사코드이다.

```

1) signal_array ← signal_window, time_array ← time_window
2) if length(signal_array) ≤ DERIVATIVE_WINDOW: return
3) change_amount[i] ← signal_array[i+DERIVATIVE_WINDOW] - signal_array[i]
   (i = 0..len-1-DERIVATIVE_WINDOW)
4) peak_indices ← []
   is_rising ← False
5) for i in 0..len(change_amount)-1:
   if change_amount[i] > MIN_CHANGE_THRESHOLD:
     is_rising ← True
   if is_rising AND change_amount[i] ≤ 0:
     peak_indices.append(i + DERIVATIVE_WINDOW)
     is_rising ← False
6) if peak_indices 비어있음: return
   min_distance_samples ← SAMPLE_RATE / 3.3

```

```

7) final_peaks ← [peak_indices[0]]
   for each idx in peak_indices[1:]:
     if idx - last(final_peaks) > min_distance_samples:
       final_peaks.append(idx)
       // 피크 메타정보 큐에 기록(옵선)
       change_idx ← idx - DERIVATIVE_WINDOW
       if 0 ≤ change_idx < len(change_amount):
         peak_queue.push({ time: time_array[idx],
                           deriv_val: change_amount[change_idx] })
8) if len(final_peaks) > 1:
   peak_times ← time_array[final_peaks]
   rr_intervals_sec ← diff(peak_times)

   for each interval in rr_intervals_sec:
     if 0.3 < interval < 2.0:
       rr_intervals.append(interval)

   if rr_intervals 비어있지 않음:
     average_rr ← mean(rr_intervals)
     current_bpm ← 60 / average_rr

```

Code 1. PBM Update Algorithm

PPG 센서로 신호와 시간을 읽어 prediction\_buffer, time\_buffer에 추가하고 모델이 로드되어 있고 버퍼 길이가 PREDICTION\_WINDOW\_SIZE 이상이면 분류를 수행한다. 윈도를 (1, PREDICTION\_WINDOW\_SIZE, 1)로 리세이프해 model.predict()을 수행해 최댓값 인덱스로 클래스를 결정하고 해당 구간을 prediction\_queue에 기록한다. 예측 레이블이 '정상 PPG 신호일 때만 같은 구간을 calculate\_bpm에 전달해 정상 구간을 필터링 한다.

### 3.3 Peak detection and heart rate calculation

정상으로 분류된 구간에 대해 진폭 변화 기반 피크 검출 알고리즘을 적용하여 PPG 피크를 검출하고, 피크 간 간격 IBI(inter-beat interval)을 이용해 심박수를 계산한다. 피크 검출은 차분 윈도(DERIVATIVE\_WINDOW)를 기반으로 변화량(change\_amount)을 계산하고, 변화량이 임계값을 초과하면 상승 추세 진입후 처음 0이하로 떨어지는 첫 지점을 피크 후보로 선택한다. 후보간 최소 간격은 SAMPLE\_RATE/3.3으로 설정하여 불응기(refractory)를 적용하고 이를 만족하는 후보만 모아 최종 피크 목록(final\_peaks)을 확정한다. 만약 final\_peaks가 2개 이상이면 피크 시점의 차이로 IBI를 계산하고 0.3~2.0s(≈ 30-200 BMP) 범위만 채택해 이상값을 제거한다. 이후 RR로부터 BPM=60/mean(ABI)을 산출해 current\_bpm을 업데이트 한다.

본 연구의 하이브리드 심박수 측정 결과는 (i) 1D CNN 학습용 데이터 구성, (ii) PPG 신호 분류 성능, (iii) 피크 검

출 및 심박수 측정의 세 단계로 수행된다. 먼저 학습 데이터 분포와 교차검증과 테스트 분할을 제시해 모델 학습의 신뢰성을 확인하고 정확도와 정밀도 그리고 재현율 및 F1 점수 등 분류 지표를 이용해 정상과 노이즈를 구분을 검증한다. 마지막으로 분류된 정상 구간 신호를 대상으로 피크 검출 및 심박수 계산을 수행하여, 잡음이 포함된 PPG 신호에서도 정확하게 피크를 검출하고 상용 스마트워치와 근사한 신뢰할 수 있는 심박수가 산출되는 것을 보인다.

### IV. Methods for Privacy Protection in AI System

본 연구에서 하이브리드 심박수 측정 시스템의 하드웨어는 PPG 센서와 Arduino Uno 보드로 구성되며, 개발 및 실험 환경은 표 1과 같다.

Table 1. Hardware Configuration

Category	Description
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-10700 CPU @2.90GHz
Memory	RAM 32GB
Embedded board	Arduino Uno
Smartwatch	Samsung Galaxy Watch 5 Battery(Typical): 410mAh OS: Wear OS                      Weight: 33.5g Screen Size:                      Memory: RAM1.5 43.3*44.4*9.8mm                Storage: 16GB
BIA Sensor	Optical heart rate detector (PPD), electrocardiogram (ECG), accelerometer (up to 32G), compass, gyro, barometer, light sensor, and body temperature sensor.
Network	Serial communication

본 연구의 성능 평가는 상용 스마트워치(Galaxy Watch5)와 본 연구의 시스템 PPG 센서를 동시에 착용한 상태에서 측정한 심박수(BPM)를 비교한다. 측정 프로토콜은 다음과 같다: 총 18명(남10, 여8명)을 대상으로 1-5회차 안정 구간, 6-11회차 팔 들기(1-3회), 12-14회차 기립-착석, 15회차 재안정으로 반복하며 각 회차의 평균 BPM을 산출해 스마트워치와 개발 시스템 두 장치의 결과를 비교하였다.

#### 4.1 PPG signal classification performance

라벨링 데이터를 이용해 모델을 학습시키고 PPG 신호의 분류 성능을 평가하였다. [그림 5]에서와 같이 학습 정

확도 98.01%, 검증 정확도 97.46%로 안정적으로 수렴했으며, 손실은 학습·검증 모두 에폭이 진행될수록 감소하였다.(학습 loss  $\approx$  6.01, 검증 loss  $\approx$  8.88.) 그림에서 파란색은 학습 곡선, 주황색은 검증 곡선을 의미한다.

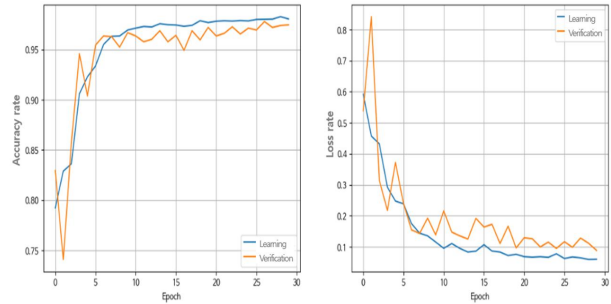


Fig. 5. PPG signal classification performance (L) model accuracy (R) model loss rate

#### 4.2 Pulse peak detection and heart rate measurement

PPG에서의 심박 산출은 맥파 피크(PPG peak, 수축기 피크)를 찾고 피크 간 간격(IBI, inter-beat interval)으로  $BPM = 60 / IBI_{avg}$ 를 계산하는 절차로 수행한다. 본 연구의 알고리즘은 다음 파이프라인을 따른다.

- ① 변화량  $\Delta x[t]$  계산  $\rightarrow \Delta x[t] > Threshold$ 이면 상승 구간으로 간주  $\rightarrow$  이후  $\Delta x[t] \leq 0$ 이 되는 첫 지점을 피크 후보로 기록. ( $\Delta x[t] = x[t + \Delta] - x[t]$ )
- ② 최소 간격(리프랙토리) 적용:  $\min_{dist}$ 보다 가까운 후보는 제거. ( $\min_{dist} = sample\_rate / 3.3$ )
- ③ IBI 산출: 확정 피크 시점의 차이에서 0.3-2.0 s ( $\approx$  30-200 BPM) 범위만 채택하여 이상값을 제거.
- ④ BPM 계산 ( $BPM = 60 \div (\sum_{i=1}^n IBI/n)$ )

[그림 6]는 심박동수를 측정한 결과를 나타낸 것이다. 잡음이 포함된 PPG 신호에서는 정확하게 피크를 찾아주는 것을 확인할 수 있다.

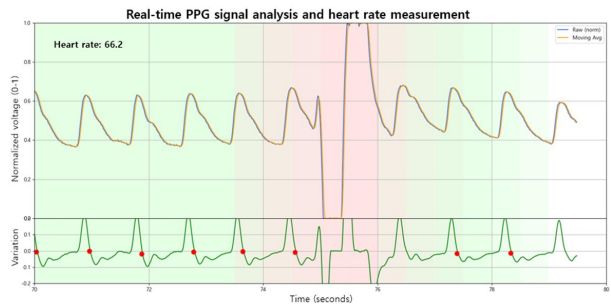


Fig. 6. Real-time PPG signal analysis and heart rate measurement

4.3 Hybrid heart rate monitoring system performance

다음은 하이브리드 심박수 측정 시스템 성능을 측정한다. 본 연구에서는 제안 하이브리드 시스템과 상용 스마트워치(Galaxy Watch5)와 심박수 측정 값을 비교 분석하였다. 실험을 위해 안정화된 상태와 움직임 상태로 구분하고 움직임 상태의 경우 팔을 들어올리는 회수와 일어났다 앉았다 하는 움직임을 기준으로 측정되었다.

[표 2]는 본 연구의 하이브리드 심박수 측정 시스템과 상용 스마트워치의 출력을 동일 조건에서 나란히 기록해 비교한 결과로 실험은 안정(1-5회차) → 팔 들어올림(6-11회차) → 일어났다 앉음(12-14회차) → 재안정(15회차) 순으로 반복하며 각 회차의 분당 심박수(BPM)를 측정하였다.

- 안정(1-5회차): 하이브리드 61-66 BPM, 스마트워치 61-66 BPM으로 동일 범위에 수렴해 외란이 적은 조건에서 두 시스템이 유사한 기준선을 형성함을 보였다.
- 팔 들어올림(6-11회차): 하이브리드 59-72 BPM, 스마트워치 62-72 BPM으로 유사한 추세를 유지했다. 일부 회차(예: 7회차 +5 BPM, 11회차 +6 BPM)에서는 스마트워치가 더 높게 산출되어, 짧은 구간의 급격한 변화에 상대적으로 민감한 양상이 관찰된다.
- 일어났다 앉음(12-14회차): 체위 변화로 심박이 상승하며 하이브리드 74/73/75 BPM, 스마트워치 81/76/76 BPM을 기록했다. 최대 차이는 12회차 7 BPM. 이는 일시적 혈류역학 변화나 기기별 필터·평활화 차이의 영향으로 해석된다.
- 재안정(15회차): 하이브리드 59 BPM, 스마트워치 61 BPM으로 안정 범위로 재수렴한다.

실험 결과 전 회차 평균은 하이브리드 66.13 BPM, 스마트워치 68.20 BPM으로 평균 차이는 2.07BPM(약 3.0%)이다. 절대오차 평균(MAE)도 2.07BPM, RMSE ≈ 3.02 BPM으로 나타났다. 이는 제안 시스템이 안정·동작·체위 변화 등 다양한 조건에서 상용 기기와 근접한 수준의 심박을 지속적으로 산출함을 시사한다. 다만 동작 유발 잡음이 큰 구간에서 편차가 커지는 경향이 있어, 신호 품질 판별 강화, 동작 보정부 최적화, 리샘플링·평활화 파라미터의 조건별 튜닝이 향후 개선 과제로 제안된다.

Table 2. Hybrid heart rate measurement results

	Measurement conditions	Heart Rate Measurement Results (BPM)	
		Hybrid Heart Rate Measurement	Commercial Smartwatch (Galaxy Watch 5)
1	Stability	66	66
2	Stability	63	64
3	Stability	61	61
4	Stability	63	64
5	Stability	64	65
6	1 arm lift	69	69
7	1 arm lift	64	68
8	2 arm lift	68	69
9	2 arm lift	72	73
10	2 arm lift	62	62
11	3 arm lift	68	68
12	Get up and sit down	74	81
13	Get up and sit down	73	76
14	Get up and sit down	75	76
15	Stability	59	61
Average		66.73	68.2

V. Result

본 연구는 움직임 등으로 왜곡되기 쉬운 PPG 신호의 한계를 보완하기 위해 딥러닝 기반 PPG 신호 분류(1D-CNN)와 알고리즘 기반 맥박 피크(PPG peak) 검출을 결합한 하이브리드 심박수 측정 시스템을 제안하였다. 제안 방식은 딥러닝으로 정상 구간만 선별하고, 선별 구간에 한해 경량 피크 검출·IBI 산출을 수행함으로써 정확도와 효율성을 동시에 확보한다.

실험 결과, 제안 시스템은 신호 분류 검증 정확도 97.46%를 보였고, 동일 조건 15회 측정에서 상용 스마트워치(Galaxy Watch5)와 평균 약 2 BPM(≈3%) 이내로 일치하는 경향을 확인하였다. 안정·팔 들어올림·기립·착석·재안정 등 서로 다른 조건에서도 전반적으로 유사한 추세를 유지해, 잡음 구간 억제와 실시간 심박 산출에 대한 실효성을 입증하였다. 이는 기존 단일 알고리즘 기반 방식 대비 동작 잡음에 대한 강건성과 운영 효율을 동시에 향상시킨 결과이다.

향후 과제는 다음과 같다. (1) 비교 기준이 상용 워치에 한정되어 있어, ECG(흉부 스트랩 등) 기반 골드 스탠더드와의 교차 검증이 필요하다. (2) 피험자 수, 착용 위치·압력, 피부 특성, 활동 강도 등 데이터 다양성을 확대해야 한다. (3) 성능 평가는 평균·범위 중심이므로 MAE/RMSE, 상관계수, Bland-Altman LoA, CCC 등 정량 지표를 체계화할 필요가 있다. (4) 온-디바이스 경량화(양자화·프루

닝)와 전력 최적화, 가속도(ACC) 융합 기반 모션 보정, 품질지수(QI)-적응 임계 등 실사용 개선이 요구된다.

본 연구의 하이브리드 접근은 실시간 웨어러블 환경에서 신뢰 가능한 심박수 측정을 위한 실용적 대안으로 유효하며, 향후 개선과 검증이 이루어진다면 개인 맞춤형 헬스케어 및 원격 모니터링 등 다양한 응용 분야에서 상용 기기 성능 보강과 새로운 서비스 구현에 기여할 것으로 기대된다.

## REFERENCES

- [1] J. W. Park, "Analysis of wearable device usage", KISDI STAT Report, Vol. 24, No. 05, pp.1-5, March 2024 [Online] <https://www.kisdi.re.kr/report/view.do?key=m2101113025790&masterId=4333447&arrMasterId=4333447&artId=1507776>
- [2] J. Y. Cha, H. S. Choi, J. Y. Shin and K. J. Lee, "Unconstrained detection of Heart Rate and Respiration using PPG sensor," in Proceedings of the KIEE Conference, pp. 482-483, October 2008. [Online] <https://koreascience.kr/article/CFKO200814835305327.page>
- [3] K. S. Lee, Y. H. Baek, and Y. C. Park, "Heart-rate Measurement During Exercise Using PPG Signal. Journal of Biomedical Engineering Research, 31(2), 170-175. April 2010. DOI: <https://doi.org/10.9718/JBER.2010.31.2.170>
- [4] M. H. Kim, and M. C. Park "Detection of Motion Artifact in PPG Signal using Convolutional Neural Network." Journal of Digital Contents Society, Vol. 20, No. 2, pp.355-361. February 2019. DOI:10.9728/dcs.2019.20.2.355
- [5] K. S. Lee, Y. H. Baek and Y. C. Park, "Heart-rate Measurement During Exercise Using PPG Signal." Journal of Biomedical Engineering Research, Vol. 31, No. 2, pp.170-175. February 2010. DOI:<https://doi.org/10.9718/JBER.2010.31.2.170>
- [6] K. Kazemi, J. Laitala, I. Azimi, P. Liljeberg and A. M. Rahmani, "Robust ppg peak detection using dilated convolutional neural networks." Journal of the Sensors, Vol. 22, No. 16, pp.6054. August 2022. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22166054>
- [7] J. H. Sung, S. T. Choe, J. Y. Lee and W. D. Cho., "Exercise Detection Method by Using Heart Rate and Activity Intensity in Wrist-Worn Device." Journal of the KIPS Transactions on Computer and Communication Systems, Vol. 8, No. 4, pp.93-102, March 2019. DOI : 10.3745/KTCCS.2019.8.4.93
- [8] S. B. Song, "PPG-based Heart Rate Estimation Method using Deep Learning Optimization Technique for Wearable Healthcare ", Master's degree in Electronic and Computer Engineering from Seogyong University Graduate School, 2021. [Online] <https://www.riss.kr/link?id=T15776054>
- [9] W. S. Lee and K. K. Jung, "Implementation of Heart Rate Monitoring System using PPG Sensor." Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 54, No. 5, pp.138-142. May 2017. DOI: <https://doi.org/10.5573/ieie.2017.54.5.138>
- [10] A. R. Jung, M. S. Song, H. S. Shin, Y. B. Cho., A Lifelog Posture Estimation Web Program Using Arduino and FSR402 Sensors, Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol. 29 No. 11, pp. 251-258, November 2024 DOI:<https://doi.org/10.9708/jksci.2024.29.11.251>
- [11] J. Y. Cha, H. S. Choi, J. Y. Shin, and K. J. Lee, "Unconstrained detection of Heart Rate and Respiration using PPG sensor," in Proceedings of the KIEE Conference, pp.482-483, Oct. 2008, [Online] <https://koreascience.kr/article/CFKO200814835305327.page>
- [12] M. Z. Suboh, R. Jaafar, N. A. Nayan, N. H. Harun and M. S. F. Mohamad, "Analysis on four rivative waveforms of photoplethysmogram (PPG) for fiducial point detection." Journal of the Frontiers in Public Health, Vol. 10, June 2022. DOI:<https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.920946>

## Authors



Sejong Lee received a B.S. degree in Computer Science and Engineering from Jeju National University, South Korea, in 2018. He received a Ph.D. degree in Computer Science and Engineering from Hanyang

University, South Korea, in 2024. Dr. Lee joined the faculty of College of Digital Convergence, School of Computer Science and Engineering at Yeungnam University, Korea, in 2025. His research interests include IoT security and Blockchain-based medical data-sharing systems, Artificial intelligence, Cloud platform.



Young-Bok Cho received the M.S., and Ph.D. degrees in Computer Science from Chungbuk National University, Korea, in 2003 and 2012, respectively. also Dr. Cho received more Ph.D degrees in Medical and

Law from Chungbuk National University and Chungnam National University, Korea, in 2019 and 2024, respectively. She has Professor of Information Security at Daejeon University, Daejeon, Korea, in 2018 to 2024, She is currently a Professor in the Computer Education at Gyeongkuk National University, Andong, Korea, in 2024. Her research interests include AI medical image processing, AI security and medical information protection, mobile security.