

# 심박수 기반 웨어러블 웨이트 트레이닝 보조 장치

## Heart Rate-Based Wearable Strength Training Assistant Device

MinSeop Jeong

정 민 섭

**Abstract** – 웨이트 트레이닝에서 세트 간 휴식은 다음 세트를 위해 필요한 에너지를 보충하기 위한 중요한 요소로, 일반적으로 고정된 시간 기준으로 설정되어 왔지만, 이는 개인의 피로 누적과 신체 상태를 충분히 고려하지 못하는 한계가 있다. 본 연구에서는 생리학적 지표인 심박수를 기준으로 휴식 시간을 설정하여, 보다 효율적인 휴식 시간 제공 방안을 제시하고자 한다. 이를 위해 PPG 센서와 가속도 센서를 활용한 웨어러블 시스템을 설계하였으며, Lasso 회귀를 사용해 동잡음을 제거하여 심박수를 추정하였다. 또한, LSTM 기반 모델을 통해 개인의 운동 능력을 반영한 맞춤형 휴식 심박수를 예측하였다. 제안된 LSTM 모델은  $MSE=1.112$ ,  $MAE=0.928$ ,  $R^2=0.984$ 의 성능을 보여 휴식 종료 시점의 심박수를 효과적으로 예측할 수 있음을 확인하였다. 이를 통해 효율적인 휴식시간을 제공하여 매 세트마다 일정한 운동강도를 유지할 수 있을 것으로 보여진다. 향후 연구에서는 산소포화도, 호흡률 등 다양한 생리학적 신호를 추가로 반영하여 사용자 상태를 보다 정밀하게 평가하고 향상된 피드백을 제공하는 시스템을 개발할 예정이다.

**Key Words** : Heart rate, Motion Artifacts, Rest time, Wearable Device, PPG, Deep learning Algorithm

### 1. 서 론

코로나19 팬데믹 이후 개인의 건강에 대한 관심이 증가하면서 홈 트레이닝 등 운동을 즐기는 인구도 늘어나고 있다.[1] 특히 초보자들의 유입이 증가함에 따라, 적절한 운동 강도와 휴식 시간을 설정하는 데 어려움을 겪는 경우가 많다.

웨이트 트레이닝은 개인의 체력수준과 신체능력에 따라 적절하게 계획하는 것이 중요하며, 운동강도, 반복횟수, 휴식 등의 요소를 올바르게 구성하는 것이 중요하다.[2]

그 중 세트 간 휴식은 운동의 효과에 영향을 미칠 수 있는 중요한 요인이다. 세트 간 휴식 시간은 주로 다음 세트를 수행하기 위해 필요한 에너지를 보충하는데 소요되는 시간을 기준으로 설정되어왔다. 이로 인해 최근 대부분의 저항 운동 시, 세트 간 휴식의 정도에 대한 연구는 시간을 기준으로 연구되었다.[2] 하지만 이는 세트 진행 시 누적되는 피로, 컨디션 등은 고려되지 못한다고 생각한다. 이에 따라 생리학적 반응인 심박수를 기준으로 휴식 시간을 설정하여, 보다 효율적으로 휴식 시간을 설정하여 웨이트 트레이닝을 보조하고자 한다.[1]

심박수는 운동 시작과 동시에 미주신경의 억제로 인해 심박수가 증가하게 된다. 또한 심박수는 운동량 또는 운동 강도에 민감하게 반응하며, 운동 종료 후 근육과 구심성 신호가 중지됨에 따라 감소하게 된다.[2]

선행 연구에 따르면, 심박수를 기준으로 휴식 시간을 설정한 경우와 고정된 시간으로 휴식한 경우 총 운동량과 운동의 강도에는 큰 차이가 없었지만, 심박수 기준 휴식 방식이 휴식 시간이 짧았다. 이를 통해 심박수 기준 휴식 방식이 시간적인 측면에서 더 효율적이라는 것을 알 수 있었다.[2, 3]

이때의 심박수 기준은 부교감신경 억제로 인한 심박수

(100~105 bpm)를 기준으로 설정하였으나, 이는 개인의 신체 능력을 반영하지 못하는 한계가 있다.[2] 따라서, 기존의 연구는 보편적인 기준을 제공하는 데 그쳤으며, 본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위해, 개인의 신체 능력을 고려한 맞춤형 기준 심박수를 추정함으로써, 보다 쉽고 효율적인 휴식 시간 제공 방안을 연구하고자 한다.

### 2. 방 법

#### 2.1 PPG 기반 심박수 추정 시스템 설계

##### 2.1.1 PPG 기반 심박수 추정 하드웨어 설계

본 연구의 심박수 추정 시스템의 구성은 Adafruit feather m0 wifi 보드, PPG 센서, 자이로 가속도 센서로 구성되어 있다. 설계한 시스템의 구성은 [그림 1]과 같다.

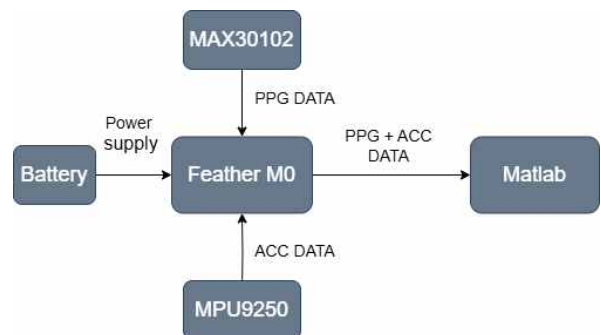


그림 1 시스템의 구성

Fig. 1 Heart rate estimation system

손목형 웨어러블 시스템의 설계에 있어 최대한 소형화를 위해 Adafruit feather m0 wifi 보드를 사용하였다. 별도의 충전 모듈 필요 없이 보드의 소켓을 통해 배터리를 충전할 수 있고 pc와 무선으로 통신하기 위한 wifi 모듈이 내장되어 있다. 저전력으로 사용자의 PPG 신호를 측정하기 위해 MAX 30120 센서를 사용하였고 사용자의 X축, Y축, Z축 가속도를 측정하기 위해 MPU 9250 센서를 사용하였다.

측정된 PPG와 가속도 신호의 샘플링 주파수는 125Hz이고, 가속도 신호는 칼만 필터를 사용하여 신호의 잡음을 최소화한다. 각 신호들은 TCP/IP 통신을 통해 PC로 전송되어 MATLAB에서 신호 처리된다.

시스템의 외관은 착용감을 향상시키고 PPG 센서와 피부를 최대한 밀착 시키기 위해 조인트를 추가해 팔찌 형태로 제작하였다. 벨크로 테이프를 이용해 손목에 단단히 고정될 수 있도록 하였다. 완성된 시스템의 모습은 다음과 같다.

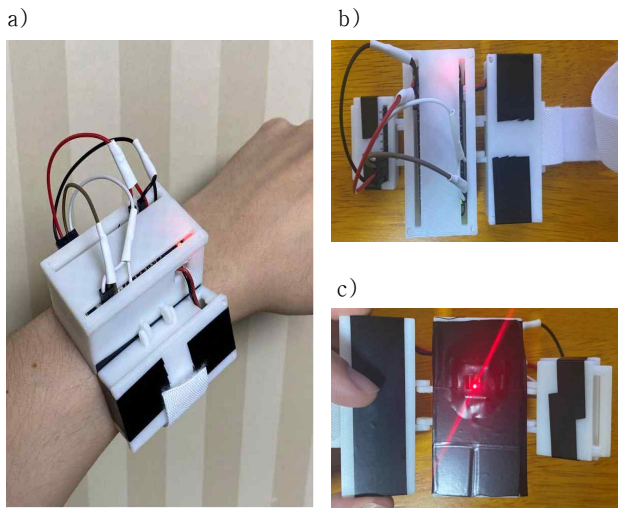


그림 2.a) 시스템 착용, b) 시스템의 정면 c) 시스템의 후면  
Fig. 2.a) System worn, b) Front view of the system  
c) Rear view of the system

### 2.1.2 심박수 추정

시스템에서 측정한 PPG 신호  $p(n)$ 은 실제 심박 성분  $h(n)$ 과 움직임으로 인해 발생한 동잡음이 섞인 형태로 측정된다. 이를 나타낸 수식은 다음과 같다.

$$p(n) = h(n) + f(a_x(n), a_y(n), a_z(n)) \quad (1)$$

동잡음을 제거하고 심박수를 추정하기 위해 사용된 알고리즘의 흐름도는 다음과 같다.

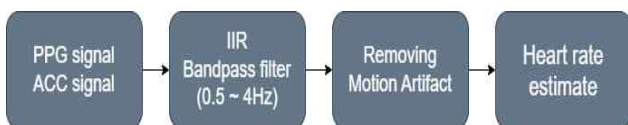


그림 3 가속도 신호를 이용한 동잡음 제거  
Fig. 3. Motion artifact removal using accelerometer signals

[그림 3]은 전체적인 알고리즘의 흐름을 보여준다. TCP/IP 통신을 통해 PC로 수집된 데이터들은 각각 PPG 신호와 가속도 신호로 분리된다.

PPG 신호는 통과 대역이 0.5 - 4Hz인 5차 IIR 버터워스 bandpass filter를 적용했다. 통과 대역을 0.5 - 4Hz로 설정한 이유는 인간의 일반적인 심박수의 범위이기 때문이다[5].

이후 가속도 데이터를 이용하여 동잡음을 추정하고 제거하는 과정을 진행하였다. 동잡음을 제거하기 위해 가속도 데이터와 필터링된 PPG 신호 간에 관계를 Lasso 회귀를 사용하여 추정하였다. Lasso 회귀는 다음과 같은 비용함수의 최소화를 통해 가중치 벡터  $\beta$ 를 추정한다.

$$J(\beta) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (y_i - \sum_{j=1}^p X_{ij} \beta_j)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (2)$$

여기서  $X_{ij}$ 는 독립 변수 행렬로 X축, Y축, Z축 가속도 데이터를 의미한다.  $y_i$ 는 필터링된 PPG 신호의  $i$ 번째 신호이고  $\lambda$ 는 Lasso 회귀의 규제 파라미터이다.

Lasso 회귀를 사용해 동잡음을 추정한 후, 해당 구간의 동잡음  $M_i$ 를 다음과 같이 계산한다.

$$M_i = A_i \cdot \hat{\beta} \quad (3)$$

여기서  $A_i$ 는 가속도 데이터 행렬이고  $\beta$ 는 최적의 회귀 계수이다. 그 후 다음과 같이 동잡음을 제거한다. [그림 4]는 신호 처리된 PPG 신호를 나타낸다.

$$PPG_{approx} = PPG_{filtered} - M \quad (4)$$

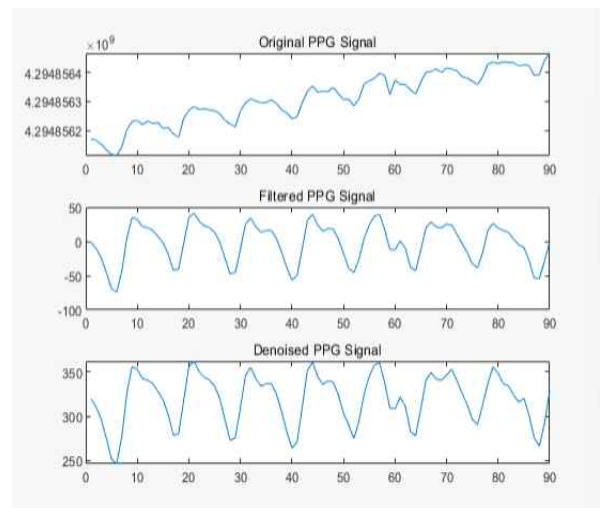


그림 4 가속도 신호를 이용한 동잡음 제거  
Fig. 4. Motion artifact removal using accelerometer signals

동잡음이 제거된 PPG신호에서 피크를 탐지하여 다음과 같은 식으로 심박수를 계산하였다.

$$BPM = \frac{60}{RR_{intervals}} \quad (5)$$

## 2.2 LSTM 기반 휴식 시 심박수 예측 모델

### 2.2.1 데이터 수집 및 전처리

데이터 셋에는 만 24세 남성 4명이 벤치프레스 10회씩 4세트 진행했을 때의 심박수를 시간에 따라 기록하였다. 이때 사용한 중량은 10회 반복이 가능한 중량, 즉 10RM으로 설정하였다. 정밀한 심박수를 얻기 위해 Samsung Galaxy watch 4를 사용하였으며 한 사람당 3회 측정하였다. 각 파일의 feature은 time, heart\_rate, heart\_rate\_change(심박의 변이), state(운동 상태), id, RPE(운동 자각도)를 포함하고 있다.

[그림 5]는 벤치프레스 4세트를 진행할 때 측정한 심박수이며 빨간색은 운동 중일 때, 파란색은 휴식 중일 때의 심박수이다.

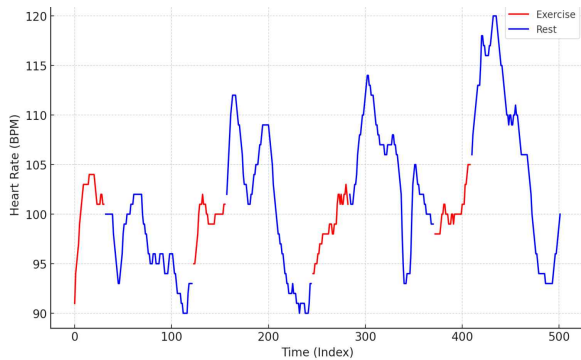


그림 5 측정된 심박수

Fig. 5. Measured heart rate

데이터 셋의 전처리 과정은 다음과 같다.



그림 6 Dataset 전처리 과정

Fig. 6. Dataset preprocessing process

파일을 병합한 후 MinMaxScaler를 사용하여 feature들을 0과 1사이로 정규화하였다. MinMaxScaler를 사용한 이유는 모든 feature가 동일한 스케일을 가지도록 하여 모델 학습 과정에서 특정 feature에 편향되지 않도록 하기 위함이다. state값이 1인 경우, 운동 중임을 나타내며 state feature를 이용하여 운동 중인지 휴식 중인지 판별하였다. state가 1인 행을 모델의 입력데이터로 사용하였고 state가 0에서 1로 바뀌는 지점을 출력 데이터로 정의하여 휴식이 종료할 때의 심박수를 예측하도록 하였다. 사람마다 운동을 수행하는 시간이 다르므로 0 패딩을 하여 입력 데이터의 길이를 맞추고

훈련용 데이터 80%와 테스트용 20%로 분할하였다.

### 2.2.2 LSTM 기반 모델 설계

본 연구에서는 Google의 Colaboratory 환경에서 Python 3.10을 이용하여 진행하였다. 휴식 심박수 예측 모델을 설계하기 위해 LSTM 모델을 사용하였다.

LSTM 모델은 RNN의 한 종류로, RNN의 장기 의존성 문제를 해결하기 위해 나온 모델이다. 시계열 데이터 문제를 해결하는 데 유용하게 사용된다. LSTM은 forget, input, output 세 가지의 게이트와 Cell State로 구성된다. forget gate는 과거의 정보를 기억할 것인지 잊어버릴 것인지를 결정한다. input gate는 현재 정보를 기억하며, output gate는 어떤 출력값을 결정한다. 이때 최종적으로 얻어진 Cell State 값을 얼마나 뺄 것인지를 결정한다. Cell State는 현재까지의 정보가 바뀌지 않고 gate를 통해 정보가 추가되거나 제거된다. 이러한 매커니즘을 통해 시계열 데이터의 시간적 패턴을 학습하고 효과적으로 처리할 수 있다.

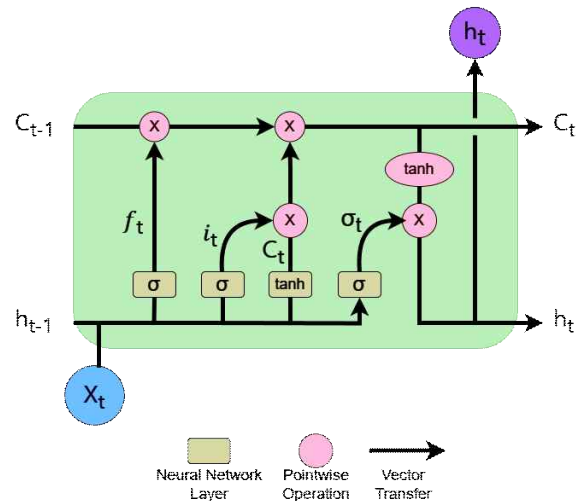


그림 7 LSTM Cell의 구조

Fig. 7. LSTM Cell Architecture

LSTM 모델은 휴식 구간 끝의 심박수를 예측하기 위해 사용되었다. 모델에는 0 패딩된 시퀀스를 처리하기 위한 Masking 레이어, 두 개의 LSTM 레이어, 과적합 방지를 위한 Dropout 레이어 그리고 Dense 출력 레이어로 구성되어 있다.

모델의 옵티마이저는 Rmsprops를 사용하였으며, 예측 오차를 최소화하기 위해 평균 제곱 오차(MSE)를 손실 함수로 사용했다.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y - \hat{y})^2}{n} \quad (6)$$

과적합을 방지하고 검증 손실을 기준으로 최적의 모델을 저장하기 위해 EarlyStopping과 ModelCheckpoint 콜백이 사용하여 epoch은 200으로 설정하고 patience는 50으로 설정하여 131번째 epoch에서 학습을 종료하였다.

### 3. 결 과

#### 3.1 심박수 추정

본 연구에서 개발한 심박수 추정 시스템과 Reference 기  
기인 SamSung Galaxy watch 4의 비교실험을 진행하였다.

표 1 구현한 시스템과 SamSung Galaxy watch 4 비교

Table 1 Comparison between the developed system and the Samsung Galaxy Watch 4.

	Samsung Galaxy watch 4	System	Difference
1	78	77	1
2	81	82	1
3	83	80	3
4	80	82	2
5	80	80	0
6	83	85	2
7	90	91	1
8	86	85	1
9	89	88	1
10	84	84	0

시스템의 성능은 RMSE 1.38 BPM으로 준수한 성능을 보  
인다. 하지만 작은 움직임에서의 동작음은 제거할 수 있었으  
나 운동과 같이 큰 동작에서의 동작음의 경우는 효과적으로  
제거하지 못하는 모습이었다.

#### 3.2 모델의 성능 평가

휴식 심박수 예측 모델의 평가 지표로는 MSE, MAE,  
 $R^2$ score를 사용하였다. MAE는 실제 정답값과 예측값의 차이  
를 절댓값으로 변환한 뒤 합산하여 평균을 구한다. 이로 인  
해 직관적이라는 특징이 있다.  $R^2$  score는 실제 값의 분산  
대비 예측값의 분산 비율로 1에 가까울수록 높은 상관관계  
를 갖음을 의미한다. MSE는 식(6)과 같고 MAE와  $R^2$  score  
의 식은 다음과 같다.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y - \hat{y}|}{n} \quad (7)$$

$$R^2 score = 1 - \frac{SSR}{SST} \quad (8)$$

[그림 7]는 실제 심박수와 예측한 심박수를 나타낸다. 파  
란색은 실제 심박수이고 빨간색은 예측한 심박수이다. 예측  
한 데이터와 실제 데이터 간의 차이가 거의 없음을 알 수  
있다. 모델의 평가 지표에 따른 점수는 [표 2]와 같다.

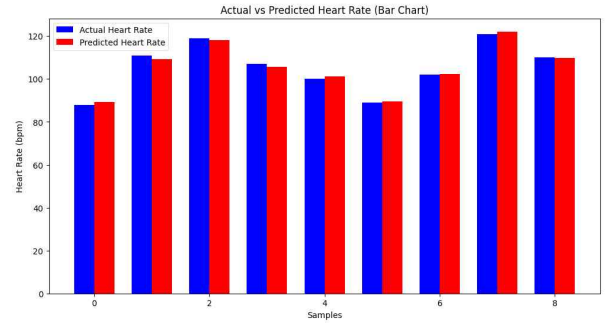


그림 8 실제 심박수와 예측한 심박수의 비교

Fig. 8. Comparison of actual heart rate with predicted heart rate

표 2 모델의 평가 지표

Table 2 Evaluation metrics of the model

MSE	1.112
MAE	0.928
$R^2$	0.984

### 4. 결 론

본 연구에서는 웨어러블 시스템을 활용하여 심박수를 모  
니터링하고, LSTM 모델을 통해 운동 시작 시의 심박수를 예  
측하여, 심박수를 기반으로 하여 개인 맞춤형 휴식 시간을  
제공할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 심박수를 기반으로  
사용자 개인의 체력과 회복 속도에 맞춘 휴식 시간을 제공  
함으로써 운동의 효율을 높이고자 하였다. 설정한 심박수에  
도달할 시, 진동이나 알람이 울리는 기능을 추가한다면, 사  
용자가 휴식이 종료되었음을 인지할 수 있어, 더욱 효과적으  
로 운동을 진행할 수 있을 것이다.

개발한 시스템은 약간의 동작음은 제거할 수 있었지만 운  
동 중과 같이 격한 움직임을 보일 경우 효과적으로 제거하  
지 못하였다. 이는 동작음을 제거하는 과정에서 PPG의 파형  
이 변형되었기 때문이라고 생각한다. 따라서 시간 영역이 아  
닌 주파수 영역에서의 분석이 이루어진다면 효과적으로 동  
작음을 제거할 수 있을 것이라고 생각한다.

LSTM 기반 휴식 심박수 예측 모델은  $MSE = 1.112$ ,  $MAE = 0.928$ ,  $R^2 score = 0.984$ 로 모델이 심박수를 효과적으로  
예측하고 있다는 것을 의미한다.

본 연구에서 사용된 데이터 셋은 만 24세 남성 4명이 벤  
치프레스를 4세트씩 3일간 측정한 데이터로, 성별과 나이가  
제한되어 규모가 작고, 다양성이 낮았다. 따라서 다양한 연  
령대와 신체조건, 성별 등 데이터 셋의 규모와 다양성을 높  
여, 데이터를 추가로 학습한다면 보다 정확한 예측이 가능할  
것으로 생각된다. 향후에는 심박수를 기반으로 한 모델에서  
더 나아가, 산소포화도, 호흡률, 피로도 등 다양한 생리학적  
신호를 통하여 사용자 상태를 보다 정밀하게 평가하고 고도  
화된 피드백을 제공하는 시스템을 개발하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 2024년도 순천향대학교의 지원에 의하여 이루어진 연구로서, 관계부처에 감사드립니다.

References

- [1] 권재윤, 남상백, "코로나19 팬데믹 전후로 홈트레이닝 트렌드는 어떻게 변화했는가?," 한국사회체육학회지, vol. 90, pp. 279-293, 2022.
- [2] 정환중, 최종인, 김기홍, "심박수 기준 세트간 휴식조건에 따른 벤치프레스 운동시 휴식시간, 반복횟수, 총 운동량, 및 근통증에 미치는 영향," 한국스포츠학회지, vol. 18, no. 4, pp. 997-1008, 2020.
- [3] 정환중, 벤치프레스운동 시 운동 강도와 휴식조건이 반복횟수, 총 운동량, 심박수 회복률, 혈액점도, 적혈구 용적률 및 수치평가척도에 미치는 영향, 박사학위논문, 단국대학교, 2020.
- [4] D. L. Costill, W. L. Kenney, and J. Wilmore, Physiology of Sport and Exercise, vol. 448, p. 449. Human Kinetics, 2008.
- [5] Z. Zhang, Z. Pi, and B. Liu, "TROIKA: A general framework for heart rate monitoring using wrist-Type photoplethysmographic signals during intensive physical exercise," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 62, no. 2, pp. 522-531, Feb. 2015.
- [6] A. K. Ahmadi, P. Moradi, M. Malihi, S. Karimi, and M. B. Shamsollahi, "Heart rate monitoring during physical exercise using wrist-type photoplethysmographic(PPG) signals," 2015.

저 자 소 개



**정 민 섭(Minseop Jeong)**  
순천향대학교 의공학과