

## 접촉 압력에 무관한 PPG 신호 추출 모델

육지훈<sup>1</sup>, 주기현<sup>2</sup>, 박영진<sup>3</sup>, 김병형<sup>1+</sup>

<sup>1</sup>인하대학교 인공지능공학과 <sup>2</sup>인하대학교 정보통신공학과 <sup>3</sup>인하대학교 컴퓨터공학과  
{yuk0006, 12201960, poj1004}@inha.edu, bhyung@inha.ac.kr

### Contact Pressure Invariant PPG AI Model

Jihun Yuk<sup>01</sup>, Kihyeon Joo<sup>2</sup>, Youngjin Park<sup>3</sup>, Byung Hyung Kim<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Department of Artificial Intelligence, <sup>2</sup>Department of Information and Communication Engineering, <sup>3</sup>Department of Computer Engineering, Inha University

#### 요 약

PPG(Photoplethysmogram) 센서는 작고 가벼우며, 신체 어디서든 생체 신호의 측정이 가능하다는 장점을 가져 다양한 웨어러블 분야에서 사용되어 왔다. 하지만 PPG 센서는 생체 신호 측정 시 사용자의 움직임 등으로 인한 센서와 피부 간의 접촉 압력의 변화에 영향을 크게 받는다는 단점이 존재한다. 이러한 PPG 센서의 한계 때문에 주로 이상(abnormal) 압력에서 추출한 생체 신호는 사용하지 않는 방법론이 채택되어왔다. 이를 해결하기 위한 방안으로 이상 접촉 압력에서 측정된 PPG 신호를 복원하여 분당 심박수와 호흡수를 측정하는 인공지능 학습 모델을 제시한다. 제안하는 프레임워크(framework)의 유효성을 판단하기 위해, 실제 사용자별 모델 성능 평가를 시행하였고, 분당 심박수는 1.04%, 분당 호흡수는 0.7%의 백분율 오차를 보여주며 우수성을 입증하였다.

#### 1. 서 론

PPG(Photoplethysmogram) 센서 기술의 발달에 따라 PPG센서는 작고, 가볍고, 비침습적인 특징들을 가지게 되었으며, 그 덕분에 최근 웨어러블 장비들은 심박수, 심박수 변이도, 혈중 산소포화도, 혈압과 같은 혈관 측정을 어디서든 간편하게 할 수 있게 되었다. PPG 센서는 빛으로 맥파를 측정하며, 맥파에 따라 변하는 미세한 혈류량을 파악한다. PPG 센서에서 피부로 빛을 방출할 때, 혈관의 혈류량에 따라 흡수되는 빛의 양이 달라지는데, 이후 PPG 센서의 수광 센서에서 빛이 얼마나 흡수되었는지 파악하면 혈액량의 변화를 측정할 수 있다.[1][2]

하지만 이러한 비침습형 광학 기법은 접촉면에 따라 측정의 정확도가 달라지며, 사용자의 움직임 등에 의한 피부와 센서 간의 접촉 압력의 변화에 따라 신호의 붕괴가 발생한다. 이러한 문제를 극복하기 위해 본 논문에서는 이상(abnormal) 접촉 압력에서 측정된 PPG 신호를 복원하는 인공지능 학습 모델을 제시한다. 또한 이를 통해 분당 심박수와 호흡수를 측정할 수 있는 알고리즘도 제공하며, 제안하는 모델이 가지고 있는 강인한 신호 복원 능력의 입증뿐만 아니라, 높은 수준의 분당 심박수, 호흡수 예측 능력이 있음을 보여준다.

#### 2. 방법론

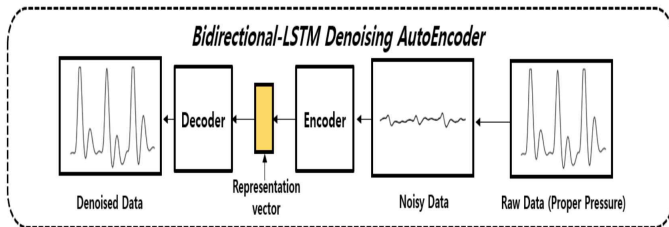


그림 1. Bidirectional-LSTM Denoising AutoEncoder 계략도

본 연구에서는 이상 접촉 압력으로 인해 붕괴된 PPG 신호를 정상 압력 시 측정될 수 있는 PPG 신호 수준으로 복원하는 프레임워크(framework)를 제안한다. 해당 프레임워크는 <그림 1>에서 보듯, Bidirectional-LSTM 기반의 Denoising Auto-Encoder 모델(BLDAE)을 채택하고 있으며[3], 이상 압력에서의 PPG 신호를 BLDAE 모델로 복구한 후, Peak 값 증폭 알고리즘 적용, 해당 신호에 푸리에 변환을 이용하여 주파수 필터링을 통해 심박 및 호흡과 관련된 신호로 분류, 각각 분석하여 분당 심박수와 분당 호흡수를 추정했다.

그 후 같은 시간대에 적정 압력에서의 측정된 PPG 신호로 계산한 심박수, 호흡수와 오차를 구하는 실험을 진행하였다. 이상 접촉 압력이란 PPG 센서에 접촉하는 신체에 가해지는 압력이 적정 압력보다 강할 때를 뜻하며, <그림 2>의 오른쪽 그림처럼 접촉 압력이 강해짐에 따라 PPG 데이터를 추출할 때 PPG 신호의 세기가 약해지며 각종 외부 노이즈에 취약해진다.

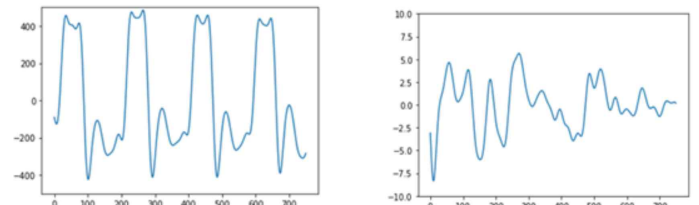


그림 2.(왼쪽) 적정 압력에서 측정된 PPG 신호, (오른쪽) 이상 압력에서 측정된 PPG 신호

#### 2.1. Bidirectional-LSTM 기반의 Denoising Auto-Encoder 모델

본 논문에서 제안하는 BLDAE는 PPG 신호의 AC 값(교류 값으로, 진폭, 위아래로 움직이는 신호 값)의 복원에 초점을 맞춘다. PPG 신호의 AC 값은 <그림 2>에서 보듯 이상 압력에서 전기적 잡음에 취약하기 때문이다. 따라서, BLDAE는 가우시안 노이즈(Gaussian noise)와 저주파 노이즈(low frequency noise)를 이상 압력에서의 신호에 가해지는 노이즈로 추정하면서, 모델에 해당 노이즈를 제거하도록 학습시켜 디노이징(Denoising) 인공지능 모델을 생성하였다.

#### 2.2. Peak 증폭 알고리즘

BLDAE 모델을 사용하여 이상 압력에서의 PPG 신호를 복구하였음에도 불구하고, <그림 3>의 왼쪽에서 보듯 PPG 신호의 진폭이 일정하지 않음을 볼 수 있다. 따라서 올바른 PPG 신호의 복원을 위해서는 추가적인 알고리즘의 적용이

+ 이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(No. 2021R1C1C2012437)과 정보통신기획평가원의 지원 (No.RS-2022-00155915, 인공지능융합혁신인재양성(인하대학교))을 받아 수행된 연구임.

필요하고 판단, 관련하여 Peak와 Valley 값이지만 해당 값이 각각 1과 0이 아닌 경우(신호 정규화 시 최댓값은 1, 최솟값은 0) 그 근방의 신호 값들을 1과 0으로 스케일링하는 Peak 값 증폭 알고리즘을 다음과 같이 구성하였다.

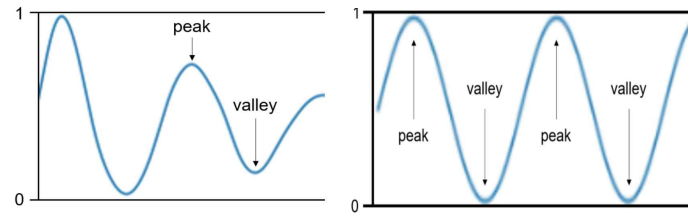


그림 3. (왼쪽) BLDAE를 사용하여 복원하고 정규화한 PPG 신호, (오른쪽) Peak 값 증폭 알고리즘이 적용된 후 PPG 신호.

<그림 3> 왼쪽처럼 극값들을 찾은 후 극댓값이면서 1이 아닌 값 근방의 값들은 해당 극값의 역수를 곱해주었고, 극솟값이면서 0이 아닌 값 근방의 값들에는 해당 극값을 뺀다 이를 통해 <그림 3> 오른쪽처럼 PPG 신호를 복구할 수 있다. 해당 알고리즘은 심박, 호흡수를 추정하기 위해 DAE 모델을 통해 디노이징 된 신호의 Peak 값을 스케일링하여 이상 압력에서의 PPG 신호값이 적정 압력에서의 PPG 신호처럼 나타나도록 보정을 해준다는 방식에 초점을 두고 있다.

### 2.3. 신호 처리를 통한 심박 및 호흡 예측

BLDAE와 위의 Peak 값 증폭 알고리즘을 통해 복원한 신호를 FFT(Fast Fourier Transform)를 이용하여 심박수(0.67~3.33Hz)과 호흡수(0.13~0.33Hz) 주파수 대역으로 각각 필터링한 후 IFFT(Inverse Fast Fourier Transform)를 통해 심박수 및 호흡수 신호 데이터를 재구성했다.[4][5] 각각의 신호에서 PP 간격(Peak-Peak)을 이용하여 심박수와 호흡수를 측정한다. 심박수와 호흡수의 측정 계산식은 다음과 같다.

$$\text{심박수} = \frac{60 \times \text{PPG신호측정Fps}}{\text{PP}_{\text{심박}}(\text{Peak} - \text{Peak})_{\text{간격}}}$$

$$\text{호흡수} = \frac{60 \times \text{PPG신호측정Fps}}{\text{PP}_{\text{호흡}}(\text{Peak} - \text{Peak})_{\text{간격}} \times 2}$$

위 두 식을 바탕으로 재구성한 심박수 신호와 호흡수 신호에서 심박수와 호흡수를 추정할 수 있다. <그림 4>의 파란 선은 연구를 위해 적정 압력에서 측정한 샘플 PPG 데이터이며, 노란 선과 초록 선은 각각 해당 PPG 데이터로 재구성한 심박과 호흡 신호이다.

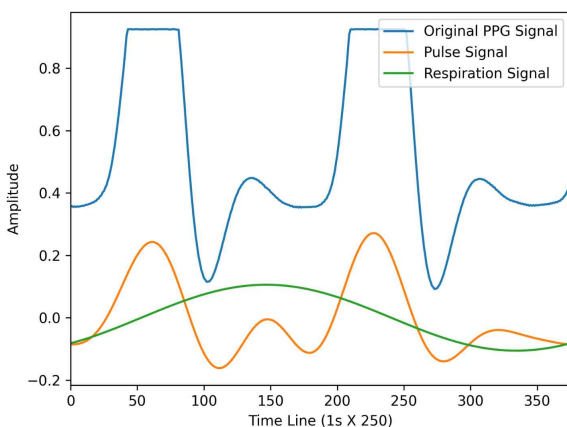


그림 4. PPG 신호(파란색)와 해당 신호에서 추출한 심박 신호(노란색)와 호흡 신호(초록색)

<그림 4>의 PPG 데이터로 계산한 심박수는 평균 “심박 PP 간격”값이 110이므로  $[(60 \times 250(\text{PPG 신호 측정 Fps})) / 110] = 136.4$ (소수점 둘째 자리에서 반올림)로 추정되었으며, 마찬가지로 호흡수는  $[(60 \times 250(\text{PPG 신호 측정 Fps})) / (360 \times 2)] = 20.9$ (소수점 둘째 자리에서 반올림)로 추정되었다.

### 3. PPG 생체 신호 측정 과정

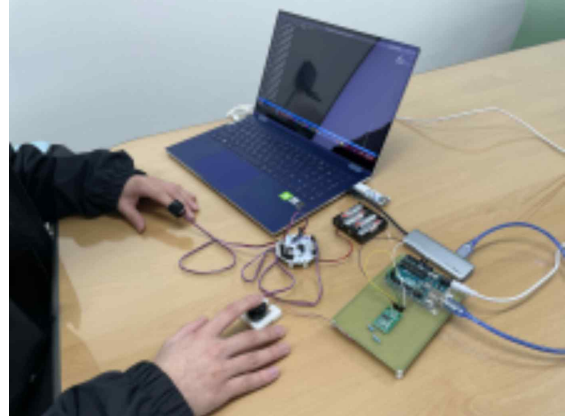


그림 5. PPG 신호 측정 장비 구성도

PPG 신호는 <그림 5>에서 보듯 OpenBCI의 PULSE SENSOR 장치를 이용하여 측정하였다. 신호 측정 시 FPS(Frame Per Second)는 250으로 설정하였으며, 측정 시 압력 값도 함께 출력하여 적정 압력과 이상 압력을 구분하였다. 적정 압력으로 추출한 PPG 신호는 앞서 언급한 노이즈를 입혀 BLDAE 모델에 학습시킬 것이며, 이를 통해 BLDAE 모델이 해당 노이즈를 제거하도록 함에 목적이 있다. 총 23명의 PPG 신호 데이터를 측정하였고, 이 중 20명의 데이터는 모델에 학습에 사용하였고, 나머지 3명의 데이터를 통해 모델의 성능을 검증하고자 한다.

### 4. 비교 실험 구성 및 결과

적정 압력과 이상 압력에서 측정을 동시에 진행하기 위해 양손을 이용하였으며, 한쪽 손에서는 적정한 압력에서 PPG 신호를 측정하여 이상적(ideal)인 신호를 추출하였고, 동시에 반대 손에서 이상(abnormal) 압력에서의 PPG 신호를 측정하였다. 적정 압력에서 측정한 PPG 신호에서는 다른 처리 과정은 제하고 FFT와 IFFT의 신호처리를 통해 심박과 호흡 대역에서의 신호를 구성하여 심박수와 호흡수를 계산했다. 반면에 반대 손에서 측정한 이상 압력에서의 PPG 신호를 앞서 디노이징 알고리즘에 의해 복원한 후 심박수와 호흡수를 추정하여 앞서 적정 압력에서 측정한 PPG 신호로 계산한 심박수, 호흡수와 오차율을 계산하였으며 결과는 다음과 같다[6].

오차율(%)	참가자 A	참가자 B	참가자 C
실험 1	1.00, 0.54	1.37, 0.39	1.20, 0.78
실험 2	1.02, 0.74	0.68, 0.77	0.92, 0.61
실험 3	0.96, 0.66	1.57, 0.98	0.63, 0.75

오차율은 백분율 오차(percentage error)를 사용했으며, 차례로 심박수 오차율, 호흡수 오차율이다[7]. 백분율 오차는  $[|참값 - 추정 값| / 참값] \times 100(\%)$ 로 계산하였으며, 참값 대신의 적정 압력에서 측정한 PPG 데이터로 계산한 최확값을 참값으로 대신하여 사용했다. 단위는 ‘%’이며 소수점 셋째 자리에서 반올림하였다.

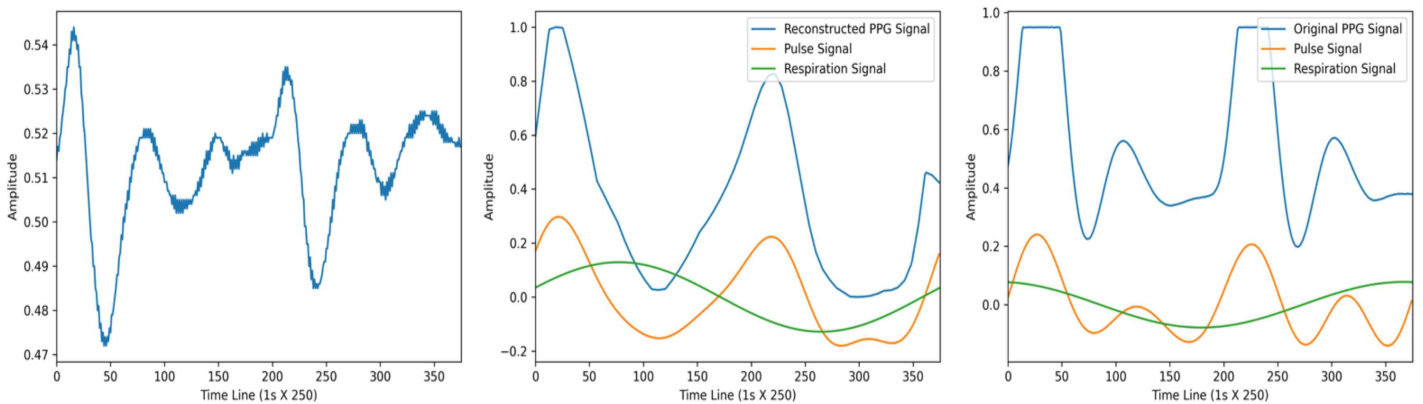


그림 6.(왼쪽) 참가자 A의 이상 압력 PPG 신호, (가운데) Denoising PPG 신호와 심박, 호흡 신호, (오른쪽) 동시간 적정 압력 PPG 신호, 심박, 호흡 신호

<그림 6>은 실험의 흐름의 따른 PPG 신호를 나타내며, <그림 6>의 왼쪽은 참가자 A의 이상 압력에서 측정한 PPG 신호, <그림 6>의 가운데는 왼쪽의 해당 신호를 BLDAE와 Peak 값 증폭 알고리즘을 이용해 복원한 PPG 신호와 그 신호에 푸리에 변환을 이용하여 계산한 심박과 호흡 신호, <그림 6>의 오른쪽은 같은 시간대에 적정 압력에서 측정한 PPG 신호와 그에 따른 심박 신호와 호흡 신호를 나타내고 있다. 위 그림에서 알 수 있듯이 이상 압력에서 측정한 PPG 신호를 적정 압력에서 측정한 PPG 신호처럼 복원하는 것이 일정 부분 가능했으며, 그에 해당하는 심박수와 호흡수도 유의미하게 추정할 수 있었다.

## 5. 향후 연구 및 결론

본 연구는 인공지능 학습 모델(BLDAE)과 디지털 신호처리, 추가적인 특별한 알고리즘을 접합하여, 전기적 잡음이 많은 이상 압력에서 추출한 PPG 신호에서 심박수와 호흡수라는 유의미한 데이터의 추출이 가능하다는 것에 의의가 있다. 본 논문에서는 생체 데이터를 추출하지 못하여 무의미, 혹은 불필요하다고 판단되는 이상 압력에서 추출한 PPG 신호의 한계를 극복하여, 정상적인 PPG 신호로 복구하고, 복구한 신호를 바탕으로 생체 데이터를 추출하는 방법을 제안했다. 이를 통해 추정된 데이터는 실제로 측정한 데이터와 평균적으로 심박수에서 1.04%, 호흡수에서 0.7%라는 오차율을 보였다. 인공지능 학습 모델에 따라 결괏값에 영향을 미칠 수 있으므로 본 연구 모델의 성능 향상을 위해서 보다 정교한 모델의 인공지능 연구를 추후 병행할 것이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Ismail, Shahid, et al., "Heart rate estimation in PPG signals using Convolutional-Recurrent Regressor." *Computers in Biology and Medicine*, 145, 2022.
- [2] Saquib, Nazmus, et al., "Measurement of heart rate using photoplethysmography." *International Conference on Networking Systems and Security (NSysS)*, 2015.
- [3] Cao, Yetong, et al., "Crisp-BP: Continuous wrist PPG-based blood pressure measurement." *Proceedings of the 27th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking*. pp.378-391, 2021.
- [4] Iqbal, Talha, et al., "Photoplethysmography-based respiratory rate estimation algorithm for health monitoring applications." *Journal of Medical and Biological Engineering* 42.2, pp.242-252, 2022.
- [5] Ye, Yalan, et al., "A robust random forest-based approach for heart rate monitoring using photoplethysmography signal contaminated by intense motion artifacts." *Sensors*, 17.2, 2017.
- [6] Park, Jin-Soo, Hong, Kwang-Seok, "A Study on Improved Respiration Rate Estimation Method Using Image", *The 18th Conference on Electronics & Information Communications*, 2016.
- [7] 백용현, et al., "PPG 기반 심박동수 추정 알고리즘" *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, KIICT2009-03-10, 2009.