

## PPG 신호를 기반으로 한 혈압추정 알고리즘 개발

김지인, 윤웅중, 정의림\*

한밭대학교

lime990903@gmail.com, dndwhddl@naver.com, \*erjeong@hanbat.ac.kr

## Development of Blood Pressure Estimation Algorithm based on PPG Signal

Kim Jee In, Yun Woong Jong, Jeong Eui Rim\*(Corresponding author)

Hanbat National Univ.

## 요약

본 논문은 광전용적맥파 측정기(Photoplethysmography, PPG) 신호를 기반으로 혈압을 추정하는 알고리즘을 설계한다. 데이터는 분당서울대병원에서 측정된 환자의 PPG 신호를 바탕으로 생성한 학습 데이터 약 24만 개와 테스트 데이터 약 6만 개를 사용한다. PPG 신호의 전처리 과정 이후 형태학 기법을 사용해 PPG 신호의 파형을 보고 신호의 특성(Feature)을 추출한다. 추출된 특성을 환자의 생체 정보와 합쳐 최종 데이터 세트를 제작한다. 인공지능 모델은 심층 신경망(Deep Neural Network, DNN)을 사용하여 데이터 세트에 대해 학습시켜 수축기 혈압(Systolic Blood Pressure, SBP)과 이완기 혈압(Diastolic Blood Pressure, DBP) 값을 예측한다. 미국의료기기협회(AAMI)에서 규정한 혈압 측정 장치에 대한 기준인  $ME \pm SD$ 에 대하여  $\pm 5mmHg \pm 8mmHg$ 에 부합하는 모델을 설계한다. 결과적으로 SBP는  $0.59 \pm 13.27mmHg$ 이고, DBP는  $-0.67 \pm 8.66mmHg$ 로 AAMI 기준에 근접한다.

## 1. 서론

심혈관 질환은 전 세계 사망 원인 1위에 달하는 심각한 질환이다. 심혈관 질환의 특징 중 하나는 특별한 전조 증상이 없다는 것이다. 따라서 치료보다는 조기 진단 및 예방이 중요하며 이를 위해서는 혈압을 주기적으로 측정해야 한다. 하지만 현재 상용화되어 있는 비침습적 혈압 측정 방식인 커프 기반(Cuff-based) 혈압계는 측정 과정에서 사용자에게 강한 압력을 주어 불편감을 유발한다. 또한, 두 가지 이상의 센서를 포함해야 하므로 휴대하기 어려워 지속해서 측정할 수 없다는 단점이 있다. 이를 극복하기 위해 지난 몇 년 동안 수많은 연구자가 혈압을 지속해서 측정할 수 있도록 하는 커프 없는(Cuff-less) 혈압 측정 기술을 연구했다.[2, 3] 그러나 이들의 혈압 측정계 알고리즘은 미국의료기기협회(AAMI)의 혈압 측정계의 신뢰도 기준에 만족하는 정확도를 달성하지 못하거나 두 가지 이상의 센서가 필요하여 웨어러블 디바이스에 적합하지 않다.

광전용적맥파 측정기(Photoplethysmography, PPG)의 광학센서를 통해 측정된 PPG 신호의 특성값을 이용하여 혈압과 상관관계가 높은 혈관 탄성 정보를 알아낼 수 있다. 이를 통해 AAMI 기준에 만족하는 성능을 내는 혈압 측정 방식을 개발한다면 휴대성과 편리성 면에서 기존 혈압 측정 방식을 크게 개선할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 분당서울대병원에서 제공한 심혈관 질환이 있는 자와 정상 혈압자의 PPG 신호와 생체 데이터인 나이, 성별, 키, 몸무게 등으로 구성된 데이터를 통해 PPG 광학센서 단독 사용으로 AAMI 기준에 근접하는 인공지능 알고리즘을 제안한다.

하기 위해 저주파 통과 필터를 사용한다. PPG 신호 측정 중에 환자의 움직임이 PPG 주파수 대역과 겹쳐 동잡음이 발생한다. 이를 제거하기 위해  $5Hz$  보다 높은 영역을 제거하는 31-tap 필터를 설계한다.

## 2.2 박동 개수 및 심박수 추정

PPG 신호의 피크 추출을 통해 심박수 추정과 신호를 박동 별로 나누어 주는 과정을 수행한다. 먼저 PPG 신호들을 정렬하기 위해 신호의 편차를 제거해주는 과정을 수행한다. 수식 (1)과 같이 전체 PPG 신호들의 크기를 전체 신호에서 계산된 전체 신호의 평균을 빼 편차를 계산한다.

$$\begin{aligned} bias &= \sum_{n=1}^{L_{block}} bias + pulse(n), & bias &= \frac{bias}{L_{block}} \\ pulse(n) &= \sum_{n=1}^{L_{block}} pulse(n) - bias \end{aligned} \quad (1)$$

그 후 피크를 강조하여 파형을 추출하기 위해 수식 (2)와 같이 Slope Sum Function(SSF)을 사용해 수행한 신호의 피크를 찾는다. SSF는 펄스 피크 검출에 널리 쓰이는 함수이며, 파형이 증가하는 구간에서의 증가량을 저장하는 것으로 신호의 피크를 찾는다.

$$\begin{aligned} y(n) &= \sum_{k=n-d_m}^n \Delta x(k), \text{ where } \Delta x(k) = \begin{cases} \Delta s(k), & \Delta s(k) > 0 \\ 0, & \Delta s(k) \leq 0 \end{cases} \\ \Delta s(k) &= s(k) - s(k-1) \end{aligned} \quad (2)$$

## II. PPG 신호 전처리 과정

## 2.1 저주파 통과 필터링

아날로그 센서로부터 PPG 신호를 측정 중에 발생한 고주파 성분을 제거

이때,  $d_m$ 은 13을 사용하여 한 번에 13개의 값을 저장하여 이후 신호에 영향을 주도록 설정한다. SSF를 수행한 신호를 이용하여 한 지점의 신호

가 그 이전의 신호보다 클 때를 피크로 인식하도록 한다. 추출한 피크들을 이용하여, 10초 동안의 PPG 신호의 심박수를 계산한다. 수식 (3)을 이용하여 검출된 피크가 얼마만큼의 시간 동안에 발생하였는지를 확인하여 심박수를 계산한다.  $N_p$ 는 검출된 피크의 수,  $T$ 는 첫 번째 피크와 마지막 피크 사이의 시간이다.

$$R_{HR} = \frac{60(N_p - 1)}{T} \quad (3)$$

### 2.3 박동 단위별 추출 및 정규화 수행

하나의 PPG 신호에 있는 박동들을 각각 잘라낸다. SSF를 통해 피크 값들의 위치 저장 후 피크 값이 0.01 이하인 값이 나오면 해당 SSF 출력의 위치를 박동의 경계점으로 설정한다. 이를 통해 각 박동들의 경계점을 찾고, 이를 기준으로 PPG 신호를 박동 별로 자른다. 그다음 수식 (4)와 같이 최소-최대 정규화를 수행하여 박동들을 일관성 있게 만들어준다.

$$rs_{beat}' = \frac{rs_{beat} - \min(rs_{beat})}{\max(rs_{beat}) - \min(rs_{beat})} \quad (4)$$

### III. 형태학 기반 특성 추출 및 데이터 세트

본 논문에서는 형태학 기반 혈압추정을 위해 PPG 신호에서 특성을 추출한다. 그림 1은 특성 추출 알고리즘의 블록도를 보여준다.

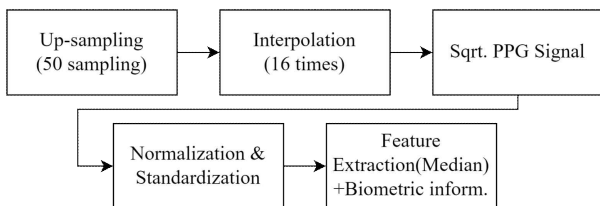


Fig 1. 특성 추출 블록도

먼저, PPG 파형을 50번 업샘플링 하여 이산 값을 추출한다. 그다음, 연속적인 아날로그 신호와 유사하게 만들어주기 위해 16배 보간을 통해 데이터 수를 늘린다. 그 후, PPG 신호에 제곱근을 취해 이완기 영역을 넓혀준다. 이를 통해 이완기 특성을 제대로 추출하지 못하는 문제를 해결한다. 마지막으로, 추출된 각 특성에 정규화 및 표준화를 수행한다. 마지막으로 중앙값을 선택하고 환자의 생체 정보와 합쳐 데이터 세트를 만든다.

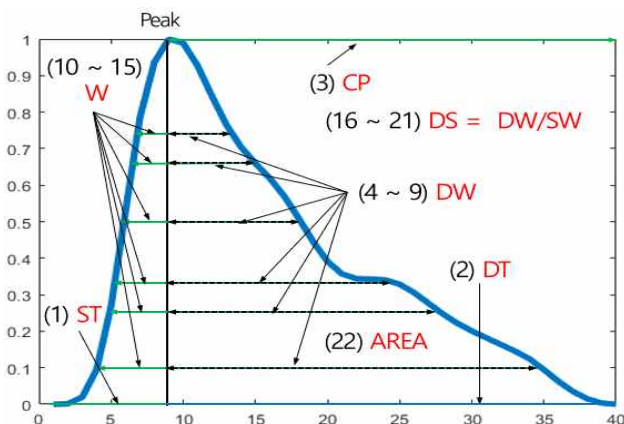


Fig 2. PPG 신호로부터 추출한 22개의 특성

그림 2는 PPG 신호로부터 추출한 22개의 특성을 보여준다. 1번은 ST(Systolic upstroke Time)로 파형 시작 지점부터 수축기 피크까지의 길이이다. 2번은 DT(Diastolic Time)이며 수축기의 피크부터 펄스가 끝나는 지점까지의 길이이다. 3번은 CP(Catacrotic Pulse)이며, 피크와 다음 피크 사이의 길이이다. 4에서 9번은 DW(Diastolic Width)로 수축기의 피크부터 펄스의 이완기에서 수축기 피크의 10%, 25%, 33%, 50%, 66%, 75%의 크기가 되는 지점까지의 길이이다. 10에서 15번은 W(systolic + diastolic width)로 펄스의 수축기 피크 크기의 10%, 25%, 33%, 50%, 66%, 75%의 크기가 되는 수축기의 시작 부분부터 수축기 피크까지의 길이이다. 16에서 21번은 DS로 DW 값에서 SW(Systolic Width) 값을 나눈 값이다. 22번은 Area로 펄스의 면적을 의미한다. 23에서 29번까지는 PPG 신호와 함께 제공된 환자의 생체 정보 데이터인 심박수, 나이, 키, 몸무게, 성별, BMI이다. 30에서 51번까지는 같은 사람의 1에서 22번의 특성을 무작위로 섞어 추가한 특성이다. 52에서 53번은 섞은 특성에 대응하는 참조 혈압 값이다.

### IV. 인공지능 모델 설계

인공지능은 심층 신경망 모델(Deep Neural Network, DNN)을 사용한다. 회귀 방법을 사용하여 해당 모델을 학습시켜 SBP와 DBP 값을 추정한다. 모델 구조는 Dense 층을 사용하여 출력 크기 8, 8, 8, 8로 설계한다. 배치 크기는 128, 손실 함수는 평균 제곱 오차(Mean Squared Error, MSE)를 사용한다. 최적화 함수는 방향과 학습률 두 가지 모두를 잡기 위해 Adam을 사용하고, 학습률은 0.001로 설정한다.

### V. 결론

본 논문에서는 PPG 신호를 이용하여 혈압추정을 수행하는 알고리즘을 개발하였다. 측정된 PPG 신호의 전처리를 수행하였고, 형태학 기반 방법을 통해 특성 추출 및 데이터 세트를 제작하였다. 마지막으로 심층 신경망 구조의 인공지능 모델을 사용하여 학습하였다. 그 결과, ME±SD에 대하여 SBP는  $0.59 \pm 13.27 \text{ mmHg}$ 이고, DBP는  $-0.67 \pm 8.66 \text{ mmHg}$ 이 나와 AAMI 혈압계 기준에 근접한 결과가 나왔다. 인공지능 모델의 하이퍼파라미터 조정 및 시계열 데이터에 대해 우수한 성능을 내는 모델에 알고리즘을 적용할 경우, 성능을 높일 수 있을 것으로 보인다. 이러한 알고리즘의 개선을 통해 기존 혈압 측정 방식의 한계를 크게 개선할 수 있을 것이라 기대된다.

### 참 고 문 헌

- [1] Kim, J. H., Jung, E. S., and Shim, M. S. "Hypertension management of non-elderly and elderly," Journal of Korean Public Health Nursing 31.2, pp. 284-295, 2017.
- [2] Shukla, S. N., Kakwani, K., and Patra, A. et al. "Noninvasive cuffless blood pressure measurement by vascular transit time," in Proceedings of 28th International Conference on VLSI Design, pp. 535-540, Jan. 2015.
- [3] Matsumura, K., Rolfe, P., Toda, S., and Yamakoshi, T. "Cuffless blood pressure estimation using only a smartphone," Scientific Reports 8.1, 2018.