

AI심폐소생술 보조 장치를 활용한

가슴 압박 깊이 추정 방법

추현웅¹, 김대호², 변재영^{1*}

조선대학교 정보통신공학부¹, 조선대학교 IT 연구소², *교신저자

choohw36@naver.com, wireless@chosun.ac.kr, *jypyun@chosun.ac.kr

Chest Compression Depth Estimation Method using AI CPR Assistive Device

Hyun-Woong Choo¹, Dae-Ho Kim², Jae-Young Pyun^{1*}

Dept. of Information and Communication Engineering, Chosun University¹

IT Research Institute, Chosun University².

요약

본 논문에서는 온 디바이스 AI심폐소생술 보조 장치를 활용한 인공지능 기반의 가슴 압박 깊이 추정 방법을 제안한다. 이를 위해 가속도 센서 값을 활용하여 가슴 압박 깊이를 추정하는 회귀 문제를 다룬다. 다양한 모델들을 학습하여 실험한 결과, 소형 하드웨어 장비에 적용하기에 가장 적합한 성능 대비 파라미터가 우수한 DNN(Deep Neural Network) 모델의 사용을 제안한다.

I. 서론

심폐소생술을 미숙련자가 시행하게 될 경우 적절한 깊이나 속도를 판단하기 어려우며, 피로감이나 불안 등으로 가슴 압박을 중단할 수 있어 심장과 뇌에 충분한 혈액을 공급하는 것이 어려워진다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 심폐소생술을 보조할 수 있는 장비들[1, 2, 3]은 기존 시장에도 존재한다. 그러나 이러한 장비의 소형화와 심폐소생술이 능숙하지 않은 사용자도 효과적으로 심폐소생술을 실시할 수 있을 것으로 기대된다. 이러한 센서와 인공지능을 통해 목적값을 추론하는 방식은 다른 문제를 해결하기 위한 사례[4]에서도 적용되었다. 본 논문에서는 아래의 그림1을 통해 인공지능을 활용한 심폐소생술 보조 장치의 구성 예시를 제안한다.

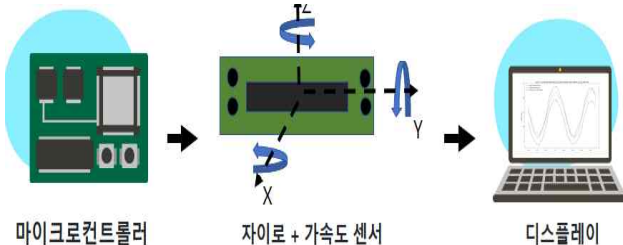


그림 1. AI 심폐소생술 보조 장치 예시

그림1의 장치에 활용될 모델의 학습에 사용될 가속도 센서 데이터는 사전 교육을 받은 11명의 피실험자가 심폐소생술 보조 장치를 착용한 채 실시한 심폐소생술을 통하여 획득되었다. 해당 데이터의 측정값은 심폐소생술을 실시하는 동안 심폐소생술 보조 장치를 통해 측정되었다. 실험환경이 실험 방해 요소가 없는 공간이었기 때문에, 데이터에서 발생한 노이즈 이외의 다른

요인은 없다고 판단된다. II장에서는 수집한 심폐소생술 데이터를 전처리하는 방법에 대하여 설명하고, III장에서 인공지능을 통해 가슴 압박 깊이를 추정하는 방법을 보인다. IV장의 실험결과를 통하여 적합한 모델을 선정하고 V장에서 결론과 함께 실제 응용 분야에서의 활용 가능성과 향후 연구 방향에 대해 논의한다.

II. 데이터 전처리

전처리 과정에서는 타임스탬프를 가지는 시계열 데이터의 특성을 고려하여 데이터를 전처리하는 방법으로 그림 2의 슬라이딩 윈도우 방식을 선택했다. 이 방식은 가슴 압박 깊이 값을 측정할 수 있는 센서가 장착된 마네킹에 11명의 피실험자가 심폐소생술을 실시하여 얻어낸 목적값인 가슴 압박 깊이 데이터와 학습에 사용될 가속도 센서 데이터를 시간 특성을 고려하여 전처리하는 데 적합하다. 가속도 센서 데이터측정은 초당 15회 샘플링 속도로 이루어졌으며 시계열 데이터의 특성을 고려하여 AI 모델 학습을 진행하였다.

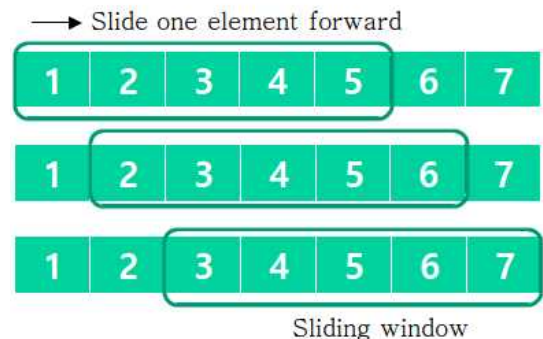


그림 2. 슬라이딩 윈도우 방식

III. 가슴 압박 깊이 추정 방법

슬라이딩 윈도우 방식을 통하여 전처리 된 데이터는 8:1:1의 비율로 훈련, 테스트, 검증 세트로 나눠 모델의 학습에 사용했다. 전처리 된 입력 데이터는 20개의 타임스탬프와 3축 가속도 센서 데이터(20*3)형태의 2차원 배열을 갖는다. 입력층에서 입력 데이터의 형태를 평탄화하여 총 60개의 특성으로 이루어진 1차원 벡터로 변환한다. 이후 각 은닉층에서는 평탄화된 입력 데이터에 가중치를 곱하고 편향을 더한 다음, 활성화 함수를 적용한다. 본 연구에서는 모델에 ReLU 활성화 함수를 사용하였다. 이러한 과정은 모든 은닉층에서 반복된다. 마지막 출력층에서는 20개의 타임스탬프를 가진 깊이 시계열 데이터를 예측해야 한다. 이를 위해서 최종 출력단에서 20개의 Dense layer를 통해서 모델의 출력을 20개의 타임스탬프를 가진 깊이 데이터와 일치시킨다. 아래의 그림 3은 가슴 압박 깊이를 추정하기 위한 DNN 모델을 보이고 있다.

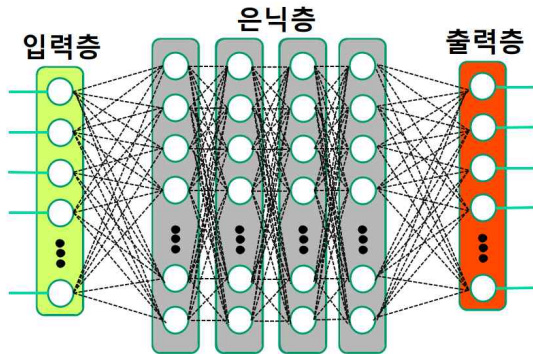


그림 3. DNN 모델을 통한 가슴 압박 깊이 추정 방법

IV. 실험 결과

본 논문에서는 학습시킨 모델을 평가하기 위하여 평균 제곱 오차(MSE: Mean Squared Error)와 평균 절대 오차(MAE: Mean Absolute Error)를 평가지표로 사용하였다.

표 1. 모델별 성능

모델명	MAE	MSE	파라미터 수
1D_CNN	4.48	35.26	34324
DNN	4.16	35.23	63668

표 1은 1D_CNN 모델과 DNN 모델을 사용할 경우, 모델별 평균 제곱 오차와 평균 절대 오차, 파라미터 수를 나타낸다. 두 모델 모두 두 가지 오차 계산 방식에서 비슷한 평가지표 값을 가지는 것을 실험을 통하여 확인했다. 그러나, 1D_CNN 모델의 경우 파라미터 수가 적지만 실제 예측값은 DNN에 비해 깊이 값이 0인 경우에 대하여 부정확한 예측 결과를 보인다. 따라서 가속도 센서의 데이터와 가슴 압박 깊이 데이터 간의 상관관계를 통하여 적절한 깊이값 예측이 가능한 DNN 모델이 AI 심폐소생술 보조 장치 개발에 적합함을 실험을 통해 확인하였다. 그림 4에서 빨간색으로 나타낸 그래프는 가슴 압박 깊이에 대하여 DNN 모델이 예측한 값이고, 검정색으로 나타낸 그래프가 1D_CNN 모델이 예측한 값이다. 그리고 초록색 그래프는 센서를 통해 취득했던 실제 가슴 압박 깊이 데이터이다.

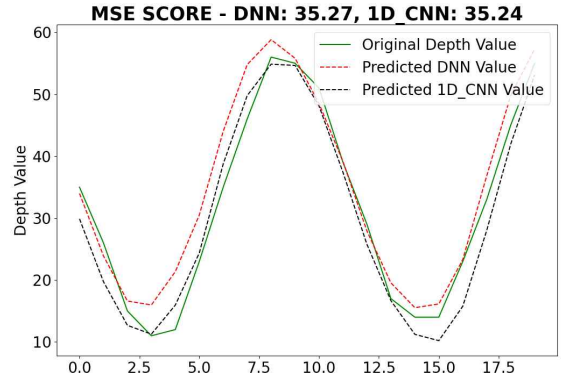


그림 4. DNN 모델과 1D_CNN 모델의 예측 결과

V. 결론

본 논문에서는 AI 심폐소생술 보조 장치의 가속도 센서를 이용하여 DNN 모델 기반 가슴 압박 깊이 추정 방법을 제안한다. 실험 결과는 센서 데이터를 이용하여 가슴 압박 깊이 값의 예측이 가능함을 보였고, DNN 기반의 심폐소생술 보조 장치를 통해 사용자가 심폐소생술을 정상적으로 수행하는지를 자동으로 판단함에 적합한 기술임을 확인 해 주었다. 해당 연구는 실시간 입력 데이터 값을 바탕으로 한 온 디바이스 AI 심폐소생술 보조 장치의 연구로 확장할 계획이며 이는 적절한 심폐소생술을 통해 심정지 환자 응급처치에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by project for Industry-University-Research Institute platform cooperation R&D funded Korea Ministry of SMEs and Startups in 2022.(S3311806)

참고 문헌

- [1] 오재훈. "심폐소생술시 고품질 흉부압박을 위한 보조 장치들의 구현과 검증." 국내박사학위논문 한양대학교 대학원, 2014.
- [2] AED Simulator https://www.zoll.com/-/media/public-site/products/aed-simulator/9651-000820-01-sf_a.ashx
- [3] CPR Ezy <https://www.medim.info/katalog/vyukove-modely-a-trenazery/modely-pro-zakladni-resuscitaci/cpr-ezy/129-detai>
- [4] Se-Jong Kang, Dong-gu Son, Ki-Chang Im, and Jong-Myon Kim. "Gas classification and concentration estimation using semiconductor gas sensor array and DNN technology." The Korean Institute of GAS, Jeju, Korea, 24, Oct. 2019, pp. 44