

CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템

김재정¹, 김정현², 이솔², 서지윤², 정도운^{2*}

¹동서대학교 일반대학원 컴퓨터공학과

²동서대학교 인공지능응용학과

CNN-LSTM-based Upper Extremity Rehabilitation Exercise Real-time Monitoring System

Jae-Jung Kim¹, Jung-Hyun Kim², Sol Lee², Ji-Yun Seo², Do-Un Jeong^{2*}

¹Dept, Computer Engineering Graduate School, Dongseo University

²Dept, Applied Artificial Intelligence, Dongseo University

요약 재활환자는 수술 치료 후 신속한 사회복귀를 목적으로 신체적 기능 회복을 위하여 통원치료 및 일상에서 재활운동을 수행한다. 병원에서 전문 치료사의 도움으로 운동을 수행하는 것과 달리 일상에서 환자 스스로 재활운동을 수행하는 것은 많은 어려움이 있다. 본 논문에서는 일상에서 환자 스스로 효율적이고 올바른 자세로 재활운동을 수행할 수 있도록 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템을 제안한다. 제안한 시스템은 EMG, IMU가 탑재된 어깨 착용형 하드웨어를 통해 생체신호를 계측하고 학습을 위한 전처리 과정과 정규화를 진행하여 학습 데이터셋으로 사용하였다. 구현된 모델은 특징 검출을 위한 3개 합성곱 레이어 3개의 풀링 레이어, 분류를 위한 2개의 LSTM 레이어로 구성되어 있으며 검증 데이터에 대한 학습 결과 97.44%를 확인할 수 있었다. 이후 Teachable machine과의 비교평가를 진행하였으며 비교평가 결과 구현된 모델은 93.6%, Teachable machine은 94.4%로 두 모델이 유사한 분류 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

• **주제어** : 딥러닝, CNN-LSTM, 재활, 자세 분류, 생체신호

Abstract Rehabilitators perform outpatient treatment and daily rehabilitation exercises to recover physical function with the aim of quickly returning to society after surgical treatment. Unlike performing exercises in a hospital with the help of a professional therapist, there are many difficulties in performing rehabilitation exercises by the patient on a daily basis. In this paper, we propose a CNN-LSTM-based upper limb rehabilitation real-time monitoring system so that patients can perform rehabilitation efficiently and with correct posture on a daily basis. The proposed system measures biological signals through shoulder-mounted hardware equipped with EMG and IMU, performs preprocessing and normalization for learning, and uses them as a learning dataset. The implemented model consists of three pooling layers of three synthetic stacks for feature detection and two LSTM layers for classification, and we were able to confirm a learning result of 97.44% on the validation data. After that, we conducted a comparative evaluation with the Teachable machine, and as a result of the comparative evaluation, we confirmed that the model was implemented at 93.6% and the Teachable machine at 94.4%, and both models showed similar classification performance.

• **Key Words** : Deep learning, CNN-LSTM, Rehabilitation, posture classification, biosignal

Received 22 August 2023, Revised 21 September 2023, Accepted 25 September 2023

* **Corresponding Author** Do-Un Jeong, Dept, Applied Artificial Intelligence, Dongseo University, 47, Jurye-ro, Sasang-gu, Busan, Korea.
E-mail: dojeong@dongseo.ac.kr

I. 서론

재활운동은 수술 치료 후 신체적 기능을 회복하여 일상에서 불편함을 최소화하고 빠른 회복을 통해 신속한 사회복귀를 목적으로 한다. 재활운동 초기에는 병원 및 센터에 방문하여 전문가의 도움을 받아 진행한다. 하지만 어느 정도의 기능 회복 후 여러 가지 요인으로 일상에서 환자 스스로 이어 나가야 하는 경우가 많다. 일상생활에서 환자가 재활운동을 수행하기에는 질환에 알맞은 운동의 종류, 주기, 강도 등을 스스로 판단하기 때문에 효율적인 재활운동에 어려움이 있다. 이에 따라 일상에서 환자가 스스로 운동을 수행할 수 있도록 생체신호 및 카메라를 이용하여 운동 정보를 모니터링 및 피드백에 관한 다양한 연구가 지속적으로 수행되었다[1]. 특히, 최근에는 인공지능, 딥러닝, 빅데이터가 우수한 성능을 나타냄에 따라 이를 접목한 스마트헬스케어 관련 연구가 활발하게 진행되고 있다[2].

본 논문에서는 일상에서 재활운동을 수행하는 환자가 효율적이며 정확한 자세로 진행할 수 있도록 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템을 제안한다. 제안한 시스템은 계측된 재활 부위의 데이터 특징을 검출하고 재활운동 5가지 자세에 대해 분류가 가능하다. 또한, 사용자는 PC 또는 애플리케이션을 통해 자신이 수행하는 재활운동 자세에 대하여 실시간 모니터링 할 수 있다. 본 논문 구성은 2절에 CNN-LSTM을 이용한 관련 연구들에 대하여 기술하고 3절에는 본 논문에서 제안하는 상지 재활운동 보조 시스템 구성 및 모델에 대하여 기술한다. 4절에는 구현한 모델의 성능평가를 위한 실험의 내용을 기술하며 5절을 끝으로 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템에 대한 결론으로 논문을 마무리한다.

II. 관련연구

생체신호 기반으로 상지 재활운동의 자세를 판별하기 위해서는 계측하고자 하는 생체신호의 분석이 필수적이다. 기존 생체신호 분석 방법으로는 실시간 분류의 어려움과 신호에 따른 세밀한 조정의 번거로움 등의 다양한 한계점이 존재한다. 이를 해결하기 위하여 인공지능을 활용하여 자동적으로 특징 검출 가능한

CNN과 시계열 데이터에서 우수한 성능을 나타내는 LSTM을 조합한 모델을 활용한 연구가 활발하게 진행되고 있다. Bo-Seok은 긴 데이터를 입력 받으면 계수의 개수가 과도하게 많아져 분류 성능이 저하되는 LSTM의 단점을 극복하고자 CNN을 추가로 사용하였다[3]. 레이어 개수는 자체실험을 통하여 3개의 CNN과 2개의 LSTM 레이어로 구성하였다. 제안된 시스템의 모의실험 결과 PRI와 RF의 최대 변화 주기가 256에 이르기까지 183,516가지의 속성 조합에 대하여 90% 이상 높은 정확도를 확인하였다. Naveen Kumar Karmam은 CNN 단일 모델로 시간적 의존성을 추출하는데 한계점을 확인하여 순차적 데이터의 시간적 관계성을 분류하는데 강점을 지닌 LSTM을 추가하였다[4].

III. 본론

3.1 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템 구성

본 논문에서 제안하는 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템은 어깨 착용형 시스템으로 구성하였다. 하드웨어는 부착 위치에 따른 모의 실험을 통하여 신호의 파형이 깨끗하고 회전 반경이 크게 나타날 수 있는 어깨 삼두근 하단에 부착하였다. 이후 재활이 필요한 부위의 근육과 움직임에 대한 데이터 수집이 가능하며 CNN-LSTM 모델을 통해 자동으로 특징을 검출하고 5가지 상지 재활운동 자세에 대하여 분류가 가능하다. 그림 1에 제안하는 시스템 구성도를 나타내었다.

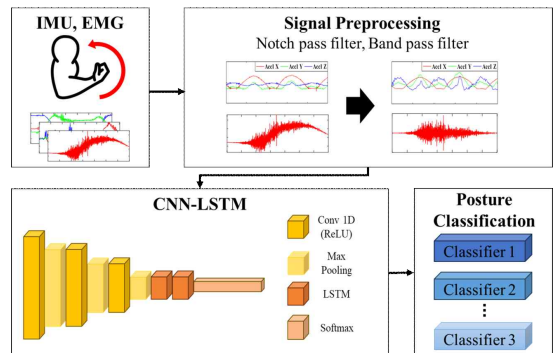


Fig. 1. System configuration

3.2 하드웨어 및 애플리케이션 구현

상지 재활운동 자세에서 생체신호를 측정하기 위한 하드웨어는 근육의 상태를 계측하기 위한 근전도 센서와 움직임 계측하기 위한 IMU 센서를 사용하였다. 이후 상지 재활운동 자세에 따른 데이터 계측의 용이함을 위하여 블루투스 모듈을 탑재하였다. 하드웨어로부터 계측된 원신호는 신호 내에 기저선 변동 및 전력선 잡음 등의 다양한 잡음이 존재한다. 신호의 명확한 특징을 검출하기 위하여 불필요한 잡음을 자체적으로 제거가 가능한 MCU를 탑재하였다. 최종적으로 구성된 하드웨어는 애플리케이션 및 PC로 데이터 수집, 계측, 필터 적용, 실시간 모니터링이 가능하며 초당 2,000개의 데이터 샘플을 획득할 수 있다. 그림 2에 계측 시스템의 구성도를 그림 3에 구현한 애플리케이션 일례를 나타내었다.

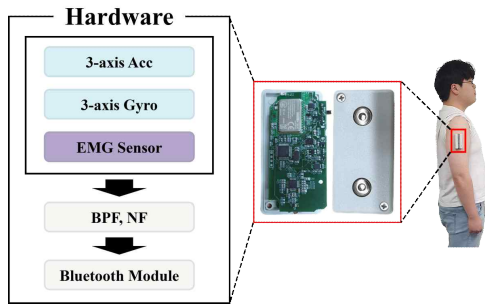


Fig. 2. Configuration of the measurement system

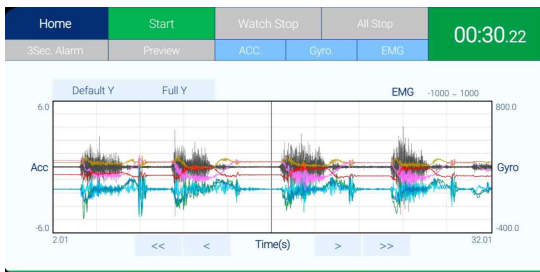


Fig. 3. Example of an implemented application

3.3 재활 자세 선정 및 학습 데이터셋 구성

본 논문에서 제안한 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템의 학습을 위한 재활운동 자세는 대한재활의학회에서 제공하는 관절의 가동운동 범위를 증진할 수 있는 상지 재활운동 5가지(a: 굴곡,

b: 내전, c: 신전, d: 외전, e: 팔꿈치)로 선정하였다[5]. 선정된 자세에 따른 데이터를 계측하기 위하여 근골격계 질환을 보유하고 있지 않은 건강한 20대 남성 5명을 대상으로 클래스별 1,000개씩 총 5,000개의 데이터를 확보하였다. 확보된 데이터는 -1로 정규화하였으며 8:1:1의 비율로 학습 데이터셋과 검증 데이터셋, 테스트 데이터셋으로 분리하였다. 그림 4에 선정된 재활운동 자세 일례를 나타내었다.

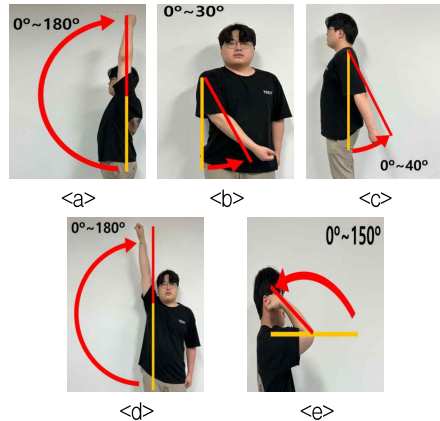


Fig. 4. Example of selected rehabilitation exercise posture

3.4 자세 분류를 위한 CNN-LSTM 모델 설계

구현한 상지 재활운동 자세 분류 모델은 생체신호 데이터의 특징을 검출하기 위한 CNN과 검출된 특징을 기반으로 재활운동 자세를 분류하는 LSTM으로 구성되어 있다. CNN은 공간적 특징정보를 유지할 수 있어 데이터의 작은 변화에 민감하지 않고 신호의 복잡한 특징과 패턴을 추출하기에 용이하다. LSTM은 정보를 메모리 셀에 저장하고 활용하여 장기적인 패턴을 파악하고 기존의 RNN 문제점인 장기 및 단기 의존성 문제를 해결하였다. 최종적으로 구현된 모델은 3개의 ReLU 활성화 함수를 사용한 합성곱 레이어, 3개의 풀링 레이어, 2개의 LSTM 레이어로 구성되어 있다. 또한, 5가지 자세를 분류하기 위하여 다중 클래스 분류가 가능한 Softmax 활성화 함수를 사용하였다. 학습 과정에서 오버피팅 문제를 해결하기 위하여 Dropout과 일정 시간 손실값이 떨어지지 않는다면 조기학습을 종료할 수 있는 Earlystop 기능을 추가하였다. 상지 재활운동 자세 분류를 위한 CNN-LSTM 모델의 정보를 표 1에 나타내었다.

Table 1. Information of the CNN-LSTM structure

Number	Layer	func.
1	Conv 1D	ReLU
2	Maxpooling 1D	
3	Conv 1D	
4	Maxpooling 1D	
5	Conv 1D	
6	Maxpooling 1D	
7	LSTM	Softmax
8	LSTM	
9	Dense(softmax)	

IV. 실험 및 결과

4.1 재활운동 분류 모델 학습 성능평가

본 논문에서 구현한 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 자세 분류 모델의 학습을 진행하였다. 학습 과정을 안정화하기 위하여 Batch_size 64, 0.0001의 학습률로 하이퍼파라미터를 설정하였다. 학습이 완료된 모델은 머신러닝에서 대표적으로 사용되는 분류 성능평가 지표인 정확도(Accuracy, Acc), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), 조화율(F1 Score)을 사용하여 성능평가를 진행하였다. Accuracy는 전체 데이터의 수에서 올바르게 예측된 데이터의 양을 뜻하며 Precision은 모델이 정답으로 예측한 데이터 중 실제로 정답인 데이터의 양을 뜻한다. Recall은 실제로 정답인 데이터를 모델이 정답으로 인식한 데이터의 양, F1 Score는 Precision과 Recall의 조화 평균값을 의미한다.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (3)$$

$$F1Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

상지 재활운동 분류 모델 성능평가 결과 Precision 97.81%, Recall 97.18%, F1 Score 97.44%로 모두 96% 이상의 분류 성능을 확인하였다. 표 2에 성능지표 결과를 그림 5에 구현한 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 자세 모델의 결과를 나타내었다.

Table 2. Result of performance test

	Precision	Recall	F1	ACC
Proposed CNN-LSTM	97.81%	97.176	97.436	97.44%

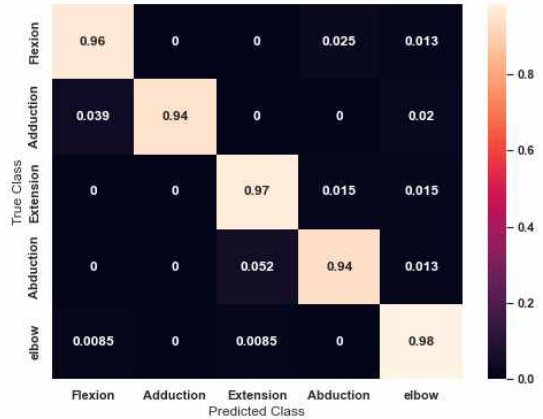


Fig. 5. Confusion matrix of the CNN-LSTM model result

4.2 재활운동 분류 모델 성능 비교평가

구글의 Teachable machine을 이용하여 구현한 CNN-LSTM 기반의 재활운동 분류 모델의 학습에 사용되지 않은 테스트 데이터를 사용하여 성능 비교평가를 진행하였다. Teachable machine은 구글에서 개발한 웹기반의 머신러닝 개발 도구이며 이미지, 포즈, 음성 등의 데이터를 입력 데이터로 사용이 가능하며 편리하게 높은 성능의 모델을 획득할 수 있다. Teachable machine에서는 모바일 환경과 같이 리소스가 제한된 환경에서 적용이 가능하도록 구현된 MobileNet 모델을 전이학습한다. 전이학습은 사전 훈련된 모델을 사용자가 입력한 데이터 세트에 맞게 일부 레이어만 미세조정하여 사용하면 고성능의 모델을 획득할 수 있다. 먼저 Teachable machine의 학습은 웹캠을 통해 재활운동 자세에 따른 이미지를 획득하여 스켈레톤 데이터로 변환한 후 관절 정보 이미지를 학습하였다. 그림 6에 Teachable machine 학습 과정 일례와 MobileNet 일례를 나타내었다.

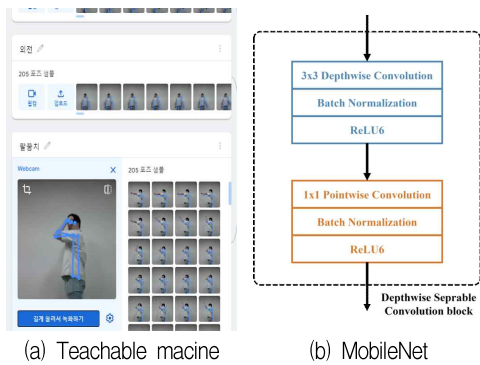


Fig. 6. Example of teachable machine learning process and example of MobileNet configuration

이후 두 번째로 각각의 모델에 테스트 데이터를 사용하여 재활운동 자세 분류 성능을 비교평가 하였다. 비교평가 결과 구현된 모델은 평균 93.6%, Teachable machine은 평균 94.4%의 성능을 확인하였으며 두 모델은 유사하게 높은 정확도로 재활운동 자세가 분류되는 것을 확인하였다. 표 3에 비교평가 결과 일례를 나타내었으며 그림 7에 Teachable machine 결과 화면 일례를 나타내었다.

Table 3. Comparison result with Teachable machine

Posture	Teachable machine		CNN-LSTM	
A	46/50	92%	45/50	90%
B	48/50	96%	49/50	98%
C	49/50	98%	48/50	96%
D	45/50	90%	45/50	90%
E	48/50	96%	47/50	94%
AVG	94.4%		93.6%	

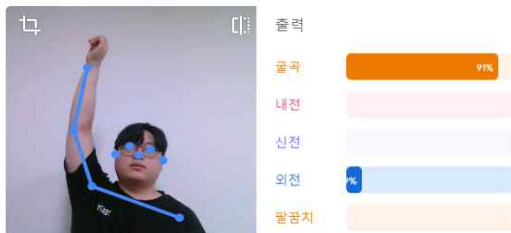


Fig. 7. Example of teachable machine classification result

V. 결론

본 논문에서는 CNN-LSTM 기반의 상지 재활운동 실시간 모니터링 시스템을 구현하였다. 구현된 시스템

은 근골격계 질환에서 대표적으로 발생하는 어깨와 팔꿈치를 대상으로 생체신호를 계측하였다. 계측된 원신호는 잡음이 포함되어 있어 전처리 과정을 수행하고 정규화하여 학습 데이터셋으로 사용하였다. 이후 CNN을 이용하여 특징을 검출하고 LSTM을 통해 어깨 및 팔꿈치 재활이 가능한 5가지 자세로 분류하였다. 구현된 모델은 특징 검출을 위한 6개의 레이어와 분류를 위한 LSTM 레이어 2개로 구성되어 있다. 구현된 모델의 상지 재활운동 자세 분류 모델의 성능평가는 크게 2가지로 진행하였다. 먼저 검증용 데이터를 사용하여 테스트를 진행하였으며 Precision 97.81%, Recall 97.18%, F1 Score 97.44%, ACC 97.44%가 나온 것을 확인하였다. 이후 Teachable machine을 활용하여 각각의 모델에 테스트 데이터를 사용하여 비교평가를 수행하였다. 비교평가 결과 구현된 모델은 93.6%, Teachable machine은 94.4%를 확인하였으며 두 모델의 성능이 우수하게 나오는 것을 식별하였다. 향후 연구에서는 개인 맞춤형으로 재활운동을 추천해줄 수 있는 시스템으로 확장하고자 한다.

ACKNOWLEDGMENTS

본 연구는 교육부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구(No.2018R1D1A1B07045337) 사업에 의한 연구 결과물임을 밝힙니다.

REFERENCES

- [1] K. G. Kim and W. Y. Chung, "A Home-Based Remote Rehabilitation System with Motion Recognition for Joint Range of Motion Improvement", Journal of Korea Institute of Convergence Signal Processing, vol. 20, no. 3, pp.151-158, 2019
- [2] D. G. Choi and J. W. Jang, "Design and performance evaluation of deep learning-based unmanned medical systems for rehabilitation medical assistance", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, Vol. 25, no. 12, pp.1949-1955, 2021
- [3] B. S. Seo, J. N. Jeon, Y. K. Ju, H. S. Shim, H. S. Kang, "Attribute Classification of Long-Period Pulsed Radar Signals Using CNN-LSTM Netw", THE

JOURNAL OF KOREAN INSTITUTE OF ELECTROMAGNETIC ENGINEERING AND SCIENCE, pp.76-82, 2022

- [4] N. K. Karnam, S. R. Dubey, A. C. Turlapaty, B. Gokaraju, "EMGHandNet: A hybrid CNN and Bi-LSTM architecture for hand activity classification using surface EMG signals", Biocybernetics and Biomedical Engineering, Vol.42, pp.325-340, 2022
- [5] National Knowledge Portal. Disability Assessment Criteria. Ministry of Health and Welfare, Seoul, Republic of Korea, 99, 2020

저자소개

김 재 정 (Jae-Jung Kim)



2022년 8월 : 동서대
인공지능응용학과(공학사)
2022년 8월~현재 : 동서대
컴퓨터공학과(석사과정)
관심분야 : 헬스케어, 인공지능

김 정 현 (Jung-Hyun Kim)



2020년 2월~현재 : 동서대
인공지능응용학과 (학사과정)
관심분야 : 헬스케어, 인공지능

이 솔 (Sol Lee)



2023년 2월~현재 : 동서대
인공지능응용학과 (학사과정)
관심분야 : 헬스케어, 인공지능

서 지 윤 (Ji-Yun Seo)



2017년 2월 : 동서대
정보통신공학(공학사)
2019년 2월 : 동서대 유비쿼터스
IT(공학석사)
2019년 2월 : 동서대
컴퓨터공학(공학박사)
관심분야 : 헬스케어, 인공지능

정 도 운 (Do-Un Jeong)



2000년 2월 : 동서대
전자공학(공학사)
2002년 2월 : 부산대
의공학(공학석사)
2005년 8월 : 부산대
의공학(공학박사)
2005년 3월~현재 : 동서대
인공지능응용학과 정교수
관심분야 : 의공학, 패턴인식,
신호처리