

TDNN 기반의 2단 줄넘기 인식 모델*

김양기¹ 이예진⁰² 최완선² 이동현¹

¹고려대학교 수학과

²고려대학교 보험계리금융공학협동과정

wheresmadog@gmail.com, gin1214@korea.ac.kr, choi430@korea.ac.kr, holy@korea.ac.kr

TDNN-Based Double-under Ropejumping Recognition Model

Yanggee Kim¹ Yeajin Lee⁰² Wanshan Cui² Donghun Lee¹

¹Department of Mathematics, Korea University

²Program in Actuarial Science and Financial Engineering, Korea University

요 약

인간 행동 인식 문제는 높은 활용성으로 기계학습을 통해 패턴을 인식하고 행동을 예측하는 주제로 다양한 연구가 진행되어왔다. 하지만 데이터의 복잡성으로 행동을 정확하게 인식하는 문제는 쉽지 않으며 이를 해결하기 위해 사용하는 대부분의 딥러닝 모델은 많은 연산과 긴 학습 시간을 필요로 한다. 본 연구에서는 줄넘기 센서를 통해 얻은 시계열 데이터를 사용하여 TDNN 기반의 효율적인 행동 인식 모델을 제안한다. 해당 모델의 성능 확인을 위해 2단 줄넘기에 대한 인식 가능성을 실험한 결과, 93% 이상의 정확도를 기록하여 제안한 모델의 유용성을 확인하였다.

1. 서 론

장착된 센서를 통해 걸기나 몸짓과 같은 인간의 행동을 감지하는 것이 목표인 인간 행동 인식 (Human Activity Recognition ; HAR) 문제는 최근 스마트폰 및 웨어러블 기기의 발전으로 다양한 서비스에 활용되고 있는 주제이다. 특히 기계학습을 통해 센서로부터 수집되는 대규모의 데이터에서 자동으로 패턴을 인식하고 행동을 예측하려는 노력이 이어지고 있다.□

하지만 HAR 문제 중 줄넘기는 배우기 쉽고 좋은 운동 효과로 높은 활용 가능성이 있지만 상대적으로 관련 연구가 활발하게 이루어지고 있지 않다[1]. 줄넘기 운동의 종류는 뛰는 방법에 따라 다양하게 나누어지기 때문에, 데이터의 복잡성과 이상치로 인해 정확하게 행동을 예측하는 것은 어렵다.[2]. 또한 인간 행동에 대한 센서 데이터는 시간이 흐름에 따라 엄청난 양으로 쌓이게 되기 때문에 높은 정확도로 대규모의 데이터를 효율적으로 처리할 수 있는 방법론에 대한 연구가 필요하다.

줄넘기 HAR 문제에 관한 기존 연구로 Peng Su 등은 LSTM(Long Short-Term Memory) 모델의 줄넘기 행동 분석 시스템을 구축하였다[3]. 하지만 Peddinti 등에 의하면 RNN(Recurrent Neural Network) 기반의 모델은 네트워크의 순환 연결 구조로 인해 오랜 학습 시간을 필요로 한다. 반면 TDNN(Time Delay Neural Network) 모델은 피드 포워드(Feed-forward) 구조와 일정 크기의 시간 스텝을 사용하기 때문에 학습에서의 연산이 줄어든다는 특징이 있다[4].

본 연구에서는 다양한 줄넘기 운동 중에서 2단 줄넘기 행동을 인식해 내는 모델을 제안한다. 특히 보다 짧은 시간 내에 학습이 가능한 TDNN을 기반 모델로 선택하였으며 줄넘기 센서 데이터를 사용하여 성능을 평가한다. 결과적으로 제안한 모델을 통해 2단 줄넘기 인식 문제에 대한 해결 가능성을 보인다.

2. 본 론

본론에서는 앞서 제시한 연구 배경에 따라 줄넘기 센서 데이터(2.1)에 대한 TDNN 기반 모델(2.2)을 제안하고 실험을 통해 2단 줄넘기 인식 가능성을 분석한다.

* 감사의 글 : 본 연구는 중소벤처기업부의 중소기업 기술 개발 지원사업(디딤돌)(1425178473)과 과학기술정보통신부의 기초연구사업(생애첫연구)(2020R1G1A1102828)의 지원으로 이루어졌음

2.1 데이터

사용한 데이터는 (주)레이놀즈의 계측장비 Raynolse_Mk_001의 센서를 통해 수집한 총 350개의 시퀀스(Sequence) 데이터셋이다. 각각의 시퀀스 데이터는 한 사람이 줄넘기하는 과정 동안 한 센서에서 다른 센서에 인식되기까지의 시각차를 의미하는 'Ticks' 데이터로 구성된다. 이는 정수로 이루어진 시계열 데이터이며 2단 줄넘기 여부에 대한 레이블을 부여하여 사용한다. 2단 줄넘기 한 번을 하게 되면 총 4개의 센서에 모두 두 번씩 인식되어 연속적인 8개의 데이터가 생성된다. 따라 모든 시퀀스 데이터는 앞에서부터 순차적으로 8개 단위의 블록으로 나누어 사용한다.

또한 센서에 중복되어 인식되었거나 일부 센서 데이터가 누락된 경우, 또는 줄에 걸려 점프를 뛰지 못했지만 센서에 인식된 경우에는 각각 중복, 누락, 줄걸림 레이블을 부여하고 학습에서 제외한다.

그림 1은 한 시퀀스의 Ticks 데이터를 시각화한 그래프이다. x축은 시간이 흐름에 따라 생기는 각 데이터의 인덱스이며 y축은 Ticks 데이터의 값을 나타낸다. 또한 그래프에서 빨간색으로 표시한 부분은 2단 줄넘기 한번에 대한 데이터, 즉 하나의 블록 데이터로 이와 같이 시퀀스 데이터를 8 크기의 블록으로 데이터를 나누고 각 블록이 2단 줄넘기에 해당하는 데이터인지 예측하고자 했다.

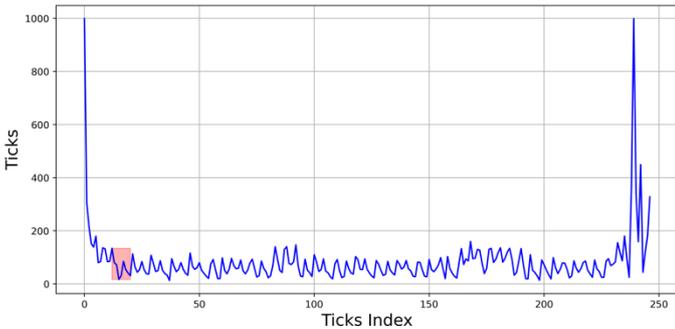


그림 1. Ticks 데이터 시각화

2.2 TDNN 기반 2단 줄넘기 인식 모델

기반이 되는 TDNN은 시간적 연결(Time-delayed links)이 있는 기본적인 MLP(Multi-Layer Perceptron)의 확장 모델로[5], 가변 길이 시퀀스 데이터를 앞에서부터 일정한 길이로 잘라서 입력하는 것이 특징이다. 이를 기반으로 구성된 모델의 구조는 그림 2와 같다.

블록으로 처리된 데이터가 입력되면 선형변환이 되는 Input layer를 거쳐 Residual Block에 전달된다. Residual Block은 Batch Norm 층을 통해 평균 0, 분산 1로 데이터를 정규화하고 두 단계의 Linear 층을 통해

데이터의 패턴을 학습한다. Linear 층의 학습 결과는 각각 SELU(Scaled Exponential Linear Unit) 활성화 함수를 통해 비선형성을 추가하여 다음 층으로 전달한다. 또한 마지막 SELU 함수의 결과에 Residual Block에 입력되었던 데이터를 다시 더해주는 Skip connection을 통해 기울기 소실을 줄이고자 하였다. 마지막으로 Residual Block의 출력 결과에 과적합을 방지하기 위한 기법인 Dropout을 적용하고 Linear 층을 통해 2단 줄넘기인지 아닌지 이진분류(Binary Classification)하는 예측값으로 변환하여 최종 결과를 출력한다.

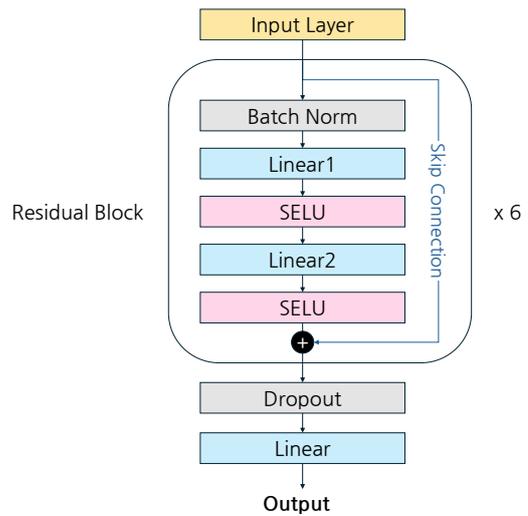


그림 2. 모델 구조

2.3 실험 방법

본 연구의 실험에서는 2단 줄넘기 행동을 인식해 내는 것을 목표로, 2.1의 데이터에 2.2의 모델을 사용하였다. 블록 데이터는 한 데이터씩(Stride=1) 이동하여 생성되며 가장 많이 나오는 레이블값을 그 블록 데이터의 정답이라고 취급하고 평가하였다. 또한 손실 함수로 Cross-entropy(1)를 학습에 사용하였다.

$$BCE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(p_i) + (1 - y_i) \log(1 - p_i)] \quad (1)$$

2단 줄넘기 인식 문제는 이진분류 문제이기 때문에 Binary Cross Entropy(BCE)를 구하여 사용한다. N개의 데이터 중 i번째 데이터에 대해 y는 레이블값(0 또는 1), p는 모델이 예측한 확률값, 즉 해당 데이터가 2단 줄넘기일 확률이다. 식(1)을 통해 예측 확률과 레이블값을 비교하여 BCE, 즉 손실을 구할 수 있다. 따라 해당 값을 최소화하는 방향으로 학습을 진행하였다.

또한 실험에는 전체 데이터를 9:1 비율로 학습, 테스트 데이터로 나눠 사용하였다. 또한 반복 횟수는 100, 배치 크기는 64, 학습률은 $1e-5$, 최적화 함수는 Adam, Dropout은 0.1의 비율로 설정하였다.

2.4 실험 결과

실험의 결과를 평가하기 위해서 오차행렬(Confusion Matrix)을 사용하였으며 결과는 표1과 같다. 표의 값은 차례로 TP(True Positive), FN(False Negative), FP(False Positive), TN(True Negative)이며 본 연구의 실험에 적용하면 분류하고자 하는 2단 줄넘기 데이터(Positive)와 2단 줄넘기 데이터가 아닌 데이터(Negative)에 대해서 모델이 예측한 결과를 의미한다. 이를 바탕으로 계산한 모델의 정확도는 93.74%, 재현율 87.9%, 정밀도 94.87%, 위양성률 2.81% 그리고 F1 Score는 91.3%로 제안한 모델의 유용성을 확인하였다. 또한 100번의 학습에 소요된 시간은 약 26분 58초이며 8개의 데이터로 구성된 한 블록에 대한 예측을 추론하는 시간은 약 36ms이다.

표 1. 오차행렬

	Positive Class	Negative Class
Positive Class	5071(TP)	698(FN)
Negative Class	274(FP)	9481(TN)

그림 3은 실험에 사용한 전체 테스트 데이터 중 랜덤하게 뽑은 3개의 시퀀스에 대한 Ticks 데이터 산점도이다. 그림 1과 동일하게 x축은 데이터의 인덱스, y축은 Ticks 데이터의 값을 나타낸다. 모델이 레이블값과 다르게 예측한 데이터, 즉 오류가 발생한 데이터(FN, FP)는 빨간색으로 표시했으며, 레이블값이 2단 줄넘기 데이터인 경우 진한 파란색으로 표시하였다. 해당 그래프 결과에서 2단 줄넘기가 시작되는 지점 또는 끝나는 지점에서 대부분의 오류가 발생한다는 분석결과를 도출하였다. 이는 모델 특성상 시퀀스 데이터를 한 번에 전부 입력하는 것이 아니라 입력하는 데이터 단위가 8로 작기에 발생한 것으로 판단된다.

3. 결론

본 연구에서는 TDNN 기반의 2단 줄넘기 행동 인식 모델을 제안하였다. 줄넘기 센서를 통해 수집된 시계열 데이터를 사용해 모델을 학습하였고 93% 이상의 정확도로 높은 예측 성능을 보여주었다. 이는 많은 연산을 필요로 하는 복잡한 모델 기반의 다른 연구들과는 달리, TDNN 기반의 모델만으로 행동 인식 문제 특히 2단 줄넘기 인식 문제의 해결 가능성을 의미한다. 하지만 분류 클래스가 변화하는 지점에서 오류가 발생한다는 한계점

또한 존재하기 때문에 향후 이를 보완하기 위한 연구가 필요하다.

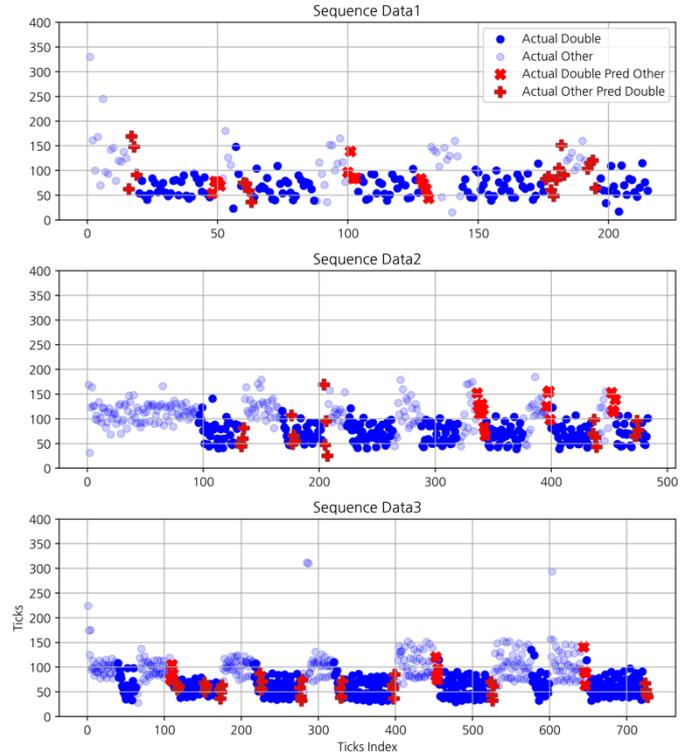


그림 3. 오류 데이터 시각화

참고 문헌

- [1] Z. Yongmao and L. Yuxin, "Application of wearable devices based on deep learning algorithm in rope skipping data monitoring," *Soft Computing*, vol. 27, no. 10, pp. 6799-6809, 2023.
- [2] O. D. Lara and M. A. Labrador, "A survey on human activity recognition using wearable sensors," *IEEE communications surveys & tutorials*, vol. 15, no. 3, pp. 1192-1209, 2012.
- [3] P. Su, Z. Li, W. Li, and Y. Yang, "Analysis and System Construction of ALSTM-LSTM Model-based Sports Jumping Rope Movement," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 14, no. 5, 2023.
- [4] Peddinti, Vijayaditya, Daniel Povey, and Sanjeev Khudanpur. "A time delay neural network architecture for efficient modeling of long temporal contexts," *Interspeech 2015*, pp. 3214-3218, 2015.
- [5] R. Cancelliere and R. Gemello, "Efficient training of Time Delay Neural Networks for sequential patterns," *Neurocomputing*, vol. 10, no. 1, pp. 33-42, 1996.