

차량사고 판별을 위한 UWB 측위 데이터 기반 트랜스포머 신경망 설계

이경보, 고영배*

아주대학교 일반대학원 AI융합네트워크학과

rueppang@ajou.ac.kr, *youngko@ajou.ac.kr

A Design of UWB Localization Data Driven Transformer Neural Networks for Identifying Vehicle Crash

Lee Kyung-Bo, Ko Young-Bae*

Department of AI Convergence Network, Ajou University

요약

본 논문은 Transformer을 적용하여 UWB CIR 데이터를 일반 주행환경에서의 차량 정지 환경과 위험순간에 급정지 환경으로 분류하는 방법을 소개한다. 100ms 간격으로 샘플링 된 1016개의 UWB CIR값을 100개의 간격으로 나누어 LSTM 알고리즘과 Transformer 알고리즘의 분류 시간 및 정확도 성능을 비교한 결과 Transformer 알고리즘을 적용한 모델이 80.00%의 급정지 환경 분류 정확도를 보이며, LSTM모델보다 더 좋은 성능을 나타냈다.

I. 서론

최근 표 1과 표 2 에서와 같이 교통사고의 사망자는 감소하였으나 이는 OECD 국가 인구 10만명당 사망자수를 비교해 볼때 여전히 높은 수치다. [1]

2019년	2020년	2021년	2022년	2023년
3,349명	3,081명	2,916명	2,735명	2,551명

표 1. 교통사고 사망자수

Table 1. Traffic Fatalities

순위	국가	사망자수
1	노르웨이	1.5
2	스웨덴	2
3	덴마크	2.2
4	스위스	2.3
5	아이슬란드	2.4
...
27	헝가리	5.5
28	대한민국	5.6
29	폴란드	5.9
....
36	코스타리카	13.7
37	콜롬비아	14

표 2. 2021년 OECD국가 인구 10만명당 교통사고 사망자수

Table 2. Road traffic fatalities per 100,000 population in OECD (2021)

대부분의 사망자는 긴급 대응 지연으로 인해 발생하므로 대응 시간을 단축하고 생명을 구하기 위해 긴급 서비스에 신속하게 알리는 것이 중요하다. 첫 번째 의료 응답 시간을 몇 분만 단축해도 생존율이 크게 높아진다.[2]

OnStar, ACN, ADAS와 같은 기존의 실시간 사고 감지 시스템은 차량 센서와 통신 도구를 사용하지만 비용이 많이 들고 주로 고급 차량에서 사용된다.[3]. 이러한 시스템을 저가 차량에 설치할 경우 추가 하드웨어 비용이 발생한다. 본 논문에서는 터널과 같은 까다로운 환경에서도 차량 위치를 판단할 수 있는 유망한 대안을 제시하는 UWB CIR 데이터를 활용한 저가형 사고 감지 시스템을 제안한다.

II. 제안 기법

[4]에서는 UWB CIR(Channel Impulse Response)를 식별하여 움직이는 물체에 위치 추적을 LSTM 모델을 사용했으며, 이전 위치 값의 CIR을 참조하여 예측 위치의 정확도를 판별하였다. 구체적으로 이전 위치의 수가 많을수록 움직이는 물체의 위치 예측 정확도는 높음을 알 수 있었고, UWB CIR데이터는 상태변화를 파악하는 데 중요한 요소임을 입증했다. 그러나 [5] 논문에서와 같이 LSTM 모델을 사용한 경우 시간적 연속성을 갖춘 CIR의 서로 다른 시점 데이터 관계를 분석하는 데 어려운 점이 있으며, Transformer 모델의 핵심 요소인 Self-attention 알고리즘을 적용한 모델이 94.41%의 정확도로 LSTM-CNN 모델보다 더 좋은 성능을 나타냈다.

이에 본 논문에서는 UWB의 CIR 시퀀스에 Transformer 알고리즘을 적용하여 LSTM 모델과 급정지 환경 분류 정확도 및 소요시간에 대한 성능을 비교 검증하였다.

그림 1은 Vaswani et al.이 제안한 Transformer의 기본 구조를 보여준다 [6]. Transformer는 인코더-디코더 구조를 기반으로 하며, 핵심 요소인 Self-Attention 메커니즘을 통해 입력 시퀀스 내 모든 요소 간의 관계를 효과적으로 포착한다. 이 모델은 Multi-Head Attention, Feed-Forward, Layer Normalization을 활용하여 긴 시퀀스에서도 장기 의존성을 효과적으로 학습하며, 병렬 처리를 통해 높은 계산 효율성을 제공함에 따라 시간적인 연속성을 갖고 있는 CIR데이터를 분석하기에 적합하다.

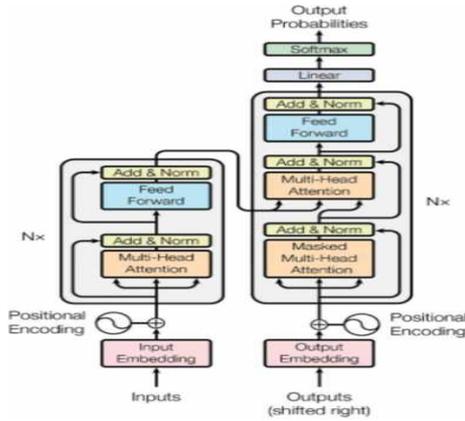


그림 1. Transformer 개념
Fig. 1. Concept of Transformer

III. 시나리오 및 실험결과

1. 데이터셋 획득 실험

본 연구는 그림 2에서와 같이 도로안전시설 성능시험장에서 데이터를 획득하였다. 데이터셋 획득은 저속·중속·고속 주행 중 급정지와 일반 운행속도에서 서서히 정지하는 형태로 총 20회에 걸쳐 CIR 데이터를 수집하였으며, 앵커와 태그의 높이는 지면에서 1.1m로 고정하였다. 사용 디바이스는 IEEE 802.15.4a 기반 UWB 통신 모듈인 Decawave DEM-1001 기반의 앵커와 태그를 이용하였다.

원래 CIR 데이터는 1,016개가 있지만 의미 있는 데이터는 피크 전후의 데이터이므로 피크데이터를 포함하여 총 256개 데이터만을 사용하여 표시하였다.



그림 2. 실험장비 및 환경
Fig. 2. Testing equipments and environment

2. 학습 변수 설정 및 목적 함수 정의

본 연구에서는 Transformer 알고리즘을 사용하여 UWB의 채널 상태 분류 정확도를 비교하였다. 총 사용한 데이터 개수는 491개이다. 입력 데이터는 3.1장에서 얻어진 CIR 데이터이며, 출력 데이터는 주행 중 서서히 정지한 상태와 급정지 상태로 라벨링 하였다.

목적함수는 Accuracy와 실행시간으로 수행하였다. Accuracy는 sparse_categorical_accuracy 함수를 사용하여 구했으며, 실행시간은 Colab에서 측정된 실행시간을 이용했다.

조기종료(Early Stopping)을 사용하여 검증 손실(validation loss)이 개선되지 않으면 학습이 중단되고, 적절한 epoch수를 자동으로 결정하였다. Transformer 알고리즘의 결과는 LSTM 알고리즘과 비교를 수행하였다. 표 3은 본 실험에서 사용된 hyper parameter이다.

구분	LSTM	Transformer
Training Size	90%	80%(Validation 20%)
Epoch	50	50
Learning_rate	1e-3	1e-3
Batch size	64	64
Optimizer	Adam	Adam

표 3. 하이퍼 파라미터

Table 3. hyper parameters

3. 모델 학습 결과

표 4의 결과는 학습된 모델에 대해 Test dataset을 적용하여 10회의 실험을 평균 낸 결과이다. Transformer model이 LSTM에 비해 약 8.0% 정도의 정확도가 높음을 알 수 있으며, 처리시간은 기존의 LSTM 보다 약 15s가 추가로 소모 되었다. 이는 Transformer 모델이 미세 조정(Fine tuning) 과정에서 더 많은 epoch를 필요로 했기 때문으로, CIR 데이터의 더 복잡한 패턴을 학습하기 위해 처리 시간이 더 오래 걸린 것으로 해석할 수 있다.

구분 (단위 : %)	LSTM	Transformer
Test accuracy	72.00%	80.00%
Time	9s	26s

표 4 적용결과 비교

Table 4. Result of Accuracy & Time

IV. 결론 및 향후계획

본 논문에서는 Transformer 모델이 UWB CIR 데이터를 사용하여 급정지 환경을 효과적으로 분류할 수 있음을 입증했다. 이는 시간적 연속성을 갖춘 CIR 정보가 사고 감지 및 분류에서 중요한 가치가 있음을 보여준다. Transformer 모델은 LSTM 모델에 비해 약 8% 높은 정확도를 보여주었으며, 이는 CIR 데이터의 복잡한 패턴을 더 잘 학습할 수 있음을 시사한다. 본 연구의 주요 목적인 차량 사고 감지 시스템 개발에 있어, Transformer 모델의 26초 추론 시간은 사고 발생 후 긴급 서비스 알람을 위해 허용 가능한 범위로 판단된다. 첫 번째 의료 응답 시간을 몇 분만 단축해도 생존율이 크게 높아진다는 점을 고려할 때, 이 추론 시간은 전체 응급 대응 시간에 비해 상대적으로 짧아 현재 응용에서는 큰 문제가 되지 않을 것으로 보인다.

보다 다양하고 충분한 학습 데이터를 수집한다면 모델의 정확도가 더욱 향상될 것으로 예상된다. 향후 연구에서는 속도별로 분류된 보다 광범위한 데이터 세트를 수집하고 차량 충돌과 같은 갑작스러운 사건에 대한 CIR 데이터를 분석하여 성능을 향상하고 검증하는 데 중점을 둘 예정이다. 또한, 모델의 추론 시간을 단축하기 위한 최적화 기법을 연구하여, 실시간성이 더욱 중요한 다른 응용 분야에서도 활용할 수 있도록 할 계획이다. 실제 도로 환경에서의 필드 테스트를 통해 모델의 실용성을 검증하고, 실제 사고 감지 시스템에 적용 가능성을 탐구할 것이다.

이러한 향후 연구를 통해, UWB CIR 데이터를 활용한 차량 사고 감지 시스템의 성능과 실용성을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다. 궁극적으로 이는 교통사고로 인한 사망자 수를 줄이고, 긴급 상황에서의 대응 시간을 단축하는 데 기여할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 한국도로교통공단-교통사고분석시스템
https://taas.koroad.or.kr/sta/acs/exs/typical.do?menuId=WEB_KMP_OVT_UAS_ASA
- [2] Sharma, Harit, Ravi Kanth Reddy, and Archana Karthik. "S-CarCrash: Real-time crash detection analysis and emergency alert using smartphone." 2016 International Conference on Connected Vehicles and Expo (ICCVE). IEEE, 2016.
- [3] P. L. Needham, Collision prevention: The role of an accident data recorder (ADR)." Advanced Driver Assistance Systems, International Conference on (IEE Conf. Publ. No. 483), pages 49-51, IET, 2001.
- [4] Paszek, K.; Grzechca, D. Using the LSTM Neural Network and the UWB Positioning System to Predict the Position of Low and High Speed Moving Objects. *Sensors* 2023, 23, 8270.
<https://doi.org/10.3390/s23198270>
- [5] 이경보, et al. "실외 UWB NLOS 판별을 위한 멀티 헤드 어텐션 신경망 설계." *한국통신학회논문지* 49.3 (2024): 361-364.
- [6] AVaswani, A. "Attention is all you need." *Advances in Neural Information Processing Systems* (2017).