

딥러닝 기반 시계열 예측을 통한 주차장 가용 공간 예측 모델 비교

박경현, 한지우, 이양구, 윤대섭
한국전자통신연구원 인공지능창의연구소

{hareton, chau, ky_lee, eyetracker}@etri.re.kr

Comparative Analysis of Parking Availability Prediction Models Using Deep Learning-based Time Series Forecasting

Kyounghyun Park, Jiwoo Han, Yang Koo Lee, Daesub Yoon
Electronics and Telecommunications Research Institute

요약

본 논문은 도심지 주차 수요 증가에 따른 주차장 가용 공간 예측의 중요성을 인식하고 이를 해결하기 위한 딥러닝 기반 시계열 예측 모델의 성능을 비교 분석하였다. 예측 대상은 주차장 가용 공간이며 시간에 따른 주차 사용량 데이터로 구성된 SINPA 데이터셋을 사용하였다. 본 논문에서는 대표적인 시계열 알고리즘인 RNN, GRU, LSTM, Transformer 모델을 대상으로 예측 성능을 평가하였다. 모든 모델은 동일한 입력 시퀀스 길이와 동일한 하이퍼파라미터 조건에서 학습되었으며 성능 평가지표로는 평균절대오차, 평균제곱근오차, 예측 시간을 사용하였다. 실험 결과, GRU 가 가장 낮은 MAE 와 RMSE 를 보였으며 추론 시간 측면에서도 가장 우수한 성능을 보여 실시간 예측 시스템에 가장 적합한 모델로 평가되었다. 본 논문은 다양한 시계열 예측 모델의 특성과 성능을 실증적으로 비교함으로써 주차장 가용 공간 예측 문제에 적합한 딥러닝 모델 선택에 가이드를 제공하고 향후 스마트 시티의 주차 관제 시스템에 적용 가능성을 제시한다.

I. 서 론

도시화의 가속화와 차량 보급의 증가로 인해 대도시에서는 주차 공간 부족이 일상적인 문제로 대두되고 있다. 특히 실시간으로 변화하는 주차 수요에 효과적으로 대응하지 못할 경우 운전자는 빈 주차 공간을 찾기 위해 장시간 차량을 운행해야 하며 이는 교통 혼잡과 불필요한 에너지 소비, 이산화탄소 배출 증가로 이어진다. 이에 따라 주차장 가용 공간을 실시간으로 예측하는 기술은 스마트시티 구현의 핵심 요소 중 하나로 주목받고 있으며, 교통 효율성과 시민의 이동 편의성을 동시에 향상시킬 수 있는 해결책으로 각광받고 있다. 최근에는 이러한 예측 문제를 해결하기 위해 딥러닝 기반의 시계열 예측 모델이 적극적으로 활용되고 있다[1]. 특히 Recurrent Neural Network(RNN) 계열의 모델과 RNN 의 구조를 개선한 Gated Recurrent Unit(GRU), Long Short-Term Memory(LSTM)이 다양한 실세계 시계열 문제에 성공적으로 적용되고 있다. 또한 Transformer 기반 모델은 self-attention 구조를 활용해 순차적 계산의 제약을 제거하고 병렬 연산과 장기 의존성 학습에 강점을 보여 자연어 처리뿐만 아니라 시계열 예측 분야에서도 주목받고 있다. 그러나 이러한 모델들은 구조적 특성과 학습 방식이 서로 다르기 때문에 주차장 가용 공간 예측이라는 특수한 문제 상황에서 어느 모델이 가장 적합한지에 대한 실증적 비교 연구는 아직 부족한 실정이다. 또한 예측 정확도 외에도 실제 서비스 적용을 고려할 경우 모델의 추론 속도나 계산 효율성 역시 중요한 요소로 고려되어야 한다.

이에 본 논문에서는 실제 도시 기반의 공개 시계열 데이터셋인 SPINA(Singapore Parking Intelligent Nationwide Availability) 데이터셋[2][3]을 활용하여 RNN, GRU, LSTM, Transformer 네 가지 모델의 주차 가용 공간 예측 성능을 동일한 조건 하에서 비교 실험함으로써 스마트시티 환경에서 실시간 주차 수요 예측 시스템을 설계할 때 모델 선택에 대한 실증적 근거를 제공하고자 한다.

II. 본론

본 논문에서는 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 SPINA 데이터셋을 사용한다. SPINA 데이터셋은 싱가포르 전역의 주차장에 대해 가용한 주차공간 정보를 포함한 대규모 공개 시계열 데이터셋으로 실시간으로 수집된 주차장 정보외에 시간, 날씨, 행정구역, 도로 밀도등 다양한 환경정보를 포함하고 있다. 또한 5 분 단위로 수집된 고해상도 시계열 데이터로 구성되어 있어 단기 주차 수요 예측, 시계열 딥러닝 모델 성능 비교, 스마트 시티 교통 분석 등 다양한 분야에서 활용이 가능하다. 본 실험에서는 12 개의 특징 중 6 개의 특징 - 주차 가용 공간(parking availability), 공휴일 여부(is_holiday), 온도(temperature), 습도(humidity), 풍속(windspeed), 도로 밀도(road density) - 을 입력 데이터로 활용하였다.

모델간 공정한 성능 비교를 위해 모든 알고리즘에 동일한 하이퍼파라미터 설정을 적용하였다. 구체적으로 입력 차원(input size)은 6, 은닉 상태 차원(hidden

size)은 64, 은닉 계층 수(num of layers)는 1로 고정하였으면 학습률(learning rate)은 0.001, 학습 반복(epoch 수)은 1,000으로 통일하였다. 모든 모델은 동일한 입력 구조와 학습 조건하에서 학습되었으며 실험 결과는 SPINA 데이터셋이 제공하는 train 데이터셋과 test 데이터셋을 기반으로 평가되었다.

딥러닝 모델 학습을 통한 손실 함수의 감소 그래프를 살펴보면 RNN, GRU, Transformer는 유사한 형태로 수렴하는 반면 LSTM 모델은 상대적으로 더 낮은 손실 값으로 수렴함을 확인할 수 있었다. 이는 LSTM의 장기 의존성 학습 능력이 시계열 구조에 효과적으로 작용했음을 의미하며 결과적으로 LSTM이 다른 모델보다 더 높은 예측 정확도를 달성했음을 알 수 있다.

성능지표 결과를 살펴보면 GRU가 MAE와 RMSE에서 가장 낮은 값을 보였다. LSTM은 전체 알고리즘 중 가장 큰 오차를 보였는데 이는 장기 시퀀스 의존성이 강한 LSTM이 본 논문에서는 시퀀스의 길이가 짧아 영향을 주지 못한 것으로 이해할 수 있다. RNN은 GRU보다 정확률이 다소 떨어지지만 상대적으로 좋은 성능을 보여주었고 단순한 구조에 비해 좋은 결과를 보여주고 있기 때문에 경량 모델로써의 활용도 가능함을 알 수 있었다. Transformer는 RNN, GRU보다 다소 높은 오차를 보였으며 LSTM보다 약간 좋은 성능을 보였다. Transformer가 시계열 예측에 유리한 구조이지만 RNN, GRU보다 성능이 떨어지는 이유는 충분하지 않은 데이터를 원인으로 볼 수 있다. 일반적으로 Transformer는 병렬 attention 구조이기 때문에 많은 데이터가 있어야 일반화된 성능을 기대할 수 있다. 결론적으로 본 실험에서는 GRU가 가장 안정적이고 정확한 예측을 보였으며 알고리즘의 정확도는 GRU, RNN, Transformer, LSTM 순으로 나타났다.

모델의 추론 속도의 경우 GRU는 4.45ms로 가장 빠른 추론 속도를 보였으며 이는 구조적으로 LSTM보다 간결한 케이트 구성과 상대적으로 적은 연산량때문인 것으로 해석된다. RNN과 LSTM은 유사한 속도를 보였지만 GRU보다는 두 배 가까이 느린 결과를 보였다. 이는 RNN의 순환 구조와 LSTM의 복잡한 케이트 연산때문으로 이해할 수 있다. 반면 Transformer는 25.38ms로 가장 긴 추론 시간을 보였는데 이는 self-attention 연산의 계산 복잡도와 feedforward 네트워크의 깊이 때문으로 해석할 수 있다.

이와 같은 실험 결과는 각 모델의 구조적 특성과 추론 성능 간의 관계를 보여주었다. GRU는 상대적으로 적은 연산량에도 불구하고 높은 예측 정확도와 짧은 추론 시간을 보여주어 실시간성 측면에서 가장 우수한 모델로 사용될 수 있음을 확인하였다. 반면 Transformer는 향후 대용량 시계열 처리나 다중 시점 예측 등에서의 응용 가능성은 높지만 지역 시간 제약이 있는 환경에서는 성능의 저하가 발생할 수 있기 때문에 신중하게 고려할 필요가 있다.

III. 결론

본 논문에서는 시계열 기반 딥러닝 알고리즘을 활용하여 주차장 가용 공간 예측 문제를 다루고 네 가지 대표적인 딥러닝 모델의 성능을 동일한 조건에서 비교 분석하였다. 입력 데이터로는 SPINA 데이터셋을

사용하였으며 시간적, 공간적 특성을 반영한 6개의 특징값을 입력으로 사용하였다.

실험 결과 GRU가 가장 낮은 오차를 기록하며 가장 우수한 예측 성능을 보였고 LSTM은 손실 함수 수렴 속도 면에서 가장 빠르게 안정화되는 양상을 나타냈다. 추론 시간 측면에서는 GRU가 가장 짧은 예측 시간을 기록하였고 실시간 예측 환경에 가장 적합한 모델로 평가되었다. LSTM과 RNN은 중간 수준의 성능과 속도를 보였으며 Transformer는 계산 비용이 크고 속도가 느려 실시간성이 요구되는 응용에는 부적합할 수 있음을 확인하였다.

종합적으로 볼 때 본 논문에서 분석한 네 가지 모델은 모두 일정 수준 이상의 예측 정확도를 달성하였으며 그중에서 GRU는 예측 성능과 추론 효율성 면에서 균형 잡힌 결과를 보여주어 실시간 주차 공간 예측 시스템에 가장 적합한 구조임을 확인할 수 있었다. 본 연구 결과는 스마트 시티 기반 주차 수요 예측 시스템 설계 시 모델 선택에 유의미한 기준을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 산업통상자원부와 한국산업기술진흥원의 "국제공동기술개발사업 (과제번호 P0027981-스마트 모빌리티 도메인 융합을 위한 디지털 트윈 기반 지능형 상호운용 기술 개발)"의 지원을 받아 수행된 연구결과입니다.

참 고 문 헌

- [1] Xiao Xiao, Ziyan Peng, Yunqing Lin, Zhiling Jin, Wei Shao, Rui Chen, Nan Cheng, Guoqiang Mao, "Parking Prediction in Smart Cities: A Survey", IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, Vol. 24, No. 10, 2023
- [2] Huaiwu Zhang, Yutong Xia, Siru Zhong, Kun Wang, Zekun Tong, Qingsong Wen, Roger Zimmermann, Yuxuan Liang, "Predicting Parking Availability in Singapore with Cross-Domain Data: A New Dataset and A Data-Driven Approach", arXiv.org, 29 May, 2024
- [3] SINPA Dataset, <https://github.com/yoshall/SINPA>