

# 차량 인포테인먼트 환경에서 시간에 따른 차량 내부 발생 트래픽 예측 및 성능 비교

최수정<sup>1</sup>, 임유진<sup>2</sup>

<sup>1</sup>숙명여자대학교 IT공학과 석박통합과정

<sup>2</sup>숙명여자대학교 인공지능공학부 교수

suzzang77@sookmyung.ac.kr, yujin91@sookmyung.ac.kr

## Prediction and Performance Comparison of In-Vehicle Traffic over Time in a Vehicle Infotainment Environment

SuJeong Choi<sup>1</sup>, Yujin Im<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Dept. of IT Engineering, Sookmyung Women's University

<sup>2</sup>Division of Artificial Intelligence Engineering, Sookmyung Women's University

### 요 약

차량용 인포테인먼트 시스템은 차량 내부에서 정보와 엔터테인먼트 기능을 제공하는 시스템으로, 현재 급격한 성장세를 보이고 있다. 이에 따라 많은 기업이 차량용 인포테인먼트 관련 기술을 연구하고 개발하고 있다. 이는 결국 차량에서 발생하는 트래픽이 이전보다 증가하는 것을 의미한다. 차량 발생 트래픽은 모바일 트래픽과 달리 시간에 따라 뚜렷한 발생 패턴을 보인다. 이러한 특성을 고려하여 RNN, LSTM, GRU 세 가지 종류의 순환 신경망 모델을 활용하여 차량 트래픽 예측 모델을 구현하였고 시간대별 모델 성능을 비교한 결과, LSTM이 가장 우수한 성능을 보였다.

중이다[5].

이를 통해 사람들은 모바일에서 사용했던 오락 및 정보 기능을 제공하는 소프트웨어들을 차량 내에서 사용할 수 있다. 이는 곧 기존보다 차량에서 발생하는 트래픽의 양이 많아진다는 것을 의미한다. 또한 공연장 같은 특수한 환경이 아닌 일반적인 상황에서 모바일 트래픽보다 도로의 차량으로부터 발생한 트래픽의 시간별 특징이 명확히 두드러진다.

그림1은 LTE 모바일 트래픽 데이터셋[6]을 이용하여 LSTM으로 2017년 10월 23일부터 2018년 1월 30일까지의 평일 오전 6시부터 10시까지의 시간별 트래픽 데이터를 학습시킨 후, 예측 성능을 측정된 그래프이다. 그림2는 로마 Taxi 모빌리티 데이터셋[7]을 이용하여 LSTM으로 2014년 2월 1일부터 2014년 2월 27일까지의 평일 오전 6시부터 10시까지의 시간별 트래픽 데이터를 학습시킨 후 예측 성능을 측정된 그래프이다. 표1은 두 트래픽 데이터의 예측성능을 R2(Coefficient of Determination)와 RMSE(Root Mean Squared Error)를 기준으로 비교한 표이다.

모바일 트래픽의 경우 시간에 따라 두드러지는 특징이 없고 발생 패턴이 일정하지 않아 예측성능이

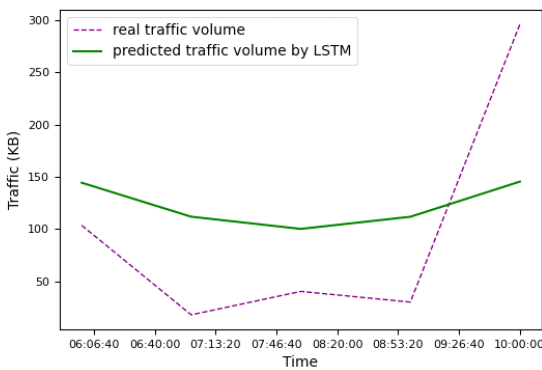
### 1. 서론

차량용 인포테인먼트 시스템은 차량 내에서 엔터테인먼트와 정보 기능을 제공하는 시스템이다. 최근 몇 년간 차량용 인포테인먼트 시장은 급속도로 성장하고 있다. 글로벌 시장조사 기업 아이마크 그룹에 따르면 세계의 차량용 인포테인먼트 시장 규모는 2022년에 181억 달러에서 2028년에 약 294억 달러로 성장해, 2023년부터 2028년까지 연간 8.35%의 성장률을 나타낼 것으로 예측했다[1].

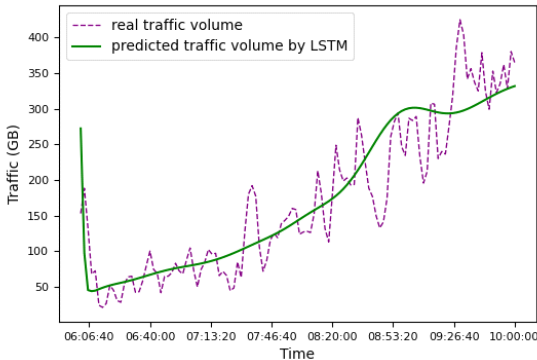
따라서 이미 많은 기업이 차량용 인포테인먼트 관련 기술들을 개발하고 있고, 그 예시로 볼보에 내재한 SKT의 TMAP 인포테인먼트 서비스가 있다[2]. 해당 서비스에서는 인공지능 '아리아'를 이용하여 음성으로 내비게이션, 메시지, 전화 기능을 제어할 수 있다. 그리고 현대자동차는 커넥티드카 전용 소프트웨어 플랫폼(ccOS)을 구축하고 웨이브와 협력하여 차량용 온라인 동영상 서비스(OTT) 제공을 위한 MOU를 체결하였다[3][4]. LG전자는 차량용 AR(Augmented Reality) 인포테인먼트 소프트웨어를 개발하여 완성차 업체에 공급하는 사업을 추진

좋지 않았다. 차량 내부 발생 트래픽의 경우 시간에 따라 트래픽 발생패턴이 상대적으로 뚜렷하고 일정하여 예측성능이 상대적으로 우수함을 확인하였다.

따라서 본 논문에서는 증가하는 차량 내부 트래픽 양을 효율적으로 처리하기 위해 이와 같은 특성을 학습시킨 예측 모델을 구현함으로써 시간에 따른 차량 내부 발생 트래픽을 예측하고자 한다. 세 가지의 순환 신경망 모델 RNN(recurrent neural network), LSTM(long short term memory), GRU(gated recurrent unit)를 사용하여 시간대별로 트래픽을 예측하여 모델들 간의 성능 차이를 검증하고, 가장 최적의 모델을 선정하였다.



<그림 1> LTE 모바일 트래픽을 이용한 예측 성능



<그림 2> 차량 내부 트래픽을 이용한 예측 성능  
 <표 1> 모바일 트래픽과 차량 트래픽 예측 성능 비교

	모바일 트래픽	차량 트래픽
R2	0.3588	0.8125
RMSE	82.9008	45.8967

2. 기법별 예측 성능 비교

본 논문에서는 위에서 사용한 로마 Taxi 모빌리티 데이터셋[6]을 이용하여 실험을 진행했다. 차량마다

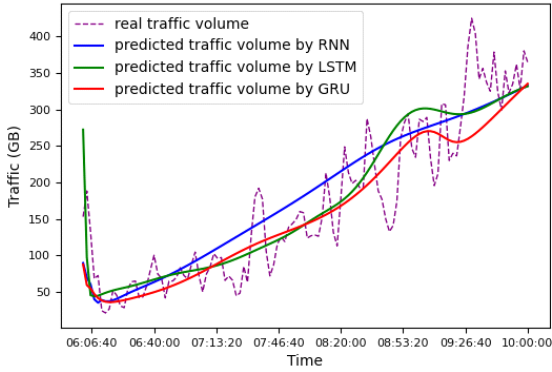
랜덤한 크기의 트래픽을 1.0~1.5GB 범위 내에서 생성하였다. 주말 및 공휴일을 제외한 평일 데이터를 이용하여 출근 시간대(오전 6시~10시), 퇴근 시간대(오후 4시~8시), 그 외 시간대(오전 11시~오후 3시)로 구분하여 예측성능을 비교하였다. 지역을 2.25km x 1.2km로 제한하고 그 지역 내 서비스 가능한 엣지서버를 1개로 가정한 후, 해당 지역을 통과하는 자동차에서 발생한 트래픽을 예측하였다.

예측을 위해 총 3가지의 순환 신경망 모델 RNN, LSTM 그리고 GRU를 사용하였다. RNN은 기본적인 시계열 데이터를 처리하는데 효과적이지만, 문장이나 음성과 같은 긴 시퀀스에서 정보를 잘 전달하지 못하는 기울기 소실 문제가 발생할 수 있다. LSTM은 RNN의 기울기 소실 문제를 해결하기 위해 고안된 모델로서, 보다 긴 시퀀스에서 정보를 전달하는데 효과적이다. 마지막으로 GRU는 LSTM과 비슷하지만 더 간단한 구조로, 학습 시간이 더 빠르고 적은 데이터에서도 좋은 성능을 보인다.

그림3은 출근 시간대의 예측 결과를 나타낸 그래프이고, 표2는 그 예측 결과를 성능지표로 나타낸 것이다. 상대적으로 차량의 수가 시간에 따라 일정하게 증가하였고 이에 따라 발생하는 트래픽의 양도 일정한 패턴으로 증가하여 다른 시간대보다 예측성능이 제일 우수했다. 그리고 RNN, LSTM, GRU 모델 모두 유사한 성능을 나타냈다.

그림4는 퇴근 시간대의 예측 결과를 나타낸 그래프이고 표3은 그 예측 결과를 성능지표로 나타낸 것이다. 전체 시간대 중에서 가장 예측 성능이 좋지 않았다. 퇴근 시간인 17시부터 18시 사이에 급증하는 차량 밀도로 인해 트래픽 양이 급격하게 증가하였다가 감소하는 현상과 불규칙한 트래픽 발생이 원인인 것으로 판단된다. 실험 결과 LSTM과 RNN에 비해 GRU의 성능이 상대적으로 저조했다. GRU는 구조가 단순하고 학습 속도가 빠른 대신 복잡한 패턴의 데이터를 학습하고 예측하는데 불리하기 때문이다.

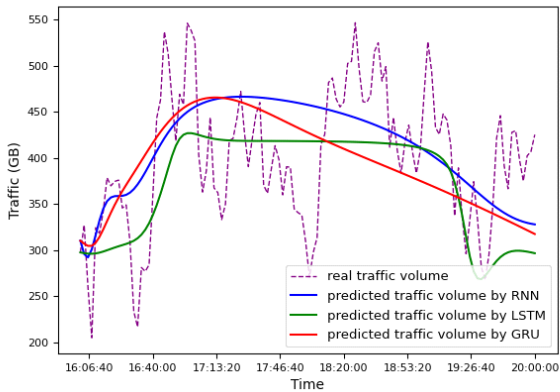
그림5는 그 외 시간대의 예측 결과를 나타낸 그래프이고 표4는 그 예측 결과를 성능 지표로 나타낸 것이다. 퇴근 시간대보다 비교적 트래픽 발생량의 급격한 변화가 적어서 예측 성능이 좋았다. 그리고 GRU가 R2는 0.4150, RMSE가 65.6698로 세 모델 중 가장 성능이 좋았고 RNN의 성능이 제일 저조했다.



<그림 3> 출근 시간대 차량 트래픽 모델별 예측

<표 2> 출근 시간대 모델별 예측 성능 평가

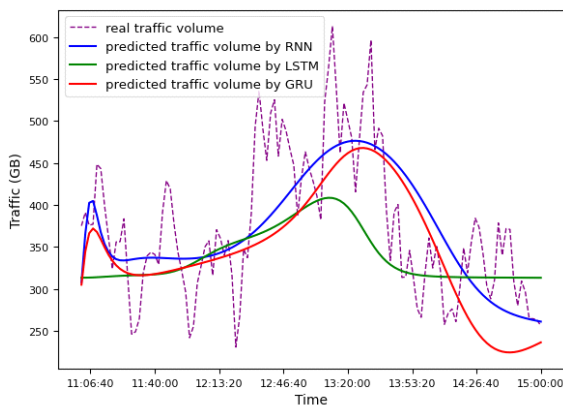
	RNN	LSTM	GRU
R2	0.8006	0.8125	0.8177
RMSE	47.3306	45.8967	45.2544



<그림 4> 퇴근 시간대 차량 트래픽 모델별 예측

<표 3> 퇴근 시간대 모델별 예측 성능 평가

	RNN	LSTM	GRU
R2	0.0890	0.1244	-0.0210
RMSE	70.6831	69.2976	74.8310



<그림 5> 그 외 시간대 차량 트래픽 모델별 예측

<표 4> 그 외 시간대 모델별 예측 성능 평가

	RNN	LSTM	GRU
R2	0.1583	0.1993	0.4150
RMSE	78.7682	76.8276	65.6698

### 3. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 시간에 따른 차량 내부 발생 트래픽 양을 학습 모델별로 예측해본 결과, 차량의 복잡한 트래픽 발생 패턴을 학습하기에는 LSTM이 상대적으로 좋은 성능을 보임을 확인하였다.

향후 연구에서는 LSTM을 통해 MEC의 엣지 서버에 부과될 트래픽 양을 예측하여, 이를 기반으로 엣지 서버간의 마이그레이션기법을 제안하고자 한다.

#### 사사문구

이 성과는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. 2021R1F1A1047113).

#### 참고문헌

[1] IMARC (2023). Automotive Infotainment Market: Global Industry Trends, Share, Size, Growth, Opportunity and Forecast 2023-2028, <https://www.imarcgroup.com/automotive-infotainment-market>.

[2] VOLVO, <https://www.volvocars.com/kr/v/connectivity/infotainment-page>.

[3] 현대자동차그룹 뉴스룸, “현대자동차그룹, 2025년까지 모든 차종 ‘소프트웨어 중심 자동차(SDV)’로 대전환 스마트 모빌리티 시대 연다,” 2022.10.12.

[4] 현대자동차그룹 뉴스룸, “현대자동차그룹, 웨이브와 차량용 OTT 콘텐츠 제휴 위한 업무협약 체결,” 2022.09.19.

[5] LG전자 소셜 매거진, “LG전자, 차량용 AR 소프트웨어 사업 본격화,” 2021.11.11.

[6] LTE dataset, <https://www.kaggle.com/datasets/nilaksheerajule/lte-dataset>.

[7] Lorenzo Bracciale, Marco Bonola, Pierpaolo Loreti, Giuseppe Bianchi, Raul Amici, Antonello Rabuffi, December 2, 2022, “CRAWDAD roma/taxi”, IEEE Dataport, doi: <https://dx.doi.org/10.15783/C7QC7M>.