

실차시험 데이터 기반 Pure LSTM을 이용한 종방향 차량모델 개발

편범준^{1),2)}, 송재민¹⁾, 배상민¹⁾, 최형진^{*1)}

한국자동차연구원 ¹⁾한국과학기술원²⁾

A Development of a Longitudinal Vehicle Model using Pure Long Short-Term Memory based on Vehicle Test Results

Beomjoon Pyun^{1),2)} · Jaemin Song¹⁾ · Sangmin Bae¹⁾ · Hyungjeen Choi^{*1)}

Korea Automotive Technology Institute(KATECH)¹⁾, Korea Advanced Institute of Science and Technology(KAIST)²⁾

Key words : Vehicle Test (실차시험), Vehicle Model(차량모델), RNN(딥러닝 시퀀스모델), Deep Learning(딥러닝), Pure LSTM

교신저자, E-mail: hjchoi@katech.re.kr

차량의 미래 거동을 예측하며 제어하기 위해서는 제어 알고리즘 상에 실시간 운영이 가능한 가벼운 차량 모델이 필수적이다. 이전 까지는 가볍고 정확한 차량모델을 설계하기 위해서는 동역학 수식 기반으로 고정 파라미터를 입력하고 reference data와 비교해 가며 모델링을 튜닝하는 방식으로 진행되었다. 하지만 최근 deep learning 분야의 발전으로 learning을 통한 차량모델을 설계하는 연구분야가 활발해지고 있는 추세이다.

본 연구에서는 Long Short-Term Memory(LSTM)를 이용하여 차량모델을 설계한 연구를 설명한다. 먼저 LSTM을 선택한 이유는 다음과 같다. 일반적으로 CNN은 spatial data 기반의 러닝기법으로 이미지나 비디오 처리에 주로 사용되며, RNN은 sequential data 기반의 러닝기법으로 텍스트나 time series data 처리에 주로 사용된다. 그렇기 때문에 RNN방식 중에 LSTM 방법을 선택하여 연구를 진행하였다. (LSTM은 RNN 방식에서 memory기능을 강화한 방법이며, GRU는 LSTM을 간소화 시킨 방법이다.) 참고로 Physics-informed Neural Network (PINN) 방법이 최근 대두되고 있는데, PINN 방법은 물리모델의 정확도에 굉장히 의존적인 방법이다. 그렇기 때문에 차량모델링에서 PINN방법을 이용한다면 모델링을 위한 모델링을 하는 방식으로 개발진행이 이루어 지기에 deep learning을 통한 모델링 자동화라는 장점을 잃어버려서 배제하였다.

결론적으로 본 연구에서는 순수하게 LSTM만 이용한 방법인 Pure LSTM을 통해 종방향 차량 모델링을 진행하였다. 모델링을 위한 실차 데이터로 Hyundai Genesis 2015, Hyundai Tucson 2015 데이터가 이용되었다. 러닝을 위해서 실차시험 데이터를 정제하였고 Standardization scaling을 적용하여 training, test data set을 구성하였다. 결론적으로 러닝 결과는 RMSE를 이용하여 Ax, Vx 결과를 비교하였다.



Figure. 1 실차시험 진행: Genesis 2015년식 (좌), Tucson 2015년식 (우)

Figure 1과 같이 대상차량 2대의 실차시험을 통해 데이터를 획득하고 데이터를 정제하여 아래와 같은 데이터셋을 확보하였다.

- Genesis 2015: Train data 106 (747.16 sec), Test data 26 (179.76 sec) 확보
- Tucson 2015: Train data 529 (3541.86 sec), Test data 132 (894.8 sec) 확보

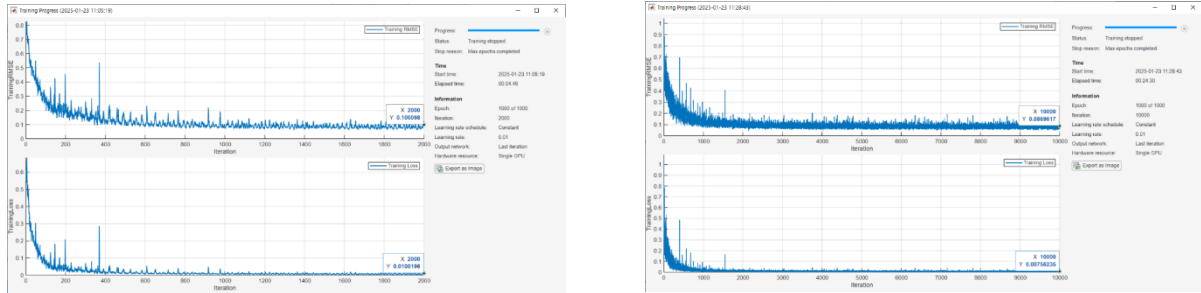


Figure. 2 Pure LSTM learning 결과: Genesis 2015 (좌), Tucson 2015 (우)

Figure 2와 같이 각 대상차량의 Training data set을 통해 Loss 0.01 기준으로 러닝을 실시하였고, 러닝 조건은 아래와 같다.

- LSTM Hidden Layer: Genesis, Tucson = 300(Sequence output mode)
- Fully Connected Layer: Genesis, Tucson = 1000
- Minimum Batch Size: Genesis, Tucson = 50
- Maximum Epoch: Genesis, Tucson = 1000
- Initial Learning rate: Genesis, Tucson = 0.01
- Gradient Threshold: Genesis, Tucson = 0.4
- Solver: Genesis, Tucson = rmsprop (RMSE를 적게 하는 방향의 솔버)
- Loss Function: Genesis, Tucson = l2loss (RMSE 기준의 loss 표시)

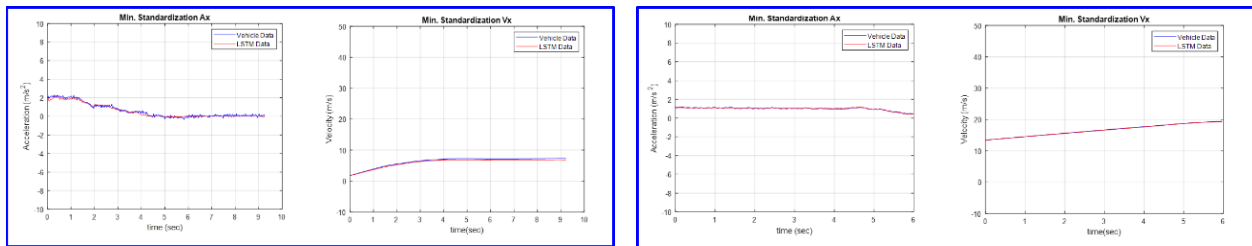


Figure. 3 실차데이터와 모델링의 Ax, Vx 비교 예: Genesis 2015 (좌), Tucson 2015 (우)

Figure 3에 대표적 비교결과를 예로써 제시한다. 결론적으로 Genesis 모델은 26개의 Test data가 RMSE 0.1436~0.5733을 갖음을 확인하였고, Tucson 모델은 132개의 Test data가 RMSE 0.0399~0.8833를 갖음을 확인하였다.

Acknowledgements

이 연구는 2025년도 산업통상자원부 및 산업기술기획평가원(KEIT) 연구비 지원에 의한 연구임 (RS-2024-00402701).