

딥러닝을 이용한 컨테이너 물동량 예측기술 구현

김미선¹, 김예지², 김은수³, 이보경⁴, 한유리⁵, 이규영⁶

¹ 한국외국어대학교 산업경영공학과

² 호서대학교 컴퓨터공학부

³ 숭실대학교 전자정보공학부 IT 융합전공

⁴ 숙명여자대학교 소프트웨어융합전공

⁵ 한국외국어대학교 국제통상학과

⁶ 한국과학기술원 정보보호대학원

misunkim2732@gmail.com, kimyegy0621@naver.com, sgn09151@naver.com,

leebk1124@sookmyung.ac.kr, hyr0178@naver.com, leeahn1223@kaist.ac.kr

Implementation of Container Volume Prediction Technology using Deep Learning

Mi-Sum Kim¹, Ye-Ji Kim², Eun-Su Kim³, Bo-Kyung Lee⁴, Yu-Ri Han⁵, Gyu-Young Lee⁶

¹Dept. of Industrial and Management Engineering, Han-Kuk University of Foreign Studies

²Dept. of Computer Engineering, Ho-Seo University

³Dept. of IT Convergence, Soong-Sil University

⁴Dept. of Software Convergence, Sook-myung Women's University

⁵Dept. of International Economics and Law, Han-Kuk University of Foreign Studies

⁶Graduate School of Information Security, KAIST

요 약

우리나라는 지리적 여건 상 대외무역에 대한 의존도가 높기 때문에, 해상운송에서의 물동량을 예측하여 항만시설을 개발하는 것이 매우 중요하다. 한편 우리나라 컨테이너 운송의 75%는 부산항을 통해 운송되고 있기 때문에 경기 회복을 위해서는 부산항의 경쟁력 강화가 급선무이다. [1] 물동량은 경제적 수입 뿐만 아니라, 지속가능성을 예측하는 측면에서도 가치가 있다. 본 연구에서는 물동량, 경제지수, 기후정보 등 다양한 입력변수와 LSTM 모델을 이용하여 보다 정확한 부산항 컨테이너 물동량 딥러닝 예측모델을 구현하였다.

1. 서론

최근 계속되는 글로벌 경기 침체로 전 세계 컨테이너 물동량이 감소하고 있다. 이를 대응하기 위해 부산항은 '초격차 환적 서비스', '스마트 항만인프라 적기 조성' 등 다양한 계획을 세워 실천해가고 있다. 이를 실현하기 위해서는 정확한 물동량 예측이 요구된다. [1]

기존의 컨테이너 물동량 예측 연구는 고전적인 회귀 모델을 주로 이용했다. 본 연구에서는 시계열 예측에 특화된 LSTM 모델과 다양한 입력변수를 이용하여 더욱 정확한 물동량 예측을 가능하게 하였다.

2. 선행 연구

기존의 항만 물동량 예측 연구는 ARIMA 모형과 인공 신경망 등의 시계열 모형을 이용하였다.

ARIMA 모형은 과거의 관측값과 오차를 사용해서

현재의 시계열 값을 정하는 ARMA 모델을 일반화한 것이다. 해당 모형은 과거의 패턴이 미래에도 연속적으로 적용된다는 가정 하에 유용하다. 또한, 과거 물동량의 흐름만을 이용하여 미래의 물동량을 예측한다. [3]

그러나 최근 항만의 물동량은 유동적으로 변화하고 있고, 경제 지수, 기후 정보, 날씨 등의 다양한 정보와 유기적인 관계를 갖고 있다. 기존의 모형은 이러한 점들을 반영하기 어렵다는 한계점을 지닌다. [2]

3. 제안 모델

3-1. 입력변수

부산항 컨테이너 물동량의 변동 요인을 내부적 요인, 외부적 요인, 지리적 요인으로 분류하였다. [4]

내부적 요인으로는 수입화물, 수출화물, 수입환적화물, 수출환적화물, 수출입물가지수로 설정하였다. [4]

최근 물동량은 세계 경기의 영향을 많이 받고 있기 때문에, 외부적 요인으로 환율(위안), 두바이 국제유가를 설정하였다. [4] 지리적 요인으로 강수량, 기온 등 기후의 월별 데이터를 선정하였다.

해양수산부 항만물류통계시스템 (PORT-MIS) 정보를 기반으로 한 실시간, 확정 물동량 통계 정보를 목표 자료로 사용하였으며, 2014 년 1 월부터 2023 년 5 월까지의 월별 부산항 컨테이너 물동량 데이터를 이용하였다.

3-2. LSTM 예측모델

LSTM(Long Short-Term Memory models)은 RNN 의 장기 의존성 문제(Long-term Dependencies)를 해결하기 위해 나온 모델이다. LSTM 은 RNN 의 은닉층에 여러 시점에 걸쳐 정보를 나누는 cell-state 를 추가했다. cell-state 는 일종의 컨베이어 벨트 역할을 하여 state 가 오래 경과하더라도 gradient 가 비교적 잘 전파되도록 한다. 본 연구에서는 입력변수에 따른 예측 결과를 비교하기 위해, 아래와 같이 입력변수의 규모를 달리한 2 가지의 실험을 진행하였다.

- (1) 실험 1 : 수입화물, 수입환적, 수출환적, 수입물가지수, USD 비율(위안), 두바이 국제유가, 강수량, 평균기온, 평균최저기온, 평균최고기온 (총 10 개)
- (2) 실험 2 : 실험 1 의 10 개 입력변수 + 연도, 월, 중국, 일본, 한국의 월별 공휴일 개수, 평균풍속, 평균기압, 평균상대습도, 평균수온, 평균 유의파고, 평균파주기 (총 21 개)

입력피쳐는 실험에 따라 10 개 또는 21 개, 은닉층 뉴런 128 개, 출력층 뉴런 1 개, 500 epoch 반복, 학습율은 0.001 로 설정하였다.

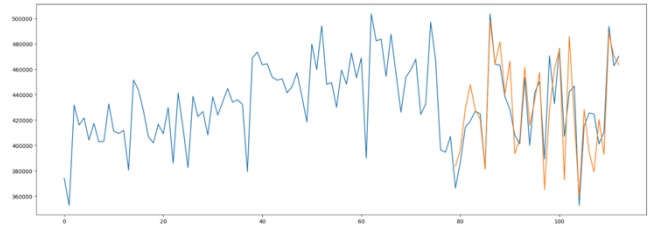
4. 실험

평균제곱근오차(RMSE)와 결정계수(R^2)를 이용하여 회귀예측 정확도 성능평가를 수행하였다. RMSE 는 예측 오차의 제곱값의 평균인 MSE 의 제곱근이며, 그 값이 작을수록 예측결과가 실제값과 가깝다는 것을 나타낸다. 결정계수는 0 에서 1 사이의 값으로 표현되며, 1 에 가까울수록 모델이 데이터를 잘 설명한다고 볼 수 있다.

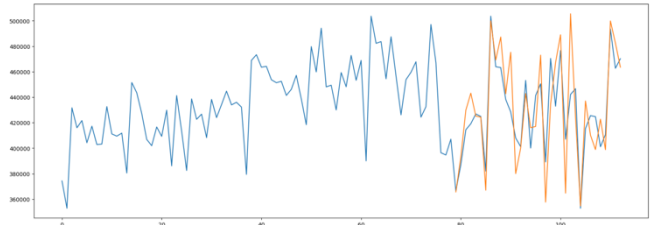
<표 1> RMSE / R^2 score 측정결과

구분		실험 1	실험 2
RMSE	훈련	0.0200	0.0565
	테스트	0.0447	0.1549
결정계수(R^2)	훈련	0.9538	0.8932
	테스트	0.6530	0.4348

<표 1>을 보면, 실험 1 이 RMSE 가 더 작고, R^2 도 더 1 에 더 가까우므로 더 우수하다고 볼 수 있다.



(그림 1) LSTM 예측결과(실험 1). 적색선은 예측치, 파란선은 실측치. X 축은 시간(월), Y 축은 물동량(수출량)



(그림 2) LSTM 예측결과(실험 2). 적색선은 예측치, 파란선은 실측치. X 축은 시간(월), Y 축은 물동량(수출량)

(그림 1)을 보면 LSTM 모델이 예측한 적색선이 푸른색 실측치를 상당히 근사하게 예측해 나가고 있는 것을 볼 수 있다.

실험 전에 우리는 입력 변수의 개수가 많으면 예측 정확도가 올라갈 것이라고 예상했다. 그러나 결국 입력변수 개수가 더 적은 실험 1 이 더 좋은 예측결과를 보여주었다. 따라서 입력변수의 개수를 늘리는 것보다 물동량과 상관계수가 높은 변수를 사용하는 것이 더 중요하다는 사실을 본 연구의 실험을 통해 확인하였다.

5. 결론

본 논문이 제안한 LSTM 모델을 사용하여 실험을 수행한 결과 우수한 결과를 보였고, 정확도를 고려했을 때 실험 1 이 더 채택할 만 하다. 향후에는 훈련 데이터의 양을 월 단위가 아닌, 일 단위로 늘리고, 추가적으로 다른 시계열 예측 모델로도 연구를 진행할 예정이다.

※ 본 논문은 해양수산부 실무형 해상물류 일자리 지원사업의 지원을 통해 수행한 ICT 멘토링 프로젝트 결과물입니다.

참고문헌

- [1] 김두환, “딥러닝을 활용한 부산항 컨테이너 물동량 예측에 대한 연구”, 동아대학교 대학원 박사학위논문, pp.1-5, 2019
- [2] 박성영, 이철영, “신경망을 이용한 컨테이너 물동량 예측에 관한 연구”, 한국항해항만학회지, 제 26 권, 제 2 호, pp.183-188, 2002.
- [3] 민경장, 하헌구, “SARIMA 모형을 이용한 우리나라 항만 컨테이너 물동량 예측”, 대한교통학회지, 제 32 권, 제 6 호, pp.600-614, 2014.
- [4] 이승필, “부산항 컨테이너 물동량을 이용한 시계열 및 딥러닝 예측연구”, 한국해양대학교 공학석사 학위논문, p31-39, 2022.