

건조 중인 LNG 화물창 시스템의 안정적 환경 유지를 위한 기계학습 기반 화물창 내부 습도 예측

김재성¹, 옥진성^{1,2}, 서영균^{1,*}

¹경북대학교, ²대우조선해양

horsequake@knu.ac.kr, jsok@dsme.co.kr, *yksuh@knu.ac.kr

Machine Learning Based Indoor Humidity Forecasting for Steady Environment Maintenance of LNG Cargo Containment System under Construction

Jaeseong Kim¹, Jin-Sung Ok^{1,2}, and Young-Kyoon Suh^{1,*}

¹Kyungpook National University, ²Daewoo Shipbuilding & Marine Engineering

요약

LNG 화물창 시스템과 같은 특수한 환경은 기존의 데이터 기반 환경 정보 예측 모델을 있는 그대로 적용하기 어렵다. 본 논문에서는 건조 중인 LNG 화물창 시스템의 안정적인 내부 환경 유지를 위한 기계 학습 기반의 환경 정보 예측 방법론을 제안한다. 또한 제안된 방법론에 따라 실제 공기조화 시스템에서 수집한 데이터를 이용하여 학습된 다양한 기계 학습 모델의 내부 습도 예측 성능을 평가하고 최적의 예측 모델을 탐색한다. 실험 결과, 본 논문에서 제안한 방법론이 LNG 화물창 환경 정보 예측에 효과적이었으며 XGBoost Regressor의 성능이 가장 우수함을 알 수 있었다.

I. 서론

최근 액화천연가스 운반선(LNGC) 발주량이 폭발적으로 증가하고 있다 [1]. 이는 석유 및 석탄 사용량이 감소하고 탄소 배출량을 줄이기 위해 천연 가스로의 전환이 증가했기 때문이다. LNG 운송선의 핵심 구성요소인 화물창(CCS)은 액화된 천연가스를 저장하기 때문에 화물창의 내부 환경을 안정적으로 유지하는 것이 운송능력과 직결된다. 따라서 건조 중인 화물창 내부의 단열재가 녹아 이슬 등으로 인해 오염되지 않도록 화물창의 내부 환경 온도와 습도를 안정적으로 유지하는 것이 매우 중요하다. 이에 따라 안정적인 화물창 내부 환경 유지를 목적으로 대형 공기조화(HVAC) 시스템을 24시간 가동하고 있다. 그러나 이로 인해 화물창의 건조 공정이 진행되는 동안 엄청난 양의 전력이 낭비되고 있다. 그래서 전력 소모를 줄이기 위한 HVAC 시스템의 자동 제어에 대한 요구가 증가하고 있다. 이러한 수요를 충족시키기 위해서는 예측한 환경 데이터를 바탕으로 HVAC 시스템을 자동으로 제어할 수 있도록 화물창의 상태에 영향을 미치는 습도 및 온도와 같은 환경 정보를 정확하게 예측하는 것이 중요하다.

HVAC 시스템의 자동 제어에 적용할 수 있는 데이터 기반 환경정보 예측에 대한 기존 연구[2, 3]가 진행되었으나, 대부분의 접근 방식은 온도, 습도, 강수량, 일조량 등과 같이 일반적인 환경 변수만 고려했다. 따라서 기존 접근 방식은 화물창과 같이 특수한 환경에 적용하기 어렵다. 또한 정확한 예측을 위해서 모델은 더 복잡해지고 계산 자원을 많이 소모하게 되었다.

이와 관련하여 본 논문에서는 화물창 내부 환경을 예측하기 위해 적합한 특징(feature)을 탐색하고 상대적으로 구조가 간단한 기계학습 모델로 중요한 환경 정보 중 하나인 습도를 예측할 수 있음을 실험을 통해 보인다. 본 논문에서 적용한 모델은 특징 선택, 최적의 윈도우(window) 크기 결정, 최적의 시계열 기계학습 모델 탐색 단계를 거치도록 구성된다. 예측의 정확성을 향상시키기 위해 우리는 워크-포워드 검증(walk-forward validation)[4]을 활용하여 학습 시 예측 값과 실제 값을 재활용한다. 본 연

구의 타당성을 보이기 위해 실제 건조 중인 화물창 및 HVAC 시스템에 부착된 IoT 센서로부터 수집된 데이터를 전처리 후, 정제된 데이터로 5종의 기계학습 모델을 훈련하고 모델의 성능을 평가한다.

본 논문에서는 실험을 통해 XGBoost regressor[5]가 0.5%의 낮은 오차를 산출함으로써 다른 모델들 보다 성능이 우수하고 비교적 정확하게 환경 정보를 예측할 수 있음을 보인다.

본 논문의 기여점은 다음과 같이 요약할 수 있다.

- 건조 중인 LNG 운송선 화물창 내부의 실내 습도 예측을 위한 데이터 기반 방법론을 제안한다.
- 제안한 방법론의 타당성을 조선소의 실제 HVAC 데이터로 평가한다.
- 5종의 기계학습 모델의 예측 성능에 대한 평가 결과를 제시한다.

II. 제안하는 방법론

본 장에서는 화물창 내부의 습도 예측을 위한 방법론을 제안하고 설명한다. 제안하는 방법론은 3단계로 진행된다. 첫 번째 단계는 학습에 사용할 입력 특징을 선택하는 단계이다. 실험에 사용한 데이터셋은 화물창 내·외부에 설치한 센서와 HVAC 시스템에서 분 단위로 2020년 6월부터 9월까지 수집된 데이터이다. 일부 결측값이 포함되어 총 94,435 행으로 이루어진 데이터 셋에 IQR을 적용하여 센서나 네트워크상의 오류로 인해 발생한 이상치를 제거하였고 칼만 필터[6]를 적용하여 노이즈를 제거하였다. 수치형 데이터와 범주형 데이터가 섞여있는 기존 데이터셋에서 입력 특징을 선택하기 위해 피어슨(Pearson) 상관계수와 양분점(Point-biserial) 상관계수를 구하여 특징 간 상관분석을 수행하였다. 총 80개의 특징 중 연관성이 큰 14개의 특징을 선택하여 학습 데이터로 사용하였다.

다음 단계에서 학습을 위한 최적의 시간 윈도우 크기를 결정한다. 각 모델은 데이터셋을 일정 크기의 윈도우를 학습시키고 예측한 데이터를 다시 학습데이터로 사용하는 워크-포워드 검증 방식을 적용하여 데이터를 학

표 1 윈도우 크기에 따른 기계학습 모델의 습도 예측 오차

Humidity(%) Forecasting Error												
Windows Size	1 Day			7 Days			14 Days			1 Month		
Model \ Error	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE	MAE	RMSE	MAPE
XGB Regressor	0.260	0.309	0.6%	0.251	0.299	0.5%	0.214	0.259	0.5%	0.261	0.311	0.5%
XGB Random Forest	0.377	0.432	0.8%	0.391	0.440	0.8%	0.411	0.454	0.9%	0.534	0.579	1.1%
Linear Regressor	0.343	0.396	0.8%	0.271	0.317	0.6%	0.264	0.307	0.6%	0.260	0.302	0.5%
KNN	0.554	0.648	1.2%	0.569	0.682	1.2%	0.539	0.648	1.2%	0.530	0.637	1.1%
SVM	0.467	0.519	1.1%	0.411	0.452	0.9%	0.395	0.343	0.9%	0.387	0.426	0.8%

습하였다. 본 연구에서는 윈도우 크기를 1일, 1주, 2주, 1달로 나누어 각각에 대해 성능을 비교하였다.

마지막 단계에서 화물창 내부의 습도 값을 예측하고 시간의 변화에 따른 가장 최적의 모델을 탐색한다.

III. 실험 결과

본 논문에서는 XGBoost Regressor, XGBoost Random Forest[4], Linear Regressor, KNN, SVM 총 5가지 기계학습 모델을 적용하여 화물창 내부의 습도를 예측하고 각 모델의 성능을 비교하였다. Mean Absolute Error(MAE), Root Mean Squared Error(RMSE), Mean Absolute Percentage Error(MAPE)를 평가지표로 하여 기계학습 모델의 화물창 내부 습도 예측 성능을 평가하였다. 그 결과는 표 1과 같다. 윈도우 크기에 관계없이 XGB Regressor가 전반적으로 좋은 성능을 보였다. 그에 반해 KNN 모델은 성능이 가장 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 입력 특징들의 국지적인 변화에 민감하여 예측 값의 추세가 비정상적으로 나타난 것으로 보인다. 윈도우 크기가 한 달일 경우에는 Linear Regressor 모델의 성능이 가장 좋았으나 XGB Regressor의 성능은 더 낮아지는 경향을 보였다. 이는 장기간의 데이터를 학습할 경우 화물창 건조 공정과 외부 환경이 점차 변화하는 것을 반영하는 것이 어렵다는 것을 보여준다. 최적의 윈도우 크기에 대한 추가적인 검증이 필요하지만 실험을 통해 습도 예측에 대해서는 2주의 윈도우 크기가 가장 적합한 것을 확인하였다. 그림 1은 윈도우 크기가 2주일 때 특정 날짜의 습도 예측 값을 그래프로 나타낸 것이다. XGB Regressor는 실제 측정된 값에 가장 가깝게 근사하였고 KNN은 불안정한 곡선을 그리는 것을 볼 수 있다. 이러한 결과를 바탕으로 계산 비용이 적은 기계학습 모델로 충분히 환경정보를 예측할 수 있음을 확인하였다.

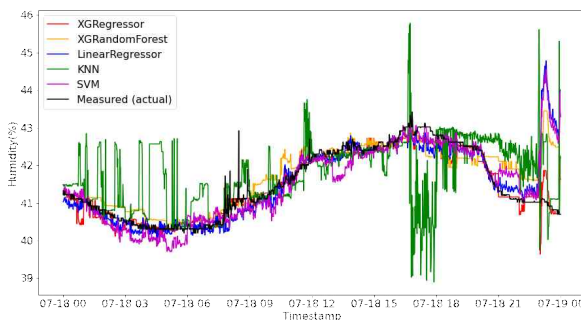


그림 1 일일 습도예측 그래프

IV. 결론 및 향후연구

본 논문에서는 실제 건조중인 LNG 수송선의 화물창에서 수집된 데이터를 기반으로 기계학습 모델을 적용하여 화물창 내부 습도를 예측하였

다. 실험을 통해 윈도우 크기가 2주일 때 XGBoost Regressor 모델의 성능이 가장 우수함을 보였고, 계산비용이 적은 기계학습 모델로 충분히 실제 값에 가깝게 예측할 수 있음을 확인하였다. 향후에는 보다 더 정확하게 환경정보를 예측하는 모델과 최소한의 전력을 사용하여 화물창 내부 환경을 자동으로 제어하는 강화학습 모델을 개발하는 연구를 진행할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 2021년 경북대학교-대우조선해양(주) 산학협력 과제(과제명: 에너지 절감(전기 사용량)을 위한 건조 중인 화물창의 최적 환경 제어 모델 연구)의 지원으로 수행된 연구임.

참 고 문 헌

- [1] Andi Case and Jeff Woyda, "Clarkson Full Year Results 2020," 2021, (https://www.clarksons.com/media/1242925/20210308_-_clarkson_full_year_results_2020.pdf)
- [2] Attoue N, Shahrour I and Younes R, "Smart Building: Use of the Artificial Neural Network Approach for Indoor Temperature Forecasting," *Energies*, vol. 11, no. 2: 395, Feb. 2018.
- [3] Kaicheng Zhang, Akhil Guliani, Seda Ogrenci-Memik, Gokhan Memik, Kazu-tomo Yoshii, Rajesh Sankaran, and Pete Beckman, "Machine Learning-Based Temperature Prediction for Runtime Thermal Management Across System Components," *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, vol. 29, no. 2, pp. 405-419, Feb. 2018.
- [4] Stein and Roger M, "Benchmarking default prediction models: Pitfalls and remedies in model validation," *Moody's KMV*, New York, vol. 20305, 2002.
- [5] Guestrin Chen, Tianqi and Carlos, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016.
- [6] Greg Welch and Gary Bishop, "An introduction to the Kalman filter," *Proc. Siggraph Course*, vol. 8, Jan. 2006.