

23.11.02.

다변량 스팀 사용 이상 감지 및 영향 변수의 원인 분석

서울과학기술대학교 산업공학과/데이터사이언스학과

이성호 sean0310@seoultech.ac.kr

배소희 shbae2819@g.seoultech.ac.kr

심재웅 jaewoong@seoultech.ac.kr

데이터 전처리

■ 이용 데이터 전처리

- output : ei와 중복이기 때문에 제거
- sstable : 동일값(1)이기 때문에 제거
- jr : 생산품의 번호 제거
- shift, wclass : 카테고리 변수로 제거
- stop : 정상가동으로 동일값(0)이기 때문에 제거

■ Data split

- Stop 및 다른 이유로 인해 끊긴 시간대 지점들을 고려하여 다음과 같은 비율로 분할
- Train : Test = 0.8 : 0.2 (딥러닝 모델의 경우 train set의 일부를 early stopping에 사용)

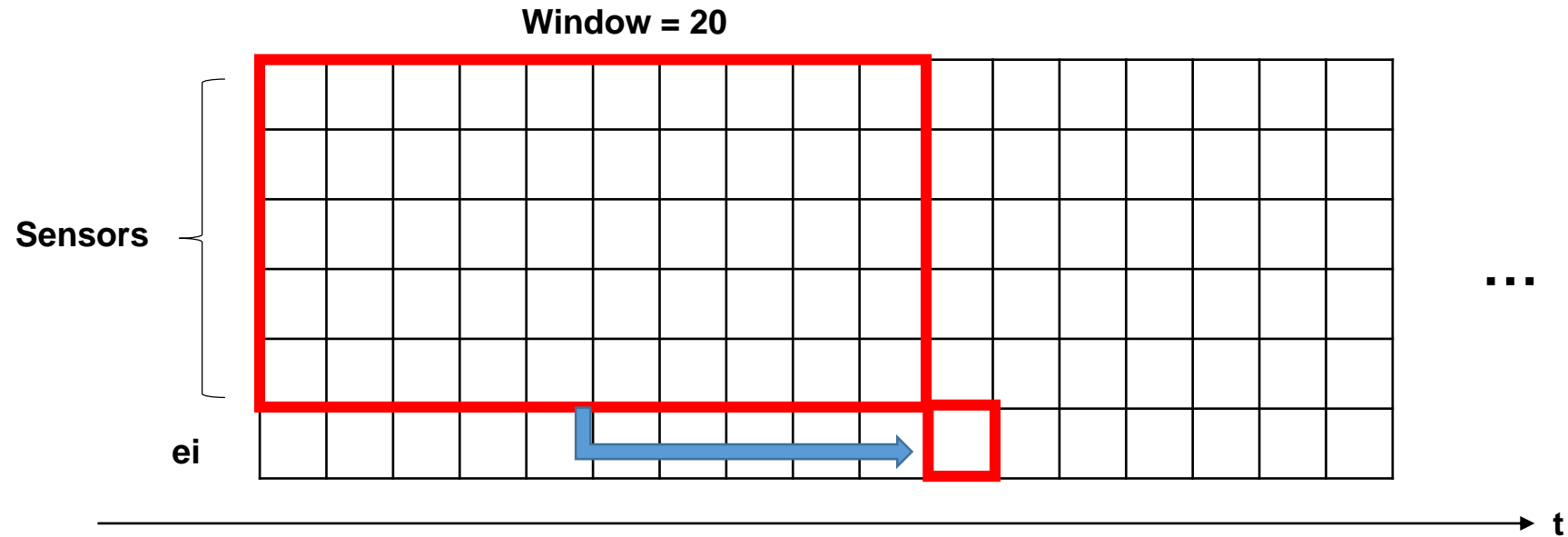
■ 예측 모델 구성

- Regression 모델
 - **input(X)** : 과거 20분 동안의 38개 sensor값
 - 끊긴 시간대로 인해 잘려서 기록된 데이터의 최소 크기가 7(2023-04-13 02:53:00 ~ 02:59:00)이기 때문
 - **output(y)** : ei값

date	날짜
tag	Sensor (38개)
output	제품 생산량 계산값(현재)
ei	원단위 계산값(=스팀 사용량/output)
sstable	원단위 상태 분석값 0:잘음 1:적당 2:나쁜
jr	단위 공정값 / 제품 생산 주기 (생산품 번호)
shift	작업팀 구분값
wclass	작업팀 구분값
stop	공정 분석값 0:가동 1:중지-이벤트-발생 2:중지-복구

데이터 전처리

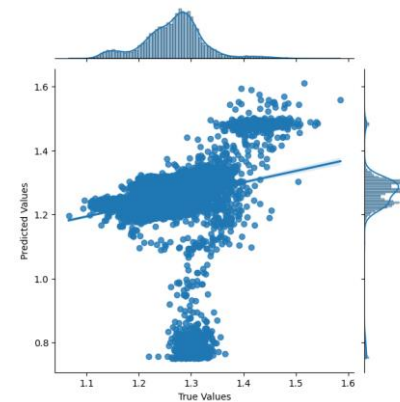
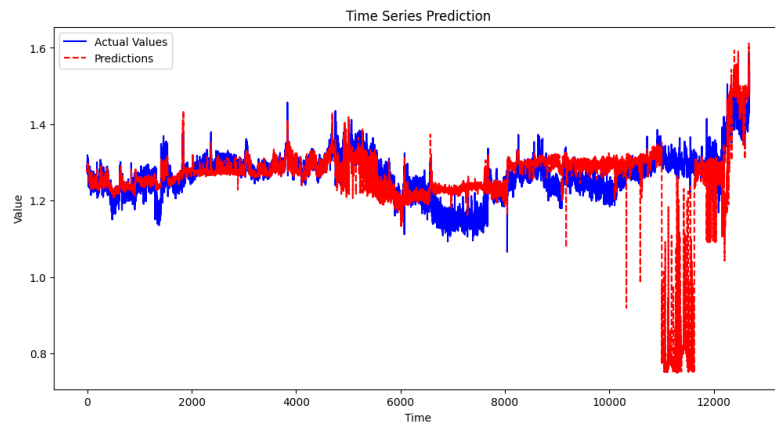
- 미래 시점에 대한 예측 모델
 - X와 Y 사이의 time gap



머신 러닝 모델 (Random forest)

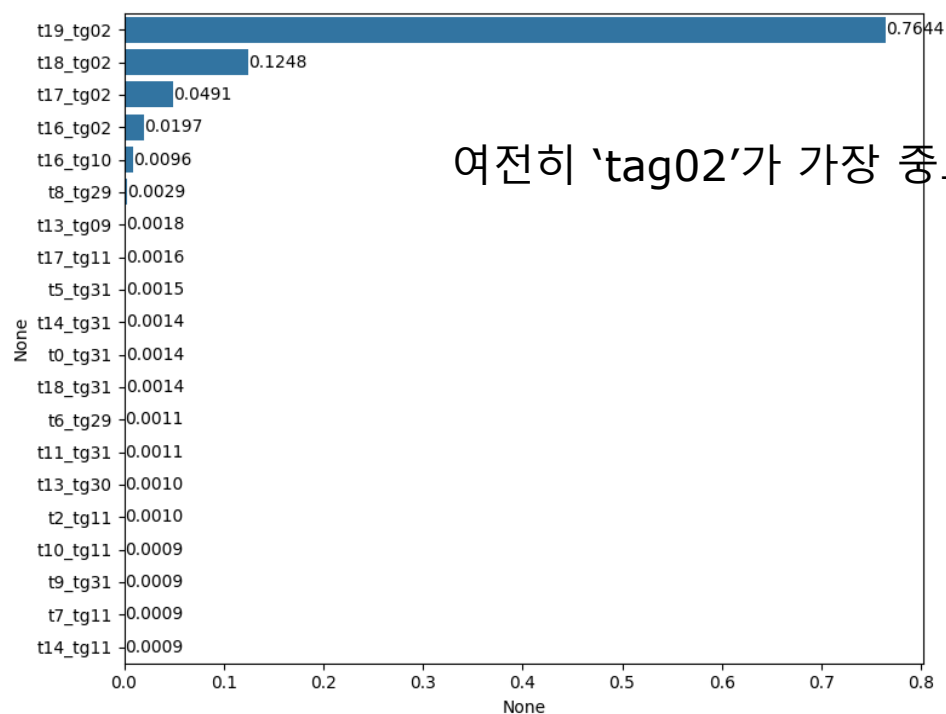
■ 예측 성능 지표

- R^2 : -3.156
- MSE : 0.014



일반 머신러닝 모델은 동시점을 제외했을때, 예측 성능이 제한됨

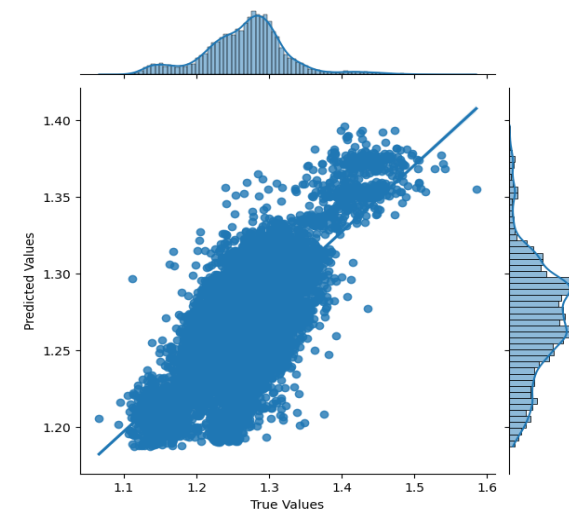
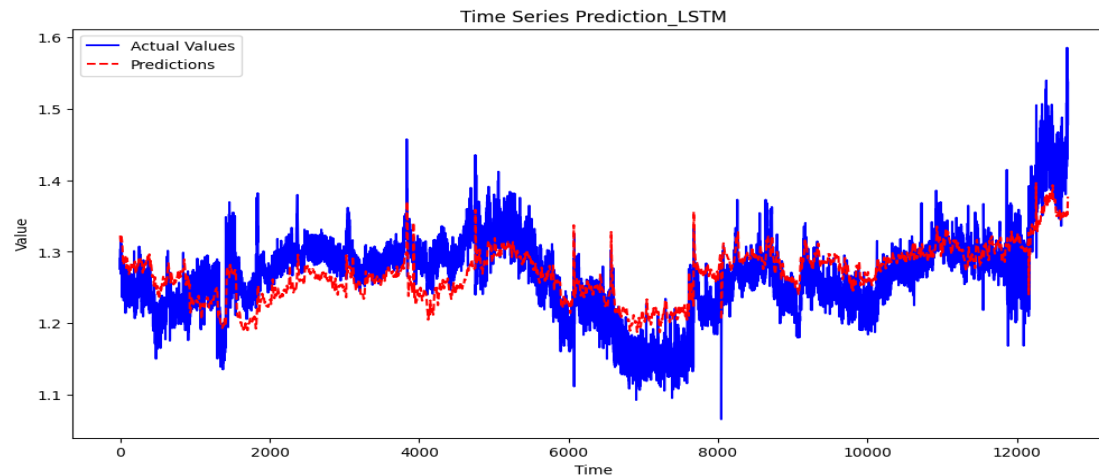
■ 변수 중요도



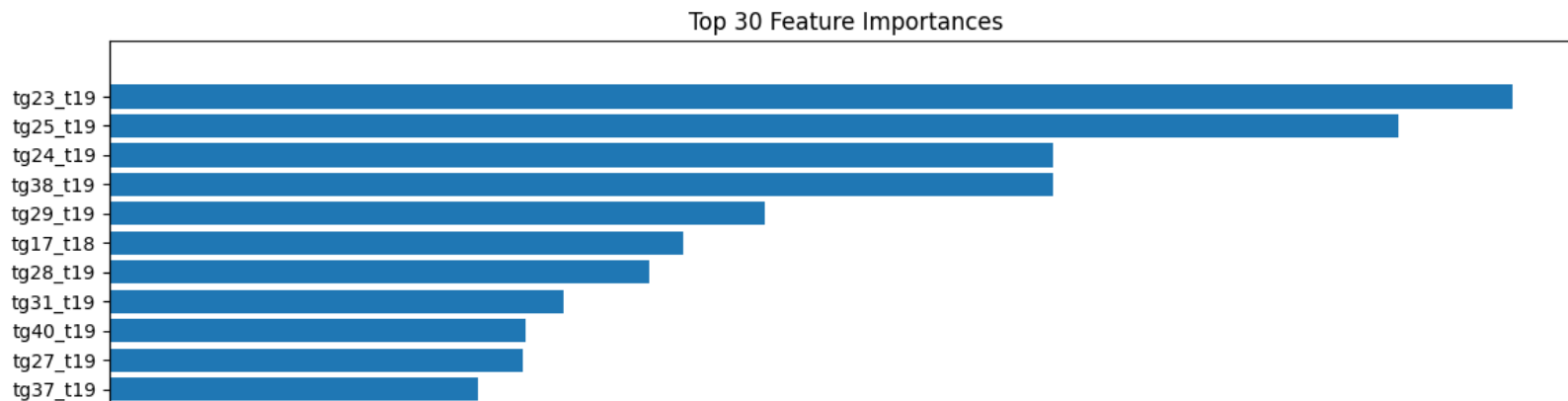
여전히 'tag02'가 가장 중요하게 작용

딥러닝 모델 (LSTM)

- Experiment setting
 - LSTM layer(hidden=256, layer=8) + attention layer
 - Epoch : 200
 - optimizer : Adam(lr=1e-4)
- Result
 - R2 : 0.4917
 - MSE : 0.0018



- LIME을 통한 모델 해석



tg23: 설비 PS1 속도
tg25: 설비 AS 속도
tg24: 설비 PS2 속도
tg38: 설비 S2 온도

딥러닝 모델 (1D CNN)

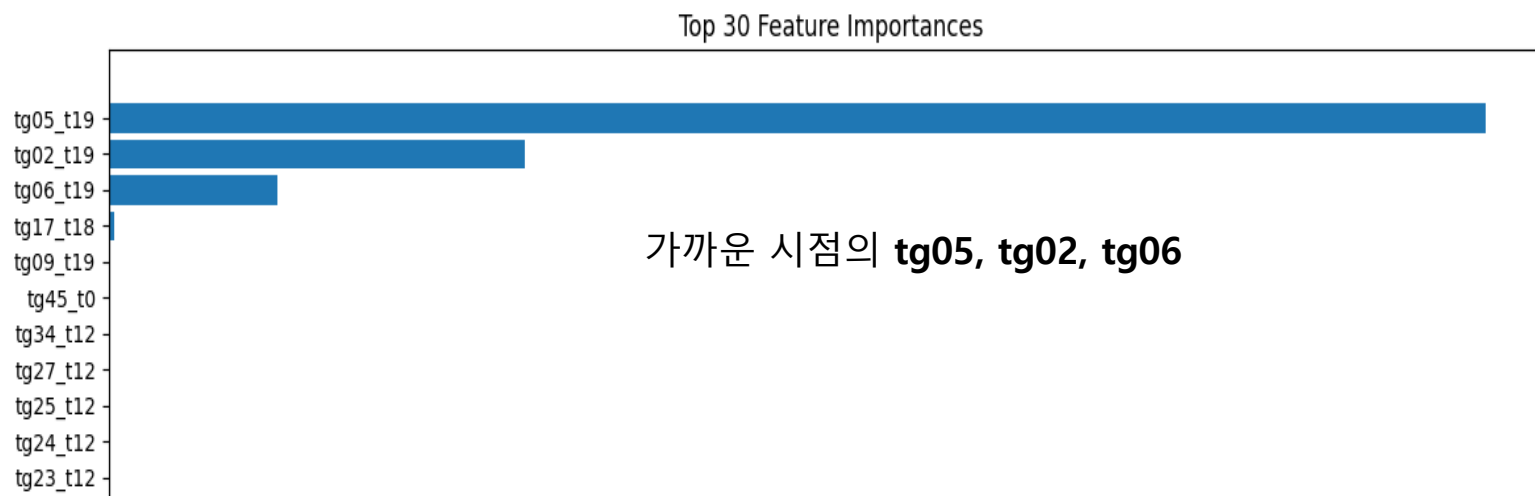
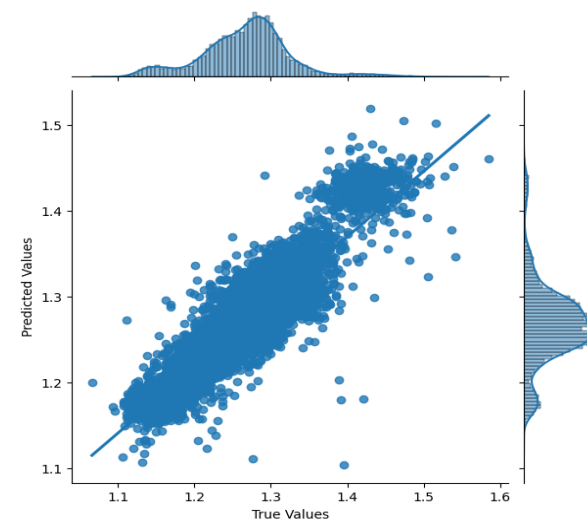
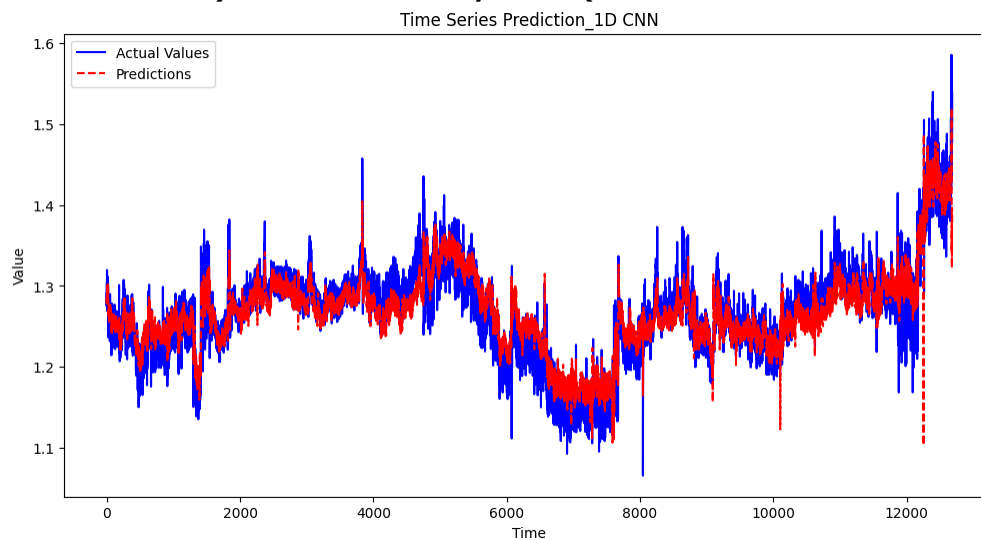
Experiment setting

- 1D Conv layers(64-128-256-512 / kernel=3) + linear layers (512-256-128-64-1)
- Epoch : 200
- optimizer : Adam(lr=1e-4)

Result

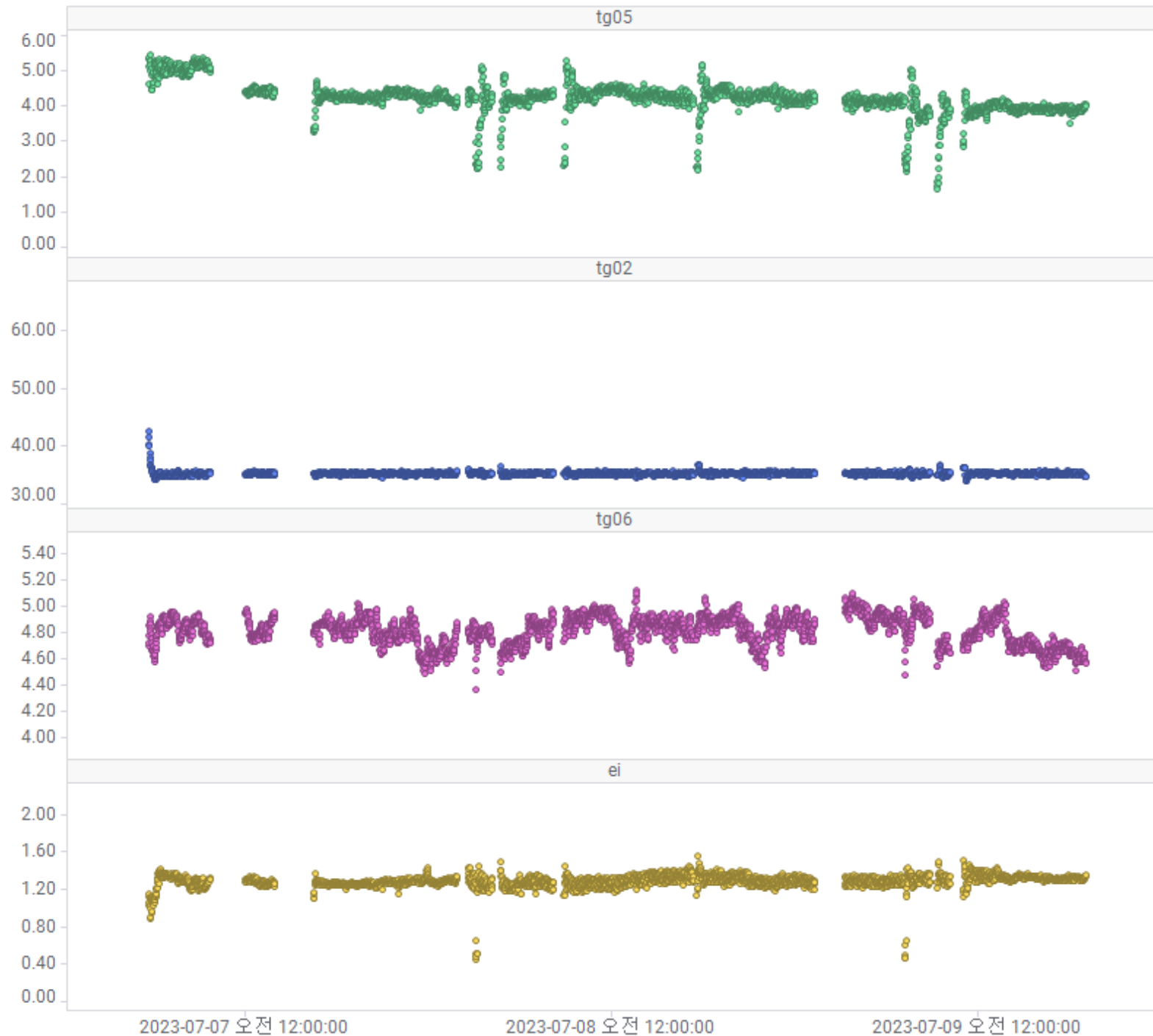
- R2 : 0.8100
- MSE : 0.0007

LIME을 통한 모델 해석



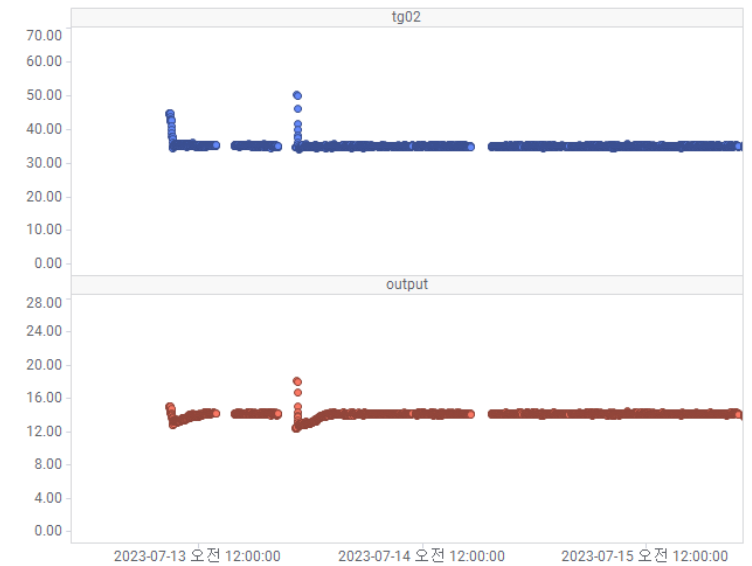
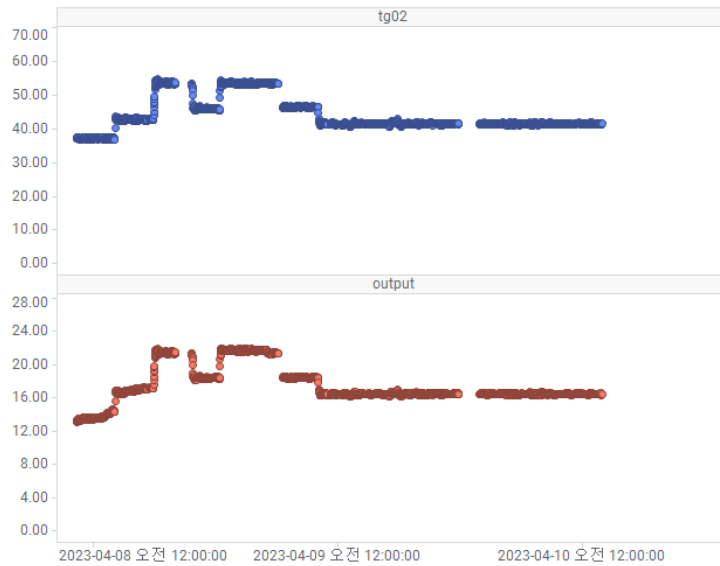
tg05, tg02, tg06

- tg05: 추가 스팀값
- tg02: 종이별 측정 무게
- tg06: 공기 압력



논의

- Tg02와 output(생산량)의 관계
 - $e_i = \text{사용에너지}/\text{생산량}$



논의

- Jr의 변수화
 - 해당 jr 제품의 생산 진행 time stamp를 변수로 추가
 - Ex) 0,1,2,... 99, 100,1,2,...,84,85,0,1,2, ...

Related work

- Energy load 관련
 - Gao, Yuan, and Yingjun Ruan. " Interpretable deep learning model for building energy consumption prediction based on attention mechanism. " *Energy and Buildings* 252 (2021): 111379.
 - Li, Ao, et al. " Attention-based interpretable neural network for building cooling load prediction. " *Applied Energy* 299 (2021): 117238.
 - Kim, Jin-Young, and Sung-Bae Cho. " Explainable prediction of electric energy demand using a deep autoencoder with interpretable latent space. " *Expert Systems with Applications* 186 (2021): 115842.
 - Ozcan, Alper, Cagatay Catal, and Ahmet Kasif. " Energy load forecasting using a dual-stage attention-based recurrent neural network. " *Sensors* 21.21 (2021): 7115.

- Explainable timeseries prediction model 관련
 - Qin, Yao, et al. "A dual-stage attention-based recurrent neural network for time series prediction." *Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2017.
 - Guo, Tian, Tao Lin, and Nino Antulov-Fantulin. "Exploring interpretable LSTM neural networks over multi-variable data." *International conference on machine learning*. PMLR, 2019.

감사합니다