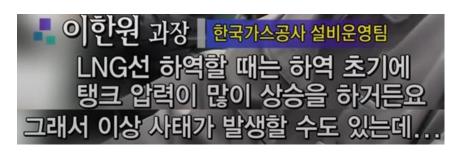
센서 측정값과 AI를 활용한 BOG 처리 관리 방안

KNP팀

가스 압력 상승의 위험성

하역과정에서 처리량 이상으로 LNG를 주입 시 가스 압력이 상승 갑자기 저장탱크의 전체 압력이 상승하면 그만큼 가스폭발의 위험도 높아짐 이에따라 위험 관리를 위해 BOG 가스 압력의 예측이 필요



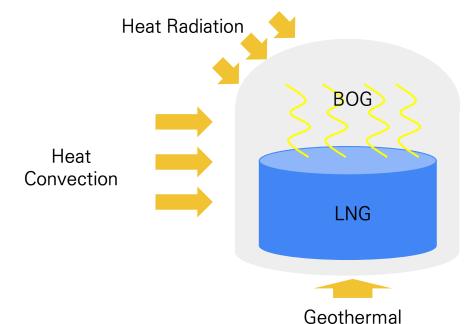
장지호 한국가스공사설비운영팀 배에서 초기 하역 준비를 할 때 펌프를 일정량 돌려야 하는데 한 번에 너무 많이 돌려서 처리할 수 있는 양을 초과해서 들어오는 바람에 탱크 안에서 압력이 상승했습니다

참조 : 2011년 4월 7일에 방송된 <극한직업 - 가스 생산 기지 1~2부>의 일부

PIA205B-02A_MIN PIA205B-02A_MAX LNG 저장탱크의 최소 압력값(단위: kpa) LNG 저장탱크의 최대 압력값(단위: kpa)

BOG 발생량 연관 인자

하역 이외에도 BOG 발생량은 열의 전도, 복사, 대류와 상관관계가 있음 공급 기지가 있는 지역의 평균 온도, 풍량, 일사량 등은 열해석에 영향을 미침



김현승. (2018). 계절 변화에 따른 LNG 저장 Tank 내부 LNG상태변화 및 BOG 발생 량 예측 (석사학위, 전북대학교 기계시스템공학과). dCollection.

기상 데이터

삼척 생산 기지와 최근접 종관기상관측(ASOS) 지점인 울진

기상청 OpenAPI를 통해 종관기상관측 데이터 활용 가능

종관기상관측(ASOS) - 자료

■자료설명

자료설명

종관기상관측이란 종관규모의 날씨를 파악하기 위하여 정해진 시각에 모든 관측소에서 같은 시각에 실시하는 지상관측을 말합니다. 종관규모는 일기도에 표현되어 있는 보통의 고기압이나 저기압의 공간적 크기 및 수명을 말하며, 주로 매일의 날씨 현상을 뜻합니다.

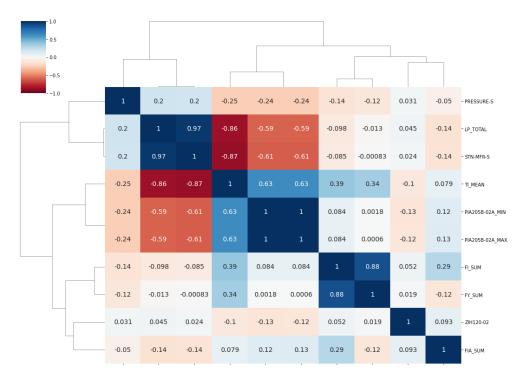
자료형태	분, 시간(매정시), 일, 월, 연	제공기간	1904년~(지점별, 요소별 다름)		
제공지점	103개 * 원하는 지점이 없는 경우, 방재기상관측(AWS) 메뉴 이용	제공요소	기온, 강수, 바람, 기압, 습도, 일사, 일조, 눈, 구름, 시정, 지면상태, 지면·초상온도, 일기현상, 증발량, 현상번호		
유의사항	- 1회 조회 가능 최대 기간: 분 1일, 시간 1년, 일 10년, 월·연 제한 없음(장기간 자료는 '파일셋 조회' 메뉴 이용) - 시간/분 자료에 대해 관측값의 정상 여부를 판단하는 품질검사 플래그(QC FLAG) 정보 제공 * 제공 요소: 기온, 습도, 기압, 지면온도, 풍향, 풍속, 일조 / 플래그 종류(의미): 0(정상), 1(오류), 9(결측) - 전일 자료는 당일 10시 이후 확인 가능				
비고	- 10분 또는 1시간 최다강수시각은 최다강수가 나타난 시작 시간으로, (-) 표기가 있는 경우 전날을 뜻함 - <mark>강수량은 겨울철(11월~익년 3월) 3시간 간격으로 제공</mark>				
지침	요소별 관측방법이나 자료 산출방식에 대한 상세 설명은 ☞ [지상기상관측지침] 참조				

1시간 간격의 기상데이터 사용

기온(°C), 지면온도(°C), 현지기압(hPa), 해면기압(hPa), 일조(hr), 풍속(m/s)

측정 데이터셋 분석

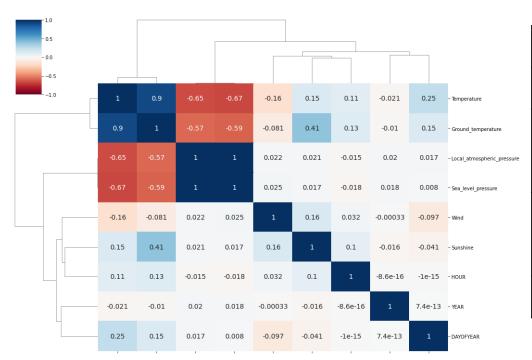
측정 데이터를 속성에 따라 분류



설명	열 이름	단위	
측정 시간값	TIME		
0/1 binary 값	ZIH120-02	무차원 변수	
연속값	FI_SUM		
	PIA205B-02A_MIN		
압력	PIA205B-02A_MAX	kpa	
	PRESSURE-S		
온도	TI_MEAN	$^{\circ}$	
	LP_TOTAL		
유량	FIA_SUM	ton/hour	
π6	STN-MFR-S		
	FY_SUM		

기상 데이터셋 분석

기상 데이터를 속성에 따라 분류



설명	열 이름	단위	
일조량	Sunshine	Hour	
압력	Local_atmosphere_pressure	hPa	
<u> </u>	Sea_level_pressure		
온도	Temperature	Ĵ	
근도	Ground_temperature	C	
풍속	Wind	m/s	

파생변수 생성

측정 데이터와 기상 데이터를 바탕으로 파생 변수 생성

측정 데이터셋 기반 파생변수

PIA205B-02A DIFF 탱크 내부 압력 최솟값 최대값 차이 PRESSURE_MAX_DIFF 대기압과 탱크 압력 최대값 차이 BOG BOG가스 유량 TI SUM 재액화기로 인입되는 유량 OUTLET_SUM 계량설비로 인입되는 유량 주배관 송출 유량과 계량설비로 인입되는 TI ACC 유량의 차이 재액화된 LNG 절대 온도를 탱크 내부 최 TI P MAX 대 압력으로 나눈 값 (PV = nRT =) T/P = V/nR)재액화된 LNG의 부피 상관값 TI VOL MAX $|(T/P \times n = V/nR \times n = V/R)|$

기상 데이터셋 추가 파생변수

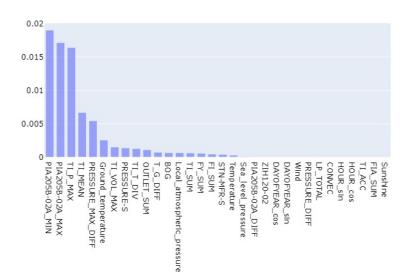
PRESSURE_DIFF	공정 데이터의 대기압과 기상관측데이터 의 대기압이 차이			
TI_T_DIV	탱크 내부 온도와 기온의 차이			
T_G_DIFF	지표 온도와 기온의 차이			
CONVEC	탱크 내외부 기온차 x 풍속 (대류 상관값)			
DAYOFYEAR_sin	날짜를 1월 15일 기준으로 삼각함수 변			
DAYOFYEAR_cos	환(연중 최저/최고 기온 날짜)			
HOUR_sin	 시간을 12시 24분을 기준으로 삼각함수			
HOUR_cos	서선을 12시 24분을 기분으로 함석함수 변환(속초의 태양 남중시간)			

Feature 중요도 탐색

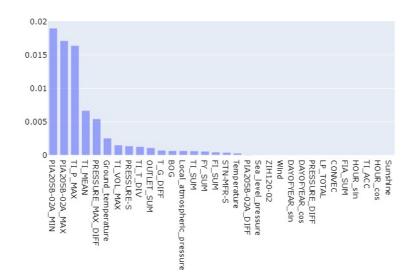
XAI(설명 가능한 AI)인 SHAP을 통해

변수 중요도가 높은 파생변수 탐색

저장 탱크의 최대 압력값 SHAP



저장 탱크의 최소 압력값 SHAP



Feature 중요도 탐색

최종적으로 32개 변수를 통해 예측 모델 개발

측정 데이터 (10개)

ZIH120-02			
FI_SUM			
PIA205B-02A_MIN			
PIA205B-02A_MAX			
PRESSURE-S			
TI_MEAN			
LP_TOTAL			
FIA_SUM			
STN-MFR-S			
FY_SUM			

기상 데이터 (6개)

Sunshine		
Local_atmosphere_pressure		
Sea_level_pressure		
Temperature		
Ground_temperature		
Wind		

측정 데이터셋 기반 파생변수 (8개)

	PIA205B-02A_DIFF
PF	RESSURE_MAX_DIFF
	BOG
	TI_SUM
	OUTLET_SUM
	TI_ACC
	TI_P_MAX
	TI_VOL_MAX

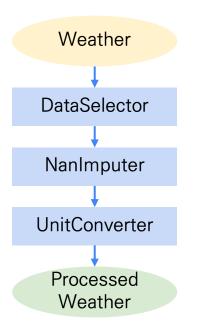
기상 데이터셋 추가 파생변수 (8개)

PRESSURE_DIFF
TI_T_DIV
T_G_DIFF
CONVEC
DAYOFYEAR_sin
DAYOFYEAR_cos
HOUR_sin
HOUR_cos

데이터 파이프라인 구축 - 기상데이터

울진의 2019년부터 2021년까지의

기상 Raw 데이터를 파이프라인을 통해 가공



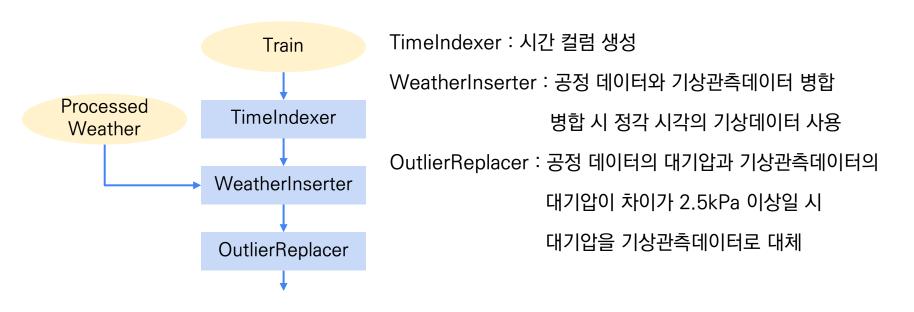
DataSelector: 컬럼 선택 및 시간 컬럼 생성

NanImputer : 결측치를 이전 데이터로 대체

UnitConverter : 압력/온도 단위 변환

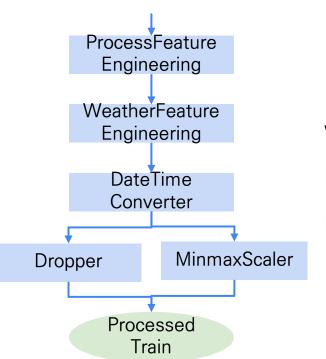
데이터 파이프라인 구축 - 측정 데이터(1/2)

측정 Raw 데이터를 파이프라인을 통해 가공



데이터 파이프라인 구축 - 측정 데이터(2/2)

측정 Raw 데이터를 파이프라인을 통해 가공



ProcessFeatureEngineering: 측정 데이터 기반 파생변수 생성

WeatherFeatureEngineering : 기상 데이터셋 추가 파생변수

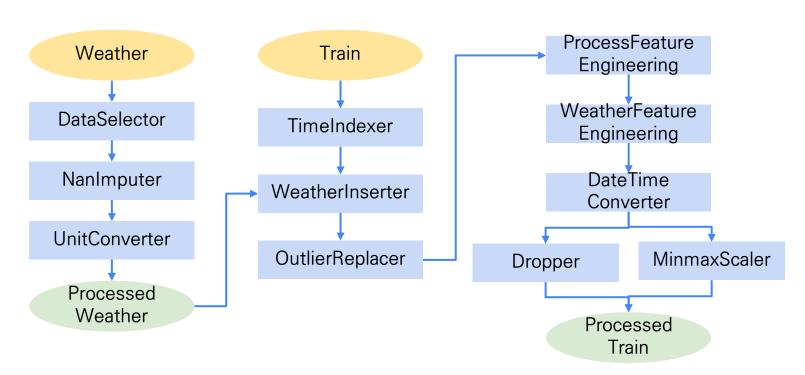
DateTimeConverter: 날짜/시간 파생변수 생성

Dropper: 필요 없는 컬럼 제거

MinmaxScaler: 데이터 0~1 범위로 스케일링

데이터 파이프라인 구축

파이프라인을 통해 Raw 데이터를 Processed 데이터로 가공



Replacer

Inserter

파이프라인 검증

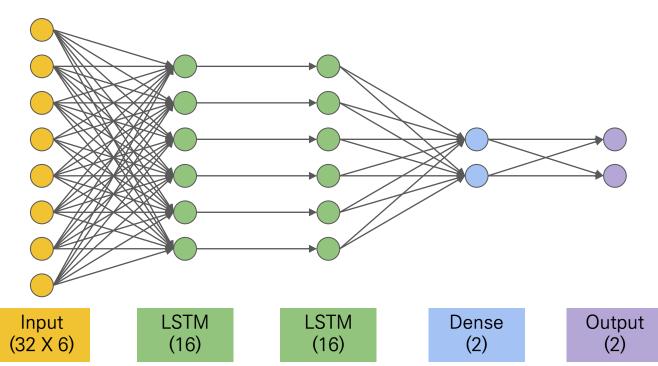
파이프라인 ON/OFF를 통해 성능 향상 검증

최초 스코어 <mark>0.026053</mark>에서 **0.021848**로 향상

		Х	Х	Х	Х	0	0	0	0	ProcessFeature Engineering
		Х	Х	0	0	Х	Х	0	0	WeatherFeature Engineering
		Х	0	Х	0	Х	0	Х	0	DateTime Converter
X	Х	0.026053	0.025904	-	-	0.039295	0.027714	-	-	
X	0	-	-	-	-	-	-	-		
0	X	0.026731	0.0263	0.026337	0.025777	0.022846	0.023866	0.034606	0.024016	
0	0	0.025716	0.027028	0.026258	0.025783	0.026218	-	0.025995	0.021848	
Weather	Outlier		•	•	•	•	•	•		•

딥러닝 모델 구성

Pytorch를 통해 딥러닝 모델 구성



Custom Loss 설정

예선의 평가지표는 MAE였지만, 본선의 평가지표는 WMAE로 변경 학습을 위한 WMAE Custom Loss 설정

$$MAE = rac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - x|$$

$$WMAE = \frac{1}{\sum w_i} \sum_{i=1}^n w_i ||x_i - x||$$

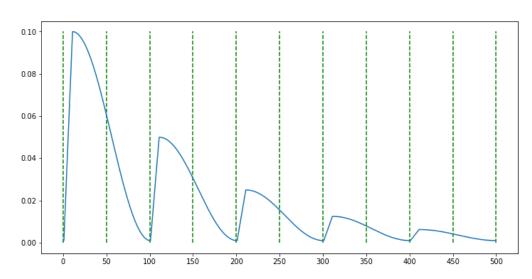
평가지표로는 탱크 압력의 최소, 최대의 평균 MAE(Mean Absolute Error)가 사용

본선 대회 MAE 점수는 10분 전 시점 대비 변화량이 큰 시점의 탱크압력 예측 정확도에 영향을 받도록 계산

Optimizer 설정

간단하고 대부분의 상황에서 효율적인 최적화 알고리즘 Adam을 사용

Overfitting을 회피하고 Generalize 하기 위해 SGDR를 사용



Stochastic Gradient Descent with Warm Restarts

Learning Rate가 주기적으로 반복되며 Learning Rate의 max값이 감소함

bag of tricks for image classification에서 사용한 방법으로 좋은 성능을 보임

https://arxiv.org/abs/1608.03983

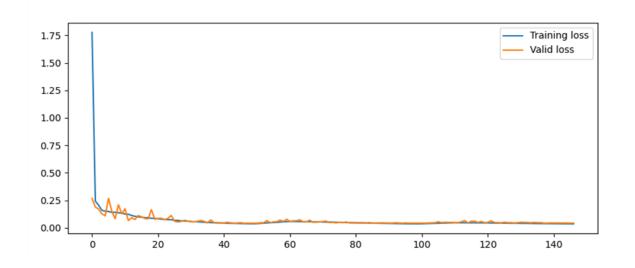
https://arxiv.org/abs/1812.01187

참조: https://gaussian37.github.io/dl-pytorch-lr_scheduler/

모델 학습

데이터 Train 80%, Test 20%로 분할하여 학습

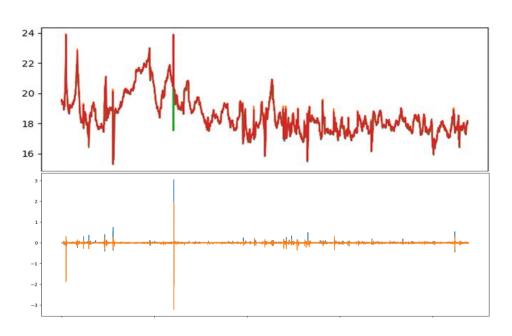
Early Stopping을 통해 Epoch 95 전후로 학습 모델 저장



답러닝 모델의 노드 수, 은닉층 수, 활성화 함수, 데이터 분할 비율, Loss 종류, Optimizer, Batch Size, Learning Rate 등을 Grid Search를 활용하여 최적화

결과 분석

일반 상황에서 예측 정확도가 높으나 급작스러운 탱크 압력 변화 시 정확도 낮아짐



로컬 점수 - 0.021375

공개 점수 - 0.02465

최종 점수 - 0.02839

동작속도 및 모델 자원

88,000 길이의 데이터 학습에 걸리는 시간은 16분 내외

5,500개 예측에 걸리는 시간 37초

시스템 환경	사양		
CPU	Intel(R) Xeon(R) CPU E5- 2690 v4 @ 2.60GHz		
GPU	Tesla V100		
RAM	112GB		
언어	Python 3.8		
빌드 환경	MS VSCODE		

총 학습 변수의 수				
변수 분류	개수			
측정 데이터	10			
기상 데이터	6			
측정 파생변수	8			
기상 파생변수	8			

동작 속도					
분류	소요 시간				
학습	15m 46s				
예측 (5,508개)	37s				
예측 (1개)	6.7ms				

MLops 프로세스 설계

주어진 학습데이터로 만든 모델을 MLflow를 통해 ver1으로 배포
LIVE 데이터와 TFDV 라이브러리를 통해 Data Drift와 Skew 검증

발생 가능한 문제

- 1. Data drift
- 2. Feature skew
- 3. Distribution skew



TFDV를 통해 문제 발생 시 발견하여 LIVE 데이터와 학습데이터를 합치거나 혹은 LIVE 데이터로만 모델 재학습

MLflow로 ver2로 다시 배포, 지속적으로 TFDV로 검증

MLops 프로세스 설계

TFDV를 통해 문제 발견 및 모델 재학습 MLflow로 ver2로 재배포

