

“

# AI 시대의 LNG 수급관리 전략

”

GA!S

90043169 강혜성

90043179 김상현

90043274 조다영

# 목차

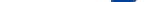
- Part 1. LNG 수급관리 개요
- Part 2. LNG 수급 현황 및 특성
- Part 3. LNG 수요 예측
- Part 4. AI를 활용한 거래량 예측
- Part 5. 결론
- Q&A

## Part 1. LNG 수급관리 개요



# LNG의 중요성

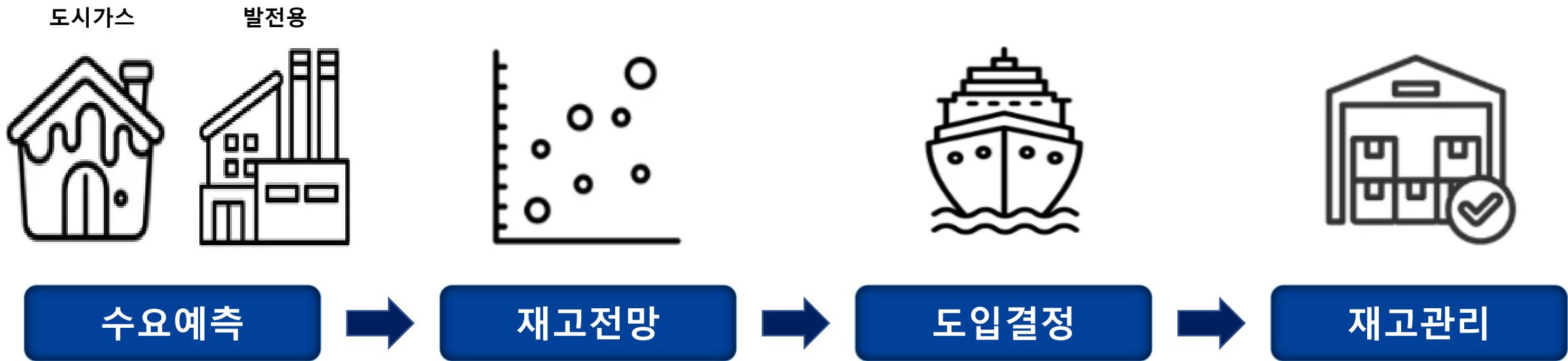
- 우리나라는 에너지 수입 의존도가 90% 이상
  - 1차 에너지원의 19%, 발전원의 27% 담당
  - 필수분야인 난방용 에너지원의 77% 담당

 안정적인 LNG 수급관리는 에너지 안보의 핵심



# Part 1. LNG 수급관리 개요

## 수급관리란?



## 천연가스 이용 소개

- 천연가스는 국내의 에너지 소비 중 10% 수준을 차지하고 있는 에너지
- 도시가스 배관망을 통해 공급하며 가정용, 산업용 및 발전용 등 이용분야가 다양함

가정용	산업용	발전용
냉난방	보일러	LNG 복합화력
급탕	요업/철강	지역난방
취사	냉난방	열병합
건조	수송	연료전지
	냉열이용	
	C1 화학	

\*요업/철강 : 가열 및 열처리

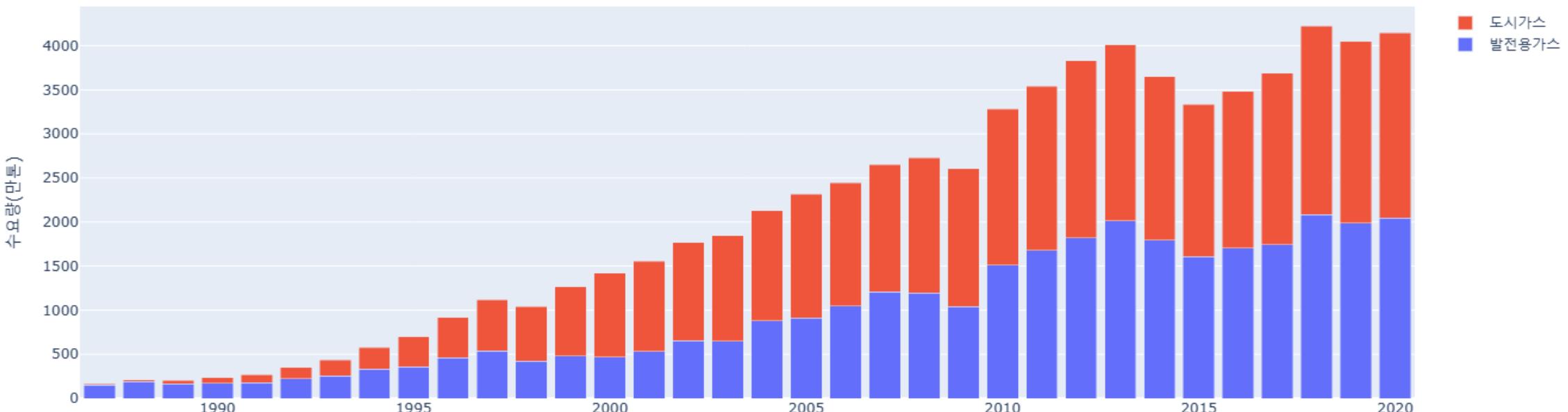
\*C1화학 : 천연가스의 주성분인 메탄을 연료로 하여, 고부가물질(DME, 메탄올, 수소 등)을 만드는 기술



## Part 2. LNG 수급 현황 및 특성

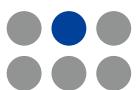
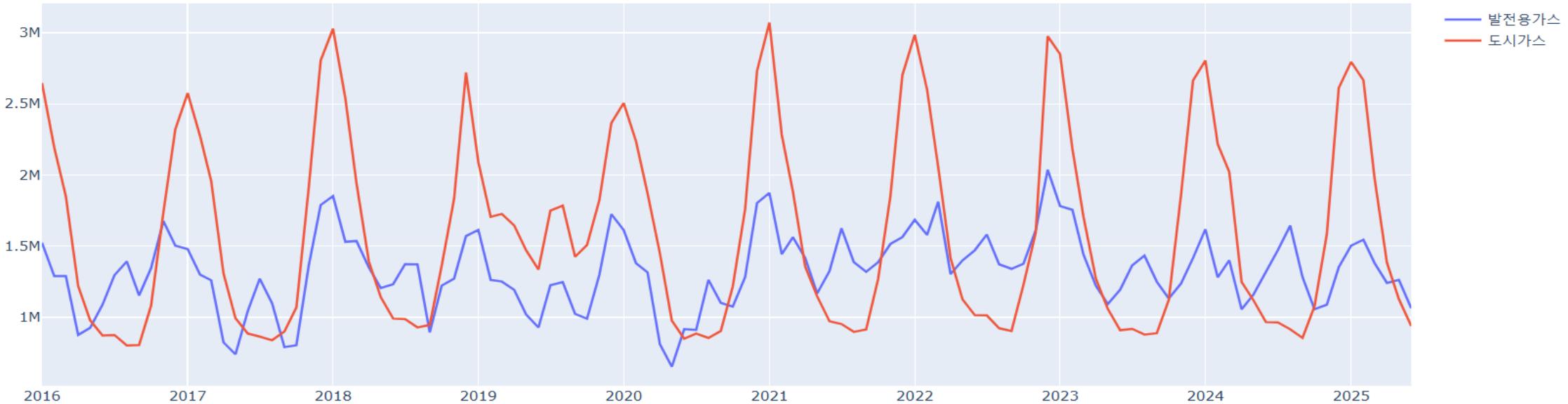
### 천연가스 수요 추이

- 국내 천연가스 수요는 86년 첫 공급 개시 이후 87년 161만톤 -> 23년 4383만톤으로 연평균 9.6% 증가
- 87~02년까지 초기 도시가스 보급확대로 총수요 연평균 17.3% 증가
- 03~23년 도시가스 증가율은 둔화되었으나, 발전용 수요가 연평균 6.3% 증가하여 연평균 총 4.4% 증가



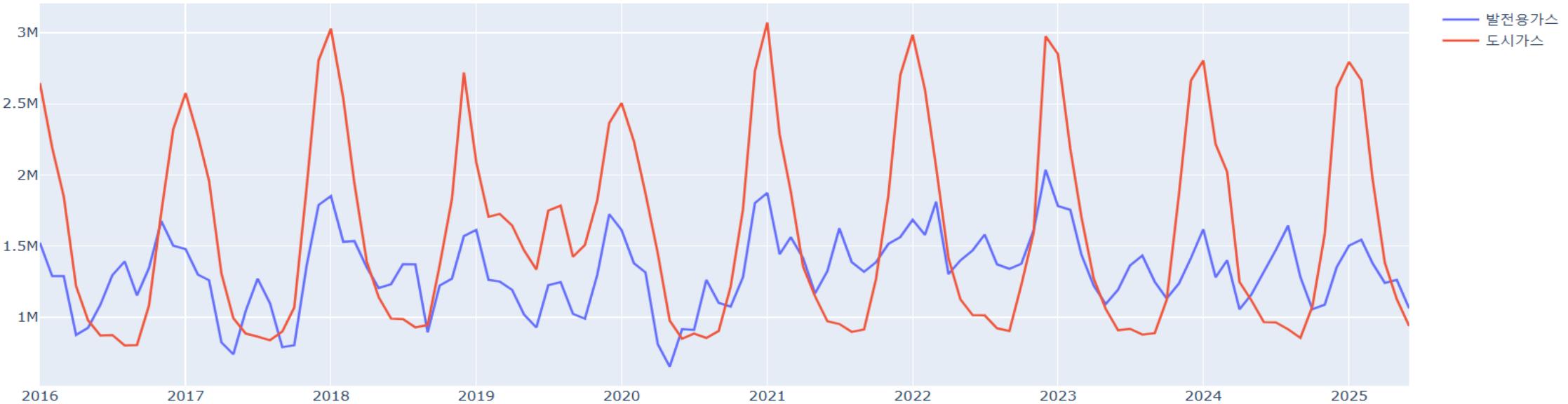
### 천연가스(도시가스용) 수요 추이

- 도시가스용은 가정용, 일반용, 산업용으로 분류
- 수요의 대부분이 난방용을 담당하여 동고하저의 계절성이 뚜렷



### 천연가스(발전용) 수요 추이

- 발전용은 열병합발전소(열과 전기 생산)와 발전전용발전소(전기 생산)로 분류
- 열병합발전은 겨울에 열수요 증가로 발전량이 많고 극하절기(7~8월) 냉방용 전력 수요 증가 시 조금 증가
- 발전전용발전 또한 여름과 겨울에 발전량이 크게 증가하지만 변동성이 심하여 발전량이 매우 불규칙



# Part 3. LNG 수요 예측

## LNG 수요에 영향을 미치는 요소

용도	도시가스	전력 발전
주요 영향변수	기온	기온
	요금(상대적, 절대적)	경제 상황
	경기 변동	공휴일 여부
	공휴일 여부	원자력, 석탄 등 타 발전 원료의 가격/가동력 데이터 센터

### 세계 가스 수요를 이끌 4가지 특별한 신규 수요

#### 1. 중국(LNG 트럭연료용)

➡ 2024년 100만대의 트럭 · 버스가 가스 250억㎥를 소비

#### 2. 인도(도시가스용)

➡ 도시가스 보급을 가정용 수요 10배, 충전소 수요 3배 증가(2030년 목표)

#### 3. 미국(데이터센터의 전력 수요 총족을 위한 발전용)

➡ 현재 데이터센터 전력의 40% 이상을 가스발전으로 충당

#### 4. 해상 수송(LNG 선박용)

➡ LNG선박 연료 2024년 대비 70% 증가(2030년 기준)

\*출처: 국제에너지기구(에너지경제연구원 재구성)

- 데이터센터 수요 증가로 인한 전력 사용량 증가 등 산업의 흐름에 따라 추후 영향변수 변동 가능



## Part 3. LNG 수요 예측



### LNG 수요 예측의 중요성

- 산업통상자원부의 장기천연가스 수급계획을 근거로 도입계약과 생산·공급 설비 신·증설 등 수행
- 수급계획에서 제시된 수요를 초과해서 도입 계약을 체결하거나 설비를 건설할 수 없음

제15차 장기 천연가스 수급계획  
(2023~2036)

2023. 4.

□ 장기 천연가스 수급관리수요 전망 (단위: 만톤)

$$\text{수급관리수요} = \text{도시가스 수요} + \text{발전용 수요}$$

(변동성 반영) (변동성 반영)

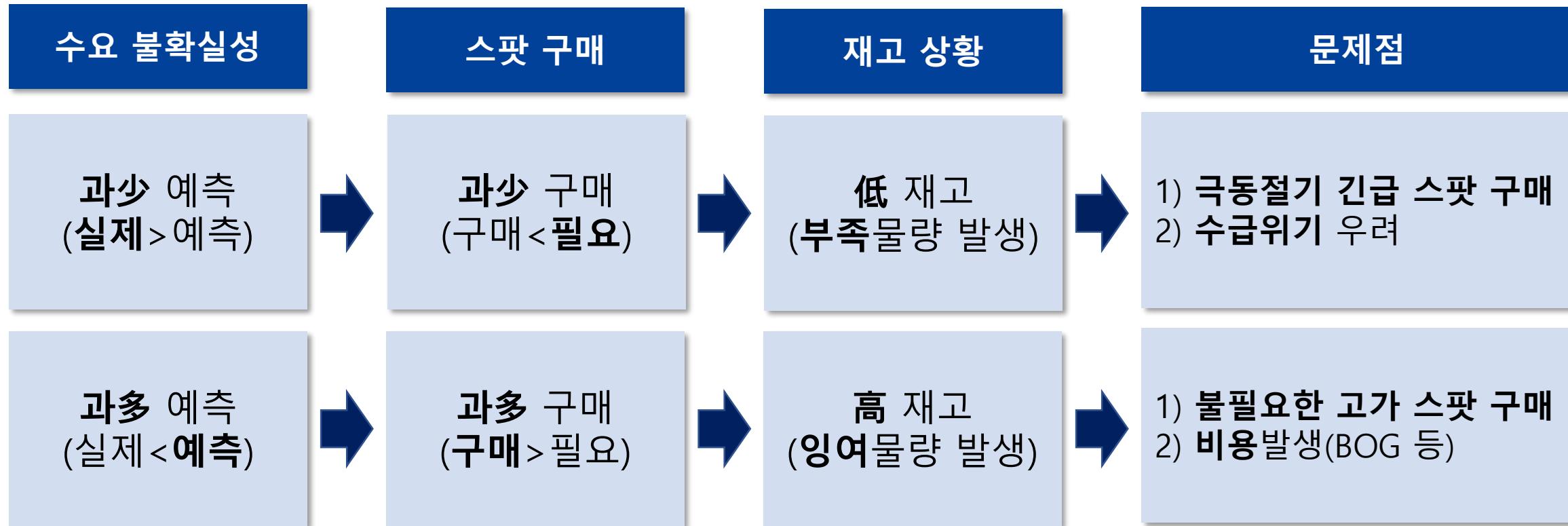
구 분	도시가스용 (A)			발전용 (B)	합 계 (A+B)
	가정·일반용	산업용	소 계		
'23년	1,275	968	2,243	2,419	4,662
'30년	1,420	1,281	2,701	2,178	4,879
'36년	1,453	1,460	2,913	1,667	4,580
연평균 증가율	1.01%	3.21%	2.03%	△2.82%	△0.14%

※ 천연가스 수요는 탄소중립 이행 및 에너지가격 변동 등 대내외적 환경 변화에 따라 변동 가능하며, 필요시 간년도 계획으로 보완



# Part 3. LNG 수요 예측

## LNG 수요 예측의 중요성



## LNG 수요 예측 방법론

□ (도시가스용) 제13차~제14차 장기 천연가스 수급계획과 동일한  
총 에너지패널 모형 사용하여 전망

- 182개국의 GDP와 총 에너지소비 간 실적을 분석하고 우리나라의 총 에너지소비량을 예측, 도시가스 소비비중을 추정하여 소비량 도출
  - 총에너지패널모형을 주모형으로 사용하되, 수요전망의 정확성과 객관성을 높이기 위해 5개 보조모형\*을 활용하여 타당성 검증

\* 가스패널모형, 시계열모형, 구조변화모형, 미시모형, SUR모형

□ (발전용) 제10차 전력수급기본계획과의 정합성을 위해 전원별 전원 구성\*, 온실가스 감축 정책\*\* 등을 고려한 천연가스 발전 수요 전망

\* 원자력, 석탄, 신재생, LNG 등 연도별 전원 구성 전망 반영

\*\* 온실가스 감축을 위한 석탄발전 설비 폐지 및 잔여 석탄발전 설비의 연간 발전량 제약, 미세먼지 계절관리제 시행 등

□ (신규 수요) LNG 병커링\*, 냉열 등 가스분야 신규 수요 반영

\* 全 세계 LNG 병커링 수요 전망(23.2월, IHS) 중 국내 수요 반영

□ (수급관리수요) 전기본을 토대로한 기준수요에 GDP, 기온, 기저 발전 이용률, 수소발전 등 변동성을 고려한 「수급관리수요」 전망

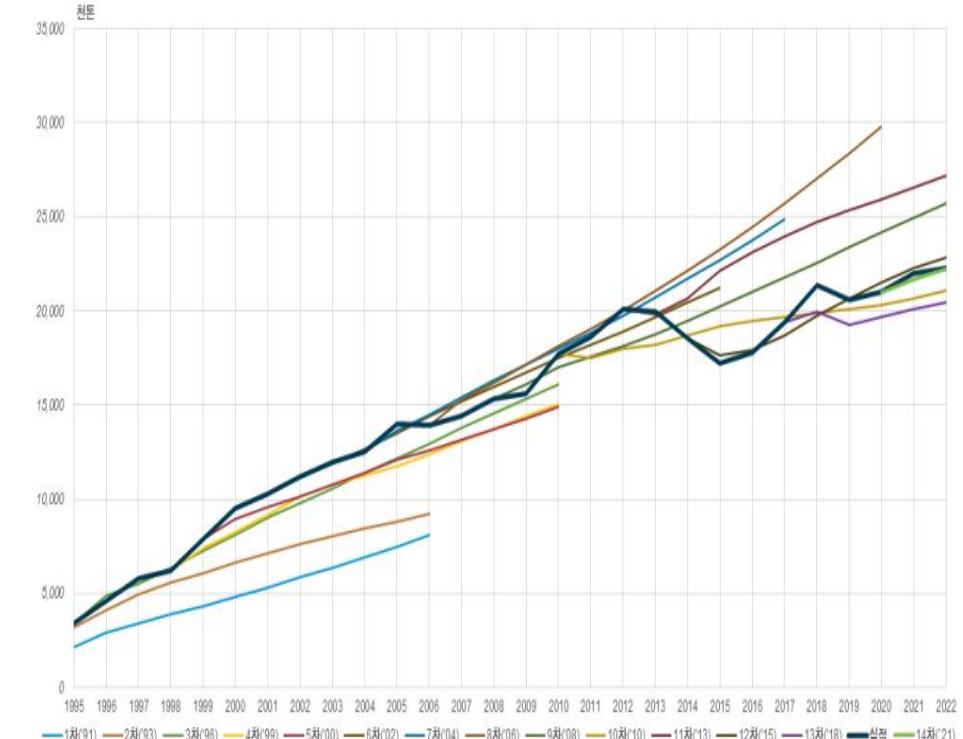
※ 수급관리수요는 천연가스 인프라 확충 및 필요시 장기 도입계약 등에 활용



# Part 3. LNG 수요 예측

## LNG 수요 예측 추이 – 도시가스

- 기온·산업 활동 등 외부 변수에 의해 연중 **변동성이 매우 큼**
- 2014년 국제유가 파동·폭락 등의 특수요인으로 인해 수요가 크게 증감한 때를 제외, 상당히 정확히 수요가 예측되고 있음



장기 천연가스 수급계획의 차수 별 도시가스 수요예측과 실적

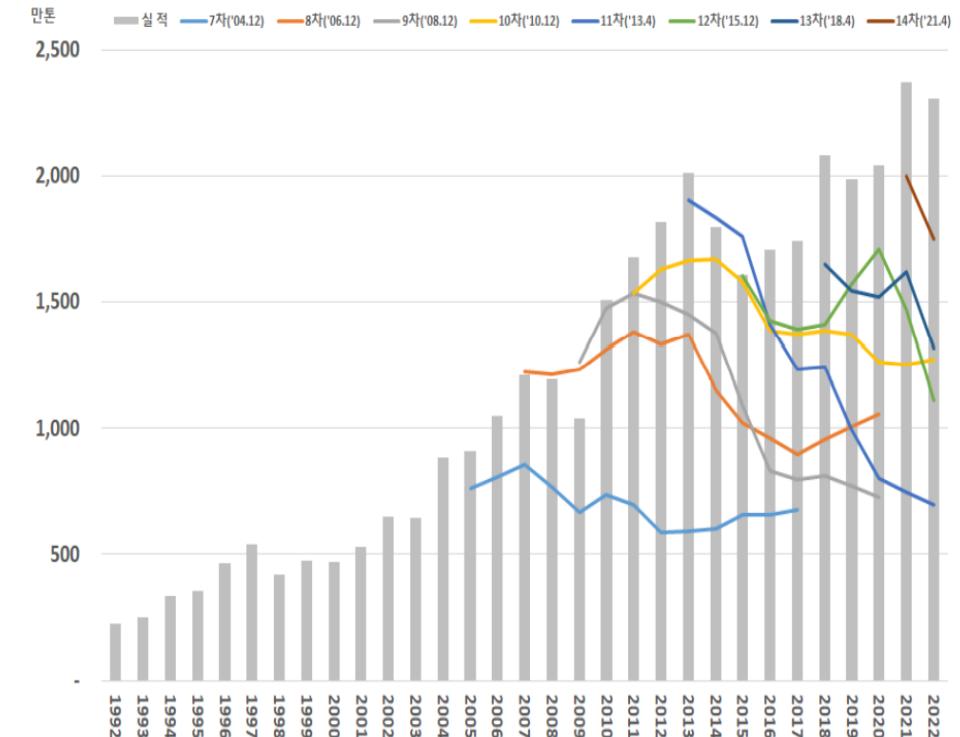


## Part 3. LNG 수요 예측

### LNG 수요 예측 추이 – 발전용 가스

- 전반적으로 실제 수요에 비해 과소예측되는 경향
- 불확실성이 높아 기존 통계 기반 방식으로는 한계가 존재
- LNG 수요를 정확히 예측하기 위해선 발전용 수요를 정확히 예측하는 것이 필요

→ 예측 고도화를 통해 발전용 수요 정확도를 높여야  
전체 LNG 수급 안정성 확보 가능



장기 천연가스 수급계획의 발전용 수요예측과 실적



“

AI를 활용하여 변동성이 큰 발전용 LNG 수급을 보다 **정확하게 예측하고,**  
**안정적·효율적 에너지 공급체계 구축**

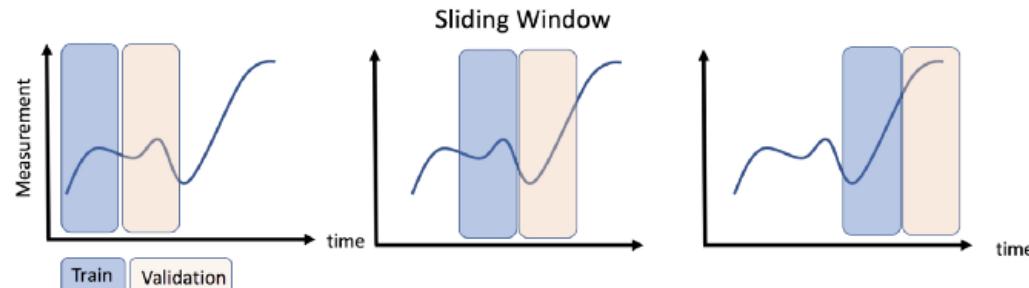
”



# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 1. 시계열 예측의 문제점

- 예측 시점의 time step이 길어질수록 정확한 값과 예측값 사이의 편차 ↑ → 예측 정확도 ↓



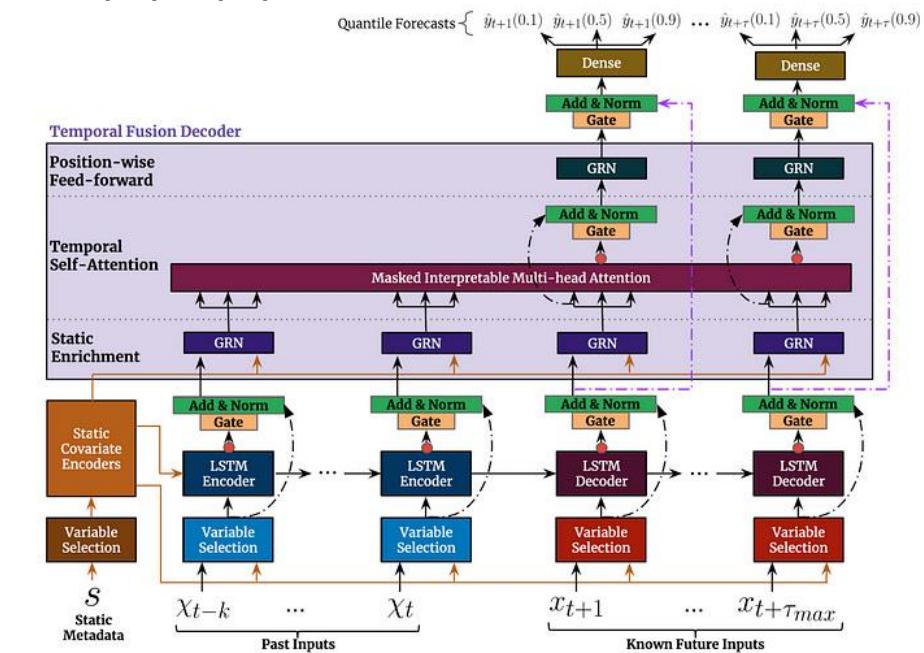
## 2. Transformer 모델

- 텍스트, 시계열 등 순차적인 데이터의 예측에 사용(e.g. chat GPT)
- 'attention'이라는 매커니즘을 이용해 시점들 간의 관계를 학습  
→ 예측에 중요한 '시점'에 집중하여 정확도가 높은 예측값을 도출
- 변하지 않는 정보(예: 매장의 위치)를 잘 활용하지 못한다는 단점이 존재



## 3. TFT(Temporal Fusion Transformer) 모델

- 미래 시점에 미리 알 수 있는 정보를 활용해 예측과 설명을 동시에 하는 딥러닝 알고리즘
- 시간이 지나도 변하지 않는 정적 정보(Static), 과거에 관측된 데이터,  
미래 시점에도 이미 알고있는 정보(요일, 공휴일 여부)를 활용해서 예측값 도출



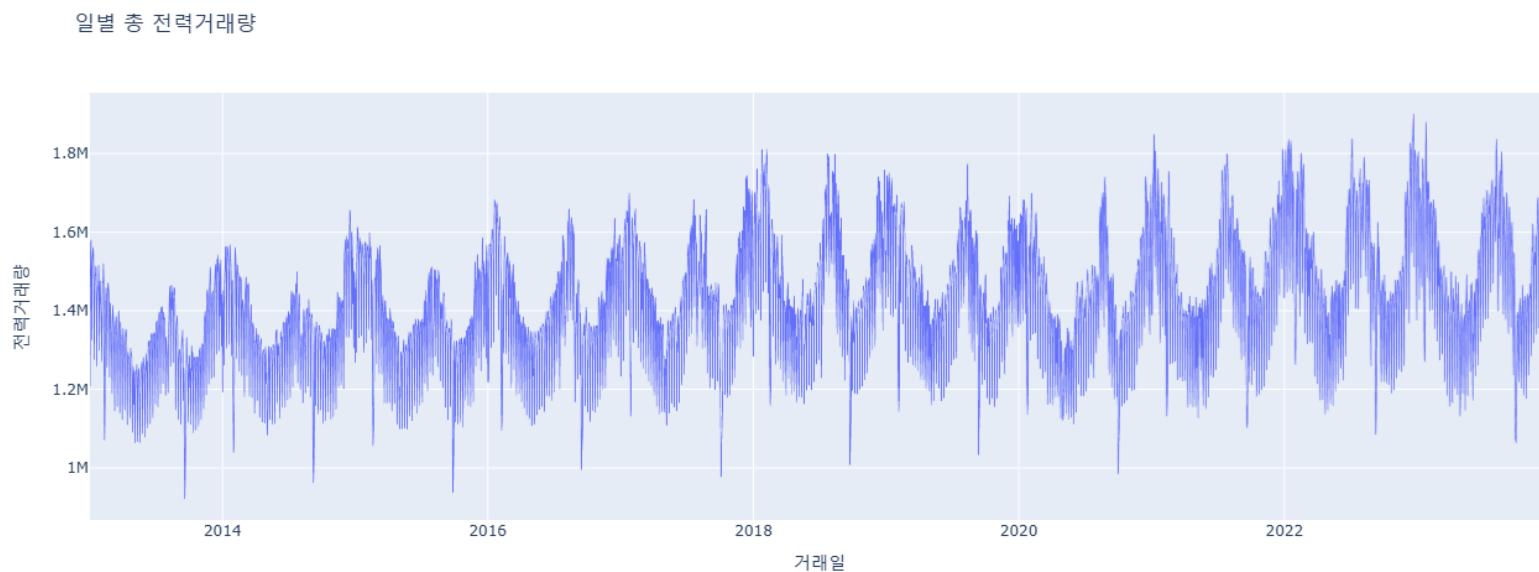
# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 데이터 설명

한국전력거래소의 2013-01-01 ~ 2023-12-31 일별, 시간별, 연료원별 전력거래량 데이터

	거래일	거래시간	연료원	전력거래량
0	2013-01-01	0	원자력	16232.160050
1	2013-01-01	0	석탄	23638.589390
2	2013-01-01	0	LNG	13380.994560
3	2013-01-01	0	유류	697.044902
4	2013-01-01	0	양수	855.181596
...	...	...	...	...
1658011	2023-12-31	20	기타	42.000000
1658012	2023-12-31	21	기타	42.000000
1658013	2023-12-31	22	기타	41.000000
1658014	2023-12-31	23	기타	39.000000
1658015	2023-12-31	24	기타	38.000000

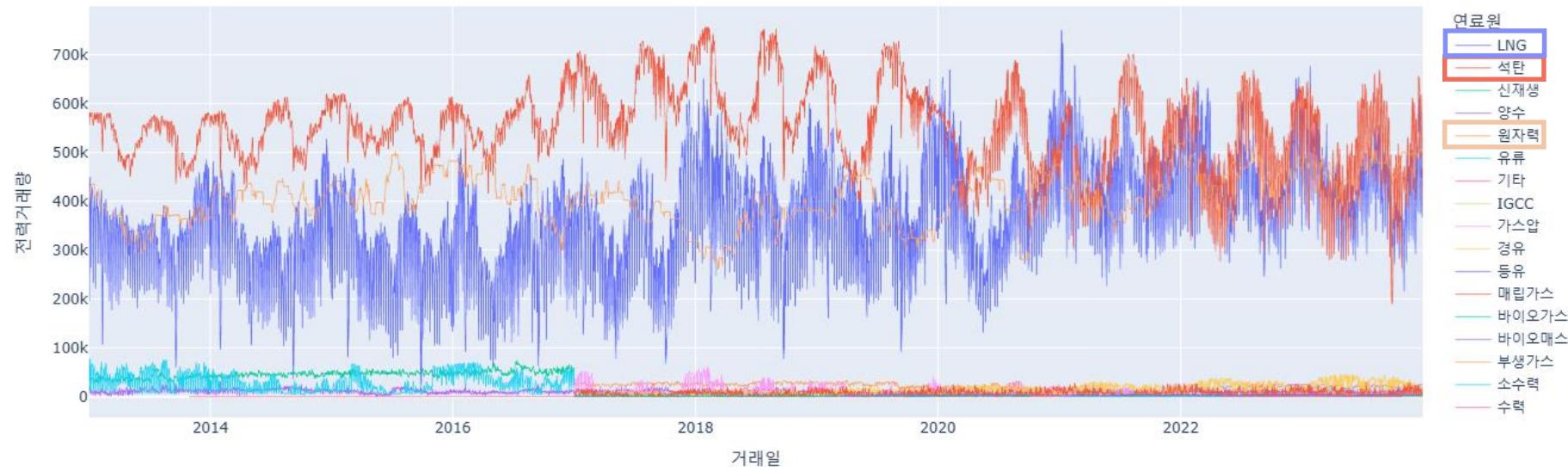
1658016 rows x 4 columns



# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 데이터 설명

일별, 연료원별 전력거래량

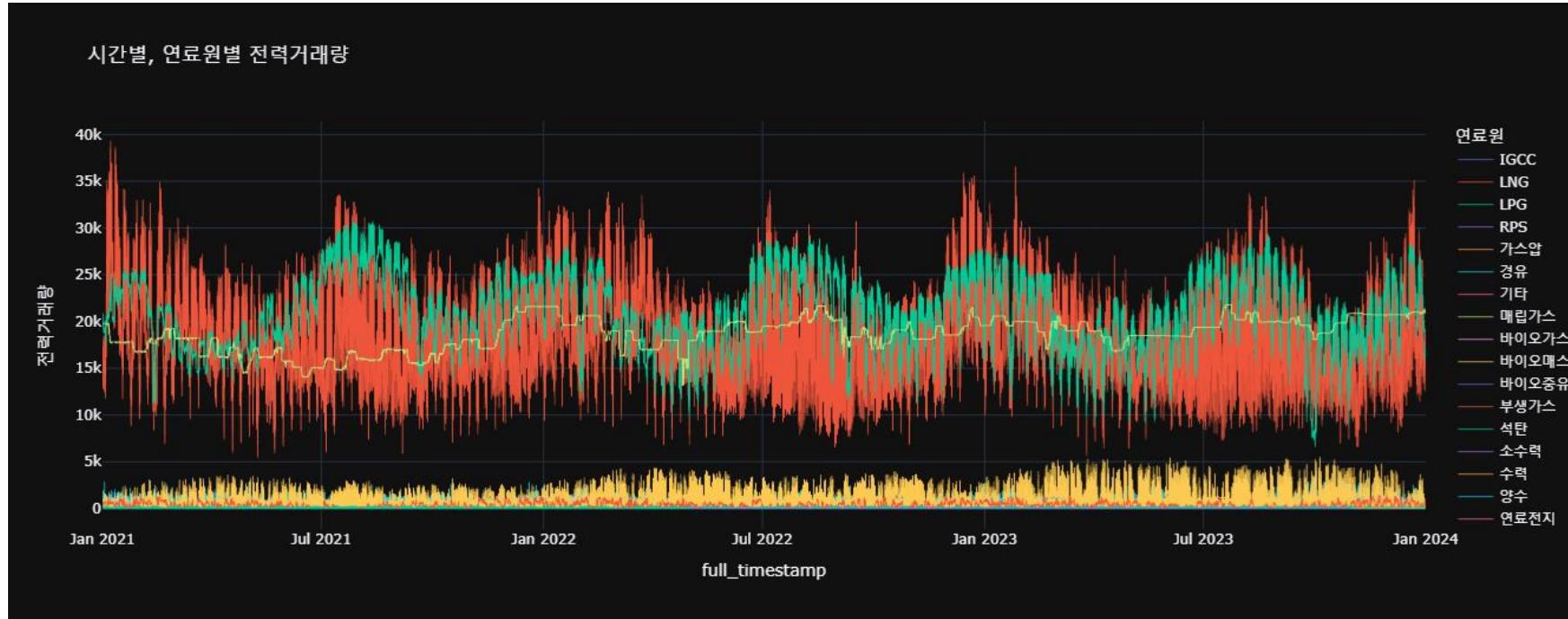


- 석탄, LNG, 원자력 발전 전력이 큰 비중을 차지
- 2020년대에 들어서 석탄 발전과 LNG 발전의 비중이 비슷해진 경향
- 원자력 발전의 경우엔 거래량이 비교적 일정함



## Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

### 데이터 설명



- 가을, 겨울에 거래량이 늘어나는 것을 더욱 뚜렷하게 관측할 수 있음



# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 모델링 - 데이터 전처리

기존 데이터에서  
요일, 공휴일 여부 정보를  
추가적으로 추출



	date_original	hour	fuel_type	volume	full_timestamp	time_idx	month	day_of_week	is_holiday
0	2017-01-01	0	IGCC	0.0	2017-01-01 00:00:00	0	1	6	1
1	2017-01-01	1	IGCC	0.0	2017-01-01 01:00:00	1	1	6	1
2	2017-01-01	2	IGCC	0.0	2017-01-01 02:00:00	2	1	6	1
3	2017-01-01	3	IGCC	0.0	2017-01-01 03:00:00	3	1	6	1
4	2017-01-01	4	IGCC	0.0	2017-01-01 04:00:00	4	1	6	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
1658011	2023-12-31	19	해양에너지	188.0	2023-12-31 19:00:00	61339	12	6	0
1658012	2023-12-31	20	해양에너지	186.0	2023-12-31 20:00:00	61340	12	6	0
1658013	2023-12-31	21	해양에너지	146.0	2023-12-31 21:00:00	61341	12	6	0
1658014	2023-12-31	22	해양에너지	83.0	2023-12-31 22:00:00	61342	12	6	0
1658015	2023-12-31	23	해양에너지	17.0	2023-12-31 23:00:00	61343	12	6	0

1658016 rows × 9 columns

1. 정적 정보(Static): 연료원
2. 과거에 관측된 정보: 전력거래량(예측하려는 변수)
3. 미래 시점에도 알고있는 정보: 시간, 요일, 월, 공휴일 여부



## 모델 학습 - 단기 예측

- Google colab, NVIDIA A100 GPU 사용하여 모델 학습 진행
- 2021.1.1. ~ 2023.12.31. 사이의 시간별, 연료원별 전력거래량 데이터 이용
- 이전 2일(48시간) 데이터를 이용, 추후 1일(24시간) 동안의 **시간별 전력거래량을 예측**
- 약 61만개의 데이터로 학습 진행

```
tft = TemporalFusionTransformer.from_dataset(  
    training,  
    # [학습 파라미터]  
    learning_rate = 0.03, # 학습률: 학습 데이터로부터 얼마나 빠르게 또는 느리게 학습할지를 결정(0.01~0.05 사이로 설정)  
    hidden_size = 64, # 모델의 크기(데이터가 적으면 16, 많으면 64~128)  
    attention_head_size = 1, # 어텐션 헤드 수(보통 1~4)  
    dropout = 0.0, # 과적합 방지(0.1~0.3)  
    hidden_continuous_size = 8, # 연속형 변수 처리 크기  
  
    # [손실 함수] > tft는 확률적 예측을 하므로 QuantileLoss 사용  
    loss = QuantileLoss(),  
  
    # [로그 및 최적화 설정]  
    log_interval = 10,  
    optimizer = "Adam", # 최적화 함수  
    reduce_on_plateau_patience = 4, # 성능이 안 오르면 학습률을 줄임  
)  
  
print(f"모델 파라미터 개수: {tft.size()/1e3:.1f}k")
```

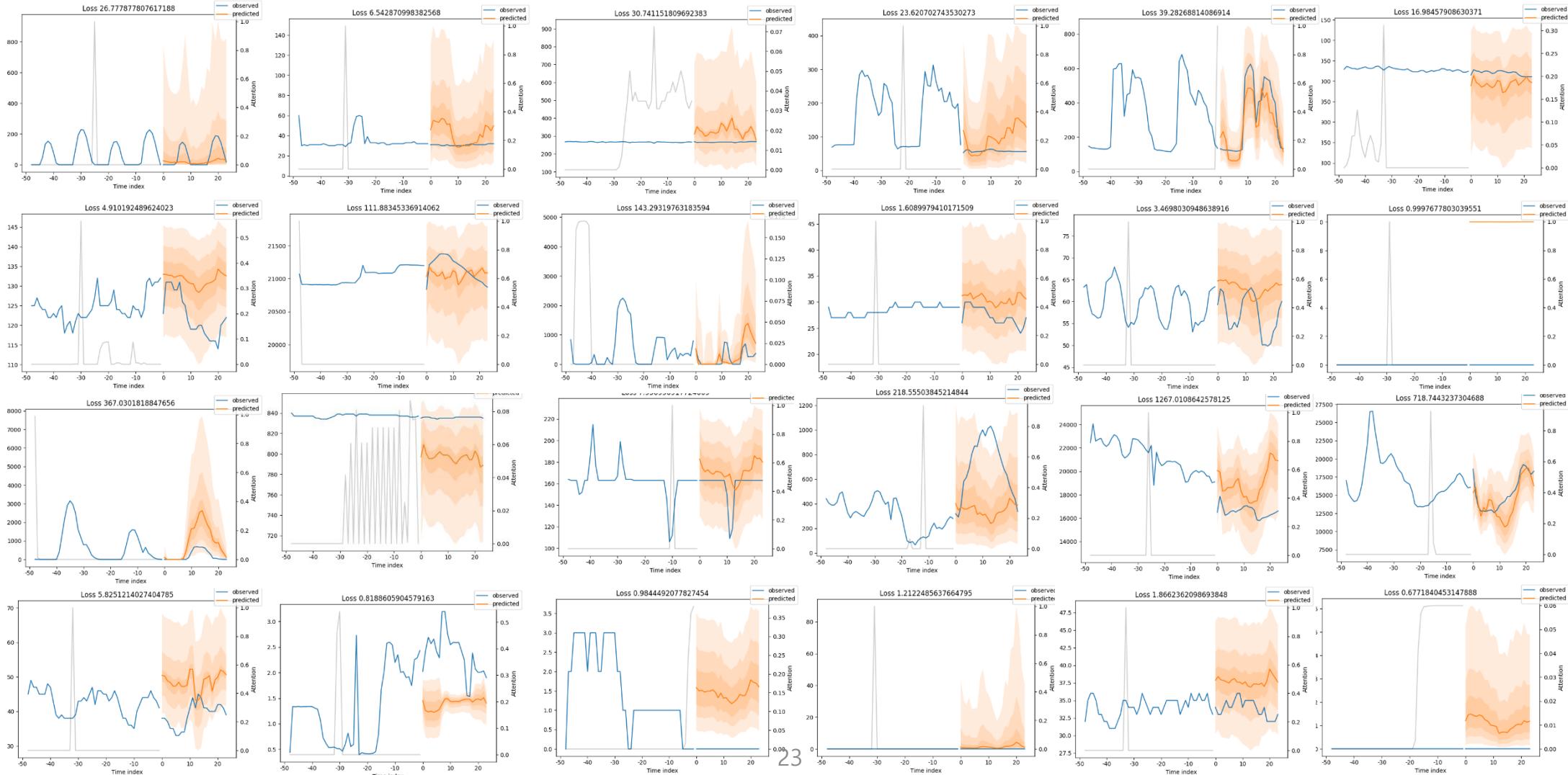
모델 파라미터 개수: 230.9k

- 시각화해본 결과 유연탄 & 무연탄이 석탄에 포함됨 -> 전처리해줌
- 자정의 거래시간이 0이랑 24로 중복 표기되어 있음 -> 0으로 통일
- batch\_size = 64
- 과거 48시간 참조하여 향후 24시간 예측
- 학습 전 MAE 259.38
- 30 epoch
- earlystopping patience 5 -> 17 epoch에서 중단
- 학습 후 MAE: 231.99



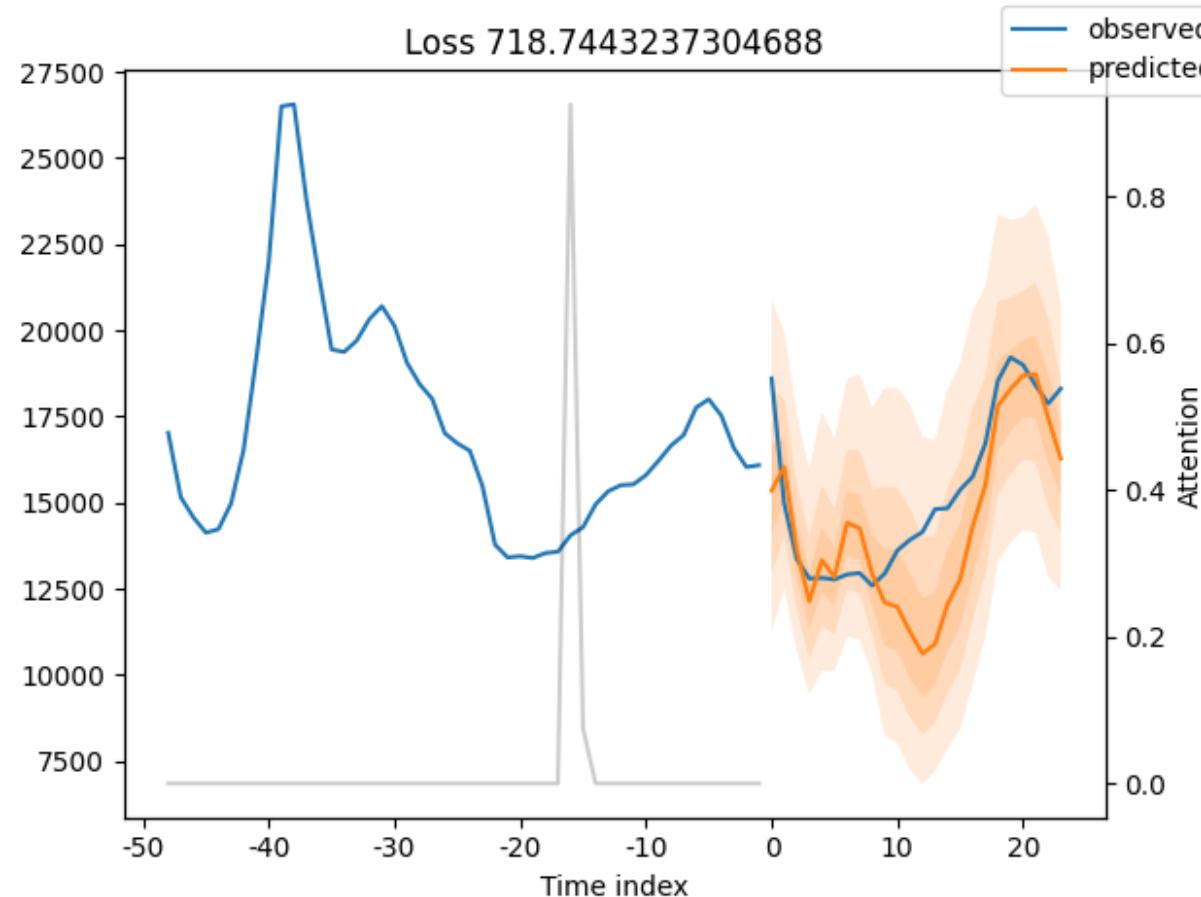
# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 모델링 결과 - 단기예측



# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 모델링 결과 - 단기예측



LNG 24시간 전력 거래량 예측



## 모델 학습 - 장기 예측

- Google colab, NVIDIA A100 GPU 사용하여 모델 학습 진행
- 2013.1.1. ~ 2023.12.31. 사이의 일별, 연료원별 전력거래량 데이터 이용
- 이전 72일 데이터를 이용, 추후 24일 동안의 **일별 전력거래량을 예측**
- 약 66000개의 데이터로 학습 진행

```
tft = TemporalFusionTransformer.from_dataset(  
    training,  
    # [학습 파라미터]  
    learning_rate = 0.002,  
    hidden_size = 96,  
    attention_head_size = 1,  
    dropout = 0.3,  
    hidden_continuous_size = 8,  
  
    # [손실 함수]  
    loss = QuantileLoss(),  
  
    # [로그 및 최적화 설정]  
    log_interval = 10,  
    optimizer = "Adam", # 최적화 함수  
    reduce_on_plateau_patience = 3,  
)
```

```
print(f"모델 파라미터 개수: {tft.size()/1e3:.1f}k")  
모델 파라미터 개수: 500.3k
```



## 모델링 결과 - 장기예측

- 일일 거래량이 1500GWh 미만인 연료원은 '기타'로 통일
- 1차 모델 학습에서 EarlyStopping으로 8 epoch만에 학습 종료
- optuna 모듈 활용하여 파라미터 최적화 후 다시 학습

```
print("Best trial:")
trial = study.best_trial

print("Value: ", trial.value)
print("Params: ")
for key, value in trial.params.items():
    print(f"{key}: {value}")

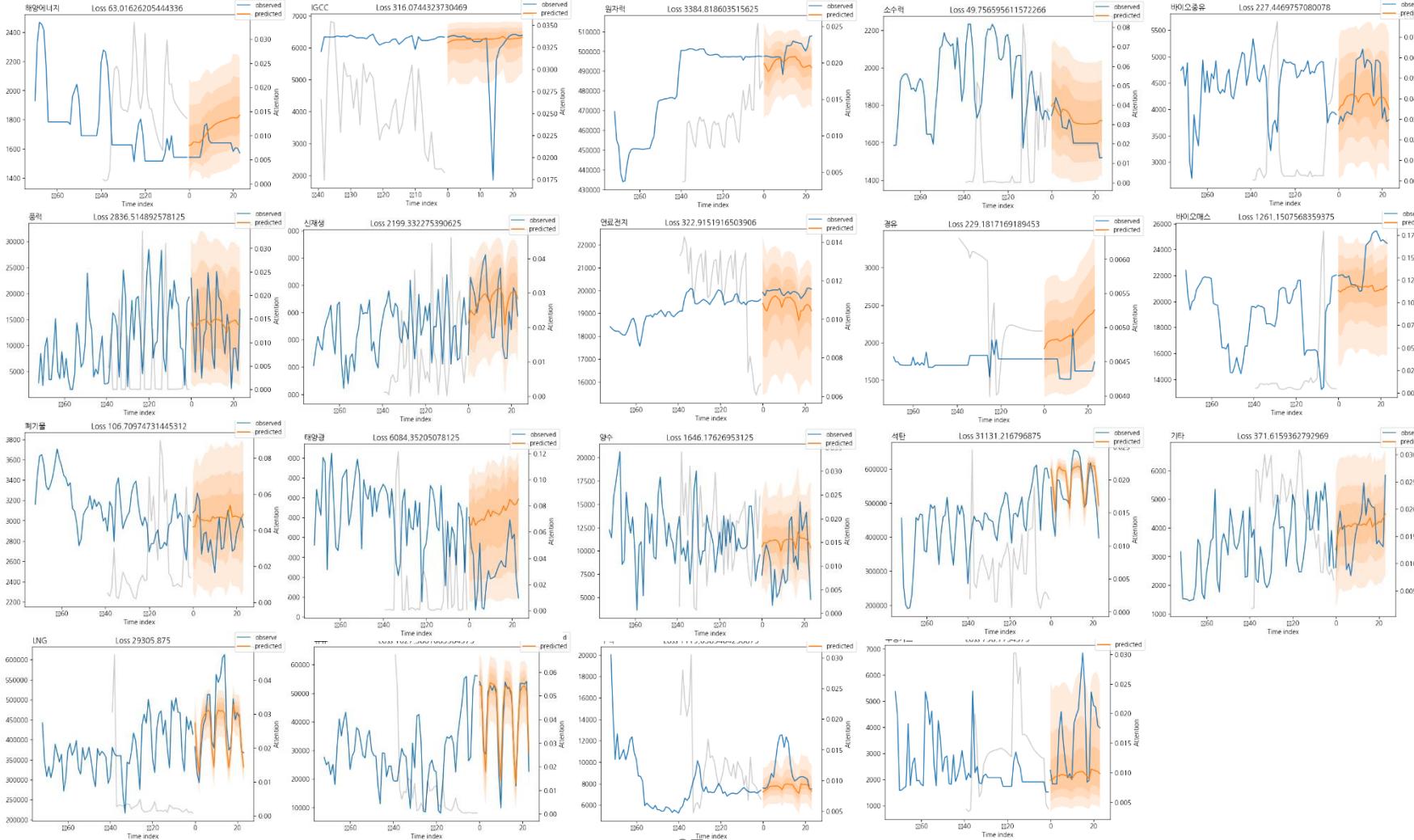
...
Best trial:
Value: 6144.0966796875
Params:
num_units: 35
learning_rate: 0.0019388361059692655
hidden_size: 96
dropout: 0.3000000000000004
attention_head_size: 1
```

- 1차로 돌렸을 때 모델 성능이 이상, 지나치게 규칙적으로 예측하여 데이터에 문제가 있는 것 같아서 일일 거래량이 1500 미만인 연료원은 '기타'로 통일, 카테고리 종류를 줄여서 학습 재시행
- 재시행했을 때 얼리스타핑으로 8epoch만에 학습 종료, 학습 전 MAE 10296, 학습 후 9690
- 뭔가 문제가 있는 것 같아 optuna로 파라미터 최적화 후 다시 학습
- 최종 학습에서 early stopping으로 11 epoch만에 학습 종료, 최종 MAE 7157



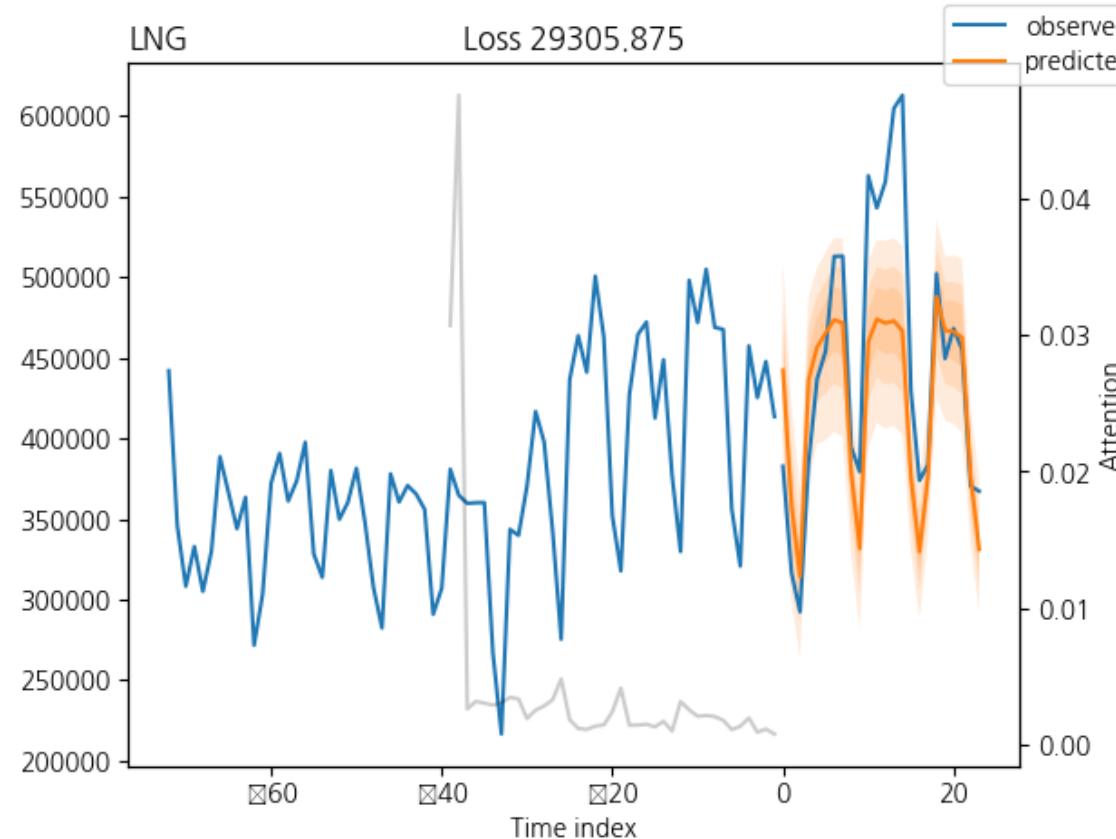
# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 모델링 결과 - 장기예측



## Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

### 모델링 결과 - 장기예측

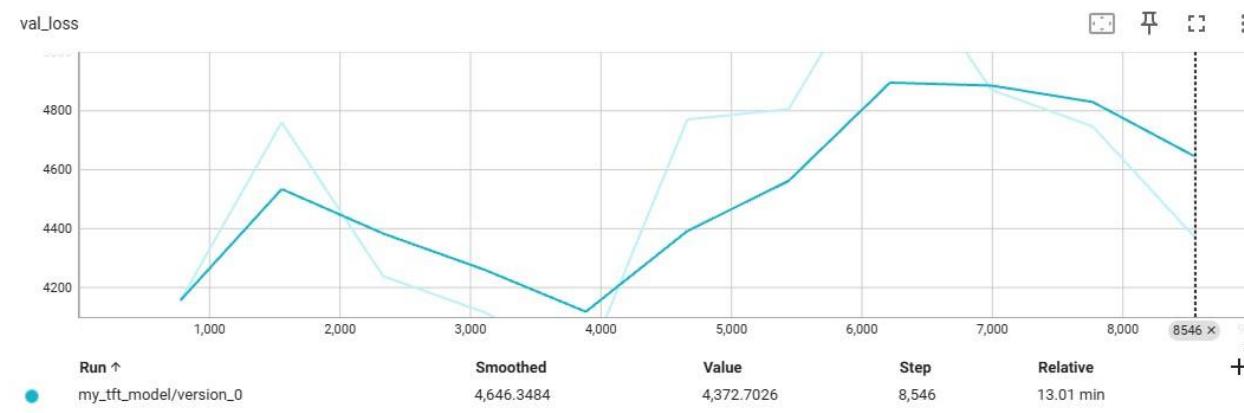
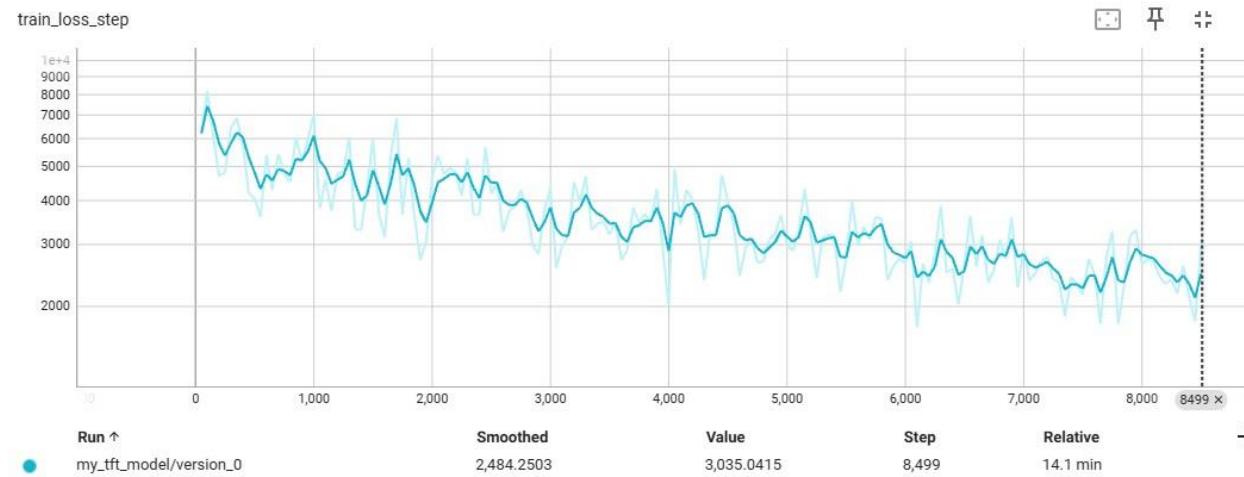


LNG 24일 전력 거래량 예측



# Part 4. AI를 활용한 거래량 예측

## 모델링 결과 - 장기예측



### 총론

- 이익률과 부채 개선을 위해 정확한 수요 예측은 매우 중요
- 발전용 LNG 수요는 변동성이 커 수요 예측에 어려움이 있음
- TFT 모델을 활용하여 다양한 연료원의 장·단기적 전력거래량 예측 모델을 개발

### 한계점

- 시간, 컴퓨팅 단위(GPU) 부족하여 데이터를 충분히 학습시키지 못함
- 기온, 요금, 경제성장률, 배관 보급률 등 변수 추가 시 더 좋은 성능 기대
- 향후 모델 구조를 고도화한다면 신뢰성 더욱 높일 수 있을 것



- 국가에너지통계종합정보시스템, 2024 에너지통계연보(2025.07)
- 산업통상자원부, 제15차 장기 천연가스 수급계획(2023~2026)(2023.04)
- 한국가스공사, 천연가스 산업의 이해(2024.08)
- 한국가스공사, 2025 정책보고서, “전력계통제약을 반영한 발전용 수요전망 모형 개발”(2025.11)

# Q&A

# 감사합니다